

การทำนายการสึกหรอของเครื่องมือตัดคาร์ไบด์ไม่เคลือบผิวที่ผ่านการชุบเย็น

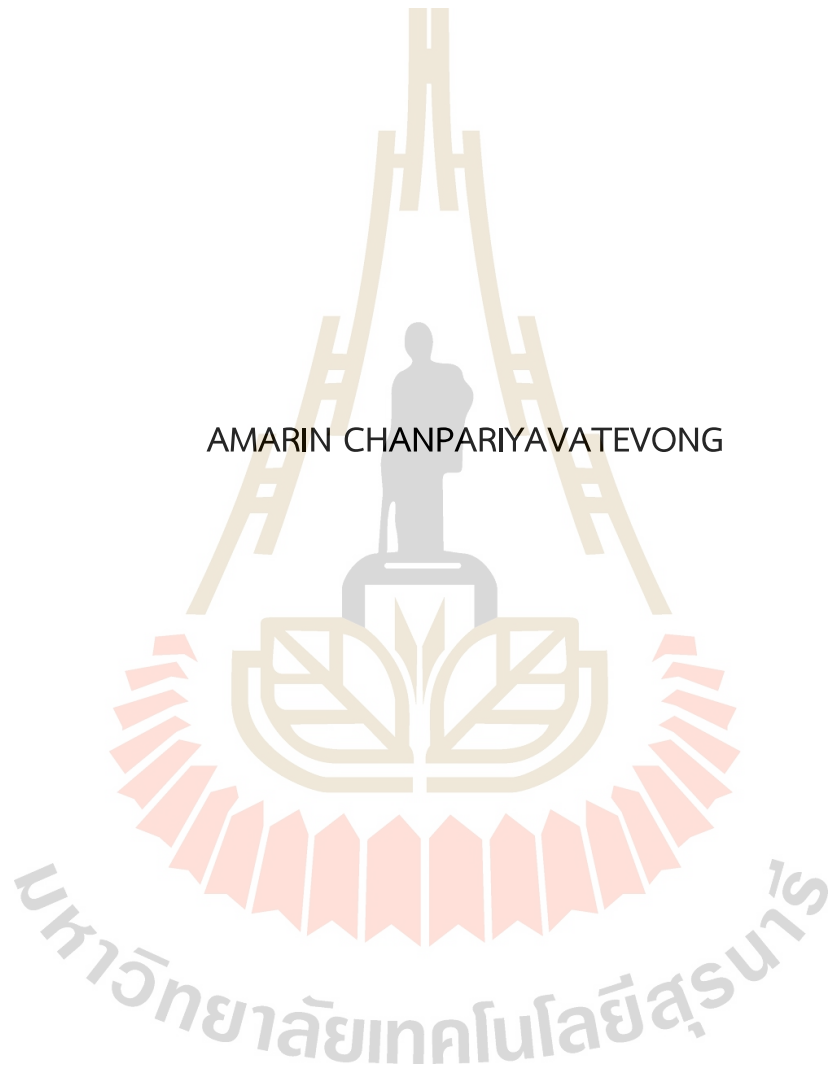


นายอมรินทร์ ชาญปริยวาทีวงศ์

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกลและระบบกระบวนการ
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
ปีการศึกษา 2567

WEAR PREDICTION OF CRYOGENICALLY TREATED UNCOATED
CARBIDE INSERTS

AMARIN CHANPARIYAVATEVONG

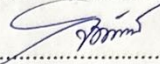


A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of
Doctor of Philosophy in Mechanical and Process System Engineering
Suranaree University of Technology
Academic Year 2024

การทำนายการสึกหรอของเครื่องมือตัดคาร์ไบด์ไม่เคลือบผิวที่ผ่านการชุบเย็น

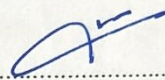
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้นักวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา
ตามหลักสูตรปริญญาดุษฎีบัณฑิต

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์



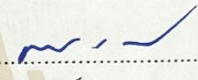
(รศ.ดร.จิตติวัฒน์ นิธิกาญจนธาร)

ประธานกรรมการ



(ผศ.ดร. วรรณวนิช ป่งสุด)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)



(ผศ.ดร. สมศักดิ์ ศิวดำรงพงศ์)

กรรมการ



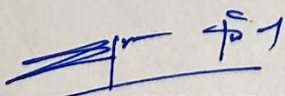
(รศ.ดร.ประเสริฐ เองฉ้วน)

กรรมการ



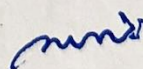
(อ.ดร.จิตติมา วระกุล)

กรรมการ



(รศ.ดร.ยุพาพร รักสกุลพิวัฒน์)

รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการและประกันคุณภาพ



(รศ. ดร.พรศิริ จงกล)

คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

อมรินทร์ ชาญปรีญาทิววงศ์ : การทำนายการสึกหรอของเครื่องมือตัดคาร์ไบด์ไม่เคลือบผิวที่ผ่านการชุบเย็น (WEAR PREDICTION OF CRYOGENICALLY TREATED UNCOATED CARBIDE INSERTS)

อาจารย์ที่ปรึกษา : ผศ.ดร.วรรณวนัช บุ่งสุด, 105 หน้า.

คำสำคัญ : การชุบเย็น, การสึกหรอ, การเรียนรู้ของเครื่องจักร

การชุบเย็นจึงเป็นแนวทางที่มีศักยภาพในการบรรลุด้านการเพิ่มอายุการใช้งานและคุณสมบัติทางกล งานวิจัยนี้ศึกษาผลกระทบของการชุบเย็นต่อเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ โดยใช้ตัวแปรในการชุบเย็นได้แก่ ระยะเวลาการแช่ อุณหภูมิการอบอ่อน และเวลาการอบอ่อน เพื่อศึกษาการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างจุลภาคและการเปลี่ยนแปลงเฟสที่เกิดจากการชุบเย็น กล้องจุลทรรศน์อิเล็กตรอนแบบส่องกราด (SEM) และการเลี้ยวเบนรังสีเอกซ์ (XRD) จึงถูกใช้ในการศึกษานี้ ในส่วนของทำนายการสึกหรอด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine learning) แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น (LRM), ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (SVM) และเอ็กซ์ตรีมเกรเดียนท์บูสต์ (XGBoost) ถูกใช้ในการศึกษานี้เพื่อทำนายการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ ผลจากการศึกษาแสดงให้เห็นว่าการชุบเย็น ส่งผลให้เกิดความต้านทานการสึกหรอที่ดีขึ้นจากความแข็งที่เพิ่มขึ้น ความต้านทานการสึกหรอที่ดีขึ้น เพราะการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างจุลภาคภายในเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ นอกจากนี้ ยังพบการเปลี่ยนแปลงเฟสภายในตัวประสานโคบอลต์ และในส่วนของเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องจักร แบบจำลอง XGBoost มีประสิทธิภาพเหนือกว่า LRM และ SVM ในแง่ของการทำนายการสึกหรอเมื่อพิจารณาจากค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2), รากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (RMSE) และ ค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAPE)

สาขาวิชา วิศวกรรมการผลิต

ปีการศึกษา 2567

ลายมือชื่อนักศึกษา

ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา

AMARIN CHNAPARIYAVATEVONG : WEAR PREDICTION OF CRYOGENICALLY TREATED UNCOATED CARBIDE INSERTS. THESIS ADVISOR : WANWANUT BOONGSOOD, Ph.D., 105 PP.


Keyword : CRYOGENIC/TOOL WEAR/ MACHINE LEARNING

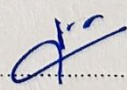
Cryogenic treatment represents a promising approach to achieving these objectives. This study investigated the impact of cryogenic treatment on carbide cutting tools, employing various treatment parameters including soaking period, tempering temperature, and tempering time. The objective was to evaluate changes in tool wear microstructure change and phase transformation. To investigate the microstructural and phase transformation induced by cryogenic treatment, scanning electron microscopy (SEM) and x-ray diffraction (XRD) were employed. this study employed machine learning techniques such as linear regression model (LRM), support vector machine (SVM), and extreme gradient boost (XGBoost) to predict tool wear. The results show that the cryogenic treatment of carbide insert tools results in enhanced hardness, wear resistance and microstructural changes within the tungsten carbide. Additionally, a phase transformation within the cobalt binder was observed. The machine learning analysis demonstrated that XGBoost outperformed LRM and SVM in terms of predicting microhardness, as evidenced by the Coefficient of determination (R^2), Root mean squared error (RMSE) and Mean absolute percentage error (MAPE).

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

School of Manufacturing Engineering

Academic year 2024

Student's Signature.....

Advisor's Signature.....

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยครั้งนี้สำเร็จลงได้ด้วยดี ผู้วิจัยต้องขอขอบพระคุณครอบครัวที่อบรม เลี้ยงดู คอยให้กำลังใจ สนับสนุน และคอยให้ความช่วยเหลือผู้วิจัยมาเสมอจนสำเร็จการศึกษา

ขอขอบพระคุณเพื่อน ๆ ทุกคนที่คอยช่วยเหลือ ให้คำชี้แนะผู้วิจัยมาโดยตลอด

ขอขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. วรณวนัช บุ่งสุด อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ผู้วิจัยรู้สึกซาบซึ้งในความกรุณาของอาจารย์ที่คอยให้คำแนะนำ ตรวจสอบ แก้ไข ชี้แนะแนวทาง และติดตามความก้าวหน้าของงานวิจัยมาโดยตลอด

ขอขอบพระคุณ คณะกรรมการสอบทุกท่านที่กรุณาใช้เวลาตรวจทานและให้ข้อเสนอแนะที่เป็นประโยชน์ต่องานวิจัยนี้

ขอขอบพระคุณ ศูนย์เครื่องมือวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่คอยให้ความช่วยเหลือในด้านการใช้อุปกรณ์และเครื่องมือต่าง ๆ ในการทำวิจัยครั้งนี้

อมรินทร์ ชาญปริยวาทีวงศ์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อ (ภาษาไทย)	ข
บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ)	ค
กิตติกรรมประกาศ	ง
สารบัญ	จ
สารบัญตาราง	ฉ
สารบัญรูป	ญ
สารบัญสมการ	ฎ
บทที่	
1 บทนำ	1
1.1 ที่มาและความสำคัญ	1
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย	4
1.3 ขอบเขตของงานวิจัย	4
1.4 วิธีการดำเนินงานวิจัย	5
1.5 สถานที่ทำวิจัย.....	5
1.6 เครื่องมือที่ใช้ในการทำวิจัย.....	5
1.7 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	5
2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	6
2.1 งานกลึง	6
2.1.1 งานกลึงปาดหน้า	6
2.1.2 การกลึงปอกผิว	7
2.2 มีดกลึง	7
2.2.1 หมวดหมู่ของมีดกลึงคาร์ไบด์ตามประเภทการใช้งาน ...	8
2.2.2 รูปทรงทางเรขาคณิตของมีดกลึง	10
2.3 โครงสร้างทางจุลภาคของมีดกลึงคาร์ไบด์	11
2.4 การสึกหรอของมีดกลึง	12
2.4.1 การสึกหรอแบบหลุม	13
2.4.2 การสึกหรอผิวด้านข้าง	13

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
2.4.3	การสีกรรที่ปลยคมตต 14
2.4.4	การพอกตติของเศษ 15
2.5	ตัวแปรในงานกลึง 16
2.5.1	ควมเร็วตต 16
2.5.2	อัตราป้อน 17
2.5.3	ควมลึกในการตตเฉือน 18
2.6	ข้อกำหนดในการวัดการสีกรรตาม มาตรฐาน ISO 3685:1997 18
2.7	กระบวนกรชุบเย้น 19
2.8	ควมแข็ง 21
2.8.1	ประภทของควมแข็ง 21
2.8.2	การทดสอบควมแข็งแบบวิกเกอร์ 22
2.9	การเรยนรู้ของเครื่องจักร 23
2.9.1	แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น (Linear regression model).. 23
2.9.2	ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support vector machine)..... 24
	แบบจำลอง Extreme gradient boost (XGBoost) 27
2.10	การประเมินแบบจำลองและตัวชี้วัดประสิทธิภพแบบจำลอง 28
2.10.1	รกที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของควมคลาดเคลื่อน (RMSE) 28
2.10.2	ค่าสัมประสิทธิ์การตตลใจ (R^2) 29
2.10.3	ค่าเฉลี่ยของร้อยลควมผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAPE) 30
2.11	ปริทัศน์วรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับการทำนยการสีกรร 31
3	วิธีดำเนนการวิจัย 33
3.1	วัสดุและอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย 33
3.1.1	วัสดุที่ใช้ในงานวิจัย (Materials) 33
3.1.2	อุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย 34
3.2	ขั้นตอนการศีกษการสีกรรและการเปลยนแปลงเมตมิตกลึงคาร์ไบด์... 38
3.2.1	กระบวนกรชุบเย้น 40

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
3.2.2	การทดสอบความแข็ง 41
3.2.3	การทดสอบการสึกหรอโดยกระบวนการกลึง 42
3.2.4	การตรวจสอบการสึกหรอ 43
3.2.5	การตรวจสอบกลไกการสึกหรอ 44
3.2.6	ขั้นตอนการตรวจสอบโครงสร้างทางจุลภาค 45
3.2.7	การตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึกของเม็ดมีดกลึง.. 48
3.3	การทำนายผลการสึกหรอด้วยวิธีการเรียนรู้ของเครื่องจักร 49
3.3.1	ข้อมูลในการทำนายการสึกหรอ 49
3.3.2	กระบวนการนำเข้าข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ของเครื่องจักร 49
3.3.3	กระบวนการแยกข้อมูลสำหรับเรียนรู้ของเครื่องจักร 49
3.3.4	การปรับมาตรฐานคุณลักษณะสำหรับเรียนรู้ของเครื่องจักร 49
3.3.5	แบ่งข้อมูลออกเป็นชุดฝึกสอนและทดสอบสำหรับเรียนรู้ของ เครื่องจักร 50
3.3.6	ขั้นตอนสำหรับการทำนายการสึกหรอ 50
3.3.7	การประเมินการประสิทธิภาพแบบจำลอง 51
4	ผลการวิจัยและอภิปรายผล 52
4.1	ผลการทดสอบความแข็ง 52
4.2	ผลการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ 54
4.3	กลไกการสึกหรอของเม็ดมีดกลึง 58
4.3.1	การสังเกตกลไกการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงด้วยกล้อง จุลทรรศน์แบบส่องกราด 58
4.3.2	การวิเคราะห์พื้นผิวการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงด้วยเทคนิค EDS 61
4.4	การเปลี่ยนแปลงโครงสร้างจุลภาคของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ 65
4.5	การเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึกของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ 68
4.6	การทำนายการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ 71
4.6.1	ผลทำนายการสึกหรอด้วยแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น 74
4.6.2	ผลทำนายการสึกหรอด้วยแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน. 75

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
4.6.3 ผลทำนายการสีกหรือด้วยแบบจำลอง Extreme gradient boosting	77
5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ	80
5.1 สรุปผลการวิจัย	80
5.1.1 ผลกระทบของการชูปเย็นที่มีผลต่อการสีกหรือของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์	80
5.1.2 การใช้การเรียนรู้ของเครื่องจักรในการทำนายการสีกหรือของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์	81
รายการอ้างอิง	82
ภาคผนวก ก	91
ประวัติผู้เขียน	105

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 การรวมกันของทั้งสแตนคาร์ไบด์และธาตุเสริมแรง.....	8
2.2 การจำแนกประเภทการใช้งานเกรดเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์	9
2.3 รวบรวมปรัทัศน์วรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับกระบวนการชุบเย็น.....	20
2.4 รวบรวมปรัทัศน์วรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับการทำนายการสึกหรอ.....	32
3.1 ตัวแปรในการชุบเย็น	40
3.2 การเปรียบเทียบอัตราส่วนอื่นๆหรับชุดการฝึกสอนและชุดการทดสอบ [59].....	50
4.1 ผลการทดสอบการสึกหรอ	53
4.2 ผลการทดสอบการสึกหรอ	56
4.3 ชุดข้อมูลสำหรับทำนายการสึกหรอ	72
4.4 ประสิทธิภาพของแบบจำลองกับข้อมูลฝึกสอน	79
4.5 ประสิทธิภาพของแบบจำลองกับข้อมูลทดสอบ	79

สารบัญญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 การกลิ้งปาดหน้า.....	7
2.2 การปกผิว.....	7
2.3 ส่วนประกอบทางเรขาคณิตของมีดกลิ้ง.....	10
2.4 พงทังสแตนคาร์ไบด์.....	11
2.5 โครงสร้างทางจุลภาคของมีดกลิ้งคาร์ไบด์.....	11
2.6 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างการสึกหรอและเวลา.....	12
2.7 การสึกหรอแบบหลุม.....	13
2.8 การสึกหรอผิวด้านข้าง.....	14
2.9 การสึกหรอที่ปลายคมตัด.....	15
2.10 การพอกติดของเศษ.....	15
2.11 ตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับงานกลิ้ง.....	16
2.12 การแบ่งเขตการสึกหรอบนผิวด้านข้างตามมาตรฐาน ISO 3685:1993.....	19
2.13 หัวกดความแข็งแบบวิกเกอร์.....	22
2.14 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน สำหรับการถดถอย.....	25
3.1 เม็ดมีดกลิ้งคาร์ไบด์ไม่เคลือบผิว.....	33
3.2 เครื่องกลิ้งสำหรับทดสอบการสึกหรอ.....	34
3.3 ถังกักเก็บไนโตรเจนเหลว.....	34
3.4 เตอบโลหะ.....	35
3.5 เครื่องขึ้นตัวเรือนโลหะแบบร้อน.....	35
3.6 เครื่องขัดโลหะ.....	36
3.7 เครื่องกดความแข็งแบบวิกเกอร์.....	36
3.8 กล้องจุลทรรศน์.....	37
3.9 กล้องจุลทรรศน์อิเล็กตรอนแบบส่องกราด.....	37
3.10 เครื่องวิเคราะห์การเลี้ยวเบนรังสีเอกซ์ (XRD).....	38

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.11 แผนผังขั้นตอนการดำเนินการศึกษา.....	39
3.12 วิธีการชุบเย็นสำหรับเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์.....	40
3.13 แผนภาพขั้นตอนการชุบเย็น.....	41
3.14 พื้นที่ในการวัดความแข็ง.....	41
3.15 อุปกรณ์จับยึดสำหรับวางเม็ดมีดกลึงสำหรับทดสอบความแข็ง.....	42
3.16 ภาพแสดงการจับเพลากับหัวกลึง.....	42
3.17 ชิ้นงานที่ใช้การทดสอบการสึกหรอ.....	43
3.18 ภาพแสดงพื้นที่สำหรับตรวจสอบการสึกหรอตามมาตรฐาน ISO3685.....	44
3.19 ช่วงการวัดการสึกหรอ.....	44
3.20 การขึ้นตัวเรือนเม็ดมีดกลึง.....	46
3.21 ลักษณะและวิธีการขัดเตรียมผิวหน้าของเม็ดมีดกลึง.....	46
3.22 ลักษณะการยึดติดคาร์บอนเทปกับเม็ดมีดกลึงที่ผ่านการขึ้นตัวเรือน.....	46
3.22 ลักษณะการวางตัวของเม็ดมีดกลึงในเครื่อง XRD.....	48
4.1 แสดงผลการทดสอบความแข็งของเม็ดมีดกลึง	52
4.2 แสดงผลการสึกหรอของเครื่องมือตัดที่ผ่านการชุบเย็นที่อุณหภูมิในการอบคืนตัวที่แตกต่างกัน	55
4.3 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างผลความแข็งและการสึกหรอ.....	55
4.4 เพลาแบบมีร่องลิ้น	57
4.5 การสึกหรอของเม็ดมีดกลึงที่ไม่ผ่านการชุบเย็น	58
4.6 การสึกหรอของเม็ดมีดกลึงที่ผ่านการชุบเย็น	59
4.7 แสดงการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงทางสัณฐานวิทยาบนพื้นผิวที่สึกหรอของเม็ด	59
4.8 แสดงการวิเคราะห์พื้นผิวเม็ดมีดกลึงที่ผ่านการชุบเย็นด้วยเทคนิค EDS	62
4.9 แสดงการวิเคราะห์พื้นผิวเม็ดมีดกลึงที่ผ่านการชุบเย็นที่ 12 ชั่วโมง แล้วอบคืนตัวที่อุณหภูมิ 300 องศาเซลเซียส เป็นเวลา 3 ชั่วโมง ด้วยเทคนิค EDS	63
4.10 แสดงการวิเคราะห์พื้นผิวเม็ดมีดกลึงที่ผ่านการชุบเย็นที่ 36 ชั่วโมง แล้วอบคืนตัวที่อุณหภูมิ 100 องศาเซลเซียส เป็นเวลา 3 ชั่วโมง ด้วยเทคนิค EDS	64
4.11 โครงสร้างทางจุลภาคของเม็ดมีดกลึง.....	67
4.12 แผนภาพพลไกการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึกเมื่อเม็ดมีดกลึงผ่านการชุบเย็น	68
4.13 แผนภาพการเลี้ยวเบนรังสีเอกซ์ของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ที่ผ่านและไม่ผ่านการชุบเย็น	69
4.14 แผนภาพการเลี้ยวเบนรังสีเอกซ์ที่มุม 46° ถึง 49° เม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ที่ผ่าน (a) และ (b) ไม่ผ่านการชุบเย็น.....	70
4.15 ผลการทำนายการสึกหรอด้วยแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น	74
4.16 ผลการทำนายการสึกหรอด้วยแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	76

สารบัญสุมการ

สมการที่	หน้า
2.1.....	16
2.2.....	17
2.3.....	22
2.4.....	23
2.5.....	24
2.6.....	24
2.7.....	24
2.8.....	25
2.9.....	25
2.10.....	26
2.11.....	27
2.12.....	27
2.13.....	27
2.14.....	28
2.15.....	29
2.16.....	30

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญ

ปัจจุบันการเพิ่มขึ้นของความต้องการสินค้าที่เพิ่มขึ้นและวัตถุดิบที่ลดลง ได้ส่งผลให้กระแสการค้าของโลกมีการเปลี่ยนแปลงส่งผลกระทบต่อ การเพิ่มขึ้นของราคาวัตถุดิบสำหรับการผลิต ไม่ว่าจะเป็นแร่เหล็ก ขนสัตว์ หรือแม้แต่อาหาร ในภาคส่วนอุตสาหกรรมที่จำเป็นต้องทำการตัดเนื้อวัสดุ อาทิเช่น แม่พิมพ์ ชิ้นส่วนยานยนต์ การบินและการเดินเรือ ก็ได้รับผลกระทบด้านต้นทุนการผลิตเพิ่มขึ้น โดยเฉพาะอย่างยิ่ง ค่าใช้จ่ายในส่วนของเครื่องมือตัดที่ถูกคิดเป็น 30% [1] ของต้นทุนการผลิตก็ได้รับผลกระทบตามไปด้วย ดังนั้น การทำให้เครื่องมือตัดยังอยู่ในสภาพพร้อมใช้งานหรือใช้งานได้นานยิ่งขึ้น จึงเป็นทางเลือกที่ช่วยลดต้นทุนการผลิตโดยตรงต่อต้นทุนการผลิตเมื่อต้องการผลิตผลิตภัณฑ์ขึ้นมาหนึ่งชิ้น

การช่วยลดการสึกหรอและการเพิ่มอายุการใช้งานของเครื่องมือตัดสามารถทำได้หลายวิธีโดยปกติแล้ววิธีการลดการสึกหรอของเครื่องมือตัดทำได้โดยการใช้สารหล่อเย็นชนิดน้ำมันซึ่งผลิตจากน้ำมันน้ำมันสังเคราะห์และกึ่งสังเคราะห์มากระจายด้วยการระเหยความร้อนและหล่อลื่นระหว่างการตัดเฉือน [2] โดยการใช้สารหล่อเย็นชนิดน้ำมันเป็นวิธีการที่นิยมในอุตสาหกรรมขนาดใหญ่และขนาดเล็ก และมีการใช้งานมาตั้งแต่ปีคริสต์ศักราช 1989 เนื่องจากสารหล่อเย็นชนิดน้ำมันมีการใช้งานอย่างแพร่หลายและมาซื้อใช้งานได้ง่ายมีราคาตั้งแต่ถูกถึงแพงตามคุณภาพและลักษณะในการใช้งานในการตัดเฉือน [3] อย่างไรก็ตาม สารหล่อเย็นชนิดน้ำมันกล่าวส่งผลเสียต่อสิ่งแวดล้อมในทางอ้อมและต่อตัวผู้ใช้งานในทางตรง วิธีการชุบเย็นเป็นทางเลือกหนึ่งในการช่วยลดการสึกหรอและเพิ่มการต้านทานการสึกหรอของเครื่องมือตัด [4]

การชุบเย็น (Cryogenic treatment) เป็นกระบวนการปรับปรุงคุณสมบัติวัสดุที่ต้องการด้วยความเย็นโดยการชุบเย็นสามารถแบ่งหมวดหมู่ตามอุณหภูมิ ได้แก่ การชุบเย็นแบบตื้น (Shallow cryogenic treatment) โดยใช้อุณหภูมิที่ช่วง -40 ถึง -114 องศาเซลเซียส และการชุบเย็นแบบลึก (Deep cryogenic treatment) ใช้อุณหภูมิที่ช่วง -114 ถึง -196 องศาเซลเซียส [5] ในส่วนของการใช้งานการชุบเย็นกับเครื่องมือตัด มีการใช้การชุบเย็นเพื่อปรับปรุงคุณสมบัติด้านต้านทานการสึกหรอของเครื่องมือตัด โดยการปรับปรุงการต้านทานการสึกหรอของเครื่องมือตัดที่ผ่านการชุบเย็นไม่ได้เป็นการเปลี่ยนแปลงแค่ชั้นผิวตื้น แต่การเปลี่ยนแปลงดังกล่าวเป็นการเปลี่ยนแปลงในระดับโครงสร้างทางจุลภาคของเครื่องมือตัด [6] ซึ่งเป็นข้อดีที่เหนือกว่าการเคลือบเครื่องมือตัดด้วยสารเคมีต่างๆ มากไปกว่านั้น เครื่องมือตัดที่ผ่านการชุบเย็นเป็นการปรับปรุงคุณสมบัติด้านการต้านทานการสึกหรอในระดับโครงสร้างทางจุลภาคส่งผลให้เมื่อเครื่องมือตัดเกิดการสึกหรอ จะสามารถนำไปลับคมตัดใหม่ได้

โดยจากการทบทวนปริทัศน์วรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับการประยุกต์ใช้การใช้งานการชุบเย็นกับเครื่องมือตัดที่ได้รับการเผยแพร่ก่อนหน้านี้ พบว่านิยมประเมินประสิทธิภาพของการชุบเย็นกับเครื่องมือตัด ด้วยวิธีการดังต่อไปนี้ การตรวจสอบการสึกหรอ, การวิเคราะห์ความหยาบผิว, การทดสอบความแข็ง, การศึกษาการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างทางจุลภาค และ การศึกษาการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึก

โดยในส่วนของการประเมินประสิทธิภาพของการชุบเย็นด้วยการตรวจสอบการสึกหรอ Han Lee และคณะ [7] ทำการชุบเย็นดอกกัดคาร์ไบด์ด้วยการชุบเย็นแบบลึก และตรวจสอบการสึกหรอหลังการกัดพบว่าดอกกัดที่ผ่านการชุบเย็นมีการต้านทานการสึกหรอที่เพิ่มมากขึ้น ในทำนองเดียวกัน นำกระบวนการชุบเย็นไปใช้งานร่วมกับเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ไม่เคลือบผิว โดย Singh Gill และคณะ [8] ทำการทดสอบการกลึงเหล็ก S45C ด้วยเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ไม่เคลือบผิวที่ผ่านและไม่ผ่านกระบวนการชุบเย็น และผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่าเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ไม่เคลือบผิวที่ผ่านกระบวนการชุบเย็นมีการสึกหรอน้อยลง โดย SreeramaReddy [9] และคณะกล่าวว่า บริเวณที่มักใช้ในการตรวจสอบการสึกหรอหลังการตัดเฉือน คือตรวจสอบการสึกหรอที่บริเวณผิวหลบของเครื่องมือตัด เนื่องจากบริเวณผิวหลบเป็นบริเวณที่ส่งผลโดยตรงต่อคุณภาพของชิ้นงานหลังการตัดเฉือน ในทางกลับกัน R. Mahendran [10] และ Soleimany และคณะ [11] ได้ดำเนินการศึกษาความเป็นไปได้ในการประยุกต์ใช้เทคนิคการชุบเย็น กับเครื่องมือตัดคาร์ไบด์เคลือบผิว เพื่อปรับปรุงการต้านทานการสึกหรอ ผลการศึกษาพบว่า เครื่องมือตัดคาร์ไบด์เคลือบผิวที่ผ่านกระบวนการชุบเย็นแสดงอัตราการสึกหรอที่เร่งขึ้นเมื่อเปรียบเทียบกับเครื่องมือตัดที่ไม่ได้รับการชุบเย็น สาเหตุหลักเกิดจากอุณหภูมิต่ำจัดในกระบวนการชุบเย็นส่งผลกระทบต่อการยึดเกาะ ระหว่างชั้นเคลือบผิวและเนื้อวัสดุพื้นฐานของเครื่องมือตัด ทำให้เกิดความล้มเหลวในการยึดติดระหว่างชั้นเคลือบกับเนื้อวัสดุหลัก และส่งผลให้เกิดการสึกหรอที่รวดเร็วยิ่งขึ้น โดยจากการศึกษาข้างต้นแสดงให้เห็นว่าการใช้งานการชุบเย็นกับเครื่องมือตัดแบบไม่เคลือบผิวจะส่งผลให้มีการต้านทานการสึกหรอที่เพิ่มมากขึ้น อย่างไรก็ตามเมื่อใช้งานการชุบเย็นกับเครื่องมือตัดที่มีการเคลือบผิวจะส่งผลกลับกันคือเครื่องมือตัดมีการสึกหรอที่เพิ่มมากขึ้น

ในการประเมินประสิทธิภาพทางอ้อมของเครื่องมือตัดคาร์ไบด์ที่ผ่านกระบวนการชุบเย็นปริทัศน์วรรณกรรมที่ได้รับการเผยแพร่ก่อนหน้านี้ได้นำเสนอวิธีการประเมินหลักสองแนวทาง ได้แก่ การตรวจสอบค่าความแข็งและการประเมินความหยาบผิวของชิ้นงานหลังกระบวนการตัดเฉือน การทดสอบความแข็งแบบวิกเกอร์ส (Vickers hardness test) เป็นวิธีการมาตรฐานที่ได้รับการยอมรับอย่างแพร่หลายในการประเมินความแข็งของเครื่องมือตัด เนื่องจากเหมาะสมกับการตรวจสอบความแข็งในระดับจุลภาค ของชิ้นงานขนาดเล็ก Xie และคณะ [12] ได้ดำเนินการศึกษาความแข็งในระดับจุลภาคของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ไม่เคลือบผิว ขณะที่ Samuel Raj [13] ได้ประยุกต์ใช้การทดสอบความแข็งแบบวิกเกอร์สในการประเมินคุณสมบัติของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ไม่เคลือบผิว ผลการศึกษาทั้งสองงานวิจัยสรุปสอดคล้องกันว่า เม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ไม่เคลือบผิวที่ผ่านกระบวนการชุบเย็นแสดงการปรับปรุงความแข็งในระดับจุลภาคที่เพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ ในด้านการประเมินความหยาบผิว Sivalingam และคณะ [14] ได้ทำการศึกษาผลกระทบของกระบวนการชุบเย็นต่อดอกกัดคาร์ไบด์และความสัมพันธ์กับความหยาบผิวของชิ้นงาน ผลการวิจัยพบว่า ดอกกัดคาร์ไบด์ที่ผ่านการชุบเย็นส่งผลชิ้นงานมีค่าความหยาบผิวต่ำกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับดอกกัดที่ไม่ได้ผ่านการชุบเย็น นอกจากนี้

Akincioglu และคณะ [15] ได้ชี้ให้เห็นถึงความสัมพันธ์เชิงสาเหตุระหว่างการสึกหรอของเครื่องมือตัดและคุณภาพผิวของชิ้นงาน โดยสรุปว่า การสึกหรอเป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลกระทบต่อความหยาบผิวของชิ้นงานภายหลังกระบวนการตัดเฉือน โดยเครื่องมือตัดที่มีระดับการสึกหรอสูงจะส่งผลให้เกิดความหยาบผิวที่เพิ่มขึ้นตามไปด้วย

การตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของโครงสร้างทางจุลภาคและการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึกได้รับการเผยแพร่ก่อนหน้านี้ Anshuman Das และ [16] ได้ดำเนินการศึกษาการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างทางจุลภาคของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ไม่เคลือบผิวที่ผ่านกระบวนการชุบเย็น ผลการศึกษาชี้ให้เห็นว่า เม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ไม่เคลือบผิวซึ่งประกอบด้วยคาร์ไบด์เกรนและโคบอลต์เกรนเป็นองค์ประกอบหลัก เมื่อได้รับการบำบัดด้วยอุณหภูมิที่จัดในกระบวนการชุบเย็น จะส่งผลให้เกิดการก่อตัวของเกรนใหม่ที่มีลักษณะสีดำเข้ม ซึ่งเรียกว่า อีตาเฟส (Eta phase) การปรากฏตัวของอีตาเฟสนี้มีความสัมพันธ์โดยตรงกับการเพิ่มขึ้นของค่าความแข็งในเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ ในทำนองเดียวกัน Yong และ Ding [17] ได้ขยายผลการศึกษาเกี่ยวกับผลกระทบของการก่อตัวของอีตาเฟสเพิ่มเติม โดยชี้ให้เห็นถึงลักษณะสองด้านของปรากฏการณ์นี้ การกระจายตัวอย่างสม่ำเสมอของอีตาเฟสทั่วทั้งโครงสร้างจะส่งผลให้เกิดการปรับปรุงความแข็งและความต้านทานการสึกหรอโดยรวม อย่างไรก็ตาม การก่อตัวของอีตาเฟสแบบเฉพาะจุดหรือไม่สม่ำเสมอจะก่อให้เกิดผลเสียต่อคุณสมบัติทางกล โดยทำให้เกิดความเปราะและมีแนวโน้มต่อการเสียดรูปได้ง่าย ในทางตรงข้ามกัน มีการศึกษาการเปลี่ยนแปลงของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ไม่เคลือบผิวที่ผ่านการชุบเย็น โดย ในทางตรงกันข้าม งานวิจัยของ Amarin และคณะ [18] นำเสนอมุมมองที่แตกต่างไปจากการศึกษาก่อนหน้า โดยรายงานว่าไม่พบการเปลี่ยนแปลงที่มีนัยสำคัญในโครงสร้างทางจุลภาคของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ไม่เคลือบผิวภายหลังการชุบเย็น แต่ตรวจพบการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึกของโคบอลต์อย่างชัดเจน การวิเคราะห์เปรียบเทียบระหว่างเม็ดมีดกลึงที่ผ่านและไม่ผ่านการชุบเย็นแสดงให้เห็นถึงการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึกของโคบอลต์จากโครงสร้างคิวบิกเฟซเซ็นเตอร์ (Face-centered cubic, FCC) เป็นโครงสร้างเฮกซะโกนัลไคสแพค (Hexagonal close-packed, HCP) การเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึกนี้ถือเป็นกลไกสำคัญที่อธิบายการปรับปรุงความต้านทานการสึกหรอและค่าความแข็งของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์

การสูญเสียรูปทรงหรือการสึกหรอของเครื่องมือตัดในบางกรณีเป็นการสึกหรอในระดับไมโครเมตรซึ่งไม่สามารถมองเห็นได้ด้วยตาเปล่า การตรวจสอบการสึกหรอของเครื่องมือตัดจำเป็นต้องมีการหยุดเครื่องจักรหรือในบางกรณีจำเป็นต้องหยุดสายการผลิตเพื่อถอดเครื่องมือตัดมาตรวจสอบกับกล้องจุลทรรศน์ ซึ่งส่งผลให้เกิดความยุ่งยากต่อตัวผู้ใช้งานและส่งผลต่อการเพิ่มขึ้นของต้นทุนและเวลาในการผลิตผลิตภัณฑ์นั้นๆ [19]

ในปัจจุบันการใช้งานการเรียนรู้ของเครื่องจักรได้ถูกนำมาใช้งานอย่างแพร่หลายในการแก้ปัญหาทางอุตสาหกรรม การประมาณค่าการสึกหรอของเครื่องมือตัดก็เป็นปัญหาหนึ่งที่มีการนำการเรียนรู้ของเครื่องจักรมาช่วยในการแก้ปัญหานี้ เนื่องจากสามารถลดเวลา ค่าใช้จ่ายในการตรวจสอบการสึกหรอของเครื่องมือตัด ค่าใช้จ่ายในการทดลองต่าง โดยมีประสิทธิภาพการการเรียนรู้ที่ได้รับการเผยแพร่ก่อนหน้านี้ ได้แสดงให้เห็นถึงศักยภาพของการเรียนรู้ของเครื่องในการแก้ไขปัญหา Huang และคณะ [20] ได้พัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องสำหรับการทำนายการสึกหรอของเครื่องมือตัดคาร์ไบด์ ในขณะที่ Wang และคณะ [21] ได้นำเสนอแนวทางการประมาณค่าการสึกหรอ

โดยใช้อัลกอริทึมการเรียนรู้ขั้นสูง นอกจากนี้ Ambadekar และ Choudhari [22] ได้ดำเนินการศึกษาการประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในการพยากรณ์การสึกหรอของเครื่องมือตัดคาร์ไบด์ ผลการศึกษาจากงานวิจัยเหล่านี้แสดงให้เห็นถึงความสำเร็จในการพัฒนาระบบทำนายการสึกหรอของเครื่องมือตัดสำหรับการตัดเฉือนวัสดุประเภทต่างๆ โดยสามารถให้ความแม่นยำในการพยากรณ์ที่ยอมรับได้ในระดับอุตสาหกรรม

โดยข้อสังเกตที่สำคัญในการศึกษาการประยุกต์ใช้การชุบเย็นกับเครื่องมือคาร์ไบด์ ทั้งดอกกัดคาร์ไบด์และเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ พบว่าในส่วนของการศึกษาการเปลี่ยนแปลงของโครงสร้างทางจุลภาคและการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึก ยังมีความไม่ชัดเจนถึงการเปลี่ยนแปลงดังกล่าว ซึ่งเป็นช่องว่างที่สำคัญในการในการศึกษานี้ เช่นเดียวกันกับการประยุกต์ใช้งานการเรียนรู้ของเครื่องจักรในการทำนายการสึกหรอ พบว่าการศึกษาการทำนายการสึกหรอภายใต้สภาวะการชุบเย็น ยังมีจำนวนอย่างจำกัดมาก

ดังนั้นงานวิจัยนี้ต้องการศึกษาการสึกหรอของเครื่องมือตัดคาร์ไบด์ไม่เคลือบผิวที่ผ่านและไม่ผ่านกระบวนการชุบเย็น ในกระบวนการกลึงวัสดุเหล็กกล้าเกรด S45C ภายใต้ตัวแปรในการตัดเฉือนที่แตกต่างกัน เช่น ความเร็วตัด และอัตราป้อน หลักกระบวนการตัดเฉือนข้อมูลในการสึกหรอของเครื่องมือตัดถูกนำไปสำหรับสร้างโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องจักรในการทำนายการสึกหรอ

1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

- 1.2.1 เพื่อศึกษาผลกระทบสึกหรอของเครื่องมือตัดคาร์ไบด์ไม่เคลือบผิวที่ผ่านกระบวนการชุบเย็น (Cryogenic treatment)
- 1.2.2 เพื่อทำนายการสึกหรอของเครื่องมือตัดไม่เคลือบผิวหลังกระบวนการตัดเฉือนเหล็ก S45C

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

- 1.3.1 ศึกษาการสึกหรอของเครื่องมือตัดคาร์ไบด์ไม่เคลือบผิวในกระบวนการกลึง ที่ตัวแปรในการตัดเฉือนคงที่
- 1.3.2 ศึกษาเครื่องมือตัดคาร์ไบด์ไม่เคลือบผิวที่ ผ่านกระบวนการชุบเย็นและไม่ผ่านกระบวนการชุบเย็น
- 1.3.4 ศึกษาผลกระทบการเปลี่ยนแปลงด้านความแข็งของเครื่องมือตัดไม่เคลือบผิวหลังผ่านกระบวนการชุบเย็น
- 1.3.5 ศึกษาการเปลี่ยนแปลงในระดับจุลภาคของเครื่องมือตัดไม่เคลือบผิวหลังผ่านกระบวนการชุบเย็น
- 1.3.6 ศึกษาการทำนายการสึกหรอของเครื่องมือตัดคาร์ไบด์ไม่เคลือบผิวโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine learning)

1.4 วิธีการดำเนินงานวิจัย

- 1.4.1 ศึกษาข้อมูลและทบทวนปริทรรศน์วรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง
- 1.4.2 ออกแบบการทดลองและจัดเตรียมวัสดุและอุปกรณ์สำหรับการทดลอง
- 1.4.3 ทดลองตามการออกแบบการทดลองที่ออกแบบไว้
- 1.4.4 วิเคราะห์ผลการทดลองและสร้างแบบจำลองทำนายผลการทดลอง
- 1.4.5 สรุปผลการทดลอง
- 1.4.6 เผยแพร่งานวิจัย

1.5 สถานที่ทำวิจัย

อาคารเครื่องมือ 1, 3, 5, 6 และ 10 มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ตำบลสุรนารี อำเภอเมืองนครราชสีมา จังหวัดนครราชสีมา รหัสไปรษณีย์ 30000

1.6 เครื่องมือที่ใช้ในการทำวิจัย

- 1.6.1 เครื่องกลึงอัตโนมัติ (CNC lathe machine) สำหรับทดสอบการสึกหรอ
- 1.6.2 เครื่องทดสอบความแข็งแบบวิกเกอร์ส (Vickers hardness test machine) สำหรับทดสอบความแข็งของเครื่องมือตัด
- 1.6.3 กล้องจุลทรรศน์แบบใช้แสง (Optical microscope) สำหรับสังเกตการเปลี่ยนแปลงในระดับจุลภาค
- 1.6.4 กล้องจุลทรรศน์อิเล็กตรอนแบบส่องกราด (Scanning electron microscope: SEM) สำหรับวิเคราะห์สัณฐานเครื่องมือตัด
- 1.6.5 เครื่องทดสอบความแข็งแบบวิกเกอร์ (Vickers hardness test machine)
- 1.6.6 เครื่องขัดชิ้นงานละเอียด (Grinding polishing machine)
- 1.6.7 เครื่องวิเคราะห์การเลี้ยวเบนรังสีเอกซ์ (X-ray diffractometer) เพื่อตรวจสอบโครงสร้างผลึกของเครื่องมือตัด
- 1.6.8 ถังสำหรับกักเก็บไนโตรเจนเหลว

1.7 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- 1.7.1 เครื่องมือตัดที่ผ่านการชุบแข็งได้รับการต้านทานการสึกหรอที่เพิ่มมากขึ้น
- 1.7.2 สามารถสร้างโมเดลสำหรับทำนายการสึกหรอของเครื่องมือตัด
- 1.7.3 ทราบถึงการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างทางจุลภาคของเครื่องมือตัดที่ผ่านการชุบแข็ง

บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

บทนี้นำเสนอการทบทวนวรรณกรรมและกรอบแนวคิดทางทฤษฎีที่เป็นรากฐานของงานวิจัย โดยแบ่งออกเป็นสองส่วนหลัก ได้แก่ ทฤษฎีพื้นฐานเกี่ยวกับกระบวนการตัดเฉือน (หัวข้อ 2.1 ถึง 2.6) ได้รับการเรียบเรียงและปรับปรุงจาก Machinery's Handbook ฉบับที่ 27 โดย Erik Oberg และคณะ ซึ่งครอบคลุมหลักการทางทฤษฎีที่เป็นรากฐานสำคัญในการทำความเข้าใจกลไกการตัดเฉือน และปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพของกระบวนการ และในส่วนของ ในส่วนนี้จะอธิบายและเสนอกรอบความคิดที่เกี่ยวข้องกับ ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการชุบเย็น (Cryogenic treatment) ซึ่งจะกล่าวถึงในหัวข้อ 2.7 และหลักการพื้นฐานของการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning) ที่จะนำเสนอในหัวข้อ 2.9 ทั้งสองทฤษฎีนี้เป็นองค์ประกอบหลักที่เชื่อมโยงโดยตรงกับวัตถุประสงค์และวิธีการวิจัยของการศึกษานี้

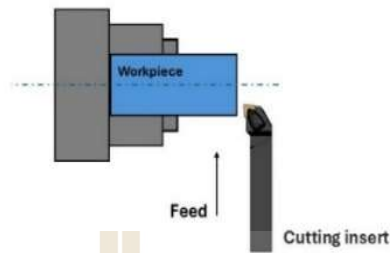
โดยผู้วิจัยมีจุดประสงค์ในการจัดโครงสร้างเนื้อหาในลักษณะนี้มีจุดประสงค์เพื่อสร้างความเข้าใจที่ครอบคลุมและเป็นระบบ โดยเริ่มจากทฤษฎีพื้นฐานที่เป็นรากฐานสำคัญ แล้วขยายไปสู่ทฤษฎีเฉพาะทางที่เกี่ยวข้องโดยตรงกับงานวิจัย เพื่อให้ผู้อ่านสามารถติดตามและเข้าใจแนวคิดทางวิชาการที่เป็นพื้นฐานของการศึกษานี้ได้อย่างชัดเจนและเป็นลำดับ

2.1 งานกลึง

ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงเนื้อหาที่เกี่ยวข้องกับงานกลึง โดยงานกลึงเป็นกระบวนการขึ้นรูปวัสดุ ทั้งโลหะและอโลหะ โดยปกติแล้วนิยมขึ้นรูปวัสดุที่มีลักษณะเป็นทรงกระบอกหรือรูปทรงหกเหลี่ยม โดยหลักการทำงานของงานกลึงคือ ชิ้นงานมีการหมุนของเครื่องจักรเพื่อทำการกำจัดเนื้อวัสดุ หรือตัดเฉือนชิ้นงานด้วยเครื่องมือตัดที่มีลักษณะคมตัดเดียว โดยประเภทของงานกลึงที่นิยมใช้และใช้เป็นหลักในอุตสาหกรรม ประกอบไปด้วย การกลึงปาดหน้า และการกลึงปลอกผิว ซึ่งจะถูกล่ามถึงในหัวข้อย่อยดังต่อไปนี้

2.1.1 งานกลึงปาดหน้า

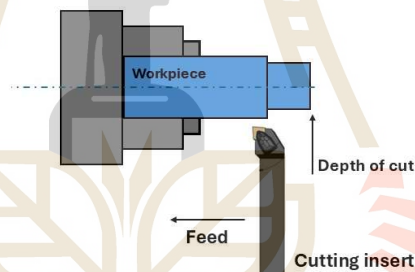
การกลึงปาดหน้าแสดงดังรูปที่ 2.1 โดยการกลึงปาดหน้าเป็นกระบวนการกลึงที่มีความสำคัญและเป็นกระบวนการเริ่มต้นสำหรับกระบวนการถัดไปในกระบวนการกลึง โดยจุดประสงค์ของการกลึงปาดหน้าใช้เพื่อสร้างผิวที่เรียบให้กับชิ้นงาน หรือเพื่อลดความยาวของชิ้นงานที่ต้องการ



รูปที่ 2.1 การกลึงปาดหน้า

2.1.2 การกลึงปอกผิว

การกลึงปอกผิว แสดงดังรูปที่ 2.2 การกลึงปอกผิวเป็นการกลึงที่มีจุดประสงค์เพื่อลดขนาดเส้นผ่านศูนย์กลางของชิ้นงานโดยใช้เครื่องมือตัดที่มีลักษณะเป็นคมตัดเดี่ยวเพื่อเคลื่อนที่ตามแนวแกนของชิ้นงานที่กำลังหมุนรอบตัวเอง ส่งผลให้มีการลดขนาดเส้นผ่านศูนย์กลางของชิ้นงาน และทำให้เกิดผิวหน้าของโลหะที่มีความเรียบเนียนกว่าผิวหน้าเก่า



รูปที่ 2.2 การปอกผิว

2.2 มีดกลึง

มีดกลึงเป็นอุปกรณ์ตัดเฉือนคมตัดเดี่ยวสำหรับกระบวนการกลึง ซึ่งโดยทั่วไปมีดกลึงมีหน้าที่ใช้เพื่อกำจัดเนื้อวัสดุออกจากวัสดุที่ต้องการทำการตัดเฉือน โดยปกติแล้ววัสดุที่ใช้สำหรับผลิตมีดกลึงจะเป็นวัสดุที่มีคุณสมบัติทางกลที่เหนียวกว่าวัสดุที่ทำการตัดเฉือน คุณสมบัติทางกลดังกล่าวรวมถึงความแข็ง ความแข็งแรง และการทนต่ออุณหภูมิที่สูงในระหว่างการตัดเฉือน ในคริสต์ศักราช 1930 คาร์ไบด์ เริ่มเป็นที่นิยมและถูกใช้เป็นวัสดุสำหรับผลิตเป็นเครื่องมือตัดรวมถึงมีดกลึง เนื่องจากคาร์ไบด์เป็นวัสดุที่มีคุณสมบัติทางกลที่มีประสิทธิภาพสูง [2] ในส่วนของวัสดุคาร์ไบด์ที่ใช้ผลิตเป็นมีดกลึงมักถูกเรียกว่า ซีเมนต์คาร์ไบด์ โดยซีเมนต์คาร์ไบด์ มักเกิดจากการนำผงทั้งสแตนคาร์ไบด์มาผสมเข้ากับผงของโลหะอื่นๆที่ช่วยเสริมคุณสมบัติทางกลของมีดกลึงได้ดีขึ้น แสดงดังตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 การรวมกันของทั้งสแตนคาร์ไบด์และธาตุเสริมแรง

สารประกอบ	คุณสมบัติ
ทั้งสแตนคาร์ไบด์+โคบอลต์ (WC/Co)	ทนทานต่อการสึกหรอแบบขัดสี
ทั้งสแตนคาร์ไบด์+ไทเทเนียม+โคบอลต์ (WC/TiC/Co)	ทนทานต่อการสึกหรอที่อุณหภูมิที่สูง
ทั้งสแตนคาร์ไบด์+ไทเทเนียม+แทนทาลัม+โคบอลต์ (WC/TiC/Ta/Co)	ทนทานต่อการสึกหรอในการตัดเฉือนด้วยความเร็วที่สูงและต้านทานการสึกหรอ

2.2.1 หมวดหมู่ของมีดกลึงคาร์ไบด์ตามประเภทการใช้งาน

โดยปกติแล้วเพื่อสะดวกต่อการใช้งานมีดกลึงคาร์ไบด์ถูกจำแนกหมวดหมู่ตามประเภทการใช้งาน ตามมาตรฐานสากล ISO 513 สำหรับจำแนกประเภทการใช้งานตามหมวดหมู่ของวัสดุทำการกลึง โดยสามารถจำแนกของมีดกลึงคาร์ไบด์ได้ดังนี้

- 1) P (เหล็ก): ใช้สำหรับการกลึงวัสดุที่มีเศษยาวและต่อเนื่อง อาทิเช่น เหล็กคาร์บอนต่ำ และเหล็กเหนียว
- 2) M (สแตนเลส): ใช้สำหรับการกลึงวัสดุกลุ่มเหล็กกล้าไร้สนิม เหล็กกล้าไร้สนิม ออสเทนนิติก และสแตนเลส
- 3) K (เหล็กหล่อ): ใช้สำหรับการกลึงวัสดุที่มีเศษสั้นไม่ต่อเนื่อง เช่น เหล็กหล่อ เหล็กหล่อเทา และเหล็กหล่อชุบแข็ง

เพื่อให้เกิดความเข้าใจที่ชัดเจนเกี่ยวกับรหัส สี และการประยุกต์ใช้งานของเครื่องมือตัดคาร์ไบด์สำหรับวัสดุประเภทต่างๆ รายละเอียดดังกล่าวได้รับการสรุปและแสดงไว้ในตารางที่ 2.2 การจำแนกประเภทในแต่ละกลุ่มหลักซึ่งระบุด้วยตัวอักษรและสีมีการแบ่งย่อยเพิ่มเติมอย่างละเอียด โดยการจำแนกย่อยดังกล่าวจะถูกระบุด้วยหมายเลขที่ตามหลังตัวอักษรหลัก หลักการจำแนกนี้มีความสัมพันธ์ผกผันระหว่างค่าหมายเลขกับคุณสมบัติทางกล โดยหมายเลขที่มีค่าต่ำมักบ่งชี้ถึงเกรดที่มีความแข็งแรงสูงกว่าเกรดที่มีหมายเลขสูง ในขณะที่เดียวกัน หมายเลขที่มีค่าสูงกว่าจะสื่อถึงเกรดที่มีความเหนียว (Toughness) มากกว่าเกรดที่มีหมายเลขต่ำ ความสัมพันธ์นี้เป็นการสะท้อนถึงการแลกเปลี่ยนระหว่างคุณสมบัติความแข็งแรงและความเหนียวซึ่งเป็นลักษณะพื้นฐานของวัสดุคาร์ไบด์ การทำความเข้าใจระบบการจำแนกนี้มีความสำคัญอย่างยิ่งในการเลือกใช้เครื่องมือตัดที่เหมาะสมกับลักษณะของวัสดุชิ้นงานและเงื่อนไขการตัดเฉือนที่แตกต่างกัน ทั้งนี้ การเลือกเกรดที่เหมาะสมจะส่งผลโดยตรงต่อประสิทธิภาพการตัดเฉือน อายุการใช้งานของเครื่องมือตัด และคุณภาพของผิวชิ้นงานที่ได้รับ

ประโยชน์ของการจำแนกประเภท ISO ได้แก่

- 1) การสร้างมาตรฐาน: ช่วยให้ผู้ผลิตและผู้ใช้โลหะแข็งสามารถสื่อสารกันได้
- 2) การเลือกเครื่องมือ: ทำให้กระบวนการเลือกเครื่องมือตัดที่เหมาะสมสำหรับการใช้งานเฉพาะง่ายขึ้น
- 3) การเพิ่มประสิทธิภาพ: ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพพารามิเตอร์การตัดเฉือนและปรับปรุงประสิทธิภาพการผลิต

โดยสรุป ระบบการจำแนกประเภทตามมาตรฐาน ISO สำหรับโลหะแข็งถือเป็นเครื่องมือสำคัญที่มีคุณค่าอย่างยิ่งสำหรับผู้เชี่ยวชาญและผู้ปฏิบัติงานในสาขาการตัดเฉือน โดยมาตรฐานดังกล่าวมอบวิธีการที่เป็นระบบ ชัดเจน และมีประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทวัสดุโลหะแข็ง อีกทั้งยังอำนวยความสะดวกในการเลือกเครื่องมือตัดที่เหมาะสมกับลักษณะงานและเงื่อนไขการใช้งานเฉพาะ การประยุกต์ใช้ระบบการจำแนกนี้ยังถูกต้องจะส่งผลต่อการเพิ่มประสิทธิภาพในกระบวนการผลิต การลดต้นทุนในการดำเนินงาน และการยกระดับคุณภาพของผลิตภัณฑ์ในภาพรวม

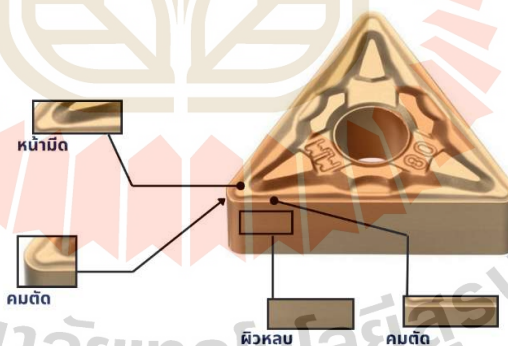
ตารางที่ 2.2 การจำแนกประเภทการใช้งานเกรดเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์

สัญลักษณ์ และ สี	วัสดุที่ นำมาใช้กลึง	ชื่อเรียก (เกรด)	วัสดุแนะนำ สำหรับการกลึง	คุณสมบัติทางกล	
				ความแข็ง	ความเหนียว
P สีฟ้า	โลหะที่มีเศษ ยาว	P01	เหล็กคาร์บอนต่ำ และเหล็กเหนียว	↑ มาก	↓ น้อย
		P10			
		P20			
		P30			
		P40			
		P50			
M สีเหลือง	เหล็กกล้าไร้ สนิม โลหะ ผสมที่มีเศษ สั้น	M10	สแตนเลส เหล็กกล้าอ่อน สแตนนิติก และ เหล็กกล้าผสม	↑ น้อย	↓ มาก
		M20			
		M30			
		M40			
K สีแดง	เหล็กที่มีเศษ สั้นและไม่ ต่อเนื่อง	K01	เหล็กหล่อ เหล็กหล่อเทา เหล็กหล่อชุบ แข็ง	↑ น้อย	↓ มาก
		K10			
		K20			
		K30			
		K40			

2.2.2 รูปทรงทางเรขาคณิตของมีดกลึง

รูปทรงทางเรขาคณิตของมีดกลึงเป็นสิ่งที่มีความสำคัญและบทบาทต่อประสิทธิภาพ ความแม่นยำ ความต้านทานต่อการสึกหรอ และอายุการใช้งานของมีดกลึงในการตัดเฉือนวัสดุต่างๆ ในหัวข้อนี้เพื่อทำความเข้าใจถึง ลักษณะทางเรขาคณิตของมีดกลึง ส่วนประกอบของรูปทรงทางเรขาคณิตของมีดกลึง แสดงดังรูปที่ 2.3 โดยส่วนประกอบของรูปทรงทางเรขาคณิตของมีดกลึง ประกอบไปด้วย

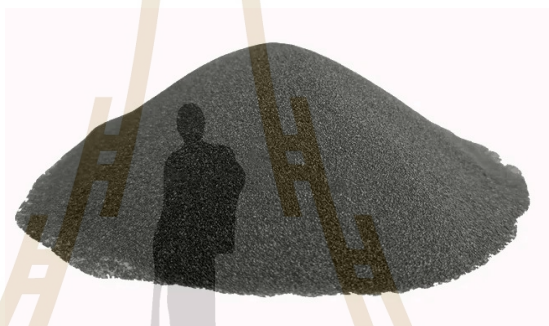
- 2.2.2.1 คมตัด: เป็นส่วนที่คมที่สุดของมีดกลึง โดยคมตัดมีหน้าที่ในการตัดเฉือนชิ้นงานในระหว่างกระบวนการกลึงโดยทำหน้าที่ควบคู่กับหน้ามีด โดยเมื่อคมตัดทำการตัดเฉือนเนื้อวัสดุแล้วหน้ามีดจะมีหน้าที่สำหรับหักเศษวัสดุไม่ให้ยาวเกินไป
- 2.2.2.2 หน้ามีด : เป็นพื้นผิวบริเวณด้านบนสุดของมีดกลึงซึ่งอยู่ใกล้คมตัด โดยหน้ามีดมีบทบาทสำคัญในการควบคุมการไหลของเศษวัสดุที่ถูกตัดออก และส่งผลต่อคุณภาพของผิวสำเร็จของชิ้นงาน
- 2.2.2.3 จมูกมีด: เป็นพื้นที่บริเวณปลายสุดของมีดกลึง และเป็นจุดแรงของมีดกลึงที่ถูกสัมผัสกับชิ้นงานในระหว่างกระบวนการกลึง
- 2.2.2.4 ผิวหลบ: พื้นผิวของมีดกลึงที่อยู่ด้านล่างของคมตัด หรือด้านที่อยู่ติดกับผิวชิ้นงานที่ถูกตัดเฉือนไปแล้ว มีหน้าที่สำคัญในการป้องกันไม่ไห้ส่วนอื่นของมีดกลึงเสียดสีกับชิ้นงานโดยตรง



รูปที่ 2.3 ส่วนประกอบทางเรขาคณิตของมีดกลึง

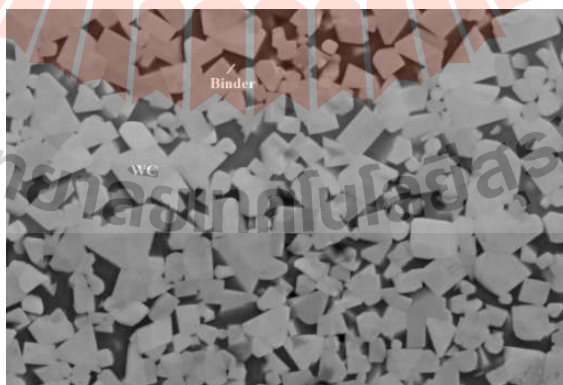
2.3 โครงสร้างทางจุลภาคของมิดกึ่งคาร์ไบด์

วัสดุคาร์ไบด์หรือทังสเตนคาร์ไบด์เป็นวัสดุที่เกิดจากการรวมกันของ ทังสเตนกับคาร์บอนที่ อุณหภูมิ 1400-2000 องศาเซลเซียส โดยมีสูตรทางเคมีคือ WC โดย ทังสเตนคาร์ไบด์จะมีรูปแบบ พื้นฐานเป็นลักษณะผงสีเทา (รูปที่ 2.4) ทังสเตนคาร์ไบด์มีจุดหลอมเหลวที่ 2000 องศาเซลเซียส ทังสเตนคาร์ไบด์ มีคุณสมบัติด้านความแข็งและทนความร้อนสูง ทังสเตนคาร์ไบด์จึงถูกเลือกใช้ทำเป็น เครื่องมือตัด มีดกึ่งก็เป็นหนึ่งในนั้นที่ใช้ทังสเตนคาร์ไบด์เป็นวัสดุฐาน โดยมีดกึ่งคาร์ไบด์ถูกผลิต จากการรวมกันของโลหะผงสองชนิดคือ ทังสเตนคาร์ไบด์ ที่มีหน้าที่เป็นส่วนประกอบหลัก และ โคบอลต์ ที่ทำหน้าที่เป็นตัวประสานเพื่อเชื่อมอนุภาคของทังสเตนคาร์ไบด์เข้าด้วยกัน



รูปที่ 2.4 ผงทังสเตนคาร์ไบด์

จุลภาคของมิดกึ่งคาร์ไบด์ แสดงดังรูปที่ 2.5 โดยจะเห็นได้ว่า เกรนที่มีลักษณะเป็นสีเทาอ่อนและมีลักษณะเป็นสี่เหลี่ยมด้านไม่เท่าคือ เกรนทังสเตนคาร์ไบด์ และสีดำที่อยู่ล้อมรอบเกรน ทังสเตนคาร์ไบด์ คือโคบอลต์



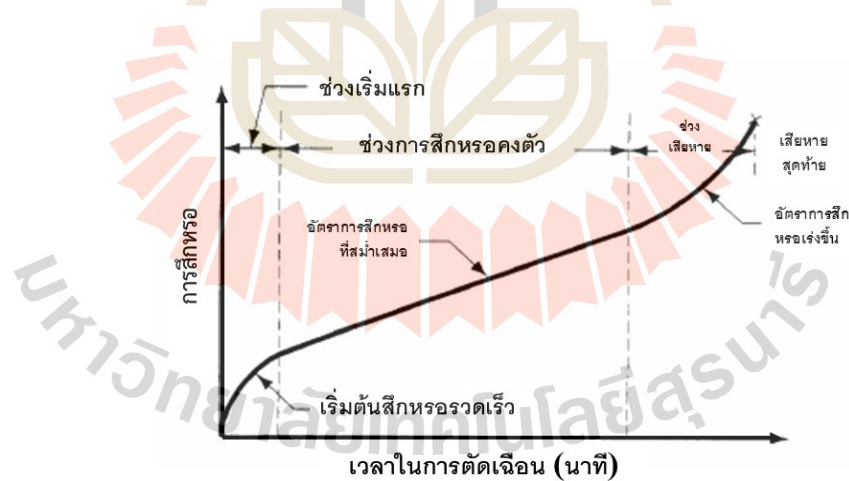
รูปที่ 2.5 โครงสร้างทางจุลภาคของมิดกึ่งคาร์ไบด์

2.4 การสึกหรอของมีดกลึง

ในกระบวนการกลึงโลหะหรือโลหะในแต่ละครั้งเพื่อที่จะตัดเฉือนเนื้อวัสดุออกให้ได้รูปร่างที่ต้องการ จำเป็นต้องใช้แรงในการตัดที่สูงมากอีกทั้งยังทำการเกิดอุณหภูมิที่สูงมากในระหว่างการกลึง สภาพดังทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงทางกายภาพและทางเคมีที่ผิวหน้าของเครื่องมือตัด จนส่งผลให้ประสิทธิภาพในการตัดลดลง และในที่สุดก็เกิดการเสื่อมสภาพและต้องทำการเปลี่ยนเครื่องมือตัดใหม่

โดยปกติแล้วกลไก การสึกของมีดกลึงและเครื่องมือตัดชนิดอื่นๆจะแบ่งออกได้เป็น 3 ช่วงหลักๆด้วยกัน (รูปที่ 2.6)

- 1) ช่วงเริ่มแรก: เป็นช่วงเริ่มใช้งานมีดกลึง คมตัดของมีดกลึงยังมีความคมและความบางส่งผลให้เมื่อเริ่มการใช้งานจะมีการสึกหรออย่างรวดเร็ว
- 2) ช่วงการสึกหรอคงตัว: เป็นช่วงที่สองต่อจากช่วงเริ่มแรกหรือเรียกว่าช่วงการสึกหรอคงตัว โดยเมื่อคมตัดที่มีความคมและความบางสึกหรอไปแล้วจะเหลือแค่ส่วนที่มีความแข็งแรง ทำให้อัตราการสึกหรอมีการเพิ่มขึ้นอย่างสม่ำเสมอ โดยการสึกหรอช่วงนี้จะเกิดขึ้นจากการใช้งานตามปกติ
- 3) ช่วงเสียหาย: เป็นช่วงที่อัตราการสึกหรอเกิดขึ้นอย่างรวดเร็วทั้งนี้เนื่องมาจากคมตัดที่ใช้งานมาเป็นระยะเวลาาน เกิดการสูญเสียรูปทรงของคมตัดอย่างสมบูรณ์ส่งผลให้ต้องใช้แรงในการตัดเฉือนมากขึ้นและอุณหภูมิในการตัดเฉือนมากขึ้นตามไปด้วย ส่งผลให้เกิดการสึกหรออย่างรวดเร็ว



รูปที่ 2.6 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างการสึกหรอและเวลา

และเพื่อที่จะเข้าใจการสึกหรอในตำแหน่งต่างๆ รูปแบบการสึกหรอ อาทิเช่น การสึกหรอแบบหลุม การสึกหรอผิวด้านข้าง การสึกหรอที่ปลายคมตัด และการพอกติดของเศษ จะถูกกล่าวถึงในหัวข้อนี้

2.4.1 การสีกหรือแบบหลุม

การสีกหรือแบบหลุม (รูปที่ 2.7) การสีกหรือแบบหลุมเป็นการสีกหรือที่เกิดบริเวณหน้าของเม็ดมีดกลึง โดยจะเกิดห่างจากบริเวณคมตัดออกมาเล็กน้อย โดยการสีกหรือแบบหลุมเกิดจากอนุหภูมิที่สูงของเศษโลหะในขณะการกลึงไหลออกจากวัสดุและเกิดการเสียดสีที่บริเวณหน้ามีด ส่งผลให้ผิวของเม็ดมีดกลึงเกิดการหลุดลอกและเมื่อโดนอนุหภูมิที่สูงของเศษวัสดุซ้ำหลายครั้ง จึงเกิดหลุมที่บริเวณหน้ามีด

การสีกหรือแบบหลุมมักเกี่ยวข้องกับความสัมพันธ์ของร่องคายเศษ ที่อยู่บริเวณหน้ามีด โดยร่องคายเศษทำหน้าที่ตัดเศษในระหว่างการกลึงเพื่อไม่ให้เศษยาวจนเกินไป เมื่อเกิดการสีกหรือแบบหลุมจะส่งผลกระทบต่อความสัมพันธ์ของร่องคายเศษ ทำให้เศษโลหะมีความยาวและเกิดการเสียดสีหรือพันกับชิ้นงานระหว่างกระบวนการกลึง Altin และคณะ [23] เน้นย้ำว่าเม็ดมีดกลึงที่เกิดการสีกหรือแบบหลุมส่งผลกระทบต่อคุณภาพผิวของชิ้นงานหลังกระบวนการกลึงมากกว่าเม็ดมีดกลึงที่ไม่เกิดการสีกหรือแบบหลุม ในทำนองเดียวกัน Tatsuya และ Toshiyuki [24] พบการเปลี่ยนแปลงของความหยาบผิวของเหล็กคาร์บอนกลางที่เพิ่มมากขึ้นหลังการตัดเฉือน โดยพบว่า การเพิ่มขึ้นของความหยาบผิวเกิดจากเม็ดมีดกลึงสูญเสียความสัมพันธ์ของรูปร่างบริเวณร่องคายเศษ ส่งผลให้เศษโลหะหลังการตัดเฉือนเกิดการเสียดสีกับชิ้นงาน



รูปที่ 2.7 การสีกหรือแบบหลุม

2.4.2 การสีกหรือผิวด้านข้าง

การสีกหรือผิวด้านข้าง (รูปที่ 2.8) คือรูปแบบการสีกหรือชนิดหนึ่งที่เกิดขึ้นบนผิวด้านข้างของเม็ดมีดกลึง โดยเป็นการสีกหรือที่เกิดขึ้นจากการเสียดสีระหว่างผิวด้านข้างของคมตัดกับชิ้นงานที่กำลังถูกตัด สาเหตุหลักของการสีกหรือแบบด้านข้างคือ เครื่องมือตัดได้รับแรงเสียดทานระหว่างผิวด้านข้างบริเวณคมตัดของเครื่องมือตัด ทำให้เกิดการสีกหรือของเครื่องมือตัดไปอย่างช้าๆ จนเครื่องมือตัดเกิดการเสียหายและหมดอายุการใช้งานไปในที่สุด

การสีกหรือผิวด้านข้างเป็นการสีกหรือหลักของเครื่องมือตัดประเภทคมตัดเดี่ยว [25] เนื่องจากบริเวณผิวหลบเป็นพื้นที่หลักที่สัมผัสกับชิ้นงานในระหว่างกระบวนการกลึง และระยะการสีกหรือบริเวณผิวด้านข้างของเม็ดมีดกลึงมักถูกใช้เป็นตัวกำหนดอายุการใช้งานของเม็ดมีดกลึง

นั้นๆ [26] Sudhansu และคณะ [27] พบว่าในกระบวนการกลึงเหล็ก AISI 4041 ด้วยเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ และตรวจสอบการสึกหรอหลังจากการกลึงพบว่าเม็ดมีดกลึงมีการสึกหรอบริเวณผิวด้านข้าง รวมถึงเมื่อเปรียบเทียบการสึกหรอบริเวณผิวด้านข้างกับความหยาบผิวของเหล็ก AISI 4041 หลังกระบวนการกลึง พวกเขาสรุปได้ว่าเมื่อเม็ดมีดกลึงที่มีการสึกหรอด้านข้างสูงจะส่งผลให้มีความหยาบผิวของชิ้นงานหลังการตัดเฉือนสูงขึ้นไปด้วย และเพื่อสำรวจกลไกการสึกหรอผิวด้านข้างของเม็ดมีดกลึง Chattopadhyay [28] ตรวจสอบกลไกการสึกหรอด้านข้างของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ หลังกระบวนการกลึงเหล็ก S45C เมื่อตรวจสอบด้วยกล้องจุลทรรศน์แบบส่องกราด พวกเขาพบอนุภาคของเหล็ก S45C ที่บริเวณผิวด้านข้างของเม็ดมีดกลึงที่เกิดมาสึกหรอแบบผิวด้านข้าง และพวกเขาสรุปว่า ต้นเหตุของการสึกหรอบริเวณด้านข้างของเม็ดมีดกลึงมาจากอนุภาคของเหล็ก S45C ที่ยึดเกาะและเสียดสีกับบริเวณด้านข้างของเม็ดมีดกลึง



รูปที่ 2.8 การสึกหรอผิวด้านข้าง

2.4.3 การสึกหรอที่ปลายคมตัด

การสึกหรอที่ปลายคมตัด (รูปที่ 2.9) คือรูปแบบการสึกหรอชนิดหนึ่งที่เกิดขึ้นที่ส่วนปลายของคมตัดเครื่องมือตัดเฉือน โดยเป็นการสึกหรอที่เกิดจากการที่ปลายคมตัดสัมผัสกับชิ้นงานโดยตรงและเกิดการเสียดสี สาเหตุเกิดจากการใช้ความลึกในการตัดเฉือนมากเกินไปทำให้ปลายคมตัดได้รับแรงในการตัดเฉือนที่มากเกินไปและส่งผลให้เครื่องมือตัดล้มเหลวในที่สุด ลักษณะการสึกหรอที่ปลายคมตัด

การสึกหรอที่ปลายคมตัด โดยการสึกหรอประเภทนี้มักเกิดจากการใช้มุมของจุมุมิตที่ไม่สอดคล้องกับความลึกในการกลึงและอัตราป้อนที่ไม่เหมาะสม และการสึกหรอที่ปลายคมตัดสามารถเกิดขึ้นได้กับการกลึงวัสดุโลหะและอโลหะ [29] สาเหตุการสึกหรอที่ปลายคมตัดที่เกิดขึ้นเมื่อกลึงวัสดุโลหะมักจะเกิดจากการใช้รัศมีของจุมุมิตที่น้อยจนเกินไปควบคู่กับการกลึงโลหะที่มีอนุภาคแข็งเมื่อได้รับแรงในระหว่างกลึงส่งผลให้เกิดการสะสมความเครียดที่ปลายของคมตัดและเกิดการแตกหักในที่สุด [30] Bhushan [31] กล่าวว่า เพียงแต่ความแข็งของวัสดุที่ส่งผลต่อการแตกหักที่ปลายของเม็ดมีดกลึง ความขรุขระของวัสดุในระหว่างกระบวนการกลึงนั้นก็เป็นตัวการในการแตหักของเม็ดมีดกลึงที่ปลายคมตัดส่วน

ในกรณีของการกลึงวัสดุโลหะ อาทิเช่นอลูมิเนียม มักเกิดการสะสมของเศษที่ปลายคมตัดและนำไปสู่การสึกหรอและการแตกหักที่ปลายคมตัดในที่สุด [32] Haddag และคณะ กล่าวเพิ่มเติมว่าในกระบวนการกลึงวัสดุโลหะที่ค่อนข้างมีความเหนียวนั้น เศษของวัสดุจะเกิดการพอกติดที่ปลายของคมตัด โดยพวกเขาอธิบายว่าการพอกติดนี้เป็นตัวการที่ทำให้คมตัดมีความคมลดลงและทำให้เกิดการตัดเฉือนที่ไม่สมบูรณ์ส่งผลให้เกิดความเครียดสะสมที่ปลายของเครื่องมือตัดและเกิดสึกหรอในที่สุด



รูปที่ 2.9 การสึกหรอที่ปลายคมตัด

2.4.4 การพอกติดของเศษ

การพอกติดของเศษ แสดงดังรูปที่ 2.10 การพอกติดของเศษ เป็นปรากฏการณ์ที่เกิดขึ้นในระหว่างการตัดเฉือน โดยเฉพาะอย่างยิ่งวัสดุที่มีความเหนียว โดยหลักการคือวัสดุจากชิ้นงานจะถูกอัดแน่นและเกาะติดอยู่ที่คมตัด ทำให้เกิดขอบที่ยื่นออกมาจากคมตัด และมีดกสิ่งจะเกิดการสึกหรอหรือในกรณีที่เลวร้ายที่สุดมีดกสิ่งจะเกิดการแตกหักบริเวณปลายของมีดกสิ่ง ส่งผลให้ไม่สามารถใช้มีดกสิ่งต่อได้

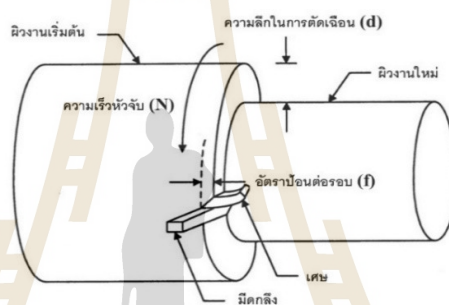
โดยปกติแล้วการพอกติดของเศษมักเกิดขึ้นในกระบวนการกลึงกับวัสดุที่ค่อนข้างมีความเหนียวและมีเศษที่มีลักษณะต่อเนื่อง โดยการเกิดขึ้นของการพอกติดของเศษมันจะเกิดจากการที่เศษโลหะหรือโลหะไหลผ่านหน้ามีและบริเวณคมตัดในระหว่างการกลึงและมีการสะสมเป็นอนุภาคเล็กๆ จนมีการสะสมเป็นการพอกในที่สุด [33] Atlati และคณะ [34] ศึกษากระบวนการกลึงอลูมิเนียม ด้วยมีดมีดกสิ่งคาร์ไบด์ และทำการตรวจสอบการสึกหรอหลังกระบวนการกลึงด้วยกล้องจุลทรรศน์แบบส่องกราด พวกเขาพบการสะสมของเศษอลูมิเนียมบริเวณงมูกและคมตัดของมีดมีดกสิ่ง และสรุปได้ว่าการพอกติดของเศษเป็นสาเหตุหลักที่ทำให้เกิดการสึกหรอในกระบวนการกลึงวัสดุเหนียว



รูปที่ 2.10 การพอกติดของเศษ

2.5 ตัวแปรในงานกลึง

ในกระบวนการกลึง ซึ่งเป็นการตัดเฉือนวัสดุโดยใช้เครื่องมือตัดที่มีคมตัดเดี่ยว การทำความเข้าใจและการเลือกใช้ตัวแปรในการตัดเฉือนอย่างเหมาะสมถือเป็นปัจจัยสำคัญ ดังนั้น ในหัวข้อนี้จะอธิบายและกล่าวถึงตัวแปรหลักที่มีบทบาทสำคัญในกระบวนการกลึง ซึ่งประกอบด้วยความเร็วตัด อัตราป้อน และความลึกในการตัด แสดงดังรูป 2.11 ดังที่ได้กล่าวไปข้างต้น การทำความเข้าใจถึงความสำคัญของตัวแปรในการตัดเฉือนถือเป็นสิ่งจำเป็นอย่างยิ่งในกระบวนการตัดเฉือน การเลือกใช้ตัวแปรในการตัดเฉือนที่เหมาะสมกับวัสดุที่ถูกกลึงมีความสำคัญอย่างยิ่ง เนื่องจากการเลือกใช้ตัวแปรที่ไม่สอดคล้องกับคุณสมบัติของวัสดุ อาจส่งผลให้เกิดความเสียหายต่อเม็ดมีดกลึง และยังสามารถส่งผลกระทบต่อคุณภาพของชิ้นงานภายหลังกระบวนการกลึงอีกด้วย [35]



รูปที่ 2.11 ตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับงานกลึง

2.5.1 ความเร็วตัด

ความเร็วตัด คือ ความเร็วตามแนวเส้นรอบวงของเครื่องมือตัดที่สามารถตัดเฉือนวัสดุหรือชิ้นงานออกได้เป็นระยะทางภายในหนึ่งหน่วยเวลา การเลือกค่าความเร็วดังนั้น ต้องพิจารณาปัจจัยที่สำคัญ ได้แก่ ข้อมูลทางด้านเทคนิคของวัสดุชิ้นงาน ข้อมูลทางด้านเทคนิคของวัสดุ เครื่องมือตัด อัตราป้อน ความลึกของการตัด คุณภาพหรือความหยาบผิวงานที่ต้องการ และ ประสิทธิภาพของเครื่องจักร เป็นต้น โดยความเร็วตัดจะสามารถคำนวณดังสมการที่ 2.1

$$V = \frac{\pi \times D \times N}{1000} \quad (\text{สมการที่ 2.1})$$

โดยที่	V	คือความเร็วในการตัด (เมตร/นาที)
	π	คือค่าคงที่ สัดส่วน เส้นรอบวงกลม มีค่าคงที่ 3.14
	D	คือค่าเส้นผ่านศูนย์กลางของชิ้นงาน (เมตร)
	N	คือความเร็วรอบของหัวจับ (รอบ/นาที)

ความเร็วตัดนั้นเป็นตัวแปรในการตัดเฉือนหลักในกระบวนการกลึงที่ส่งผลกระทบต่อทั้งการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงหลังกระบวนการกลึง และยังส่งผลกับความสมบูรณ์ของขนาดและชิ้นงานหลังการตัดเฉือน Fernández และคณะ [36] กล่าวว่าในกระบวนการกลึงการใช้ความเร็วตัดที่สูงจะส่งผลให้คุณภาพของชิ้นงานที่ดีเมื่อเปรียบเทียบกับการใช้ความเร็วตัดที่ดีสำหรับเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ ในทางกลับกันการใช้ความเร็วตัดที่สูงนี้มักส่งผลให้เม็ดมีดกลึงมีการสึกหรอที่รวดเร็วตามไปด้วย ในทำนองคล้ายกัน Tian และคณะ [37] การเลือกใช้ความเร็วตัดที่เหมาะสมกับกระบวนการกลึงมีส่วนสำคัญในการส่งผลดีต่อคุณภาพของชิ้นงานภายหลังการตัดเฉือน และยังช่วยยืดอายุการใช้งานของเครื่องมือตัด อย่างไรก็ตามประสิทธิภาพดังกล่าวขึ้นอยู่กับการศึกษาสภาพแวดล้อมและตัวแปรอื่นๆ ในกระบวนการตัดเฉือนร่วมด้วย

2.5.2 อัตราป้อน

อัตราป้อน หมายถึง ระยะทางที่คมตัดของเครื่องมือตัดเคลื่อนที่เข้าสู่ชิ้นงานต่อหนึ่งหน่วยเวลา โดยทั่วไปมีหน่วยเป็นมิลลิเมตรต่อนาที (mm/min) หรือนิ้วต่อนาที (ipm) อัตราป้อนเป็นพารามิเตอร์การตัดเฉือนที่มีความสำคัญอย่างยิ่งต่อการกำหนดคุณภาพพื้นผิวของชิ้นงาน ความหยาบผิว และประสิทธิภาพในกระบวนการผลิต รวมถึงมีผลต่อระยะเวลาในการตัดเฉือนและอายุการใช้งานของเครื่องมือตัด อัตราป้อนสามารถคำนวณได้จากสมการความสัมพันธ์ดังสมการที่ 2.2

$$F = fN$$

(สมการที่ 2.2)

โดยที่	F	คืออัตราป้อนในหนึ่งนาที (มิลลิเมตร/นาที)
	f	คืออัตราป้อนต่อหนึ่งรอบการหมุน (มิลลิเมตร/รอบ)
	N	คือความเร็วรอบของชิ้นงาน (รอบ/นาที)

การเลือกอัตราป้อนที่เหมาะสมขึ้นอยู่กับปัจจัยหลายประการ อาทิ ชนิดของวัสดุชิ้นงาน ประเภทของเครื่องมือตัด ความแข็งแรงของเครื่องจักร และข้อกำหนดด้านคุณภาพของชิ้นงาน การกำหนดอัตราป้อนที่ไม่เหมาะสมอาจส่งผลให้เกิดการสึกหรอของเครื่องมือตัดที่เร็วเกินไปหรือคุณภาพพื้นผิวที่ไม่เป็นไปตามข้อกำหนด Jiang และคณะ [38] กล่าวว่าการใช้อัตราป้อนที่สูงเกินไปมักส่งผลให้ชิ้นงานไม่เรียบและส่งผลให้เกิดแรงอัดที่บริเวณปลายของเม็ดมีดกลึงและส่งผลให้เม็ดมีดกลึงเกิดการแตกหักในที่สุด

2.5.3 ความลึกในการตัดเฉือน

ความลึกในการตัดเฉือน (Depth of cut) หมายถึง ระยะห่างระหว่างพื้นผิวเดิมของชิ้นงานกับพื้นผิวใหม่ที่เกิดขึ้นภายหลังกระบวนการตัดเฉือนด้วยมีดกลึงหนึ่งรอบ ในเชิงเทคนิคสามารถนิยามได้ว่าเป็นระยะทางที่เครื่องมือตัดเข้าไปกัดเอาเนื้อวัสดุออกในแต่ละรอบของการตัดเฉือน โดยมีหน่วยวัดเป็นมิลลิเมตรหรือนิ้ว

การกำหนดค่าความลึกในการตัดเฉือนที่เหมาะสมนั้นจำเป็นต้องพิจารณาปัจจัยหลายประการ โดยเฉพาะอย่างยิ่งข้อกำหนดด้านคุณภาพพื้นผิวของชิ้นงาน การเพิ่มความลึกในการตัดเฉือนจะส่งผลให้ระยะเวลาในกระบวนการผลิตลดลง ซึ่งเป็นการเพิ่มประสิทธิภาพด้านเวลา อย่างไรก็ตาม การดำเนินการดังกล่าวอาจส่งผลให้ค่าความหยาบผิว (Surface Roughness) เพิ่มขึ้นจนเกินกว่าค่าที่ยอมรับได้ตามมาตรฐานการผลิต [39]

ในทางตรงกันข้าม การใช้ความลึกในการตัดเฉือนที่น้อยลงจะช่วยปรับปรุงคุณภาพพื้นผิวให้มีค่าความหยาบผิวที่ดีขึ้น แต่จะส่งผลให้ระยะเวลาในกระบวนการผลิตเพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ นอกจากนี้ ยังมีผลกระทบต่อกลไกการสึกหรอของเครื่องมือตัด เนื่องจากระยะเวลาในการสัมผัสระหว่างเครื่องมือตัดกับชิ้นงานที่เพิ่มขึ้น อาจนำไปสู่การเสื่อมสภาพของเครื่องมือตัดที่เร็วขึ้น [40]

ดังนั้น การเลือกค่าความลึกในการตัดเฉือนที่เหมาะสมจึงเป็นการพิจารณาความสมดุลระหว่างประสิทธิภาพในการผลิต คุณภาพของชิ้นงาน และอายุการใช้งานของเครื่องมือตัด เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดในการบวนการผลิต

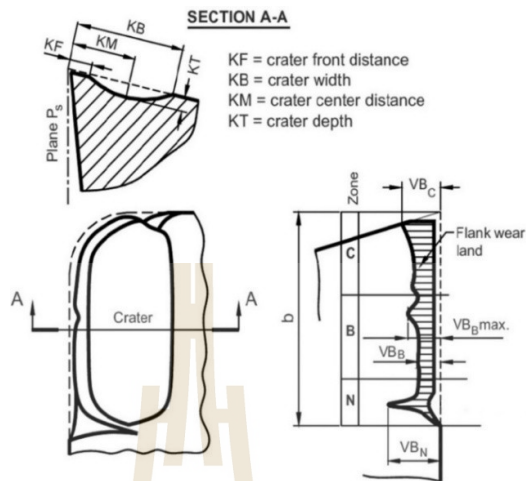
2.6 ข้อกำหนดในการวัดการสึกหรอตาม มาตรฐาน ISO 3685:1997

ตามข้อกำหนดมาตรฐาน ISO 3685:1993 เป็นมาตรฐานที่เกี่ยวข้องกับการตรวจวัดอายุการใช้งานและการสึกหรอของเครื่องมือตัดคมเดียวหรือมีดกลึง โดยเฉพาะอย่างยิ่งที่บริเวณผิวด้านข้าง ซึ่งเป็นลักษณะการสึกหรอที่พบบ่อยและมีความสำคัญต่อประสิทธิภาพของมีดกลึง โดยทั่วไปแล้วการวัดการสึกหรอจะใช้กล้องจุลทรรศน์หรืออุปกรณ์วัดความละเอียดสูงอื่นๆ เพื่อวัดขนาดของการสึกหรอที่เกิดขึ้น โดยการวัดการสึกหรอบริเวณผิวด้านข้าง แบ่งออกได้ 3 เขต คือ เขต N เขต B เขต C แสดงดังรูปที่ 2.12

เขต N เป็นเขตที่อยู่บนผิวด้านข้างที่อยู่ด้านในสุดของคมตัด มาตรฐาน ISO 3685 : 1993 ได้กำหนดให้เขต N มีค่าเท่ากับ 1 ใน 4 ของ b (เมื่อ b = ระยะป้อนลึก)

เขต B เป็นเขตที่อยู่บนผิวด้านข้างเช่นเดียวกับเขต N และเขต B ก็เป็นเขตที่อยู่ ระหว่างเขต N กับเขต C มาตรฐาน ISO 3685 : 1993 ไม่ได้กำหนดช่วงกว้างของเขต B แต่จะกำหนดให้ช่วงกว้างของเขต B ขึ้นอยู่กับช่วงกว้างของเขต A และเขต C

เขต C เป็นเขตที่อยู่บนผิวด้านข้างเช่นเดียวกับเขต N และเขต B เขต C จะอยู่นอก สุดของคมตัดและเขต C ก็อยู่ติดกับเขต B มาตรฐาน ISO 3685 : 1993 ได้กำหนดให้เขต C มีช่วงกว้างเท่ากับรัศมีปลายมีด



รูปที่ 2.12 การแบ่งเขตการสึกหรอบนผิวด้านข้างตามมาตรฐาน ISO 3685:1993

2.7 กระบวนการชุบเย็น

กระบวนการชุบเย็น (Cryogenic treatment) เป็นเทคนิคการปรับปรุงคุณสมบัติทางกลของวัสดุโดยการใช้อุณหภูมิต่ำจัดเป็นระยะเวลาหนึ่ง ซึ่งแตกต่างจากการชุบด้วยความร้อนแบบดั้งเดิม การจำแนกประเภทของกระบวนการชุบเย็นแบ่งออกเป็นสองประเภทหลักตามช่วงอุณหภูมิที่ใช้ ประเภทแรกคือการชุบเย็นแบบตื้น หรือเรียกอีกชื่อหนึ่งว่า การชุบเย็นแบบปานกลาง ซึ่งใช้อุณหภูมิในช่วง -40 ถึง -114 องศาเซลเซียส ประเภทที่สองคือการชุบเย็นแบบลึกซึ่งใช้อุณหภูมิในช่วง -114 ถึง -196 องศาเซลเซียส การชุบเย็นแบบลึกนี้มีประสิทธิภาพในการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างทางจุลภาค และมักใช้กับการประยุกต์ที่ต้องการการปรับปรุงคุณสมบัติในระดับสูง

ในการประยุกต์ใช้กระบวนการชุบเย็นกับเครื่องมือตัดและวัสดุทางวิศวกรรม กระบวนการเริ่มต้นด้วยการเตรียมชิ้นงานให้สะอาดและแห้ง จากนั้นวัสดุจะถูกจุ่มลงในตัวกลางที่ให้ความเย็นอย่างค่อยเป็นค่อยไปเพื่อป้องกันการเกิดความเครียดจากการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิอย่างกะทันหัน ระยะเวลาการชุบเย็นขึ้นอยู่กับประเภทของวัสดุ ขนาดของชิ้นงาน และเป้าหมายของการปรับปรุงคุณสมบัติ ไนโตรเจนเหลวเป็นตัวกลางที่ได้รับความนิยมสูงสุดเนื่องจากความสะดวกในการใช้งาน ความปลอดภัยสูง และเป็นมิตรกับสิ่งแวดล้อม หลังจากการชุบเย็นเสร็จสิ้น วัสดุจะถูกนำขึ้นมาให้คืนสู่อุณหภูมิห้องอย่างค่อยเป็นค่อยไปในกระบวนการอบคืนตัว (Tempering) ซึ่งช่วยปรับสมดุลระหว่างความแข็งและความเหนียวของวัสดุให้เหมาะสมกับการใช้งาน

เครื่องมือตัดคาร์ไบด์เป็นวัสดุที่ได้รับการประยุกต์ใช้เทคนิคการชุบเย็นอย่างแพร่หลาย[41] เป้าหมายหลักคือเพิ่มอายุการใช้งานและความต้านทานการสึกหรอ ซึ่งช่วยลดต้นทุนการผลิตและเพิ่มประสิทธิภาพการตัดเฉือน [42] Barbacki และคณะ [43] ระบุว่า การเปลี่ยนแปลงไม่ได้เกิดเพียงชั้นผิว แต่เป็นการเปลี่ยนแปลงในระดับโครงสร้างทางจุลภาคของเม็ดกลึงและ Kalia [44] เสริมว่าการชุบเย็นไม่ส่งผลพิษต่อสิ่งแวดล้อม แตกต่างจากการชุบด้วยความร้อนที่มีไอระเหยจากน้ำมัน

จากการวิเคราะห์ปริทัศน์วรรณกรรม (ตารางที่ 2.3) พบว่าการศึกษาผลกระทบของการชูปะเย็นต่อเครื่องมือตัดมุ่งเน้น 5 คุณสมบัตินี้หลัก ได้แก่ (1) การสึกหรอ (2) ความหยาบผิว (3) ความแข็ง (4) โครงสร้างทางจุลภาค และ (5) โครงสร้างผลึก งานวิจัยส่วนใหญ่ศึกษาด้านการสึกหรอ ความหยาบผิว ความแข็ง และโครงสร้างทางจุลภาค ขณะที่การศึกษาโครงสร้างผลึกยังมีจำกัด ซึ่งเป็นช่องว่างที่ควรศึกษาเพิ่มเติม

ตารางที่ 2.3 รวบรวมปริทัศน์วรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับกระบวนการชูปะเย็น

ลำดับ	ผู้แต่ง	วัสดุประสงค์						อุปกรณ์ตัด	
		การสึกหรอ	ความหยาบผิว	ความแข็ง	โครงสร้างทางจุลภาค	โครงสร้างผลึก	ดอกรัดคาร์ไบด์	เม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์	
								เคลือบผิว	ไม่เคลือบผิว
1	SreeramaReddy et al. (2009)	✓	✓	✓					✓
2	Yong and Ding (2011)			✓	✓				✓
3	Akincioğlu et al. (2016)	✓	✓						✓
4	Xie et al. (2019)			✓	✓				✓
5	Anshuman Das et al. (2019)	✓			✓				✓
6	Soleimany et al (2019)	✓	✓				✓		
7	Pello Jimbert et al. (2019)	✓					✓		
8	Samuel Raj (2019)	✓		✓		✓	✓		
9	Mukkoti et al. (2020)	✓	✓				✓		
10	Han Lee et al. (2021)	✓	✓				✓		
11	Singh Gill et al. (2021)	✓	✓		✓				✓
12	Mahendran (2021)	✓	✓	✓				✓	
13	Amarin et al. (2023)	✓		✓	✓	✓			✓
14	Gao et al. (2025)	✓	✓				✓		

2.8 ความแข็ง

ความแข็ง เป็นคุณสมบัติเชิงกลที่สำคัญของวัสดุซึ่งบ่งชี้ถึงความสามารถในการต้านทานต่อการเปลี่ยนแปลงรูปร่างแบบถาวรเมื่อได้รับแรงกระทำเฉพาะที่จากวัสดุอื่นที่มีความแข็งสูงกว่า ในเชิงวิศวกรรมวัสดุ ความแข็งสามารถนิยามได้ว่าเป็นความต้านทานของวัสดุต่อการเกิดรอยกด (Indentation) การเสีयरูปแบบพลาสติก (Plastic deformation) รวมถึงความต้านทานต่อปรากฏการณ์ต่างๆ เช่น การเสียดสี (Abrasion) การสึกกร่อนจากกระบวนการกลึง (Machining Wear) และการขีดข่วน (Scratching)

2.8.1 ประเภทของความแข็ง

วัสดุมีพฤติกรรมที่แตกต่างกันภายใต้ประเภทของโหลดที่แตกต่างกันไป ตัวอย่างเช่น โลหะที่สามารถรับแรงกระทำครั้งเดียวได้ดีมาก อาจจะไม่ทำงานแบบเดิมได้เมื่อได้รับการโหลดอย่างต่อเนื่อง จึงต้องทดสอบความแข็งในแต่ละกรณี เพื่อให้สามารถตัดสินใจเลือกการใช้งานวัสดุที่ถูกต้องได้ ต่อเนื่อง จึงต้องทดสอบความแข็งในแต่ละกรณี เพื่อให้สามารถตัดสินใจเลือกการใช้งานวัสดุที่ถูกต้องได้ ประเภทของความแข็งมีทั้งหมด 3 ประเภท คือ ความแข็งแบบขีดข่วน ความแข็งแบบกระดอนและความแข็งแบบรอยกด การวัดแต่ละประเภทของความแข็งจำเป็นต้องใช้เครื่องมือชุดที่แตกต่างกัน นอกจากนี้ ความแข็งจากวัสดุเดียวกัน ความแข็งแต่ละประเภทอาจให้ค่าที่แตกต่างกัน

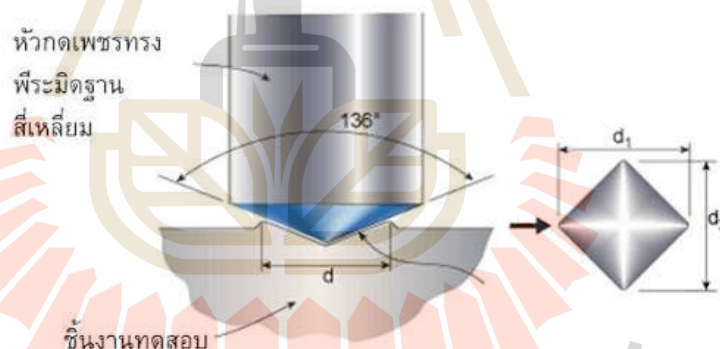
- 1) ความแข็งแบบขีดข่วน คือความสามารถของวัสดุในการทนต่อรอยขีดข่วนบนพื้นผิว รอยขีดข่วนคือการกดด้วยความเบาที่ต่อเนื่องบนชั้นผิวของวัสดุเนื่องจากการสัมผัสกับวัสดุมีคมอื่น มักใช้ในการทดสอบวัสดุที่เปราะ เช่น เซรามิก ที่ไม่สามารถผ่านการกดด้วยพลาสติกได้
- 2) ความแข็งแบบกระดอนหรือสะท้อนกลับ คือ ความแข็งแบบกระดอนหรือที่เรียกว่าความแข็งแบบไดนามิก ประเมินจากระดับของค้อนปลายเพชรที่กระดอนออกจากวัสดุว่าได้สูงเพียงใด เมื่อตกลงมาจากความสูงที่กำหนดไว้ ซึ่งเกี่ยวข้องกับความยืดหยุ่นของวัสดุ การทดสอบความแข็งแบบกระดอนของ Leeb และระดับความแข็งของ Bennett เป็นวิธีที่ใช้ในการประเมินความแข็งแบบกระดอน
- 3) ความแข็งแบบรอยกด คือความต้านทานของวัสดุต่อการเสีयरูปถาวรหรือพลาสติกเมื่อได้รับโหลดหรือแรงกดอย่างต่อเนื่อง ซึ่งเรียกว่าความแข็งเนื่องจากเป็นรูปแบบการโหลดโลหะที่พบบ่อยที่สุด

2.8.2 การทดสอบความแข็ง

วิธีทดสอบความแข็งแบบวิกเกอร์ หรือการทดสอบความแข็งในระดับจุลภาค [45] ประกอบด้วยการกดวัสดุทดสอบด้วยหัวกดเพชรรูปพีระมิดฐานสี่เหลี่ยมจัตุรัส มีองศาของปลายแหลม 136 องศา ภายใต้ภาระโหลด 1 – 100 กิโลกรัมแรง เป็นระยะเวลา 10 – 15 วินาที และจากนั้นทำการวัดขนาดเส้นทแยงมุมของรอยกด ซึ่งจะวัดได้จากกล้องจุลทรรศน์ (รูปที่ 2.13) จากนั้นสามารถคำนวณค่าความแข็งได้จากสมการที่ 2.3

$$HV = \frac{2F \sin \frac{136^\circ}{2}}{d^2} = 0.1891 \frac{F}{d^2} \quad (\text{สมการที่ 2.3})$$

- เมื่อ HV คือ ค่าความแข็งหน่วยวิกเกอร์
 α คือ มุมของหัวกดเพชร 136 องศา
 F คือ น้ำหนักที่ใช้ทดสอบ (กิโลกรัมแรง, kgf)
 d คือ ขนาดของเส้นทแยงมุมเฉลี่ย มิลลิเมตร, mm)



รูปที่ 2.13 หัวกดความแข็งแบบวิกเกอร์

2.9 การเรียนรู้ของเครื่องจักร

2.9.1 แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น (Linear regression model)

การถดถอยเชิงเส้น เป็นเทคนิคพื้นฐานที่สำคัญในสถิติและการเรียนรู้ของเครื่องจักร โดยวัตถุประสงค์ของเทคนิคนี้จะวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้น กับตัวแปรตาม ตั้งแต่หนึ่งตัวขึ้นไป การถดถอยเชิงเส้นจัดเป็นอัลกอริทึมการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised learning) ที่นิยมใช้ในงานวิเคราะห์และการทำนาย

การถดถอยเชิงเส้นตั้งอยู่บนสมมติฐานสำคัญคือ ตัวแปรต้น และตัวแปรตามมีความสัมพันธ์เชิงเส้นกัน กล่าวคือ เมื่อแปรต้น เปลี่ยนแปลง ตัวแปรตามจะเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันแบบเป็นสัดส่วน สำหรับแบบจำลองพื้นฐานที่มีตัวแปรอิสระเพียงตัวเดียว สามารถแสดงในรูปแบบดังสมการที่ 2.4 [46]

$$Y = \alpha + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_i X_i + \varepsilon \quad (\text{สมการที่ 2.4})$$

โดยที่	Y	คือตัวแปรผลลัพธ์ที่ต้องการทำนาย (ตัวแปรต้น)
	X_i	คือตัวแปรอินพุตที่ใช้ทำนาย (ตัวแปรตาม)
	β_i	คือค่าสัมประสิทธิ์หรือความชัน ซึ่งบอกว่าเมื่อ X_i เพิ่มขึ้น 1 หน่วย Y จะเปลี่ยนแปลงเท่าใด
	α	คือจุดตัดแกน Y หรือค่าเริ่มต้น แสดงค่าของ Y เมื่อ X_i เท่ากับ ศูนย์
	ε	คือค่าความคลาดเคลื่อน (Error term) ที่แสดงส่วนที่แบบจำลองไม่สามารถอธิบายได้

โดยจาก สมการที่ 2.5 จะเห็นว่า การถดถอยเชิงเส้นมีวัตถุประสงค์หลักคือการหาค่า β_0 และ β_1 ที่เหมาะสมที่สุด เพื่อให้เส้นตรงที่ได้สามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร X_i และ Y ได้อย่างแม่นยำ

โดยหลักการหาค่าที่เหมาะสม แบบจำลองจะหาค่าพารามิเตอร์โดยใช้หลักการลดผลรวมของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Sum of squared residuals) ค่าความคลาดเคลื่อนคือ ส่วนต่างระหว่างค่า Y ที่สังเกตได้จริงหรือในงานวิจัยนี้เรียกว่าค่าจากการทดลอง กับค่า Y ที่คำนวณจากสมการ

ในกระบวนการฝึกแบบจำลองเราจะใช้ข้อมูลที่มีค่า X_i และ Y ครบถ้วนจากอดีต แล้วให้แบบจำลองปรับค่า β_0 (จุดตัดแกน) และ β_i (ค่าความชัน) ซ้ำๆ จนกว่าจะได้เส้นตรงที่ผ่าน

จุดข้อมูลใกล้เคียงที่สุด โดยความหมายของค่าสัมประสิทธิ์ ค่า β_0 และ β_i ที่ได้จากการฝึกนี้ทำหน้าที่เป็นค่าน้ำหนัก (Weights) ที่กำหนดลักษณะของเส้นตรง โดย β_i แสดงว่าเมื่อ X_i เปลี่ยนแปลง 1 หน่วย Y จะเปลี่ยนแปลงตาม β_i หน่วย [46]

$$Y = \beta_0 + \beta_i X_i \quad (\text{สมการที่ 2.5})$$

สมมติว่าเรามีชุดข้อมูลการฝึกที่ประกอบด้วยจุดข้อมูลในรูปแบบ (x, y) เราสามารถคำนวณค่าสัมประสิทธิ์ได้จาก สมการที่ 2.6 สำหรับการหาค่า β_i (ความชัน) และสมการที่ 2.7 สำหรับการหาค่า β_0 จุดตัดแกน [46]

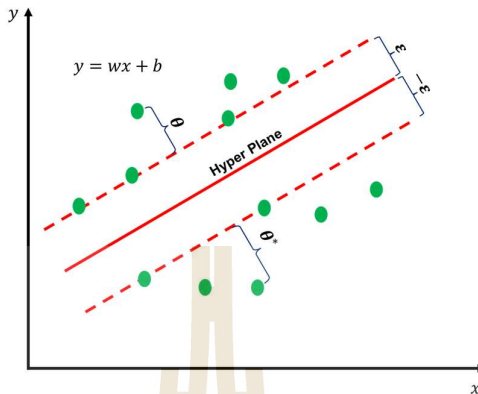
$$\beta_i = \frac{\sum_{i=1}^D (x_i - x')(y_i - y')}{\sum_{i=1}^D (x_i - x')^2} \quad (\text{สมการที่ 2.6})$$

$$\beta_0 = y' - \beta_i x' \quad (\text{สมการที่ 2.7})$$

โดยที่ x' คือค่าเฉลี่ยของ x_1, x_2, \dots, x_i
 y' คือค่าเฉลี่ยของ y_1, y_2, \dots, y_i

2.9.2 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support vector machine - SVM)

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (SVM) เป็นอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องแบบมีผู้สอนที่มีประสิทธิภาพ ใช้สำหรับทั้งงานการจำแนกประเภทและการถดถอย [47] มีความเหมาะสมอย่างยิ่งสำหรับปัญหาการจำแนกประเภท แต่ก็สามารถปรับใช้สำหรับปัญหาการถดถอยได้เช่นกัน วัตถุประสงค์หลักของ SVM คือการค้นหาไฮเพอร์เพลน (เส้นแบ่งการตัดสินใจ) ที่แบ่งแยกจุดข้อมูลเป็นหลายคลาสที่แตกต่างกัน หรือทำนายตัวแปรเป้าหมายต่อเนื่องในปัญหาการถดถอยได้ดีที่สุด (รูปที่ 2.14) [48]



รูปที่ 2.14 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน สำหรับการถดถอย

ซัพพอร์ตเวกเตอร์คือจุดข้อมูลที่อยู่ใกล้กับไฮเปอร์เพลน (เส้นทึบสีแดง) มากที่สุด และมีบทบาทสำคัญในการกำหนดตำแหน่งและทิศทางของเส้นแบ่งการตัดสินใจ (เส้นประสีแดง) จุดเหล่านี้มีความสำคัญในการกำหนดระยะขอบ (Margin) SVM ตามหลักการของการลดความเสี่ยงเชิงโครงสร้าง มีเป้าหมายในการเรียนรู้ฟังก์ชันที่ไม่รู้จัก ใน SVM เป้าหมายโดยทั่วไปคือการประมาณค่าฟังก์ชันในรูปแบบต่อไปนี้ (สมการที่ 2.8)

$$f(x, w) = \sum_{i=1}^n W_i \varphi(x_i) \quad (\text{สมการที่ 2.8})$$

โดยที่ $f(x, w)$ คือ ฟังก์ชันการทำนาย (Prediction function)

$W_i \varphi$ คือ สัมประสิทธิ์น้ำหนักของ Support vector ที่ i โดยกำหนดว่า ตัวอย่างข้อมูลแต่ละตัวมีอิทธิพลต่อการทำนายมากแค่ไหน

สำหรับ การนำ SVM มาใช้กับปัญหาการถดถอยเชิงเส้น แบบจำลองจะกลายเป็นรูปแบบที่คล้ายคลึงกับ SVM มาตรฐาน (จำแนกประเภท) แต่แทนที่จะหาระยะขอบระหว่างไฮเปอร์เพลนกับจุดข้อมูลในการจำแนกประเภท แต่จะเน้นไปที่การลดความคลาดเคลื่อนในการประมาณค่า โดยนัยฟังก์ชันที่เรียกว่า ฟังก์ชันการสูญเสียแบบ e-Insensitive (linear loss function) แสดงดังสมการที่ 2.9 [48]

$$|y - f(x, w)|_{\varepsilon} = \begin{cases} 0 & \text{if } |y - f(x, w)| \leq \varepsilon \\ |y - f(x, w)| - \varepsilon & \text{if Otherwise} \end{cases} \quad (\text{สมการที่ 2.9})$$

โดยหลักการทำงานของ ฟังก์ชันการสูญเสียแบบ e-Insensitive นี้มีความพิเศษตรงที่จะ "ยกโทษหรือละเว้น" ให้กับข้อผิดพลาดที่มีขนาดเล็กกว่าค่า ε โดยกล่าวคือ หากความคลาด

เคลื่อนระหว่างค่าจริง (y) และค่าทำนาย $f(x, w)$ มีค่าน้อยกว่าหรือเท่ากับ ϵ ระบบจะถือว่าไม่มีความผิดพลาด (Loss = 0)

ตัวอย่างการทำงานของค่า ϵ

สมมติ $\epsilon = 0.1$

- 1) หากค่าจริง = 5.0 และค่าทำนาย = 5.05 (ผิดพลาด 0.05 < 0.1) \rightarrow ถือว่าถูกต้อง
- 2) หากค่าจริง = 5.0 และค่าทำนาย = 5.15 (ผิดพลาด 0.15 > 0.1) \rightarrow มีความผิดพลาด

ในการแก้ปัญหา SVM เป้าหมายคือการหาสมดุลระหว่างสองสิ่ง ได้แก่ การลดความคลาดเคลื่อนในการทำนาย และการควบคุมความซับซ้อนของแบบจำลอง ซึ่งแสดงได้ในสมการที่ 2.10 [48]

$$R = \frac{1}{2} w^2 + C \left(\sum_{i=1}^n |y_i - f(x_i, w)|_{\epsilon} \right) \quad (\text{สมการที่ 2.10})$$

โดยที่ R คือ Risk หรือความเสี่ยงในการทำนายผิดพลาด
 w เป็นทริกที่ตั้งฉากกับ ไฮเปอร์เพลน ทำหน้าที่บอกว่า ไฮเปอร์เพลนหัน หน้าไปทางไหน
 C ทำหน้าที่ควบคุมแม่นยำของแบบจำลอง หรือมีหน้าที่ในการควบคุม ระยะขอบ (Margin)

การแก้ปัญหานี้ต้องอยู่ภายใต้ข้อจำกัดดังนี้

$$\begin{cases} y_i - w^T x_i - b \leq \epsilon + \theta, & i = 1, \dots, n \\ w^T x_i + b - y_i \leq \epsilon + \theta^*, & i = 1, \dots, n \\ \theta \geq 0; \theta^* \geq 0, & i = 1, \dots, n \end{cases}$$

โดยที่ θ และ θ^* แทนตัวแปรสแลค (Slack variables)

คำอธิบายตัวแปรสแลค (Slack Variables):

- 1) θ_i^+ และ θ_i^- คือตัวแปรสแลค ที่อนุญาตให้มีความคลาดเคลื่อนเกิน ϵ ได้
- 2) θ_i^+ สำหรับจุดที่อยู่เหนือเส้น Tube
- 3) θ_i^- สำหรับจุดที่อยู่ใต้เส้น Tube

2.9.3 แบบจำลอง Extreme gradient boost (XGBoost)

XGBoost ซึ่งย่อมาจาก Extreme gradient boosting เป็นอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องที่มีประสิทธิภาพและหลากหลาย ใช้หลักๆ สำหรับงานการเรียนรู้แบบมีผู้สอน รวมถึงทั้งการจำแนกประเภทและการถดถอย [49] XGBoost เป็นอัลกอริทึมการเรียนรู้แบบรวมกลุ่ม (Ensemble learning) ที่อิงตามเทคนิค Boosting [50]

Boosting รวมการทำนายของผู้เรียนรู้ที่อ่อนแอหลายตัว (โดยทั่วไปคือต้นไม้ตัดสินใจ หรือ Decision tree) เพื่อสร้างแบบจำลองที่แข็งแกร่งและแม่นยำ โดย XGBoost จะสร้างแบบจำลองแบบต่อเนื่องเป็นลำดับ โดยแต่ละต้นไม้ใหม่ที่เพิ่มเข้ามาจะมุ่งเน้นไปที่การแก้ไขข้อผิดพลาดที่เหลืออยู่จากต้นไม้ก่อนหน้า กระบวนการนี้จะดำเนินต่อไปจนกว่าจะบรรลุประสิทธิภาพ โดย XGBoost ต้องการใช้ฟังก์ชันเสริมต่างๆ ในการประมาณค่าผลลัพธ์ (สมการที่ 2.11) [51]

$$\bar{y}_i = y_i^0 + \eta \sum_{k=1}^n f_k(U_i) \quad (\text{สมการ 2.11})$$

โดยที่ \bar{y}_i คือผลลัพธ์ที่ทำนายลำดับที่ i ด้วยเวกเตอร์พารามิเตอร์ U_i
 η คือจำนวนตัวประมาณค่าที่สอดคล้องกับโครงสร้างต้นไม้อิสระแต่ละ f_k
 y_i^0 คือสมมติฐานหลัก (ค่าเฉลี่ยของพารามิเตอร์ดั้งเดิมในข้อมูลการฝึก)
 y_i^{-k} คือผลรวมของการทำนายจากต้นไม้ทั้งหมดตั้งแต่รอบแรกจนถึงรอบที่ $(k-1)$
 และ f_k คือค่าพยากรณ์ของตัวประมาณค่าเสริมลำดับที่ k (สมการที่ 2.12)

$$y_i^{-k} = y_i^{-(k-1)} + \eta f_k \quad (\text{สมการ 2.12})$$

ค่า f_k หรือ f_{obj} จะแทนน้ำหนักที่กำหนดให้กับใบ (Leaves) ซึ่งกำหนดโดยการลดฟังก์ชันวัตถุประสงค์ของต้นไม้ลำดับที่ k ให้น้อยที่สุด และสามารถกำหนดได้ดังนี้ [51]

$$f_{obj} = \gamma Z + \sum_{a=1}^Z \left[g_a \omega_a + \frac{1}{2} (h_a + \lambda) \omega_a^2 \right] \quad (\text{สมการ 2.13})$$

ในสมการนี้ Z เป็นตัวบ่งชี้จำนวนโหนด, γ เป็นพารามิเตอร์ความซับซ้อน ที่ควบคุมขนาดของต้นไม้, λ เป็นค่าสัมประสิทธิ์คงที่ และ ω_a^2 คือ น้ำหนักของใบที่ครอบคลุมน้ำหนักตั้งแต่ 1 ถึง Z และ γ และ λ มีไว้ทำหน้าที่เป็นพารามิเตอร์การปรับระดับ (Regularization) ที่ใช้เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของแบบจำลองและป้องกันการเรียนรู้มากเกินไป (Overfitting) นอกจากนี้ g_a และ h_a

แทนพารามิเตอร์การรวมสำหรับชุดข้อมูลทั้งหมดที่เชื่อมโยงกับใบ เกี่ยวข้องกับความชันของฟังก์ชันการสูญเสียเริ่มต้นและก่อนหน้าตามลำดับเพื่อสร้างต้นไม้ลำดับที่ k ใบจะถูกกระจายเป็นหลายใบ ฟังก์ชันการสูญเสียยังรับผิดชอบในการวิเคราะห์ความซับซ้อนของแบบจำลอง หรือสามารถอธิบาย XGBoost มีฟังก์ชันที่ช่วยควบคุมความซับซ้อนของแบบจำลอง โดยการใช้งาน Regularization โดยการลดจำนวนใบ (Leaves) ในส่วนที่ไม่จำเป็นออกไป ในขณะที่ Regularization ยังสามารถลดค่าน้ำหนักในแต่ละใบ (Leaves) ได้ ผ่านการ ปรับระดับแบบ LASSO (L1) และ Ridge (L2) เพื่อป้องกันการเรียนรู้มากเกินไป (Overfitting) ส่งผลให้โมเดลมีประสิทธิภาพที่ดีขึ้น

2.10 การประเมินแบบจำลองและตัวชี้วัดประสิทธิภาพแบบจำลอง

ตัวชี้วัดประสิทธิภาพแบบจำลอง (Model evaluation metrics) มีความสำคัญอย่างยิ่งในการประเมินสมรรถนะของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องจักร และทำความเข้าใจถึงความสามารถในการนำแบบจำลองไปประยุกต์ใช้กับข้อมูลใหม่ (Generalization) โดยทั่วไป ตัวชี้วัดประสิทธิภาพที่นิยมใช้สำหรับการวิเคราะห์การถดถอย ได้แก่ รากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (RMSE), ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2), และ ค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAPE)

2.10.1 รากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (RMSE)

RMSE หรือ Root mean square error เป็นตัวชี้วัดประสิทธิภาพแบบจำลองที่นิยมใช้สำหรับการวัดความแม่นยำของแบบจำลองการทำนาย โดยเฉพาะในปัญหาการถดถอย (Regression problems) RMSE วัดค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าที่ทำนายได้กับค่าจริง โดยสมการทางคณิตศาสตร์ของ RMSE แสดงดังสมการที่ 2.14

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{Ai} - y_{Pi})^2} \quad (\text{สมการที่ 2.14})$$

โดยที่ n คือจำนวนข้อมูลทั้งหมด
 y_{Ai} คือค่าจริง (Actual value) ของลำดับข้อมูลที่ i
 y_{Pi} คือค่าที่ได้จากการทำนาย (Predicted value) ของลำดับข้อมูลที่ i

โดย RMSE มีข้อดีคือมีหน่วยเดียวกับข้อมูลที่สนใจทำให้ง่ายต่อการตีความและเป็นที่ยอมรับในหน่วยงานวิจัยและภาคอุตสาหกรรม โดยการตีความ RMSE นั้นคือ ค่า RMSE ยิ่งน้อยแสดงว่าแบบจำลองมีความแม่นยำมากขึ้น (ค่าที่ทำนายได้ใกล้เคียงกับค่าจริงมากขึ้น) ค่า RMSE = 0 หมายถึงแบบจำลองทำนายได้ตรงกับค่าจริงทุกตัวอย่าง (ซึ่งแทบจะเป็นไปไม่ได้ในข้อมูลจริง)

2.10.2 ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2)

ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ หรือ R^2 (Coefficient of determination) เป็นค่าทางสถิติที่ใช้วัดว่าตัวแปรอิสระในแบบจำลองสามารถอธิบายความแปรปรวนของตัวแปรตามได้มากน้อยเพียงใด R^2 เป็นตัวชี้วัดประสิทธิภาพแบบจำลองที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองการถดถอย (Regression models)

R^2 แสดงถึงสัดส่วนของความแปรปรวนในตัวแปรตามที่อธิบายได้ด้วยตัวแปรอิสระในแบบจำลอง ค่า R^2 อยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 (หรือแสดงเป็นร้อยละ 0% ถึง 100%) โดยสมการทางคณิตศาสตร์ของ R^2 แสดงดัง สมการที่ 2.15

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_{Ai} - y_{Pi})^2}{\sum_{i=1}^n (y_{Ai} - y_{Mi})^2} \quad (\text{สมการที่ 2.15})$$

โดยที่ y_{Ai} คือค่าจริง (Actual value) ของลำดับข้อมูล i
 y_{Pi} คือค่าที่ได้จากการทำนาย (Predicted value) ของลำดับข้อมูลที่ i
 y_{Mi} คือค่าเฉลี่ยของค่าจริงทั้งหมด

โดยการตีความ R^2 สามารถอธิบายได้ดังนี้

- 1) $R^2 = 1$ (หรือ 100%): แบบจำลองอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้ทั้งหมด (สมบูรณ์แบบ)
- 2) $R^2 = 0$ (หรือ 0%): แบบจำลองไม่สามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้
- 3) $R^2 > 0.75$: ถือว่าแบบจำลองมีประสิทธิภาพดี
- 4) $0.5 < R^2 < 0.75$: ถือว่าแบบจำลองมีประสิทธิภาพปานกลาง
- 5) $R^2 < 0.5$: ถือว่าแบบจำลองมีประสิทธิภาพต่ำ

อย่างไรก็ตาม การตีความค่า R^2 ขึ้นอยู่กับบริบทและสถานการณ์หรืออาจจะบอกได้ว่า ขึ้นอยู่กับการยอมรับได้ของผู้ใช้งานเองด้วย

2.10.3 ค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAPE)

MAPE หรือ Mean absolute percentage error เป็นหนึ่งในตัวชี้วัดประสิทธิภาพที่ใช้วัดความแม่นยำของแบบจำลองการทำนาย โดยเฉพาะในปัญหาการถดถอย (Regression) และการพยากรณ์อนุกรมเวลา (Time series forecasting) MAPE แสดงค่าความคลาดเคลื่อนในรูปแบบของร้อยละ ทำให้ง่ายต่อการตีความและสื่อสารแก่ผู้ที่ไม่มีความรู้ด้านสถิติมากนัก โดยสมการทางคณิตศาสตร์ของ MAPE แสดงดัง สมการที่ 2.16

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - A_f}{A_t} \right| \times 100\% \quad (\text{สมการที่ 2.16})$$

โดยที่	n	คือจำนวนข้อมูลทั้งหมด
	A_t	คือค่าจริง (Actual value)
	A_f	คือค่าที่ได้จากการทำนาย (Predicted value)

ในการตีความของ MAPE [52] นั้นแสดงดังนี้

- 1) $MAPE < 10\%$: ถือว่าแบบจำลองมีความแม่นยำสูง
- 2) $10\% < MAPE < 20\%$: ถือว่าแบบจำลองมีความแม่นยำดี
- 3) $20\% < MAPE < 50\%$: ถือว่าแบบจำลองมีความแม่นยำปานกลาง
- 4) $MAPE > 50\%$: ถือว่าแบบจำลองมีความแม่นยำต่ำ

2.11 ปรัชญ์นวัตกรรมการศึกษาที่เกี่ยวข้องกับการทำนายการศึกษหรือ

การทบทวนปรัชญ์นวัตกรรมการศึกษาเกี่ยวกับการประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในการทำนายการศึกษหรือของเครื่องมือตัดในกระบวนการตัดเดือนวัสดุ ระหว่างปี ค.ศ. 2020-2024 (ตารางที่ 2.4) เผยให้เห็นแนวโน้มและข้อจำกัดที่สำคัญในการวิจัยสาขานี้ พบว่า การศึกษาส่วนใหญ่มุ่งเน้นการทำนายการศึกษหรือภายใต้สภาวะการตัดแบบแห้ง ซึ่งไม่มีการใช้สารหล่อเย็นในระหว่างกระบวนการ ในขณะที่การศึกษาภายใต้สภาวะการหล่อเย็น มีสัดส่วนที่น้อยกว่าอย่างเห็นได้ชัด การกระจายตัวของกรวิจัยในลักษณะนี้สะท้อนให้เห็นถึงความจำเป็นในการศึกษาผลกระทบของสารหล่อเย็นต่อพฤติกรรมกรศึกษหรือของเครื่องมือตัดเพิ่มเติม ในด้านประเภทของเครื่องมือตัดที่ใช้ในการศึกษา แสดงให้เห็นว่าเครื่องมือตัดประเภทคาร์ไบด์ทั้งแบบเคลือบผิวและไม่เคลือบผิวเป็นกลุ่มหลักที่ได้รับความสนใจในการพัฒนาแบบจำลองการทำนายการศึกษหรือด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง การให้ความสำคัญกับเครื่องมือตัดประเภทนี้สอดคล้องกับการใช้งานที่แพร่หลายในอุตสาหกรรมการผลิตสมัยใหม่

ข้อสังเกตที่สำคัญคือการศึกษากการทำนายการศึกษหรือภายใต้สภาวะของเครื่องมือตัดที่ผ่านการชุบเย็นยังมีจำนวนอย่างจำกัดมาก ซึ่งถือเป็นช่องว่างในการศึกษาและการพัฒนาแบบจำลองในการทำนายการศึกษหรือของเครื่องมือตัดที่ผ่านการชุบเย็น เนื่องจากการชุบเย็นเป็นเทคนิคที่มีศักยภาพในการปรับปรุงคุณสมบัติทางกลของเครื่องมือตัดอย่างมีนัยสำคัญ และปรัชญ์นวัตกรรมการศึกษานี้จึงเป็นโอกาสสำคัญสำหรับการศึกษากการประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในการทำนายการศึกษหรือของเครื่องมือตัดคาร์ไบด์ภายใต้สภาวะการชุบเย็น

ตารางที่ 2.4 รวบรวมปริทัศน์วรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับการทำนายการสึกหรอ

ที่	ชื่อผู้เขียน	สภาวะการ ตัดเฉือน			อุปกรณ์ตัด			แบบจำลอง
		ไม่มีการหล่อเย็น	มีการหล่อเย็น	การหล่อเย็นแบบโครเจนิคส์	ดอกกัดคาร์ไบด์	เม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์เคลือบผิว	เม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ไม่เคลือบ	
1	S. Alajmi & M. Almeshal (2020)	✓			✓			XGBoost
2	Chan et al. (2021)	✓					✓	RNN
3	Ambadekar & Choudhari (2021)	✓				✓		LRM
4	Xu et al. (2021)		✓		✓			SVM and LRM
5	Marei & Li (2022)		✓		✓			CNN and LRM
6	Amarin et al. (2023)	✓					✓	SVM and XGBoost
7	Cheng et al. (2023)	✓					✓	ANN, LRM and SVM
8	Qiao et al. (2023)	✓					✓	CNN
9	Guo & Wang. (2023)	✓					✓	CNN and RNN
10	Zhao et al. (2024)	✓			✓			Bayesian SVR
11	Wang et al. (2024)	✓					✓	CNN
12	Huang et al. (2024)	✓					✓	CNN

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

ในบทนี้จะกล่าวถึงวิธีการดำเนินการทดลอง โดยจะถูกแบ่งออกเป็นสองส่วนหลักๆคือ ในส่วนแรกจะกล่าวถึงขั้นตอนการศึกษาการสึกหรอและการเปลี่ยนแปลงของเม็ดเม็ดกลิ้งคาร์ไบด์ (หัวข้อที่ 3.1-3.2) และในส่วนที่สองจะกล่าวถึงการสร้างแบบจำลองสำหรับทำนายการสึกหรอของเม็ดกลิ้งคาร์ไบด์ที่ผ่านกระบวนการชุบเย็น (หัวข้อที่ 3.3)

3.1 วัสดุและอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย

3.1.1 วัสดุที่ใช้ในงานวิจัย (Materials)

3.1.1.1 เหล็กเพลากลม เกรด S45C เส้นผ่านศูนย์กลาง 50.8 มิลลิเมตร

ในงานวิจัยนี้เลือกใช้งานเพลากลมเหล็กกล้าคาร์บอนกลางเกรด S45C ขนาดเส้นผ่านศูนย์กลาง 50.8 มิลลิเมตรเป็นชิ้นงานสำหรับทดสอบการสึกหรอเนื่องจาก เหล็ก S45C มีคุณสมบัติทางกลที่ดี ทั้งด้านความแข็ง และความแข็งแรง และเป็นที่ยอมรับในการทำชิ้นส่วนเครื่องจักรกลต่างๆ และยังเป็นที่ยอมรับในการทำเฟืองเกียร์ในชิ้นส่วนเครื่องจักรหลักต่างๆ

3.1.1.2 เม็ดเม็ดกลิ้งคาร์ไบด์ไม่เคลือบผิว TNMG160404-MS

ในงานวิจัยนี้เลือกใช้งาน เม็ดเม็ดกลิ้งคาร์ไบด์ไม่เคลือบผิว โดยเม็ดเม็ดกลิ้งมีรูปทรงเป็นสี่เหลี่ยมด้านเท่า (รูปที่ 3.1) รหัสเม็ดเม็ด TNMG160404-MS เกรด HT10 ซึ่งใช้งานสำหรับกลึงโลหะและอโลหะ โดยเม็ดเม็ดกลิ้งมีขนาด 16 มิลลิเมตร ความหนา 4.67 มิลลิเมตร และมุมมีดขนาด 0.4 มิลลิเมตร ผลิตจากทั้งสแตนคาร์ไบด์-โคบอลต์



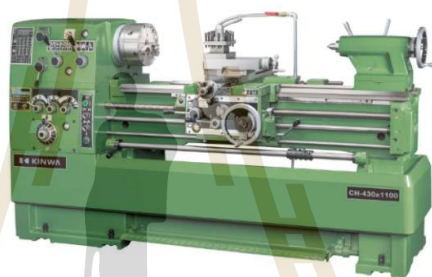
รูปที่ 3.1 เม็ดเม็ดกลิ้งคาร์ไบด์ไม่เคลือบผิว

3.1.2 อุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย

3.1.3.1 เครื่องกลึง

การทดสอบการสึกหรอดำเนินการโดยใช้เครื่องกลึงความเร็วสูง ยี่ห้อ Kinwa รุ่น CH430-1700 ซึ่งมีคุณลักษณะเฉพาะ ได้แก่ ความเร็วรอบสูงสุด 3,000 รอบต่อนาที อัตราป้อนสูงสุด 0.3 มิลลิเมตรต่อรอบ ความยาวในการกลึงสูงสุด 1,700 มิลลิเมตร และสามารถกลึงชิ้นงานได้เส้นผ่านศูนย์กลางสูงสุด 630 มิลลิเมตร (รูปที่ 3.2)

เครื่องกลึงได้รับการติดตั้งระบบ Linear scale digital readout เพื่อควบคุมความคลาดเคลื่อนในแนวแกน X และ Z โดยระบบดังกล่าวมีความละเอียดในการควบคุมความคลาดเคลื่อน 0.005 มิลลิเมตร



รูปที่ 3.2 เครื่องกลึงสำหรับทดสอบการสึกหรอ

3.1.3.2 ถังสำหรับบรรจุไนโตรเจนเหลว

การทดลองใช้ถังกักเก็บไนโตรเจนเหลวขนาด 30 ลิตร (รูปที่ 3.3) ซึ่งมีขนาดปากเส้นผ่านศูนย์กลาง 60 มิลลิเมตร และมีฝาเปิด-ปิดได้ โครงสร้างของถังประกอบด้วย ผนังด้านในที่บุด้วยตัวกันความเย็นและปูนซีเมนต์สำหรับเก็บความเย็น ส่วนถังชั้นนอกสุดทำจากสแตนเลสและเคลือบด้วยสีกันสนิมสีขาว ถังมีน้ำหนักประมาณ 25 กิโลกรัมเมื่อบรรจุไนโตรเจนเหลวเต็มถัง และสามารถกักเก็บไนโตรเจนเหลวได้เป็นเวลา 65 วันเมื่อไม่มีการใช้งาน



รูปที่ 3.3 ถังกักเก็บไนโตรเจนเหลว

3.1.3.3 เตาเผาโลหะ

งานวิจัยนี้ใช้เตาอบโลหะสำหรับกระบวนการอบคืนตัว (Tempering) ซึ่งสามารถให้อุณหภูมิในช่วง 25-850 องศาเซลเซียส มีขนาดภายใน กว้าง 22.8 ยาว 10.1 และสูง 9 เซนติเมตร รับรองความจุ 0.08 ลูกบาศก์ฟุต โดยภายในเตาติดตั้งฉนวนกันความร้อนรอบผนัง



รูปที่ 3.4 เตาอบโลหะ

3.1.3.4 เครื่องขึ้นตัวเรือนโลหะแบบร้อน

เครื่องขึ้นตัวเรือนโลหะแบบร้อน ยี่ห้อ IMT รุ่น G1-10 (รูปที่ 3.5) ใช้งานควบคู่กับผงพอลิเมอร์ชนิดโพลีอะเซทิลีน ชนิดแบบนำไฟฟ้า โดยตัวเครื่องขึ้นตัวเรือนสามารถใช้แรงดันในการขึ้นรูปได้มากที่สุดที่ 35 เมกะปาสคาล สามารถขึ้นรูปตัวเรือนได้ตั้งแต่ขนาดเส้นผ่านศูนย์กลาง 25 30 และ 40 มิลลิเมตร



รูปที่ 3.5 เครื่องขึ้นตัวเรือนโลหะแบบร้อน

3.1.3.5 เครื่องขัดปรับหน้าผิวโลหะ

เพื่อปรับหน้าผิวโลหะก่อนการตรวจสอบโครงสร้างทางจุลภาค งานวิจัยนี้ดำเนินการด้วยการใช้เครื่องขัดโลหะ ยี่ห้อ Trojan รุ่น Gp-2A (รูปที่ 3.6) โดยเครื่องขัดมีความเร็วรอบสูงสุด 500 รอบต่อนาที มีสองแป้นหมุนขนาด 12 นิ้วสำหรับใส่กับกระดาษทราย มีระบบน้ำช่วยกำจัดเศษในระหว่างการขัด



รูปที่ 3.6 เครื่องขัดโลหะ

3.1.3.5 เครื่องทดสอบความแข็งแบบวิกเกอร์

เครื่องทดสอบความแข็งแบบวิกเกอร์สใช้สำหรับทดสอบความแข็งของเม็ดมีดกลึงที่ผ่านและไม่ผ่านการชุบเย็น โดยใช้เครื่องทดสอบความแข็งแบบวิกเกอร์ส ยี่ห้อ Future-Tech รุ่น FM800 (รูปที่ 3.7) ซึ่งติดตั้งหัวกดเพชรที่มีความแข็ง 10,000 HV คุณลักษณะเฉพาะของเครื่องประกอบด้วย ระยะเวลาทำงานในแกน X และ Y ขนาด 100 มิลลิเมตร สามารถตั้งระยะเวลาการกดค้างได้ระหว่าง 5-99 วินาที และแรงกดสูงสุด 2,000 กรัม



รูปที่ 3.7 เครื่องทดสอบความแข็งแบบวิกเกอร์

3.1.3.6 กล้องจุลทรรศน์ถ่ายภาพและจำลองพื้นผิวแบบ 3 มิติ

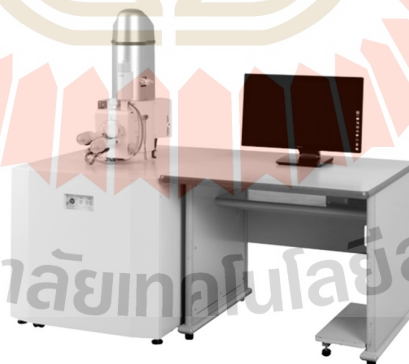
กล้องจุลทรรศน์ในงานวิจัยนี้ใช้สำหรับศึกษาการสึกหรอและประเมินโครงสร้างทางจุลภาคของเม็ดมิดกึ่งที่ผ่านและไม่ผ่านการชุบเย็น โดยใช้กล้องจุลทรรศน์ ยี่ห้อ Olympus รุ่น OLS5100 (รูปที่ 3.8) สามารถถ่ายภาพได้ทั้ง 2 และ 3 มิติ มีกำลังขยายตั้งแต่ 5 เท่า จนถึง 100 เท่า และพื้นที่การทำงานในแกน X 300 มิลลิเมตร และ Y 300 มิลลิเมตร มีระบบมอเตอร์สำหรับการเคลื่อนที่



รูปที่ 3.8 กล้องจุลทรรศน์

3.1.3.7 กล้องจุลทรรศน์อิเล็กตรอนแบบส่องกราด (SEM)

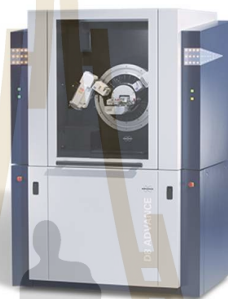
ในงานวิจัยนี้ใช้กล้องจุลทรรศน์อิเล็กตรอนแบบส่องกราด ในการตรวจสอบกลไกการสึกหรอและโครงสร้างทางจุลภาคของเม็ดมิดกึ่ง โดยใช้กล้อง (รูปที่ 3.9) ยี่ห้อ JEOL รุ่น JSM-6010LV ซึ่งสามารถถ่ายภาพชิ้นงานได้ทั้งโลหะและอโลหะ มีกำลังขยายตั้งแต่ 10 เท่า จนถึง 30000 เท่า โดยมาพร้อมฟังก์ชันการวิเคราะห์องค์ประกอบทางเคมี



รูปที่ 3.9 กล้องจุลทรรศน์อิเล็กตรอนแบบส่องกราด

3.1.3.8 เครื่องวิเคราะห์การเลี้ยวเบนรังสีเอกซ์ (XRD)

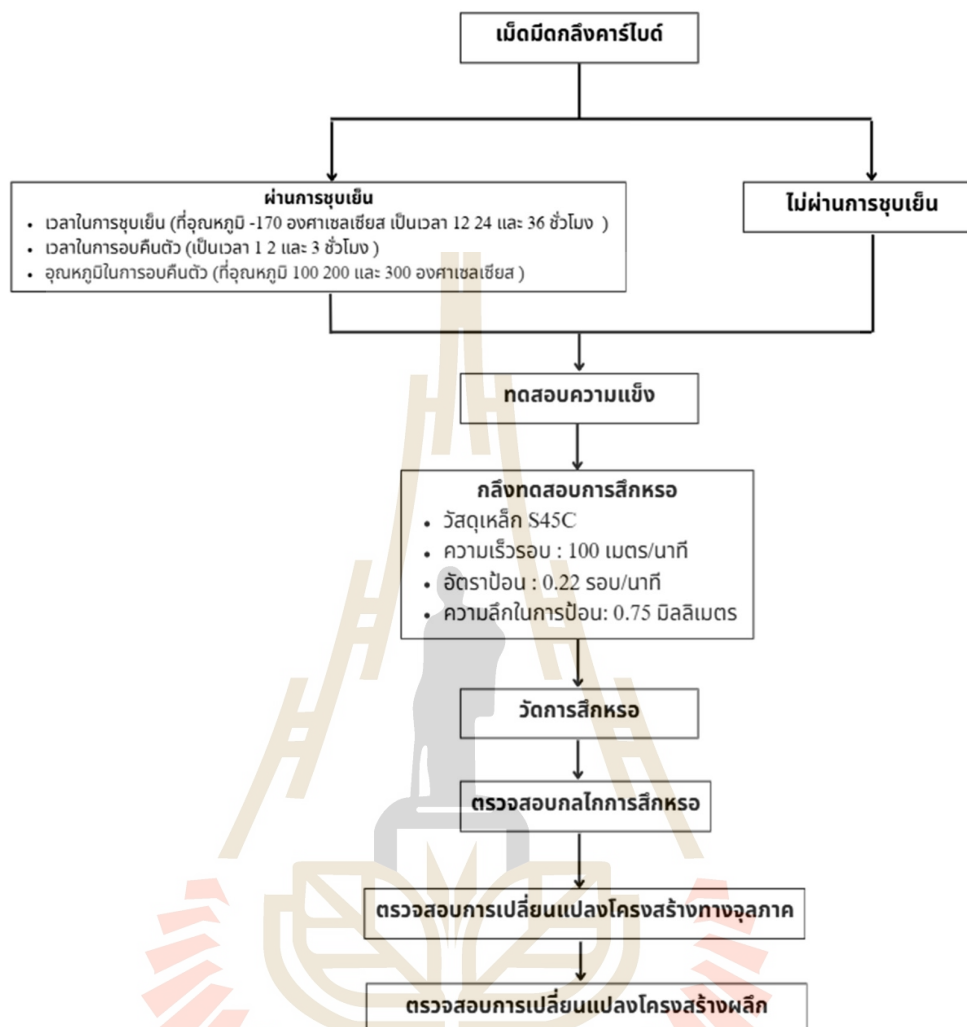
ในงานวิจัยนี้ใช้เครื่องวิเคราะห์การเลี้ยวเบนรังสีเอกซ์ สำหรับการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึกของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ที่ผ่านและไม่ผ่านการชุบเย็น โดยใช้เครื่อง ยี่ห้อ Bruker รุ่น D8 Advance (รูปที่ 3.10) คุณสมบัติเฉพาะของเครื่องประกอบด้วย แหล่งกำเนิดรังสี Cu-K α ที่แรงดันไฟฟ้า 40 kV และกระแสไฟฟ้า 40 mA ช่วงการวัดมุม 2 θ ตั้งแต่ 10-90° ความละเอียดขั้นต่ำ (Step size) 0.02° และระยะเวลาการนับต่อขั้น (Counting time per step) 0.5 วินาที



รูปที่ 3.10 เครื่องวิเคราะห์การเลี้ยวเบนรังสีเอกซ์

3.2 ขั้นตอนการศึกษาการสึกหรอและการเปลี่ยนแปลงของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์

ส่วนนี้นำเสนอวิธีการและขั้นตอนการศึกษาพฤติกรรมและการเปลี่ยนแปลงของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ในด้านต่างๆ ประกอบด้วย การสึกหรอ การเปลี่ยนแปลงโครงสร้างทางจุลภาค และการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึก การศึกษาดำเนินการโดยเปรียบเทียบกันระหว่างเม็ดมีดกลึงที่ไม่ผ่านการชุบเย็น และเม็ดมีดกลึงที่ผ่านการชุบเย็นภายใต้เงื่อนไขการชุบเย็นที่กำหนด โดยจะเริ่มนำเสนอขั้นตอนการศึกษาตั้งแต่การเริ่มเตรียมเม็ดมีดกลึงสำหรับการชุบเย็นไปจนถึงขั้นตอนการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงคุณสมบัติทางกล การเปลี่ยนโครงสร้างทางจุลภาคและการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึก โดยเพื่อความเข้าใจ รูปที่ 3.11 แสดงแผนผังขั้นตอนการดำเนินการศึกษา



รูปที่ 3.11 แผนผังขั้นตอนการดำเนินการศึกษา

การศึกษาการเปลี่ยนแปลงคุณสมบัติของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ซึ่งซื้อจากตัวแทนจำหน่ายโดยแบ่งตัวอย่างออกเป็นสองกลุ่ม คือ กลุ่มที่ผ่านการชุบเย็น และกลุ่มที่ไม่ผ่านการชุบเย็น ขั้นตอนการทดลองดำเนินการตามลำดับ ดังนี้ การทดสอบความแข็งของตัวอย่างทั้งสองกลุ่ม การกลึงทดสอบการสึกหรอตามตัวแปรการตัดเฉือนที่กำหนด การวัดค่าการสึกหรอ การตรวจสอบกลไกการสึกหรอและตรวจสอบโครงสร้างทางจุลภาคด้วย SEM และ การตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึกด้วย XRD

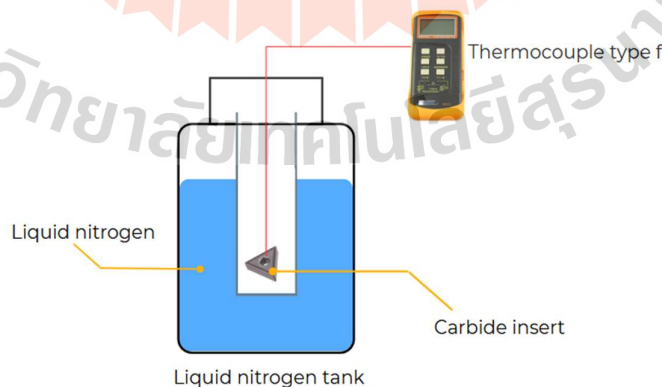
3.2.1 กระบวนการชุบเย็น

ในกระบวนการชุบเย็นเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ไม่เคลือบผิว เม็ดมีดจะถูกนำไปแช่ในภาชนะให้ความเย็นโดยที่เม็ดมีดกลึงจะถูกล้อมรอบไปด้วยความเย็นจากไนโตรเจนเหลว ที่อุณหภูมิ -170 องศาเซลเซียส โดยจะทำการแช่เม็ดมีดกลึงไว้ที่ช่วงเวลา 12 24 36 ชั่วโมง รูปที่ 3.12 แสดงระบบและอุปกรณ์ที่จำเป็นในกระบวนการชุบเย็น ซึ่งประกอบด้วย ไนโตรเจนเหลว (Liquid nitrogen) ซึ่งเป็นสารทำความเย็นหลักได้รับการจัดเก็บในถังกักเก็บขนาด 30 ลิตร เพื่อรักษาอุณหภูมิต่ำที่ ชิ้นงานที่ใช้ในการทดลอง คือ เม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ จะถูกใส่ลงในท่ออลูมิเนียม การใช้ท่ออลูมิเนียมในลักษณะนี้เพื่อป้องกันการสัมผัสโดยตรงระหว่างเม็ดมีดกลึงกับไนโตรเจนเหลว และง่ายในการวัดอุณหภูมิของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ ระหว่างกระบวนการชุบเย็น อุณหภูมิของเม็ดมีดกลึงได้รับการติดตามอย่างต่อเนื่องโดยใช้เทอร์โมคัปเปิลชนิด F (F-type Thermocouple) ซึ่งเป็นเครื่องมือวัดอุณหภูมิที่เหมาะสมสำหรับการใช้งานในช่วงอุณหภูมิต่ำ

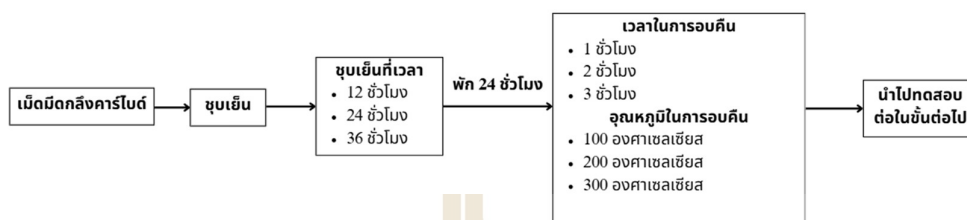
หลังจากนั้นเม็ดมีดกลึงจะถูกนำขึ้นมาที่อุณหภูมิห้อง เป็นเวลา 24 ชั่วโมง และเมื่อครบเวลา 24 ชั่วโมง เม็ดมีดกลึงจะถูกนำไปอบคืนตัว ที่ช่วงอุณหภูมิ 100 200 300 องศาเซลเซียส และอบคืนตัวในช่วงเวลา 1 2 3 ชั่วโมง ดังแผนภาพในรูปที่ 3.13 และ รายละเอียดตัวแปรที่ใช้ในการชุบเย็นถูกสรุปไว้ในตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 ตัวแปรในการชุบเย็น

ตัวแปร	หน่วย	ต่ำ	กลาง	สูง
เวลาในการชุบเย็น	ชั่วโมง	12	24	36
เวลาในการอบคืนตัว	ชั่วโมง	1	2	3
อุณหภูมิในการอบคืนตัว	องศาเซลเซียส	100	200	300



รูปที่ 3.12 วิธีการชุบเย็นสำหรับเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์



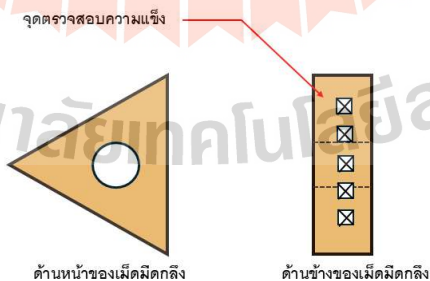
รูปที่ 3.13 แผนภาพขั้นตอนการชุบเย็น

3.2.2 การทดสอบความแข็ง

การทดสอบความแข็งมีหลากหลายประเภท ไม่ว่าจะเป็น การทดสอบความแข็งแบบรีอคเวลล์ การทดสอบความแข็งแบบบริเนลล์ หรือจะเป็นการทดสอบความแข็งแบบวิกเกอร์ส ในงานวิจัยนี้เลือกใช้การทดสอบความแข็งแบบวิกเกอร์สเพื่อทำการตรวจสอบความแข็งในระดับระดับจุลภาคของเม็ดมีดกลึง เนื่องจากการทดสอบความแข็งแบบวิกเกอร์สเหมาะสำหรับทดสอบความแข็งของชิ้นงานขนาดเล็ก มีความแม่นยำสูงในการตรวจสอบความแข็ง และสามารถตรวจสอบความแข็งในระดับจุลภาคได้ [53] ซึ่งในงานวิจัยนี้การวัดความแข็งทั้งหมดดำเนินการทดสอบความแข็งเป็นไปตามหัวข้อที่ 2.8.2

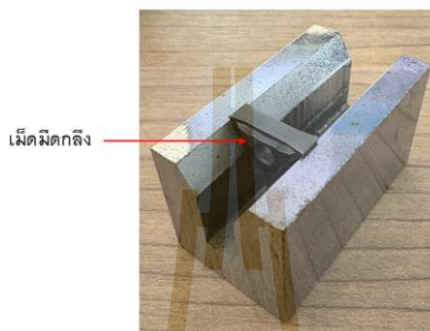
การทดสอบความแข็งเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ดำเนินการกับตัวอย่างทั้ง 2 กลุ่ม ได้แก่ กลุ่มที่ไม่ผ่านการชุบเย็น และกลุ่มที่ผ่านการชุบเย็น โดยวัดที่บริเวณด้านข้างของเม็ดมีดกลึง จำนวน 5 จุดต่อเม็ด (รูปที่ 3.14) ทั้งสองกลุ่มใช้วิธีการทดสอบเดียวกัน

อย่างไรก็ตาม การวางด้านข้างของเม็ดมีดกลึงเข้าเครื่องทดสอบความแข็งเป็นเรื่องยาก เนื่องจากเม็ดมีดกลึงมีรูปร่างเป็นสามเหลี่ยม ดังนั้นจึงใช้อุปกรณ์จับยึดเพื่อวางเม็ดมีดกลึงให้อยู่ในตำแหน่งที่เหมาะสม (รูปที่ 3.15)



รูปที่ 3.14 พื้นที่ในการวัดความแข็ง

การทดสอบความแข็งของเม็ดมีดกลึงดำเนินการตามมาตรฐาน ISO 6507-1 โดยใช้หัวทดสอบความแข็งที่ทำจากเพชรรูปทรงปิรามิดสี่เหลี่ยมจัตุรัส ซึ่งมีความแข็ง 10,000 HV และมุมกด 136° โดยในการทดสอบความแข็งใช้ แรงกด 1,000 กรัม และระยะเวลาการกดค้าง 15 วินาที

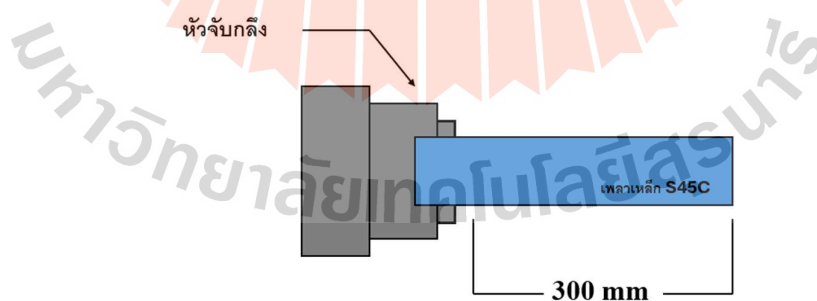


รูปที่ 3.15 อุปกรณ์จับยึดสำหรับวางเม็ดมีดกลึงสำหรับทดสอบความแข็ง

3.2.3 การทดสอบการสึกหรอโดยกระบวนการกลึง

ในการทดสอบการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงในงานวิจัยนี้ดำเนินการด้วยกระบวนการกลึงสำหรับทั้งเม็ดมีดกลึงที่ผ่านและไม่ผ่านการชุบเย็น การเลือกใช้กระบวนการกลึงเป็นวิธีทดสอบเนื่องจากสามารถสร้างสภาพแวดล้อมที่ใกล้เคียงกับการใช้งานจริงของเครื่องมือตัด และมีการสัมผัสระหว่างเครื่องมือตัดกับชิ้นงานแบบต่อเนื่อง [54]

ในขั้นตอนการเตรียมวัสดุก่อนกระบวนการกลึง เหล็กกล้าคาร์บอนกลางเกรด S45C ขนาดเส้นผ่านศูนย์กลาง 50.8 มิลลิเมตร ถูกตัดด้วยเครื่องเลื่อยสายพานเป็นท่อนยาว 350 มิลลิเมตร การกำหนดความยาวดังกล่าวเนื่องจากต้องการเผื่อพื้นที่สำหรับการจับยึดชิ้นงาน 30 มิลลิเมตรที่หัวจับกลึง ในขณะที่ระยะความยาวในการปฏิบัติงานจริงคือ 300 มิลลิเมตร (รูปที่ 3.16)

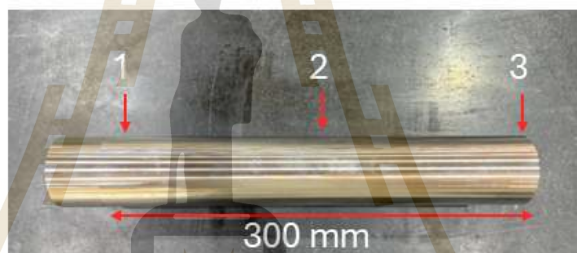


รูปที่ 3.16 ภาพแสดงการจับเพลากับหัวกลึง

ก่อนการกลึงทดสอบ เหล็กกล้า S45C จะถูกเตรียมผิวโดยการกลึงปกผิวให้เหลือเส้นผ่านศูนย์กลาง 50 มิลลิเมตร โดยขั้นตอนนี้จะยังไม่ใช้เม็ดมีดกลึงเดียวกับที่เป็นกลุ่มตัวอย่างควบคุม จำนวนชิ้นงานที่เตรียมสำหรับการทดสอบการสึกหรอทั้งหมด 59 ท่อน แบ่งเป็น 27 ท่อน

สำหรับการกลึงทดสอบกับเม็ดมีดกลึงที่ผ่านการชุบเย็นภายใต้ค่าระดับตัวแปรที่เป็นแบบแผน 27 ท่อนสำหรับเม็ดมีดกลึงที่ผ่านการชุบเย็นแบบสุ่มระดับตัวแปร และ 5 ท่อนสำหรับเม็ดมีดกลึงที่ไม่ผ่านการชุบเย็น

งานวิจัยนี้กำหนดให้ตัวแปรการตัดเฉือนมีค่าคงที่ เนื่องจากมีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาการเปลี่ยนแปลงด้านการต้านทานการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงที่ผ่านและไม่ผ่านการชุบเย็น ไม่ใช่การศึกษาอิทธิพลของตัวแปรการตัดเฉือนต่อการสึกหรอ ดังนั้นจึงกำหนดตัวแปรการตัดเฉือน ดังนี้ ความเร็วตัด 100 เมตรต่อนาที อัตราป้อน 0.22 มิลลิเมตรต่อรอบ และความลึกตัด 0.75 มิลลิเมตร เพื่อกลึงปกผิวชิ้นงานเป็นระยะทาง 300 มิลลิเมตร (รูปที่ 3.17) ซึ่งกำหนดจากการทบทวนปริทัศน์วรรณกรรมที่เกี่ยวข้องกับการตัดเฉือนเหล็กคาร์บอนกลาง [55] และคำแนะนำจากผู้ผลิตเครื่องมือตัด เพื่อควบคุมความคลาดเคลื่อนในการวัดความลึกตัดและความยาวในการกลึง ใช้ลิเนียร์สเกลหรือ Digital readout ที่มีความละเอียด 0.005 มิลลิเมตร เพื่อควบคุมความคลาดเคลื่อนในการวัดความลึกตัดและความยาวในการกลึง

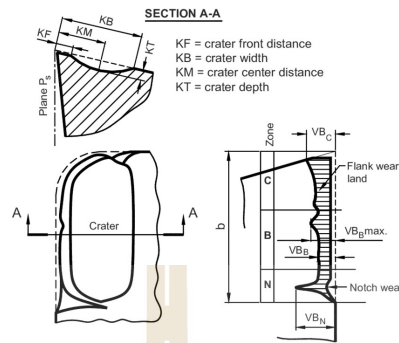


รูปที่ 3.17 ชิ้นงานที่ใช้การทดสอบการสึกหรอ

ในการกลึงทดสอบการสึกหรอเม็ดมีดกลึงและชิ้นงานถูกเปลี่ยนทุกครั้งหลังจากการกลึงผ่านไป 300 มิลลิเมตร เมื่อกระบวนการกลึงปกผิวเสร็จสิ้น เม็ดมีดกลึงที่ใช้ในการทดสอบจะถูกเก็บรักษาเพื่อนำไปวิเคราะห์ในขั้นตอนถัดไป

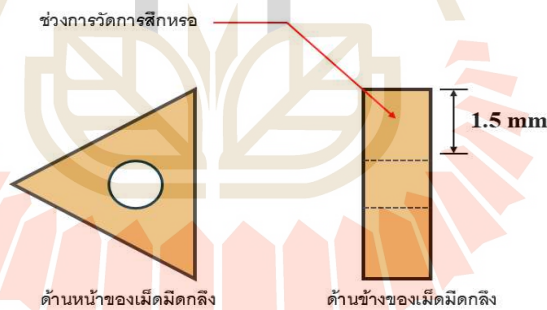
3.2.4 การตรวจสอบการสึกหรอ

ในการวัดการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงโดยหลังจากกระบวนการกลึงทดสอบการสึกหรอแล้วเม็ดมีดกลึงทั้งหมด 59 เม็ดถูกแบ่งเป็น สองกลุ่มได้แก่ 54 เม็ด เป็นเม็ดมีดกลึงที่ผ่านการชุบเย็น และ 5 เม็ดมีดกลึงที่ไม่ผ่านการชุบเย็น ทั้ง 2 กลุ่ม ถูกวัดการสึกหรอบริเวณผิวหกลบตาม ตามมาตรฐาน ISO 3685 (รูปที่ 3.18) เนื่องจากการทบทวนปริทัศน์วรรณกรรมที่เกี่ยวข้องพบว่า การสึกหรอบริเวณผิวด้านข้าง เนื่องจากบริเวณดังกล่าวมีความสำคัญอย่างยิ่งต่อคุณภาพผิวชิ้นงานและสมรรถนะการกลึงโดยรวม [56]



รูปที่ 3.18 ภาพแสดงพื้นที่สำหรับตรวจสอบการสึกหรอตามมาตรฐาน ISO3685

โดยการวัดค่าการสึกหรอได้ดำเนินการด้วยกล้องจุลทรรศน์แสง (Optical microscope) ที่กำลังขยาย 5 เท่า โดยใช้โหมดพื้นหลังมืด (Dark-field microscopy) ซึ่งเป็นโหมดที่เหมาะสมและนิยมในการถ่ายภาพโลหะ เม็ดเม็ดกลึงได้รับการจัดวางในลักษณะที่ด้านข้างหันเข้าหาเลนส์ของกล้องจุลทรรศน์ เพื่อให้สามารถสังเกตการสึกหรอได้อย่างชัดเจน ขอบเขตการวัดการสึกหรอครอบคลุมบริเวณที่คมตัด และผิวหลังสัมผัสกับวัสดุชิ้นงาน ดังแสดงในรูปที่ 3.19 พื้นที่วัดการสึกหรอถูกกำหนดไว้ที่ 1.5 มิลลิเมตร ซึ่งเป็นช่วงที่ครอบคลุมเกิดการปฏิกิริสัมพันธ์ระหว่างคมตัดและผิวหลังกับวัสดุในระหว่างกระบวนการกลึง การเก็บข้อมูลการสึกหรอได้ดำเนินการที่จุดวัด 5 จุด ต่อ 1 เม็ดเม็ดกลึง ภายในขอบเขตระยะทาง 1.5 มิลลิเมตรดังกล่าว



รูปที่ 3.19 ช่วงการวัดการสึกหรอ

3.2.5 การตรวจสอบกลไกการสึกหรอ

การศึกษากลไกการสึกหรอของเม็ดเม็ดกลึงดำเนินการโดยใช้เครื่อง SEM ถ่ายภาพเม็ดเม็ดกลึงที่กำลังขยาย 65 เท่า แรงดันไฟฟ้า 15 กิโลโวลต์ และขนาดลำแสงอิเล็กตรอน (Spot size) 30 นาโนเมตร โดยใช้โหมด Secondary electron imaging (SEI) ในการถ่ายภาพ เนื่องจากโหมด SEI สามารถให้ข้อมูลเกี่ยวกับลักษณะพื้นผิวและรูปร่างสามมิติของเม็ดเม็ดกลึงได้อย่างละเอียดและคมชัด [57] การตรวจสอบกลไกการสึกหรอมุ่งเน้นไปที่บริเวณหน้ามีด คมตัด และผิวหลัง เนื่องจากเป็นบริเวณที่มักพบการสึกหรอและมีปฏิกิริสัมพันธ์โดยตรงกับวัสดุที่ทำการตัดเฉือน

การวิเคราะห์องค์ประกอบทางเคมีบนพื้นผิวที่มีการสีกหรือของเม็ดมีดกลึงใช้เทคนิค Energy dispersive spectroscopy (EDS) ควบคู่กับโปรแกรม INCA ซึ่งเป็นซอฟต์แวร์ของ Oxford instruments ที่ใช้ควบคุมระบบ EDS โปรแกรมดังกล่าวบรรจุฐานข้อมูลองค์ประกอบของธาตุต่างๆ ที่พบในตารางธาตุ ขั้นตอนการวิเคราะห์เริ่มต้นด้วยการถ่ายภาพการสีกหรือที่กำลังขยาย 100 เท่า แรงดันไฟฟ้า 15 กิโลโวลต์ และขนาดลำแสงอิเล็กตรอน (Spot size) 35 นาโนเมตร โดยใช้โหมด SEI หลังจากนั้นโปรแกรมจะส่งภาพไปที่ โปรแกรม INCA และเลือกจุดในการวิเคราะห์องค์ประกอบทางเคมี จากนั้นโปรแกรม INCA คำนวณผล ผลการวิเคราะห์องค์ประกอบทางเคมีจะแสดงในรูปแบบเปอร์เซ็นต์โดยน้ำหนัก (wt%)

3.2.6 ขั้นตอนการตรวจสอบโครงสร้างทางจุลภาค

โดยในหัวข้อนี้จะอธิบายถึงขั้นตอนการตรวจสอบโครงสร้างทางจุลภาคของเม็ดมีด โดยจะลงรายละเอียดตั้งแต่ขั้นตอนการเตรียมผิวชิ้นงาน ขั้นตอนการนำชิ้นงานเข้า SEM จนไปถึงขั้นตอนในการตรวจสอบโครงสร้างทางจุลภาคโดยการใช้ SEM ในการตรวจสอบ

โดยปกติแล้วเพื่อที่จะทำการตรวจสอบทางโลหะวิทยาไม่ว่าจะเป็นการตรวจสอบโครงสร้างทางจุลภาคหรือจะเป็นการวิเคราะห์ธาตุต่างๆในโลหะที่ต้องการล้วนแต่ต้องมีการเตรียมผิวหน้าโลหะนั้นด้วยการขัดหรือทำให้มีความระนาบมากที่สุด ในบางกรณีชิ้นงานโลหะบางชนิดที่มีชิ้นเล็กมากเกินไปหรือยากต่อกับจับชิ้นงานเพื่อทำการเตรียมผิว ดังนั้นการขึ้นตัวเรือนสำหรับงานโลหะจึงเป็นตัวช่วยสำหรับปัญหาที่กล่าวมาข้างต้น การทำตัวเรือนสำหรับโลหะเป็นการนำชิ้นงานโลหะไปห่อหุ้มด้วยวัสดุที่มีความแข็งน้อยกว่าเพื่อให้ง่ายต่อการจับชิ้นงานสำหรับเตรียมผิวโลหะ โดยปกติแล้ววัสดุที่มีถูกนำไปสำหรับห่อหุ้มโลหะมักเป็นพอลิเมอร์ โดยการทำให้ตัวเรือนมักนิยมทำกับชิ้นงานโลหะที่มีขนาดไม่เกิน หนึ่งนิ้ว เนื่องจากตัวเรือนที่เกินหนึ่งนิ้วมีขนาดใหญ่เกินไปสำหรับถูกนำไปเข้าเครื่องทดสอบต่างๆในการตรวจสอบทางโลหะวิทยาต่อไป

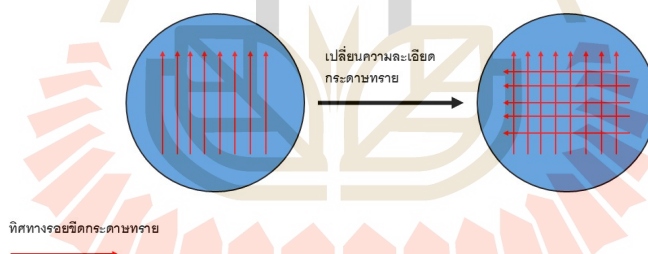
3.2.6.1 ขั้นตอนการเตรียมผิวเม็ดมีดกลึงเพื่อตรวจสอบโครงสร้างทางจุลภาค

เม็ดมีดกลึงถูกนำไปขึ้นรูปตัวเรือนด้วยวิธีการขึ้นรูปตัวเรือนร้อน โดยตัวเรือนทำจากผงพอลิเมอร์ชนิดโพลีเอเซทิลีน โดยใช้พอลิเมอร์โดยประมาณ 20 กรัม บรรจุพร้อม กับเม็ดมีดกลึงในเครื่องทำตัวเรือนร้อน ใช้เวลาในการขึ้นรูปตัวเรือน 20 นาที และใช้ความร้อน 140 องศาเซลเซียส ต่อ 1 ตัวเรือน โดยตัวเรือนจะมีเส้นผ่านศูนย์กลาง 25 มิลลิเมตร เพื่อให้สะดวกต่อการตรวจสอบโครงสร้างทางจุลภาคด้วย SEM เม็ดมีดกลึงในตัวเรือนจะถูกวางโดยหันด้านข้างของเม็ดมีดกลึงออกด้านนอก ลักษณะของเม็ดมีดกลึงที่ผ่านการขึ้นรูปด้วยตัวเรือนร้อนแสดงดังรูปที่ 3.20



รูปที่ 3.20 การขึ้นตัวเรือนเม็ดมีดกลึง

เมื่อทำการขึ้นรูปตัวเรือนร้อนเรียบร้อยแล้วเพื่อปรับขนาดของเม็ดมีดกลึงจะถูกปรับขนาดด้วยกระดาษทรายขัดน้ำ เบอร์ 200 320 400 600 800 1000 1200 1500 และ 2000 ตามลำดับ โดยการขัดดำเนินการตามมาตรฐาน ASTM E3-11 โดยดำเนินการขัดปรับขนาดของเม็ดมีดกลึงที่ความเร็วในการหมุนของกระดาษทราย 300 รอบต่อนาที เวลา 20 นาทีต่อชั้น และแรงกดเนื่องจากงานวิจัยนี้ใช้แรงคนในการกด โดยใช้แรงกดโดยประมาณ 2 ถึง 3 กิโลกรัม และเมื่อทำการขัดเสร็จหนึ่งเบอร์แล้วจะทำการตรวจสอบว่าผิวหน้าของเม็ดมีดกลึงมีรอยของกระดาษทรายและทิศทางในการขัดไปในทิศทางเดียวกัน จากนั้นเมื่อเริ่มขัดเบอร์ต่อไป จะทำการหมุนชิ้นงานโดยอ้างอิงจากรอยขัดเก่าไป 90 องศา รูปที่ 3.21



รูปที่ 3.21 ลักษณะและวิธีการขัดเตรียมผิวหน้าของเม็ดมีดกลึง

เมื่อปรับขนาดของเม็ดมีดกลึงจนถึงกระดาษทรายเบอร์ 2000 แล้ว จึงขัดเงา (Polishing) ด้วยผงเพชรขนาด 1 และ 0.5 ไมโครเมตร การใช้ผงเพชรในการขัดเงามีวัตถุประสงค์เพื่อให้ผิวเรียบในระดับอะตอม ลดรอยขีดข่วน และกำจัดชั้นโลหะที่เสียรูปจากการขัดหยาบ หลังการขัดผงเพชรเรียบร้อยแล้ว เม็ดมีดกลึงถูกกัดผิวหน้าด้วยน้ำยากัดสูตร Murakami เป็นเวลา 3 นาทีเพื่อกำจัดอนุภาคหรือเศษของกระดาษทรายและผงเพชรที่ติดอยู่บริเวณขอบเกรน นอกจากนี้ การกัดผิวหน้ายังช่วยให้มองเห็นเกรนได้ชัดเจนขึ้น

3.2.6.2 ขั้นตอนการตรวจสอบโครงสร้างทางจุลภาค

ในขั้นตอนแรก เม็ดมีดกึ่งที่ผ่านการเตรียมผิวหน้าถูกส่งเกิดโครงสร้างด้วยกล้องจุลทรรศน์แบบแสง ยี่ห้อ Olympus รุ่น OLS5100 โดยเริ่มต้นที่กำลังขยาย 5 เท่า เพื่อปรับโฟกัสให้ชัดเจน หลังจากนั้นเพิ่มกำลังขยายเป็น 10 เท่า และสุดท้ายที่กำลังขยาย 20 เท่า ซึ่งเป็นกำลังขยายที่สามารถมองเห็นโครงสร้างทางจุลภาคของเม็ดมีดกึ่งได้ชัดเจนที่สุดสำหรับกล้องจุลทรรศน์แบบแสง วัตถุประสงค์ของขั้นตอนนี้คือการประเมินคุณภาพการเตรียมตัวอย่าง ได้แก่ การตรวจสอบการขัดเงาว่าเห็นรอยขีดและรอยขนแมวที่หลงเหลือหรือไม่ และการประเมินการกัดกรดว่ามีกัดกรดมากเกินไปหรือไม่ หากสังเกตเห็นรอยขีดหรือรอยขนแมว ตัวอย่างจะถูกนำไปขัดด้วยผงเพชรใหม่อีกครั้ง ในขณะเดียวกัน หากพบว่ามีการกัดกรดมากเกินไปจนผิวหน้างานใหม่ จะต้องทำการขัดผงเพชรใหม่และกัดกรดใหม่อีกครั้ง



รูปที่ 3.22 ลักษณะการยึดติดคาร์บอนเทปกับเม็ดมีดกึ่งที่ผ่านการขึ้นตัวเรือน

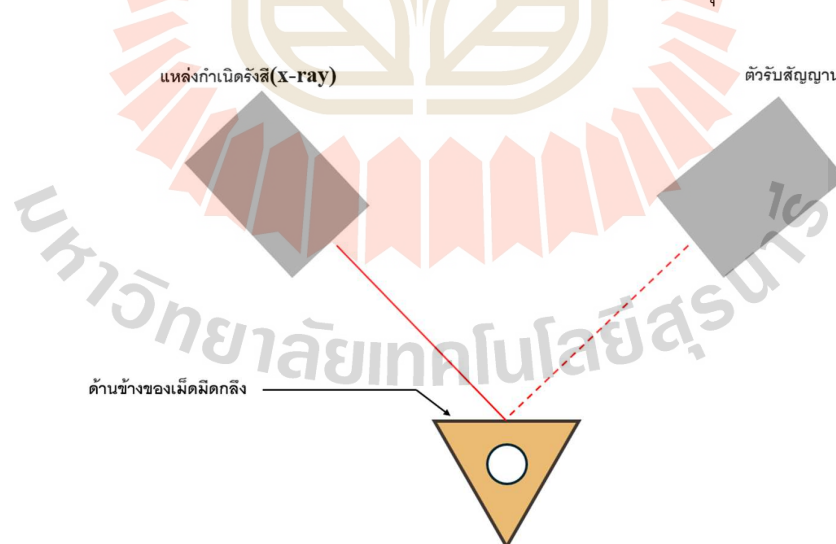
หลังจากประเมินเบื้องต้นด้วยกล้องจุลทรรศน์แบบแสงแล้ว เม็ดมีดกึ่งคาร์ไบด์ที่จะถูกนำไปจับยึดกับแท่นวางตัวอย่าง (Specimen stub) (รูปที่ 3.22) โดยเม็ดมีดกึ่งจะถูกห่อหุ้มด้วยตัวเรือนร้อนและมีคาร์บอนเทปติดรอบๆเม็ดมีดกึ่ง การใช้คาร์บอนเทปล้อมรอบเม็ดมีดกึ่งมีวัตถุประสงค์เพื่อช่วยในการนำไฟฟ้า เนื่องจากการถ่ายภาพด้วย SEM ต้องอาศัยการนำไฟฟ้าในการถ่ายภาพ คาร์บอนเทปจึงช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการนำไฟฟ้าระหว่างการถ่ายภาพ ในการถ่ายภาพโครงสร้างทางจุลภาคของเม็ดมีดกึ่งถูกถ่ายด้วยโหมด SEI ในการถ่ายภาพ แรงดันไฟฟ้า 15 กิโลโวลต์ และขนาดลำแสงอิเล็กตรอน (Spot size) 30 นาโนเมตร และกำลังขยาย 5000 เท่า ในการถ่ายภาพ

3.2.7 การตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึกของเม็ดมีดกลึง

เพื่อทำความเข้าใจขั้นตอนของการเปลี่ยนแปลงคุณสมบัติทางกลของเม็ดมีดกลึงก่อนและหลังการชุบเย็น การตรวจสอบโครงสร้างผลึกจึงมีความสำคัญอย่างยิ่งต่อการทำความเข้าใจคุณสมบัติทางกลและสมรรถนะการตัดเฉือนของเม็ดมีด เนื่องจากโครงสร้างผลึกส่งผลโดยตรงต่อความแข็ง ความเหนียว ความต้านทานการสึกหรอ และคุณสมบัติอื่นๆ ที่เกี่ยวข้องับประสิทธิภาพการใช้งานของเม็ดมีด

ในการศึกษานี้แบ่งการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึกเป็น 2 กลุ่มได้แก่ กลุ่มที่ผ่านการชุบเย็น และกลุ่มที่ไม่ผ่านการชุบเย็น โดยทั้งสองกลุ่มจะถูกตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึก ในการศึกษานี้ใช้เครื่อง X-Ray Diffractometer (XRD) ยี่ห้อ Bruker รุ่น D8 Advance โดยในการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึกดำเนินการที่ช่วงมุม 2θ ตั้งแต่ 10 ถึง 90 องศา โดยสาเหตุการใช้งานมุมในช่วงนี้เนื่องจาก เป็นช่วงมุมที่ครอบคลุมพีคหลักของการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึกของโลหะ [58] โดยค่าการเพิ่มขึ้นของมุม (Step size) ที่ละ 0.02 องศา และระยะเวลาการนับต่อแต่ละขั้น (Counting time per step) 0.5 วินาที ใช้แหล่งกำเนิดรังสีเอกซ์ Cu-K α ที่แรงดันไฟฟ้า 40 กิโลโวลต์ และกระแสไฟฟ้า 40 มิลลิแอมแปร์

ทำการวางตัวอย่างชิ้นงานในเครื่อง XRD ในบริเวณที่กำหนด โดยหันด้านข้างของเม็ดมีดกลึงเข้าหาแหล่งกำเนิดรังสีเอกซ์ (รูปที่ 3.23) ขั้นตอนการตรวจสอบเริ่มต้นด้วยการวิเคราะห์โครงสร้างผลึกของเม็ดมีดกลึงที่ไม่ผ่านการชุบเย็นก่อน จากนั้นจึงตรวจสอบโครงสร้างผลึกของเม็ดมีดกลึงที่ผ่านการชุบเย็น เมื่อได้ผล XRD แล้ว นำข้อมูลมาพล็อตกราฟด้วยโปรแกรม Origin Lab เพื่อศึกษาการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึกของเม็ดมีดกลึงที่ผ่านและไม่ผ่านการชุบเย็น



รูปที่ 3.23 ลักษณะการวางตัวของเม็ดมีดกลึงในเครื่อง XRD

3.3 การทำนายผลการสีทหรือด้วยวิธีการเรียนรู้ของเครื่องจักร

ในหัวข้อนี้ มุ่งเน้นการพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning model) เพื่อพยากรณ์การสีทหรือของเมล็ดมิดกถึงคาร์ไบด์แบบไม่เคลือบผิว (Target variable) ที่ผ่านกระบวนการชุบเย็นภายใต้ตัวแปรของกระบวนการชุบเย็น (Input variables) ได้แก่ เวลาในการชุบเย็น (Cryogenic period) เวลาในการอบคืนตัว (Tempering time), และ อุณหภูมิในการอบคืนตัว (Tempering temperature) ในการสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องจักรนี้ ใช้ Python เพื่อสร้างแบบจำลอง

3.3.1 ข้อมูลในการทำนายการสีทหรือ

ในการสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องจักรนี้ ข้อมูลที่ใช้มาจากสองส่วน ได้แก่ (1) ชุบเมล็ดมิดด้วยหลักการออกแบบการทดลองแบบ 3^3 แฟกทอเรียลดีไซน์ ได้แก่ เวลาในการชุบเย็น 12 24 และ 36 ชั่วโมง เวลาในการอบคืนตัว 1 2 และ 3 ชั่วโมง สุดท้ายอุณหภูมิในการอบคืนตัว 100 200 และ 300 องศาเซลเซียส ทั้งหมด 27 ชุดข้อมูล (2) ชุบเมล็ดมิดกถึงจากปัจจัยเวลาในการชุบเย็น เวลาในการอบคืนและอุณหภูมิในการอบคืนตัว โดยปัจจัยเวลาในการชุบเย็นทำการสุ่มในช่วง 14 ถึง 40 ชั่วโมง เวลาในการอบคืนตัว 1 ถึง 3 ชั่วโมง และอุณหภูมิในการอบคืนตัว 100 ถึง 300 องศาเซลเซียส โดยชุดข้อมูล 27 ข้อมูล และในการทำนายการสีทจะใช้ข้อมูลทั้งสองชุดรวมกันเป็น 54 ข้อมูล

3.3.2 กระบวนการนำเข้าข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ของเครื่องจักร

ในกระบวนการเรียนรู้ของเครื่องจักรโหลดข้อมูลจากไฟล์ CSV (Comma-separated values) เป็นขั้นตอนแรกที่สำคัญอย่างยิ่ง เนื่องจากไฟล์ CSV เป็นรูปแบบที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในการจัดเก็บข้อมูลเชิงตาราง ข้อมูลเหล่านี้จะถูกนำไปใช้ในการฝึกฝนและทดสอบแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องจักร โดยการนำเข้าไฟล์ CSV โดยใช้ไลบรารี Pandas

3.3.3 กระบวนการแยกข้อมูลสำหรับเรียนรู้ของเครื่องจักร

ในการแยกข้อมูลเพื่อทำการฝึกสอนโมเดลสำหรับการเรียนรู้ของเครื่องจักร จำเป็นต้องทำการแยกข้อมูลสำหรับการฝึกสอนการเรียนรู้ของเครื่องจักร หรือจะเรียกว่าได้ว่าทำการแยกตัวแปรนำเข้า และตัวแปรเป้าหมาย โดยในงานวิจัยนี้กำหนดให้ ตัวแปรนำเข้า คือ เวลาในการชุบเย็น เวลาในการอบคืนตัว และ อุณหภูมิในการอบคืนตัว และตัวแปรเป้าหมาย คือ การสีทหรือ

3.3.4 การปรับมาตรฐานคุณลักษณะสำหรับเรียนรู้ของเครื่องจักร

เนื่องจากตัวแปรต้นและตัวแปรตามในงานวิจัยนี้มีช่วงมาตราส่วน (Scale) ที่แตกต่างกัน การปรับมาตรฐานคุณลักษณะ (Feature normalization) จึงเป็นกระบวนการเตรียมข้อมูลเบื้องต้น (Data preprocessing) ที่มีความสำคัญอย่างยิ่ง โดยมีวัตถุประสงค์หลักเพื่อปรับช่วงค่าของคุณลักษณะ (Features) ให้อยู่ในระดับที่ใกล้เคียงกัน ซึ่งจะช่วยให้ประสิทธิภาพในการประมวลผล

ของอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning algorithm) ดังนั้น ในงานวิจัยนี้จึงเลือกใช้วิธี Standard scaling เพื่อแก้ไขปัญหาความแตกต่างของมาตราส่วนระหว่างคุณลักษณะต่างๆ

3.3.5 แบ่งข้อมูลออกเป็นชุดฝึกสอนและทดสอบสำหรับเรียนรู้ของเครื่องจักร

การดำเนินงานวิจัยนี้ ได้มีการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น ชุดข้อมูลฝึกสอน (Training data set) และ ชุดข้อมูลทดสอบ (Testing data set) ด้วยอัตราส่วน 80:20 เพื่อให้เกิดความสมดุลระหว่างปริมาณข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนแบบจำลองและการประเมินประสิทธิภาพ โดยอัตราส่วนดังกล่าวได้รับการยอมรับอย่างแพร่หลายในชุมชนการเรียนรู้ของเครื่องจักร อันมีรากฐานมาจากการวิเคราะห์เชิงประจักษ์และหลักการทางสถิติ ดังนี้

- 1) ขนาดของชุดข้อมูลฝึกสอนที่ 80% ของข้อมูลทั้งหมดนั้น ให้จำนวนตัวอย่างที่เพียงพอต่อการเรียนรู้รูปแบบ (Pattern learning) และช่วยให้แบบจำลองสามารถจับความซับซ้อน (Complexity) ของข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพ
- 2) ขนาดของชุดข้อมูลทดสอบที่ 20% ของข้อมูลทั้งหมดนั้น มีปริมาณเพียงพอสำหรับการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองได้อย่างน่าเชื่อถือ (Reliable evaluation) และช่วยลดความเสี่ยงของการประเมินที่ไม่แม่นยำ (Inaccurate evaluation)

รวมถึงการแบ่งข้อมูลสำหรับการฝึกสอนและการทดสอบที่อัตราส่วนอื่นๆถูกเปรียบเทียบ แสดงดังตารางที่ 3.2

ตารางที่ 3.2 การเปรียบเทียบอัตราส่วนอื่นๆสำหรับชุดการฝึกสอนและชุดการทดสอบ [59]

อัตราส่วน (ชุดฝึกสอน:ชุดทดสอบ)	ข้อดี	ข้อจำกัด
80:20	สมดุล ลดความเสี่ยงในการ Overfitting	-
70:30	เพิ่มขนาดชุดทดสอบ	ลดประสิทธิภาพการเรียนรู้
90:10	เพิ่มขนาดชุดฝึกสอน	เสี่ยงต่อ Overfitting สูง

3.3.6 ขั้นตอนสำหรับการทำนายการสีกหรือ

ในการทำนายการสีกหรือของคอมพิวเตอร์ไบต์โดยใช้แบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องจักร การคัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมนั้นขึ้นอยู่กับลักษณะเฉพาะของปัญหาที่ต้องการพยากรณ์ผลลัพธ์ ตามหลักการพื้นฐานของปัญญาประดิษฐ์ที่ว่า "ไม่มีอัลกอริทึมใดที่เหมาะสมที่สุดสำหรับทุกปัญหา (No free lunch theorem) ดังนั้น ในงานวิจัยนี้จึงได้เลือกใช้แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น, ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน, และแบบจำลอง Extreme gradient boost เพื่อทำการ

เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนาย ซึ่งทฤษฎีและหลักการของแบบจำลองทั้งสามได้กล่าวในบทก่อนหน้าในส่วนของการทำนายผลการศึกษารอด้วยวิธีการเรียนรู้ของเครื่องจักร

3.3.7 การประเมินการประสิทธิภาพแบบจำลอง

ในการสร้างแบบจำลองเพื่อพยากรณ์ผลลัพธ์ของปัญหาที่สนใจ จำเป็นต้องมีการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง เพื่อวัดความสอดคล้องระหว่างค่าพยากรณ์ที่ได้กับผลลัพธ์จริงของปรากฏการณ์นั้นๆ งานวิจัยนี้จึงเลือกใช้ตัวชี้วัดประสิทธิภาพสำหรับการพยากรณ์เชิงถดถอย (Regression performance metrics) ที่เป็นที่ยอมรับในการประเมินสมรรถนะของแบบจำลอง ได้แก่ รากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน, สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ, และ ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ ซึ่งทฤษฎีและหลักการของตัวชี้วัดที่เกี่ยวข้อง ทั้งสามได้กล่าวถึงในหัวข้อ 2.10 ในส่วนของการประเมินแบบจำลองและตัวชี้วัดประสิทธิภาพแบบจำลอง



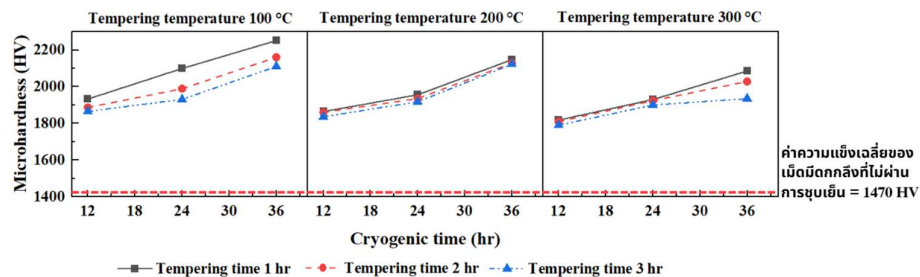
บทที่ 4

ผลการวิจัยและอภิปรายผล

บทนี้จะนำเสนอและเปรียบเทียบถึงผลกระทบของการชุบเย็นต่อการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ที่ผ่านกระบวนการกลึงเหล็กคาร์บอนปานกลาง เกรด S45C ที่ความเร็วตัด 100 เมตรต่อนาที อัตราป้อน 0.22 รอบต่อนาที และความลึกในการตัดเฉือน 0.75 มิลลิเมตร โดยกำหนดการกลึงปกผิวที่ความยาวในการกลึง 300 มิลลิเมตร และผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงคุณสมบัติทางกล การเปลี่ยนแปลงโครงสร้างทางจุลภาคและการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึกของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ที่ผ่านการชุบเย็น ที่ตัวแปรในการชุบเย็นที่แตกต่างกัน อาทิเช่น เวลาในการชุบเย็น เวลาในการอบคืนตัว และอุณหภูมิในการอบคืนตัว รวมถึงศึกษากลไกในการสึกหรอของเม็ดมีดกลึง เพื่อนำข้อมูลผลการศึกษาไปทำนายการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงที่ผ่านและไม่ผ่านการชุบเย็น

4.1 ผลการทดสอบความแข็ง

เม็ดมีดกลึงที่ใช้ในการทดสอบความแข็งถูกแบ่งออกเป็นสองส่วน โดยส่วนแรกเป็นเม็ดมีดกลึงที่ไม่ผ่านการชุบเย็น จำนวน 5 เม็ด พบว่ามีค่าความแข็งสูงสุด 1,520 HV ค่าความแข็งต่ำสุด 1,400 HV และค่าความแข็งเฉลี่ย 1,470 HV กลุ่มนี้ทำหน้าที่เป็นเพื่อเปรียบเทียบผลกับเม็ดมีดกลึงที่ผ่านการชุบเย็น เม็ดมีดกลึงในส่วนที่สองคือเม็ดมีดกลึงที่ผ่านการชุบเย็นที่ตัวแปรในการชุบเย็นที่ต่างกัน ประกอบด้วย เวลาในการชุบเย็น เวลาในการอบคืนตัว และอุณหภูมิในการอบคืนตัว ผลการทดสอบความแข็งแสดงดังตารางที่ 4.1 และเพื่อให้เห็นภาพรวมของผลการทดสอบรูปที่ 4.1 โดยเมื่อพิจารณาเวลาในการชุบเย็นที่ 12 24 และ 36 ชั่วโมงจะเห็นได้ว่า การเพิ่มขึ้นของเวลาในการชุบเย็นมีผลต่อความแข็งของเม็ดมีดกลึงที่เพิ่มขึ้น โดยเม็ดมีดกลึงหลังการชุบเย็นมีความแข็งมากที่สุดที่เวลาในการชุบเย็น 36 ชั่วโมง รองลงมาคือ 24 และ 12 ตามลำดับ และอุณหภูมิในการอบคืนตัว ที่ 100 200 และ 300 องศาเซลเซียส จะเห็นได้ว่าการใช้อุณหภูมิในการอบคืนตัวที่สูงที่สุด ที่ 300 เซลเซียส ส่งผลให้เม็ดมีดกลึงมีความแข็งที่ลดลง เมื่อเปรียบเทียบกับอุณหภูมิในการอบคืนตัวที่ 100 และ 200 เช่นเดียวกันกับเวลาที่ใช้ในการอบคืนตัว เมื่อใช้เวลาในการอบคืนตัวที่เพิ่มมากขึ้นกลับส่งผลให้เม็ดมีดกลึงมีความแข็งที่ลดน้อยลง



รูปที่ 4.1 แสดงผลการทดสอบความแข็งของเม็ดมีดกลึง

ตารางที่ 4.1 ผลการทดสอบความแข็ง

เวลาชุบเย็น (ชั่วโมง)	อุณหภูมิอบคืนตัว (องศาเซลเซียส)	เวลาอบคืนตัว (ชั่วโมง)	ความแข็ง (HV)
12	100	1	1933.02
12	100	2	1887.24
12	100	3	1866.14
12	200	1	1864.60
12	200	2	1860.36
12	200	3	1836.28
12	300	1	1818.16
12	300	2	1809.42
12	300	3	1790.44
24	100	1	2100.18
24	100	2	1989.62
24	100	3	1930.96
24	200	1	1956.32
24	200	2	1935.51
24	200	3	1918.13
24	300	1	1930.74
24	300	2	1924.08
24	300	3	1900.24
36	100	1	2252.32
36	100	2	2161.46
36	100	3	2111.14
36	200	1	2148.24
36	200	2	2129.12
36	200	3	2123.38
36	300	1	2085.92
36	300	2	2028.81
36	300	3	1935.36

การเพิ่มขึ้นของความแข็งเป็นผลมาจากการกระตุ้นด้วยอุณหภูมิต่ำของไนโตรเจนเหลว ซึ่งส่งผลให้เกิดการจัดเรียงตัวใหม่ของโครงสร้างอะตอม หรือที่เรียกว่าการเปลี่ยนแปลงเฟสมาร์เทนไซต์ (Martensitic transformation) [60] ในขณะเดียวกัน กระบวนการอบคืนตัวกลับ ส่งผลให้ออสเทน

ไนต์คิงเหลือ (Retained austenite) ในเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์เปลี่ยนแปลงเป็นเบนไนต์ (Bainite) จึงเป็นเหตุให้ความแข็งลดลง [61]

สรุปได้ว่า การเพิ่มเวลาในการชุบเย็นส่งผลให้ความความของเม็ดมีดกลึงเพิ่มขึ้น ในขณะที่การเพิ่มอุณหภูมิและเวลาในการอบคืนตัวส่งผลให้ความแข็งลดลง

4.2 ผลการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์

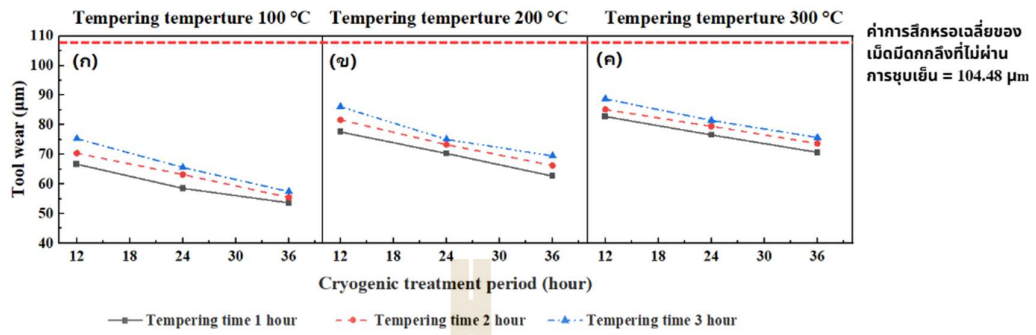
การตรวจสอบการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงในงานวิจัยนี้เน้นการวิเคราะห์การสึกหรอบริเวณผิวทล (Flank wear) เนื่องจากเป็นบริเวณที่มีผลกระทบโดยตรงต่อคุณภาพผิวชิ้นงานหลังกระบวนการกลึง และเป็นตัวชี้วัดสำคัญในการประเมินสมรรถนะของเครื่องมือตัด [62] เพื่อเปรียบเทียบ เม็ดมีดกลึงที่ไม่ผ่านการชุบเย็นได้รับการทดสอบการสึกหรอภายใต้เงื่อนไขเดียวกันกับเม็ดมีดกลึงที่ผ่านการชุบเย็น โดยใช้ตัวแปรการตัดเฉือนและความยาวการกลึงที่เหมือนกัน

ในการทดสอบการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงนั้น ได้นำเม็ดมีดกลึงวัสดุเหล็กเพลลา S45C ที่ความเร็วตัด 100 เมตรต่อนาที อัตราป้อน 0.22 รอบต่อนาที และความลึกในการตัดเฉือน 0.75 มิลลิเมตร โดยทำการกลึงปอกผิวที่ความยาวในการกลึง 300 มิลลิเมตร การทดสอบดำเนินการโดยใช้เม็ดมีดกลึง 1 เม็ดต่อชิ้นงาน 1 ชิ้น จำนวนทั้งหมด 5 ชิ้น ผลการวัดการสึกหรอบริเวณผิวด้านข้างแสดงค่าสูงสุด 110.87 ไมโครเมตร ค่าต่ำสุด 97.65 ไมโครเมตร และค่าเฉลี่ย 104.48 ไมโครเมตร

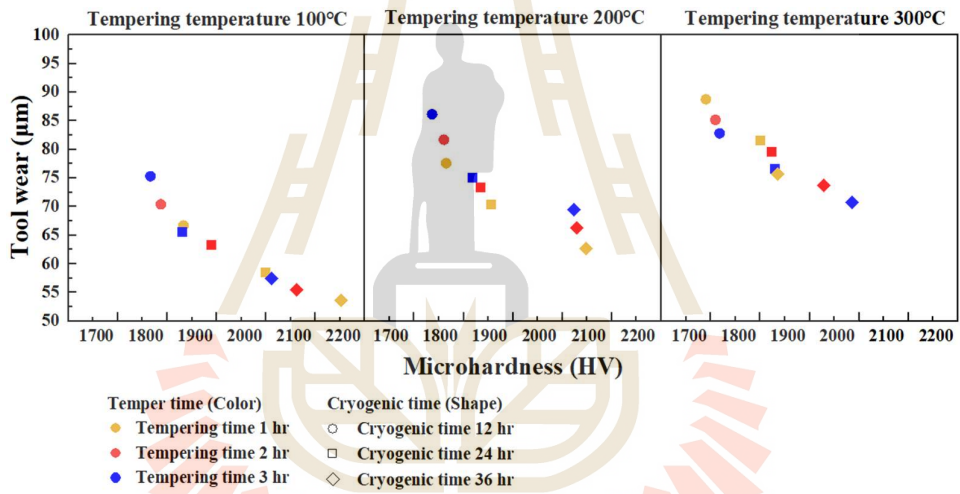
ผลการทดสอบการสึกหรอของเม็ดมีดที่ผ่านการชุบเย็นแสดงในตารางที่ 4.2 และจากรูปที่ 4.2 แสดงให้เห็นว่าระยะเวลาในการชุบเย็นมีผลกระทบต่อการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงอย่างมีนัยสำคัญ โดยการเพิ่มระยะเวลาในการชุบเย็นจะลดการสึกหรอลง ในทางตรงกันข้าม การเพิ่มอุณหภูมิและเวลาในการอบคืนตัวหลังการชุบเย็นส่งผลให้การสึกหรอเพิ่มขึ้น

เมื่อพิจารณาการสึกหรอร่วมกับผลการวัดความแข็ง (รูปที่ 4.3) พบว่าทิศทางของผลกระทบเนื่องจากการชุบเย็นมีความสอดคล้องกัน กล่าวคือ ความแข็งที่เพิ่มขึ้นในเม็ดมีดจะส่งผลให้เม็ดมีดกลึงมีการสึกหรอที่ลดลงตามสัดส่วน ผลการศึกษานี้สอดคล้องกับงานวิจัยของ Zhou และคณะ [63] ที่ระบุว่าวัสดุที่มีความแข็งเพิ่มขึ้นจะมีความต้านทานการสึกหรอที่เพิ่มขึ้นตามไปด้วย ดังนั้น จึงสามารถกล่าวได้ว่าความแข็งเป็นปัจจัยหลักที่ควบคุมความต้านทานการสึกหรอของวัสดุ

เนื่องจากความแข็งและการต้านทานการสึกหรอมีความสัมพันธ์ใกล้ชิดกัน โดยทั่วไป วัสดุที่มีความแข็งสูงจะมีความต้านทานต่อการสึกหรอมากกว่า แต่ความสัมพันธ์นี้ไม่เป็นเส้นตรงเสมอไป และมีปัจจัยอื่นๆ ที่ส่งผลต่อการสึกหรอ เช่น อุณหภูมิในระหว่างการตัดเฉือน ความเรียบหรือความขรุขระของชิ้นงาน รวมถึงวัสดุบางชนิดอาจทนทานต่อการสึกหรอในสภาพแวดล้อมหนึ่ง แต่ไม่ทนทานในอีกสภาพแวดล้อมหนึ่ง



รูปที่ 4.2 แสดงผลการสึกหรอของเครื่องมือตัดที่ผ่านการชุบเย็นที่อุณหภูมิในการอบคืนตัวที่แตกต่างกัน



รูปที่ 4.3 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างผลความแข็งและการสึกหรอ

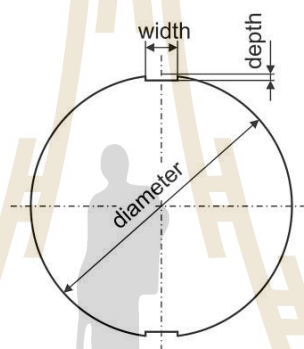
ตารางที่ 4.2 ผลการทดสอบการสีกหรือ

เวลาชุปเย็น (ชั่วโมง)	อุณหภูมิอบคึ่งตัว (องศาเซลเซียส)	เวลาอบคึ่งตัว (ชั่วโมง)	การสีกหรือ (ไมโครเมตร)
12	100	1	66.698
12	100	2	70.415
12	100	3	75.307
12	200	1	77.596
12	200	2	81.678
12	200	3	86.139
12	300	1	82.806
12	300	2	85.168
12	300	3	88.771
24	100	1	58.519
24	100	2	63.194
24	100	3	65.573
24	200	1	70.327
24	200	2	73.303
24	200	3	75.088
24	300	1	76.587
24	300	2	79.499
24	300	3	81.479
36	100	1	53.642
36	100	2	55.479
36	100	3	57.453
36	200	1	62.675
36	200	2	66.256
36	200	3	69.494
36	300	1	70.709
36	300	2	73.684
36	300	3	75.723

ตัวอย่างที่สะท้อนความสัมพันธ์ระหว่างความแข็งและการต้านทานการสีกหรือของเม็ดมีด
กึ่งภายใต้เงื่อนไขการใช้งานที่แตกต่างกัน สามารถพบได้จากงานวิจัยของ Venture และคณะ [64]

ซึ่งได้ดำเนินการศึกษาการกลึงวัสดุเพลากลมเส้นผ่านศูนย์กลาง 65 มิลลิเมตรในสองรูปแบบ คือ เพลากลมที่มีร่องลิ่มและเพลากลมที่ไม่มีร่องลิ่ม (รูปที่ 4.4) โดยใช้เม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ไม่เคลือบผิว

ผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่า การสึกหรอของเม็ดมีดกลึงที่ใช้ในการกลึงเพลากลมแบบมีร่องลิ่มมีค่าสูงกว่าการกลึงเพลากลมแบบไม่มีร่องลิ่มอย่างมีนัยสำคัญ ปรากฏการณ์นี้เกิดจากลักษณะการตัดเฉือนที่ไม่ต่อเนื่องในกรณีของเพลากลมที่มีร่องลิ่ม ซึ่งส่งผลให้เม็ดมีดกลึงได้รับแรงกระแทกซ้ำๆ ที่บริเวณปลายของเม็ดมีด เมื่อดำเนินการกลึงเป็นระยะเวลาานาน จะเกิดการสะสมของความเครียด (Stress accumulation) ที่บริเวณปลายเม็ดมีดกลึง และในที่สุดจะนำไปสู่การแตกหักที่บริเวณปลายเม็ดมีดกลึง การศึกษาชิ้นนี้ชี้ให้เห็นถึงความสำคัญของการใช้งานที่ส่งผลกระทบต่อพฤติกรรมการสึกหรอของเครื่องมือตัด



รูปที่ 4.4 เพลแบบมีร่องลิ่ม

โดยการสึกหรอของเครื่องมือตัดที่ผ่านกระบวนการชุบเย็นถูกควบคุมโดยปัจจัยหลัก 3 ตัว ได้แก่ ระยะเวลาในการชุบเย็น ระยะเวลาในการอบคืนตัว และอุณหภูมิในการอบคืนตัว ซึ่งตัวแปรเหล่านี้มีอิทธิพลอย่างมีนัยสำคัญต่อความแข็งแรงและความต้านทานการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ จากการศึกษาสามารถสรุปผลกระทบของแต่ละปัจจัยได้ดังนี้

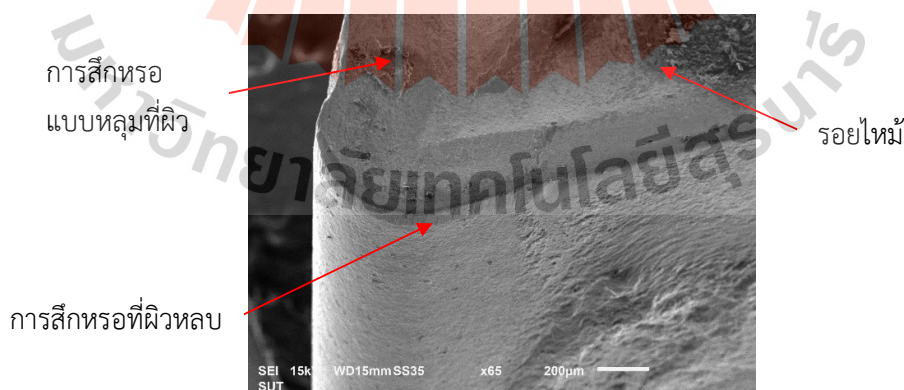
- 1) เวลาในการชุบเย็น: การเพิ่มเวลาในการชุบเย็นส่งผลให้ความแข็งแรงและการต้านทานการสึกหรอเพิ่มขึ้น
- 2) เวลาในการอบคืนตัว: การเพิ่มเวลาและอุณหภูมิในการอบคืนตัวส่งผลให้ความแข็งแรงและการต้านทานการสึกหรอลดลง
- 3) อุณหภูมิในการอบคืนตัว : การเพิ่มอุณหภูมิในการอบคืนตัวส่งผลให้ความแข็งแรงและการต้านทานการสึกหรอลดลง

4.3 กลไกการสึกหรอของเม็ดมิดกึ่ง

4.3.1 การสังเกตกลไกการสึกหรอของเม็ดมิดกึ่งด้วยกล้องจุลทรรศน์แบบส่องกราด

เพื่อสังเกตถึงกลไกการสึกหรอของเม็ดมิดกึ่งคาร์ไบด์หลังกระบวนการกลึงปกผิว โดยใช้กล้องจุลทรรศน์อิเล็กตรอนแบบส่องกราด (SEM) ที่กำลังขยาย 65 เท่า โดยจะแบ่งการสังเกตกลไกการสึกหรอ ที่เม็ดมิดกึ่งคาร์ไบด์ที่ไม่ผ่านการชุบเย็น (รูปที่ 4.5) เม็ดมิดกึ่งคาร์ไบด์ที่ผ่านการชุบเย็นที่ 12 ชั่วโมง อบคืนตัวที่อุณหภูมิ 300 องศาเซลเซียส เป็นเวลา 3 ชั่วโมง (รูปที่ 4.6) และ เม็ดมิดกึ่งคาร์ไบด์ที่ผ่านการชุบเย็นที่ 36 ชั่วโมง อบคืนตัวที่อุณหภูมิ 100 องศาเซลเซียส เป็นเวลา 1 ชั่วโมง (รูปที่ 4.7) การเลือกระยะเวลาในการชุบเย็นที่ 36 และ 12 ชั่วโมงมีเหตุผลเชิงการใช้งานดังนี้ เม็ดมิดกึ่งที่ผ่านการชุบเย็นเป็นเวลา 36 ชั่วโมงแสดงให้เห็นถึงการสึกหรอที่น้อยที่สุดในกลุ่มตัวอย่างที่ผ่านการชุบเย็น ในขณะที่เม็ดมิดกึ่งที่ผ่านการชุบเย็นเป็นเวลา 12 ชั่วโมงแสดงให้เห็นถึงการสึกหรอที่มากที่สุดในกลุ่มเดียวกัน ดังนั้น ตัวอย่างทั้งสองจึงเป็นตัวแทนของข้อตรงข้ามในด้านประสิทธิภาพการต้านทานการสึกหรอ

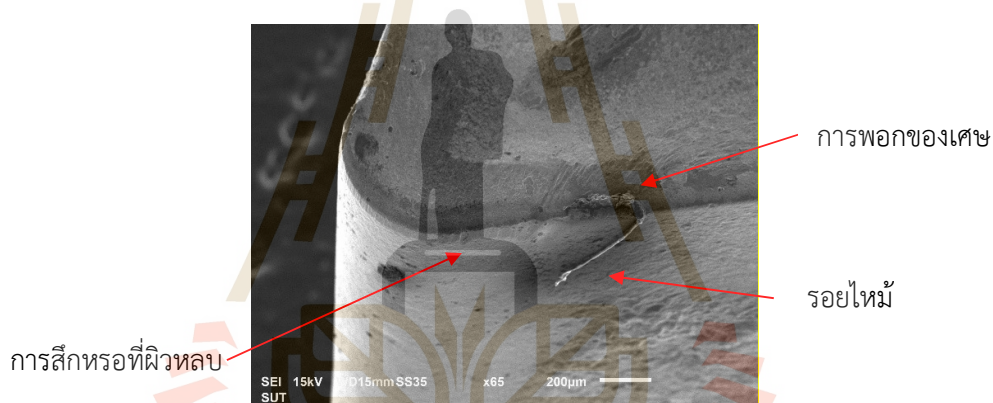
รูปที่ 4.5 แสดงการสึกหรอของเม็ดมิดกึ่งที่ไม่ผ่านการชุบเย็น หลังกระบวนการกลึงปกผิวเหล็กเกรด S45C พบการสึกหรอที่บริเวณผิวด้านข้างของเม็ดมิดกึ่ง ซึ่งเป็นลักษณะการสึกหรอหลักของเครื่องมือตัดประเภทคมตัดเดี่ยว การสึกหรอบริเวณผิวด้านข้างเกิดจากการขัดสีระหว่างเม็ดมิดกึ่งและวัสดุในระหว่างกระบวนการกลึง เนื่องจากอนุภาคแข็งในวัสดุที่ทำการตัดเฉือนจะค่อยๆสร้างความเสียหายให้กับเม็ดมิดกึ่ง [65] และยังพบการสึกหรอแบบหลุมและรอยไหม้ที่บริเวณร่องคายเศษ (Chip breaker) ของเม็ดมิดกึ่ง ปรากฏการณ์นี้เกิดจากบทบาทของหน้ามีดในการควบคุมเศษวัสดุที่ไหลออกระหว่างการกลึง เมื่อเศษวัสดุไหลผ่านจะก่อให้เกิดความร้อนสะสมบริเวณหน้ามีด การสัมผัสกับอุณหภูมิสูงเป็นระยะเวลานานอาจทำให้เกิดความร้อนสะสมและส่งผลกระทบต่อหน้ามีดของเม็ดมิดกึ่งเสียหายในลักษณะการสึกหรอแบบหลุม [66]



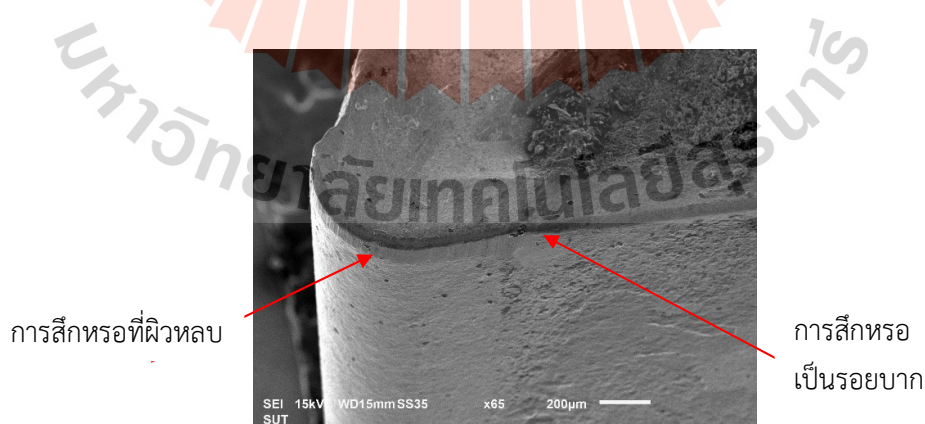
รูปที่ 4.5 การสึกหรอของเม็ดมิดกึ่งที่ไม่ผ่านการชุบเย็น

รูปที่ 4.6 แสดงลักษณะการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงที่ผ่านกระบวนการชุบเย็นเป็นเวลา 12 ชั่วโมง และอบคืนตัวที่อุณหภูมิ 300 องศาเซลเซียส เป็นเวลา 3 ชั่วโมง จากการสังเกตพบว่าเม็ดมีดกลึงเกิดการสึกหรอบริเวณผิวด้านข้างเช่นเดียวกับเม็ดมีดกลึงที่ไม่ผ่านการชุบเย็น นอกจากนี้ยังพบการเกิดการพอกของเศษโลหะ (Built-up edge) บริเวณคมตัดด้านข้างของเม็ดมีดกลึง ซึ่งเป็นปรากฏการณ์ปกติที่เกิดขึ้นในกระบวนการกลึงวัสดุที่มีความเหนียว ผลการศึกษานี้สอดคล้องกับงานวิจัยของ Kumar และคณะ [67] ที่ศึกษาการตัดเฉือนเหล็กเพลา S45C ด้วยเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ และพบว่าการเกิดการพอกของเศษที่คมตัดเป็นหนึ่งในปัจจัยที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพในการตัดเฉือนของเม็ดมีดกลึง

อย่างไรก็ตาม สิ่งที่น่าสนใจคือการพบรอยไหม้บริเวณรอบๆ บริเวณที่เกิดการพอกของเศษโลหะ ซึ่งรอยไหม้ดังกล่าวเป็นตัวบ่งชี้ว่าเศษโลหะที่เกิดการพอกเป็นแหล่งการสะสมความร้อนที่มากที่สุดในกระบวนการกลึง สิ่งนี้สะท้อนให้เห็นถึงการถ่ายเทความร้อนที่มาจากเศษของโลหะ [68]



รูปที่ 4.6 การสึกหรอของเม็ดมีดกลึงที่ผ่านการชุบเย็นที่ 12 ชั่วโมง แล้วอบคืนตัวที่อุณหภูมิ 300 องศาเซลเซียสเป็นเวลา 3 ชั่วโมง



รูปที่ 4.7 การสึกหรอของเม็ดมีดกลึงที่ผ่านการชุบเย็นที่ 36 ชั่วโมง แล้วอบคืนตัวที่อุณหภูมิ 100 องศาเซลเซียส เป็นเวลา 1 ชั่วโมง

ในส่วนการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงที่ผ่านการชุบเย็นที่ 36 ชั่วโมง และอบคืนตัวที่อุณหภูมิ 100 องศาเซลเซียส เป็นเวลา 1 ชั่วโมง (รูปที่ 4.7) จะเห็นได้ว่าเม็ดมีดกลึงมีการสึกหรอบริเวณผิวด้านข้างเช่นเดียวกับเม็ดมีดกลึงที่ไม่ผ่านการชุบเย็น และเม็ดมีดกลึงที่ผ่านการชุบเย็นที่ 12 ชั่วโมง และพบการสึกหรอที่เป็นรอยบากบริเวณคมตัดของเครื่องมือตัด ซึ่งการสึกหรอแบบรอยบากนั้นทำให้พื้นผิวมีคุณภาพชิ้นงานไม่ดีและเสี่ยงต่อการแตกหักของบริเวณคมตัด โดยสาเหตุการเกิดการสึกหรอแบบที่เป็นรอยบากนั้นเกิดได้จากความร้อนในระหว่างการกลึงและการไหลของเศษโลหะซ้ำๆ ณ บริเวณที่เม็ดมีดกลึงมีปฏิสัมพันธ์กับวัสดุที่ทำการกลึง [69] Kiyota และคณะ [70] ทำการศึกษาการสึกหรอแบบรอยบากที่เกิดขึ้นกับเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์หลังกระบวนการกลึง และพวกเขาสรุปไว้ว่า กลไกที่ทำให้เกิดการสึกหรอแบบรอยบากนั้นมักเกิดขึ้นจากการไหลของเศษโลหะแบบวัฏจักรในบริเวณที่มีปฏิสัมพันธ์กับวัสดุที่ทำการกลึง โดยเฉพาะอย่างยิ่งมักเกิดขึ้นบริเวณคมตัดโดยเมื่อเศษไหลผ่านซ้ำๆ บริเวณคมตัดจะเกิดการสร้างความเค้นอัด (Compressive stress) บริเวณคมตัด มากไปกว่านั้น เศษและความร้อนจากเศษจะทำลายเนื้อวัสดุหลักของเม็ดมีดกลึง

อย่างไรก็ตาม ไม่พบการสึกหรอแบบหลุมบริเวณผิวคายของเม็ดมีดกลึงที่ผ่านการชุบเย็น ซึ่งเป็นผลมาจากการปรับปรุงการต้านทานการสึกหรอนี้สอดคล้องกับความแข็งทางจุลภาคที่เพิ่มมากขึ้นของเม็ดมีดกลึง

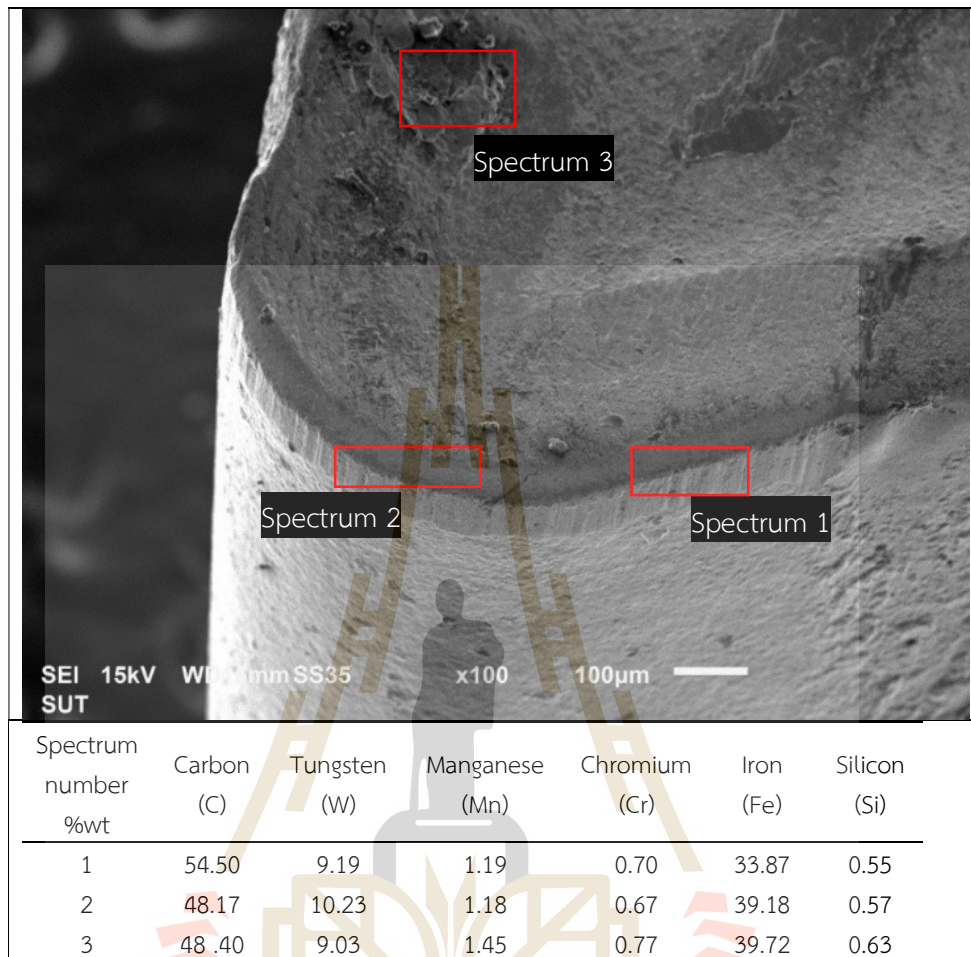
สุดท้ายแล้วสามารถสรุปได้ว่ารูปแบบการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ไม่เคลือบผิวหลังกระบวนการกลึงเหล็ก S45C พบว่าการสึกหรอแบบด้านข้างเป็นการสึกหรอหลักของเม็ดมีดกลึงที่ผ่านและไม่ผ่านการชุบเย็น อย่างไรก็ตาม เม็ดมีดกลึงที่ไม่ผ่านการชุบเย็นพบการสึกหรอแบบหลุมบนผิวคาย ในขณะที่เม็ดมีดกลึงที่ผ่านการชุบเย็น 12 ชั่วโมงไม่พบการสึกหรอแบบหลุมบนผิวคาย แต่พบการพอกของเศษโลหะ และเม็ดมีดกลึงที่ผ่านการชุบเย็น 36 ชั่วโมงพบการสึกหรอแบบรอยบาก เพื่อตรวจสอบสาเหตุของการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงในหัวข้อถัดไปเทคนิค EDS จึงถูกนำมาใช้

4.3.2 การวิเคราะห์พื้นผิวการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงด้วยเทคนิค EDS

การศึกษาพื้นผิวการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ต้องอาศัยการวิเคราะห์โดยละเอียดเพื่อทำความเข้าใจถึงปัจจัยที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการตัดเฉือน การวิเคราะห์ด้วยเทคนิค EDS ร่วมกับ SEM จึงเป็นวิธีการที่มีความสำคัญในการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงทางสัณฐานวิทยาบนพื้นผิวของคมตัดภายหลังการใช้งาน เทคนิค EDS มีความสามารถในการให้ข้อมูลเชิงลึกเกี่ยวกับองค์ประกอบธาตุที่สะสมอยู่บนพื้นผิว ซึ่งเป็นข้อมูลสำคัญสำหรับการวิเคราะห์กลไกการสึกหรอที่เกิดขึ้น [71] การระบุดองค์ประกอบทางเคมีของสารที่เกาะติดหรือสะสมบนพื้นผิวเม็ดมีดกลึงสามารถเปิดเผยถึงลักษณะของการสึกหรอ ไม่ว่าจะเป็นการสึกหรอแบบกลไก การสึกหรอแบบเคมี หรือการสึกหรอแบบแปะติด

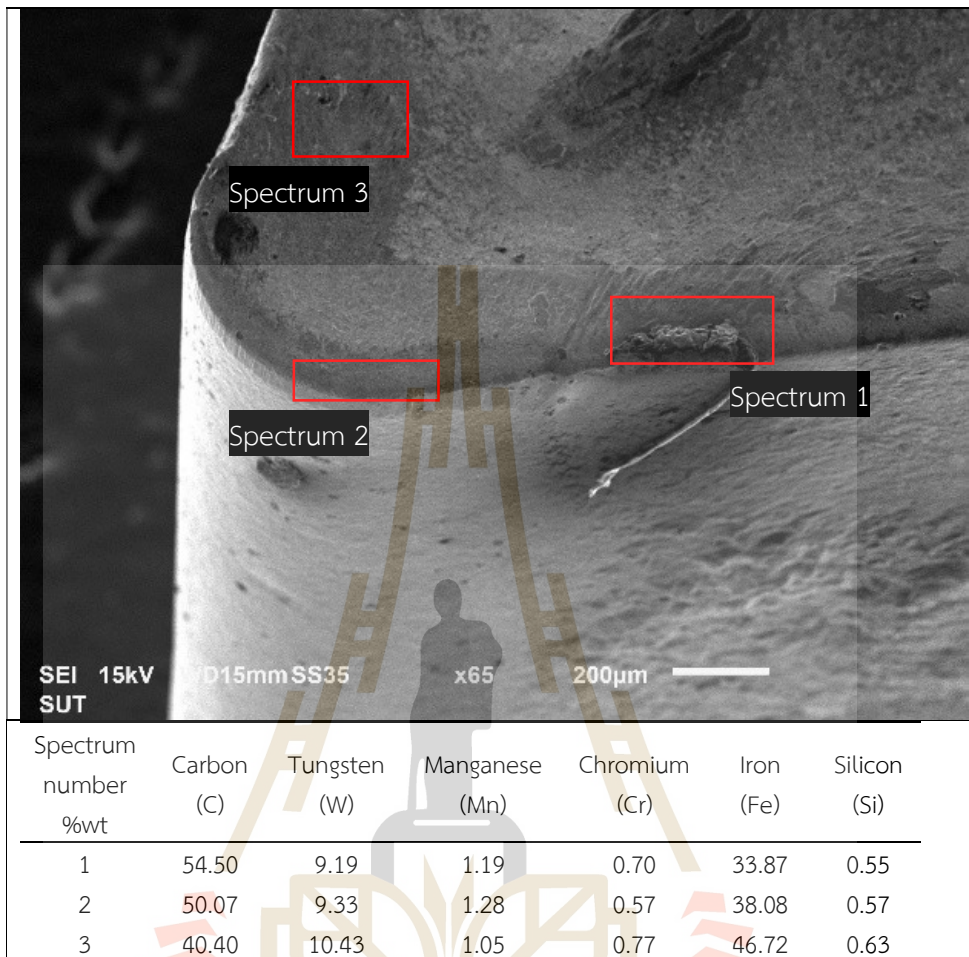
ในงานวิจัยนี้ การวิเคราะห์พื้นผิวการสึกหรอจะมุ่งเน้นไปที่ 3 บริเวณหลัก ได้แก่ ผิวคาย ซึ่งเป็นบริเวณที่เศษโลหะไหลผ่าน (Spectrum 3) คมตัดที่เป็นจุดสัมผัสโดยตรงกับชิ้นงาน (Spectrum 2) และผิวหลบ (Spectrum 1) ก่อนการนำเทคนิค EDS มาใช้ในการวิเคราะห์พื้นผิวการสึกหรอของเม็ดมีดกลึง งานวิจัยนี้ได้ทำการตรวจสอบองค์ประกอบทางเคมีของเหล็ก S45C ตามมาตรฐาน ASTM E350 เพื่อใช้เป็นข้อมูลอ้างอิงในการเปรียบเทียบผลการวิเคราะห์ ผลการตรวจสอบพบว่าเหล็ก S45C ประกอบไปด้วยองค์ประกอบทางเคมีหลัก ได้แก่ คาร์บอน (C) แมงกานีส (Mn) โครเมียม (Cr) และซิลิคอน (Si) ตามลำดับ ข้อมูลองค์ประกอบเหล่านี้จะถูกนำมาใช้เป็นเกณฑ์ในการระบุและยืนยันการมีอยู่ของอนุภาคโลหะจากชิ้นงานที่เกาะติดหรือสะสมบนพื้นผิวเม็ดมีดกลึงภายหลังกระบวนการกลึง

รูปที่ 4.8 แสดงภาพถ่าย SEM ที่กำลังขยาย 100 เท่า ของเม็ดมีดกลึงที่ไม่ผ่านการชุบเย็น จะเห็นว่า การสึกหรอที่เกิดขึ้นเป็นผลมาจากการแรงเสียดทานระหว่างเครื่องมือและวัสดุชิ้นงาน ซึ่งส่งผลให้เกิดการสึกหรอแบบค่อยเป็นค่อยไป ซึ่งสังเกตได้จากรอยการสึกหรอที่ค่อนข้างเรียบที่บริเวณคมตัด [72] สเปกตรัม 1 และ 2 แสดงองค์ประกอบทางเคมีของอนุภาคที่เกาะติดกับคมตัดและผิวหลบ โดยเมื่อไม่นับธาตุทั้งสแตนซึ่งเป็นองค์ประกอบหลักของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ พบว่าองค์ประกอบที่ตรวจพบในสเปกตรัม 1 และ 2 มีความใกล้เคียงกับองค์ประกอบทางเคมีของเหล็ก S45C อย่างมีนัยสำคัญ



รูปที่ 4.8 แสดงการวิเคราะห์พื้นผิวเมื่อดมดกถึงที่ไม่ผ่านการชุบเย็นด้วยเทคนิค EDS

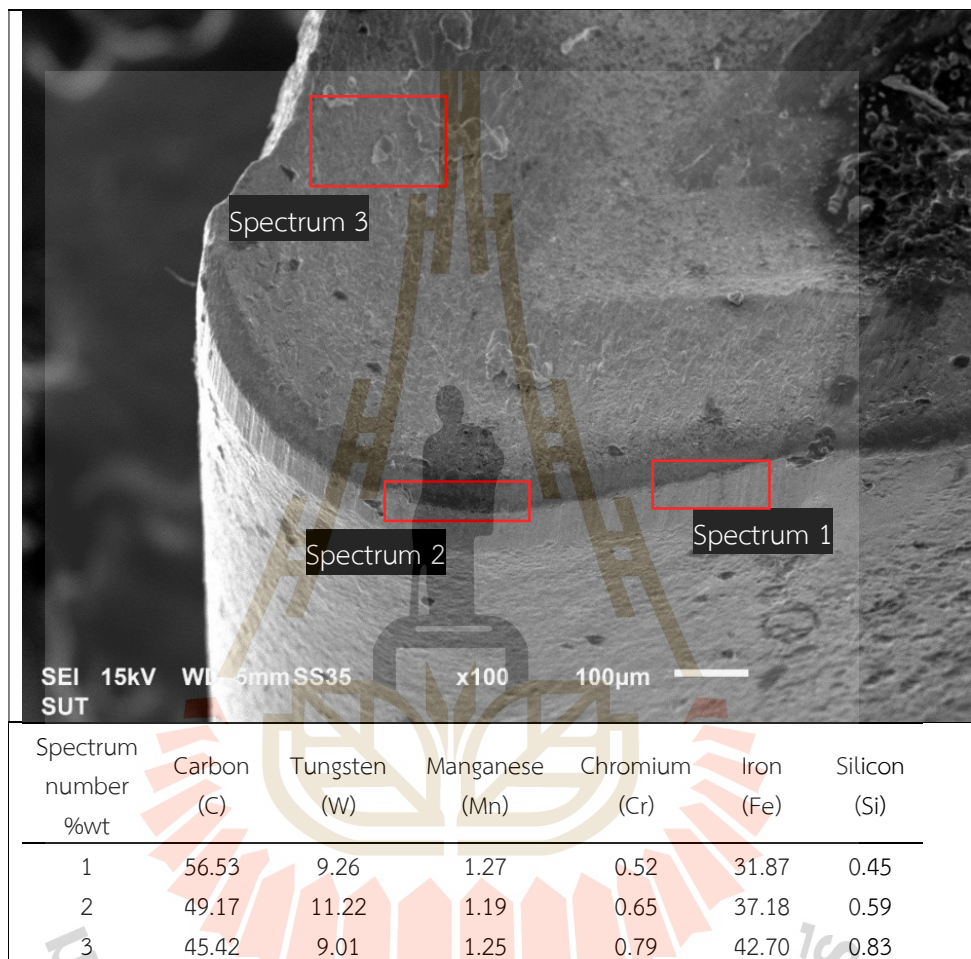
นอกจากนี้ สเปกตรัม 3 ยืนยันการมีอยู่ขององค์ประกอบที่สอดคล้องกับเหล็ก S45C ในบริเวณที่สึกหรอ ผลการวิเคราะห์เหล่านี้บ่งชี้ว่าอนุภาคโลหะที่มาจากชิ้นงานเหล็ก S45C เป็นปัจจัยหลักที่ก่อให้เกิดการสึกหรอบริเวณผิวหลบ และการสึกหรอแบบหลุมบนผิวคาย ของเมื่อดมดกถึง การเกาะติดของอนุภาคเหล็กเหล่านี้สะท้อนให้เห็นถึงกลไกการสึกหรอแบบขัดสี ที่เป็นลักษณะเด่นในกระบวนการกลึงเหล็กคาร์บอน ผลการตรวจสอบด้วย EDS มีความสอดคล้องกับงานวิจัยของ Gerth และคณะ [73] ที่ศึกษาปรากฏการณ์การสึกหรอและการเปลี่ยนแปลงที่บริเวณพื้นที่ตัดเฉือน (Tool-chip interface) ในการตัดเฉือนเหล็กคาร์บอนปานกลาง พวกเขารายงานว่าพบอนุภาคขนาดเล็ก โดยเฉพาะอย่างยิ่งคาร์บอนที่บริเวณคมตัดที่มีการสึกหรอ ซึ่งสนับสนุนผลการวิจัยที่พบในครั้งนี้ เกี่ยวกับการสะสมของสารจากชิ้นงานบนพื้นผิวเมื่อดมดกถึง



รูปที่ 4.9 แสดงการวิเคราะห์พื้นผิวเมื่อดมดกึ่งที่ผ่านการชุบเย็นที่ 12 ชั่วโมง แล้วอบคืนตัวที่อุณหภูมิ 300 องศาเซลเซียส เป็นเวลา 3 ชั่วโมง ด้วยเทคนิค EDS

รูปที่ 4.9 แสดงพื้นผิวการสึกหรอของเมื่อดมดกึ่งที่ผ่านการชุบเย็นเป็นเวลา 12 ชั่วโมง และอบคืนตัวที่อุณหภูมิ 300 องศาเซลเซียส เป็นเวลา 3 ชั่วโมง จากการสังเกตพบว่าเมื่อดมดกึ่งมีรูปแบบการสึกหรอหลักเช่นเดียวกับเมื่อดมดกึ่งที่ไม่ผ่านการชุบเย็น (รูปที่ 4.7) คือ การสึกหรอที่บริเวณผิวหลบและคมตัดของเมื่อดมดกึ่ง ซึ่งมีลักษณะเป็นรอยเรียบ อย่างไรก็ตาม ไม่พบการสึกหรอแบบหลุมบริเวณผิวคาย ซึ่งเป็นความแตกต่างที่สำคัญจากเมื่อดมดกึ่งที่ไม่ผ่านการชุบเย็น การตรวจสอบองค์ประกอบทางเคมีบนบริเวณที่สึกหรอด้วยเทคนิค EDS แสดงผลดังนี้ สเปกตรัม 1 ซึ่งตรวจสอบที่บริเวณคมตัดที่มีการพอกของเศษ แสดงให้เห็นอย่างชัดเจนถึงองค์ประกอบทางเคมีของเหล็ก S45C ที่เกาะติดกับบริเวณดังกล่าว สเปกตรัม 2 ซึ่งตรวจสอบองค์ประกอบทางเคมีที่บริเวณคมตัดใกล้เคียงกับปลายของเมื่อดมดกึ่ง ให้ผลการวิเคราะห์ที่สอดคล้องกับสเปกตรัม 1 โดยพบองค์ประกอบทางเคมีของเหล็ก S45C เช่นเดียวกัน

อย่างไรก็ตาม เมื่อตรวจสอบองค์ประกอบทางเคมีบริเวณสเปกตรัม 3 ซึ่งเป็นบริเวณผิวคายของเม็ดเม็ดดกกลิ้งที่ไม่พบการสึกหรอ กลับพบว่าม็องค์ประกอบของคาร์บอนซึ่งเป็นองค์ประกอบหลักของเหล็ก S45C ในปริมาณที่น้อยกว่าเมื่อเทียบกับสเปกตรัม 1 และ 2



รูปที่ 4.10 แสดงการวิเคราะห์พื้นผิวเม็ดเม็ดดกกลิ้งที่ผ่านการชุบเย็นที่ 36 ชั่วโมง แล้วอบคืนตัวที่อุณหภูมิ 100 องศาเซลเซียส เป็นเวลา 1 ชั่วโมง ด้วยเทคนิค EDS

ในส่วนของรูปที่ 4.10 แสดงพื้นผิวการสึกหรอของเม็ดเม็ดดกกลิ้งที่ผ่านการชุบเย็นที่ 36 ชั่วโมง และอบคืนตัวที่อุณหภูมิ 100 องศาเซลเซียส เป็นเวลา 1 ชั่วโมง ด้วยเทคนิค EDS จากการสังเกตพบว่าเม็ดเม็ดดกกลิ้งมีการสึกหรอบริเวณผิวหยาบเช่นเดียวกันกับ เม็ดเม็ดดกกลิ้งที่ไม่ผ่านการชุบเย็น (รูปที่ 4.8) และผ่านการชุบเย็นที่ 12 ชั่วโมง (รูปที่ 4.9) และในส่วนของบริเวณผิวคายไม่พบรอยไหม้ที่เกิดขึ้นจากความร้อน และเมื่อทำการตรวจสอบองค์ประกอบทางเคมี ที่ สเปกตรัมที่ 1 และ 2 บริเวณคมตัด และปลายของเม็ดเม็ดดกกลิ้ง และพบการมีอยู่ของ องค์ประกอบทางเคมีของเหล็ก S45C ที่ เกาะติดกับคมตัดและผิวหยาบ เช่นเดียวกันกับเม็ดเม็ดดกกลิ้งที่ไม่ผ่านและผ่านการชุบเย็นที่ 12 ชั่วโมง

ในขณะที่ สเปกตรัมที่ 3 ที่บริเวณผิวคาย พบการมีอยู่ขององค์ประกอบทางเคมีของเหล็ก S45C เช่นเดียวกับกับบริเวณอื่นๆ แต่เห็นได้ว่ามี คาร์บอน ที่น้อยลงเมื่อเทียบกับ สเปกตรัมที่ 1 และ 2

สุดท้ายสามารถสรุปได้ว่า หลังกระบวนการกลึงเหล็ก S45C เม็ดมีดกลึงทั้งที่ผ่านการชุบเย็นที่ 12 36 ชั่วโมง และไม่ผ่านการชุบเย็น มีการสึกหรอหลักบริเวณพื้นผิวเป็นการสึกหรอแบบด้านข้างที่เกิดขึ้นจากการขัดสีระหว่างวัสดุที่การกลึงและเม็ดมีดกลึงเอง โดยสังเกตได้จากรอยการสึกหรอที่เรียบ และส่วนการวิเคราะห์องค์ประกอบทางเคมีด้วยเทคนิค EDS พบว่า มีสารประกอบทางเคมีของเหล็ก S45C ติดอยู่ในบริเวณที่เกิดการสึกหรอโดยเฉพาะคาร์บอน โดย Shalaby และคณะ [74] ทำการศึกษาการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ต่อเปอร์เซ็นต์คาร์บอน ในเหล็กคาร์บอนสูงผสมโครเมียม และพวกเขาว่าการเพิ่มขึ้นของเปอร์เซ็นต์คาร์บอนในวัสดุมีความสัมพันธ์ต่อการสึกหรอของเม็ดมีดกลึง เมื่อเปอร์เซ็นต์คาร์บอนสูงขึ้นจะส่งผลต่อการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงที่เพิ่มมากขึ้น เมื่อตัวแปรอื่นในการตัดเฉือนมีค่าเดียวกัน

4.4 การเปลี่ยนแปลงโครงสร้างจุลภาคของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์

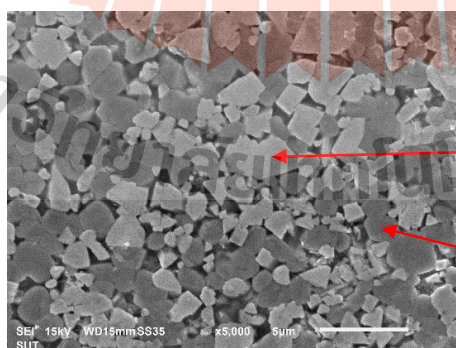
จากที่ได้กล่าวมาในหัวข้อก่อนหน้านี้ว่าคมตัดคาร์ไบด์ที่ผ่านกระบวนการชุบเย็นเป็นระยะเวลา 12, 24 และ 36 ชั่วโมงนั้น แสดงให้เห็นถึงการเปลี่ยนแปลงคุณสมบัติทางกลไปในทิศทางที่พึงประสงค์ กล่าวคือมีค่าความแข็งและความต้านทานการสึกหรอที่เพิ่มขึ้น เพื่อศึกษาปัจจัยที่เป็นสาเหตุของการคุณสมบัติทางกลดังกล่าว การวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงโครงสร้างจุลภาคของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์จึงถูกนำมาใช้ในการศึกษาครั้งนี้เพื่อที่จะให้ได้ภาพโครงสร้างทางจุลภาคของเม็ดมีด กล้องจุลทรรศน์อิเล็กตรอนแบบส่องกราดถูกนำมาใช้เพื่อตรวจสอบและถ่ายภาพโครงสร้างทางจุลภาคของเม็ดมีดกลึง รูปที่ 4.11 แสดงภาพถ่ายของโครงสร้างทางจุลภาคของเม็ดมีดกลึงที่ผ่านและไม่ผ่านการชุบเย็น โดยทำการจำแนกเกรนต่างๆตาม ASTM B657 โดยสามารถจำแนก

- 1) เกรนคาร์ไบด์ หรือมีชื่อเรียกว่า เฟสแอลฟา โดยเกรนคาร์ไบด์ มีลักษณะรูปร่างผลึกหกเหลี่ยมหรือรูปร่างคล้ายปริซึมซึ่งรูปร่างเล็กหรือใหญ่ขึ้นอยู่กับกระบวนการผลิต และกระบวนการเผาพูนิก โดยเกรนคาร์ไบด์จะมีอุณหภูมิหลอมที่ 2,870 องศาเซลเซียส
- 2) เกรนโคบอลต์ หรือมีชื่อเรียกว่า เฟสเบต้า โดยเกรนโคบอลต์มีรูปร่างเกรนที่ไม่แน่นอนมักจะอยู่ล้อมรอบเกรนคาร์ไบด์และจะกระจายตัวอย่างสม่ำเสมอทั่วทั้งโครงสร้างจุลภาคโดยเกรนคาร์ไบด์จะมีอุณหภูมิหลอมที่ 1,495 องศาเซลเซียส

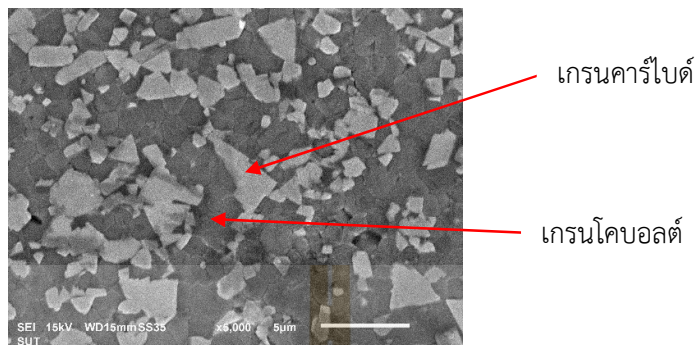
จากรูปที่ 4.11 แสดงภาพโครงสร้างทางจุลภาคของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ที่ไม่ผ่านการชุบเย็น (รูปที่ 4.11ก) และผ่านการชุบเย็นที่เวลาในการชุบเย็น 12 ชั่วโมง อบอุ่นด้วยอุณหภูมิ 300 องศาเซลเซียส เป็นเวลา 3 ชั่วโมง (รูปที่ 4.11ข) และเม็ดมีดกลึงที่ผ่านการชุบเย็นที่เวลาในการชุบเย็น 36 ชั่วโมง อบอุ่นด้วยอุณหภูมิ 100 องศาเซลเซียส เป็นเวลา 1 ชั่วโมง (รูปที่ 4.10ค) ที่กำลังขยาย 5000 เท่า จะเห็นได้ว่าทั้งเม็ดมีดกลึงที่ผ่านและไม่ผ่านการชุบเย็นค่อนข้างมีความเป็นเนื้อเดียวกัน

และพบเห็นเกรนที่มีสีเทาอ่อนที่มีลักษณะเป็นรูปผลึกหกเหลี่ยมรูปร่างคล้ายทรงปริซึม และเมื่อทำการวิเคราะห์ห้องค้ประกอบทางเคมีพบว่ามีองค์ประกอบทางเคมีหลักคือคาร์ไบด์ จึงสามารถสรุปได้ว่าเกรนดังกล่าวเป็นเกรนคาร์ไบด์ ซึ่งเกรนคาร์ไบด์ทำหน้าที่เป็นโครงสร้างหลักของเม็ดเม็ดกึ่งรวมถึงเป็นเกรนที่แข็งที่ทำหน้าที่ต้านทานการสึกหรอให้กับเม็ดเม็ดกึ่ง ซึ่งโดยปกติแล้ว เกรนคาร์ไบด์ในเม็ดเม็ดกึ่งคาร์ไบด์มีโครงสร้างผลึกแบบเฮกซะโกนัลโคลสแพค (HCP) โดยเป็นโครงสร้างที่มีความหนาแน่นสูง โดยปกติแล้ว โครงสร้างผลึกแบบเฮกซะโกนัล มักจะปรากฏ อยู่กับวัสดุที่ค่อนข้างมีความแข็ง และต่อมาพบเกรนที่มีสีเทาเข้มมีรูปร่างที่ไม่ชัดเจนและปรากฏอยู่ล้อมรอบเกรนคาร์ไบด์และเมื่อทำการวิเคราะห์ห้องค้ประกอบทางเคมีพบว่ามีองค์ประกอบทางเคมีหลักคือโคบอลต์ และสามารถสรุปได้ว่าคือเกรนโคบอลต์ โดยโคบอลต์ในเม็ดเม็ดกึ่งทำหน้าที่เป็นตัวประสานให้กับเกรนคาร์ไบด์เพื่อให้ยึดติดกันให้คงรูปร่างที่ต้องการได้ โดยการประสานนี้จะเกิดขึ้นในกระบวนการเผาผนึก (Sintering) เพื่อขึ้นรูปเป็นเม็ดเม็ดกึ่ง โดยเกรนโคบอลต์นอกจากทำหน้าที่เป็นตัวประสานให้กับเม็ดเม็ดกึ่งแล้วยังทำหน้าที่ช่วยเพิ่มความเหนียวให้กับเม็ดเม็ดกึ่งซึ่งช่วยให้เม็ดเม็ดกึ่งมีความทนทานต่อแรงกระแทกและการแตกหัก และหลังจากการเผาผนึก เกรนโคบอลต์ จะอยู่ในรูปแบบโครงสร้างผลึกแบบเฟสเซ็นเตอร์คิวบิก (FCC) ซึ่งโครงสร้างผลึกนี้มักปรากฏอยู่ในวัสดุที่มีความแข็งค่อนข้างน้อยไม่ว่าจะเป็นอลูมิเนียม ทองแดง หรือทองคำ เป็นต้น

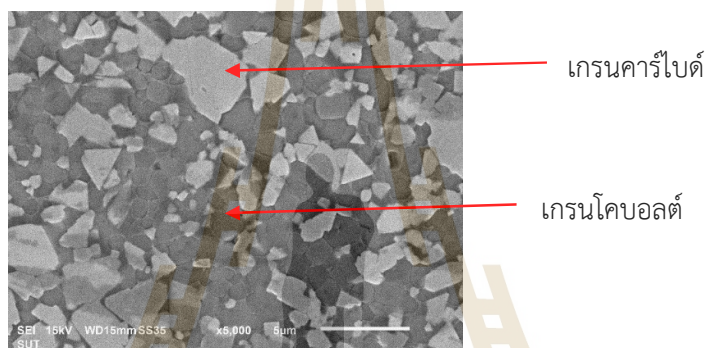
รูปที่ 4.11 แสดงให้เห็นการเปรียบเทียบระหว่างโครงสร้างทางจุลภาคของเม็ดเม็ดกึ่งที่ไม่ผ่านการชุบเย็น จะเห็นได้ว่าเม็ดเม็ดกึ่งที่ไม่ผ่านการชุบเย็น (รูปที่ 4.11ก) พบรูพรุนที่บริเวณขอบเกรนคาร์ไบด์และเกรนโคบอลต์ ซึ่งการเกิดรูพรุนนี้มาจากการหดและขยายที่ต่างกันของเกรนทั้ง 2 ประเภทในระหว่างกระบวนการเผาผนึก เพื่อให้ขึ้นรูปเป็นเม็ด [75] อย่างไรก็ตาม (รูปที่ 4.11ข) แสดงภาพจากเม็ดเม็ดกึ่งที่ผ่านการชุบเย็นที่เวลา 12 ชั่วโมง สังเกตเห็นถึงการเปลี่ยนแปลงคือรอบๆ เกรนคาร์ไบด์และเกรนโคบอลต์ มีความเป็นเนื้อเดียวกันเมื่อเทียบกับเม็ดเม็ดกึ่งที่ไม่ผ่านการชุบเย็น (รูปที่ 4.11ก)



ก ไม่ผ่านการชุบเย็น



ข ผ่านการชุบเย็น ที่ 12 ชั่วโมง

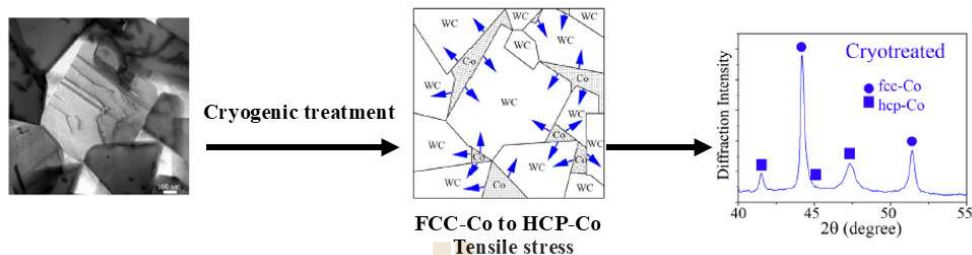


ค ผ่านการชุบเย็นที่ 36 ชั่วโมง

รูปที่ 4.11 โครงสร้างทางจุลภาคของเม็ดมีดกึ่ง

เช่นเดียวกับกับรูปที่ 4.11 ข ซึ่งแสดงภาพโครงสร้างทางจุลภาคของเม็ดมีดกึ่งที่ผ่านการชุบเย็นที่เวลาในการชุบเย็น 36 ชั่วโมง จะไม่พบรูพรุนบริเวณรอบ เกรนคาร์ไบด์ และ เกรนโคบอลต์ ซึ่งแสดงลักษณะเช่นเดียวกับเม็ดมีดกึ่งที่ผ่านการชุบเย็นที่ 12 ชั่วโมง

ในกรณีของเม็ดมีดกึ่งที่ผ่านการชุบเย็นถูกอธิบายไว้ว่า การเปลี่ยนแปลงในโครงสร้างทางจุลภาคไม่ว่าจะมากหรือน้อยมีผลมาจากการที่เม็ดมีดกึ่งได้รับผลกระทบจากอุณหภูมิที่ต่ำของไนโตรเจนเหลวระหว่างการชุบเย็น ซึ่งส่งผลให้เกิดการเปลี่ยนแปลงในส่วนของเกรนโคบอลต์ โดยเมื่อสังเกตจากรูปที่ 4.11ค จะเห็นได้ว่าการลดลงของรูพรุนบริเวณขอบเกรนคาร์ไบด์ถูกเติมเต็มด้วยเกรนโคบอลต์ ซึ่งเป็นผลมาจากการหดหรือขยายตัวของเกรนโคบอลต์ในเม็ดมีดกึ่งคาร์ไบด์ที่ผ่านการชุบเย็นเนื่องจากการค่าสัมประสิทธิ์การขยายตัวเนื่องจากความร้อนและเปลี่ยนแปลงทางอุณหภูมิที่แตกต่างกันระหว่าง เกรนคาร์ไบด์และเกรนโคบอลต์ โดยที่เกรนคาร์ไบด์มีค่าสัมประสิทธิ์การขยายตัวเนื่องจากความร้อน ที่ $5.5 \times 10^{-6} \text{ K}^{-1}$ และเกรนโคบอลต์ ที่ $14.2 \times 10^{-6} \text{ K}^{-1}$ [76] และด้วยค่าสัมประสิทธิ์การขยายตัวเนื่องจากความร้อนที่ต่างกันระหว่างสองเกรนนี้ส่งผลให้เกิดการขยายตัวเนื่องจากความร้อนที่แตกต่างกัน นี้ส่งผลให้เกิดความเค้นอัดภายในเกรนคาร์ไบด์ และความเค้นแรงดึงภายในเกรนโคบอลต์ เมื่อเม็ดมีดกึ่งถูกทำให้อยู่ในอุณหภูมิต่ำมาก (รูปที่ 4.12)



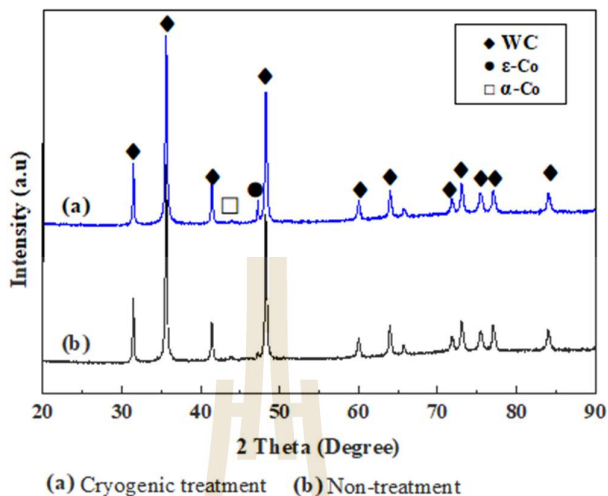
รูปที่ 4.12 แผนภาพกลไกการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึกเมื่อเม็ดเม็ดคอลลิงผ่านการชุบเย็น [77]

การเปลี่ยนแปลงดังกล่าวถ้ามองจากมุมมองระดับมหภาคลงมาถึงระดับจุลภาค สามารถอธิบายได้ว่า ในระดับมหภาค เมื่อเม็ดเม็ดคอลลิงถูกสัมผัสกับอุณหภูมิที่ต่ำของไนโตรเจนเหลว เท่ากับว่าเม็ดเม็ดคอลลิงถูกกระตุ้นด้วยพลังงานจากภายนอกส่งผลให้เม็ดเม็ดคอลลิงเกิด กลไกการเลื่อน (Slip) ที่ระนาบต่างๆของวัสดุ [78] เมื่อพิจารณาที่ในระดับจุลภาคนั้นการเลื่อนของระนาบทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงของเกรนต่างๆในวัสดุ ซึ่งส่งผลให้เกิดการเปลี่ยนแปลงทางคุณสมบัติทางกลของวัสดุ โดย Fuat kara และคณะ [79] อธิบายไว้ว่าเม็ดเม็ดคอลลิงคาร์ไบด์ที่ผ่านการชุบเย็นมีการต้านทานการสึกหรอมากขึ้นอันเนื่องมาจากค่าความแข็งที่เพิ่มมากขึ้นของเม็ดเม็ดคอลลิงคาร์ไบด์

สุดท้ายแล้วการที่ไม่พบรูพรุนหรือพบรูพรุนในเม็ดเม็ดคอลลิงคาร์ไบด์ที่ผ่านและไม่ผ่านการชุบเย็น ไม่ได้เป็นสิ่งที่ยืนยันได้อย่างชัดเจนว่าเป็นตัวแปรที่ส่งผลต่อการต้านทานการสึกหรอของเม็ดเม็ดคอลลิง เพื่อตรวจสอบถึงการต้านทานการสึกหรอและความแข็งที่เพิ่มมากขึ้นในเม็ดเม็ดคอลลิงคาร์ไบด์ที่ผ่านการชุบเย็น ในหัวข้อถัดไปจะทำการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของโครงสร้างผลึกของเม็ดเม็ดคอลลิงที่ผ่านและไม่ผ่านการชุบเย็น

4.5 การเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึกของเม็ดเม็ดคอลลิงคาร์ไบด์

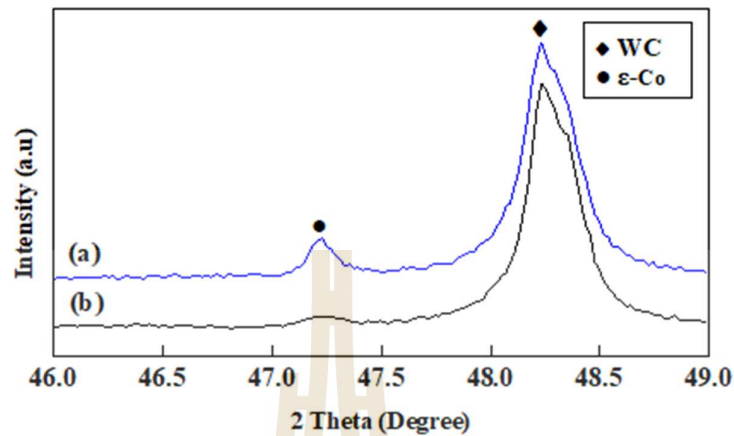
โดยปกติแล้วเพื่อให้ทราบถึงประเภทผลึกของวัสดุต่างๆ ในปัจจุบันมักนิยมใช้เทคนิคการเลี้ยวเบนของรังสีเอกซ์ (XRD) เนื่องจากเทคนิคดังกล่าวมีข้อดีคือ เป็นเทคนิคที่ไม่ทำลายตัวอย่างของวัสดุที่ต้องการตรวจสอบ สามารถใช้ได้กับวัสดุหลากหลายชนิด รวมถึงสามารถให้ข้อมูลที่ละเอียดเกี่ยวกับโครงสร้างผลึกได้ ในกรณีของการประยุกต์ใช้เทคนิคการเลี้ยวเบนของรังสีเอกซ์ กับเม็ดเม็ดคอลลิงคาร์ไบด์ มักถูกนิยมใช้งานเพื่อการทำความเข้าใจโครงสร้างผลึก เนื่องจากโครงสร้างผลึกในแต่ละชนิดมีผลต่อ ความแข็ง ความเหนียว รวมถึงการต้านทานการสึกหรอของเม็ดเม็ดคอลลิงในการใช้งาน หรือจะกล่าวอีกนัยหนึ่งว่าโครงสร้างผลึกของเม็ดเม็ดคอลลิงมีส่วนในการควบคุมคุณภาพของเม็ดเม็ดคอลลิง



รูปที่ 4.13 แผนภาพการเลี้ยวเบนรังสีเอกซ์ของเมตมิดคอลลิงคาร์ไบด์ที่ผ่านและไม่ผ่านการชุบเย็น

โดยในงานวิจัยนี้เลือกใช้ตัวแทนของเมตมิดคอลลิงสองส่วนสำหรับการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึก ได้แก่เมตมิดคอลลิงที่ผ่านการชุบเย็นที่ 36 ชั่วโมง 100 องศาเซลเซียส เป็นเวลา 1 ชั่วโมงและไม่ผ่านการชุบเย็น เนื่องจากงานวิจัยนี้ต้องการจะศึกษาถึงการเปลี่ยนแปลงที่แตกต่างอย่างเห็นได้ชัด การเลือกตัวแทนดังกล่าวมีเหตุผลเนื่องจากเพื่อศึกษาการเปลี่ยนแปลงที่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ ดังนั้นจึงเลือกตัวแทนของเมตมิดคอลลิงที่ผ่านการชุบเย็นซึ่งให้ค่าความเข้มสูงสุดและมีการสีกหร่อน้อยที่สุดหลังกระบวนการกลึง

รูปที่ 4.13 แสดงแผนภาพการเลี้ยวเบนรังสีเอกซ์ของเมตมิดคอลลิงคาร์ไบด์ที่ผ่านและไม่ผ่านการชุบเย็น โดยที่เส้นสีน้ำเงิน (a) แสดงผลการวิเคราะห์เลี้ยวเบนของรังสีที่ส่องบนเมตมิดคอลลิงที่ผ่านการชุบเย็น และเส้นสีดำ (b) แสดงผลที่ได้จากการทดสอบบนเมตมิดคอลลิงที่ไม่ผ่านการชุบเย็น โดยทำการสแกนที่ช่วง 20° ถึง 90° เพื่อตรวจสอบโครงสร้างผลึกของเมตมิดคอลลิง โดยจากแผนภาพการเลี้ยวเบนพบว่า มีจุดยอด (Peak) ซึ่งได้แก่ WC คือทังสเตนคาร์ไบด์ α -Co คือเกรนโคบอลต์ที่อยู่ในโครงสร้างผลึกแบบ FCC และ ϵ -Co คือ เกรนโคบอลต์ที่อยู่ในโครงสร้างผลึกแบบ HCP โดยเมื่อพิจารณาในช่วงมุมการสแกนที่ 46° ถึง 49° (รูปที่ 4.13) จะเห็นได้ว่าพบจุดยอดของ ϵ -Co ซึ่งการพบจุดยอดของ ϵ -Co เป็นสิ่งที่ช่วยบ่งบอกถึง การเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึกของโคบอลต์ในเมตมิดคอลลิงหลังผ่านกระบวนการชุบเย็น



(a) Cryogenic treatment (b) Non-treatment

รูปที่ 4.14 แผนภาพการเลี้ยวเบนรังสีเอกซ์ที่มุม 46° ถึง 49° เม็ดเม็ดกลึงคาร์ไบด์ที่ผ่าน (a) และ (b) ไม่ผ่านการชุบเย็น

รูปที่ 4.14 แสดงภาพขยาย จุดยอดของ ϵ -Co โดยจะเห็นได้ว่าที่มุมระหว่าง 47° ถึง 47.5° เม็ดเม็ดที่ผ่านกระบวนการชุบเย็นแสดงจุดยอดของ ϵ -Co ที่สูงกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับ เม็ดเม็ดที่ไม่ผ่านการชุบเย็น การเปลี่ยนแปลงเฟสของโคบอลต์นี้ เกี่ยวข้องกับการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึกจาก FCC ไปสู่ HCP หรือมีชื่อเรียกว่า การเปลี่ยนแปลงรูปแบบการเปลี่ยนแปลงแบบมาร์เทนไซต์ Zhang และคณะ [80] ระบุ ϵ -Co มีค่าสัมประสิทธิ์แรงเสียดทานที่ต่ำกว่า คุณสมบัติการหล่อลื่นที่เหนือกว่า รวมถึงความต้านทานการสึกหรอที่เพิ่มขึ้นเมื่อเทียบกับเฟส α -Co รวมถึง Ingole และคณะ [81] ระบุว่าโครงสร้างผลึกแบบ HCP มีจำนวนระนาบเลื่อน (Slip planes) ที่ลดลงเมื่อเปรียบเทียบกับโครงสร้างผลึกแบบ FCC การลดลงดังกล่าวนี้ส่งผลให้วัสดุมีการสูญเสียรูปทรงที่ยากเมื่อได้รับแรงกระทำ

สรุปได้ว่า ในการวิเคราะห์สารประกอบของเม็ดเม็ดกลึงคาร์ไบด์ด้วย XRD พบสารประกอบได้แก่ ทั้งสเตนคาร์ไบด์ (WC) โคบอลต์ที่อยู่ในรูปแบบของโครงสร้างผลึกแบบ FCC และโครงสร้างผลึกแบบ HCP โดยเมื่อเม็ดเม็ดกลึงคาร์ไบด์ผ่านการชุบเย็นพบการเพิ่มขึ้นของจุดยอดของโคบอลต์ในรูปแบบโครงสร้างผลึกแบบ HCP เมื่อเปรียบเทียบกับเม็ดเม็ดกลึงที่ไม่ผ่านการชุบเย็น โดยการเปลี่ยนแปลงดังกล่าวส่งผลให้เม็ดเม็ดกลึงมีความแข็งแรงและการต้านทานการสึกหรอที่เพิ่มมากขึ้น

4.6 การทำนายการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์

การประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine learning) ในการทำนายผลลัพธ์ได้รับความนิยมอย่างแพร่หลายในปัจจุบัน และมีการนำไปใช้แก้ไขปัญหาที่ซับซ้อนในสาขาวิศวกรรมศาสตร์ งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาการประยุกต์ใช้การเรียนรู้ของเครื่องจักรในการทำนายการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ที่ผ่านกระบวนการชุบเย็น การดำเนินการวิจัยได้ใช้แบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องจักร 3 ประเภท ประกอบด้วย แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น (Linear regression) แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support vector machine) และแบบจำลอง Extreme gradient boosting (XGBoost) การศึกษานี้ดำเนินการด้วยภาษา Python เนื่องจากมีไลบรารีที่หลากหลายและมีประสิทธิภาพ ในส่วนของการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองทั้งสามใช้เกณฑ์การวัดผล ได้แก่ สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) รากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (RMSE) และค่าเฉลี่ยของร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAPE)

ชุดข้อมูลที่ใช้ในศึกษาแบบจำลองทำนายการสึกหรอในงานวิจัยนี้ประกอบด้วยข้อมูลจากสองแหล่งที่มา แหล่งแรกเป็นชุดข้อมูลที่ได้จากการออกแบบการทดลองแบบเป็นระบบ (ตามที่แสดงในตารางที่ 4.2) โดยตัวแปรต้นประกอบด้วย เวลาชุบเย็น อุณหภูมิอบคืบตัว และเวลาอบคืบตัว ซึ่งข้อมูลชุดนี้มีลักษณะเป็นแบบแผนและมีการกำหนดระดับตัวแปรอย่างเป็นระบบเพื่อศึกษาผลกระทบของแต่ละปัจจัย อย่างไรก็ตาม ในสภาพการใช้งานจริงทางอุตสาหกรรม ค่าของตัวแปรต้นเหล่านี้อาจไม่สอดคล้องกับระดับที่กำหนดไว้ในแผนการทดลอง ดังนั้น แหล่งข้อมูลที่สองจึงเป็นข้อมูลที่ได้จากการสุ่มเลือกระดับตัวแปรในกระบวนการชุบเย็นแบบสุ่ม โดยนำค่าระดับตัวแปรที่สุ่มได้มาดำเนินการชุบเย็นเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ จากนั้นทำการทดสอบการสึกหรอด้วยการกลึง การรวบรวมข้อมูลจากทั้งสองแหล่งช่วยเพื่อความหลากหลายและความครอบคลุมของข้อมูล

การศึกษาแบบจำลองจะใช้ข้อมูลทั้งหมดจาก ตารางที่ 4.3 ซึ่งรวมข้อมูลจากตารางที่ 4.2 และข้อมูลที่ทำกรทดลองเพิ่มแล้ว และแบ่งออกเป็นสองชุดตามหลักการของการเรียนรู้ของเครื่องจักร ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกสอน ร้อยละ 80 และชุดข้อมูลทดสอบ คิดเป็นร้อยละ 20

ตารางที่ 4.3 ชุดข้อมูลและผลการทำนายการสีกหรอ

เวลาซุบ เย็น (ชั่วโมง)	อุณหภูมิ อบคินตัว (องศาเซลเซียส)	เวลาอบ คินตัว (ชั่วโมง)	ผลการทดลอง		ผลการทำนาย การสีกหรอ (ไมโครเมตร)		
			การสีกหรอ (ไมโครเมตร)	ที่มา ข้อมูล	LRM	SVM	XGBoost
12	100	1	66.698	ส่วนที่ 1 ผลการสีกหรอจากแบบการทดลอง ตารางที่ 4.2	69.959	67.141	69.085
12	100	2	70.415		71.453	70.858	70.142
12	100	3	75.307		72.948	74.129	75.509
12	200	1	77.596		75.248	74.700	79.260
12	200	2	81.678		76.742	77.354	81.057
12	200	3	86.139		78.237	78.855	85.625
12	300	1	82.806		80.537	81.199	84.100
12	300	2	85.168		82.032	82.563	85.591
12	300	3	88.771		83.526	82.195	88.023
24	100	1	58.519		61.773	60.514	61.690
24	100	2	63.194		63.267	63.111	62.640
24	100	3	65.573		64.762	65.978	65.278
24	200	1	70.327		67.062	68.212	71.501
24	200	2	73.303		68.556	69.504	73.191
24	200	3	75.088		70.051	70.358	75.030
24	300	1	76.587		72.351	75.285	76.639
24	300	2	79.499		73.846	75.209	78.023
24	300	3	81.479		75.340	74.062	77.727
36	100	1	53.642		53.587	54.085	55.369
36	100	2	55.479		55.081	55.229	58.164
36	100	3	57.453		56.576	57.366	59.277
36	200	1	62.675		58.876	61.242	63.326
36	200	2	66.256		60.370	60.989	66.862
36	200	3	69.494		61.865	61.076	67.176
36	300	1	70.709		64.165	68.314	69.578
36	300	2	73.684		67.154	64.937	70.986
36	300	3	75.723		67.154	64.937	70.986

ตารางที่ 4.3 ชุดข้อมูลสำหรับทำนายการสีกหรือ (ต่อ)

เวลาชูป เย็น (ชั่วโมง)	อุณหภูมิอบคั้น ตัว (องศาเซลเซียส)	เวลาอบ คั้นตัว (ชั่วโมง)	ผลการทดลอง		ผลการทำนาย การสีกหรือ (ไมโครเมตร)		
			การสีกหรือ (ไมโครเมตร)	ที่มา ข้อมูล	LRM	SVM	XGBoost
14	100	1	68.932	ส่วนที่สอง ผลการสีกหรือจากการสุ่มค่าทำลองตัวแปรในการชูปเย็น	68.594	66.111	64.693
14	150	2	62.234		72.733	72.945	63.473
14	130	3	73.541		73.170	74.363	72.867
16	200	1	70.022		72.519	72.720	70.023
16	260	2	71.054		77.187	78.496	71.023
16	260	3	74.381		78.682	78.612	72.604
18	280	1	76.371		75.386	77.327	75.161
18	290	2	72.894		77.409	78.735	72.424
18	300	3	73.554		79.433	78.427	75.986
25	100	1	65.432		61.090	59.941	62.747
25	110	2	65.559		63.114	63.019	66.404
26	130	3	66.187		64.984	65.744	65.971
25	210	1	68.954		66.909	68.403	70.032
26	220	2	68.887		68.249	69.329	68.506
27	200	3	67.552		68.005	67.994	66.995
28	320	1	63.983		70.680	74.119	65.369
26	310	2	66.725		73.010	74.269	69.401
27	300	3	66.384		73.294	71.762	70.514
35	100	1	53.785		54.269	54.562	52.315
35	140	2	54.442		57.879	58.017	53.869
35	150	3	53.334		59.903	59.814	55.562
35	280	1	55.387		63.789	67.605	59.829
39	240	2	55.138		60.440	61.461	57.383
39	270	3	54.392		63.521	61.726	52.733
40	290	1	53.115		60.907	65.489	53.615
40	240	2	53.095		59.757	60.837	57.383
40	300	3	54.984		64.426	62.165	61.803

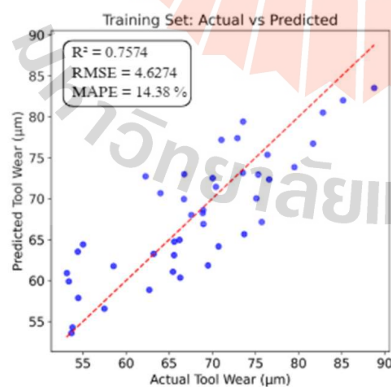
4.6.1 ผลทำนายการสึกหรอด้วยแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น

ในส่วนของการทำนายผลการสึกหรอด้วยแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น (LMR) การเลือกใช้ LMR ในงานวิจัยนี้มีเหตุผลสำคัญคือ LMR เป็นแบบจำลองพื้นฐาน (Baseline model) ที่ทำหน้าที่เป็นตัวเปรียบเทียบสำหรับการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ซับซ้อนในขั้นตอนต่อไป [82] โดย Michael [83] กล่าวว่า การใช้ LMR เป็นแบบจำลองพื้นฐาน ยังสอดคล้องกับหลักการวิจัยที่ดี (Good research practice) ในด้านการเรียนรู้ของเครื่องจักร ซึ่งแนะนำให้เริ่มต้นจากโมเดลที่เรียบง่ายและเข้าใจง่าย เพื่อสร้างพื้นฐานความเข้าใจที่มั่นคงก่อนจะก้าวไปสู่วิธีการที่ซับซ้อนขึ้น

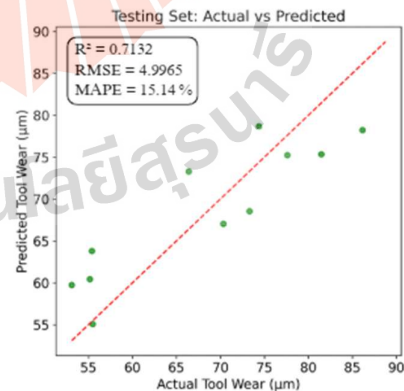
ผลการทำนายการสึกหรอด้วยแบบจำลอง LMR แสดงดังภาพที่ 4.15 โดยรูปที่ 4.15 ก แสดงผลการทำนายการสึกหรอของแบบจำลองกับชุดข้อมูลฝึกสอน และรูปที่ 4.15 ข แสดงผลการทำนายการสึกหรอของแบบจำลองกับชุดข้อมูลทดสอบ ทั้งนี้ การแบ่งข้อมูลจากชุดข้อมูลทั้งหมดตามตารางที่ 4.3 เป็นชุดข้อมูลฝึกสอน ร้อยละ 80 และชุดข้อมูลทดสอบ ร้อยละ 20 ตามเกณฑ์การแบ่งชุดข้อมูลที่ได้กล่าวไว้ในหัวข้อวิธีการดำเนินงานที่ 3.3.4

ผลการประเมินประสิทธิภาพจากชุดข้อมูลฝึกสอน (รูปที่ 4.15ก) พบว่าแบบจำลอง LMR มีค่า R^2 เท่ากับ 0.7574 และ RMSE เท่ากับ 4.6274 อย่างไรก็ตาม การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองไม่ควรพิจารณาจากตัวชี้วัดเพียงตัวเดียว [84] ดังนั้น MAPE จึงถูกนำมาใช้ในการศึกษาครั้งนี้เป็นตัวชี้วัดเพิ่มเติม โดยมีค่าเท่ากับ 14.38%

ผลการประเมินประสิทธิภาพจากชุดข้อมูลทดสอบ (รูปที่ 4.15ข) พบว่าแบบจำลองมีค่า R^2 เท่ากับ 0.7132 และค่า RMSE เท่ากับ 4.9965 ซึ่งลดลงและเพิ่มขึ้นเล็กน้อยตามลำดับเมื่อเปรียบเทียบกับผลลัพธ์จากชุดข้อมูลฝึกสอน และมีค่า MAPE เท่ากับ 15.14% ผลลัพธ์ดังกล่าวแสดงให้เห็นว่าแบบจำลอง LMR มีประสิทธิภาพในการทำนายการสึกหรอที่ค่อนข้างคงที่ระหว่างชุดข้อมูลฝึกสอนและทดสอบ



ก ผลการทำนายจากชุดข้อมูลฝึกสอน



ข ผลการทำนายจากชุดข้อมูลทดสอบ

รูปที่ 4.15 ผลการทำนายการสึกหรอด้วยแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น

ผลการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองจากชุดข้อมูลทดสอบแสดงค่า R^2 เท่ากับ 0.7132 ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Wu และคณะ [85] ที่เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง LRM ในการทำนายการสึกหรอของเครื่องมือตัด โดยพบว่าแบบจำลองที่มีค่า R^2 มากกว่า 0.7 ถือว่ามีประสิทธิภาพในระดับดี และสามารถนำไปประยุกต์ใช้งานได้จริงในภาคอุตสาหกรรม นอกจากนี้ Zhang และ Zhang [86] ที่ใช้ LRM ในการทำนายการสึกหรอในกระบวนการกัด โดยรายงานค่า R^2 ที่ได้อยู่ในช่วง 0.65-0.85 ซึ่งพวกเขาได้กล่าวว่าค่า R^2 ในช่วงนี้เหมาะสมกับการใช้งานประเมินการสึกหรอแบบรวดเร็วและให้ความถูกต้องในระดับที่ดี

สำหรับค่าการประเมินแบบจำลองด้วย RMSE โดยในชุดข้อมูลทดสอบนี้ RMSE มีค่าเท่ากับ 4.9965 โดยเมื่อเทียบกับชุดข้อมูลทั้งหมด RMSE ที่ได้คิดเป็น 6.94% ข้อชุดข้อมูลทั้งหมด โดยเมื่อเปรียบเทียบกับปริทัศน์วรรณกรรมที่ทำการทำนายการสึกหรอก่อนหน้านี้โดย Chicco และ Jurman [87] กล่าวว่า โดยทั่วไปแล้ว RMSE ที่น้อยกว่า 10% ของช่วงข้อมูลถือว่าดีมาก และ 10-20% ถือว่าดี อย่างไรก็ตามควรพิจารณาควบคู่กับการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองตัวอื่นๆ

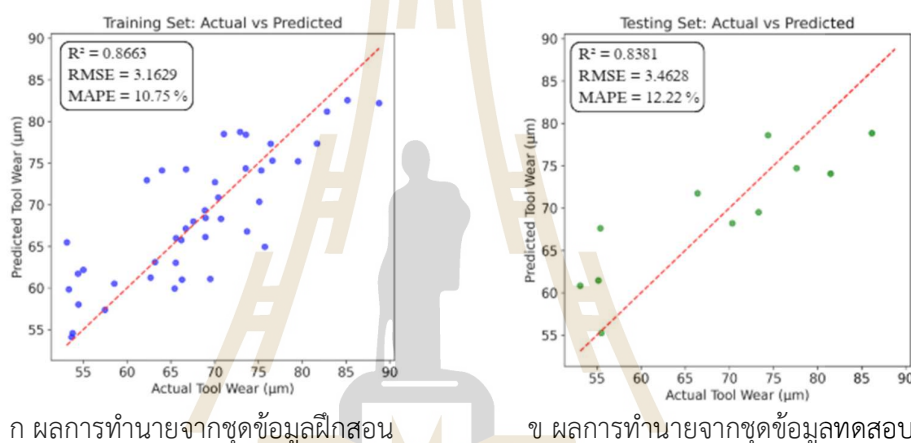
เช่นเดียวกันกับการประเมินแบบจำลองด้วย MAPE จากชุดข้อมูลทดสอบ โดย MAPE มีค่าเท่ากับ 15.14% นั้น อยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้เมื่อเทียบกับมาตรฐานทั่วไป ตามที่ Lewis [88] เสนอว่า MAPE น้อยกว่า 10% ถือว่าแม่นยำสูง, 10-20% ถือว่าแม่นยำดี, 20-50% ถือว่าแม่นยำพอใช้ และมากกว่า 50% ถือว่าไม่แม่นยำ ดังนั้นแบบจำลอง LMR ในการศึกษาครั้งนี้จึงมีความแม่นยำอยู่ในระดับดี

โดยสรุป ผลการทำนายการสึกหรอด้วยแบบจำลอง LMR ยังไม่สามารถบ่งชี้ได้อย่างชัดเจนถึงความเหมาะสมของแบบจำลองต่อชุดข้อมูลการสึกหรอนี้ ดังนั้น ในหัวข้อถัดไป จะนำเสนอผลลัพธ์การทำนายการสึกหรอด้วยแบบจำลองอื่นๆ เพื่อทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองต่างๆ ที่ใช้ในการศึกษา

4.6.2 ผลทำนายการสึกหรอด้วยแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (SVM) เป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพในการจัดการกับปัญหาทั้งการถดถอยและการจำแนกประเภทที่มีความซับซ้อน การเลือกใช้แบบจำลอง SVM ในงานวิจัยนี้มีเหตุผลสำคัญสองประการประการแรก ในงานวิจัยนี้มีข้อมูลจากการทดลองอย่างจำกัด และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เป็นแบบจำลองที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลขนาดเล็ก [89] ประการที่สองแบบจำลองนี้เหมาะกับชุดข้อมูลที่ไม่เป็นเส้นตรง [90] โดยปกติแล้ว การสึกหรอของเม็ดมีดกลึงภายใต้เงื่อนไขควบคุมที่คงที่ เช่น อุณหภูมิคงที่ แรงกดในการตัดคงที่ หรือสภาพการหล่อลื่นคงที่ จะมีความสัมพันธ์ของข้อมูลเป็นเชิงเส้น อย่างไรก็ตาม ในงานวิจัยนี้มีปัจจัยหลายอย่างที่ไม่คงที่ เช่น เวลาในการชุบเย็น อุณหภูมิและเวลาในการอบคืนตัว ซึ่งส่งผลให้ความสัมพันธ์ของข้อมูลเป็นแบบไม่เชิงเส้น ดังนั้น แบบจำลอง SVM จึงถูกนำมาประยุกต์ใช้ในการศึกษาครั้งนี้ เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับแบบจำลอง LRM ที่เป็นแบบจำลองพื้นฐานที่ได้นำเสนอไปก่อนหน้านี้

จากการฝึกสอนแบบจำลอง SVM พบว่ามีค่า R^2 เท่ากับ 0.8663 สำหรับชุดข้อมูลฝึกสอน (รูปที่ 4.16ก) และ 0.8381 สำหรับชุดข้อมูลทดสอบ (รูปที่ 4.16ข) โดยจะเห็นได้ว่า R^2 ของชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลในการทดสอบมีค่าห่างกันเพียง 0.0282 ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Minghui และคณะ [91] ทำการทำนายการสึกหรอด้วยแบบจำลอง SVM สำหรับข้อมูลแบบถดถอย และพวกเขาทำการประเมินแบบจำลองด้วย R^2 สำหรับชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบ พบว่า R^2 สำหรับชุดข้อมูลฝึกสอนคือ 0.9938 และ R^2 ชุดข้อมูลทดสอบคือ 0.9889 ความแตกต่างของค่า R^2 ระหว่างชุดข้อมูลฝึกสอนและทดสอบเพียง 0.49% ซึ่งบ่งชี้ถึงความเสถียรของแบบจำลองและการป้องกัน Overfitting ที่ดี ซึ่งเป็นจุดเด่นสำคัญของ SVM กับชุดข้อมูลที่จำกัด



ก ผลการทำนายจากชุดข้อมูลฝึกสอน

ข ผลการทำนายจากชุดข้อมูลทดสอบ

รูปที่ 4.16 ผลการทำนายการสึกหรอด้วยแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

ในส่วนของความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ พบว่าค่า RMSE สำหรับชุดข้อมูลฝึกสอนมีค่า 3.1629 ไมโครเมตร และสำหรับชุดข้อมูลทดสอบมีค่า 3.4628 ไมโครเมตร ซึ่งแสดงให้เห็นถึงขนาดของความคลาดเคลื่อนโดยเฉลี่ยในการพยากรณ์ โดยค่าที่ต่ำกว่าในชุดข้อมูลฝึกสอนบ่งชี้ถึงความแม่นยำที่สูงกว่าเล็กน้อย ความแตกต่างของค่า RMSE ระหว่างชุดข้อมูลฝึกสอนและทดสอบเพียง 0.2999 ไมโครเมตร หรือประมาณ 8.67% แสดงให้เห็นถึงความเสถียรของแบบจำลองและการป้องกัน Overfitting ที่ดี ซึ่งเป็นคุณสมบัติที่สำคัญของ SVM ในการทำงานกับชุดข้อมูลขนาดจำกัด เมื่อพิจารณาว่าค่า RMSE ในบริบทของข้อมูลการสึกหรอ ค่าดังกล่าวสามารถใช้เป็นตัวชี้วัดความไม่แน่นอนในการพยากรณ์ได้ โดยในทางปฏิบัติ ค่า RMSE ที่ได้นี้หมายความว่า การพยากรณ์ส่วนใหญ่จะมีความคลาดเคลื่อนอยู่ในช่วง ± 3.46 ไมโครเมตร ของค่าการสึกหรอที่แท้จริง สำหรับการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองการทำนายการสึกหรอ งานวิจัยของ Twardowski และคณะ [92] ได้กำหนดเกณฑ์การประเมินไว้ดังนี้: แบบจำลองที่มีค่า RMSE น้อยกว่า 10 ไมโครเมตร ถือว่ามีความแม่นยำในระดับยอดเยี่ยม (Excellent) ค่า RMSE ในช่วง 10-50 ไมโครเมตร ถือว่าอยู่ในเกณฑ์ดี (Good) และค่า RMSE ในช่วง 50-100 ไมโครเมตร ยังคงยอมรับได้ (Acceptable) สำหรับการ

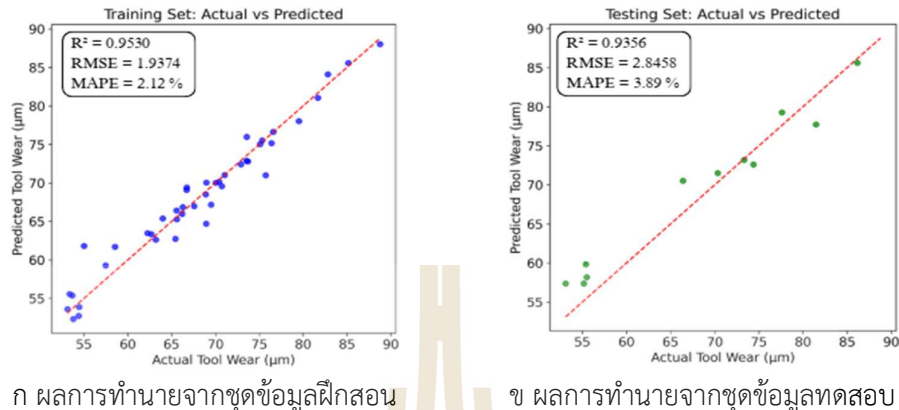
ประยุกต์ใช้งาน จากเกณฑ์ดังกล่าว แบบจำลอง SVM ในงานวิจัยนี้ที่ให้ค่า RMSE เท่ากับ 3.4628 ไมโครเมตร สำหรับชุดข้อมูลทดสอบ จัดอยู่ในระดับความแม่นยำที่ยอดเยี่ยม ซึ่งยืนยันถึงประสิทธิภาพที่เหมาะสมสำหรับการประยุกต์ใช้ในงานวิศวกรรมและการผลิตจริง

เมื่อพิจารณาถึงค่า MAPE พบว่าแบบจำลองมีค่า 10.75% สำหรับชุดข้อมูลฝึกสอน และ 12.22% สำหรับชุดข้อมูลทดสอบ ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความผิดพลาดโดยเฉลี่ยในรูปของเปอร์เซ็นต์ โดยมีความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยประมาณ 10-12% ของค่าการสึกหรอจริง ตามเกณฑ์การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองการพยากรณ์ ค่า MAPE ที่น้อยกว่า 10% ถือว่ายอดเยี่ยม (Excellent), 10-20% ยังคงอยู่ในเกณฑ์ดี (Good), และค่าที่มากกว่า 25% จึงจะถือว่ามีความแม่นยำต่ำ (Low accuracy) [93]

โดยรวมแล้ว แบบจำลอง SVM แสดงศักยภาพในการทำนายการสึกหรอของเม็ดมีด กลึงคาร์ไบด์ได้ในระดับที่น่าพอใจ โดยมีประสิทธิภาพที่สอดคล้องกันระหว่างชุดข้อมูลฝึกสอนและทดสอบ ซึ่งบ่งชี้ถึงความสามารถในการนำไปใช้กับข้อมูลที่ไม่เคยเห็น (Generalizes) อย่างไรก็ตาม ยังคงมีความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์บ้าง ซึ่งอาจเป็นผลมาจากความซับซ้อนของปรากฏการณ์การสึกหรอและข้อจำกัดของข้อมูลที่มีอยู่ เพื่อหาโมเดลที่แม่นยำมากขึ้น ในหัวข้อถัดไป งานวิจัยนี้จะนำเสนอการศึกษาเปรียบเทียบกับเทคนิค Extreme gradient boosting (XGBoost) ซึ่งเป็นอัลกอริธึมแมชชีนเลิร์นนิงที่มีประสิทธิภาพสูงในการจัดการกับความซับซ้อนของข้อมูลและมีศักยภาพในการปรับปรุงความแม่นยำของการทำนายการสึกหรอ

4.6.3 ผลทำนายการสึกหรอด้วยแบบจำลอง Extreme gradient boosting

แบบจำลอง Extreme gradient boosting (XGBoost) เป็นอัลกอริทึมการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised learning algorithm) ที่ใช้หลักการของ Ensemble learning โดยพัฒนาต่อยอดจากเทคนิค Gradient boosting machine (GBM) แบบจำลองนี้ถูกพัฒนาโดย Chen and Guestrin (2016) และได้รับความนิยมอย่างแพร่หลายในการแข่งขันด้านการวิเคราะห์ข้อมูลและงานวิจัยทางวิทยาศาสตร์ข้อมูล โดยเหตุผลของการเลือกใช้งาน XGBoost ในงานวิจัยนี้เนื่องจาก ได้กล่าวไปในหัวข้อก่อนหน้านี้แล้วว่า การสึกหรอในงานวิจัยนี้มีความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้น และซับซ้อนระหว่างตัวแปรต้น คือตัวแปรในการชุบเย็น และตัวแปรตามคือการสึกหรอ ซึ่ง XGBoost เองก็มีประสิทธิภาพในการทำนายข้อมูลชนิดนี้ มากไปกว่านั้น XGBoost ยังมีความยืดหยุ่นในการปรับแต่งพารามิเตอร์ (Hypertuning parameters) [94] เพื่อให้เหมาะสมกับลักษณะเฉพาะของข้อมูลการสึกหรอ ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงเลือกศึกษาการใช้งาน XGBoost เพื่อเปรียบเทียบกับ SVM และ LRM ที่เป็นแบบจำลองพื้นฐาน เพื่อหาแบบจำลองที่ดีที่สุดในการทำนายการสึกหรอ



ก ผลการทำนายจากชุดข้อมูลฝึกสอน

ข ผลการทำนายจากชุดข้อมูลทดสอบ

รูปที่ 4.17 ผลการทำนายการสึกหรอด้วยแบบจำลอง Extreme gradient boosting

ผลการทำนายการสึกหรอด้วยแบบจำลอง XGBoost แสดงดังรูปที่ 4.17 ซึ่งประกอบด้วยผลการวิเคราะห์ทั้งชุดข้อมูลฝึกสอนและทดสอบ

สำหรับชุดข้อมูลฝึกสอน (รูปที่ 4.17ก) แบบจำลอง XGBoost แสดงประสิทธิภาพ R^2 เท่ากับ 0.9530 ซึ่งหมายความว่าแบบจำลองสามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลการสึกหรอได้ถึง 95.30% และค่า RMSE มีค่าเท่ากับ 1.9374 ไมโครเมตร และสุดท้าย (MAPE) เพียง 2.12%

สำหรับชุดข้อมูลทดสอบ (รูปที่ 4.17ข) แบบจำลอง XGBoost ยังคงรักษาประสิทธิภาพที่ดีเยี่ยมในการทำนาย โดยให้ค่า R^2 เท่ากับ 0.9356 ค่า RMSE เท่ากับ 2.8458 ไมโครเมตร และค่า MAPE เท่ากับ 3.89% ตามลำดับ ผลลัพธ์เหล่านี้แสดงให้เห็นถึงความสามารถในการทำนายที่มีความแม่นยำสูงและความเสถียรของแบบจำลองในการประยุกต์ใช้กับข้อมูลใหม่ซึ่งมีความสอดคล้องกับงานวิจัยของ Lin และคณะ [95] ที่ใช้ XGBoost ในการทำนายการสึกหรอของเครื่องมือตัด พบว่าได้ค่า R^2 คือ 0.97, RMSE เท่ากับ 4.17 และ MAPE เท่ากับ 3.26% ผลลัพธ์ของงานวิจัยนี้แสดงประสิทธิภาพที่เปรียบเทียบได้ โดยมีค่า R^2 ที่ใกล้เคียง (0.9356 เทียบกับ 0.97) และค่า RMSE ที่ดีกว่า (2.8458 เทียบกับ 4.17 ไมโครเมตร) แม้ว่าค่า MAPE จะสูงกว่าเล็กน้อย (3.89% เทียบกับ 3.26%) นอกจากนี้ ยังแสดงให้เห็นว่า XGBoost มีประสิทธิภาพเหนือกว่าอัลกอริทึม LRM และ SVM ดังนั้น XGBoost จึงมีความเหมาะสมที่ใช้ในการทำนายการสึกหรอของเครื่องมือตัดที่ผ่านการชุบเย็นที่ตัวแปรในการชุบเย็นที่แตกต่างกัน

เพื่อให้สรุปผลในตารางที่ 4.4 แสดงประสิทธิภาพของแบบจำลองกับข้อมูลฝึกสอนและตารางที่ 4.5 ประสิทธิภาพของแบบจำลองกับข้อมูลทดสอบพบว่า แบบจำลอง XGBoost แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพในการทำนายการสึกหรอของเม็ดเม็ดกลึงคาร์ไบด์ได้ดีที่สุด ทั้งเมื่อพิจารณาจากผลการประเมินกับชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบ เมื่อพิจารณาจากตารางที่ 4.4 พบว่า XGBoost มีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) สูงที่สุด และมีค่าความคลาดเคลื่อน (RMSE และ MAPE)

ที่สุด เมื่อเทียบกับแบบจำลอง SVM และ LRM ซึ่งบ่งชี้ว่า XGBoost สามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลและมีการพยากรณ์ที่แม่นยำที่สุดสำหรับข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนแบบจำลอง

ตารางที่ 4.4 ประสิทธิภาพของแบบจำลองกับข้อมูลฝึกสอน

	LRM	SVM	XGBOOST
R ²	0.7574	0.8663	0.9530
RMSE	4.6274	3.1629	1.9374
MAPE	14.38%	10.75%	2.12%

ตารางที่ 4.5 ประสิทธิภาพของแบบจำลองกับข้อมูลทดสอบ

	LRM	SVM	XGBOOST
R ²	0.7132	0.8381	0.9356
RMSE	4.9965	3.4628	2.8458
MAPE	15.13%	12.22%	3.89%

ในการทำงานเดียวกัน เมื่อพิจารณาจากตารางที่ 4.5 ซึ่งเป็นการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองกับข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน พบว่า XGBoost ยังคงให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด โดยมีค่า R² สูงที่สุด และค่าความคลาดเคลื่อน (RMSE และ MAPE) ต่ำที่สุด เมื่อเทียบกับแบบจำลองอื่นๆ ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความสามารถในการนำไปใช้งานกับข้อมูลใหม่ ได้ดีของแบบจำลอง XGBoost

สำหรับการประยุกต์ใช้ในทางปฏิบัติ การเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมควรพิจารณาจากวัตถุประสงค์และข้อจำกัดของการใช้งาน ดังนี้:

Linear regression model (LRM) เหมาะสมสำหรับการประยุกต์ใช้ที่ต้องการความรวดเร็วในการประมวลผลและความเรียบง่ายในการตีความผลลัพธ์ โดยเฉพาะในสถานะที่ความแม่นยำระดับปานกลางเป็นที่ยอมรับได้ และมีข้อจำกัดด้านทรัพยากรการคำนวณ

Support vector machine (SVM) เหมาะสมสำหรับการใช้งานที่ต้องการความสมดุลระหว่างความแม่นยำและความเสถียรของแบบจำลอง โดยเฉพาะเมื่อมีข้อมูลจำกัดและต้องการแบบจำลองที่มีความแข็งแกร่งต่อการ Overfitting พร้อมทั้งให้ผลลัพธ์ที่เชื่อถือได้ในการประยุกต์ใช้จริง

Extreme gradient boosting (XGBoost) เหมาะสมที่สุดสำหรับการประยุกต์ใช้ที่ต้องการความแม่นยำสูงในการทำนายการสึกหรอ และยอมรับความซับซ้อนเพิ่มขึ้นของแบบจำลองเพื่อแลกกับประสิทธิภาพที่เหนือกว่า โดยเฉพาะในระบบการผลิตที่ต้องการการควบคุมคุณภาพอย่างเข้มงวดและการลดต้นทุนจากการเปลี่ยนเครื่องมือที่ไม่จำเป็น

ดังนั้น การเลือกใช้แบบจำลองควรอิงตามความต้องการเฉพาะของแต่ละการประยุกต์ใช้ โดยคำนึงถึงความสมดุลระหว่างความแม่นยำ ความซับซ้อน และทรัพยากรที่มีอยู่

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

การดำเนินการวิจัยนี้มีผลการศึกษาที่ประกอบไปด้วยสองส่วนคือส่วนแรกศึกษาผลกระทบของการชุบเย็นที่มีผลกระทบต่อการศึกษาหรือของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ในกระบวนการกลึงเหล็ก S45C และในส่วนที่สอง คือนำข้อมูลผลการศึกษาของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ไปสร้างชุดการเรียนรู้ของเครื่องจักรเพื่อทำนายการศึกษาหรือ ซึ่งผลการศึกษาสรุปได้ดังนี้

5.1.1 ผลกระทบของการชุบเย็นที่มีผลต่อการศึกษาหรือของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์

จากการศึกษาผลกระทบของกระบวนการชุบเย็นต่อการศึกษาหรือของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ พบว่า เม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ที่ผ่านการชุบเย็นเป็นระยะเวลา 36 ชั่วโมง ตามด้วยการอบคืนตัวที่ 1 ชั่วโมง ณ อุณหภูมิ 100 องศาเซลเซียส แสดงแนวโน้มการสึกหรอน้อยที่สุดในทางตรงกันข้าม เม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ ที่ผ่านการชุบเย็นเป็นระยะเวลา 12 ชั่วโมง ตามด้วยการอบคืนตัวที่ 3 ชั่วโมง ณ อุณหภูมิ 300 องศาเซลเซียส แสดงแนวโน้มการสึกหรอมากที่สุด

นอกจากนี้ ผลการวิเคราะห์ความแข็งระดับจุลภาค พบว่าเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ที่ผ่านการชุบเย็นเป็นระยะเวลา 36 ชั่วโมง ตามด้วยการอบคืนตัวที่ 1 ชั่วโมง ณ อุณหภูมิ 100 องศาเซลเซียส มีค่าความแข็งสูงสุด ในขณะที่เม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ที่ผ่านการชุบเย็นเป็นระยะเวลา 12 ชั่วโมง ตามด้วยการอบคืนตัวที่ 3 ชั่วโมง มีค่าความแข็งต่ำสุด

สำหรับการวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงโครงสร้างจุลภาค พบว่า โครงสร้างจุลภาคของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ที่ไม่ผ่านกระบวนการชุบเย็นปรากฏลักษณะของรูพรุน ในขณะที่ไม่พบรูพรุนดังกล่าวในเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ที่ผ่านกระบวนการชุบเย็น

ในส่วนของการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างผลึก พบว่า โครงสร้างผลึกของโคบอลต์ (Co) ในเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ที่ผ่านกระบวนการชุบเย็นมีการเปลี่ยนแปลงจากโครงสร้างผลึกแบบเฟซเซนเตอร์คิวบิก (Face-centered cubic: FCC) ไปเป็นโครงสร้างผลึกแบบเฮกซะโกนัลโคลสแพ็ก (Hexagonal close-packed: HCP)

5.1.2 การใช้งานการเรียนรู้ของเครื่องจักรในการทำนายการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์

ผลการศึกษาระยะสุดท้ายที่ใช้การเรียนรู้ของเครื่องจักรในการทำนายการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ พบว่าแบบจำลอง Extreme gradient boosting แสดงให้เห็นถึงศักยภาพสูงสุดในการทำนายเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น และแบบจำลองเครื่องเวกเตอร์สนับสนุน

โดยพิจารณาจากตัวชี้วัดประสิทธิภาพหลัก ได้แก่ R^2 , RMSE, และ MAPE ผลลัพธ์ที่ได้บ่งชี้อย่างชัดเจนว่าแบบจำลอง Extreme gradient boosting มีความสามารถในการอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลการสึกหรอได้ดีที่สุด ค่า R^2 สูงที่สุด และมีความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต่ำที่สุด (ค่า RMSE และ MAPE ต่ำที่สุด) เมื่อเทียบกับแบบจำลองอีกสองประเภทคือ แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น และแบบจำลองเครื่องเวกเตอร์สนับสนุน

ความแตกต่างของประสิทธิภาพนี้ชี้ให้เห็นว่า แบบจำลอง Extreme gradient boosting มีความเหมาะสมอย่างยิ่งในการจับความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนระหว่างตัวแปรนำเข้า (เช่น เวลาในการชุบเย็น เวลาในการอบคืนตัว และอุณหภูมิในการอบคืนตัว) และตัวแปรตาม (ปริมาณการสึกหรอ) ได้ดีกว่าแบบจำลองเชิงเส้นและแบบจำลองเครื่องเวกเตอร์สนับสนุน

ดังนั้น สามารถสรุปได้ว่าแบบจำลอง Extreme gradient boosting เป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงสุดสำหรับการทำนายการสึกหรอของเม็ดมีดกลึงคาร์ไบด์ภายใต้เงื่อนไขที่ศึกษาในงานวิจัยนี้



รายการอ้างอิง

- [1] Q. He, J. Paiva, J. Kohlscheen, B. Beake, and S. Veldhuis, "An integrative approach to coating/carbide substrate design of CVD and PVD coated cutting tools during the machining of austenitic stainless steel," *Ceramics International*, vol. 46, no. 4, pp. 5149-5158, 2020.
- [2] A. H. Abdelrazek, I. Choudhury, Y. Nukman, and S. Kazi, "Metal cutting lubricants and cutting tools: a review on the performance improvement and sustainability assessment," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 106, no. 9, pp. 4221-4245, 2020.
- [3] G. W. A. Kui, S. Islam, M. M. Reddy, N. Khandoker, and V. L. C. Chen, "Recent progress and evolution of coolant usages in conventional machining methods: a comprehensive review," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 119, no. 1, pp. 3-40, 2022.
- [4] D. Hiran Gabriel, M. Parthiban, I. Kantharaj, and N. Beemkumar, "A review on sustainable alternatives for conventional cutting fluid applications for improved machinability," *Machining Science and Technology*, vol. 27, no. 2, pp. 157-207, 2023.
- [5] P. Jovičević-Klug and B. Podgornik, "Review on the effect of deep cryogenic treatment of metallic materials in automotive applications," *Metals*, vol. 10, no. 4, p. 434, 2020.
- [6] M. Padmakumar and D. Dinakaran, "A review on cryogenic treatment of tungsten carbide (WC-Co) tool material," *Materials and Manufacturing Processes*, vol. 36, no. 6, pp. 637-659, 2021.
- [7] J.-H. Lee, S.-K. Hong, and H.-K. Park, "Effects of deep cryogenic treatment for tungsten carbide-iron cemented carbide," *International Journal of Refractory Metals and Hard Materials*, vol. 100, p. 105649, 2021.
- [8] S. S. Gill, J. Singh, H. Singh, and R. Singh, "Metallurgical and mechanical characteristics of cryogenically treated tungsten carbide (WC-Co)," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 58, pp. 119-131, 2012.
- [9] T. SreeramaReddy, T. Sornakumar, M. VenkataramaReddy, and R. Venkatram, "Machinability of C45 steel with deep cryogenic treated tungsten carbide

- cutting tool inserts," *International Journal of Refractory Metals and Hard Materials*, vol. 27, no. 1, pp. 181-185, 2009.
- [10] R. Mahendran, P. Rajkumar, L. Nirmal Raj, S. Karthikeyan, and L. Rajeshkumar, "Effect of deep cryogenic treatment on tool life of multilayer coated carbide inserts by shoulder milling of EN8 steel," *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, vol. 43, no. 8, p. 378, 2021.
- [11] J. Soleimany, H. Ghayour, K. Amini, and F. Gharavi, "The effect of deep cryogenic treatment on microstructure and wear behavior of H11 tool steel," *Physics of Metals and Metallography*, vol. 120, no. 9, pp. 888-897, 2019.
- [12] Y.-F. Xie *et al.*, "Microstructure and properties of coarse-grained WC–10Co cemented carbides with different carbon contents during heat treatments," *Rare Metals*, pp. 1-7, 2019.
- [13] D. S. Raj and L. Karunamoorthy, "Performance of cryogenically treated WC drill using tool wear measurements on the cutting edge and hole surface topography when drilling CFRP," *International Journal of Refractory Metals and Hard Materials*, vol. 78, pp. 32-44, 2019.
- [14] V. Sivalingam, J. Sun, B. Yang, K. Liu, and R. Raju, "Machining performance and tool wear analysis on cryogenic treated insert during end milling of Ti-6Al-4V alloy," *Journal of Manufacturing Processes*, vol. 36, pp. 188-196, 2018.
- [15] S. Akincioğlu, H. Gökkaya, and İ. Uygur, "The effects of cryogenic-treated carbide tools on tool wear and surface roughness of turning of Hastelloy C22 based on Taguchi method," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 82, pp. 303-314, 2016.
- [16] A. Das, S. K. Patel, B. B. Biswal, and S. R. Das, "Machinability investigation and cost estimation during finish dry hard turning of AISI 4340 steel with untreated and cryo treated cermet inserts," *Journal of Superhard Materials*, vol. 41, pp. 247-264, 2019.
- [17] J. Yong and C. Ding, "Effect of cryogenic treatment on WC–Co cemented carbides," *Materials Science and Engineering: A*, vol. 528, no. 3, pp. 1735-1739, 2011.
- [18] A. Chanpariyavatevong, C. Se, A. Timtong, W. Boongsood, and A. Wiangkham, "Investigating Cryogenic and Heat Treatment Effects on Hardness and Wear of Uncoated Carbide Inserts: A Microstructure and AI Approach," *Journal of Materials Engineering and Performance*, pp. 1-13, 2024.
- [19] R. Daicu and G. Oancea, "Methodology for measuring the cutting inserts wear," *Symmetry*, vol. 14, no. 3, p. 469, 2022.

- [20] M. Huang, X. Xie, W. Sun, and Y. Li, "Tool wear prediction model using multi-channel 1D convolutional neural network and temporal convolutional network," *Lubricants*, vol. 12, no. 2, p. 36, 2024.
- [21] Y. Wang, J. Gao, W. Wang, J. Du, and X. Yang, "A novel method based on deep transfer learning for tool wear state prediction under cross-dataset," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 131, no. 1, pp. 171-182, 2024.
- [22] P. Ambadekar and C. Choudhari, "CNN based tool monitoring system to predict life of cutting tool," *SN Applied Sciences*, vol. 2, no. 5, p. 860, 2020.
- [23] A. Altin, M. Nalbant, and A. Taskesen, "The effects of cutting speed on tool wear and tool life when machining Inconel 718 with ceramic tools," *Materials & design*, vol. 28, no. 9, pp. 2518-2522, 2007.
- [24] T. Sugihara and T. Enomoto, "Crater and flank wear resistance of cutting tools having micro textured surfaces," *Precision Engineering*, vol. 37, no. 4, pp. 888-896, 2013.
- [25] S. Gao, X. Duan, K. Zhu, and Y. Zhang, "Influence of tool flank wear considering tool edge radius on instantaneous uncut chip thickness and cutting force in micro-end milling," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 133, no. 3, pp. 1639-1650, 2024.
- [26] U. Khandey, "Optimization of surface roughness, material removal rate and cutting tool flank wear in turning using extended taguchi approach," 2009.
- [27] S. R. Das, D. Dhupal, and A. Kumar, "Study of surface roughness and flank wear in hard turning of AISI 4140 steel with coated ceramic inserts," *Journal of Mechanical Science and Technology*, vol. 29, pp. 4329-4340, 2015.
- [28] A. Naskar and A. Chattopadhyay, "Investigation on flank wear mechanism of CVD and PVD hard coatings in high speed dry turning of low and high carbon steel," *Wear*, vol. 396, pp. 98-106, 2018.
- [29] A. Antonialli, A. Magri, and A. Diniz, "Tool life and tool wear in taper turning of a nickel-based superalloy," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 87, pp. 2023-2032, 2016.
- [30] P. Tian *et al.*, "Effect of workpiece microstructure on tool wear behavior and surface quality during machining Inconel 718 alloy," *Tribology International*, vol. 175, p. 107814, 2022.
- [31] R. K. Bhushan, "Impact of nose radius and machining parameters on surface roughness, tool wear and tool life during turning of AA7075/SiC composites

- for green manufacturing," *Mechanics of Advanced Materials and Modern Processes*, vol. 6, no. 1, p. 1, 2020.
- [32] A. Rizzo *et al.*, "The critical raw materials in cutting tools for machining applications: A review," *Materials*, vol. 13, no. 6, p. 1377, 2020.
- [33] G. Liu *et al.*, "Tooling aspects of micro electrochemical machining (ECM) technology: design, functionality, and fabrication routes," *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 320, p. 118098, 2023.
- [34] S. Atlati, B. Haddag, M. Nouari, and A. Moufki, "Effect of the local friction and contact nature on the Built-Up Edge formation process in machining ductile metals," *Tribology International*, vol. 90, pp. 217-227, 2015.
- [35] J. Williams and Y. Patel, "Fundamentals of cutting," *Interface focus*, vol. 6, no. 3, p. 20150108, 2016.
- [36] A. Fernández-Abia, J. Barreiro, L. L. d. Lacalle, and S. Martinez, "Effect of very high cutting speeds on shearing, cutting forces and roughness in dry turning of austenitic stainless steels," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 57, pp. 61-71, 2011.
- [37] X. Tian, J. Zhao, J. Zhao, Z. Gong, and Y. Dong, "Effect of cutting speed on cutting forces and wear mechanisms in high-speed face milling of Inconel 718 with Sialon ceramic tools," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 69, pp. 2669-2678, 2013.
- [38] J. Hua *et al.*, "Effect of feed rate, workpiece hardness and cutting edge on subsurface residual stress in the hard turning of bearing steel using chamfer+hone cutting edge geometry," *Materials Science and Engineering: A*, vol. 394, no. 1-2, pp. 238-248, 2005.
- [39] R. Gupta, J. Batra, and G. Lal, "Determination of optimal subdivision of depth of cut in multipass turning with constraints," *International Journal of Production Research*, vol. 33, no. 9, pp. 2555-2565, 1995.
- [40] S. Dolinšek, B. Šuštaršič, and J. Kopač, "Wear mechanisms of cutting tools in high-speed cutting processes," *Wear*, vol. 250, no. 1-12, pp. 349-356, 2001.
- [41] P. Jovičević-Klug, M. Jovičević-Klug, and B. Podgornik, "Effectiveness of deep cryogenic treatment on carbide precipitation," *Journal of Materials Research and Technology*, vol. 9, no. 6, pp. 13014-13026, 2020.
- [42] A. Yong, K. Seah, and M. Rahman, "Performance evaluation of cryogenically treated tungsten carbide tools in turning," *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 46, no. 15, pp. 2051-2056, 2006.

- [43] A. Barbacki, M. Kawalec, and A. Hamrol, "Turning and grinding as a source of microstructural changes in the surface layer of hardened steel," *Journal of materials processing technology*, vol. 133, no. 1-2, pp. 21-25, 2003.
- [44] S. Kalia, "Cryogenic processing: a study of materials at low temperatures," *Journal of Low Temperature Physics*, vol. 158, no. 5, pp. 934-945, 2010.
- [45] S. A. Shahdad, J. F. McCabe, S. Bull, S. Rusby, and R. W. Wassell, "Hardness measured with traditional Vickers and Martens hardness methods," *Dental Materials*, vol. 23, no. 9, pp. 1079-1085, 2007.
- [46] J. Han, J. Pei, and H. Tong, *Data mining: concepts and techniques*. Morgan kaufmann, 2022.
- [47] M. A. Hearst, S. T. Dumais, E. Osuna, J. Platt, and B. Scholkopf, "Support vector machines," *IEEE Intelligent Systems and their applications*, vol. 13, no. 4, pp. 18-28, 1998.
- [48] J. M. González-Camacho, L. Ornella, P. Pérez-Rodríguez, D. Gianola, S. Dreisigacker, and J. Crossa, "Applications of machine learning methods to genomic selection in breeding wheat for rust resistance," *The plant genome*, vol. 11, no. 2, p. 170104, 2018.
- [49] T. Chen and C. Guestrin, "Xgboost: A scalable tree boosting system," in *Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining*, 2016, pp. 785-794.
- [50] J. H. Friedman, "Greedy function approximation: a gradient boosting machine," *Annals of statistics*, pp. 1189-1232, 2001.
- [51] N. M. Shahani, X. Zheng, C. Liu, F. U. Hassan, and P. Li, "Developing an XGBoost regression model for predicting young's modulus of intact sedimentary rocks for the stability of surface and subsurface structures," *Frontiers in Earth Science*, vol. 9, p. 761990, 2021.
- [52] C. D. Lewis, "International and business forecasting methods," ed: London: Butterworths, 1982.
- [53] X. Lu, Z. Jia, H. Wang, Y. Feng, and S. Y. Liang, "The effect of cutting parameters on micro-hardness and the prediction of Vickers hardness based on a response surface methodology for micro-milling Inconel 718," *Measurement*, vol. 140, pp. 56-62, 2019.
- [54] V. Sharma and P. M. Pandey, "Recent advances in turning with textured cutting tools: a review," *Journal of Cleaner Production*, vol. 137, pp. 701-715, 2016.

- [55] N. Masmiahi, A. A. Sarhan, M. A. N. Hassan, and M. Hamdi, "Optimization of cutting conditions for minimum residual stress, cutting force and surface roughness in end milling of S50C medium carbon steel," *Measurement*, vol. 86, pp. 253-265, 2016.
- [56] A. Siddhpura and R. Paurobally, "A review of flank wear prediction methods for tool condition monitoring in a turning process," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 65, no. 1, pp. 371-393, 2013.
- [57] E. Peled and S. Menkin, "SEI: past, present and future," *Journal of The Electrochemical Society*, vol. 164, no. 7, p. A1703, 2017.
- [58] B. Moshtaghoun *et al.*, "Rapid carbothermic synthesis of silicon carbide nano powders by using microwave heating," *Journal of the european ceramic society*, vol. 32, no. 8, pp. 1787-1794, 2012.
- [59] I. Muraina, "Ideal dataset splitting ratios in machine learning algorithms: general concerns for data scientists and data analysts," in *7th international Mardin Artuklu scientific research conference*, 2022, pp. 496-504.
- [60] B. Podgornik, I. Paulin, B. Zajec, S. Jacobson, and V. Leskovšek, "Deep cryogenic treatment of tool steels," *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 229, pp. 398-406, 2016.
- [61] V. Gavriljuk, V. Sirosh, Y. N. Petrov, A. Tyshchenko, W. Theisen, and A. Kortmann, "Carbide precipitation during tempering of a tool steel subjected to deep cryogenic treatment," *Metallurgical and Materials Transactions A*, vol. 45, pp. 2453-2465, 2014.
- [62] W. Grzesik, "Influence of tool wear on surface roughness in hard turning using differently shaped ceramic tools," *Wear*, vol. 265, no. 3-4, pp. 327-335, 2008.
- [63] L. Zhou, J. Zhang, Y. Tian, J. Wang, and D. He, "Comparison of the relationship between hardness and wear resistance of polycrystalline diamond and cubic boron nitride," *Journal of the American Ceramic Society*, vol. 107, no. 8, pp. 5412-5420, 2024.
- [64] C. Ventura, J. Köhler, and B. Denkena, "Influence of cutting edge geometry on tool wear performance in interrupted hard turning," *Journal of Manufacturing Processes*, vol. 19, pp. 129-134, 2015.
- [65] N. Altan Özbek, "Effects of Shallow and Deep Cryogenic Treatment on Tool Flank Wear and Surface Roughness in Machining 41Cr4 Steel," *Journal of Materials Engineering and Performance*, vol. 32, no. 21, pp. 9638-9648, 2023.
- [66] R. M'Saoubi *et al.*, "High performance cutting of advanced aerospace alloys and composite materials," *CIRP annals*, vol. 64, no. 2, pp. 557-580, 2015.

- [67] R. Kumar *et al.*, "Hard turning on JIS S45C structural steel: an experimental, modelling and optimisation approach," *International Journal of automotive and mechanical engineering*, vol. 16, no. 4, pp. 7315-7340, 2019.
- [68] B. Yılmaz, Ş. Karabulut, and A. Güllü, "A review of the chip breaking methods for continuous chips in turning," *Journal of Manufacturing Processes*, vol. 49, pp. 50-69, 2020.
- [69] J. Kong, Z. Xia, D. Xu, and N. He, "Investigation on notch wear mechanism in finish turning pure iron material with uncoated carbide tools under different cooling/lubrication conditions," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 86, pp. 97-105, 2016.
- [70] H. Kiyota, F. Itoigawa, A. Kakiyama, and T. Nakamura, "Prevention of Depth-of-Cut Notch Wear in CBN Tool Edge by Controlling the Built-up Edge," *International Journal of Automation Technology*, vol. 5, no. 3, pp. 342-348, 2011.
- [71] A. E. Diniz, Á. R. Machado, and J. G. Corrêa, "Tool wear mechanisms in the machining of steels and stainless steels," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 87, pp. 3157-3168, 2016.
- [72] A. Hosseini and H. A. Kishawy, "Cutting tool materials and tool wear," in *Machining of titanium alloys*: Springer, 2014, pp. 31-56.
- [73] J. Gerth *et al.*, "Adhesion phenomena in the secondary shear zone in turning of austenitic stainless steel and carbon steel," *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 214, no. 8, pp. 1467-1481, 2014.
- [74] M. Shalaby, M. El Hakim, M. M. Abdelhameed, J. E. Krzanowski, S. C. Veldhuis, and G. K. Dosbaeva, "Wear mechanisms of several cutting tool materials in hard turning of high carbon-chromium tool steel," *Tribology International*, vol. 70, pp. 148-154, 2014.
- [75] Y. V. Milman, S. Luyckx, and I. Northrop, "Influence of temperature, grain size and cobalt content on the hardness of WC-Co alloys," *International Journal of Refractory Metals and Hard Materials*, vol. 17, no. 1-3, pp. 39-44, 1999.
- [76] N. Chawla *et al.*, "Microstructure-based simulation of thermomechanical behavior of composite materials by object-oriented finite element analysis," *Materials Characterization*, vol. 49, no. 5, pp. 395-407, 2002.
- [77] A. Sert and O. N. Celik, "Characterization of the mechanism of cryogenic treatment on the microstructural changes in tungsten carbide cutting tools," *Materials Characterization*, vol. 150, pp. 1-7, 2019.

- [78] Y. Gao, Y. Wang, and Z. Chen, "The Effect of Cryogenic Treatment on Microstructure and Properties of WC–Co Cemented Carbides," *Journal of Materials Engineering and Performance*, pp. 1-12, 2024.
- [79] F. Kara, M. Karabatak, M. Ayyıldız, and E. Nas, "Effect of machinability, microstructure and hardness of deep cryogenic treatment in hard turning of AISI D2 steel with ceramic cutting," *Journal of Materials Research and Technology*, vol. 9, no. 1, pp. 969-983, 2020.
- [80] H. Zhang, L. Chen, J. Sun, W. Wang, and Q. Wang, "Influence of deep cryogenic treatment on microstructures and mechanical properties of an ultrafine-grained WC-12Co cemented carbide," *Acta Metallurgica Sinica (English Letters)*, vol. 27, pp. 894-900, 2014.
- [81] S. P. Ingole, P. L. Menezes, M. Nosonovsky, M. R. Lovell, and S. V. Kailas, *Tribology for scientists and engineers: from basics to advanced concepts*. Springer, 2013.
- [82] P. A. Whigham, C. A. Owen, and S. G. Macdonell, "A baseline model for software effort estimation," *ACM Transactions on Software Engineering and Methodology (TOSEM)*, vol. 24, no. 3, pp. 1-11, 2015.
- [83] M. A. Lones, "How to avoid machine learning pitfalls: a guide for academic researchers," *arXiv preprint arXiv:2108.02497*, 2021.
- [84] E. Vivas, H. Allende-Cid, and R. Salas, "A systematic review of statistical and machine learning methods for electrical power forecasting with reported mape score," *Entropy*, vol. 22, no. 12, p. 1412, 2020.
- [85] D. Wu, C. Jennings, J. Terpenney, R. X. Gao, and S. Kumara, "A comparative study on machine learning algorithms for smart manufacturing: tool wear prediction using random forests," *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, vol. 139, no. 7, p. 071018, 2017.
- [86] C. Zhang and H. Zhang, "Modelling and prediction of tool wear using LS-SVM in milling operation," *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, vol. 29, no. 1, pp. 76-91, 2016.
- [87] D. Chicco, M. J. Warrens, and G. Jurman, "The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation," *Peerj computer science*, vol. 7, p. e623, 2021.
- [88] C. Kasemset, N. Sae-Haew, and A. Sopadang, "Multiple regression model for forecasting quantity of supply of off-season longan," *CMU J. Nat. Sci.*, vol. 13, no. 3, pp. 391-402, 2014.

- [89] V. Kecman, "Support vector machines—an introduction," in *Support vector machines: theory and applications*: Springer, 2005, pp. 1-47.
- [90] S. Ghosh, A. Dasgupta, and A. Swetapadma, "A study on support vector machine based linear and non-linear pattern classification," in *2019 International conference on intelligent sustainable systems (ICISS)*, 2019: IEEE, pp. 24-28.
- [91] M. Cheng, L. Jiao, X. Shi, X. Wang, P. Yan, and Y. Li, "An intelligent prediction model of the tool wear based on machine learning in turning high strength steel," *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, vol. 234, no. 13, pp. 1580-1597, 2020.
- [92] P. Twardowski and M. Wiciak-Pikuła, "Prediction of tool wear using artificial neural networks during turning of hardened steel," *Materials*, vol. 12, no. 19, p. 3091, 2019.
- [93] S. Kim and H. Kim, "A new metric of absolute percentage error for intermittent demand forecasts," *International Journal of Forecasting*, vol. 32, no. 3, pp. 669-679, 2016.
- [94] Y. Li *et al.*, "Hyper-tune: Towards efficient hyper-parameter tuning at scale," *arXiv preprint arXiv:2201.06834*, 2022.
- [95] Z. Lin *et al.*, "Tool wear prediction based on XGBoost feature selection combined with PSO-BP network," *Scientific Reports*, vol. 15, no. 1, p. 3096, 2025.

ภาคผนวก ก
งานวิจัยที่ตีพิมพ์ระหว่างการศึกษา

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



ORIGINAL RESEARCH ARTICLE

Investigating Cryogenic and Heat Treatment Effects on Hardness and Wear of Uncoated Carbide Inserts: A Microstructure and AI Approach

Amarin Chanpariyavatevong, Chamroen Se, Anantaya Tintong, Wanwanut Boongsood, and Attasit Wiangkham

Submitted: 19 June 2024 / Revised: 28 October 2024 / Accepted: 5 November 2024

Carbide cutting tools are widely employed in industrial applications involving the machining of challenging materials. Enhancing tool life and mechanical properties is a critical concern within this domain. Cryogenic treatment represents a promising approach to achieving these objectives. This study investigated the impact of cryogenic treatment on carbide cutting tools, employing various treatment parameters including soaking period, tempering temperature, and tempering time. The objective was to evaluate changes in microhardness and wear resistance before and after the treatment. To investigate the microstructural and phase changes induced by cryogenic treatment, scanning electron microscopy (SEM) and x-ray diffraction (XRD) were employed. To identify the optimal cryogenic treatment parameters for carbide cutting tools, this study employed machine learning techniques such as linear regression model (LRM), support vector machine (SVM), and extreme gradient boost (XGBoost) to estimate hardness, and SHAP value analysis to assess the significance of various treatment factors. The results show that the cryogenic treatment of carbide cutting tools results in enhanced hardness, wear resistance and microstructural changes within the tungsten carbide. Additionally, a phase transformation within the cobalt binder was observed. The machine learning analysis demonstrated that XGBoost outperformed LRM and SVM in terms of predicting microhardness, as evidenced by the R^2 , RMSE and MAE metrics. Additionally, SHAP value analysis identified the soaking period as the primary factor influencing microhardness, followed by tempering temperature and tempering time.

Keywords cryogenic treatment, hardness, machine learning

1. Introduction

Conventional machining entails the removal of excess material from a workpiece to attain the desired geometric configuration. This process invariably necessitates the employment of a cutting tool (Ref 1). Tool wear and tool life are crucial factors in the machining process, impacting both workpiece quality and economics (Ref 2). Furthermore, tool wear can result in various manufacturing defects, including diminished dimensional accuracy, altered part properties due to elevated

temperatures, and increased machine power consumption, ultimately leading to higher production costs (Ref 3). Consequently, extending the tool life of cutting tools is paramount in the machining process (Ref 4). Conventionally, in industry, tool life enhancement has been achieved through coating applications. Coatings enhance the mechanical properties of the cutting tool surface, thereby improving wear resistance. Primarily these coatings are designed to increase the cutting tool's hardness (Ref 5). However, coatings serve to enhance the mechanical properties exclusively at the cutting tool's surface (Ref 6). Once this protective layer is compromised, accelerated tool wear ensues. Furthermore, coated cutting tools generally cost more.

Cryogenic treatment presents an accessible, eco-friendly and cost-effective method for extending tool life (Ref 7). Cryogenics treatment represents a treatment method for tool materials involving exposure to extremely low temperatures. Cryogenic treatment can be classified according to temperature. Shallow cryogenic treatment (SCT) is conducted within the temperature range of $-80\text{ }^{\circ}\text{C}$ to $-140\text{ }^{\circ}\text{C}$, while deep cryogenic treatment (DCT) occurs at temperatures below $-140\text{ }^{\circ}\text{C}$, typically reaching $-196\text{ }^{\circ}\text{C}$ or lower. Materials subjected to cryogenic treatment exhibit enhanced hardness and wear resistance properties (Ref 8). Cryogenic treatment not only enhances material hardness but also promotes microstructural alignment, without compromising dimensional stability. In other words, cryogenic treatment not only increases the hardness at the surface of materials but also induces changes in the microstructure (Ref 7). In applications of cryogenic treatment to cutting tools over the past few years, various researchers in the machining field have

Chamroen Se, Anantaya Tintong and Wanwanut Boongsood have contributed equally to this work.

Amarin Chanpariyavatevong, **Anantaya Tintong**, and **Wanwanut Boongsood**, School of Manufacturing Engineering, Suranaree University of Technology, Nakhon Ratchasima 30000, Thailand; **Chamroen Se**, Institute of Research and Development, Suranaree University of Technology, Nakhon Ratchasima 30000, Thailand; and **Attasit Wiangkham**, Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, Srinakharinwirot University, Nakhon Nayok 26120, Thailand. Contact e-mails: amarin_chan@outlook.com, chamroen.s@g.sut.ac.th, anantaya.tintong@gmail.com, wanwanut@sut.ac.th, and attasitw@g.swu.ac.th.

been conducting cryogenic treatment for various cutting tools including carbide cutting tools (Ref9-12). In conclusion, it can be summarized that cryogenically treated cutting tools exhibit enhanced hardness and wear resistance.

However, the cryogenic treatment process involves several process variables, including soaking temperature (SCT and DCT), soaking duration, tempering temperature and tempering duration (Ref 13). To achieve maximum efficiency of the cryogenic treatment, the process parameters employed for the treatment must be maintained at optimal levels. Conversely, achieving optimal levels requires significant resource allocation and investment of time in experimentation. Moreover, substantial time is dedicated to post-experimental data analysis. To address these limitations, numerous researchers have employed machine learning techniques to develop models capable of predicting hardness and investigating the influence of various factors on tool properties. As depicted in Table 1, previous research has demonstrated the application of machine learning for hardness prediction in tool steels, alloys and aluminum. Furthermore, previous research has revealed the application of machine learning models within neural networks and linear regression for hardness prediction. Previous literature reveals a paucity of studies investigating the application of machine learning to predict the hardness of cryogenically treated cutting tools.

Therefore, this research aims to investigate the effect of cryogenic treatment on the hardness and wear resistance of carbide cutting tools. Machine learning (ML) models, including linear regression model (LRM), support vector machine (SVM), and extreme gradient boosting (XGBoost), were employed to predict the hardness of carbide cutting tools subjected to various cryogenic treatment parameters. The performance of these models was assessed using regression performance metrics such as root mean squared error (RMSE), R-squared (R^2), and mean absolute error (MAE).

2. The Experimental Procedure

2.1 Uncoated Carbide Insert

The cutting tool used in this study was an uncoated carbide insert with a TNMG160404-MS geometry, featuring a 60°

cutting angle (EPSR), a nose radius (RE) of 0.4 mm, an inscribed circle diameter (IC) of 9.252 mm, an insert thickness (S) of 4.76 mm, and a fixing hole diameter (D1) of 3.81 mm. The insert was manufactured by Mitsubishi Carbide, and its dimensions are shown in Figure 1. The chemical composition of the cutting insert was analyzed using scanning electron microscopy (SEM) equipped with an energy-dispersive x-ray spectrometer (EDS). The EDS analysis revealed that the insert consisted of titanium (Ti) at 14.09 wt.%, cobalt (Co) at 9.26 wt.%, and tungsten (W) at 76.65 wt.%.

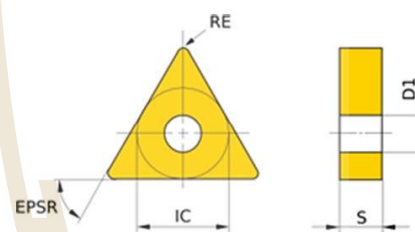


Fig. 1 The dimensions of the cutting insert

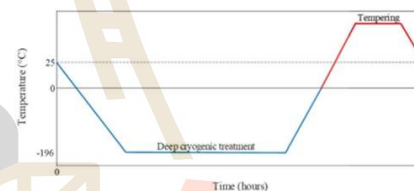


Fig. 2 Cryogenic treatment process

Table 1 Previously published research predictions of hardness

No.	Author	Materials type	Machine learning model
1	YJ Chang et al. (Ref 37)	High-Entropy Alloys	ANN
2	C Fragassa et al. (Ref 38)	Cast iron	RFs, K-NN, Neural networks
3	J Jeon et al. (Ref 39)	Low-Alloy Steels	RFs
4	O Khalaj et al. (Ref 40)	Oxide precipitation hardened alloys	ANN, ANFIS, SVMs
5	Sehyeok Oh and Hyungson Ki (Ref 41)	AISI H13 tool steel	eGAN, CNN
6	Xiaoxiao Geng et al. (Ref 42)	Non-boron steels	RFs, K-NN
7	Guibin Dong et al. (Ref 43)	Wear-resistant steel	SVR, K-NN, RFs, GBR, ANN
8	Yongfeng Li and Shuhui Li (Ref 44)	Hot-stamped parts	FCNN
9	Md Syam Hasan et al. (Ref 45)	Aluminum metal matrix composites	ANN, RFs, K-NN, SVR, GBM
10	Chan Wang et al. (Ref 46)	Superalloy	LSEM
11	Efim Mazhnik and Artem R. Oganov (Ref 47)	Superhard materials	Neural networks
12	Ling Qiao, Jingchuan Zhu, Yuan Wang (Ref 48)	High carbon pearlitic steel	GRNN, FOA-GRNN, PSO-GRNN
13	Jae-Hong Kim (Ref 49)	Boron steel	FE, QFA, ANN
14	Saeed Zare Chavoshi and Mehdi Tajdari (Ref 50)	AISI 4140	Multiple regression, ANN

2.2 Cryogenic Treatment Process

In the cryogenic treatment process, liquid nitrogen was the refrigerant medium. The carbide inserts were immersed in a liquid nitrogen reservoir at a soaking temperature of approximately -196°C for varying periods of 12, 24 and 36 h. After reaching room temperature, they underwent tempering at 100, 200 and 300°C for different periods of 1, 2 and 3 hours to alleviate the stress induced by cryogenic treatment. The cryogenic treatment process is shown in Fig. 2. Cryogenic treatment parameters are shown in Table 2. The experiment was conducted under 27 different conditions as shown in Table 3.

2.3 Turning Process Setup

This study conducted tool wear tests on carbide inserts using a Colchester Tomado 210 computer numerical control (CNC) lathe. The lathe has a maximum rotational speed of 5,000 revolutions per minute (rpm) and a maximum turning length of 530 millimeters (mm). The turning parameters employed in this study were a cutting speed of 100 meters per minute (m/min), a

feed rate of 0.20 millimeters per revolution (mm/rev), and a depth of cut of 1.5 mm. These parameters were recommended by the cutting tool manufacturer's instructions. The experimental materials consisted of S45C steel with a diameter of 50 mm and a length of 350 mm. The turning process used straight turning of a 300 mm workpiece under dry conditions.

2.4 Experimental Investigation

2.4.1 Microhardness Test. This study employed a Vickers hardness tester with a 1000 gram-force (gf) load and a 15 second dwell time to evaluate the hardness of uncoated carbide inserts both with and without cryogenic treatment. Microhardness measurements were conducted at five equidistant points on the cutting tool's flank, with a 2 mm spacing between each point. The test locations are illustrated in Fig. 3.

2.4.2 Microstructure and Phase Transformation Observation. To investigate the microstructural changes in cutting tools subjected to and not subjected to cryogenic treatment, a scanning electron microscope (SEM) model JEOL JSM-6010LV was used. The SEM was operated in the secondary electron imaging (SEI) mode. The SEM was configured with an accelerating voltage of 15 kV to achieve an optimal balance of resolution, penetration depth and charging effects. A spot size of 35 nanometers (nm) was employed. Additionally, to analyze the phase transformations occurring in the cutting tool, x-ray diffraction (XRD) was used. The device utilized a Cu-K α x-ray source operating at 45 kV and 40 mA.

2.4.3 Tool Wear Observation. Following the turning process under various cutting conditions, the cutting tools, both those subjected to cryogenic treatment and non-treatment, were examined for tool wear using an optical microscope (OM) at a magnification of $5\times$. In order to measure tool wear, this study adhered to the ISO 3685 standard. We investigated the flank wear area, as flank wear is a primary contributor to workpiece quality.

Table 2 Cryogenic treatment parameters

	Low	Middle	High
Soaking temperature, $^{\circ}\text{C}$	Deep cryogenic		
Soaking period, h	12	24	36
Tempering temperature, $^{\circ}\text{C}$	100	200	300
Tempering time, h	1	2	3

Table 3 Data collection of input and output variables

Soaking period, h	Tempering temperature, $^{\circ}\text{C}$	Tempering time, h	Microhardness, HV
12	100	1	1933.02
12	100	2	1887.24
12	100	3	1866.14
12	200	1	1864.6
12	200	2	1860.36
12	200	3	1836.28
12	300	1	1818.16
12	300	2	1809.42
12	300	3	1790.44
24	100	1	2100.18
24	100	2	1989.62
24	100	3	1930.96
24	200	1	1956.32
24	200	2	1935.51
24	200	3	1918.1
24	300	1	1930.7
24	300	2	1924.08
24	300	3	1900.24
36	100	1	2252.32
36	100	2	2161.46
36	100	3	2111.14
36	200	1	2148.24
36	200	2	2129.12
36	200	3	2123.38
36	300	1	2085.9
36	300	2	2028.8
36	300	3	1935.36

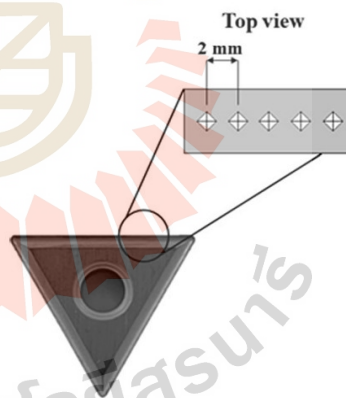


Fig. 3 The investigation area for microhardness testing of cutting tools

3. Data Acquisition

To facilitate the training of machine learning algorithms, namely the Linear regression model (LRM), Support vector machine (SVM) and Extreme gradient boost (XGBoost), we used the average microhardness value derived from each experimental set, which was repeated five times. The experimental microhardness data obtained in the laboratory served as the output parameters. The objective of the model was to predict microhardness based on input parameters, which include soaking period (hours), tempering temperature (°C), tempering time (hours) and initial microhardness (HV). Comprehensive information about these input and output experimental results is documented and outlined in Table 3.

4. Statistical Analysis Framework

4.1 Linear Regression Model

Linear regression is a fundamental statistical and machine learning technique used for modeling the relationship between a dependent variable (also known as the target or response variable) and one or more independent variables (predictors or features). It is a supervised learning algorithm commonly employed for tasks like regression analysis and predictive modeling. Linear regression assumes that there is a linear relationship between the independent variables and the dependent variable. It assumes that changes in the independent variables are associated with proportional changes in the dependent variable. The basic form of a linear regression model for a single independent variable is represented as (Ref 14):

$$Y = \alpha + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon \tag{Eq 1}$$

where Y represents the output variable, X_i represents the input variables, β_i denotes the coefficient (slope) that indicates how much Y changes for a unit change in X_i , α is the intercept (the value of Y when X_i is zero), and ε denotes the error term. The primary objective of linear regression is to find the best-fitting linear relationship between the independent variables and the dependent variable. It aims to minimize the sum of squared errors (the residuals) between the observed and predicted values. To train a linear regression model, historical data with known values for both the independent and dependent variables are used. The model adjusts the values of β_0 and β_1 during training to minimize the error. The regression coefficients β_i and β_0 of a specific input can be considered as weights, as follows (Ref 14):

$$Y = \beta_0 + \beta_i X_i \tag{Eq 2}$$

These coefficients can be determined using the least squares method, which calculates the most appropriate straight line that minimizes the error between the actual data and the line estimate. Assuming the training set consists of data points in the form $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_D, y_D)$, the regression coefficients can be estimated using the following equations (Ref 14):

$$\beta_i = \frac{\sum_{i=1}^D (x_i - x') (y_i - y')}{\sum_{i=1}^D (x_i - x')^2} \tag{Eq 3}$$

$$\beta_0 = y' - \beta_i x' \tag{Eq 4}$$

where x' is the average of x_1, x_2, \dots, x_i , and y' is the average of y_1, y_2, \dots, y_i . The coefficients β_i and β_0 generally yield accurate approximations for complex regression equations.

4.2 Support Vector Machine (SVM)

Support vector machine (SVM) is a powerful supervised machine learning algorithm used for both classification and regression tasks (Ref 15). It is particularly well-suited for classification problems, but it can also be adapted for regression problems. The primary objective of SVM is to find a hyperplane (a decision boundary) that best separates data points into different classes or predicts a continuous target variable in a regression problem (refer to Fig. 4) (Ref 16).

Support vectors are data points that reside closest to the hyperplane and play a crucial role in defining the position and orientation of the decision boundary. These points are instrumental in establishing the margin. SVM, following the principle of structural risk minimization, aims to learn an unknown function. In SVM, the goal is typically to approximate functions of the following form (Ref 16):

$$f(x, w) = \sum_{i=1}^n W_i \varphi(x_i) \tag{Eq 5}$$

For the linear regression model, this becomes $f(x, w) = b + wx$. Similarly to the standard SVM, which employs the margin between an optimal separating hyperplane and support vectors, regression typically utilizes an error of approximation. A linear loss function with an ε -insensitivity zone is expressed as (Ref 16):

$$|y - f(x, w)|_\varepsilon = \begin{cases} 0 & \text{if } |y - f(x, w)| \leq \varepsilon \\ |y - f(x, w)| - \varepsilon & \text{if Otherwise} \end{cases} \tag{Eq 6}$$

When the discrepancy between the measured and predicted values falls below ε , the error is considered zero. The ε -insensitive loss function establishes an ε tube. If the predicted response lies within the tube, the error remains zero. However, for points outside the tube, the error equals the difference between the predicted response and the radius ε of the tube. In the context of an SVM problem, the goal is to simultaneously minimize the empirical risk and the squared norm of the

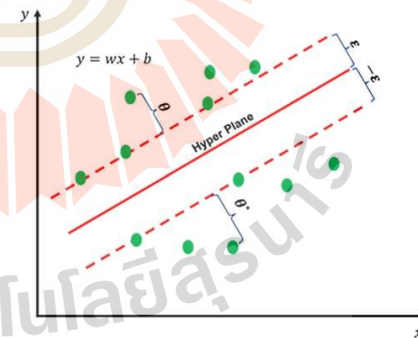


Fig. 4 Support vector machines for regression

weights. This involves estimating the hyperplane represented by $f(x, w) = b + wx^T$, while minimizing the empirical risk, as follows (Ref 16):

$$R = \frac{1}{2}w^2 + C \left(\sum_{i=1}^n |y_i - f(x_i, w)|_\varepsilon \right) \quad (\text{Eq 7})$$

which is subject to the following constraints,

$$\begin{cases} y_i - w^T x_i - b \leq \varepsilon + \theta, i = 1, \dots, n \\ w^T x_i + b - y_i \leq \varepsilon + \theta^*, i = 1, \dots, n \\ \theta \geq 0; \theta^* \geq 0, i = 1, \dots, n \end{cases} \quad (\text{Eq 8})$$

where θ and θ^* represent slack variables, with θ corresponding to points above an ε tube ($\theta = y - f(x, w) - \varepsilon$), and θ^* corresponding to points below the tube ($\theta^* = f(x, w) - y - \varepsilon$). The constant C is a user-defined parameter, where larger values of C impose stricter constraints on large errors, reduce approximation errors, and increase the norm of the weight vector w .

4.3 Extreme Gradient Boost (XGBoost) Model

XGBoost, which stands for Extreme gradient boosting, is a powerful and versatile machine learning algorithm primarily used for supervised learning tasks, including both classification and regression (Ref 17). XGBoost is an ensemble learning algorithm based on the boosting technique (Ref 18). Boosting combines the predictions of multiple weak learners (typically decision trees) to create a strong, accurate model. It builds the model sequentially, where each new model (tree) corrects the errors made by the previous ones. It uses various complement functions to estimate the results using the equation below (Ref 19):

$$\bar{y}_i = y_i^0 + \eta \sum_{k=1}^n f_k(U_i) \quad (\text{Eq 9})$$

where \bar{y}_i denotes the i -th predicted output with the parameter vector U_i , η is the number of estimators corresponding to independent tree structures for each f_k , and y_i^0 is the primary hypothesis (i.e., the mean of the original parameters in the training data). η is the rate of learning connected to improving the performance of the model. The k -th estimator is connected to the model and prediction of the k -th, $y_i^{(k)}$ is calculated from the estimated output $y_i^{(k-1)}$ in the next step, and the established f_k of the k -th complementary estimator is (Ref 19):

$$y_i^{(k)} = y_i^{(k-1)} + \eta f_k \quad (\text{Eq 10})$$

The value f_k represents the weight assigned to leaves, which is determined by minimizing the objective function of the k -th tree, and it can be formulated as follows (Ref 19):

$$f_{obj} = \gamma Z + \sum_{a=1}^Z \left[g_a \omega_a + \frac{1}{2} (h_a + \lambda) \omega_a^2 \right] \quad (\text{Eq 11})$$

In this equation, Z indicates the number of leaf nodes, γ is the complexity parameter, λ is a constant coefficient, and ω_a^2 covers the leaf weight ranging from 1 to Z . γ and λ act as regularization parameters, utilized to enhance the model's performance and prevent overfitting. Additionally, g_a and h_a represent summation parameters for the entire dataset linked to a leaf, relating to the initial and previous loss function gradients, respectively. In order to build the k -th tree, a leaf is

distributed into several leaves. The loss function is also responsible for analyzing the complexity of the model, and if the model becomes more complex there becomes a need to penalize it, and this can be done using Regularization. It penalizes more complex models through both LASSO (L1) and Ridge (L2) regularization to prevent overfitting.

4.4 Model Evaluation and Validation Metrics

Model evaluation metrics are crucial for assessing the performance of machine learning models and understanding how well they generalize to new data. Three commonly used metrics for regression tasks are root mean square error (RMSE), R-Squared (R^2), and mean absolute error (MAE). Root mean square error (RMSE) is a measure of the average prediction error in a regression model. It calculates the square root of the average of the squared differences between predicted and actual values. RMSE is sensitive to outliers and provides a measure of how well the model's predictions match the actual data points. The formula for RMSE is:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{Ai} - y_{Pi})^2} \quad (\text{Eq 12})$$

where n is the number of the data points, y_{Ai} denotes the actual values, and y_{Pi} represents the predicted values. On the other hand, R-Squared (R^2), also known as the coefficient of determination, measures the proportion of the variance in the dependent variable (target) that is predictable from the independent variables (features) in a regression model. It ranges from 0 to 1, with higher values indicating a better fit. The formula for R^2 is:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_{Ai} - y_{Pi})^2}{\sum_{i=1}^n (y_{Ai} - \bar{y}_{Ai})^2} \quad (\text{Eq 13})$$

and here, \bar{y}_{Ai} denotes the mean of the actual values. Mean absolute error (MAE) is a simple and interpretable metric that calculates the average absolute difference between the predicted and actual values. It is less sensitive to outliers compared to RMSE. The formula for MAE is:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_{Ai} - y_{Pi}| \quad (\text{Eq 14})$$

These metrics provide valuable insights into the performance of regression models, helping data scientists and machine learning practitioners make informed decisions about model selection and fine-tuning.

5. Results and Discussions

5.1 Statistical Analysis Findings and Model Performance

In this study, all the machine learning statistical analyses were implemented using R programming. The XGBoost model was analyzed using the "xgboost" package (Ref 22), while the SVM model was analyzed using the "e1071" package (Ref 23). In the case of the SVM model, various kernel functions were tested to optimize the model and achieve a balanced fit between the training and test datasets, mitigating overfitting. Ultimately, the Kernel Linear function (Ref $K(x,y) = (x \times y)$)

was identified as the most suitable, providing the best model fit and preventing overfitting. For the XGBoost model, the study identified specific parameters that yielded the best model fit and ensured a balance between training and test data accuracy. These parameters include: objective = "reg:squareerror" (i.e., designing for regression task), max_depth = 3, gamma = 7, alpha = 11 and lambda = 11. It is important to mention that max_depth was systematically decreased, while gamma, alpha, and lambda were systematically increased from their initial values. This approach was employed to assess the model's performance in terms of overfitting and underfitting.

Furthermore, to enhance the understanding of the predicted values alongside the actual microhardness data, Fig. 5 displays regression graphs illustrating the relationship between observed and predicted values produced by the models introduced in this research. These figures compare the performance of the MLR, SVM and XGBoost models using both training and testing data, as well as aggregated data. Additionally, Fig. 6 offers valuable insights into the performance of the models by

illustrating the discrepancies between the experimental and predicted microhardness values for each experiment set. The gray-shaded area represents the deviation between the predicted values of each model and the actual experimental data; a smaller shaded area indicates a more accurate model prediction. As depicted in Fig. 6, the XGBoost model consistently predicts values across all 27 experiments that are much closer to the actual experimental results compared to the predictions made by the linear regression and support vector machine models.

Overall, the XGBoost model outperforms both LRM and SVM across all three metrics (R^2 , RMSE and MAE) on the test set. It demonstrates higher accuracy, better ability to explain variance, and lower prediction errors. LRM performs reasonably well but falls short in terms of accuracy and error metrics compared to XGBoost. SVM, while competitive, is slightly less accurate than XGBoost and has higher prediction errors, particularly in terms of RMSE and MAE. In summary, XGBoost appears to be the most suitable model for predicting microhardness in this context, offering the highest accuracy and

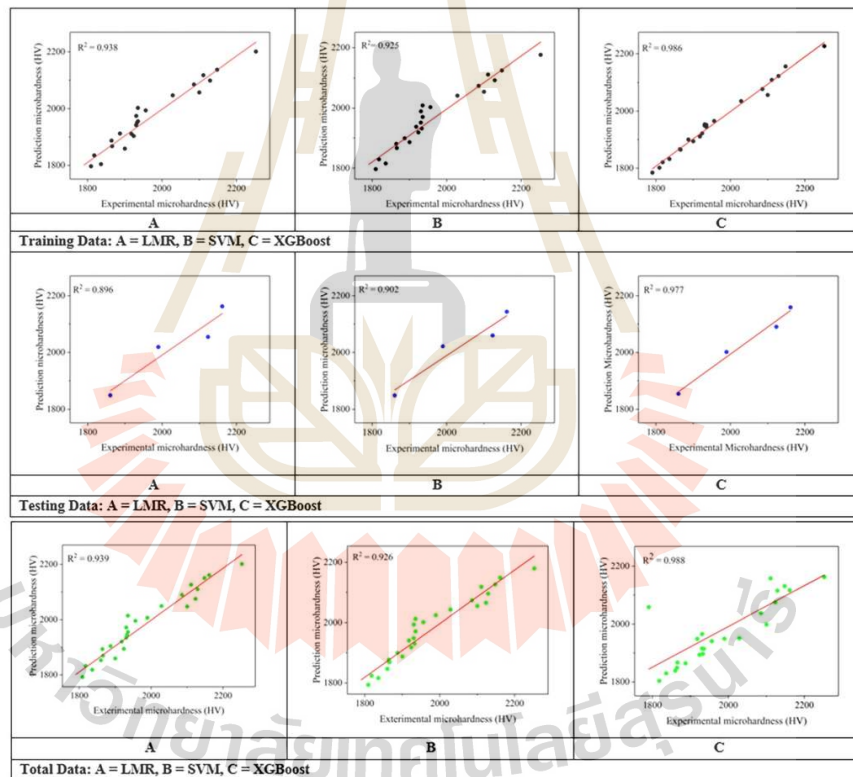


Fig. 5 Regression analysis graphs

the lowest prediction errors. However, the choice of the best model may also depend on other factors such as computational resources and interpretability.

After the influences of factors, along with the performance of the machine learning, have been discussed, the XGBoost model demonstrates the highest prediction performance among investigated machine learning methods in this study, from which it can be inferred that the behavior of the model representing the actual behavior of microhardness was placed into the feature importance analysis process to investigate the importance of each factor (Ref 24). The importance of factors was visualized in the form of the SHAP value (Ref 25) in Fig. 7. In the importance analysis, the priority of factors affecting microhardness is as follows: soaking period, tempering temperature and tempering time. The soaking period, identified as the most important factor, causes the microhardness value to change by approximately -200 to 200 HV from the mean microhardness, in which low and middle levels of this factor tend to cause a decreasing microhardness value, while a high level demonstrates an opposing behavior. Considering the tempering parameters (temperature and time), the results show an opposite behavior compared to the soaking period factor, where higher levels of these factors tend to cause a decrease in microhardness. Specifically, the tempering temperature factor causes microhardness to change by approximately -150 to

100 HV, while the tempering time factor causes a narrower change, around -100 to 100 HV.

5.2 Microhardness observation

This study investigated the microhardness of carbide cutting tools both with and without cryogenic treatment. The cryogenic treatment parameters varied, including soaking period, tempering temperature and tempering time. Microhardness measurements were conducted using a Vickers hardness tester. The results of the hardness testing are presented in Table 3 which reveals that among all cryogenic treatment parameters, an extended soaking period was the primary factor contributing to increased microhardness in carbide cutting tools. Conversely, elevated tempering temperatures and tempering durations resulted in a decrease in microhardness. Based on these findings, it can be concluded that employing a prolonged soaking period of 36 hours, in conjunction with a low tempering temperature of 100 °C and a brief tempering time of 1 hour, will yield the maximum microhardness for the carbide insert cutting tools. Moreover, in order to know the influence of cryogenic treatment parameters on microhardness, this study employed SHAP value analysis. The results, depicted in Fig. 7, indicate that the soaking period is the primary factor affecting the microhardness of carbide cutting tools, followed by tempering temperature and tempering time, respectively.

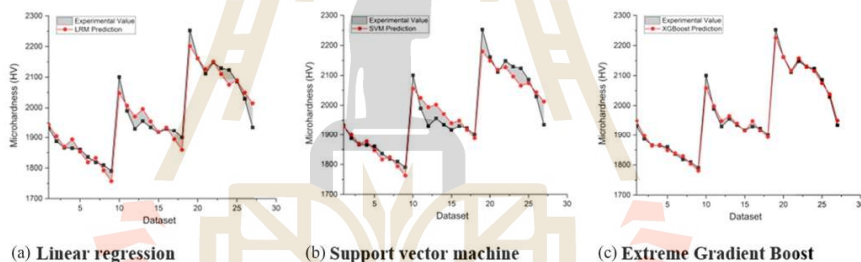


Fig. 6 Demonstration of predicted against original data of proposed models

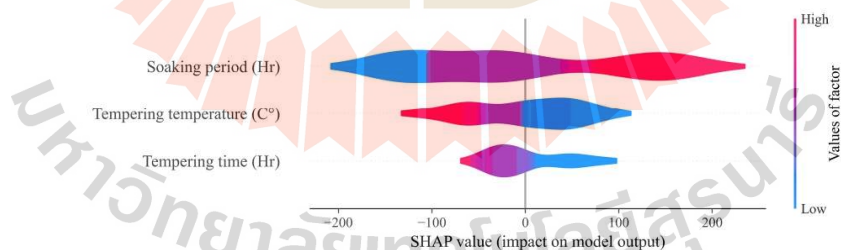


Fig. 7 SHAP values of the XGBoost model for microhardness

Moreover, Fig. 8 presents the microhardness results for the carbide inserts. The cryogenically treated inserts subjected to the 36 hours process exhibited the highest microhardness values, followed by those treated for 24 and 12 hours, respectively. Untreated carbide inserts demonstrated the lowest microhardness.

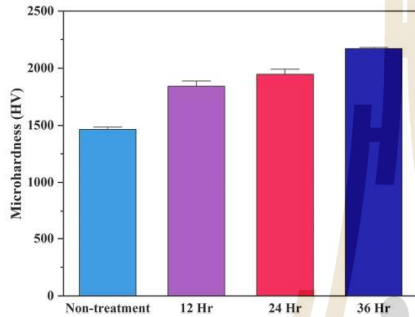


Fig. 8 Microhardness results of untreated and cryogenically treated carbide inserts after 12, 24 and 36 hours

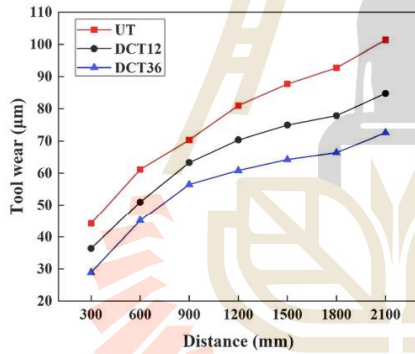


Fig. 9 Tool wear analysis of carbide inserts following machining operations within the 300 to 2100 mm range

5.3 Tool Wear Investigation

Flank wear was investigated using an optical microscope at a magnification of 5x, adhering to the ISO 3685 standard for tool wear measurement. This study focused on the analysis of flank wear. The cutting tools evaluated in this study included both untreated (UT) specimens and those subjected to cryogenic treatment. The cryogenic treatment conditions varied, with one group undergoing 1 hour of cryogenic treatment followed by 3 hours of tempering process at 300 °C (DCT12). While the other group underwent 36 h of cryogenic treatment followed by 1 hour of the tempering process at 100 °C (DCT36). These three conditions of cutting tools were subsequently subjected to tool wear testing.

Figure 9 illustrates the tool wear progression after the turning of S45C steel. The cutting distance ranged from 300 to

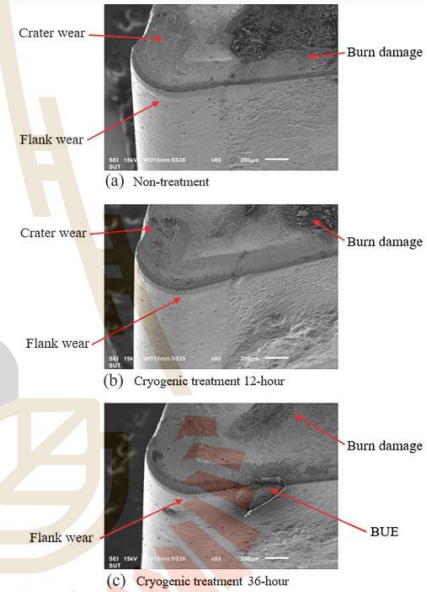


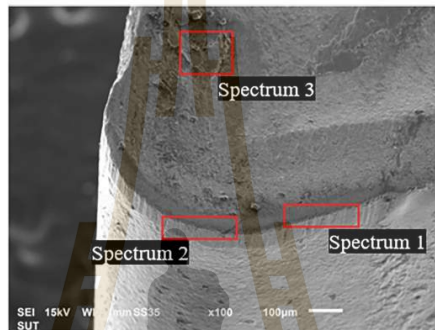
Fig. 11 Tool wear of uncoated carbide after turning S45C steel



Fig. 10 Illustrating the wear patterns exhibited by the cutting tools

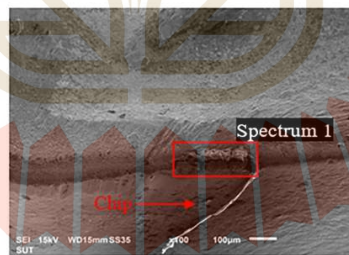
2100 mm, and the tool wear of untreated, DCT12, and DCT36 cutting tools was compared. The results indicate that all three conditions of carbide cutting tools exhibited increased tool wear as the machining distance progressed. However, when considering the three conditions across the cutting distance range of 300 to 2100 mm, it was observed that tool wear decreased significantly in the DCT12 and DCT36 when comparing with the UT condition. The observed reduction in wear for cryogenically treated cutting tools aligns with the

enhanced microhardness of cutting tools. Figure 10 shows the wear patterns exhibited by the cutting tools at 2100 mm cutting distances. The predominant wear mechanism observed in all three conditions was flank wear, resulting from the frictional interaction between the cutting edge and the workpiece material. Additionally, notch wear was observed in the untreated cutting tools, as depicted in Fig. 10(a). This is attributed to a combination of high cutting forces and inadequate tool stiffness. In the cryogenically treated cutting



Spectrum number	Carbon (C)	Tungsten (W)	Manganese (Mn)	Chromium (Cr)	Iron (Fe)	Silicon (Si)
1	54.50	9.19	1.19	0.70	33.87	0.55
2	48.17	10.23	1.18	0.67	39.18	0.57
3	41.40	9.03	1.45	0.77	46.72	0.63

Fig. 12 EDS analysis (%wt) of the worn surface of a 12-hour cryogenically treated cutting tool



Spectrum number	Carbon (C)	Tungsten (W)	Manganese (Mn)	Chromium (Cr)	Iron (Fe)	Silicon (Si)
1	54.04	6.62	0.77	0.70	37.32	0.55

Fig. 13 EDS analysis (%wt) of the worn surface of a 36-hour cryogenically treated cutting tool

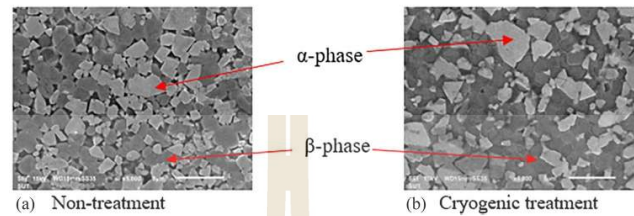


Fig. 14 Microstructure of carbide inserts of cutting tools

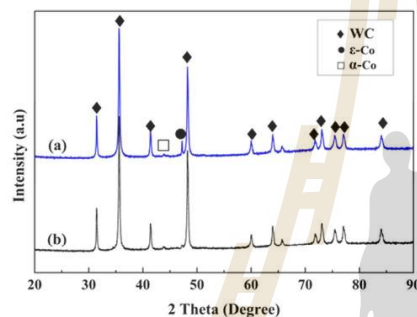


Fig. 15 XRD patterns of cryogenic treatment (a) and non-treatment (b)

tools, both flank wear and build-up edge (BUE) were observed, as illustrated in Fig. 10 (a) and (b). While flank wear is a common occurrence, the presence of BUE in the cryogenically treated tools, particularly after 36 hours, is indicative of the challenging nature of machining tough materials with uncoated cutting tools.

The correlation between increased hardness and improved wear resistance in cutting tools has been previously explored by Martin et al. (Ref 26). They investigated the influence of material hardness on tool steel by subjecting the latter to heat treatment. The findings of the study revealed that tool steels subjected to heat treatment exhibited superior hardness and abrasion wear resistance compared to untreated tool steels. It can be concluded that there is a strong correlation between hardness and wear resistance in materials. Generally, materials with higher hardness exhibit greater resistance to wear, as they are less susceptible to deformation or scratching under equivalent conditions (Ref 27).

To demonstrate the wear mechanisms of uncoated carbide cutting tools during the machining of S45C steel, Figure 11 presents SEM images at 65x magnification, illustrating the wear patterns of untreated and cryogenically treated cutting tools. Both non-treatment and cryogenically treated cutting tools exhibited burn damage on their chip breakers. This is attributed to the chip breaker's role in controlling chip formation and breakage, which exposes it to direct heat from the metal chips

during machining. Prolonged exposure to elevated temperatures can lead to heat accumulation and subsequent surface damage on the chip breaker. Subsequently, crater wear was observed on the rake face of both untreated and 12-hour cryogenically treated cutting tools. This type of wear typically results from a combination of diffusion and decomposition processes. The heat generated from the workpiece chips is transferred to the rake face, leading to the degradation of tungsten carbide grains and the formation of pits (Ref 28). As the cutting process continues, larger pits can further exacerbate tool wear, ultimately leading to tool failure. Additionally, flank wear and BUE formation were observed on the flank face of the cutting tool.

To examine the morphological changes on the worn surfaces of the cutting tools, SEM images were acquired at a 100x magnification. As previously discussed, both flank wear and crater wear were observed. To further investigate these wear mechanisms, EDS analysis was conducted on the worn surfaces using a spot size of 55 nm. Figure 12 the flank wear on the cutting edge and flank face. This type of wear is typically caused by frictional forces between the tool and the workpiece material, resulting in gradual wear. Spectrums 1 and 2 reveal the elemental composition of the particles adhered to the cutting edge and flank face. Excluding tungsten, the detected elements closely match the chemical composition of S45C steel. Similarly, Spectrum 3 confirms the presence of elements corresponding to S45C steel. These findings indicate that the particles originating from the S45C steel workpiece are primarily responsible for inducing flank wear and crater wear on the cutting tool. Additionally, BUE and metal chip fragments were observed on the flank face of the 36-hour cryogenically treated cutting tool, as depicted in Fig. 13. BUE formation is typically associated with the machining of ductile materials and can lead to accelerated tool wear and failure (Ref 29). EDS analysis of the BUE, as shown in spectrum 1, confirmed that they were composed of elements corresponding to the chemical composition of S45C steel.

5.4 Microstructure and Phase Analysis

To investigate the underlying causes of hardness and tool wear variations in cryogenically treated carbide inserts, scanning electron microscopy (SEM) was employed in this study. Prior to microstructural examination, carbide cutting tools underwent surface preparation involving polishing with sandpaper grades ranging from 240, 400, 600, 800, 1000, 1500 to 2000. This was followed by polishing with 0.5 μm diamond powder to achieve a mirror finish. Figure 14 illustrates microstructural images of the carbide cutting tools. Figure 14

shows the non-uniform carbide distribution within the carbide insert microstructure. Among the observed phases was the α -phase of tungsten carbide, characterized by its gray, irregular and angular morphology. The α -phase exhibits a hexagonal close-packed (HCP) crystal structure with centrally located carbon atoms and the cobalt binder phase (β -phase), which surrounds the α -phase. Under ambient conditions, the β -phase typically exhibits a hexagonal close-packed (HCP) crystal structure. However, following the sintering process, the β -phase transforms to a face-centered cubic (FCC) structure. Figure 14(a) illustrates the microstructure of the non-treated carbide insert. The α -phase exhibits a not fully developed or unstable form, likely influenced by interactions with other particles or the β -phase. On the other hand, Fig. 14(b) illustrates

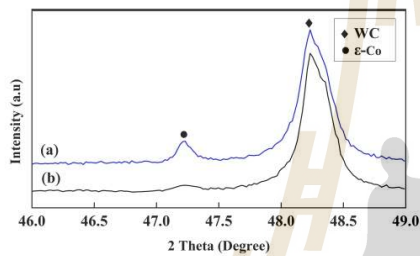


Fig. 16 XRD patterns of cryogenic treatment (a) and non-treatment (b) at an angle of 46° to 49°

the microstructural changes induced by cryogenic treatment. Observations indicate that the α -phase tends to show the stable form of a triangular prism. The low temperature of liquid nitrogen during treatment induces a rearrangement of the α -phase, via the phenomenon of spheroidization. The rearrangement of the α -phase into a more stable configuration contributes to improved machinability of the carbide insert, characterized by reduced cutting forces and extended tool life (Ref 30). Sahoo et al. (Ref 31) conducted a study on the machining of AISI-361 steel using carbide inserts subjected to cryogenic treatment; the research focused on tool wear analysis. The results demonstrate that cryogenically treated carbide inserts exhibit extended tool life compared to their untreated counterparts. Moreover, the study revealed that cryogenic treatment not only extended tool life but also enhanced the hardness of the carbide inserts.

For the β -phase transformations within carbide inserts, a comparison of Fig. 14(a) and (b) reveals a more uniform distribution of the β -phase within the cryogenically treated carbide inserts. However, the relationship between β -phase changes and the subsequent alterations in hardness and wear resistance of carbide inserts remains unclear when analyzed through SEM imaging alone. To elucidate the β -phase transformations, XRD analysis was conducted. Figure 15 illustrates the XRD patterns of the carbide insert, obtained by scanning within a 20° to 90° scanning angle range to investigate its crystal structure. The XRD patterns reveal the presence of WC, α -Co and ϵ -Co peaks in both cryogenically treated and untreated carbide inserts. The cobalt binder exhibits two distinct phases: α -Co, with a face-centered cubic (FCC) crystal structure, and ϵ -Co, with a hexagonal close-packed (HCP) crystal structure.

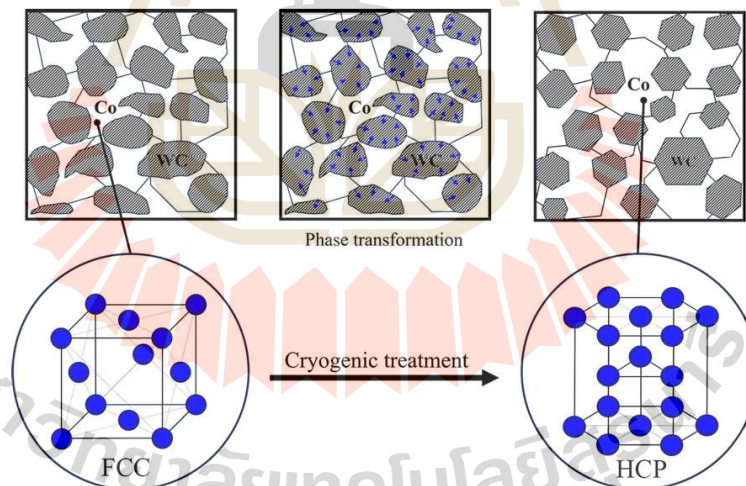


Fig. 17 Schematic representation of the phase transformation of cobalt

The XRD patterns indicate a higher intensity of the ϵ -Co peak at scanning angles approximately between 45° and 50° , confirming the occurrence of the phase transformation. Figure 16 illustrates a magnified view of this region within the 46° to 49° scanning range. Within the 47° to 47.5° scanning range, the XRD patterns of cryogenically treated carbide inserts exhibits a higher intensity of the ϵ -Co peak compared to that for untreated carbide inserts. The transformation of α -Co to ϵ -Co within carbide inserts can be attributed to the disparity in thermal expansion coefficients between the carbide (WC) and cobalt (Co) phases. WC exhibits a thermal expansion coefficient of $5.5 \times 10^{-6} \text{ K}^{-1}$, while the Co coefficient is $14.2 \times 10^{-6} \text{ K}^{-1}$ (Ref 32). This differential thermal expansion results in compressive stresses within the WC phase and tensile stresses within the Co phase when the WC-Co cutting tool is subjected to cryogenic temperatures, as illustrated in Figure 17. The tensile stresses induced within the Co phase lead to atomic rearrangement, facilitating the transformation from the α -Co phase to the ϵ -Co phase. This phase transition involves a change in crystal structure from face-centered cubic (FCC) to hexagonal close-packed (HCP) (Ref 33), a phenomenon known as martensitic transformation (Ref 34). Zhang, et al. (Ref 35) emphasize that the ϵ -Co phase exhibits a lower coefficient of friction, superior lubricating properties, and enhanced abrasion resistance compared to the α -Co phase. Moreover, Ingole, et al. (Ref 36) state that materials with hexagonal crystal lattice structures exhibit a reduced number of slip planes compared to those with face-centered cubic crystal lattice structures.

In conclusion, the application of cryogenic treatment to carbide inserts yields two significant transformations: the tungsten carbide phase develops to a stable triangular prism morphology and the cobalt binder undergoes a phase transition from α -Co to ϵ -Co. These modifications collectively contribute to increased hardness and wear resistance in the cutting tool, compared to its untreated counterpart.

6. Conclusions

This study focused on two main results. Firstly, the impact of cryogenic treatment on the hardness and microstructure changes of uncoated carbide cutting tools was evaluated. In addition, machine learning was used for prediction of the hardness of uncoated carbide cutting tools after cryogenic treatment, based on our data. It can be concluded as follows:

1. Cryogenic treatment of uncoated carbide cutting tools results in improved hardness and tool wear of uncoated carbide cutting tools.
2. Cryogenic treatment of uncoated carbide cutting tools induces a transformation in the cobalt (Co) crystal structure from FCC to HCP, leading to a significant enhancement in tool hardness.
3. In a comparison of three machine learning models for hardness prediction, XGBoost achieved the highest R-squared, lowest RMSE, and lowest MAE values when compared with SVM and LRM.
4. This study employed SHAP to investigate the influence of cryogenic treatment parameters on the hardness of treated cutting tools. SHAP analysis revealed that the soaking period exerted the strongest influence on cutting

tool hardness, followed by tempering temperature and tempering period, respectively.

Funding

This research received no specific grant from any funding agency in the public, commercial or not-for-profit sectors.

Data Availability

All data generated during the current study are available from the corresponding author upon reasonable request.

Conflict of interest

The authors have no conflict of interest related to this publication.

Ethics Approval

This work did not involve human subjects or animals in its research.

References

1. N.K. Jain and V.K. Jain, Modeling of Material Removal in Mechanical Type Advanced Machining Processes: A State-of-Art Review, *Int. J. Mach. Tools Manuf.*, 2001, **41**(11), p 1573–1635.
2. R. Suresh Kumar, S. Naveen, V. Suresh, and S. Madhu, Novel Approach to Monitoring the Surface Integrity of Aluminum 5052 Using Sound and Vibration Signals during Turning with Titanium-Coated Carbide Inserts, *J. Mater. Eng. Perform.*, 2024, **425**, p 1–10.
3. W. Khaliq, C. Zhang, M. Jamil, and A.M. Khan, Tool Wear, Surface Quality, and Residual Stresses Analysis of Micro-Machined Additive Manufactured Ti-6Al-4V Under Dry and MQL Conditions, *Tribol. Int.*, 2020, **151**, p 106408.
4. K. Salonitis and A. Kolios, Force-Based Reliability Estimation of Remaining Cutting Tool Life in Titanium Milling, *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, 2020, **106**, p 3321–3333.
5. Ç.V. Yıldırım, T. Kivak, and F. Erzincanlı, Influence of Different Cooling Methods on Tool Life, Wear Mechanisms and Surface Roughness in the Milling of Nickel-Based Waspaloy with WC Tools, *Arab. J. Sci. Eng.*, 2019, **44**, p 7979–7995.
6. K. Bobzin, High-Performance Coatings for Cutting Tools, *CIRP J. Manuf. Sci. Technol.*, 2017, **18**, p 1–9.
7. S. Kalia, Cryogenic Processing: A Study of Materials at Low Temperatures, *J. Low Temp. Phys.*, 2010, **158**(5–6), p 934–945.
8. N. Tamiloli, J. Venkatesan and T.S. Kumar, Mechanical, Corrosion, and Tribological Properties of Coated Milling Inserts, *J. Mater. Eng. Perform.*, 2024, **45**, p 1–15.
9. H.-B. He et al., Effect of Deep Cryogenic Treatment on Machinability and Wear Mechanism of TiAlN Coated Tools During Dry Turning, *Int. J. Precis. Eng. Manuf.*, 2014, **15**, p 655–660.
10. B. Kursuncu, Influence of Cryogenic Heat-Treatment Soaking Period and Temperature on Performance of Sintered Carbide Cutting Tools in Milling of Inconel 718, *Int. J. Refract. Metal Hard Mater.*, 2020, **92**, p 105323.
11. B. Li, S. Zhang, T. Zhang, and J. Zhang, Effect of deep cryogenic treatment on microstructure, mechanical properties and machining performances of coated carbide tool, *J. Braz. Soc. Mech. Sci. Eng.*, 2019, **41**, p 1–11.
12. N.A. Orzbek, Effects of cryogenic treatment types on the performance of coated tungsten tools in the turning of AISI H11 steel, *J. Market. Res.*, 2020, **9**(4), p 9442–9456.

13. D. Das, K. Ray, and A. Dutta, Influence of Temperature of Sub-Zero Treatments on the Wear Behaviour of Die Steel, *Wear*, 2009, **267**(9–10), p 1361–1370.
14. J. Han, J. Pei, and H. Tong, *Data mining: concepts and techniques*. Morgan Kaufmann, (2022)
15. M.A. Hearst, S.T. Dumais, E. Osuna, J. Platt, and B. Scholkopf, Support Vector Machines, *IEEE Intell. Syst. Appl.*, 1998, **13**(4), p 18–28.
16. J.M. González-Camacho, L. Ornela, P. Pérez-Rodríguez, D. Gianola, S. Dreisigacker, and J. Crossa, Applications of Machine Learning Methods to Genomic Selection in Breeding Wheat for Rust Resistance, *Plant Genome*, 2018, **11**(2), p 170104.
17. T. Chen and C. Guestrin, “Xgboost: A Scalable Tree Boosting System, in *proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining*, 2016, pp. 785–794
18. J. H. Friedman, Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine, *Ann. Stat.*, pp. 1189–1232 (2001)
19. N.M. Shahani, X. Zheng, C. Liu, F.U. Hassan, and P. Li, Developing an XGBoost Regression Model for Predicting Young's Modulus of Intact Sedimentary Rocks for the Stability of Surface and Subsurface Structures, *Front. Earth Sci.*, 2021, **9**, p 761990.
20. C.M. Judd, G.H. McClelland, and C.S. Ryan, *Data analysis: A model comparison approach to regression, ANOVA, and beyond*, Routledge, New York, Routledge, 2017. <https://doi.org/10.4324/9781315744131>
21. M. Bonamante, *Statistics and analysis of scientific data*. Springer (2017)
22. T. Chen, T. He, M. Benesty, and V. Khotilovich, Package ‘Xgboost,’ *R version*, 2019, **90**, p 1–66.
23. E. Dimitriadou, K. Hornik, F. Leisch, D. Meyer, A., Weingessel, and M. F. Leisch, The Package Misc Functions of Department of Statistics. *TU Wien*. e1071 pp. 297–304 (2006)
24. A.M. Musolf, E.R. Holzinger, J.D. Malley, and J.E. Bailey-Wilson, What Makes a Good Prediction? Feature Importance and Beginning to Open the Black Box of Machine Learning in Genetics, *Hum. Genet.*, 2022, **141**(9), p 1515–1528.
25. Y. Nohara, K. Matsumoto, H. Soejima, and N. Nakashima, Explanation of Machine Learning Models Using Shapley Additive Explanation and Application for Real Data in Hospital, *Comput. Methods Programs Biomed.*, 2022, **214**, p 106584.
26. M. Oročny, M. Bursák, M. Šebek, and L. Falat, Influence of Hardness, Matrix and Carbides in Combination with Nitridation on Abrasive Wear Resistance of X210Cr12 Tool Steel, *Metals*, 2016, **6**(10), p 236.
27. W. Zhai et al., Recent Progress on Wear-Resistant Materials: Designs, Properties, and Applications, *Adv. Sci.*, 2021, **8**(11), p 2003739.
28. N. Altan Özbe, Effects of Shallow and Deep Cryogenic Treatment on Tool Flank Wear and Surface Roughness in Machining 41Cr4 Steel, *J. Mater. Eng. Perform.*, 2023, **32**(21), p 9638–9648.
29. Z. Cassier, Y. Prato, and P. Muñoz-Escalona, Built-Up Edge Effect on Tool Wear When Turning Steels at Low Cutting Speed, *J. Mater. Eng. Perform.*, 2004, **13**, p 542–547.
30. S. He, C. Li, J. Ren, C. Gao, and Y. Zhang, Evolution of Carbides in Cr–Mo–Si–V Alloy Steel During the Spheroidization Annealing Process, *Steel Res. Int.*, 2020, **91**(1), p 1900287.
31. B. Sahoo, A. Mohanty, S. Gangopadhyay, and K. Vipindas, An Insight Into Microstructure and Machining Performance of Deep Cryogenically Treated Cemented Carbide Inserts, *J. Manuf. Process.*, 2020, **58**, p 819–831.
32. N. Chawla et al., Microstructure-Based Simulation of Thermomechanical Behavior of Composite Materials by Object-Oriented Finite Element Analysis, *Mater. Charact.*, 2002, **49**(5), p 395–407.
33. M. Padmakumar, J. Guruprasath, P. Achuthan, and D. Dinakaran, Investigation of Phase Structure of Cobalt and Its Effect in WC–Co Cemented Carbides Before and After Deep Cryogenic Treatment, *Int. J. Refract. Metal Hard Mater.*, 2018, **74**, p 87–92.
34. Y. Zhu, X. Zhang, and Q. Liu, Observation of Twins in Polycrystalline Cobalt Containing Face-Center-Cubic and Hexagonal-Close-Packed Phases, *Mater. Sci. Eng., A*, 2011, **528**(28), p 8145–8149.
35. H. Zhang, L. Chen, J. Sun, W. Wang, and Q. Wang, Influence of Deep Cryogenic Treatment on Microstructures and Mechanical Properties of an Ultrafine-Grained WC–12Co Cemented Carbide, *Acta Metall. Sin. (Engl. Lett.)*, 2014, **27**(5), p 894–900. <https://doi.org/10.1007/s40195-014-0134-3>
36. S.P. Ingole, Coatings tribology, *Tribology for scientists and engineers: from basics to advanced concepts*. P.L. Menezes, M. Nosonovsky, S.P. Ingole, S.V. Kailas, M.R. Lovell Ed., Springer New York, New York, NY, 2013, p 269–291. https://doi.org/10.1007/978-1-4614-1945-7_9
37. Y.-J. Chang, C.-Y. Jui, W.-J. Lee, and A.-C. Yeh, Prediction of the Composition and Hardness of High-Entropy Alloys by Machine Learning, *Jom*, 2019, **71**, p 3433–3442.
38. C. Fragassa, M. Babic, and E. Domingues dos Santos, Machine Learning Approaches to Predict the Hardness of Cast Iron, *Tribol. Ind.*, 2020, **42**(1), p 1–9.
39. J. Jeon, N. Seo, S.B. Son, S.-J. Lee, and M. Jung, Application of Machine Learning Algorithms and SHAP for Prediction and Feature Analysis of Tempered Martensite Hardness in Low-Alloy Steels, *Metals*, 2021, **11**(8), p 1159.
40. O. Khalaj et al., Potential role of Machine Learning Techniques for Modeling the Hardness of OPH Steels, *Mater. Today Commun.*, 2021, **26**, p 101806.
41. S. Oh and H. Ki, Deep Learning Model for Predicting Hardness Distribution in Laser Heat Treatment of AISI H13 Tool Steel, *Appl. Therm. Eng.*, 2019, **153**, p 583–595.
42. X. Geng, S. Wang, A. Ullah, G. Wu, and H. Wang, Prediction of Hardenability Curves for Non-Boron Steels Via a Combined Machine Learning Model, *Materials*, 2022, **15**(9), p 3127.
43. G. Dong et al., Machine Learning Guided Methods in Building Chemical Composition-Hardenability Model for Wear-Resistant Steel, *Mater. Today Commun.*, 2020, **24**, p 101332.
44. Y. Li and S. Li, Deep Learning Based Phase Transformation Model for the Prediction of Microstructure and Mechanical Properties of Hot-Stamped Parts, *Int. J. Mech. Sci.*, 2022, **220**, p 107134.
45. M.S. Hasan, T. Wong, P.K. Rohatgi, and M. Nosonovsky, Analysis of the Friction and Wear of Graphene Reinforced Aluminum Metal Matrix Composites Using Machine Learning Models, *Tribol. Int.*, 2022, **170**, p 107527.
46. C. Wang, D. Shi, and S. Li, A study on Establishing a Microstructure-Related Hardness Model with Precipitate Segmentation using Deep Learning Method, *Materials*, 2020, **13**(5), p 1256.
47. E. Mazhnik and A.R. Oganov, Application of Machine Learning Methods for Predicting New Superhard Materials, *J. Appl. Phys.*, 2020, **128**, p 7.
48. L. Qiao, J. Zhu, and Y. Wang, Coupling Physics in Machine Learning to Predict Interlamellar Spacing and Mechanical Properties of High Carbon Pearlitic Steel, *Mater. Lett.*, 2021, **293**, p 129645.
49. J.-H. Kim, S.-B. Lee, and B.-M. Kim, Construction of Process Window to Predict Hardness in Tailored Tool Thermomechanical Treatment and Its Application, *Metals*, 2019, **9**(1), p 50.
50. S. Zare Chavoshi and M. Tajdari, Surface Roughness Modelling in Hard Turning Operation of AISI 4140 Using CBN Cutting Tool, *Int. J. Mater. Forming.*, 2010, **3**, p 233–239.

Publisher's Note Springer Nature remains neutral with regard to jurisdictional claims in published maps and institutional affiliations.

Springer Nature or its licensor (e.g. a society or other partner) holds exclusive rights to this article under a publishing agreement with the author(s) or other rightsholder(s); author self-archiving of the accepted manuscript version of this article is solely governed by the terms of such publishing agreement and applicable law.

ประวัติผู้เขียน

นายอมรินทร์ ชาญปริยวาทีวงศ์ (แสม) เกิดเมื่อวันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2538 ณ อำเภอเมือง นครราชสีมา จังหวัดนครราชสีมา เริ่มต้นการศึกษาในระดับประถมศึกษาปีที่ 1 ถึง 6 ณ โรงเรียน อัสสัมชัญนครราชสีมา จังหวัดนครราชสีมา หลังจากนั้นจึงเข้าศึกษาระดับมัธยมศึกษาปีที่ 1 ถึง 6 ใน สายวิทยาศาสตร์และ คณิตศาสตร์ ณ โรงเรียนอัสสัมชัญนครราชสีมา จังหวัดนครราชสีมาและสำเร็จ การศึกษาระดับปริญญาตรีและ ปริญญาโท ณ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จังหวัดนครราชสีมา ใน สาขาวิชาวิศวกรรมการผลิต และสาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกลและระบบกระบวนการ เมื่อปี พ.ศ. 2561 และ 2563 ตามลำดับ จากนั้นได้เข้าศึกษาต่อในระดับปริญญาเอกสาขาวิชาวิศวกรรมเครื่องกล และระบบ กระบวนการ ณ สถาบันเดิม ประสบการณ์ด้านการสอนนั้นในระหว่างการศึกษาผู้เขียนได้ ปฏิบัติงานในตำแหน่งผู้ช่วยสอน และวิจัย หลักสูตรวิศวกรรมการผลิตอัตโนมัติและหุ่นยนต์ สาขาวิชา วิศวกรรมการผลิต มหาวิทยาลัย เทคโนโลยีสุรนารี จังหวัดนครราชสีมา ซึ่งสอนปฏิบัติการทางด้าน วิศวกรรมต่างๆ ที่เกี่ยวข้องกับกระบวนการผลิต สำหรับประสบการณ์ด้านการวิจัยนั้นผู้เขียนได้นำ กระบวนการผลิต และด้านปัญญาประดิษฐ์มาประยุกต์ใช้ในการศึกษาการทำนายการสึกหรอของ เครื่องมือตัดและเขียนเป็นบทความทาง วิชาการเพื่อเผยแพร่ดังแสดงในภาคผนวก

