

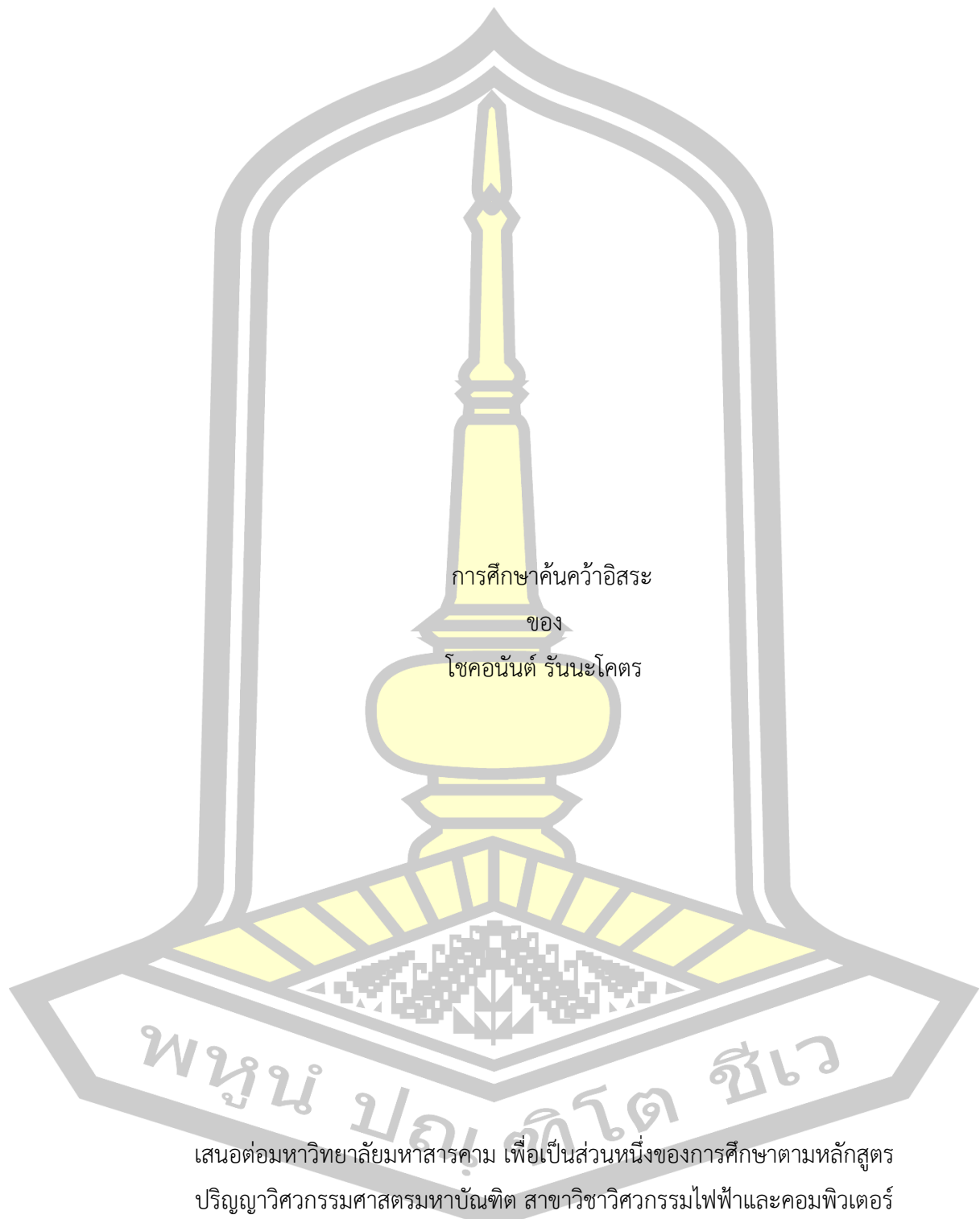
การศึกษาเทคนิคการพยากรณ์การสั้นของเครื่องแยกสาร กรณีศึกษาโรงงานอุตสาหกรรมเครื่องดื่ม

การศึกษาค้นคว้าอิสระ
ของ
โชคอนันต์ รันนะโคตร

เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์
พฤษภาคม 2567

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

การศึกษาเทคนิคการพยากรณ์การสั่นของเครื่องแยกสสาร กรณีศึกษาโรงงานอุตสาหกรรมเครื่องต้ม



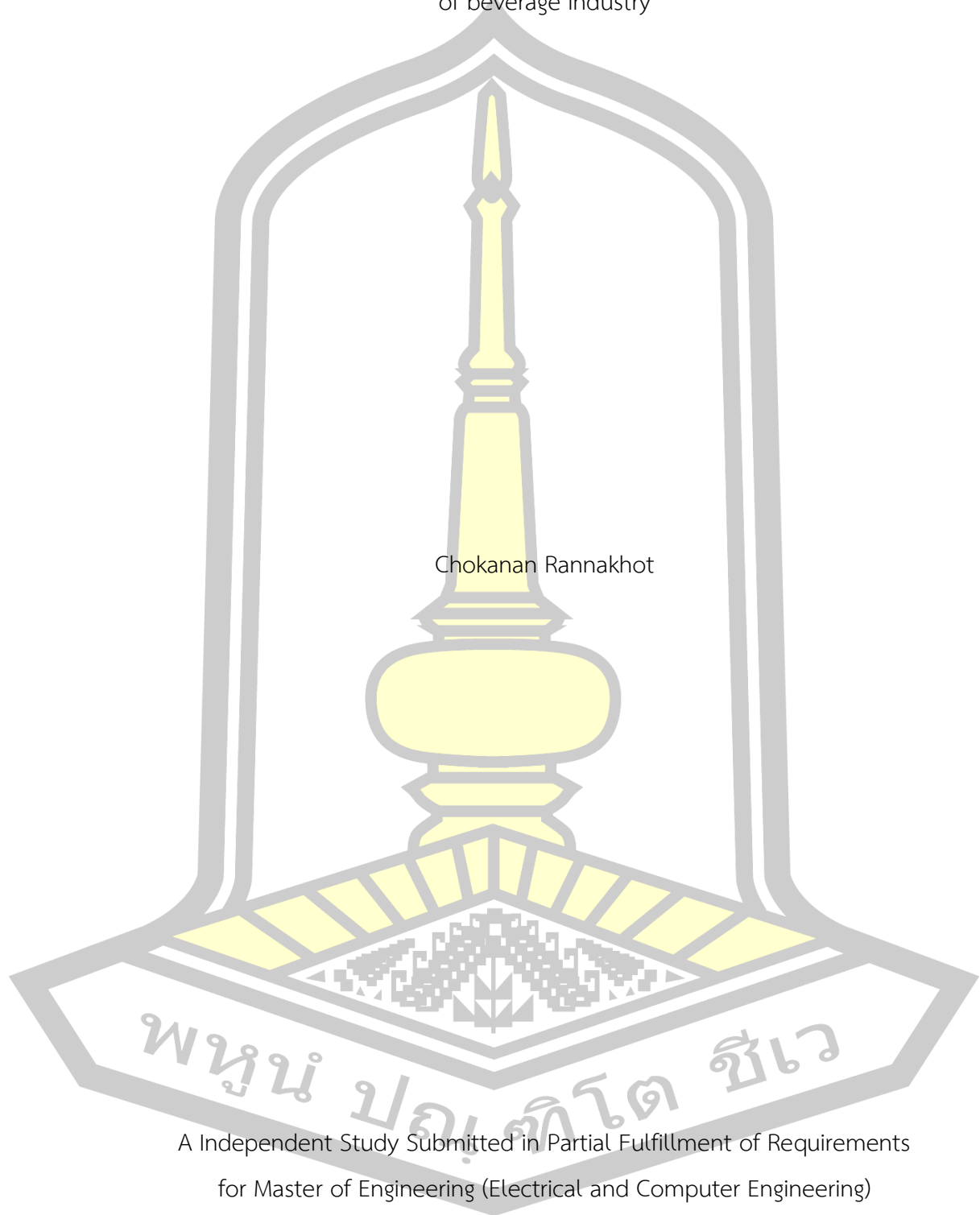
เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์

พฤษภาคม 2567

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

A study on a prediction technique for vibration of a particle separator: A case study
of beverage industry

Chokanan Rannakhot



A Independent Study Submitted in Partial Fulfillment of Requirements
for Master of Engineering (Electrical and Computer Engineering)

May 2024

Copyright of Mahasarakham University



คณะกรรมการสอบการศึกษาค้นคว้าอิสระ ได้พิจารณาการศึกษาค้นคว้าอิสระของนาย
โชคอนันต์ รันนะโคตร แล้วเห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรม
ศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.....ประธานกรรมการ

(อ. ดร. จักรพันธ์ ออบมา)

.....อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(ศ. ดร. วรวัฒน์ เสงี่ยมวิบูล)

.....กรรมการ

(ผศ. ดร. นิวัตร อังควิเศษพันธุ์)

.....กรรมการ

(อ. ดร. ณัฐพล ไชยดวงศรี)

มหาวิทยาลัยอนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญา วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ ของมหาวิทยาลัย
มหาสารคาม

.....
(รศ. ดร. จักรมาส เลหาวิช)

คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์

.....
(รศ. ดร. กริสน์ ชัยมูล)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

ชื่อเรื่อง	การศึกษาเทคนิคการพยากรณ์การสั่นของเครื่องแยกสสาร กรณีศึกษาโรงงาน อุตสาหกรรมเครื่องดื่ม		
ผู้วิจัย	โชคอนันต์ รันนะโคตร		
อาจารย์ที่ปรึกษา	ศาสตราจารย์ ดร. วรวัฒน์ เสงี่ยมวิบูล		
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต	สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์
มหาวิทยาลัย	มหาวิทยาลัยมหาสารคาม	ปีที่พิมพ์	2567

บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์เล่มนี้ ได้ทำการศึกษาและออกแบบการพยากรณ์การสั่นของเครื่องแยกสสาร โดยใช้ LSTM Machine Learning Model และใช้ข้อมูล ความเร็วรอบการหมุน และกระแสไฟฟ้าของมอเตอร์ ในการพยากรณ์การสั่นในช่วงแรกของการเปิดเครื่องจักร ใช้ข้อมูลปี พ.ศ. 2566 เพื่อใช้ในกระบวนการพยากรณ์ ได้แก่ การฝึกฝนแบบจำลอง การทดสอบแบบจำลอง และการตรวจสอบแบบจำลอง จากนั้นทำการทดสอบการพยากรณ์ชุดข้อมูลการเดินเครื่องจำนวน 30 ชุด แล้วทำการหาความแม่นยำของการพยากรณ์ด้วยการหาค่าความคลาดเคลื่อน MAE MSE และ RMSE ทำการเปรียบเทียบค่าที่ดีที่สุด ค่าที่แย่ที่สุด ค่าที่ยอมรับได้ และวิเคราะห์ผลการทดลอง การใช้ LSTM Machine Learning Model แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพการพยากรณ์ที่ดี รวมถึงค่าการพยากรณ์ที่ยอมรับได้ โดยเลือกพิจารณาเฉพาะ RMSE ค่าการพยากรณ์ที่ได้จากความเร็วรอบการหมุนมีแนวโน้ม RMSE ที่ดีกว่า ในขณะที่ค่าการพยากรณ์ที่ได้จากกระแสไฟฟ้าของมอเตอร์มีค่า RMSE ที่น้อยกว่า แนวทางการเพิ่มประสิทธิภาพ ดังนี้ การปรับปรุงการคัดกรองข้อมูล และจำนวนข้อมูลที่น่ามาใช้ ส่งผลต่อประสิทธิภาพของการพยากรณ์ และการแสดงผลที่ดี ส่งผลต่อประสิทธิภาพการจัดการเครื่องจักร

คำสำคัญ : การพยากรณ์, เครื่องแยกสสาร, LSTM Machine Learning Model, การหาความแม่นยำของการพยากรณ์

TITLE	A study on a prediction technique for vibration of a particle separator: A case study of beverage industry		
AUTHOR	Chokanan Rannakhot		
ADVISORS	Professor Worawat Sa-Ngiamvibool , Ph.D.		
DEGREE	Master of Engineering	MAJOR	Electrical and Computer Engineering
UNIVERSITY	Maharakham University	YEAR	2024

ABSTRACT

This research study is designed to predict the vibration of a separator machine using LSTM Machine Learning Model and using Bowspeed data. And the Motorcurrent data. To predict vibration during the first phase of machine start-up, data from 2023 were used in the forecasting process, namely model training. Model testing and model verification Then, the forecast was tested on 30 sets of engine operation data and the accuracy of the forecast was determined by finding the MAE, MSE and RMSE error values and comparing the best values. Worst value Acceptable values and analyze the experimental results. Using the LSTM Machine Learning Model shows good predictive performance. Including acceptable forecast values. By choosing to consider only RMSE, the prediction values obtained from the Bowspeed data tend to have a better RMSE, while the prediction values obtained from the Motorcurrent data have a lower RMSE value. The optimization approach is as follows: Improving the screening. Information and the amount of data used affects the efficiency of the forecast. And good display Affects the efficiency of machine management.

Keyword : Prediction Technique, Separator Machine, LSTM Machine Learning Model, The Accuracy Of The Forecast

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์นี้ได้สำเร็จลุล่วงด้วยความสำเร็จและความกรุณาที่ได้รับจาก ศาสตราจารย์ ดร. วรวัฒน์ เสงี่ยมวิบูลย์ ที่ได้รับเป็นอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก ที่ได้ให้ความช่วยเหลือทุกด้าน และให้คำแนะนำในการแก้ไขปัญหาต่างๆ อีกทั้งยังถ่ายทอดความรู้และประสบการณ์ที่มีค่ามอบให้ข้าพเจ้า ตลอดระยะเวลาการศึกษาอยู่ที่นี่ ข้าพเจ้าขอกราบขอบพระคุณอย่างสูง

ขอบคุณอีกครั้งถึง อาจารย์ ดร.จักรพันธ์ ออบมา ซึ่งรับผิดชอบในฐานะประธานกรรมการ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. นิวัตร อังควิเศษฐพันธ์ และ ศาสตราจารย์ ดร. ณัฐพล ไชยดวงศรี รับผิดชอบ ในฐานะกรรมการ ที่ได้สละเวลาอันมีค่าเพื่อเป็นคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ของข้าพเจ้า

ข้าพเจ้าขอกราบขอบพระคุณคณาจารย์ทุกท่านในภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม ที่ได้มีส่วนร่วมในการถ่ายทอดความรู้และให้ความอนุเคราะห์ทั้งในด้านการสอนและในการให้เอกสารที่เกี่ยวข้อง

ขอบคุณเจ้าหน้าที่ทุกท่าน และเพื่อน ๆ พี่ ๆ ในภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ ระดับ บัณฑิตศึกษา มหาวิทยาลัยมหาสารคาม ที่มีความกรุณาให้ความช่วยเหลือทั้งในด้านเอกสารและในการให้กำลังใจอย่างต่อเนื่อง

ขอขอบคุณโรงงานอุตสาหกรรมตัวอย่าง ผู้บริหาร และบุคลากรทุกท่านที่มีส่วนเกี่ยวข้องในการให้ความช่วยเหลือเอื้อเฟื้อในการทดลองครั้งนี้

สุดท้าย ข้าพเจ้าขอขอบคุณบิดา มารดา และพี่น้องทุกท่าน ที่มีบทบาทในการสนับสนุนและช่วยเหลือข้าพเจ้าทุกด้าน รวมถึงเป็นกำลังใจที่สำคัญที่ทำให้วิทยานิพนธ์นี้สามารถสำเร็จลุล่วงได้ด้วยดี ข้าพเจ้าขอส่งมอบความขอบคุณและของที่นาสรรเสริญทั้งหลายนี้ให้แก่บิดา มารดา คณาจารย์ และผู้มีอุปการคุณทุกท่าน

โชคอนันต์ รันนะโคตร

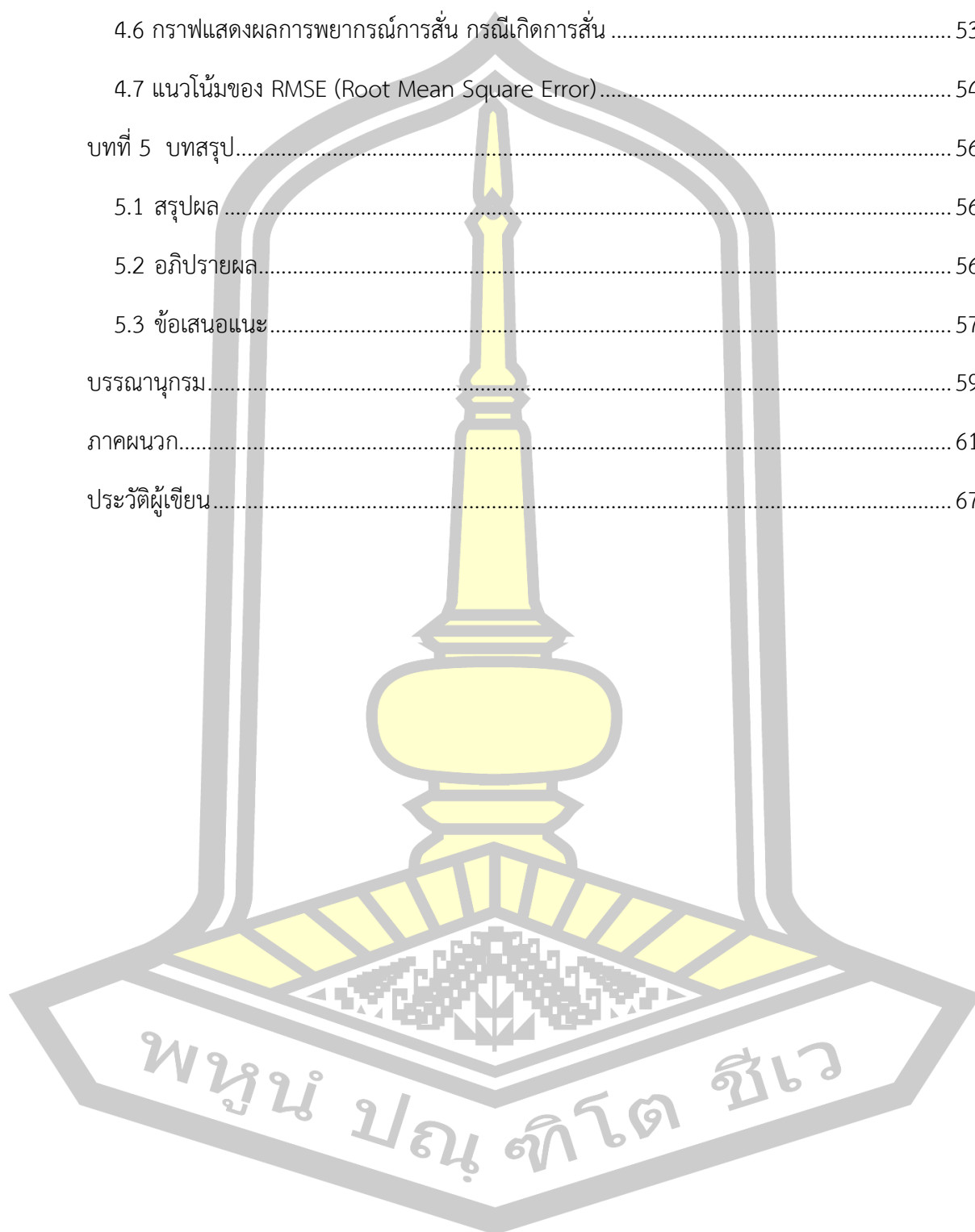
พูน ปณ จิตโต ชีวะ

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ญ
สารบัญภาพประกอบ.....	ฎ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญ.....	1
1.2 วัตถุประสงค์.....	2
1.3 ขอบเขตของการวิจัย.....	2
บทที่ 2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	5
2.1 อุตสาหกรรมเครื่องดื่ม.....	5
2.2 เครื่องแยกสาร.....	13
1. เครื่องหมุนเหวี่ยงแยกสารแบบแกนนอน.....	14
2. ตัวกรองด้วยเยื่อ.....	15
3. เครื่องหมุนเหวี่ยงแบบจาน.....	15
2.3 การสั่นของเครื่องจักร.....	17
1. ลักษณะการสั่นสะเทือน.....	18
2. ประเภทของการสั่นสะเทือน.....	19
3. หลักการวิเคราะห์การสั่นสะเทือน.....	19
4. มาตรฐานการสั่นสะเทือน.....	20

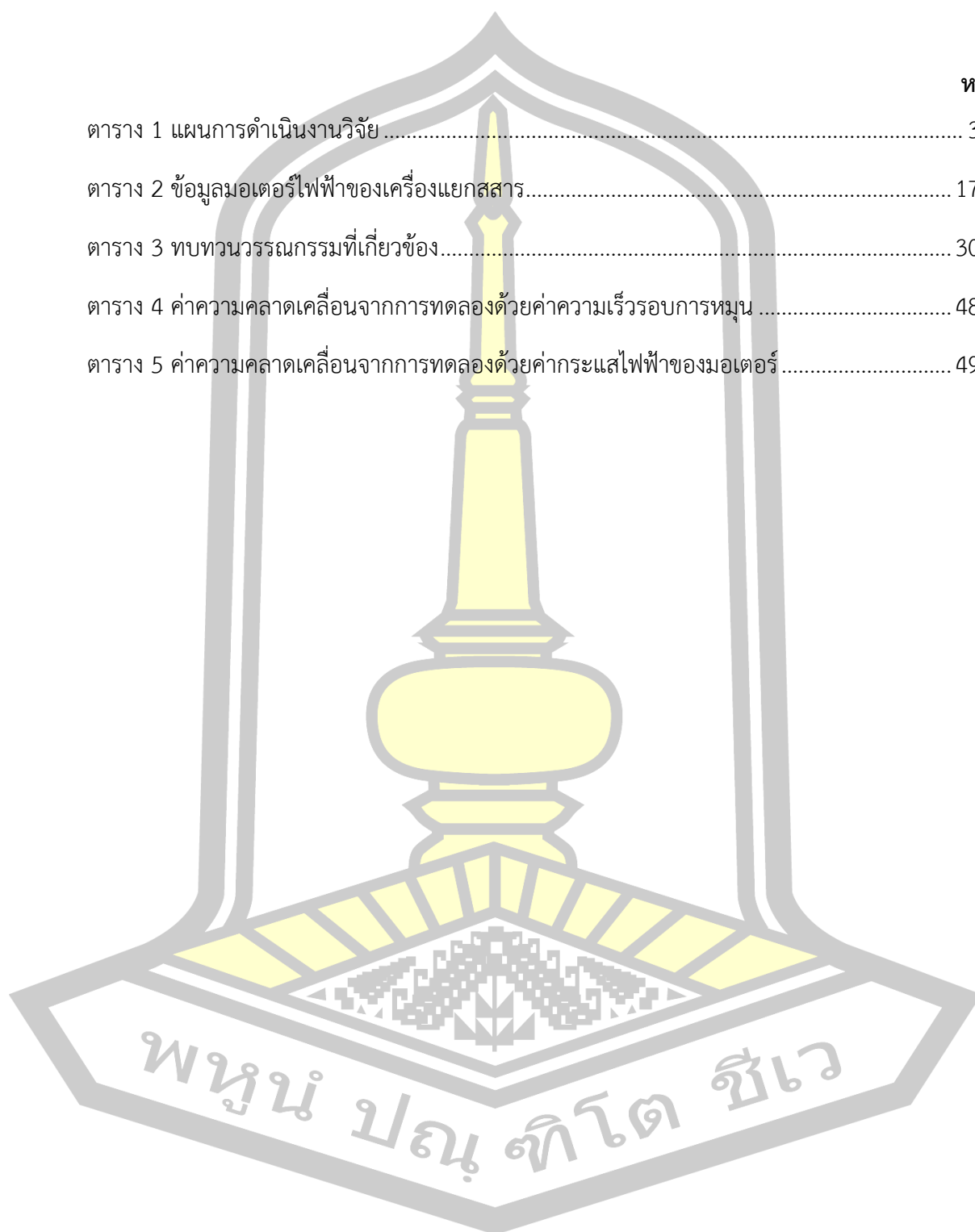
5. การวัดความสั้นสะเทือน.....	20
2.4 เทคนิคการพยากรณ์.....	21
1. การพยากรณ์เชิงปริมาณ.....	22
2. การพยากรณ์เชิงคุณภาพ.....	22
3. การวิเคราะห์ความถดถอยอย่างง่าย.....	23
4. เทคนิคการพยากรณ์โดยใช้ความชำนาญ.....	24
5. เทคนิคการพยากรณ์โดยใช้หลักสถิติ.....	24
6 ความหมายของอนุกรมเวลา.....	24
7. ส่วนประกอบของอนุกรมเวลา.....	25
8 การพยากรณ์.....	25
9. ความแม่นยำของการพยากรณ์.....	27
2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	27
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย.....	41
3.1 สำรวจปัญหาและที่มาของปัญหา.....	41
3.2 ขั้นตอนในการวิจัย.....	41
3.3 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย.....	42
3.4 การออกแบบการทดลอง.....	42
บทที่ 4 ผลการวิจัยและการอภิปราย.....	46
4.1 การศึกษาพฤติกรรมการณ์.....	46
4.2 การสร้างแบบจำลองการพยากรณ์.....	45
4.3 การทดลองพยากรณ์ด้วยค่าความเร็วรอบการหมุน.....	48
4.4 การทดลองพยากรณ์ด้วยค่ากระแสไฟฟ้าของมอเตอร์.....	49
4.5 กราฟแสดงผลการพยากรณ์เปรียบเทียบกับค่าจริง.....	51
1. กราฟแสดงผลการพยากรณ์การสั้นจากค่าความเร็วรอบการหมุน.....	51

2. กราฟแสดงผลการพยากรณ์การสั่นจากค่ากระแสไฟฟ้าของมอเตอร์	52
4.6 กราฟแสดงผลการพยากรณ์การสั่น กรณีเกิดการสั่น	53
4.7 แนวโน้มของ RMSE (Root Mean Square Error)	54
บทที่ 5 บทสรุป.....	56
5.1 สรุปผล	56
5.2 อภิปรายผล.....	56
5.3 ข้อเสนอแนะ.....	57
บรรณานุกรม.....	59
ภาคผนวก.....	61
ประวัติผู้เขียน.....	67



สารบัญตาราง

	หน้า
ตาราง 1 แผนการดำเนินงานวิจัย	3
ตาราง 2 ข้อมูลมอเตอร์ไฟฟ้าของเครื่องแยกสสาร.....	17
ตาราง 3 ทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง.....	30
ตาราง 4 ค่าความคลาดเคลื่อนจากการทดลองด้วยค่าความเร็วรอบการหมุน	48
ตาราง 5 ค่าความคลาดเคลื่อนจากการทดลองด้วยค่ากระแสไฟฟ้าของมอเตอร์	49

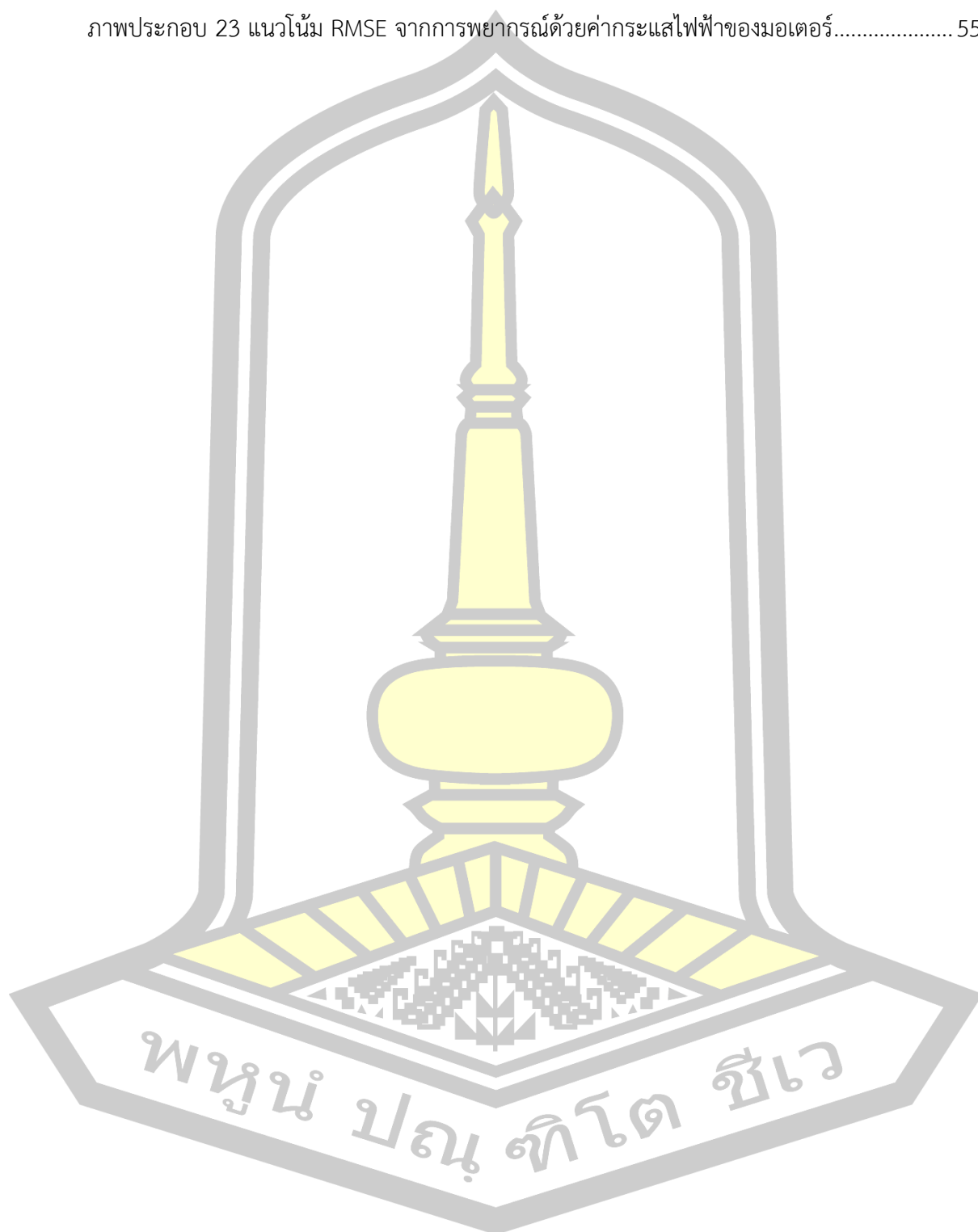


สารบัญภาพประกอบ

	หน้า
ภาพประกอบ 1 การบริโภคเครื่องยนต์ในประเทศไทย	8
ภาพประกอบ 2 ส่วนแบ่งการตลาดเครื่องยนต์ของไทยโดยปริมาณ	9
ภาพประกอบ 3 ส่วนแบ่งการตลาดเครื่องยนต์ของไทยโดยมูลค่า.....	9
ภาพประกอบ 4 การบริโภคเครื่องยนต์แอลกอฮอล์ต่อหัวของประเทศในกลุ่มอาเซียน	10
ภาพประกอบ 5 การส่งออกเครื่องยนต์ของไทย	13
ภาพประกอบ 6 เครื่องหมุนเหวี่ยงแยกส่วนแบบแกนนอน.....	15
ภาพประกอบ 7 ตัวกรองด้วยเยื่อ	15
ภาพประกอบ 8 เครื่องหมุนเหวี่ยงแบบจาน	16
ภาพประกอบ 9 มาตรฐาน ISO 10816-3	20
ภาพประกอบ 10 การวัดความสั่นสะเทือน	21
ภาพประกอบ 11 พฤติกรรมการสั่นของเครื่องแยกสาร.....	45
ภาพประกอบ 12 ข้อมูลที่เก็บได้จากเครื่องจักร.....	46
ภาพประกอบ 13 กรองข้อมูลเฉพาะตอนเดินเครื่อง	46
ภาพประกอบ 14 ค่าที่นำมาใช้ในการทดลอง	47
ภาพประกอบ 15 การแบ่งข้อมูลเพื่อใช้ในการทำ Machine Learning	47
ภาพประกอบ 16 การพยากรณ์ที่แม่นยำน้อยที่สุด มีค่า RMSE = 3217.02.....	51
ภาพประกอบ 17 การพยากรณ์ที่แม่นยำมากที่สุด มีค่า RMSE = 203.23.....	52
ภาพประกอบ 18 การพยากรณ์ที่แม่นยำน้อยที่สุด มีค่า RMSE = 50.11	52
ภาพประกอบ 19 การพยากรณ์ที่แม่นยำมากที่สุด มีค่า RMSE = 13.07.....	53
ภาพประกอบ 20 กรณีเกิดการสั่นจากค่าความเร็วรอบการหมุน	53
ภาพประกอบ 21 กรณีเกิดการสั่นจากค่ากระแสไฟฟ้าของมอเตอร์	54

ภาพประกอบ 22 แนวโน้ม RMSE จากการพยากรณ์ด้วยค่าความเร็วรอบการหมุน..... 55

ภาพประกอบ 23 แนวโน้ม RMSE จากการพยากรณ์ด้วยค่ากระแสไฟฟ้าของมอเตอร์..... 55



บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญ

ในปัจจุบันภาคอุตสาหกรรมมีความต้องการที่จะดูแลป้องกันเครื่องจักรให้สามารถใช้ได้อย่างมีประสิทธิภาพและการบำรุงรักษาน้อย ซึ่งเครื่องจักรเป็นเครื่องมือสำคัญของวงการอุตสาหกรรม การซ่อมบำรุงเครื่องจักรโดยส่วนใหญ่จะทำเมื่อเครื่องจักรชำรุด อาจก่อให้เกิดความเสียหายให้กับเครื่องจักรและทำให้สายการผลิตต้องหยุดชะงักการทำงานภายใต้วิธีการนี้ก่อให้เกิดการสิ้นเปลืองแรงงานและค่าใช้จ่ายเป็นจำนวนมาก อีกทั้งยังกระทบต่อเวลาการผลิตอีกด้วย การวัดความสิ้นสละเทือนการทำงานของเครื่องจักร เป็นวิธีการที่ใช้ในการตรวจ สภาวะการทำงานของเครื่องจักรวิธีหนึ่งที่ใช้กันมากในปัจจุบัน เนื่องจากสามารถวิเคราะห์หาสาเหตุผิดปกติของเครื่องจักรได้อย่างครอบคลุม ทั้งการติดตั้ง การสีกหรือ การหลวมคลาย การยึดไม่แน่น การเสียหาย ของแบริ่ง โดยได้ผลการวิเคราะห์ออกมาได้อย่างถูกต้องทำให้สามารถแก้ไขปัญหาได้อย่างรวดเร็ว ประหยัดค่าใช้จ่าย ข้อมูลที่ได้จากการตรวจวัดการสิ้นสละเทือนจะช่วยให้การวางแผนซ่อมหรือ เปลี่ยนอะไหล่เครื่องจักรก่อนที่จะเกิดการหยุดชะงักในทันทีซึ่งการบำรุงรักษาแบบเชิงป้องกัน (Preventive Maintenance) มีโอกาสที่เครื่องจักรจะต้องหยุดซ่อมบำรุงก่อนแม้เครื่องจักรยังสามารถทำงานได้หรือ เครื่องจักรอาจชำรุดเสียหายก่อนจะถึงกำหนดเวลาการซ่อมบำรุง แต่การบำรุงรักษาแบบ เชิงพยากรณ์ (Predictive Maintenance) จะหยุดการทำงานของเครื่องจักรก็ต่อเมื่อเครื่องจักรต้องได้รับการบำรุงรักษาจริงตามการอ้างอิงจากข้อมูลเท่านั้น ทำให้การใช้งานเครื่องจักรมีประสิทธิภาพสูงสุด

การบำรุงรักษาแบบ เชิงพยากรณ์ (Predictive Maintenance) จะอาศัยความแม่นยำเป็นตัวกำหนดประสิทธิภาพ โดยต้องมีตัวชี้วัดเพื่อใช้ในการวัดประสิทธิภาพของการพยากรณ์ ตัวอย่างเช่นการใช้โปรแกรมในการจำลองเพื่อวัดความแม่นยำของการพยากรณ์ เป็นต้น เพราะว่าการพยากรณ์ที่ไม่แม่นยำ ย่อมได้ผลลัพธ์ที่ไม่มีประสิทธิภาพ แต่การพยากรณ์ที่แม่นยำ ก็ย่อมได้ประสิทธิภาพที่มากกว่า เมื่อการพยากรณ์มีประสิทธิภาพ ก็จะทำให้มีการบำรุงรักษาน้อย ลดการสิ้นเปลืองแรงงาน ค่าใช้จ่าย และเวลา ในการซ่อมบำรุง ซึ่งถือเป็นการลดต้นทุนในการผลิตของโรงงานอุตสาหกรรมนั่นเอง

จากที่กล่าวมาข้างต้น งานวิจัยนี้จึงมีแนวคิดในการจัดทำการศึกษาข้อมูลการสั่นของเครื่องแยกสสาร ในอุตสาหกรรมเครื่องดื่ม เพื่อตรวจสอบพฤติกรรมการณ์การสั่นของเครื่องแยกสสาร จากนั้นนำ

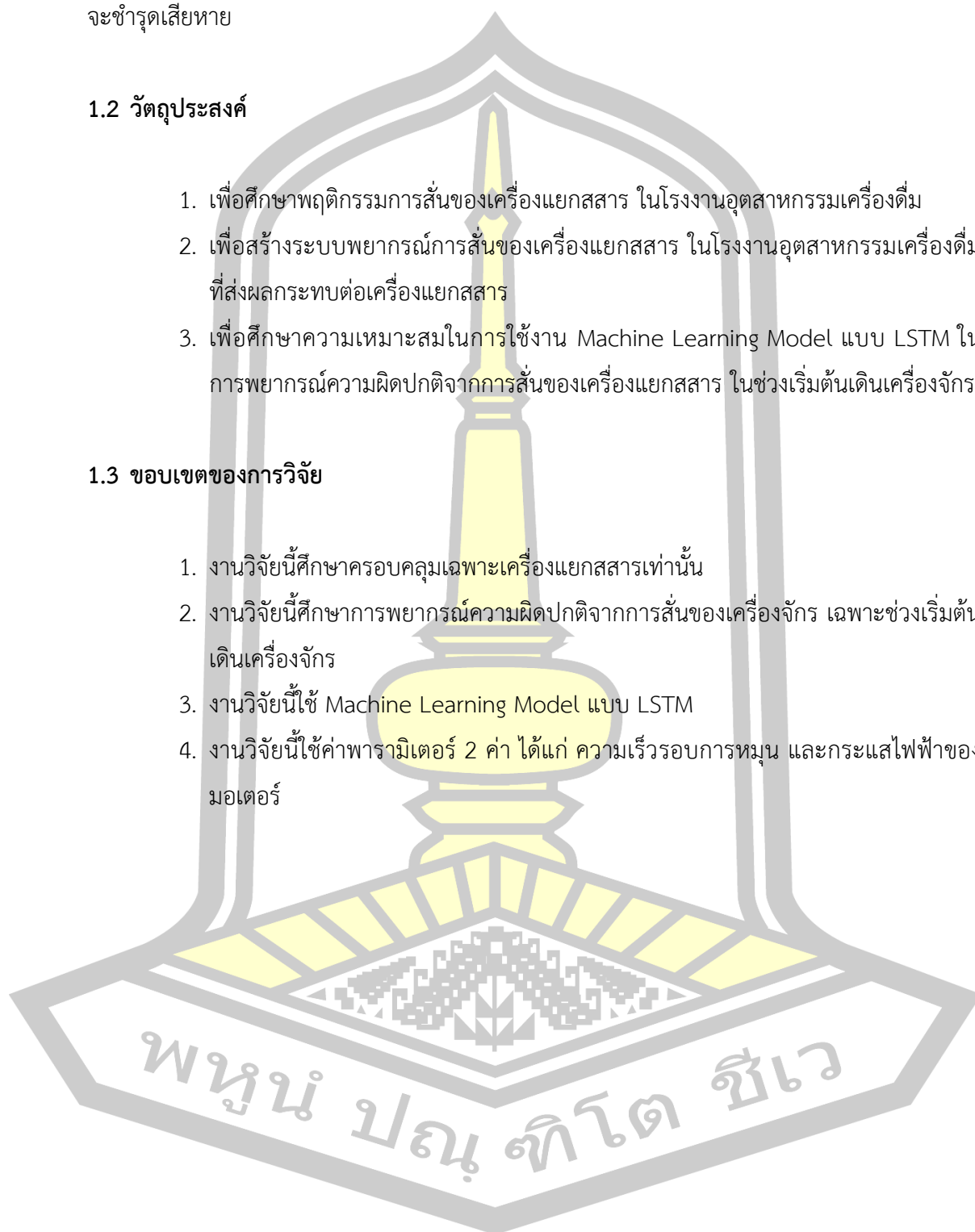
ข้อมูลมาใช้เทคนิคการพยากรณ์ในการวิเคราะห์เครื่องแยกสาร และเข้าซ่อมบำรุงก่อนที่เครื่องจักรจะชำรุดเสียหาย

1.2 วัตถุประสงค์

1. เพื่อศึกษาพฤติกรรมการสั่นของเครื่องแยกสาร ในโรงงานอุตสาหกรรมเครื่องตี
2. เพื่อสร้างระบบพยากรณ์การสั่นของเครื่องแยกสาร ในโรงงานอุตสาหกรรมเครื่องตีที่ส่งผลกระทบต่อเครื่องแยกสาร
3. เพื่อศึกษาความเหมาะสมในการใช้งาน Machine Learning Model แบบ LSTM ในการพยากรณ์ความผิดปกติจากการสั่นของเครื่องแยกสาร ในช่วงเริ่มต้นเดินเครื่องจักร

1.3 ขอบเขตของการวิจัย

1. งานวิจัยนี้ศึกษาครอบคลุมเฉพาะเครื่องแยกสารเท่านั้น
2. งานวิจัยนี้ศึกษาการพยากรณ์ความผิดปกติจากการสั่นของเครื่องจักร เฉพาะช่วงเริ่มต้นเดินเครื่องจักร
3. งานวิจัยนี้ใช้ Machine Learning Model แบบ LSTM
4. งานวิจัยนี้ใช้ค่าพารามิเตอร์ 2 ค่า ได้แก่ ความเร็วรอบการหมุน และกระแสไฟฟ้าของมอเตอร์



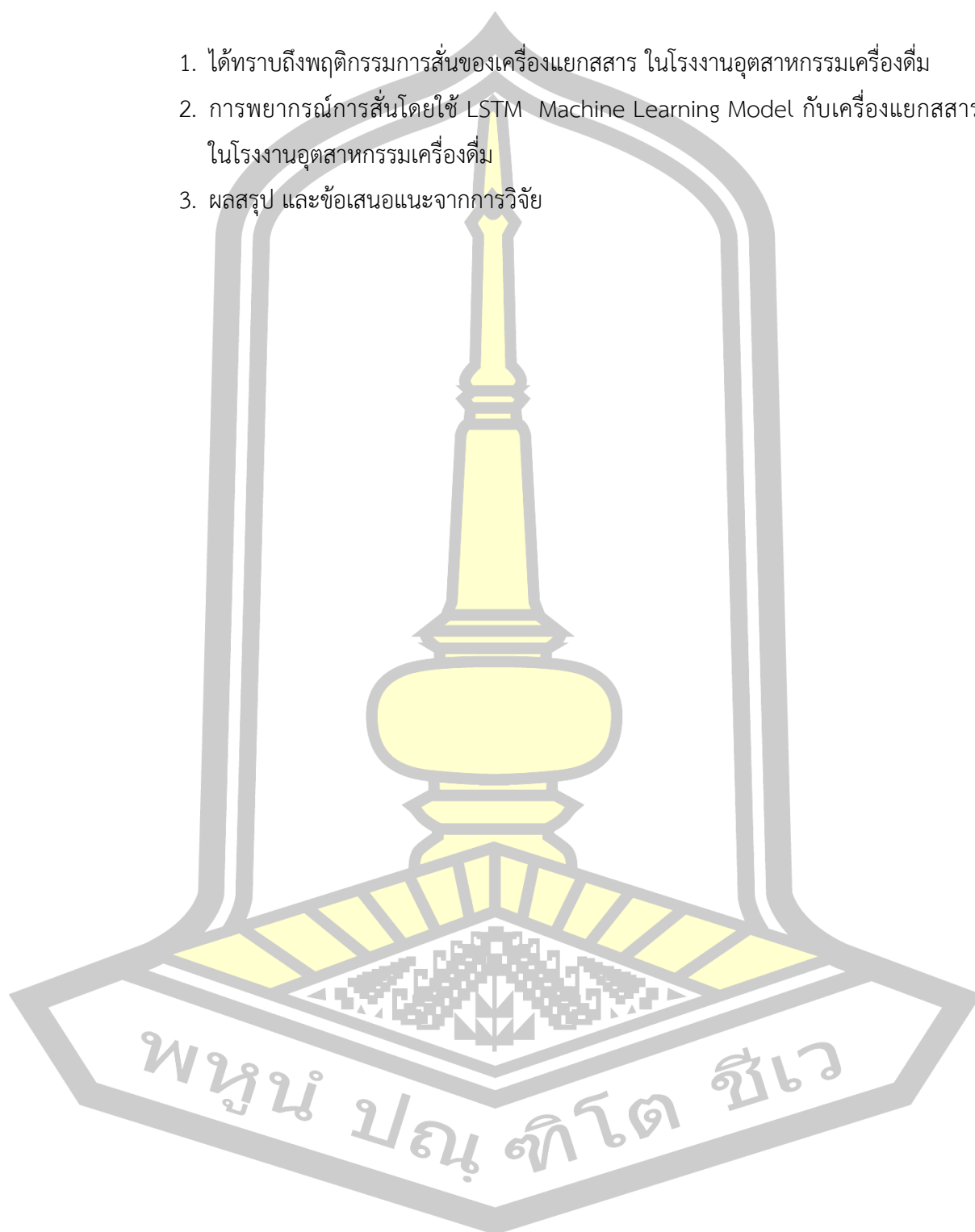
1.4 แผนการดำเนินงานวิจัย

ตาราง 1 แผนการดำเนินงานวิจัย

	ระยะเวลาดำเนินการศึกษา											
	ปีการศึกษา 1/2566						ปีการศึกษา 2/2566					
	ม.ธ.-66	ก.ธ.-66	ธ.ธ.-66	ม.ค.-66	ก.ม.-66	พ.ม.-66	ธ.ค.-66	ม.ธ.-67	ก.ม.-67	พ.ม.-67	ธ.ค.-67	ม.ธ.-67
ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย												
1. ทบทวนวรรณกรรมและรวบรวมข้อมูลที่เกี่ยวข้อง	↕			↕								
2. ศึกษาเครื่องจักรและการสั่น				↕								
3. จัดเก็บข้อมูลการสั่น				↕		↕						
4. รวบรวมข้อมูลที่เกี่ยวข้อง						↕						
5. ดำเนินการวิจัย						↕		↕				
6. วิเคราะห์การวิจัย						↕		↕				
7. นำเสนอผลการวิจัย								↕				
8. สรุปผลการวิจัย									↕		↕	↕
9. จัดทำรูปเล่มวิทยานิพนธ์											↕	↕

1.5 ผลที่คาดว่าจะได้รับ

1. ได้ทราบถึงพฤติกรรมการณ์การสั้นของเครื่องแยกสาร ในโรงงานอุตสาหกรรมเครื่องต้ม
2. การพยากรณ์การสั้นโดยใช้ LSTM Machine Learning Model กับเครื่องแยกสาร ในโรงงานอุตสาหกรรมเครื่องต้ม
3. ผลสรุป และข้อเสนอแนะจากการวิจัย



บทที่ 2

เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในงานวิจัยนี้ได้ศึกษาเกี่ยวกับการใช้เทคนิคในการพยากรณ์เครื่องแยกสสาร โดยส่วนประกอบต่าง ๆ ที่ถูกนำมาประยุกต์ใช้ในงานวิจัยนี้ที่มีความสำคัญ ได้แก่ การจัดการข้อมูล การฝึกฝนแบบจำลองการพยากรณ์ การพยากรณ์ภายใต้เงื่อนไขที่กำหนด และการตรวจสอบความแม่นยำ รวมทั้งศึกษาหลักการต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องในงานวิจัยเพื่อเป็นแนวทางในการที่จะนำไปประกอบการศึกษาจนบรรลุเป้าหมายตามที่กำหนดไว้

2.1 อุตสาหกรรมเครื่องดื่ม

อุตสาหกรรมเครื่องดื่มเป็นอุตสาหกรรมที่ใช้เงินลงทุนเป็นจำนวนมาก มีการใช้เครื่องจักรและเทคโนโลยีที่มีประสิทธิภาพและทันสมัย ทำให้มีผู้ประกอบการจำนวนไม่มากเข้ามาลงทุนในอุตสาหกรรมเครื่องดื่ม ปัจจุบันอุตสาหกรรมเครื่องดื่มในประเทศไทยจัดเป็นตลาดที่มีผู้ขายน้อยราย มีผู้ประกอบการไม่กี่รายเท่านั้นที่มีอิทธิพลในการกำหนดทิศทางของตลาด

ปัจจุบันประเทศไทยมีโรงงานเครื่องดื่มที่จดทะเบียนไว้กับกรมโรงงานอุตสาหกรรมประมาณ 168 โรง แบ่งเป็นโรงงานเครื่องดื่มไม่มีแอลกอฮอล์ 99 โรง หรือ 59% และที่เหลืออีก 69 โรง หรือ 41% เป็นโรงงานเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ ซึ่งโรงงานส่วนใหญ่เป็นผู้ประกอบการขนาดเล็กคิดเป็น 72% ของจำนวนโรงงานทั้งหมด รองลงมาเป็นโรงงานขนาดกลาง 20% ส่วนที่เหลืออีก 8% เป็นโรงงานขนาดใหญ่ อุตสาหกรรมเครื่องดื่มมีการจ้างงานที่แจ้งไว้ขณะจดทะเบียนโรงงานกับกรมโรงงานอุตสาหกรรม ณ สิ้นปี พ.ศ. 2551 ประมาณ 20,000 คน โดยแรงงานเหล่านี้กระจายอยู่ใน 3 อุตสาหกรรมสำคัญ ได้แก่ อุตสาหกรรมเบียร์ สุรากลั่น และน้ำอัดลม ในสัดส่วนใกล้เคียงกันประมาณ 25% หรืออุตสาหกรรมละ 5,000 คน และแรงงานที่เหลือกระจายอยู่ในอุตสาหกรรมน้ำดื่มชูกำลัง ไวน์หรือสุราแช่ น้ำหวาน และอุตสาหกรรมเครื่องดื่มอื่น ๆ ในสัดส่วน 5%, 3%, 2% และ 17% ตามลำดับ

สินค้าเครื่องดื่มโดยทั่วไปมักแบ่งออกเป็น 2 กลุ่มใหญ่ ได้แก่ เครื่องดื่มแอลกอฮอล์และเครื่องดื่มไม่มีแอลกอฮอล์ อุตสาหกรรมเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ที่สำคัญของไทย อาทิ การผลิตเบียร์ สุรากลั่น ไวน์ สุราจากผลไม้ รวมทั้งเครื่องดื่มสุราผสมพร้อมดื่ม (RTD) ซึ่งเป็นเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ที่

กำลังมาแรง เป็นต้น ส่วนอุตสาหกรรมเครื่องดื่มไม่มีแอลกอฮอล์ที่สำคัญของไทย เช่น น้ำอัดลม โซดา น้ำหวาน เครื่องดื่มชูกำลัง และเครื่องดื่มเกลือแร่ เป็นต้น [1]

อุตสาหกรรมเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ ถือเป็นจุดเริ่มต้นของอุตสาหกรรมเครื่องดื่มเชิงพาณิชย์ของไทย จากการผลิตเพื่อทดแทนการนำเข้าของรัฐในระยะแรกนำไปสู่การส่งเสริมการลงทุนอย่างต่อเนื่องในระยะต่อมาซึ่งทำให้อุตสาหกรรมเครื่องดื่มในไทยขยายตัวและสามารถผลิตเครื่องดื่มหลากหลายประเภททั้งเครื่องดื่มแอลกอฮอล์และเครื่องดื่มไม่มีแอลกอฮอล์

อุตสาหกรรมเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ มีพัฒนาการมาจากการผลิตสุราพื้นบ้าน หรือสุราแช่ (สุราที่เกิดจากการหมักข้าวหรือน้ำตาล) ในยุคแรกรัฐเป็นผู้ผูกขาดการผลิตและจำหน่ายสุรา โดยจัดตั้งโรงงานสุราบางยี่ขัน โรงงานสุราแห่งแรกของไทย ในปี พ.ศ. 2470 และมีการพัฒนาผลิตภัณฑ์จากสุราขาวมาผลิตสุราประเภทอื่นเพิ่มเติม อาทิ สุราผสม (ใช้สมุนไพรมาสกัดและแช่ทำสุราดีกรีสูงเป็นน้ำเชื้อ เพื่อนำมาปรุงแต่ง รส กลิ่น สี) และสุราปรุงพิเศษ ต่อมาปี พ.ศ. 2502 ภาครัฐมีนโยบายให้เอกชนเข้ามาดำเนินการผลิตสุราได้ โดยในช่วงปี พ.ศ. 2503-2542 ให้เอกชนประมูลสิทธิดำเนินการกิจการโรงงานสุรา บางยี่ขัน หลังจากนั้น (ปี พ.ศ. 2543) ได้ออกนโยบายเปิดเสรีการผลิตและจำหน่ายสุรา ทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงในอุตสาหกรรมอย่างมาก ทำให้มีการลงทุน ตั้งโรงงานสุราอีกหลายแห่ง รวมทั้งเริ่มมีการผลิตเบียร์ในไทยซึ่งเป็นการร่วมทุนของบริษัทไทย และบริษัทข้ามชาติ

อย่างไรก็ตาม ปัจจุบันอุตสาหกรรมเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ยังไม่มีผู้ผลิตมากนัก เนื่องจากต้องใช้เงินลงทุนสูง และเทคโนโลยีที่ทันสมัย อีกทั้งกฎระเบียบของทางการไทยเกี่ยวกับคุณสมบัติของผู้มีสิทธิ์ขอรับใบอนุญาตการผลิต และขายส่งเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ในประเทศ และมาตรฐานโรงงานผลิตเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ "ประกาศกระทรวงการคลัง เรื่อง วิธีการบริหารงานสุรา พ.ศ. 2543" ได้กำหนดปริมาณการผลิตขั้นต่ำที่อยู่ในระดับสูงมาก จึงเป็นข้อจำกัดของผู้ประกอบการ [2]

การบริโภคเครื่องดื่มในประเทศ (สัดส่วน 90% ของปริมาณการผลิตทั้งหมด) ปี พ.ศ. 2564 หดตัวต่อเนื่องจากปีก่อน เนื่องจากกำลังซื้อยังคงประปรายตามภาวะชบเซาทางเศรษฐกิจและการแพร่ระบาดของ COVID-19 ที่ยังรุนแรง ปี พ.ศ. 2565-2567 ตลาดในประเทศมีแนวโน้มเติบโตได้ในระดับต่ำตามภาวะเศรษฐกิจที่ฟื้นตัวอย่างค่อยเป็นค่อยไป โดยตลาดเครื่องดื่มประเภทหลักทั้งน้ำอัดลม เบียร์ และสุรา นอกเหนือจากวิกฤต COVID-19 แล้วยังเผชิญข้อจำกัดจากผลของมาตรการภาครัฐในการลดอัตราการบริโภคเครื่องดื่มกลุ่มที่ส่งผลกระทบต่อสุขภาพ เช่น เครื่องดื่มแอลกอฮอล์ เครื่องดื่มที่มีส่วนผสมของน้ำตาลสูง เป็นต้น นอกจากนี้ กำลังซื้อของกลุ่มผู้บริโภคฐานรากที่อยู่ในระดับต่ำยังเป็นปัจจัยบั่นทอนอีกส่วนหนึ่งด้วย

ด้านตลาดต่างประเทศ ช่วงปี พ.ศ. 2564-2567 เครื่องดื่มไม่มีแอลกอฮอล์มีแนวโน้มหดตัวต่อเนื่อง ผลจากเมียนมาซึ่งเป็นตลาดส่งออกหลักห้ามนำเข้าผ่านชายแดนทางบกซึ่งเป็นช่องทางส่งออกหลัก ส่วนเครื่องดื่มแอลกอฮอล์มีแนวโน้มเติบโตแบบค่อยเป็นค่อยไปตามภาวะฟื้นตัวทาง

เศรษฐกิจของประเทศคู่ค้า อย่างไรก็ตาม การทยอยออกไปลงทุนตั้งฐานการผลิตของผู้ผลิตไทยในตลาดส่งออกหลักอาจทำให้การส่งออกจากแหล่งผลิตในไทยลดความสำคัญลงเป็นลำดับ

รายได้ของอุตสาหกรรมเครื่องดื่มโดยรวมในปี พ.ศ. 2565-2567 มีแนวโน้มเติบโตตามตลาดในประเทศซึ่งเป็นตลาดหลัก โดยคาดว่าปี พ.ศ. 2564 มูลค่าจำหน่ายจะหดตัวต่อเนื่องจากปี พ.ศ. 2563 เนื่องจาก COVID-19 กระทบกำลังซื้อของผู้บริโภค ส่วนปี พ.ศ. 2565-2567 มูลค่าจำหน่ายจะกลับมาเติบโตตามภาวะเศรษฐกิจและภาคท่องเที่ยวที่ทยอยฟื้นตัว ด้านตลาดส่งออกมีแนวโน้มหดตัวหรือเติบโตไม่มากนัก เนื่องจากผู้ประกอบการไทยมีฐานการผลิตในตลาดอาเซียนซึ่งเป็นตลาดส่งออกหลัก สำหรับการปรับขึ้นภาษีความหวานจะเป็นภาระต้นทุนของผู้ผลิตน้ำอัดลมซึ่งอาจมีผลลดทอนอัตรากำไรอยู่บ้าง

ผู้ผลิตน้ำดื่มบรรจุขวด คาดว่ารายได้ในปี พ.ศ. 2564 จะทรงตัวจากมาตรการควบคุมการเปิดบริการของร้านอาหารชั่วคราวและภาวะท่องเที่ยวซบเซา แต่จะขยายตัวดีขึ้นในปี พ.ศ. 2565-2567 ตามทิศทางเศรษฐกิจ ขณะที่ภาวะการแข่งขันยังคงรุนแรง ทั้งจากผู้ผลิตภายในอุตสาหกรรมเดียวกันและเครื่องดื่มทดแทนโดยเฉพาะเครื่องดื่มผสมวิตามินที่มีความนิยมเพิ่มขึ้นตามกระแสใส่ใจสุขภาพ

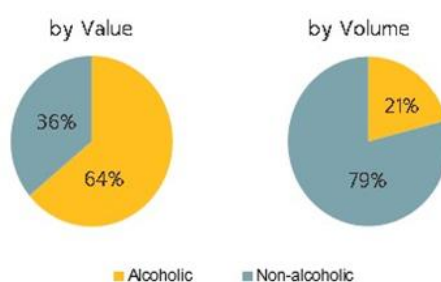
ผู้ผลิตน้ำอัดลม คาดว่ารายได้ยังคงมีทิศทางผันผวน โดยในปี พ.ศ. 2564 รายได้หดตัวจากกำลังซื้อที่ลดลงตามภาวะเศรษฐกิจ แต่จะฟื้นตัวได้ในปีถัดไปจากกำลังซื้อที่กระเตื้องขึ้น และอาจมีความต้องการซื้อเพื่อกักตุนก่อนมีการปรับราคาจำหน่ายตามภาษีความหวานที่เพิ่มขึ้นในอัตราก้าวกระโดดระยะที่ 3 ช่วงปลายปี พ.ศ. 2565 หลังจากนั้นคาดว่าตลาดจะกลับมาหดตัวในปี พ.ศ. 2566 ก่อนจะเพิ่มขึ้นในปี พ.ศ. 2567 ตามกิจกรรมเศรษฐกิจที่คาดว่าจะฟื้นตัวมากขึ้น และอุปสงค์เพื่อสะสมสต็อกอีกครั้งก่อนปรับเพิ่มภาษีความหวานระยะที่ 4 ช่วงปลายปี พ.ศ. 2567 โดยการส่งออกมีแนวโน้มหดตัวจากการห้ามนำเข้าผ่านชายแดนทางบกของเมียนมา และการขยายการผลิตของโรงงานผู้ประกอบการไทยในอาเซียน ทั้งนี้ ต้นทุนการผลิตมีแนวโน้มปรับสูงขึ้นจากทั้งต้นทุนด้านภาษี (ตามปริมาณส่วนผสมน้ำตาล) ต้นทุนการจัดกิจกรรมเพื่อกระตุ้นตลาดและแข่งขันกับเครื่องดื่มทดแทน

ผู้ผลิตเบียร์ คาดว่ารายได้จะค่อยๆ ฟื้นตัวตามทิศทางตลาดในประเทศที่กระเตื้องขึ้นและปัญหาการแพร่ระบาดของ COVID-19 ที่มีแนวโน้มคลี่คลายหลังการฉีดวัคซีนทยอยครอบคลุมประชากรของประเทศมากขึ้น ทำให้กิจกรรมทางเศรษฐกิจและกิจกรรมทางสังคม การพบปะ สังสรรค์สามารถดำเนินได้บ้าง ส่งผลให้ตลาดในประเทศมีแนวโน้มกลับมาขยายตัวได้ในปี พ.ศ. 2565-2567 หลังจากหดตัวในปี พ.ศ. 2564 ส่วนการรับรู้รายได้จากการส่งออกยังมีข้อจำกัด เนื่องจากการแข่งขันที่รุนแรงโดยเฉพาะกับผู้ผลิตเบียร์ท้องถิ่นที่ครองส่วนแบ่งตลาดสูงในประเทศคู่ค้า

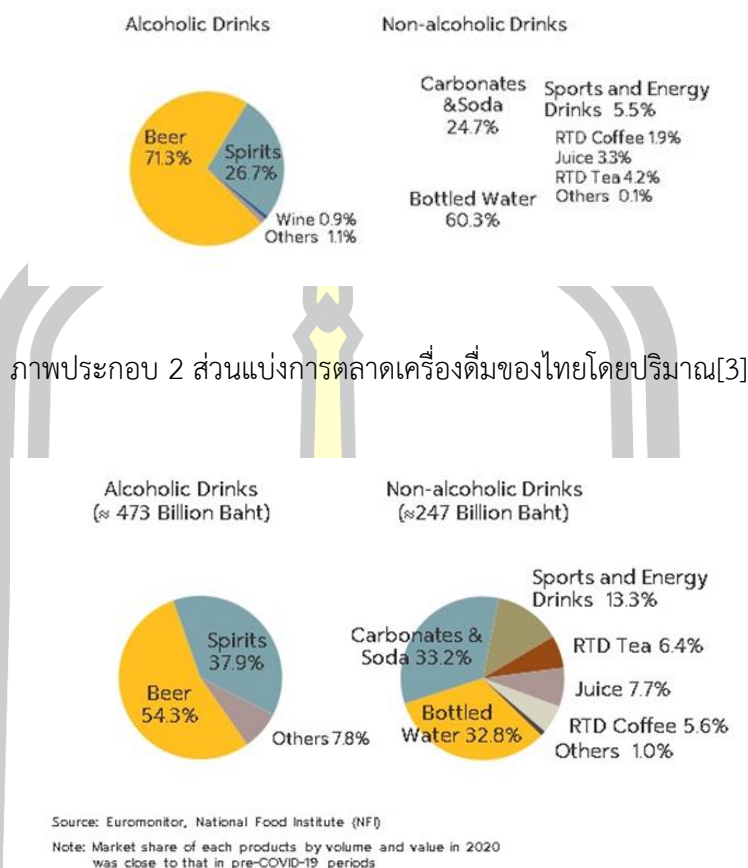
ผู้ผลิตสุรา คาดว่ารายได้จะทยอยปรับดีขึ้นเป็นลำดับตามการฟื้นตัวของตลาดในประเทศเนื่องจากภาวะเศรษฐกิจและกำลังซื้อทยอยฟื้นตัว รวมทั้งกลยุทธ์กระตุ้นตลาดเพื่อดึงดูดผู้บริโภค เช่น

การออกผลิตภัณฑ์ใหม่ ๆ และความหลากหลายของขนาดบรรจุภัณฑ์เพื่อเพิ่มโอกาสในการเข้าถึงสินค้า โดยเฉพาะบรรจุภัณฑ์ขนาดเล็กเพื่อตอบสนองกลุ่มลูกค้าเป้าหมายซึ่งส่วนใหญ่เป็นผู้บริโภคฐานรากที่มีกำลังซื้อไม่มากนัก

ไทยสามารถผลิตเครื่องดื่มขนาดขวดสนองความต้องการผู้บริโภคในประเทศ (สัดส่วน 90% ของปริมาณผลผลิต) ได้เพียงพอ มีการนำเข้าเฉพาะเครื่องดื่มระดับบนที่มีราคาแพงบางประเภท อาทิ ไวน์ และวิสกี้ นอกจากนี้ ไทยยังสามารถส่งออกคิดเป็นสัดส่วนประมาณ 10% ของปริมาณผลผลิตทั้งหมด ทั้งนี้ ในปี พ.ศ. 2563 อุตสาหกรรมเครื่องดื่มในไทยมีโรงงานที่จดทะเบียนกับกรมโรงงานอุตสาหกรรมจำนวน 420 แห่ง แบ่งเป็น 1) โรงงานเครื่องดื่มไม่มีแอลกอฮอล์ 340 แห่ง คิดเป็นสัดส่วน 81% ของจำนวนโรงงานผลิตเครื่องดื่มทั้งหมด ในจำนวนนี้เป็นผู้ประกอบการ SME 60% ของโรงงานผลิตเครื่องดื่มไม่มีแอลกอฮอล์ทั้งหมด 2) โรงงานผลิตเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ 80 แห่ง คิดเป็นสัดส่วน 19% ของจำนวนโรงงานผลิตเครื่องดื่มทั้งหมด มีทั้งโรงงานขนาดใหญ่สัดส่วน 49% ของโรงงานผลิตเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ทั้งหมด ซึ่งเน้นผลิตสุรา (แอลกอฮอล์ 28 ดีกรี) และเบียร์ที่เป็นแบรนด์หลักในตลาด และโรงงานขนาดเล็ก (สัดส่วน 51%) ที่ผลิตสุราขาว สุราพื้นบ้านและไวน์ ซึ่งเป็นประเภทเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ที่ทางการไทยยังมีกฎระเบียบไม่เข้มงวดนักในด้านขนาดของโรงงานผลิต ในปี พ.ศ. 2563 ตลาดเครื่องดื่มในไทยมีปริมาณการบริโภครวม 1.3 หมื่นล้านลิตร มูลค่าประมาณ 7.2 แสนล้านบาท แบ่งเป็น ตลาดเครื่องดื่มไม่มีแอลกอฮอล์และเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ คิดเป็นสัดส่วน 79:21 ในเชิงปริมาณการบริโภค และ 36:64 ในเชิงมูลค่า ดังมีรายละเอียดต่อไปนี้



ภาพประกอบ 1 การบริโภคเครื่องดื่มของประเทศไทย[3]



ภาพประกอบ 3 ส่วนแบ่งการตลาดเครื่องดื่มของไทยโดยมูลค่า[3]

เครื่องดื่มไม่มีแอลกอฮอล์ ผลิตภัณฑ์ที่มีปริมาณการบริโภคและมูลค่าตลาดสูงสุด คือ น้ำดื่มบรรจุขวด ซึ่งมีสัดส่วนการบริโภค 60.3% และ 32.8% ในเชิงปริมาณและมูลค่าของตลาดเครื่องดื่มไม่มีแอลกอฮอล์ทั้งหมด และน้ำอัดลมมีสัดส่วน 24.7% และ 33.2% ในเชิงปริมาณและมูลค่าตามลำดับ

เครื่องดื่มแอลกอฮอล์ ผลิตภัณฑ์ที่มีปริมาณการบริโภคและมูลค่าตลาดสูงสุด คือ เบียร์ มีสัดส่วน 71.3% และ 54.3% ในเชิงปริมาณและมูลค่าของตลาดเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ทั้งหมด ตามด้วยสุรามีสัดส่วน 26.7% และ 37.9% ในเชิงปริมาณและมูลค่า ตามลำดับ

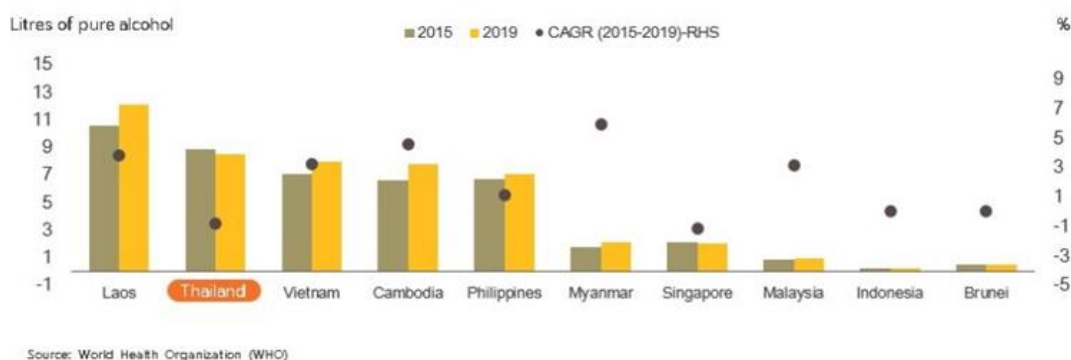
ด้านการส่งออกเครื่องดื่มของไทยส่วนใหญ่เป็นเครื่องดื่มไม่มีแอลกอฮอล์ คิดเป็นสัดส่วน 88% ของมูลค่าส่งออกเครื่องดื่มทั้งหมดของไทย โดยเครื่องดื่มที่ไทยมีศักยภาพส่งออก อาทิ น้ำอัดลม ชาพร้อมดื่ม กาแฟพร้อมดื่ม มีตลาดอาเซียนเป็นตลาดส่งออกหลักสัดส่วนประมาณ 64% ของมูลค่าส่งออกเครื่องดื่มไม่มีแอลกอฮอล์ รองลงมาคือ สหรัฐฯ (12%) ส่วนการส่งออกเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ มีสัดส่วน 12% ของมูลค่าส่งออกเครื่องดื่มทั้งหมด ตลาดส่งออกสำคัญคือ อาเซียน สัดส่วน 69% ของ

มูลค่าส่งออกเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ทั้งหมด รองลงมา คือ สหรัฐอาหรับเอมิเรตส์ (6%) ญี่ปุ่น (5%) และจีน (4%) ตามลำดับ

ภาวะตลาดในประเทศ อุตสาหกรรมเครื่องดื่มที่สำคัญของไทย ซึ่งประกอบด้วยน้ำดื่มบรรจุขวด น้ำอัดลม สุราเบียร์ (สัดส่วนตลาดรวมประมาณ 80% ของมูลค่าตลาดเครื่องดื่มในประเทศ) ในปี พ.ศ. 2563 และช่วง 8 เดือนแรกของปี พ.ศ. 2564 ยังไม่สดใส ผลจากการแพร่ระบาดของไวรัส COVID-19 ทำให้ความต้องการลดลง ขณะที่ภาครัฐเก็บเพิ่มภาษีความหวานจากเครื่องดื่มทุกประเภท โดยทยอยเพิ่มอัตราภาษีทุก 2 ปี ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2560 จนถึงปี พ.ศ. 2567

เครื่องดื่มไม่มีแอลกอฮอล์ ปี พ.ศ. 2563 ตลาดหดตัว และยังคงซบเซาต่อเนื่องในช่วง 8 เดือนแรกของปี พ.ศ. 2564 โดยตลาดน้ำอัดลมหดตัวในอัตราสูงกว่าน้ำดื่มบรรจุขวดจากการชะลอการใช้จ่ายของผู้บริโภค

เครื่องดื่มแอลกอฮอล์ ปริมาณการบริโภคต่อหัวของไทยสูงเป็นอันดับต้น ๆ ในภูมิภาคอาเซียน แต่อัตราการเติบโตเฉลี่ยไม่สูงนัก โดยตลาดหดตัวรุนแรงในปี พ.ศ. 2563 และซบเซาต่อเนื่องในช่วง 8 เดือนแรกของปี พ.ศ. 2564



ภาพประกอบ 4 การบริโภคเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ต่อหัวของประเทศในกลุ่มอาเซียน[3]

ปี พ.ศ. 2563 ตลาดอยู่ในภาวะหดตัว โดยปริมาณจำหน่ายเบียร์และสุราลดลง 8.8% และ 8.5% ตามลำดับ จากผลกระทบของ การแพร่ระบาดของไวรัส COVID-19 ส่งผลให้ธุรกิจท่องเที่ยวหยุดชะงัก, ช่องทางจำหน่ายส่วนหนึ่งถูกปิดตามมาตรการควบคุมการแพร่ระบาดของภาครัฐ อาทิ สถานบันเทิง ผับ บาร์ และการงดจำหน่ายเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ภายในร้านอาหาร (การจำหน่ายเบียร์ผ่านการนั่งดื่มในร้านมีสัดส่วนประมาณ 40-50% ของมูลค่าจำหน่ายเบียร์ทั้งหมด และสุรา มีสัดส่วน 35-45% ของมูลค่าจำหน่ายสุราทั้งหมด), การจำกัดเวลาเปิด-ปิดของร้านสะดวกซื้อ และการงดจัด

งานเทศกาลต่าง ๆ อาทิ สงกรานต์ และงานสงท้ายปีเก่าต้อนรับปีใหม่ ซึ่งเป็นช่วง High season ของธุรกิจ ส่งผลให้ปริมาณผลิตเปียร์และสุราลดลง 9.8% และ 10.4% ตามลำดับ

ส่วนแบ่งตลาดเปียร์ ผู้นำตลาด ได้แก่ บจก.บุญรอดบริวเวอรี่มีส่วนแบ่งตลาด 57.9% ของมูลค่าตลาดเปียร์ในไทยโดยรวม 2.6 แสนล้านบาท ตามด้วย บมจ.ไทยเบฟเวอเรจ (34.3%) และ บจก.ไทย เอเชียแปซิฟิก บริวเวอรี่ (4.7%) หากพิจารณาเป็นรายแบรนด์ พบว่า ‘ลีโอ’ มีส่วนแบ่งตลาดสูงสุดที่ 44.8% รองลงมา คือ ‘ช้าง’ (31.2%) ‘สิงห์’ (11.2%) ‘ไฮเนเกน’ (3.8%) และ ‘อาซา’ (2.4%) (ที่มา: Euromonitor)

ส่วนแบ่งตลาดสุรา บมจ.ไทยเบฟเวอเรจครองส่วนแบ่งตลาดสูงสุดที่ 59.5% ของมูลค่าตลาดสุราโดยรวม 1.8 แสนล้านบาท ตามด้วย บจก.ดีอาจีโอ โมเอ็ท เฮนเนสซี่ (ประเทศไทย) (8.0%) บจก.รีเจนซี่ บรันดีไทย (4.4%) และบริษัทอื่นๆ (28.1%) หากพิจารณาเป็นรายแบรนด์ พบว่า สุรากลั่นชุมชน ‘รวงข้าว’ มีส่วนแบ่งตลาดสูงสุด 30.9% ตามด้วย สุรากลั่นสี ‘หงษ์ทอง’ (11.4%) สุรากลั่นสี ‘เบลนด์ 285’ (11.2%) สุรากลั่นสี ‘รีเจนซี่’ (3.6%) สุรากลั่นสี ‘แสงโสม’ (3.0%) สุรากลั่นสี ‘แม็ซง’ (2.5%) (ที่มา: Euromonitor)

ช่วง 8 เดือนแรกของปี พ.ศ. 2564 ปริมาณจำหน่ายเปียร์กลับมาเติบโตเพียง 2.6% YoY ขณะที่สุรายังหดตัว 0.1% YoY เนื่องจากตลาดยังซบเซาตามกำลังซื้อในประเทศและภาวะธุรกิจท่องเที่ยวได้รับผลกระทบจากการปิดประเทศ แต่การหดตัวไม่รุนแรงเท่าปี พ.ศ. 2563 เนื่องจากภาครัฐมีการผ่อนคลายมาตรการควบคุมการแพร่ระบาดในช่วงต้นปี โดยปริมาณจำหน่ายเปียร์และสุราในเดือนเมษายนขยายตัวถึง 395.4% YoY และ 210.0% YoY ตามลำดับ ทำให้ช่วง 4 เดือนแรกของปี เปียร์และสุราเติบโต 17.3% YoY และ 19.4% YoY ตามลำดับ ก่อนที่ความต้องการบริโภคเครื่องดื่มทั้งสองประเภทจะกลับมาหดตัวช่วงเดือนพฤษภาคม-สิงหาคมในอัตรา 15.6% YoY และ 32.3% YoY ตามลำดับ คาดช่วงที่เหลือของปีความต้องการบริโภคเครื่องดื่มแอลกอฮอล์จะกระเตื้องขึ้น ผลจากภาครัฐทยอยผ่อนคลายให้ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ในร้านอาหารได้ในพื้นที่นำร่องท่องเที่ยว 4 จังหวัด ได้แก่ กรุงเทพฯ ภูเก็ต กระบี่ และพังงา (ตั้งแต่ 1 พฤศจิกายน พ.ศ. 2564) รวมถึงมีการเปิดรับนักท่องเที่ยวในหลายพื้นที่ อย่างไรก็ตาม เมื่อเทียบกับฐานปี พ.ศ. 2563 ที่สูง ส่งผลให้ทั้งปี พ.ศ. 2564 ความต้องการบริโภคเปียร์และสุราจะหดตัว 2-3% และ 3-4% ตามลำดับ

ภาวะตลาดส่งออก การส่งออกเครื่องดื่มโดยรวมของไทยในปี พ.ศ. 2563 หดตัวแรง ขณะที่ช่วง 8 เดือนแรกของปี พ.ศ. 2564 สถานการณ์โดยรวมดีขึ้น ส่วนน้ำอัดลมยังหดตัวแรงต่อเนื่องจากปีก่อน

การส่งออกเครื่องดื่มโดยรวมของไทยในปี พ.ศ. 2563 ลดลงทั้งปริมาณและมูลค่า โดยเปียร์หดตัว 31.6% เติบโตปริมาณและ 21.6% เติบโตมูลค่า ส่วนสุราหดตัว 13.8% เติบโตปริมาณและ 43.9% เติบโตมูลค่า และน้ำอัดลมหดตัว 9.7% เติบโตปริมาณและ 5.6% เติบโตมูลค่า เนื่องจาก (1) ภาวะชะลอตัวทาง

เศรษฐกิจและกำลังซื้อของประเทศคู่ค้าหลักของไทย ได้แก่ กัมพูชา (สัดส่วน 25.4% ของมูลค่าส่งออกเครื่องดื่มน้ำอัดลมทั้งหมด) เวียดนาม (20.4%) เมียนมา (17.8%) จีน (10.0%) และ สปป.ลาว (5.1%) ตามลำดับ และ (2) จุดผ่านแดนตามแนวการค้าชายแดนประเทศกัมพูชา เมียนมา และ สปป.ลาว ซึ่งเป็นตลาดส่งออกหลัก (สัดส่วนรวมกัน 48.3%) เปิดทำการเพียง 35 แห่งจากทั้งหมด 97 แห่งทั่วประเทศ และเพิ่มความเข้มงวดในการตรวจปล่อย/ขนส่งสินค้าข้ามแดนระหว่างกันเพื่อควบคุมการแพร่ระบาดของโรค COVID-19 และ (3) ผู้ประกอบการทั้งไทยและต่างชาติบางรายเข้าไปลงทุนสร้างโรงงานผลิตเครื่องดื่มในประเทศเพื่อนบ้านซึ่งเป็นตลาดส่งออกหลักของไทย (ปี พ.ศ. 2563 ไทยส่งออกไปตลาดอาเซียนคิดเป็นสัดส่วนประมาณ 70% ของมูลค่าส่งออกเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ทั้งหมด และ 90% ของมูลค่าส่งออกน้ำอัดลมทั้งหมด) โดยทยอยเพิ่มปริมาณการผลิตมากขึ้นเป็นลำดับ และหลายรายทยอยรับรู้รายได้จากโรงงานผลิตในต่างประเทศแล้ว เช่น บจก.คาร์ลสเบอร์ก บรีวเวอรี (ประเทศไทย) (ลงทุนใน สปป.ลาว) บมจ.ไทยเบฟเวอเรจ (ลงทุนในเวียดนาม) บจก.โคคา-โคล่า (ประเทศไทย) (ลงทุนในเมียนมาและกัมพูชา) บจก.เป๊ปซี่-โคล่า (ไทย) เทรดิง (ลงทุนในเมียนมาและเวียดนาม) เป็นต้น

การส่งออกช่วง 8 เดือนแรกของปี พ.ศ. 2564 เครื่องดื่มแอลกอฮอล์มีทิศทางฟื้นตัว ขณะที่น้ำอัดลมยังหดตัวต่อเนื่อง

เครื่องดื่มแอลกอฮอล์ฟื้นตัวทั้งเชิงปริมาณและมูลค่า (เปียร์เดบิต 14.0% YoY เชิงปริมาณ และ 12.7% YoY เชิงมูลค่า ส่วนสุราหดตัว 0.6% YoY เชิงปริมาณแต่เติบโต 1.3% YoY เชิงมูลค่า) เนื่องจากประเทศแถบอาเซียนซึ่งเป็นตลาดส่งออกหลัก (สัดส่วน 57.2% ของมูลค่าส่งออกเปียร์เดบิตทั้งหมดของไทยในช่วง 8 เดือนแรกของปี พ.ศ. 2564 และ 80.2% ของมูลค่าส่งออกสุราทั้งหมด) เริ่มทยอยฉีดวัคซีนครอบคลุมประชากรมากขึ้น ส่งผลให้กิจกรรมทางเศรษฐกิจกระเตื้องขึ้น ประกอบกับการเทียบฐานต่ำในช่วงเดียวกันของปีก่อน ส่งผลให้มูลค่าส่งออกเปียร์เดบิตและสุราไปอาเซียนเติบโต 17.3% YoY และ 18.3% YoY ตามลำดับ โดยเฉพาะเมียนมาซึ่งเป็นตลาดส่งออกอันดับหนึ่งของไทย (สัดส่วน 43.3% ของมูลค่าส่งออกเปียร์เดบิตทั้งหมดและ 58.8% ของมูลค่าส่งออกสุราทั้งหมด) มีมูลค่าส่งออกเปียร์เดบิตและสุราเติบโตถึง 44.0% YoY และ 6.3% YoY ตามลำดับ ผลจากปัญหาทางการเมืองภายใน (เหตุการณ์ประท้วงที่เริ่มตั้งแต่เดือนกุมภาพันธ์ พ.ศ. 2564) ส่งผลให้ชาวเมียนมาที่เห็นต่างกับการหันมาบริโภคเครื่องดื่มแอลกอฮอล์นำเข้ามากขึ้นโดยเฉพาะจากไทย เพื่อลดการสนับสนุนผลิตภัณฑ์ภายใต้การบริหารงานของรัฐบาล (ที่มา: Frontiermyanmar.net และ Posttoday.com) สำหรับช่วงที่เหลือของปีคาดว่า การส่งออกจะเติบโตในอัตราชะลอลง เนื่องจากรัฐบาลเมียนมายังคงเข้มงวดการค้าชายแดนทางบกมากขึ้นหลังห้ามนำเข้าเครื่องดื่มไม่มีแอลกอฮอล์ และความไม่แน่นอนของกฎระเบียบการค้าชายแดน ส่งผลให้ทั้งปี พ.ศ. 2564 มูลค่าส่งออกเครื่องดื่มแอลกอฮอล์จะเติบโตในระดับต่ำ

น้ำอัดลมหดตัวทั้งเชิงปริมาณและมูลค่า (-26.9% YoY และ -19.6% YoY ตามลำดับ) เนื่องจากรัฐบาลเมียนมาประกาศห้ามนำเข้าเครื่องดื่มไม่มีแอลกอฮอล์ผ่านด่านชายแดนทางบก โดยอนุญาตให้นำเข้าผ่านทางเรือและเครื่องบินเท่านั้น มีผลบังคับใช้ตั้งแต่ 1 พฤษภาคม พ.ศ. 2564 เป็นต้นไป (เมียนมาเป็นตลาดส่งออกหลักอันดับ 2 ของไทยด้วยสัดส่วน 29.8% ของมูลค่าส่งออกน้ำอัดลมทั้งหมด รองจากกัมพูชาที่มีสัดส่วน 36.7%) ขณะที่มูลค่าส่งออกไปกัมพูชาช่วง 8 เดือนแรกของปี พ.ศ. 2564 หดตัว 45.2% YoY เนื่องจากปัญหาด้านการขนส่งในช่วงมาตรการ Lock down เป็นระยะ โดยเฉพาะจังหวัดตามแนวชายแดนของไทย ส่งผลให้การกระจายสินค้ายากลำบากขึ้น ทั้งนี้ การกีดกันทางการค้าของเมียนมา และความเข้มงวดของกฎระเบียบการค้าชายแดนของประเทศเพื่อนบ้านที่ยังมีต่อเนื่อง ส่งผลให้ทั้งปี พ.ศ. 2564 มูลค่าส่งออกน้ำอัดลมจะหดตัวต่อเนื่องจากปีก่อน [3]

Q: Million Litres, V: Million USD

	2017		2018		2019		2020		8M21	
	Q	V	Q	V	Q	V	Q	V	Q	V
Alcoholic Drinks										
- Beers	242.5	142.4	189.3	124.3	167.2	127.6	114.4	93.6	86.3	69.2
% Growth	-11.9	-23.7	-21.9	-12.7	-11.7	2.6	-31.6	-26.6	14.0	12.7
- Spirits	4.8	69.9	5.3	108.8	4.7	110.8	4.1	62.2	2.8	43.1
% Growth	-6.4	-10.8	11.6	55.8	-11.1	1.8	-13.8	-43.9	-0.6	1.3
Non-alcoholic Drinks										
- Carbonates	96.5	46.4	110.5	51.1	278.9	68.1	140.2	64.3	78.1	37.3
% Growth	-53.6	-38.4	14.5	10.2	152.5	33.3	-49.7	-5.6	-26.9	-19.6

Source: Ministry of Commerce (MOC)

ภาพประกอบ 5 การส่งออกเครื่องดื่มของไทย[3]

2.2 เครื่องแยกสาร

เทคโนโลยีการแยกสารมีความสำคัญต่ออุตสาหกรรมหลากหลายประเภท ตั้งแต่อาหาร เครื่องดื่ม ยา การเดินเรือ พลังงาน ไปจนถึงการบำบัดน้ำและของเสีย เทคโนโลยีต่าง ๆ ใช้ในการแยกของเหลวออกจากของเหลว และแยกของแข็งออกจากของเหลวโดยมีจุดประสงค์เพื่อเปลี่ยนให้เป็นสารที่สะอาดขึ้น สามารถนำไปใช้กับผลิตภัณฑ์ และปริมาณขยะที่น้อยลง เช่น สำหรับอุตสาหกรรมอาหาร น้ำมันมะกอกถูกแยกออกจากเนื้อมะกอก สำหรับยา ใช้เครื่องแยกสารสำหรับการแยกเก็บเกี่ยวเซลล์ สำหรับอุตสาหกรรมทางทะเล ใช้ในการบำบัดเชื้อเพลิงและการทำความสะอาดเชื้อเพลิง จะขจัดสิ่งสกปรกออกจากน้ำมันเชื้อเพลิงเพื่อปกป้องเครื่องยนต์ของเรือ เพื่อให้มั่นใจว่าเครื่องยนต์จะทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น สำหรับอุตสาหกรรมพลังงาน สามารถสกัดไบโอดีเซลและ

เชื้อเพลิงชีวภาพจากแหล่งที่มาจากพืชหมุนเวียน ในบทนี้ คุณจะได้เรียนรู้ว่าเครื่องแยกสารหมุนเหวี่ยงประเภทต่าง ๆ ทำงานอย่างไรและเทคโนโลยีใดบ้างที่ใช้ในการแยกของเหลวจากของเหลว และของแข็งออกจากของเหลว

การแยกเฟสของเหลวและของแข็งออกจากของเหลวมีหลายวิธี เทคโนโลยีที่นิยมมากที่สุดสองเทคโนโลยีคือการแยกหมุนเหวี่ยงและการกรอง เครื่องแยกสารแบบแกนนอนและเครื่องแยกสารแบบจาน (หรือที่เรียกว่าเครื่องหมุนเหวี่ยง) ทั้งคู่เป็นเครื่องแยกหมุนเหวี่ยง ในหลายกระบวนการมีการใช้ทั้งเครื่องแยกสารแบบแกนนอนและเครื่องแยกสารแบบจานและตัวกรองถูกใช้ในหลายกระบวนการในขั้นตอนที่แตกต่างของกระบวนการหรือแม้กระทั่งใช้อย่างต่อเนื่องเพื่อให้ได้ผลการแยกที่ต้องการ

เครื่องแยกสารแบบแกนนอนจะกำจัดอนุภาคขนาดใหญ่ออกจากสารละลายหรือของเหลวที่มีความเข้มข้นของของแข็งสูง รวมทั้งแยกของเหลวสองเฟสที่มีความหนาแน่นต่างกันโดยใช้แรงเหวี่ยง

เครื่องหมุนเหวี่ยงแบบจานใช้แรงเหวี่ยงเพื่อแยกของเหลวที่มีความเข้มข้นของของแข็งต่ำ และมีขนาดอนุภาคค่อนข้างเล็กออก เหมาะสำหรับการแยกของเหลวสองเฟสและเฟสของแข็ง

ตัวกรองด้วยเยื่อโดยทั่วไปจะใช้กับของแข็งที่มีความเข้มข้นต่ำและใช้กับอนุภาคที่เล็กที่สุด โดยทั่วไปตัวกรองด้วยเยื่อจะกำจัดอนุภาคที่มีขนาดไม่เกิน 1 ไมครอนในของเหลวที่มีปริมาณของแข็งไม่เกิน 5%

เครื่องแยกส่วนแบบแกนนอน (ของเหลวที่มีของแข็ง 15% ขึ้นไป + ขนาดอนุภาคใหญ่กว่า 10 ไมครอน)

ตัวกรอง (ของเหลวที่มีปริมาณของแข็งไม่เกิน 5% + ขนาดอนุภาคเล็กกว่า 1 ไมครอน)

เครื่องหมุนเหวี่ยงแบบจาน (ของเหลวที่มีของแข็งน้อยกว่า 25% + ขนาดอนุภาคระหว่าง 0.1 ไมครอนถึง 150 ไมครอน)

ตัวกรองด้วยเยื่อ (ของเหลวที่มีความเข้มข้นของของแข็งไม่เกิน 5% + ขนาดอนุภาคสูงสุด 1 ไมครอน)

1. เครื่องหมุนเหวี่ยงแยกสารแบบแกนนอน

เครื่องหมุนเหวี่ยงแยกสารแบบแกนนอนจะกำจัดอนุภาคขนาดใหญ่ออกจากสารละลายหรือของเหลวที่มีความเข้มข้นของของแข็งสูง รวมทั้งแยกของเหลวสองเฟสที่มีความหนาแน่นต่างกันโดยใช้แรงเหวี่ยง



ภาพประกอบ 6 เครื่องหมุนเหวี่ยงแยกส่วนแบบแกนนอน[4]

2. ตัวกรองด้วยเยื่อ

โดยทั่วไปตัวกรองด้วยเยื่อจะใช้กับของแข็งที่มีความเข้มข้นต่ำและใช้จับอนุภาคที่เล็กที่สุด โดยทั่วไปตัวกรองด้วยเยื่อจะกำจัดอนุภาคที่มีขนาดไม่เกิน 1 ไมครอนในของเหลวที่มีปริมาณของแข็งไม่เกิน 5%



ภาพประกอบ 7 ตัวกรองด้วยเยื่อ[4]

3. เครื่องหมุนเหวี่ยงแบบจาน

เครื่องหมุนเหวี่ยงแบบจานใช้แรงเหวี่ยงเพื่อแยกของเหลวที่มีความเข้มข้นของของแข็งต่ำและมีขนาดอนุภาคค่อนข้างเล็กออก เหมาะสำหรับการแยกของเหลวสองเฟส และเฟสของแข็ง



ภาพประกอบ 8 เครื่องหมุนเหวี่ยงแบบจาน[4]

เครื่องแยกสารแบบจานจะแยกของแข็งและของเหลวหนึ่งหรือสองเฟสออกจากกันโดยใช้แรงเหวี่ยงที่สูงมาก แรงสู่ศูนย์กลางที่เกิดจากโถหมุนจะผลักของแข็งเข้าที่ขอบนอกของจานในขณะที่เฟสของเหลวที่มีความหนาแน่นน้อยกว่าจะก่อตัวเป็นชั้นในที่มีศูนย์กลาง กระบวนการแยกอาจเป็นได้ทั้งแบบไม่ต่อเนื่องหรือต่อเนื่อง ขึ้นอยู่กับปริมาณของแข็งที่แยกออกจากกัน

3.1 เครื่องแยกแบบตกตะกอน

เครื่องแยกแบบตกตะกอนเป็นเครื่องแยกส่วนหมุนเหวี่ยงสำหรับการแยกของแข็ง - ของเหลวซึ่งจะกำจัดของแข็ง เช่น อนุภาค ตะกอน น้ำมัน สารอินทรีย์ตามธรรมชาติ และสีจากของเหลวในกระบวนการ ซึ่งการทำเช่นนี้จะทำให้ของเหลวในกระบวนการกลายเป็นสีใส

3.2 เครื่องแยกทำให้สะอาดบริสุทธิ์

เครื่องแยกทำให้สะอาดบริสุทธิ์เป็นเครื่องแยกส่วนหมุนเหวี่ยงสำหรับการแยกของเหลว - ของเหลว - ของแข็ง ซึ่งแยกของเหลวสองชนิดที่มีความหนาแน่นต่างกันและของแข็งออกจากกัน เช่น น้ำ น้ำมัน และเศษตกค้าง โดยทั่วไป เครื่องแยกทำให้สะอาดบริสุทธิ์กับเฟสของเหลวที่มีน้ำหนักเบาจะเป็นการทำความสะอาดส่วนที่มีขนาดใหญ่

3.3 เครื่องแยกทำให้เข้มข้น

เครื่องแยกทำให้เข้มข้น Alfa Laval เป็นเครื่องแยกส่วนหมุนเหวี่ยงที่ออกแบบมาเพื่อแยกเฟสที่แตกต่างกันสามเฟส เฟสของแข็งหนึ่งเฟสและเฟสของเหลวสองเฟสที่มีความหนาแน่นต่างกัน และทำความสะอาดเฟสของเหลวที่หนาแน่นที่สุด/หนักที่สุด [4]

เครื่องแยกสารแบบจานใช้มอเตอร์ไฟฟ้าในการหมุนเหวี่ยงจาน ข้อมูลมอเตอร์ไฟฟ้าของเครื่องแยกสาร ดังตาราง 2

ตาราง 2 ข้อมูลมอเตอร์ไฟฟ้าของเครื่องแยกสสาร

Main separator motor data	Units	Values	Remarks
Make		LOHER	
Type	ANWA – 225BF - 04Y		
Design		IM5210	
Power rating	kW	55	
Voltage	V	380	
Frequency	Hz	161	
Enclosure		IP55	
Explosion protection		//	RL 94 / 9 / EG

2.3 การสั่นของเครื่องจักร

การสั่นสะเทือนในเครื่องจักรหมายถึงการเคลื่อนที่หรือการสั่นที่เกิดจากระบบกลไกระหว่างการทำงาน อาจเกิดจากปัจจัยต่างๆ เช่น ชิ้นส่วนที่หมุนไม่สมดุล การวางแนวที่ไม่ตรง แบร็งก์ที่สึกหรอ หรือการสั่นพ้อง การสั่นสะเทือนที่มากเกินไปในเครื่องจักรสามารถนำไปสู่การสึกหรอที่เพิ่มขึ้น ประสิทธิภาพลดลง และแม้กระทั่งความล้มเหลวของส่วนประกอบต่างๆ

เทคนิคการวิเคราะห์การสั่นสะเทือน เช่น การวิเคราะห์ความถี่ และการวิเคราะห์โหมดอล ใช้ในการวินิจฉัยและตรวจสอบระดับการสั่นสะเทือนในเครื่องจักร เทคนิคการควบคุม รวมถึงการใช้ตัวควบคุมการสั่นสะเทือนและเครื่องชดเชย ถูกนำมาใช้เพื่อลดและจัดการการสั่นสะเทือนในเครื่องจักร เครื่องมือที่เหมาะสม รวมถึงเซ็นเซอร์และการปรับสภาพสัญญาณ เป็นสิ่งจำเป็นในการวัดและวิเคราะห์การสั่นสะเทือนในเครื่องจักร [5]

การสั่นสะเทือนเกิดจากแรงกระทำภายในหรือภายนอกก็ได้ ทำให้มวลเกิดการสั่นสะเทือนในลักษณะต่าง ๆ กันโดยปกติแล้วแรงการสั่นสะเทือนจะเกิดขึ้นในทุกทิศทาง สำหรับเครื่องจักรกลในโรงงานอุตสาหกรรม การทำงานของเครื่องจักรจะทำให้เกิดการสั่นสะเทือน หากสูงเกินไปจำเป็นจะต้องหาสาเหตุเพื่อหาวิธีแก้ไขปัญหาโดยลดการสั่นสะเทือนให้อยู่ในขอบเขตหรือพิกัดที่สามารถยอมรับได้เพื่อให้เครื่องจักรทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ มีอายุการใช้งานยาวนาน ลดค่าใช้จ่ายจากการซ่อมบำรุงซึ่งนำไปสู่การลดต้นทุนการผลิตของผลิตภัณฑ์ได้

สาเหตุที่ทำให้เกิดการสั่นสะเทือน การทำงานของเครื่องจักรอุปกรณ์ชิ้นส่วน จะทำให้เกิดพลังงานและการเคลื่อนที่โดยเฉพาะอุปกรณ์ที่ไม่สมดุล และมีการหมุนเคลื่อนที่ สิ่งทีห้กลีเียงไม่ได้คือ การสั่นสะเทือน ซึ่งเกิดจากชิ้นส่วนตั้งแต่สองชิ้นขึ้นไปเคลื่อนที่เสียดสีกันทำให้เกิดการสั่นสะเทือนได้เช่นกัน อาจมีสาเหตุมาจากการขาดสารหล่อลื่น การหล่อลื่นไม่เพียงพอ การหล่อลื่นผิดวิธี ผิวของชิ้นส่วนมีลักษณะไม่เรียบ ผิวของชิ้นส่วนสัมผัสกันโดยตรง การสึกหรอหรือการหลวมคลาย การหลวมห่างจากระยะที่มีการออกแบบไว้ก็เป็นสาเหตุที่ทำให้เกิดการสั่นสะเทือนได้

ผลเสียจากการสั่นสะเทือน ในกรณีที่มีการสั่นสะเทือนเป็นสิ่งที่เราไม่ต้องการจะส่งผลให้สมรรถนะ ประสิทธิภาพ การทำงานของเครื่องจักรลดลง เกิดการเสียหาย ชัดข้อเร็วกว่ากำหนด ทำให้สายพานการผลิตต้องหยุดชะงักส่งผลให้เสียค่าใช้จ่ายมาก ฉะนั้นในการแก้ไขปัญหาและการควบคุมการสั่นสะเทือน จึงจะต้องมีความรู้เข้าใจลักษณะและความหมายของการสั่นสะเทือน เพื่อทราบสาเหตุที่ถูกต้อง สามารถนำไปใช้ปรับปรุงแก้ไข ทำให้ขนาดเครื่องจักรมีการสั่นสะเทือนลดลงอยู่ในระดับที่สามารถยอมรับ เพื่อไม่ให้ส่งผลเสียต่อเครื่องจักร สาเหตุที่ทำให้เกิดการสั่นสะเทือน การสั่นสะเทือนของเครื่องจักรอุตสาหกรรมนั้นมาจากหลายสาเหตุ

ความไม่สมดุลในการหมุน (Unbalance) จะเกิดขึ้นเมื่อจุดศูนย์กลางของการหมุนและจุดศูนย์กลางของมวลนั้นไม่อยู่ตำแหน่งเดียวกัน เช่น การไม่สมดุลของเพลาคงหรือขำรูด การไม่สมดุลของใบพัดที่เกิดการแตกหัก

ความไม่ได้ศูนย์ (Misalignment) ระหว่างเพลาคงของปั๊มและมอเตอร์ต้นกำลัง การหลุดหลวมของชิ้นส่วนต่างๆของเครื่องจักร การที่แบร้งหรือบูช เกิดการชำรุดสึกหรอหรือเกิดการขาดสารหล่อลื่น และแท่นเครื่องหรือจุดยึดของเครื่องจักรไม่แน่น หรือไม่แข็งแรง

1. ลักษณะการสั่นสะเทือน

การสั่นสะเทือนแบบแรนด้อม (Random) เป็นการสั่นสะเทือนที่มีคลื่นต่าง ๆ กัน ไม่แน่นอน ไม่ซ้ำกัน การเคลื่อนที่ในลักษณะนี้เราเรียกว่า การเคลื่อนที่แบบแรนด้อมซึ่งเกิดจากความแตกต่างของแรงที่มีขนาดต่าง ๆ ไม่เท่ากันที่กระทำต่อระบบมวล โดยเฉพาะอย่างยิ่งในเครื่องจักรกล ซึ่งมีชิ้นส่วนประกอบจำนวนมาก และมีขนาดแรงกระทำที่แตกต่างกัน หรือเครื่องกระแทกที่ใช้ความถี่สูง

การสั่นสะเทือนแบบต้านการสั่น เป็นการสั่นสะเทือนที่มีตัวหน่วงการเคลื่อนที่ของระบบ โดยใช้อุปกรณ์ประเภท ช็อกแอบซอร์เบอร์ (Shock absorber) ที่ใช้ในระบบรองรับการสั่นสะเทือนของรถยนต์และรถจักรยานยนต์หรือ ใช้อุปกรณ์รองรับยึดหยุ่นประเภทยาง แดมเปอร์(Damper) ประกอบรวมกัน ในระบบ ลักษณะของคลื่นการสั่นสะเทือนในช่วงแรก จะมีระยะการเคลื่อนที่มาก และจะลดลงตามลำดับ

การสั่นสะเทือนแบบไม่เป็นรอบ มีผลมาจากในระบบมีความหน่วงมากเกินไป (Overdamped) ทำให้ระยะในช่วงการเคลื่อนที่แรงมาก และลดลงโดยไม่มีการเคลื่อนที่กลับไปกลับมา เป็นการเคลื่อนที่ไม่เป็นรอบไม่มีคาบ โดยเราเรียกการสั่นสะเทือนหรือการเคลื่อนที่แบบนี้ว่าการเคลื่อนที่ไม่เป็นรอบ (Non periodic หรือ Aperiodic)

2. ประเภทของการสั่นสะเทือน

การทำงานของเครื่องจักรกล จะทำให้เกิดแรงที่กระทำต่อมวลส่งผลให้เกิดการเคลื่อนที่ไป-กลับ เป็นการสั่นสะเทือนที่มีลักษณะการเคลื่อนที่แตกต่างกันออกไป ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับแรงกระทำต่อระบบ ความเร็ว เวลา และลักษณะขนาดรูปร่างของระบบ เป็นต้น แต่โดยส่วนใหญ่แล้วจะแบ่งประเภทของแรงกระทำเป็น 2 ประเภทใหญ่ ๆ คือ

2.1 การสั่นสะเทือนอิสระ (Free vibration) การสั่นสะเทือนอิสระ คือ การสั่นสะเทือนเคลื่อนที่กลับไป - กลับมาของมวลภายใต้แรงสะสมของระบบ โดยปราศจากแรงกระทำภายนอกมากระทำต่อระบบ ความถี่การกลับไป - กลับมาของมวลที่เกิดขึ้น ในกรณีนี้เรียกว่าความถี่ธรรมชาติ (Natural frequency) ซึ่งอาจจะมีหลายความถี่หรือความถี่เดียวก็ได้ขึ้นอยู่กับลักษณะโครงสร้างการสั่นสะเทือนของระบบ เช่น การปิดสวิตช์เพื่อหยุดเครื่องจักรไม่ให้มีแรงกระทำ เครื่องจักรจะสั่นด้วยแรงอิสระจนหยุดนิ่ง เครื่องจักรกลการหาความถี่ธรรมชาติของระบบอาจใช้วิธีการตรวจวัด ตั้งแต่การเริ่มเดินเครื่องจักร จนถึงรอบการใช้งานปกติ และหยุดเครื่อง เครื่องจักรจะลดความเร็วรอบการหมุนลงจะหยุดนิ่ง จึงนำค่าจากการที่ได้บันทึกมาทำการตรวจสอบค่าและมุมการสั่นสะเทือน

2.2 การสั่นสะเทือนโดยแรง (Forced vibration) คือการเคลื่อนที่กลับไป - กลับมาของระบบจากแรงกระทำภายนอก ทำให้ระบบเกิดการเคลื่อนที่ ตัวอย่างเช่น พัดลมขับเคลื่อนด้วยสายพาน ส่งกำลังมาจากมอเตอร์ไฟฟ้า เป็นต้น ในกรณีนี้ถือว่ามอเตอร์เป็นเครื่องต้นกำลังขับเคลื่อน เป็นแรงกระทำภายนอก ทำให้พัดลมหมุนเคลื่อนที่ด้วยความเร็วรอบ ที่มีความถี่เช่นเดียวกับแรงที่กระทำ ถ้าแรงกระทำมีความถี่เท่ากับความถี่ธรรมชาติของระบบ จะทำให้เกิดสภาพความสั่นสูงชันขึ้นทับกันระหว่างการสั่นของแรงกระทำกับการสั่นสะเทือนธรรมชาติของระบบ จะทำให้เกิดการสั่นสะเทือนอย่างรุนแรงเป็นอันตรายต่อระบบอย่างมาก ลักษณะนี้เรียกว่า เกิดการเรโซแนนซ์ (Resonant) ในการใช้งานเครื่องจักรจะต้องหลีกเลี่ยงการทำงานย่านความถี่นี้

3. หลักการวิเคราะห์การสั่นสะเทือน

การวิเคราะห์การสั่นสะเทือนของเครื่องจักรโดยทั่วไป ใช้หลักการเหมือนกับการแกว่งลูกตุ้มไป - มา

เมื่อลูกตุ้ม เคลื่อนที่จากจุดหยุดนิ่ง A มาจุด B ระยะการเคลื่อนที่นี้เรียกว่า ขนาด หรือ แอมพลิจูด อย่างไรก็ตามแรงโน้มถ่วงของโลกที่กระทำต่อลูกตุ้มจะทำให้มันเคลื่อนที่กลับไปยัง

ตำแหน่ง A และเกิดแรงสะสมในตัวของมันเอง ทำให้เคลื่อนที่ต่อไปถึงจุด C จะเห็นได้ว่าการเคลื่อนที่จากจุด A ไปจุด B จะเท่ากับจุด A ไปจุด C เรียกว่า ระยะการเคลื่อนที่ของลูกตุ้ม (Displacement)

ถ้าระยะการเคลื่อนที่จากจุด A ไปจุด B หรือจากจุด A ไปจุด C แทนการเคลื่อนที่ที่สูงสุด และถ้าลูกตุ้มต้องเคลื่อนที่ช้าลงจนกระทั่งหยุดนิ่งที่จุด A ระยะทางการเคลื่อนที่เท่ากับศูนย์ และการเคลื่อนที่จากจุด A ไปจุด B หรือจากจุด A ไปจุด C ความเร็วจะเริ่มลดลงที่จุด B หรือจุด C เนื่องจากแรงโน้มถ่วงของโลกและจุด A เป็นจุดที่มีความเร็วสูงสุด ฉะนั้นความเร็วก็คือ อัตราการเปลี่ยนแปลงของระยะทางใน 1 หน่วยเวลา

4. มาตรฐานการสั่นสะเทือน

การแบ่งระดับการสั่นสะเทือน จะนำมาใช้เพื่อประเมินสภาพการสั่นสะเทือนที่เกิดขึ้นจากการตรวจวัดและวิเคราะห์หาสาเหตุการสั่นผิดปกติของเครื่องจักรอุปกรณ์จากการวัดค่าการสั่นสะเทือนโดยรวม (Overall) บนจุดวัดของเครื่องจักรแต่ละจุด โดยเปรียบเทียบค่าความรุนแรงกับมาตรฐาน ISO 2372 หรือ ISO 10816-3

VIBRATION SEVERITY PER ISO 10816-1						
Machine			Class I	Class II	Class III	Class IV
in/s		mm/s	Small Machines	Medium Machines	Large Rigid Foundation	Large Soft Foundation
Vibration Velocity Vrms	0.01	0.28				
	0.02	0.45				
	0.03	0.71		GOOD		
	0.04	1.12				
	0.07	1.80				
	0.11	2.80		SATISFACTORY		
	0.18	4.50				
	0.28	7.10		UNSATISFACTORY		
	0.44	11.20				
	0.70	18.00				
	1.10	28.00		UNACCEPTABLE		
	1.77	45.90				

ภาพประกอบ 9 มาตรฐาน ISO 10816-3[6]

5. การวัดความสั่นสะเทือน

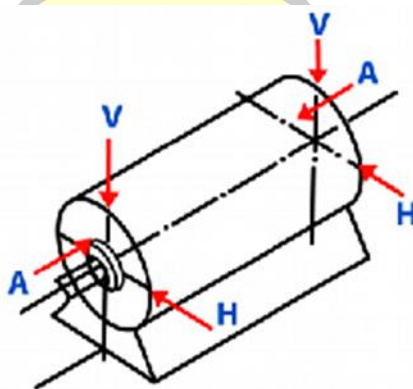
การวัดความสั่นสะเทือนนั้นโดยปกติแล้วจะวัดใน 3 จุดคือ จุดวัดในแนวแกน(Axial, A) จุดวัดในแนวนอน (Horizontal, H) และจุดวัดในแนวตั้ง (Vertical, V) ในการวัดนั้นจุดที่วัด จะต้องเป็นจุดที่เป็นตัวเรือนเครื่องจักรหรือตัวเรือนของมอเตอร์ไม่แนะนำให้วัดบนฝาครอบหรือชิ้นส่วนอื่น ๆ เพราะจะทำให้ค่าที่ได้จากการวัดผิดเพี้ยนไปจากความเป็นจริง และในการวัดนั้นแรงกดขอทุกครั้งที่วัดของทุกจุดจะต้องเท่ากัน หรือเลือกใช้โฟรบบแบบแม่เหล็ก ในการวัดแต่ละแนวนั้น ค่าที่ได้จากแต่ละ

แนวของการวัดจะเป็นตัวที่บ่งบอกถึงสาเหตุที่ทำให้เกิดการสั่นสะเทือนขึ้น โดยจุดวัดในแนวแกนสามารถอธิบายได้ดังนี้

5.1 แนวแกน (Axial, A) คือจุดวัดที่อยู่ในแนวขนานกับเพลลาของเครื่องจักรที่ต้องการวัด ในการวัดนั้นเราต้องวัดในจุดที่อยู่ใกล้กับเพลลาให้มากที่สุด การสั่นสะเทือนที่เกิดขึ้นมากผิดปกติหรือเกิดขึ้นอย่างรุนแรงในแนวนี้มีสาเหตุมาจากการหมุนของเพลลาการคดงอของเพลลา

5.2 แนวนอน (Horizontal, H) คือ จุดวัดที่อยู่ในแนวนอนหรือแนวขนานกับพื้น หรือตั้งฉากกับจุดยึดของฐานมอเตอร์หรือเครื่องจักรซึ่งจะวัด ทางด้านขวา หรือ ด้านซ้ายของชิ้นส่วนหรือเครื่องจักรที่ต้องการวัดก็ได้แต่มุมการวัดต้องได้ 90 องศา หรือใกล้เคียง กับจุดวัดที่เป็นแนวตั้ง (Vertical, V) การสั่นสะเทือนที่เกิดขึ้นมากผิดปกติหรือเกิดขึ้นอย่างรุนแรงในแนวนี้มีสาเหตุมาจากความสมดุล (Balance) ของเพลลา ใบพัด ชิ้นส่วนที่เคลื่อนที่เป็นวงกลม หรือการแกว่งของเพลลาของเครื่องจักรนั้นๆ

5.3 แนวตั้งฉากหรือแนวตั้ง (Vertical, V) คือ จุดวัดที่อยู่ในแนวตั้งฉากกันกับพื้น หรือด้านที่อยู่ตรงกันข้ามกับจุดจับยึดมอเตอร์หรือเครื่องจักร โดยทั่วไปแล้วจุดที่ทำการวัดคือจุดวัดที่อยู่ด้านบนของเครื่องจักรที่ต้องการจะวัดเช่นด้านบนของมอเตอร์หรือเครื่องจักร โดยจุดที่วัดจะต้องมีมุมขนาน 90 องศา หรือใกล้เคียงกับจุดวัดในแนวนอน [7]



ภาพประกอบ 10 การวัดความสั่นสะเทือน[8]

2.4 เทคนิคการพยากรณ์

การพยากรณ์ คือ การประมาณ หรือ การคาดคะเนว่าอะไรจะเกิดขึ้นในอนาคต เช่น การพยากรณ์ยอดขายของ 3 ปีข้างหน้า การพยากรณ์มีบทบาทสำคัญกับทุกด้าน ทั้งหน่วยงานของรัฐบาล

และเอกชน รัฐบาลต้องประมาณ หรือ พยากรณ์รายได้รายจ่ายในปีหน้า เพื่อนำมาวางแผน เอกชน ต้องพยากรณ์ยอดขาย เพื่อนำมาวางแผนการผลิต สินค้าคงคลัง แรงงาน ฯลฯ

1. การพยากรณ์เชิงปริมาณ

เป็นการพยากรณ์ที่ใช้ข้อมูลเชิงปริมาณ (ตัวเลข) ในอดีต เพื่อนำมาพยากรณ์ค่าในอนาคต โดยสร้างตัวแบบทางคณิตศาสตร์ การพยากรณ์ประเภทนี้แบ่งออกเป็น 2 เทคนิคย่อย คือ

1.1 การพยากรณ์ความสัมพันธ์ (Casual Forecasting) เป็นเทคนิคที่ใช้ปัจจัยที่คาดว่าจะมีความสัมพันธ์กับตัวแปรที่จะพยากรณ์ เช่น ถ้าต้องการพยากรณ์ยอดขาย จะพิจารณาหาความสัมพันธ์ระหว่างยอดขายกับค่าโฆษณา รายได้ของประชากร สภาพสินค้า ฯลฯ การหาความสัมพันธ์ดังกล่าวจะใช้เทคนิคที่เรียกว่า การวิเคราะห์ความถดถอย และสหสัมพันธ์

1.2 การพยากรณ์อนุกรมเวลา (Time series Forecasting) เป็นเทคนิคที่ใช้เฉพาะข้อมูลในอดีตของตัวแปร ที่ต้องการพยากรณ์ เพื่อพยากรณ์ค่าของตัวแปรนั้นในอนาคต เช่น ใช้ข้อมูลยอดขายปี พ.ศ. 2530-2541 เพื่อพยากรณ์ยอดขายปี พ.ศ. 2542

2. การพยากรณ์เชิงคุณภาพ

เป็นการพยากรณ์ที่ใช้ผู้ที่มีประสบการณ์ ความรู้ ความสามารถ เป็นผู้พยากรณ์ โดยไม่ใช้ตัวแบบทางคณิตศาสตร์ จึงตรวจสอบความแม่นยำของการพยากรณ์ได้ยากกว่าการพยากรณ์เชิงปริมาณ การพยากรณ์เชิงคุณภาพประกอบด้วย

2.1 การคาดคะเน หรือ ประเมินการ (Judgement) วิธีนี้มักใช้กับธุรกิจขนาดเล็กที่มีเจ้าของคนเดียว หรือหน่วยงานขนาดเล็กที่หัวหน้ามีอำนาจเต็ม เจ้าของหรือหัวหน้างานจะคาดการณ์ยอดขาย หรือ สิ่งที่จะเกิดขึ้นในอนาคต โดยอาศัยประสบการณ์ที่ทำงานในด้านนั้นๆ มาเป็นระยะเวลาพอสมควร

2.2 การระดมความคิด (Jury of Executive Operation) วิธีนี้เป็นการระดมความคิด หรือประชุมกลุ่มผู้บริหารของบริษัท เช่น ประชุมคณะกรรมการบริหาร เพื่อให้ทุกคนออกความคิดเห็นเกี่ยวกับสิ่งที่เกิดในอนาคต เช่น ยอดขายปีหน้า จะเป็นเท่าใด ควรพัฒนาผลิตภัณฑ์ใหม่หรือไม่ และผลสรุป จะได้เสียงส่วนใหญ่ของการประชุม แต่วิธีนี้จะมีข้อเสียตรงที่อาจเกิดความเอนเอียง หรือเกรงใจทำให้ไม่กล้าออกความคิดเห็น ถ้าความคิดเห็นไม่ตรงกับคนอื่นๆ หรือไม่ตรงกับความเห็นของผู้มีอำนาจมากกว่าหรือผู้ถือหุ้นใหญ่ และมักจะเห็นด้วยกับความคิดเห็นของผู้มีอำนาจหรือผู้ถือหุ้นใหญ่

2.3 การพยากรณ์ยอดขาย (Sale Force Composite Forecasts) เป็นการพยากรณ์ โดยให้แต่ละฝ่าย เช่น ให้หัวหน้าฝ่ายขายตามภาคต่าง ๆ ประมาณยอดขาย แล้วนำมารวมกันทุกภาค กลายเป็นค่าพยากรณ์ยอดขายรวมของบริษัท หรือให้ตัวแทนขายแต่ละคนประมาณยอดขายของ

ตนเองแล้วนำมารวมกันเป็นยอดขายรวมของบริษัท การพยากรณ์ยอดขายโดยวิธีนี้ค่อนข้างจะแม่นยำ เนื่องจากตัวแทนขายแต่ละคน/หน่วย จะใกล้ชิดกับลูกค้า/ตลาดมาก ทำให้คาดคะเนได้ถูกต้อง

2.4 พยากรณ์โดยการสำรวจตลาด (Survey of Expectations and Anticipations)

เป็นการพยากรณ์ยอดขายโดยทำการสำรวจลูกค้าหรือผู้ที่คาดว่าจะจะเป็นลูกค้าเพื่อตรวจสอบว่าในอนาคตลูกค้าต้องการสินค้าอะไรบ้าง จำนวนเท่าใด ด้วยการทำวิจัยตลาด ซึ่งอาจใช้การสัมภาษณ์ตัวต่อตัว โทรศัพท์หรือจดหมาย เป็นต้น

2.5 การพยากรณ์ด้วยเทคนิคเดลไฟ (Delphi) เทคนิคเดลไฟเป็นเทคนิคที่แก้ข้อเสียของวิธีระดมความคิด ซึ่งอาจก่อให้เกิดความเอนเอียง หรือคล้อยตามผู้อื่น เทคนิคเดลไฟ จึงแก้ปัญหาโดยการไม่ให้ผู้บริหารพบปะกัน หรือมาประชุมกัน หรือระดมความคิดเห็นกันซึ่ง ๆ หน้า แต่จะส่งคำถามเกี่ยวกับสิ่งที่ต้องการพยากรณ์ให้ผู้บริหารทุกคนเขียนตอบมา พร้อมทั้งระบุเหตุผล เช่น ยอดขายปีหน้าควรเป็นเท่าใด ควรออกผลิตภัณฑ์ใหม่หรือไม่ เพราะเหตุใด ดังนั้น โดยวิธีนี้จะได้ความคิดเห็นของทุกคน และไม่มีกรณีขี้นำ เมื่อได้คำตอบจากทุกคนแล้วให้นำมารวมกัน ซึ่งมักจะพบว่าจะมีความคิดเห็นที่แตกต่างกันออกไป ผู้รวบรวมจะต้องสรุป แล้วส่งกลับไปให้ผู้บริหารทุกคนเป็นรอบที่ 2 เพื่อให้แสดงความคิดเห็นเพิ่มเติม เป็นเช่นนี้ไปเรื่อย ๆ จนได้ข้อสรุปเป็นหนึ่งเดียว

การพยากรณ์ หรือการประมาณ การวิเคราะห์ความถดถอย (Regression Analysis) เป็นการศึกษาความสัมพันธ์ของตัวแปรตั้งแต่ 2 ตัวขึ้นไป โดยมีวัตถุประสงค์ที่จะประมาณหรือพยากรณ์ค่าของตัวแปรตัวหนึ่งจากตัวแปรอื่น ๆ ที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรที่ต้องการพยากรณ์ โดยจะต้องมีการกำหนดหรือทราบค่าของตัวแปรอื่น ๆ ล่วงหน้า เช่น ถ้าทราบความสัมพันธ์ระหว่างยอดขายกับค่าโฆษณาแล้ว จะทำให้สามารถประมาณ/พยากรณ์ยอดขายเมื่อกำหนด หรือทราบงบประมาณในการโฆษณา และจะศึกษาถึงการเปลี่ยนแปลงของยอดขายเมื่องบประมาณในการโฆษณาเปลี่ยนแปลงไป โดยอาศัยหลักการของการวิเคราะห์ความถดถอย การวิเคราะห์ความถดถอย มีดังนี้

3. การวิเคราะห์ความถดถอยอย่างง่าย

เป็นการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร 2 ตัว หรือลักษณะที่สนใจศึกษา 2 ลักษณะ โดยที่ต้องทราบค่าของตัวแปรตัวหนึ่ง หรือต้องกำหนดค่าของตัวแปรตัวหนึ่งไว้ล่วงหน้า เช่น ถ้าศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างรายจ่ายกับรายได้ ยอดขายกับค่าโฆษณา ฯลฯ ซึ่งจะต้องทราบหรือกำหนดรายได้และค่าโฆษณาไว้ล่วงหน้า เช่น ทราบว่า เงินเดือนพนักงานทำความสะอาดของบริษัทแห่งหนึ่ง เป็น 2,000, 2,500, 3,000, 3,500 และ 4,000 บาท ผู้วิเคราะห์จะต้องสอบถามพนักงานทำความสะอาดที่มีเงินเดือนดังกล่าวถึงรายจ่ายต่อเดือน จึงจะสามารถหาความสัมพันธ์ระหว่างรายจ่ายกับรายจ่ายได้ หรือ ในการหาความสัมพันธ์ระหว่างยอดขาย กับค่าโฆษณาจะต้องทราบถึงงบประมาณในการโฆษณาที่บริษัทกำหนดไว้หรือใช้ไปแล้วจึงจะทราบถึงยอดขาย โดยจะเรียก รายได้ และค่าโฆษณา

ซึ่งเป็นตัวแปรที่ต้องกำหนดค่าไว้ล่วงหน้าว่า ตัวแปรอิสระ (Independent Variable) และมักจะใช้สัญลักษณ์ X ส่วนยอดขายกับรายจ่ายจะเรียกว่า ตัวแปรตาม (Dependent Variable) และใช้สัญลักษณ์ Y ซึ่งหมายถึง ยอดขายเป็นตัวแปรที่ขึ้นอยู่กับค่าโฆษณา และรายจ่ายเป็นตัวแปรที่ขึ้นกับรายได้ [9]

การพยากรณ์ (forecasting) หมายถึงการทำนาย (prediction) การคาดการณ์ การประมาณค่า ในอนาคตโดยอาศัยข้อมูลหรือเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นในอดีตที่มีพื้นฐานองค์ประกอบสถานการณ์เดียวกัน การพยากรณ์เป็นส่วนสำคัญของการวางแผนงานที่จะทำไม่ว่าจะเป็นงานภาครัฐหรือ เอกชน ผู้พยากรณ์จะต้องอาศัยประสบการณ์หรือทฤษฎีหลักเกณฑ์เพื่อสนับสนุนการพยากรณ์ สำหรับเทคนิควิธีการพยากรณ์ ได้แก่

4. เทคนิคการพยากรณ์โดยใช้ความชำนาญ

เป็นการพยากรณ์ที่ อาศัยประสบการณ์ ความคิดเห็นและการตัดสินใจของผู้พยากรณ์ที่มีความชำนาญประสบการณ์ โดยไม่มีทฤษฎีหรือหลักเกณฑ์สนับสนุน ลักษณะการพยากรณ์จะไม่มีรูปแบบแน่นอน (informal) เทคนิคการพยากรณ์โดยใช้ความชำนาญ เช่น วิธี Delphi หรือวิธี Scenario Projection

5. เทคนิคการพยากรณ์โดยใช้หลักสถิติ

เป็นการพยากรณ์ที่ใช้ ทฤษฎีและหลักการทางสถิติ ดังนั้นเทคนิคการพยากรณ์โดยใช้หลักสถิติจึงต้องใช้ข้อมูลในอดีต (past data) และรูปแบบของข้อมูลในอนาคตคล้ายกับรูปแบบของข้อมูลในอดีต สำหรับเทคนิคการพยากรณ์โดยใช้หลักสถิติ ได้แก่

การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยหรือตัวแปร โดยศึกษาความสัมพันธ์ในรูปแบบเหตุและผล (causal model) เทคนิคการพยากรณ์โดยวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยหรือตัวแปรที่เห็นกันได้บ่อย ได้แก่การวิเคราะห์การถดถอย (regression analysis)

การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลกับเวลา โดยการศึกษาแบบการเคลื่อนไหวของข้อมูลอนุกรมเวลา โดยดูจากรูปแบบอนุกรมเวลา (time series pattern) วิธีการพยากรณ์ที่วิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลกับเวลาเรียกว่า การวิเคราะห์อนุกรมเวลา ซึ่งเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลามีมากมายหลายวิธีทั้งที่เป็นเทคนิควิธีอย่างง่าย (native method) จนถึงวิธียุ่งยากซับซ้อนที่ต้องใช้โปรแกรมทางคอมพิวเตอร์ช่วยในการคำนวณ

6 ความหมายของอนุกรมเวลา

อนุกรมเวลา (Time series) หมายถึง ค่าข้อมูลหรือค่าสังเกตที่เก็บรวบรวมตามลำดับเวลาที่เกิดขึ้นอย่างต่อเนื่อง ช่วงเวลาที่เก็บรวบรวมข้อมูลอาจห่างเท่ากันหรือไม่ก็ได้ ส่วนใหญ่ช่วงเวลาจะห่างเท่ากัน แต่ถ้าช่วงเวลาห่างไม่เท่ากันอาจเกิดปัญหาในการวิเคราะห์อนุกรมเวลาได้ อนุกรมเวลาจะมีลักษณะเด่นที่แตกต่างจากข้อมูลอื่น ๆ คือ อนุกรมเวลาเป็นข้อมูลที่ไม่อิสระกัน

อนุกรมเวลาแบ่งได้ 2 ประเภทคือ อนุกรมเวลาชนิดต่อเนื่อง หมายถึงอนุกรมเวลาที่มีค่าต่อเนื่อง และ อนุกรมเวลาชนิดไม่ต่อเนื่อง หมายถึงค่าอนุกรมเวลาที่มีค่าไม่ต่อเนื่อง ค่าอนุกรมเวลาจะเป็นจุด

7. ส่วนประกอบของอนุกรมเวลา

7.1 แนวโน้ม (Trend สัญลักษณ์ที่ใช้ T) เป็นผลเนื่องจากการเพิ่มขึ้นหรือหดยุติหนึ่ง หรือ การลดลงของข้อมูลในช่วงเวลาที่ยาวนาน ความยาวนานของช่วงเวลาไม่สามารถกำหนดได้แน่นอน แต่อย่างน้อยไม่ควรต่ำกว่า 10 ช่วงเวลา แนวโน้มเป็นการวัดค่าเฉลี่ยของการเปลี่ยนแปลงของข้อมูล ต่อหนึ่งหน่วยเวลา ซึ่งเรียกว่าค่าแนวโน้ม แนวโน้มมีลักษณะค่อยเป็นค่อยไป กล่าวคือการเคลื่อนไหว ตลอดเวลา ซึ่งบางครั้งสามารถอธิบายได้จากเส้นตรงหรือเส้นโค้ง

7.2 ความผันแปรตามฤดูกาล (Seasonal variation สัญลักษณ์ที่ใช้ S) หมายถึงการเปลี่ยนแปลงในช่วงคาบเวลา ซึ่งจังหวะการเปลี่ยนแปลงจะเป็นรูปแบบซ้ำเดิมในช่วงเวลาภายใน 1 ปี หรือน้อยกว่า ความผันแปรตามฤดูกาลเป็นเครื่องชี้ให้เห็นการเปลี่ยนแปลงในช่วงเวลาซึ่งอาจเป็น วัน สัปดาห์ เดือน หรือถ้าเป็น 1 ปี จะเป็นช่วงเวลาที่มากที่สุดของคำว่า “ฤดูกาล” สาเหตุที่ทำให้เกิดความผันแปรตามฤดูกาล คือ สภาพภูมิอากาศ วัฒนธรรม สภาพสังคม หรือเทศกาลต่าง ๆ

7.3 ความผันแปรตามวัฏจักร (Cyclical variation สัญลักษณ์ที่ใช้ C) เป็นการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลที่มีลักษณะขึ้นลงของการเคลื่อนที่ซ้ำคล้ายกับความผันแปรตามฤดูกาล ต่างกันที่ช่วงเวลากการเคลื่อนที่ขึ้นลงซ้ำกันจะมีระยะเวลานานกว่า 1 ปี การศึกษาเหตุผลที่ทำให้เกิดความผันแปรตามวัฏจักรเป็นเรื่องยุ่งยาก มีทฤษฎีทางเศรษฐศาสตร์มากมายที่พยายามอธิบายความผันแปรตามวัฏจักร แต่ยังไม่สามารถสรุปรูปแบบความผันแปรตามวัฏจักรที่แน่นอนได้ จึงทำให้ไม่สามารถทำนายเหตุการณ์ได้แน่นอน นอกจากผู้ทำนายมีความรู้ในธุรกิจนั้น และสังเกตเป็นรูปแบบวัฏจักรของธุรกิจ

7.4 ความผันแปรเนื่องจากความไม่สม่ำเสมอ (Irregular variation สัญลักษณ์ที่ใช้ I) เป็นการเคลื่อนที่ของข้อมูลที่เกิดขึ้นอย่างไม่คาดการณ์หรือไม่มีรูปแบบการเกิดที่แน่นอนเป็นการเปลี่ยนแปลงที่ไม่สามารถพยากรณ์ล่วงหน้าได้ [7]

8 การพยากรณ์

เป็นวิธีการสร้างแนวโน้มที่ต้องอาศัยความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับคณิตศาสตร์ การสร้างเส้นแนวโน้มโดยการคำนวณมีหลักเกณฑ์ที่น่าเชื่อถือ อีกทั้งแนวโน้มที่สร้างขึ้นจะมีเพียงเส้นเดียวเท่านั้น และไม่ขึ้นอยู่กับประสบการณ์ของผู้สร้างก่อนการสร้างเส้นแนวโน้มโดยการคำนวณจะต้องเขียนแผนภาพการกระจายข้อมูลเพื่อดูการเคลื่อนไหว ข้อมูลว่าเป็นเส้นตรงหรือเส้นโค้ง แล้วจะคำนวณหาเส้นแนวโน้ม

การพยากรณ์เป็นกระบวนการในการคาดการณ์หรือการประมาณการเกี่ยวกับเหตุการณ์หรือผลลัพธ์ในอนาคต จำเป็นต้องมีระบบทำนายซอฟต์แวร์ที่แม่นยำ เนื่องจากซอฟต์แวร์มี

ขนาดใหญ่ขึ้นและซับซ้อนมากขึ้น สามารถใช้เทคนิคต่างๆ เช่น regression, rule induction, nearest neighbor และ neural nets สามารถใช้สำหรับการพยากรณ์ในการทำนายของซอฟต์แวร์

การเลือกระบบการทำนายขึ้นอยู่กับลักษณะของชุดข้อมูล เช่น ขนาด จำนวน คุณลักษณะ และประเภทของการแจกแจง ความซับซ้อนของความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลกับตัวแปร ตาม ตลอดจน "ความยุ่งเหยิง" ของข้อมูล อาจส่งผลต่อความแปรปรวนของผลลัพธ์การคาดการณ์ สิ่งสำคัญคือต้องพิจารณาบริบทการทำนาย และประเมินระบบการทำนาย [10]

8.1 Long Short-Term Memory (LSTM)

เครือข่าย LSTM (หน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว) เป็นเทคนิคการพยากรณ์ทางซอฟต์แวร์ที่มีการใช้กันอย่างแพร่หลายในงานต่าง ๆ เนื่องจากมีประสิทธิภาพ ได้รับการกล่าวถึงอย่างกว้างขวางในวารสารทางวิทยาศาสตร์ บล็อกทางเทคนิค และคู่มือการใช้งาน

เครือข่าย LSTM ได้รับการออกแบบมาเพื่อแก้ไขปัญหาการไล่ระดับสีที่หายไป (vanishing gradient problem) ใน RNN ข้อมูลเชิงลึกที่สำคัญใน LSTM คือการรวมตัวกันของการควบคุมแบบไม่เชิงเส้นและขึ้นอยู่กับข้อมูลในเซลล์ RNN ซึ่งช่วยให้มั่นใจได้ว่าการไล่ระดับสีของฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่เกี่ยวข้องกับสัญญาณสถานะจะไม่หายไป [11]

LSTM เป็นรูปแบบหนึ่งของสถาปัตยกรรมของ recurrent neural network (RNN) ที่ได้รับความนิยมอย่างมากในการประยุกต์ใช้ในงานต่าง ๆ โดยเฉพาะในด้านการประมวลผลภาษาธรรมชาติ (NLP) และการวิเคราะห์ชุดข้อมูลแบบลำดับเวลา (time series analysis) LSTM ถูกออกแบบมาเพื่อแก้ปัญหาคือการสูญเสียความชันที่มีผลต่อ RNN แบบดั้งเดิม ซึ่งทำให้มันเหมาะสมสำหรับงานที่เกี่ยวข้องกับชุดข้อมูลที่เป็นลำดับ

ลักษณะสำคัญของ LSTM ได้แก่

1) ความสามารถในการคาดการณ์ในระยะยาว LSTM สามารถเรียนรู้และรับรู้ความสัมพันธ์ในระยะยาวในข้อมูลแบบลำดับ ทำให้มันเหมาะสมสำหรับงานเช่นการรับรู้เสียง การจำแนกภาษา และการพยากรณ์ราคาหุ้น

2) เซลล์หน่วยความจำ ส่วนสำคัญของ LSTM คือเซลล์หน่วยความจำ ที่สามารถเก็บข้อมูลไว้เป็นเวลานาน และสามารถอ่าน บันทึก และลบข้อมูลอย่างเลือกได้ ซึ่งช่วยให้มันจำข้อมูลที่เกี่ยวข้องและลืมรายละเอียดที่ไม่เกี่ยวข้อง

3) กลไกประตู LSTM ใช้กลไกประตูทั้งหมด คือประตูนำเข้า (input gate), ประตูลืม (forget gate), และประตูส่งออก (output gate) เพื่อควบคุมการไหลของข้อมูลเข้าและออกจากเซลล์หน่วยความจำ สิ่งเหล่านี้ช่วยให้โครงข่ายสามารถเรียนรู้ว่าจะเก็บข้อมูลอะไร และจะละเว้นข้อมูลอะไร

4) การฝึกอบรม LSTM ถูกฝึกใช้กับ backpropagation through time (BPTT) และ gradient descent ซึ่งช่วยให้มันปรับตัวตามรูปแบบที่ซับซ้อนในข้อมูล

5) การประยุกต์ใช้ LSTM ใช้ในหลายงาน รวมถึงการรับรู้เสียง การแปลภาษา การวิเคราะห์ความรู้สึก และการพยากรณ์ชุดข้อมูลแบบลำดับเวลา

9. ความแม่นยำของการพยากรณ์

หมายถึงความถูกต้องแม่นยำของการพยากรณ์ ซึ่งการวัดความแม่นยำจะใช้ได้กับเทคนิค การพยากรณ์โดยหลักสถิติเท่านั้น

9.1 Mean Absolute Error (MAE) คำนวณจากผลรวมของค่า $\text{absolute}(\text{error})$ คูณ $1/n$ เพื่อเปลี่ยนเป็นค่าเฉลี่ย

9.2 Mean Square Error (MSE) คล้ายกับ MAE แต่เปลี่ยนจากการทำ absolute เป็น squared (ยกกำลังสองค่า error) ก่อนหาค่าเฉลี่ย

9.3 Root Mean Square Error (RMSE) ทำ square root ค่า MSE เพื่อให้ได้ค่า loss ที่มีหน่วยเดียวกับตัวแปร y

MAE, MSE, RMSE มีค่ายิ่งต่ำยิ่งดี ถ้าเท่ากับ 0 แปลว่าโมเดลทำนายค่า y ได้ถูกต้อง 100% ในทางปฏิบัติโอกาสที่จะเห็นโมเดลได้ $\text{loss} = 0$ เป็นไปได้อย่างยากมาก เพราะอาจนำไปสู่ปัญหา Overfitting ได้[7]

2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Wonho Jung [12] ได้ทำการศึกษาเครื่องจักรหมุนภายใต้สภาวะการทำงานต่าง ๆ และทำการเก็บข้อมูลอนุกรมเวลา รวมถึงการสั่นสะเทือน เสียง อุณหภูมิ จากเครื่องวัด ICP แบบเฉื่อยเซรามิก 4 ตัว ไมโครโฟน 1 ตัว เทอร์โมคัปเปิล 2 ตัว และหม้อแปลงกระแส (CT) 3 ตัว และใช้มาตรฐาน ISO ในการวัดสภาพเครื่องจักร เพื่อต้องการวัดความผิดปกติ 3 แบบ คือ ความผิดปกติของตลับลูกปืน การวางแผนเพลานำไม่ตรง และโรเตอร์ไม่สมดุล โดยจากข้อมูลอนุกรมเวลา จะเห็นถึงความผิดปกติ ที่สอดคล้องกันกับค่าจากเครื่องมือวัด และสามารถแบ่งช่วงการเกิดสภาวะการผิดปกติได้อย่างชัดเจน

Theodor D. Popescu [13] ได้ทำการศึกษาเครื่องมือพื้นฐานสำหรับสัญญาณการสั่นสะเทือน พร้อมการประยุกต์ใช้ในการบำรุงรักษาเชิงคาดการณ์ของเครื่องจักรหมุน โดยจะนำเสนอและบูรณาการเครื่องมือพื้นฐานบางอย่างเป็นหลัก การวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ การวิเคราะห์ความถี่เวลา และเปลี่ยนอัลกอริธึมการตรวจจับพร้อมแอปพลิเคชัน รวมถึงการบำรุงรักษาเชิงคาดการณ์ในมุมมองใหม่

O. S. Abd El-Kawi [14] ได้ทำการศึกษาการบำรุงรักษาเชิงคาดการณ์ จากการวิเคราะห์การสั่นสะเทือนของเครื่องจักร โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อใช้การบำรุงรักษาประเภทนี้ด้วยความช่วยเหลือจากแพลตฟอร์มอาδυโน และเซ็นเซอร์ ช่วยให้อ่านและวิเคราะห์การสั่นสะเทือนได้ด้วยต้นทุนที่ต่ำและใช้งานง่าย และนำผลการวิเคราะห์การสั่นสะเทือนนำไปเปรียบเทียบกับ ISO 10816-1 เพื่อดูว่าเครื่องจักรทำงานอย่างไรและน่าพอใจหรือไม่ ผลการวิจัยพบว่าค่ารากกำลังสองเฉลี่ยของกรณีศึกษา คือ เปลี่ยนแปลงตั้งแต่ 0.4597 ถึง 0.74355 ผลลัพธ์นี้อยู่ในขอบเขตที่ดีและน่าพอใจสำหรับคลาส 1 ใน ISO 10816-1

DONG WANG [15] ได้ทำการศึกษาการทบทวนตัวบ่งชี้สุขภาพแบร็งและเกียร์ตามการสั่นสะเทือนอย่างละเอียด จากการประมวลผลสัญญาณทางกล การสร้างแบบจำลอง และการเรียนรู้ของเครื่อง โดยในบทความนี้ได้ชี้แจงความสัมพันธ์ระหว่างสุขภาพเครื่องจักร ตัวชี้วัด และการทำนายแบบ RUL ในกรอบการทำนายการเสื่อมสภาพจากการทำงานจนเกิดความล้มเหลวของแบร็งและเกียร์แบบเร่ง จากนั้นจึงนำมาตรวจสอบสุขภาพแบร็งและเกียร์จริงที่มีอยู่

นายเกียรติคุณ พลแสน [7] ได้ทำการศึกษาการตรวจติดตามสถานะแบบเวลาจริง เครื่องจักรกลไฟฟ้าเพื่อใช้ข้อมูลดังกล่าววางแผนการซ่อมบำรุงเชิงคาดการณ์ โดยใช้วิธีพยากรณ์แนวโน้มอนุกรมเวลาแบบวิธีกึ่งเฉลี่ย และแบบวิธีกำลังสองน้อยที่สุด จากนั้นเทียบกับมาตรฐานการสั่นสะเทือน ISO 10816-3 พบว่าการพยากรณ์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุดมีความแม่นยำกว่าวิธีกึ่งเฉลี่ย เปรียบเทียบจาก MAD และ MSE ซึ่งค่าการพยากรณ์ที่ได้ในแต่ละรอบไม่สามารถรองรับได้ว่าเป็นค่าที่ดีที่สุด แต่สามารถใช้เป็นการตรวจติดตามสถานะของเครื่องจักรและใช้ประกอบการตัดสินใจซ่อมบำรุงได้

Zhe Li [16] เสนอวิธีการเรียนรู้เชิงลึกแบบใหม่สำหรับการตรวจจับความผิดปกติในอุปกรณ์เครื่องกลโดยการรวมตัวเข้ารหัสอัตโนมัติแบบซ้อนกัน (SAE) และเครือข่ายประสาทหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว (LSTM) วิธีการนี้มุ่งเน้นไปที่การตรวจจับสภาพความผิดปกติในสภาพแวดล้อมการเรียนรู้ที่ไม่มีการดูแลอย่างสมบูรณ์เมื่อข้อมูลทางประวัติศาสตร์ไม่มีฉลากและไม่มีความรู้เชิงประจักษ์เกี่ยวกับความผิดปกติ การทดลองที่ดำเนินการกับเครื่องจักรหมุนโดยใช้การสลายตัวของแพ็คเก็ตเวฟเลต (WPD) และแบบจำลองที่ขับเคลื่อนด้วยข้อมูลแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพและความเสถียรของวิธีการที่เสนอ

Do-Gyun Kim และ Jin-Young Choi [17] บทความมุ่งเน้นไปที่การเพิ่มประสิทธิภาพพารามิเตอร์การออกแบบในแบบจำลองการบำรุงรักษาเชิงคาดการณ์ตามหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว (LSTM) สำหรับเครื่องจักร แนะนำวิธีการลดคุณสมบัติตามการวิเคราะห์สหสัมพันธ์และการเปรียบเทียบคุณสมบัติที่ละขั้นตอนเพื่อกำหนดตัวบ่งชี้สุขภาพที่มีประสิทธิภาพและมีประสิทธิภาพ (HI) การเพิ่มประสิทธิภาพของไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่กำหนดโครงสร้างของ LSTM ดำเนินการโดยใช้

อัลกอริทึมทางพันธุกรรม (GA) และตรวจสอบประสิทธิภาพของวิธีการที่แนะนำผ่านการทดลองเชิงตัวเลขโดยใช้ชุดข้อมูลจากเครื่องจักร เช่น ชุดข้อมูลแบร์ริง IMS

HAO ZHANG [18] เสนอกรอบการทำนายแบบใหม่สำหรับ RUL โดยอาศัยการเรียนรู้เชิงลึก โดยรวมเครือข่ายประสาทคอนโวลิวชันแบบมิติและเครือข่าย LSTM กับกลไกการสนใจ กลไกการให้ความสนใจในเครือข่ายประสาทช่วยจัดสรรทรัพยากรการประมวลผลให้กับงานที่สำคัญมากขึ้นและแก้ปัญหาการโอเวอร์ฟิตข้อมูล ปรับปรุงประสิทธิภาพและความแม่นยำของโมเดล วิธีการที่เสนอสำหรับการประมาณการ RUL มีประสิทธิภาพและความแม่นยำในการทำนายสูงกว่าเมื่อเทียบกับอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องแบบดั้งเดิม และตรวจสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองที่เสนอผ่านการทดลองบนชุดข้อมูลแบร์ริงและอภิปรายข้อดีและข้อเสียของโมเดลต่าง ๆ

Kwangsuk Lee [19] เสนอรูปแบบการตรวจจับความผิดปกติหลายชั้นโดยใช้เครือข่าย LSTM แบบสองทิศทางแบบซ้อนกัน (SCB-LSTM) สำหรับการตรวจจับความผิดปกติของแบร์ริงในการวินิจฉัยเครื่องจักรแบบหมุน แบบจำลองนี้รวมเครือข่ายประสาทแบบคอนโวลิวชัน (CNN) สำหรับการดึงคุณสมบัติ เครือข่ายประสาทซ้ำ LSTM แบบสองทิศทางและทิศทางเดียว (RNN) สำหรับการเรียนรู้คุณลักษณะ และชั้นการถดถอยสำหรับการทำนายความผิดปกติ ผลการทดลองแสดงให้เห็นถึงความแม่นยำและประสิทธิภาพที่ดีขึ้นของโมเดลที่เสนอเมื่อเทียบกับอัลกอริทึมที่ล้ำสมัยอื่น ๆ เช่น Uni-LSTM หรือ Bi-LSTM ธรรมดา เครือข่าย LSTM เรียนรู้ข้อมูลลำดับตามอนุกรมเวลาอย่างมีประสิทธิภาพจากเซ็นเซอร์การสั่นสะเทือน ทำให้สามารถทำนายความผิดปกติได้อย่างแม่นยำ เป็นงานวิจัยที่มุ่งเน้นไปที่การเปรียบเทียบสถาปัตยกรรมการเรียนรู้เชิงลึกและประสิทธิภาพในการทำนายความผิดปกติในเครื่องจักรหมุนตามสัญญาณการสั่นสะเทือน

Jae Seok Do [20] บทความวิจัยมุ่งเน้นไปที่การใช้เทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลขั้นสูงและเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง โดยเฉพาะแบบจำลอง LSTM-Autoencoder สำหรับการตรวจจับความผิดปกติของการสั่นสะเทือนในระบบจัดเก็บและการดึงข้อมูลเครื่องจักรหมุนแนวตั้ง (VCSRS) ในบริบทของ Industry 5.0 การรวมกันของแบบจำลองสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ Fisher Information Matrix (FIM) และวิธีการอิสระที่มีประสิทธิภาพ (EFI) ใช้เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพตำแหน่งเซ็นเซอร์เพื่อการตรวจจับความผิดปกติที่ถูกต้องใน VCSRS ใช้โมเดล LSTM-Autoencoder ช่วยเพิ่มความแม่นยำในการตรวจจับความผิดปกติโดยการตรวจจับรูปแบบและแนวโน้มในข้อมูลการสั่นสะเทือนที่อาจไม่ชัดเจนโดยใช้วิธีการแบบดั้งเดิม การวิจัยบรรลุอัตราความแม่นยำ 97.70% ในการตรวจจับความผิดปกติในระบบหมุนแนวตั้ง และใช้การวิเคราะห์ความถี่เช่นเทคนิคการแปลงฟูเรียร์เร็ว (FFT) ใช้เพื่อสำรวจความถี่ที่เกี่ยวข้องของส่วนประกอบในเครื่องจักรหมุน

ตาราง 3 ทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง

ผู้แต่ง	วัตถุประสงค์	ขอบเขต	วิธีการวิจัย	ผลการวิจัย
Wonho Jung [12]	เพื่อให้ชุดข้อมูลสำหรับการวิจัยการวิจัยความผิดพลาดของเครื่องจักรหมุนที่เรียนรู้อย่างลึกซึ้ง โดยมุ่งเน้นไปที่การวิจัยความผิดพลาดของตลับลูกปืนภายใต้สภาวะความเร็วที่แตกต่างกัน ชุดข้อมูลประกอบด้วย การสั่นสะเทือนและข้อมูลกระแสการขับเคลื่อนตามความรู้ด้านวิศวกรรม เครื่องมือ ISO และมาตรฐานสากลของ ISO	1. ศึกษาความผิดปกติเฉพาะ 3 รูปแบบเท่านั้น คือ ความผิดปกติของตลับลูกปืน การวางแนวเพลาไม่ตรง และโรเตอร์ไม่สมดุล 2. ใช้มาตรฐาน ISO ในการวัดสภาพเครื่องจักร	1. วิจัยถึงความผิดพลาดในเครื่องจักรหมุน โดยเฉพาะการวิจัยความผิดพลาดของแบบจำลองภายในได้สภาวะความเร็วที่แตกต่างกัน 2. จำลองความผิดพลาดแบบเร่งความผิดพลาดความไม่สมดุลและความผิดพลาดในการจัดตำแหน่งเพื่อให้ได้ข้อมูลสำหรับการฝึกอบรมขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ลึก	1. การสั่นสะเทือนที่ผิดพลาดและข้อมูลกระแสภายในได้สภาวะความเร็วที่แตกต่างกัน (680 RPM ถึง 2460 RPM) รวมอยู่ในชุดข้อมูล 2. สามารถใช้เพื่อพัฒนารีการวิจัยความผิดพลาดตามการเรียนรู้สำหรับสภาวะความเร็วที่แตกต่างกันซึ่งมีความเกี่ยวข้องโดยเฉพาะอย่างยิ่งสำหรับการใช้งาน เช่น กังหันลมที่ความเร็วแบบเร่งมีความผันผวนเนื่องจากความผันผวนของโหลด

ตาราง 3 ทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ผู้แต่ง	วัตถุประสงค์	ขอบเขต	วิธีการวิจัย	ผลการวิจัย
O. S. Abd El-Kawi [14]	1. เพื่อประเมินสภาพของเครื่องจักรโดยการวิเคราะห์ค่า root mean square (RMS) ของกรณีศึกษา 2. เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่น่าพอใจตามมาตรฐาน ISO 10816-1 ระดับที่ 1 ซึ่งกำหนดระดับการสั่นสะเทือนที่ยอมรับได้สำหรับเครื่องจักรประเภทต่าง ๆ	1. การวิจัยมุ่งเน้นไปที่การบำรุงรักษาเชิงคาดการณ์ของเครื่องหมุนโดยใช้แพลตฟอร์ม Arduino 2. ขอบเขตของการวิจัยรวมถึงชิ้นส่วนต่าง ๆ ของเครื่องยนต์และเครื่องจักรที่เชื่อมต่ออย่างแน่นหนากับเครื่องจักรที่สมบูรณ์ในสภาพการทำงานปกติตกอยู่ภายใต้การจำแนกประเภท Class	1. ใช้แพลตฟอร์ม Arduino และเซ็นเซอร์ในการเก็บรวบรวมข้อมูลการสั่นสะเทือนจากเครื่องหมุน 2. รับข้อมูลผ่านซอฟต์แวร์ Arduino และเก็บรวบรวมโดยใช้ Excel แสดงเป็นกราฟโดยใช้ซอฟต์แวร์ Grapher 3. วัดความแรงการสั่นสะเทือนและประสิทธิภาพเป็นความเร็วและระยะทางเมื่อเวลาผ่านไป ค่าเฉลี่ยรากสแควร์ (RMS) ของความเร็วจะถูกกำหนดโดยใช้ค่าสัมพัทธ์ที่เฉพาะเจาะจง	1. ค่า root mean square (RMS) ของกรณีศึกษาในงานวิจัยแตกต่างกันไปจาก 0.4597 ถึง 0.74355 2. ค่า RMS เหล่านี้อยู่ในภูมิภาคที่ดีและเป็นที่น่าพอใจสำหรับเครื่องคลาส 1 ตามมาตรฐาน ISO 10816-1

ตาราง 3 ทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ผู้แต่ง	วัตถุประสงค์	ขอบเขต	วิธีการวิจัย	ผลการวิจัย
DONG WANG [15]	1. การทำนายชีวิตที่เหลืออยู่ (RUL) ของระบบวิศวกรรมและส่วนประกอบที่สำคัญตามข้อสังเกตของตัววัดสุขภาพ 2. เพื่อทบทวนตัววัดด้านแปรปรวนและการสั่นสะเทือนซึ่งสร้างขึ้นจากการประมวลผลสัญญาณเชิงกล การสร้างแบบจำลองและการเรียนรู้ของเครื่อง	1. ประเมินสถานะสุขภาพของระบบวิศวกรรมและส่วนประกอบที่สำคัญเฉพาะแปรปรวนและเกียร์ 2. ปังชี้ด้านสุขภาพกลับลูกปืนและเฟืองต่อข้อมูลจำลอง ขณะวิ่งสู่ความล้มเหลวในการทดลอง	1. ตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณและตัวชี้วัดสุขภาพเกียร์ที่สร้างขึ้นจากการประมวลผลสัญญาณเชิงกล การสร้างแบบจำลองและการเรียนรู้ของเครื่อง 2. สร้างและประยุกต์ใช้ในการทำนายอายุการใช้งานที่เหลืออยู่ (RUL) ของตลับลูกปืนและเกียร์ 3. จำลองและทดลองการเข้าสู่ความล้มเหลวซึ่งช่วยในการตรวจจับความผิดปกติในช่วงต้นและการประเมินสภาพ	1. สามารถตรวจจับความผิดปกติและประเมินสภาพได้ตั้งแต่เนิ่น ๆ 2. การวิเคราะห์ cyclostationary, การสลายตัวของโหมดเชิงประจักษ์, การกรองคลื่นมอร์เลต, ความซับซ้อนของ Lempel-Ziv, สเปกตรัมเอนโทรปี, และ kurtosis ถูกนำมาใช้ในการสร้างตัววัดสุขภาพแปรปรวน

ตาราง 3 ทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ผู้แต่ง	วัตถุประสงค์	ขอบเขต	วิธีการวิจัย	ผลการวิจัย
นายเกียรติคุณ พลแสน [7]	1. เพื่อนำอุปกรณ์ Internet of Things ไปประยุกต์ใช้ Internet of Things และโปรแกรมจำลอง Flexsim® มาใช้ใน การ ตรวจสอบเครื่องจักรไฟฟ้าแบบเรียลไทม์เพื่อการวางแผนการบำรุงรักษาเชิงพยากรณ์ 2. เปรียบเทียบการคาดการณ์ แนวโน้มการสันสเทเทือนกับมาตรฐานการสันสเทเทือน ISO 10816-3 เพื่อวิเคราะห์ผลการทดลอง	1. การทดลองแบ่งการทดลองออกเป็น 5 กรณี โดยมีค่าที่เก็บรวบรวมได้ในแต่ละกรณี 400 ค่า เพื่อวัดค่าการสันสเทเทือนและทำนายแนวโน้ม 2. เปรียบเทียบการคาดการณ์แนวโน้มการสันสเทเทือนกับมาตรฐานการสันสเทเทือน ISO 10816-3 เพื่อประเมินความแม่นยำของการคาดการณ์	1. ใช้อุปกรณ์ Internet of Things (IoT) และโปรแกรมจำลอง Flexsim® สำหรับการตรวจสอบเครื่องจักรไฟฟ้าแบบเรียลไทม์ 2. นำเข้าข้อมูลจากระบบฐานข้อมูล MySQL ที่รวบรวมค่าการสันสเทเทือนจากโปรแกรม IoT 3. การทดลองแบ่งการทดลองออกเป็น 5 กรณี เพื่อวัดค่าการสันสเทเทือนและทำนายแนวโน้ม	วิธีกำลังสอยน้อยที่สุดแสดงถึงความแม่นยำในการคาดการณ์ที่ดีกว่าวิธีกึ่งเฉลี่ย โดยมีเวลาคาดการณ์น้อยที่สุดคือ 4,168 ชั่วโมงในกรณีที่ 5

ตาราง 3 ทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ผู้แต่ง	วัตถุประสงค์	ขอบเขต	วิธีการวิจัย	ผลการวิจัย
Zhe Li [16]	ตรวจสอบประสิทธิภาพและความเสถียรของแนวทางที่เสนอผ่านการทดลองสำหรับการตรวจจับความผิดปกติในเครื่องจักรหมุนโดยใช้การสลายตัวของแพ็คเกจเวฟเลต (WPD) และแบบจำลองที่ซับซ้อนด้วยข้อมูล	1. การตรวจจับความผิดปกติในอุปกรณ์กลโดยใช้ตัวเข้ารหัสอัตโนมัติแบบซ้อนกัน (SAE) 2. การทดลองที่ดำเนินการกับเครื่องจักรหมุนโดยใช้การสลายตัวของแพ็คเกจเวฟเลต (WPD)	1. การแสดงลำดับคุณสมบัติหลายแบบตาม SAE 2. การระบุความผิดปกติตาม LSTM 3. ตรวจสอบความถูกต้องข้ามห้าเท่ากันมาใช้เพื่อตรวจสอบประสิทธิภาพและความเสถียรของวิธีการที่เสนอ	ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าวิธีการที่เสนอสามารถตรวจจับสภาพการทำงานที่ผิดปกติด้วยความแม่นยำ 99% ในสภาพแวดล้อมการเรียนรู้ที่ไม่ได้รับการดูแลอย่างสมบูรณ์

ตาราง 3 ทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ผู้แต่ง	วัตถุประสงค์	ขอบเขต	วิธีการวิจัย	ผลการวิจัย
Do-Gyun Kim และ Jin-Young Choi [17]	ตรวจสอบประสิทธิภาพของวิธีการที่แนะนำผ่านการทดลองเชิงตัวเลขโดยใช้ชุดข้อมูลจากเครื่องจักรเช่นชุดข้อมูลแบบเรียง IMS	1. การเพิ่มประสิทธิภาพของการออกแบบในพารามิเตอร์การบำรุงรักษาเชิงแบบจำลองการ LSTM สำหรับการคาดการณ์ LSTM สำหรับเครื่องจักร 2. การเพิ่มประสิทธิภาพของไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่กำหนดโครงสร้างของ LSTM ดำเนินการโดยใช้อัลกอริทึมทางพันธุกรรม (GA) 3. ทดลองเชิงตัวเลขโดยใช้ชุดข้อมูลจากเครื่องจักร เช่น ชุดข้อมูลแบบเรียง IMS	ใช้วิธีการแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ (AI) สำหรับการบำรุงรักษาเชิงคาดการณ์โดยเฉพาะอย่างยิ่งมุ่งเน้นไปที่การเพิ่มประสิทธิภาพพารามิเตอร์การออกแบบในแบบจำลองหน่วยความจำระยะสั้นระยะยาว (LSTM)	แนวทางการเพิ่มประสิทธิภาพพารามิเตอร์การออกแบบในแบบจำลองการบำรุงรักษาเชิงคาดการณ์ตาม LSTM สำหรับเครื่องจักร

ตาราง 3 ทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ผู้แต่ง	วัตถุประสงค์	ขอบเขต	วิธีการวิจัย	ผลการวิจัย
HAO ZHANG [18]	เพื่อทำนาย RUL ของเครื่องหมั่นได้ อย่างแม่นยำโดยการแยกคุณสมบัติ ชั่วคราวที่มีประโยชน์และ เยอร์โดยใช้ LSTM หลายชั้นและ แก้ปัญหาการสูญเสียข้อมูลในการส่ง สัญญาณระยะไกลผ่านกลไกการสนใจ	1.การคาดการณ์อายุการใช้ งานที่เหลือ (RUL) ของ เครื่องหมั่นในระบบ เครื่องกล 2.การทำงานที่เสนอใช้เทคนิค การเรียนรู้เชิงลึก โดยเฉพาะ เครือข่ายประสาทคอนโวลูชันแบบมีมิติและเครือข่าย LSTM พร้อมกลไกการให้ ความสนใจ เพื่อทำนาย RUL อย่างถูกต้อง	1. การวิจัยใช้วิธีการที่ซับซ้อน ด้วยข้อมูลตามข้อผิดพลาดในอดีต เพื่อสำรวจความสัมพันธ์ที่อาจ เกิดขึ้นระหว่างข้อมูลเซ็นเซอร์ ที่ตรวจสอบและค่า RUL 2. โมเดลได้รับการฝึกอบรมโดย ใช้เครื่องมือเพิ่มประสิทธิภาพ Adam ที่มีฟังก์ชันการสูญเสีย ข้อผิดพลาด Root-Mean- Square Error (RMSE)	วิธีการที่เสนอสำหรับการ ประมาณการ RUL แสดงให้ เห็นว่ามีประสิทธิภาพและมี ความแม่นยำในการทำนายสูง กว่าอัลกอริทึมการเรียนรู้ของ เครื่องแบบดั้งเดิม

ตาราง 3 ทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ผู้แต่ง	วัตถุประสงค์	ขอบเขต	วิธีการวิจัย	ผลการวิจัย
Kwangsup Lee [19]	เพื่อเสนอรูปแบบการตรวจวัดความผิดปกติหลายชั้นโดยใช้เครือข่าย LSTM แบบสองทิศทางแบบซ้อนกัน (SCB-LSTM) สำหรับการตรวจวัดความผิดปกติของเครื่องจักรในโรงงาน	มุ่งเน้นไปที่การตรวจวัดความผิดปกติของเครื่องจักรแบบการวินิจฉัยเครื่องจักรแบบหมุนโดยใช้สถาปัตยกรรมการเรียงชั้นเชิงลึก โดยเฉพาะเครือข่าย LSTM แบบสองทิศทางแบบซ้อนกัน (SCB-LSTM)	โมเดล LSTM-Autoencoder (หน่วยความจำระยะสั้นระยะยาว) ใช้สำหรับการฝึกอบรวม และการทดสอบเพื่อเพิ่มความแม่นยำของการระบุการตรวจวัดความผิดปกติ เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องนี้ช่วยให้สามารถตรวจจบบรูปแบบและแนวโน้มในข้อมูล การสันนิษฐานที่อาจไม่ชัดเจนโดยใช้วิธีการแบบดั้งเดิม	การวิจัยรวมแบบจำลองสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์และตัวเข้ารหัส LSTM-Autoencoder เพื่อให้ได้อัตราความแม่นยำ 97.70% ในการตรวจวัดความผิดปกติในระบบหมุนแนวตั้ง

ตาราง 3 ทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ผู้แต่ง	วัตถุประสงค์	ขอบเขต	วิธีการวิจัย	ผลการวิจัย
Jae Seok Do [20]	เพื่อใช้ข้อมูลการสันสะเทือนเพื่อตรวจสอบและตรวจจับความผิดปกติในระบบจัดเก็บและการจัดตั้งข้อมูลเครื่องหมุนแนวตั้ง (VCSRS) ในบริบทของ Industry 5.0	มุ่งเน้นไปที่การใช้เทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลขั้นสูงและเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง โดย เฉพาะ แบบ จำลอง LSTM-Autoencoder สำหรับการตรวจสอบการจับความผิดปกติ เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องนี้ช่วยให้สามารถตรวจจบบรูปแบบและแนวโน้มในข้อมูล การสันสะเทือนที่อาจไม่ชัดเจนโดยวิธีการแบบดั้งเดิม	โมเดล LSTM-Autoencoder (หน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว) ใช้สำหรับการฝึกอบรวมและการทดสอบเพื่อเพิ่มความแม่นยำของการระบุการตรวจจับความผิดปกติ เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องนี้ช่วยให้สามารถตรวจจบบรูปแบบและแนวโน้มในข้อมูล การสันสะเทือนที่อาจไม่ชัดเจนโดยวิธีการแบบดั้งเดิม	โมเดล LSTM-Autoencoder (หน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว) ใช้สำหรับการฝึกอบรวมและการทดสอบเพื่อเพิ่มความแม่นยำของการระบุการตรวจจับความผิดปกติ เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องนี้ช่วยให้สามารถตรวจจบบรูปแบบและแนวโน้มในข้อมูล การสันสะเทือนที่อาจไม่ชัดเจนโดยวิธีการแบบดั้งเดิม

จากการทบทวนวรรณกรรมข้างต้น การสั้นมีการเก็บข้อมูลแบบอนุกรมเวลา ซึ่งเราสามารถนำข้อมูลมาวิเคราะห์โดยหลักการทางสถิติ โดยดูจากข้อมูลที่เปลี่ยนไปตามเวลา นำข้อมูลดังกล่าวมาใช้หลักการทางสถิติวิเคราะห์ หรือนำข้อมูลมาแปลงให้อยู่ในรูปกราฟ เพื่อวิเคราะห์หาความแตกต่างของข้อมูลที่เปลี่ยนแปลงไปตามเวลาได้

การพยากรณ์โดยใช้หลักการทางสถิติ จะมีการใช้ตั้งแต่อย่างง่าย สามารถคำนวณได้เอง ไปจนถึงการใช้งานที่มีความซับซ้อน ไม่สามารถคำนวณด้วยตัวเองได้ ต้องใช้คอมพิวเตอร์ในการคำนวณ โดยเทคนิคการพยากรณ์ที่นิยมใช้กับข้อมูลการสั้น ได้แก่ LSTM (Long Short-Term Memory)

เทคนิคการพยากรณ์ LSTM (Long Short-Term Memory) เป็นรูปแบบหนึ่งของสถาปัตยกรรมของ recurrent neural network (RNN) ที่ได้รับความนิยมอย่างมากในการประยุกต์ใช้ในงานต่าง ๆ โดยเฉพาะในด้านการประมวลผลภาษาธรรมชาติ (NLP) และการวิเคราะห์ชุดข้อมูลแบบลำดับเวลา (time series analysis)

LSTM (Long Short-Term Memory) สามารถใช้ในการวิเคราะห์ความผิดปกติจากข้อมูลการสั้นได้อย่างแม่นยำ และยังสามารถนำข้อมูลดังกล่าวไปพยากรณ์อายุที่เหลืออยู่ของเครื่องจักรได้ สามารถนำมาทำเป็นระบบการเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine Learning) ที่มีประสิทธิภาพ และใช้งานร่วมกับเทคนิคอื่น ๆ ได้อย่างหลากหลาย

ผู้วิจัยจึงเลือกเทคนิคการพยากรณ์ LSTM (Long Short-Term Memory) มาใช้ในงานวิจัย เนื่องจากมีการใช้กันอย่างแพร่หลาย เหมาะสมกับการใช้กับข้อมูลการสั้นที่อยู่ในรูปแบบอนุกรมเวลา และมีประสิทธิภาพในการทำนายที่สูง



บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

ในงานวิจัย เรื่อง การศึกษาเทคนิคการพยากรณ์การสั่นของเครื่องแยกสสาร กรณีศึกษา โรงงานอุตสาหกรรมเครื่องดื่ม มีระเบียบวิธีการดำเนินงานวิจัย ประกอบไปด้วย การเก็บรวบรวมข้อมูล การจัดการข้อมูล การสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ การออกแบบการทดลอง และการตรวจสอบความแม่นยำจากการพยากรณ์

3.1 สํารวจปัญหาและที่มาของปัญหา

เครื่องแยกสสารมักมีปัญหการเกิดความผิดปกติจากการสั่น ทำให้เครื่องแยกสสารตัดการทำงานตัวเองด้วยระบบความปลอดภัย ซึ่งก่อให้เกิดเวลาที่เครื่องจักรหยุดทำงาน หากมีเวลาที่เครื่องจักรหยุดทำงานมาก บ่งบอกถึงประสิทธิภาพของการผลิตที่ลดลง นอกจากนี้ ปัญหาความผิดปกติจากการสั่น เป็นปัญหาที่มีผลกระทบกับเครื่องจักรมาก เพราะการสั่นที่มากเกินไปส่งผลให้เครื่องจักรเกิดการสึกหรอ หรือการชำรุดเสียหายเร็วขึ้น

3.2 ขั้นตอนในการวิจัย

วิธีการดำเนินการ (โดยย่อ)

1. เก็บรวบรวมข้อมูลของเครื่องแยกสสาร
2. ศึกษาพฤติกรรมของการสั่นของเครื่องแยกสสาร
3. จัดเตรียม และกรองข้อมูล
4. พัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์
 - 4.1 เลือกโมเดล คือ LSTM
 - 4.2 ฝึกฝนแบบจำลอง ทดสอบแบบจำลอง และตรวจสอบแบบจำลอง
 - 4.3 ประเมินความแม่นยำของแบบจำลอง
5. พยากรณ์การสั่นของเครื่องแยกสสาร โดยใช้แบบจำลองที่ผ่านการฝึกฝนแล้ว
6. ตรวจสอบความถูกต้องแม่นยำ
7. สรุป และอภิปรายผล

3.3 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

1. ค่าความเร็วรอบการหมุน และค่ากระแสไฟฟ้าของมอเตอร์
2. ติดตามข้อมูล
 - 2.1 WinCC
3. เปลี่ยนแปลงค่าให้อยู่ในรูปแบบที่ต้องการ
 - 3.1 Node-RED
4. ฐานข้อมูล
 - 4.1 MySQL (phpMyAdmin)
5. จัดเตรียม และกรองข้อมูล
 - 5.1 Visual Studio Code
6. แบบจำลองการพยากรณ์
 - 6.1 Long Short-Term Memory (LSTM)
7. พัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ และพยากรณ์การสั่นของเครื่องแยกสสาร
 - 7.1 Google Colab

3.4 การออกแบบการทดลอง

1. การเก็บรวบรวมข้อมูล
 - 1.1 ติดตามข้อมูลด้วย WinCC
 - 1.2 ส่งค่าจาก WinCC ไปยัง Node-RED เพื่อปรับแต่งค่า
 - 1.3 เก็บข้อมูลลงฐานข้อมูล phpMyAdmin
2. การศึกษาพฤติกรรมการณ์การสั่นของเครื่องแยกสสาร (Visual Studio Code)
 - 2.1 นำไฟล์ออกมาจากฐานข้อมูล phpMyAdmin (.csv file)
 - 2.2 ย่อยข้อมูลและแสดงผลเป็นกราฟ เพื่อตรวจสอบช่วงเวลาที่เกิดการสั่น
3. การสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ (Google Colab)
 - 3.1 การกำหนดเงื่อนไขในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์
 - 1) ใช้ชุดข้อมูลปี พ.ศ. 2566
 - 2) สร้างแบบจำลอง 2 แบบจำลอง จาก 2 ค่า คือ ความเร็วรอบการหมุน และ กระแสไฟฟ้าของมอเตอร์
 - 3.2 การแบ่งข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองการพยากรณ์

- 1) แบ่งชุดข้อมูล 10 เดือนแรกสำหรับการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์
- 3.3 การฝึกฝน ทดสอบ และตรวจสอบแบบจำลองการพยากรณ์
4. การพยากรณ์การสิ้นของเครื่องแยกสสาร
 - 4.1 การกำหนดเงื่อนไขในการพยากรณ์การสิ้นของเครื่องแยกสสาร
 - 1) ใช้ข้อมูลเดือน 11 และ 12 ในการพยากรณ์การสิ้น
 - 2) แบ่งข้อมูล เดือน 11 และ 12 ออกเป็น 30 ชุด โดย 1 ชุด คือการเดินเครื่องแยกสสาร 1 รอบ
 - 3) พยากรณ์การสิ้นของเครื่องแยกสสาร เฉพาะช่วงเริ่มเดินเครื่องจักร
 - 4.2 การทดลองพยากรณ์การสิ้นของเครื่องแยกสสาร
 - 1) ใช้ข้อมูลชุดก่อนหน้า เพื่อพยากรณ์ชุดถัดไป
 - 4.3 การตรวจสอบความแม่นยำจากการพยากรณ์
 - 1) ตรวจสอบความแม่นยำจากการหาค่า MAE MSE และ RMSE
5. การสรุป และอภิปรายผล



บทที่ 4

ผลการวิจัยและการอภิปราย

ในงานวิจัยนี้ ได้ทำการออกแบบและปรับปรุงโครงสร้างของ LSTM Machine Learning Model เพื่อให้สามารถพยากรณ์ล่วงหน้าก่อนที่จะเกิดความผิดปกติของเครื่องแยกสสาร คือ การสั่นสะเทือนระยะที่สอง โดยใช้ WinCC ในการรับสัญญาณ ใช้ Node-RED ในการสร้างเงื่อนไขหรือแปลงข้อมูล เพื่อเก็บใน phpMyAdmin และพัฒนาโมเดลการพยากรณ์โดยใช้ Google Colab ใช้ค่าที่มีความเกี่ยวข้อง 2 ค่า มาทำการทำนายการเกิดความผิดปกติจากการสั่น คือ ค่าความเร็วรอบการหมุน และ ค่ากระแสไฟฟ้าของมอเตอร์ ซึ่งค่าทั้งสองจะเป็นค่าที่มีการเปลี่ยนแปลงเมื่อมีความผิดปกติจากการสั่นเกิดขึ้น ผลจากการทดลองแสดงให้เห็นถึงผลการทำนายที่มีประสิทธิภาพแตกต่างกัน โดยสังเกตได้จากค่าความคลาดเคลื่อน ซึ่งผู้วิจัยสนใจเฉพาะค่า RMSE เป็นหลัก

4.1 การศึกษาพฤติกรรมการสั่น

กระบวนการนี้เป็นการศึกษาถึงพฤติกรรมการสั่นของเครื่องแยกสสาร เพื่อกำหนดเงื่อนไขในการพยากรณ์ โดยจะทำการย่อยชุดข้อมูล และนำมาแปลงเป็นกราฟ จากนั้นทำการเปรียบเทียบระหว่างช่วงเวลาของข้อมูลสถานะความผิดปกติแบบข้อความ กับช่วงเวลาของข้อมูลที่เป็นค่าจากเซนเซอร์ เพื่อหาว่าในช่วงเวลาที่เกิดความผิดปกติจากการสั่น มีค่าใดที่มีการเปลี่ยนแปลงสอดคล้องกัน นำความสัมพันธ์ที่ได้มาทำการวิเคราะห์ เพื่อกำหนดขอบเขตในการสร้างแบบจำลอง และการทดลองพยากรณ์การสั่นของเครื่องแยกสสาร

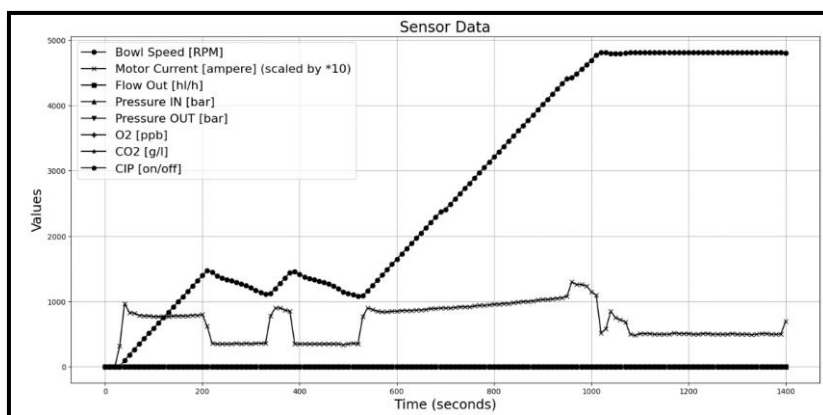
โดยหลักการ คือ นำข้อมูลที่เก็บได้จากเซนเซอร์ของเครื่องจักรมาทำการแยก และแสดงเป็นกราฟ ดังนี้

แยกข้อมูลให้อยู่ในช่วง 1 ปี และแสดงผลเป็นกราฟเพื่อดูแนวโน้ม

แยกข้อมูลให้อยู่ในช่วง 1 เดือน และแสดงผลเป็นกราฟเพื่อดูแนวโน้ม

แยกข้อมูลให้อยู่ในช่วง 1 สัปดาห์ และแสดงผลเป็นกราฟเพื่อดูแนวโน้ม

แยกข้อมูลให้อยู่ในช่วง 1 วัน และแสดงผลเป็นกราฟเพื่อดูแนวโน้ม



ภาพประกอบ 11 พฤติกรรมการสั่นของเครื่องแยกสสาร

จากภาพประกอบ 11 การศึกษาพฤติกรรมการสั่นของเครื่องแยกสสาร สามารถบอกได้ถึงข้อสรุป ดังนี้

ความผิดปกติจากการสั่น เกิดขึ้นเฉพาะช่วงแรกของการเดินเครื่องจักรเท่านั้น เมื่อเครื่องจักรทำรอบได้เสถียรจะไม่เกิดความผิดปกติจากการสั่นนี้

สามารถสังเกตความผิดปกติจากการสั่นได้จากข้อมูลเซนเซอร์ 2 ค่าได้แก่ ค่าความเร็วรอบการหมุน และค่ากระแสไฟฟ้าของมอเตอร์ โดยเมื่อเกิดความผิดปกติจากการสั่น ค่าทั้ง 2 จะปรับตัวลดลง

จากการศึกษาพฤติกรรมการสั่นของเครื่องแยกสสาร และเห็นถึงพฤติกรรมดังกล่าวอย่างชัดเจน ดังนั้นผู้วิจัยจะใช้ข้อมูล 2 ค่า ได้แก่ ค่าความเร็วรอบการหมุน และค่ากระแสไฟฟ้าของมอเตอร์ ในการพยากรณ์ความผิดปกติจากการสั่น โดยจะพยากรณ์เฉพาะช่วงเริ่มเดินเครื่องจักรเท่านั้น

4.2 การสร้างแบบจำลองการพยากรณ์

กระบวนการนี้เป็นการนำพฤติกรรมการสั่นมาทำการกำหนดเงื่อนไข เพื่อทำการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ โดยจะทำการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์โดยใช้ข้อมูล ปี พ.ศ. 2566 มาทำการจัดเตรียม และกรองข้อมูล จากนั้นทำการฝึกฝนแบบจำลอง ทดสอบแบบจำลอง และตรวจสอบแบบจำลอง

```

1 DateTime,Status,BowlSpeed,MotorCurrent,FlowOut,PressureIN,PressureOUT,Turbidity,O2,CO2,CIP
2 2023-01-01 00:00:00,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.0,-2.4,0
3 2023-01-01 00:00:10,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.0,-2.4,0
4 2023-01-01 00:00:20,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.0,-2.4,0
5 2023-01-01 00:00:30,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.0,-2.4,0
6 2023-01-01 00:00:40,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.0,-2.4,0
7 2023-01-01 00:00:50,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.0,-2.4,0
8 2023-01-01 00:00:59,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.0,-2.4,0
9 2023-01-01 00:01:10,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.0,-2.4,0
10 2023-01-01 00:01:20,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.0,-2.4,0
11 2023-01-01 00:01:30,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.0,-2.4,0
12 2023-01-01 00:01:40,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.0,-2.4,0
13 2023-01-01 00:01:50,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.0,-2.4,0
14 2023-01-01 00:02:00,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.0,-2.4,0
15 2023-01-01 00:02:09,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.0,-2.4,0
16 2023-01-01 00:02:20,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.0,-2.4,0
17 2023-01-01 00:02:30,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.0,-2.4,0
18 2023-01-01 00:02:40,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.0,-2.4,0
19 2023-01-01 00:02:50,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.0,-2.4,0
20 2023-01-01 00:02:59,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.0,-2.4,0
21 2023-01-01 00:03:10,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.0,-2.4,0
22 2023-01-01 00:03:20,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.001,-2.4,0
23 2023-01-01 00:03:30,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.0,-2.4,0
24 2023-01-01 00:03:39,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.0,-2.4,0
25 2023-01-01 00:03:50,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.0,-2.4,0
26 2023-01-01 00:03:59,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.0,-2.4,0
27 2023-01-01 00:04:09,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.001,-2.4,0
28 2023-01-01 00:04:20,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.0,-2.4,0
29 2023-01-01 00:04:30,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.0,-2.4,0
30 2023-01-01 00:04:39,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.0,-2.4,0
31 2023-01-01 00:04:49,0,0,0,0,-0.13,-0.07,0.289352,1.001,-2.4,0

```

ภาพประกอบ 12 ข้อมูลที่เก็บได้จากเครื่องจักร

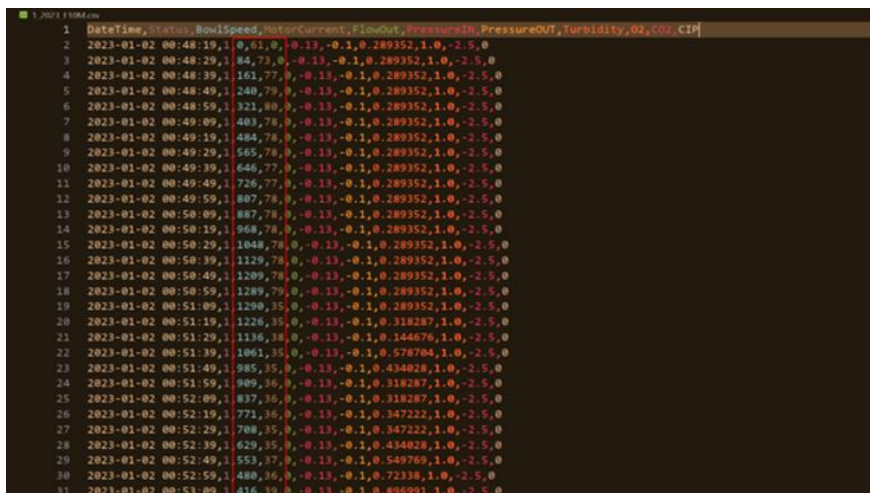
จากภาพประกอบ 12 ข้อมูลที่ได้จากเครื่องจักรเป็นข้อมูลดิบที่ยังไม่มีการกรอง ต้องนำข้อมูลมาวิเคราะห์ และกรองทำความสะอาดก่อนที่จะนำมาใช้ในการฝึกฝนแบบจำลอง

```

1 DateTime,Status,BowlSpeed,MotorCurrent,FlowOut,PressureIN,PressureOUT,Turbidity,O2,CO2,CIP
2 2023-01-02 00:48:19,1,0.61,0,-0.13,-0.1,0.289352,1.0,-2.5,0
3 2023-01-02 00:48:29,1,84.73,0,-0.13,-0.1,0.289352,1.0,-2.5,0
4 2023-01-02 00:48:39,1,161.77,0,-0.13,-0.1,0.289352,1.0,-2.5,0
5 2023-01-02 00:48:49,1,240.79,0,-0.13,-0.1,0.289352,1.0,-2.5,0
6 2023-01-02 00:48:59,1,321.80,0,-0.13,-0.1,0.289352,1.0,-2.5,0
7 2023-01-02 00:49:09,1,403.78,0,-0.13,-0.1,0.289352,1.0,-2.5,0
8 2023-01-02 00:49:19,1,484.78,0,-0.13,-0.1,0.289352,1.0,-2.5,0
9 2023-01-02 00:49:29,1,565.78,0,-0.13,-0.1,0.289352,1.0,-2.5,0
10 2023-01-02 00:49:39,1,646.77,0,-0.13,-0.1,0.289352,1.0,-2.5,0
11 2023-01-02 00:49:49,1,726.77,0,-0.13,-0.1,0.289352,1.0,-2.5,0
12 2023-01-02 00:49:59,1,807.78,0,-0.13,-0.1,0.289352,1.0,-2.5,0
13 2023-01-02 00:50:09,1,887.78,0,-0.13,-0.1,0.289352,1.0,-2.5,0
14 2023-01-02 00:50:19,1,968.78,0,-0.13,-0.1,0.289352,1.0,-2.5,0
15 2023-01-02 00:50:29,1,1048.78,0,-0.13,-0.1,0.289352,1.0,-2.5,0
16 2023-01-02 00:50:39,1,1129.78,0,-0.13,-0.1,0.289352,1.0,-2.5,0
17 2023-01-02 00:50:49,1,1209.78,0,-0.13,-0.1,0.289352,1.0,-2.5,0
18 2023-01-02 00:50:59,1,1289.79,0,-0.13,-0.1,0.289352,1.0,-2.5,0
19 2023-01-02 00:51:09,1,1290.35,0,-0.13,-0.1,0.289352,1.0,-2.5,0
20 2023-01-02 00:51:19,1,1226.35,0,-0.13,-0.1,0.318287,1.0,-2.5,0
21 2023-01-02 00:51:29,1,1136.38,0,-0.13,-0.1,0.144676,1.0,-2.5,0
22 2023-01-02 00:51:39,1,1061.35,0,-0.13,-0.1,0.578704,1.0,-2.5,0
23 2023-01-02 00:51:49,1,985.35,0,-0.13,-0.1,0.434028,1.0,-2.5,0
24 2023-01-02 00:51:59,1,909.36,0,-0.13,-0.1,0.318287,1.0,-2.5,0
25 2023-01-02 00:52:09,1,837.36,0,-0.13,-0.1,0.318287,1.0,-2.5,0
26 2023-01-02 00:52:19,1,771.36,0,-0.13,-0.1,0.347222,1.0,-2.5,0
27 2023-01-02 00:52:29,1,708.35,0,-0.13,-0.1,0.347222,1.0,-2.5,0
28 2023-01-02 00:52:39,1,629.35,0,-0.13,-0.1,0.434028,1.0,-2.5,0
29 2023-01-02 00:52:49,1,553.37,0,-0.13,-0.1,0.549769,1.0,-2.5,0
30 2023-01-02 00:52:59,1,480.36,0,-0.13,-0.1,0.72338,1.0,-2.5,0
31 2023-01-02 00:53:09,1,416.36,0,-0.13,-0.1,0.896991,1.0,-2.5,0

```

ภาพประกอบ 13 กรองข้อมูลเฉพาะตอนเดินเครื่อง



1	DateTime	Status	BowlSpeed	MotorCurrent	FlowOut	PressureIN	PressureOUT	Turbidity	O2	CO2	CIP
2	2023-01-02 00:48:19,1	0	61,0	-0.13	-0.1,0.289352,1.0	-2.5,0					
3	2023-01-02 00:48:29,1	84,73	0	-0.13	-0.1,0.289352,1.0	-2.5,0					
4	2023-01-02 00:48:39,1	161,77	0	-0.13	-0.1,0.289352,1.0	-2.5,0					
5	2023-01-02 00:48:49,1	240,79	0	-0.13	-0.1,0.289352,1.0	-2.5,0					
6	2023-01-02 00:48:59,1	322,80	0	-0.13	-0.1,0.289352,1.0	-2.5,0					
7	2023-01-02 00:49:09,1	403,78	0	-0.13	-0.1,0.289352,1.0	-2.5,0					
8	2023-01-02 00:49:19,1	484,78	0	-0.13	-0.1,0.289352,1.0	-2.5,0					
9	2023-01-02 00:49:29,1	565,78	0	-0.13	-0.1,0.289352,1.0	-2.5,0					
10	2023-01-02 00:49:39,1	646,77	0	-0.13	-0.1,0.289352,1.0	-2.5,0					
11	2023-01-02 00:49:49,1	726,77	0	-0.13	-0.1,0.289352,1.0	-2.5,0					
12	2023-01-02 00:49:59,1	807,78	0	-0.13	-0.1,0.289352,1.0	-2.5,0					
13	2023-01-02 00:50:09,1	887,78	0	-0.13	-0.1,0.289352,1.0	-2.5,0					
14	2023-01-02 00:50:19,1	968,78	0	-0.13	-0.1,0.289352,1.0	-2.5,0					
15	2023-01-02 00:50:29,1	1048,78	0	-0.13	-0.1,0.289352,1.0	-2.5,0					
16	2023-01-02 00:50:39,1	1129,78	0	-0.13	-0.1,0.289352,1.0	-2.5,0					
17	2023-01-02 00:50:49,1	1209,78	0	-0.13	-0.1,0.289352,1.0	-2.5,0					
18	2023-01-02 00:50:59,1	1289,79	0	-0.13	-0.1,0.289352,1.0	-2.5,0					
19	2023-01-02 00:51:09,1	1290,35	0	-0.13	-0.1,0.289352,1.0	-2.5,0					
20	2023-01-02 00:51:19,1	1226,35	0	-0.13	-0.1,0.318287,1.0	-2.5,0					
21	2023-01-02 00:51:29,1	1136,38	0	-0.13	-0.1,0.144676,1.0	-2.5,0					
22	2023-01-02 00:51:39,1	1061,35	0	-0.13	-0.1,0.578704,1.0	-2.5,0					
23	2023-01-02 00:51:49,1	985,35	0	-0.13	-0.1,0.434028,1.0	-2.5,0					
24	2023-01-02 00:51:59,1	909,36	0	-0.13	-0.1,0.318287,1.0	-2.5,0					
25	2023-01-02 00:52:09,1	837,36	0	-0.13	-0.1,0.318287,1.0	-2.5,0					
26	2023-01-02 00:52:19,1	771,36	0	-0.13	-0.1,0.347222,1.0	-2.5,0					
27	2023-01-02 00:52:29,1	708,35	0	-0.13	-0.1,0.347222,1.0	-2.5,0					
28	2023-01-02 00:52:39,1	629,35	0	-0.13	-0.1,0.434028,1.0	-2.5,0					
29	2023-01-02 00:52:49,1	553,37	0	-0.13	-0.1,0.549769,1.0	-2.5,0					
30	2023-01-02 00:52:59,1	480,36	0	-0.13	-0.1,0.72338,1.0	-2.5,0					
31	2023-01-02 00:53:09,1	416,39	0	-0.13	-0.1,0.896991,1.0	-2.5,0					

ภาพประกอบ 14 ค่าที่นำมาใช้ในการทดลอง

จากภาพประกอบ 13 และ 14 ข้อมูลที่ผ่านการกรองตามเงื่อนไขที่ต้องการ ช่วยลดจำนวนข้อมูลที่ไม่จำเป็นออกจากกระบวนการ และทำให้ข้อมูลที่น่าไปใช้ฝึกฝนแบบจำลองมีประสิทธิภาพมากขึ้น โดยการกรองข้อมูล ประกอบไปด้วย 3 ขั้นตอน ได้แก่

ใช้ข้อมูลปี พ.ศ. 2566 เท่านั้น

ใช้ข้อมูล ความเร็วรอบการหมุน และกระแสไฟฟ้าของมอเตอร์เท่านั้น

ใช้ข้อมูลตอนเปิดเครื่องจักรเท่านั้น

Train 70%
Month 1-7
Rows 1-1700000

Test 15%
Month 8-9
Rows 1700000-2100000

Validation 15%
Month 9-10
Rows 2100000-2500000

ภาพประกอบ 15 การแบ่งข้อมูลเพื่อใช้ในการทำ Machine Learning

จากภาพประกอบ 15 การทดลองใช้ข้อมูล ปี พ.ศ. 2566 ในการฝึกฝนโมเดล โดยแบ่งออกเป็น 3 ส่วน คือ ฝึกฝนแบบจำลอง ทดสอบแบบจำลอง และตรวจสอบแบบจำลอง ใช้ข้อมูล 10 เดือนแรก (มกราคม - กรกฎาคม) ในกระบวนการฝึกฝน ใช้ข้อมูล 2 เดือนสุดท้าย (พฤศจิกายน - ธันวาคม) ในการทดสอบการพยากรณ์การขึ้นตามเงื่อนไขที่ต้องการ จากนั้นหาค่าความคลาดเคลื่อนเพื่อตรวจสอบความแม่นยำจากการพยากรณ์

ข้อมูล 2 เดือนสุดท้าย จะแบ่งออกเป็น 30 ชุด โดยที่ 1 ชุด หมายถึงการเปิดเครื่องจักรทำงาน 1 รอบการทำงาน แล้วนำข้อมูลแต่ละชุดมาทำนายความผิดปกติจากการสั่น ที่อาจจะเกิดขึ้นในช่วงเริ่มต้นเปิดเครื่องจักรในรอบถัดไป

4.3 การทดลองพยากรณ์ด้วยค่าความเร็วรอบการหมุน

ตาราง 4 ค่าความคลาดเคลื่อนจากการทดลองด้วยค่าความเร็วรอบการหมุน

Set	MAE	MSE	RMSE
1	2155.54	7378973.76	2714.43
2	1336.17	2815410.56	1677.92
3	1332.71	2864345.62	1692.44
4	803.45	1130527.99	1063.26
5	1494.75	3939222.75	1984.75
6	654.17	588195.26	766.94
7	425.09	356552.96	597.12
8	2679.27	10349237.35	3217.02
9	193.00	64447.37	253.86
10	842.08	1056348.36	1027.79
11	810.12	971704.17	985.75
12	393.59	261656.48	511.52
13	214.54	79929.19	282.72
14	156.09	50021.62	223.65
15	412.53	266919.36	516.64
16	184.81	58349.29	241.56

ตาราง 4 ค่าความคลาดเคลื่อนจากการทดลองด้วยค่าความเร็วรอบการหมุน (ต่อ)

Set	MAE	MSE	RMSE
17	169.26	47890.09	218.84
18	181.67	55215.64	234.98
19	318.80	175899.21	419.40
20	551.14	533948.40	730.72
21	194.65	66279.14	257.45
22	158.53	40744.04	206.85
23	163.62	43776.40	209.23
24	219.31	83030.98	288.15
25	159.29	41303.88	203.23
26	196.09	66487.34	257.85
27	149.54	38118.19	205.24
28	184.91	58170.08	241.18
29	166.71	46090.72	214.69
30	201.46	70814.95	266.11

จากตาราง 4 การพยากรณ์ที่แม่นยำที่สุด มีค่า RMSE = 203.23 และการพยากรณ์ที่แม่นยำน้อยที่สุด มีค่า RMSE = 3217.02 ค่าการพยากรณ์ที่ยอมรับได้จากการพยากรณ์ความเร็วรอบการหมุน คือ RMSE น้อยกว่า 400 อ้างอิงจากผลโดยเฉลี่ยของกราฟการแสดงผลการพยากรณ์

4.4 การทดลองพยากรณ์ด้วยค่ากระแสไฟฟ้าของมอเตอร์

ตาราง 5 ค่าความคลาดเคลื่อนจากการทดลองด้วยค่ากระแสไฟฟ้าของมอเตอร์

Set	MAE	MSE	RMSE
1	42.42	2399.12	48.98
2	29.67	1606.88	40.08
3	31.12	1755.36	41.90
4	36.66	2016.41	44.90

ตาราง 5 ค่าความคลาดเคลื่อนจากการทดลองด้วยค่ากระแสไฟฟ้าของมอเตอร์ (ต่อ)

Set	MAE	MSE	RMSE
5	41.88	2510.91	50.11
6	35.35	1947.31	44.13
7	22.37	1042.45	32.29
8	34.11	1779.87	42.19
9	8.85	292.61	17.11
10	28.88	1620.43	40.25
11	23.80	1294.61	35.98
12	12.13	431.66	20.78
13	9.33	290.65	17.05
14	19.66	926.05	30.43
15	24.20	1080.30	32.87
16	8.43	252.99	15.91
17	7.83	227.72	15.09
18	8.98	250.05	15.81
19	9.17	367.86	19.18
20	24.88	1148.84	33.89
21	14.32	478.63	21.88
22	14.88	486.74	22.06
23	12.75	408.29	20.21
24	9.14	276.10	16.61
25	6.58	195.00	13.96
26	9.06	315.97	17.77
27	7.58	189.74	13.77
28	7.90	170.75	13.07
29	7.57	249.56	15.80
30	8.52	281.84	16.79

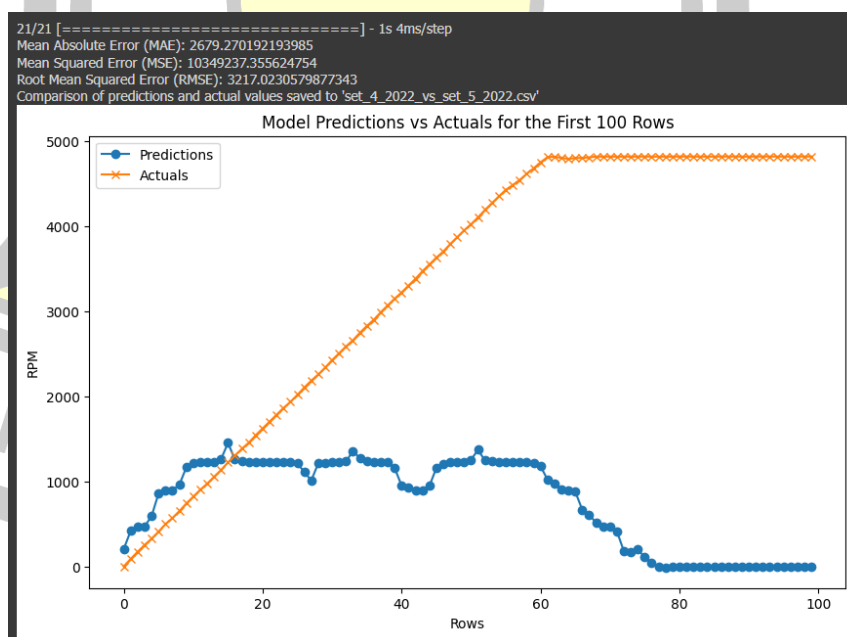
จากตาราง 5 การพยากรณ์ที่แม่นยำที่สุด มีค่า $RMSE = 13.07$ และการพยากรณ์ที่แม่นยำน้อยที่สุด มีค่า $RMSE = 50.11$ ค่าการพยากรณ์ที่ยอมรับได้จากการพยากรณ์ความเร็วรอบหมุน คือ $RMSE$ น้อยกว่า 35 อ้างอิงจากผลโดยเฉลี่ยของกราฟการแสดงผลการพยากรณ์

จากตาราง 4 และ 5 สังเกตได้ว่า ค่า $RMSE$ อยู่ในช่วงที่ต่างกัน $RMSE$ ของการพยากรณ์ด้วยค่าความเร็วรอบจะสูงกว่า $RMSE$ ของการพยากรณ์ด้วยค่ากระแสไฟฟ้าของมอเตอร์ เนื่องจากขนาดของค่าทั้งสองค่าอยู่คนละช่วงกัน แต่สามารถหาค่าที่ยอมรับได้จากการสังเกตกราฟแสดงการพยากรณ์เปรียบเทียบกับค่าจริง

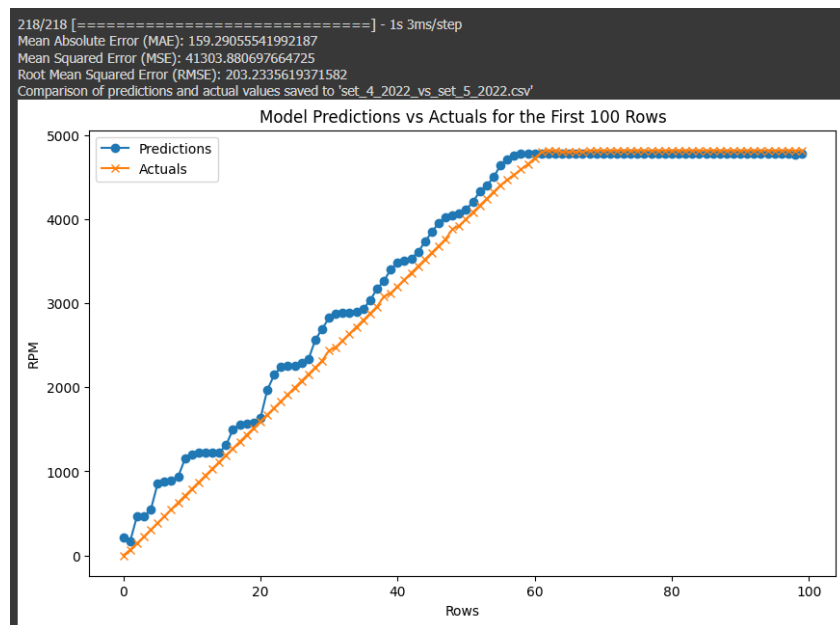
4.5 กราฟแสดงผลการพยากรณ์เปรียบเทียบกับค่าจริง

แสดงถึงผลการพยากรณ์การสั่นเป็นกราฟเปรียบเทียบระหว่างค่าจากการพยากรณ์ และค่าจริง โดยค่าการพยากรณ์ที่แม่นยำมากที่สุด คือ พยากรณ์ว่าไม่เกิดการสั่น และค่าจริงไม่เกิดการสั่น และการพยากรณ์ที่แม่นยำน้อยที่สุด คือ พยากรณ์ว่าเกิดการสั่น แต่ค่าจริงไม่ได้เกิดการสั่น ทั้ง 2 การทดลอง ดังภาพประกอบ 16 17 18 และ 19

1. กราฟแสดงผลการพยากรณ์การสั่นจากค่าความเร็วรอบการหมุน

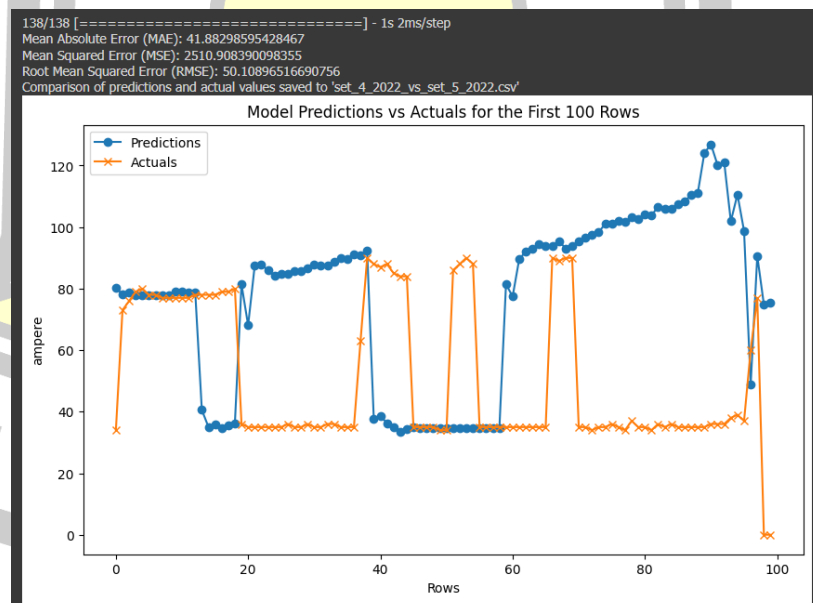


ภาพประกอบ 16 การพยากรณ์ที่แม่นยำน้อยที่สุด มีค่า $RMSE = 3217.02$

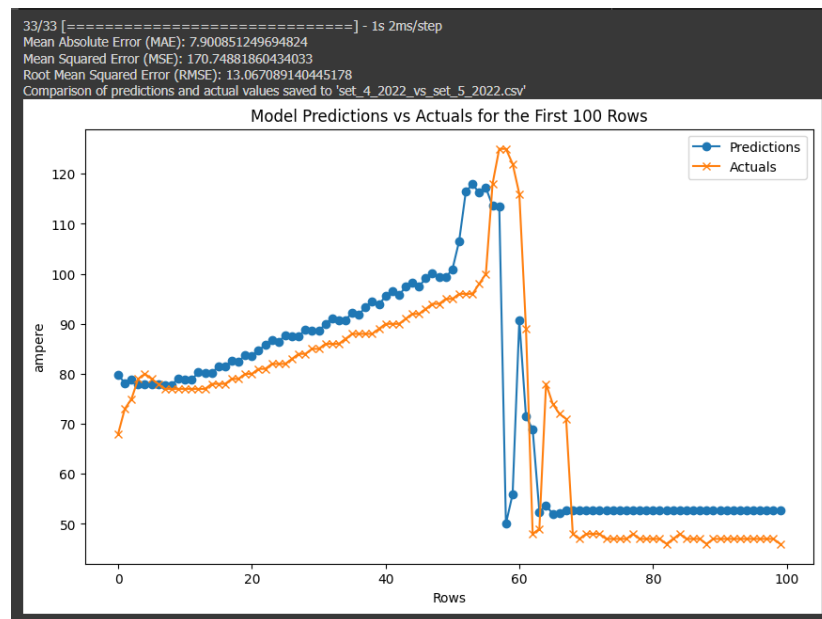


ภาพประกอบ 17 การพยากรณ์ที่แม่นยำมากที่สุด มีค่า RMSE = 203.23

2. กราฟแสดงผลการพยากรณ์การสั่นจากค่ากระแสไฟฟ้าของมอเตอร์



ภาพประกอบ 18 การพยากรณ์ที่แม่นยำน้อยที่สุด มีค่า RMSE = 50.11



ภาพประกอบ 19 การพยากรณ์ที่แม่นยำมากที่สุด มีค่า RMSE = 13.07

4.6 กราฟแสดงผลการพยากรณ์การสั่น กรณีเกิดการสั่น

แสดงผลการพยากรณ์การสั่น ในกรณีเกิดการสั่นจริง โดยจะมีตัวอย่างกราฟของการพยากรณ์ในกรณีเกิดการสั่นจากทั้ง 2 การทดลอง ดังนี้



ภาพประกอบ 20 กรณีเกิดการสั่นจากค่าความเร็วรอบการหมุน



ภาพประกอบ 21 กรณีเกิดการสั่นจากค่ากระแสไฟฟ้าของมอเตอร์

จากภาพประกอบ 20 และ 21 การพยากรณ์ทั้งหมด 30 ชุด มีการเกิดความผิดพลาดจากการสั่นทั้งหมด 7 ครั้ง แบบจำลองสามารถพยากรณ์การเกิดได้ 7 ครั้ง และพยากรณ์ผิดในครั้งที่ 8 จากการทดลอง แบ่งผลการทดลองออกเป็น 4 กรณี ได้แก่

พยากรณ์ว่าเกิดการสั่น ค่าจริงเกิดการสั่น ความคลาดเคลื่อนสูง คิดเป็น 23.33 %

พยากรณ์ว่าเกิดการสั่น ค่าจริงไม่เกิดการสั่น ความคลาดเคลื่อนสูง คิดเป็น 3.33 %

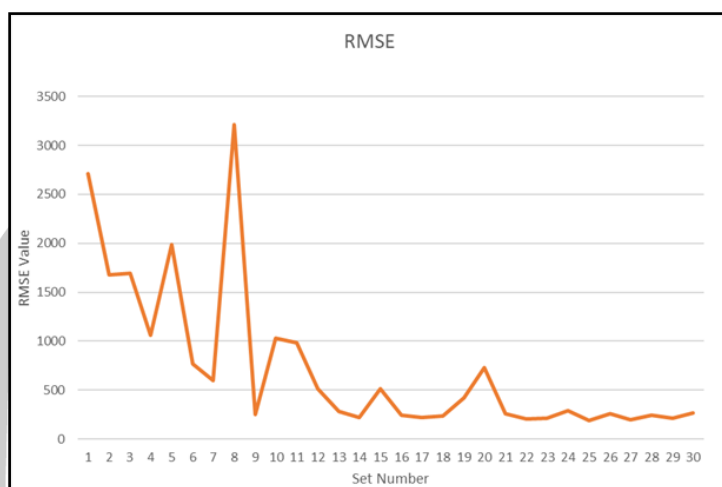
พยากรณ์ว่าไม่เกิดการสั่น ค่าจริงไม่เกิดการสั่น ความคลาดเคลื่อนยอมรับได้ คิดเป็น 70.00 %

พยากรณ์ว่าไม่เกิดการสั่น ค่าจริงไม่เกิดการสั่น ความคลาดเคลื่อนสูง คิดเป็น 3.33 %

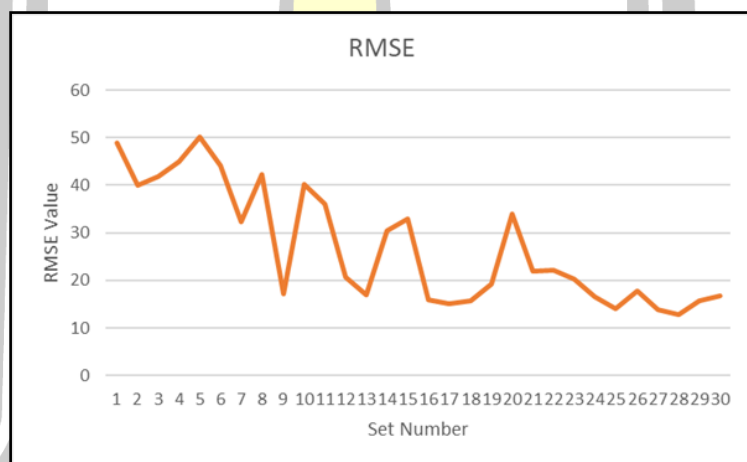
4.7 แนวโน้มของ RMSE (Root Mean Square Error)

จากการทดลองพยากรณ์การสั่นของเครื่องแยกสาร โดยใช้ LSTM Machine Learning Model และค่าพารามิเตอร์ 2 ค่า ได้แก่ ความเร็วรอบการหมุน และกระแสไฟฟ้าของมอเตอร์ พบว่า LSTM Machine Learning Model มีความสามารถในการพยากรณ์การสั่นได้อย่างมีประสิทธิภาพ มีความเหมาะสมสำหรับการนำมาใช้ในงานวิจัยนี้

นอกจากนี้แสดงให้เห็นถึงแนวโน้มประสิทธิภาพการพยากรณ์ที่ดีขึ้นเมื่อมีการฝึกฝนข้อมูลมากขึ้น ดังภาพประกอบ 22 และ 23



ภาพประกอบ 22 แนวโน้ม RMSE จากการพยากรณ์ด้วยค่าความเร็วรอบการหมุน



ภาพประกอบ 23 แนวโน้ม RMSE จากการพยากรณ์ด้วยค่ากระแสไฟฟ้าของมอเตอร์

พหุ ประถม ๓๖

บทที่ 5

บทสรุป

5.1 สรุปผล

ผลลัพธ์จากการพยากรณ์ความผิดปกติจากการสั่น โดยใช้ LSTM Machine Learning Model และค่าพารามิเตอร์ 2 ค่า ได้แก่ ความเร็วรอบการหมุน และกระแสไฟฟ้าของมอเตอร์ พบว่า ยิ่งใช้ข้อมูลจำนวนมากมาใช้ในการฝึกฝนมาก ความแม่นยำในการพยากรณ์ยิ่งมากขึ้น และจากการทดลองพบว่า ความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ด้วยค่าความเร็วรอบการหมุนมีแนวโน้มที่ดีกว่า ความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ด้วยค่ากระแสไฟฟ้าของมอเตอร์ ในขณะที่ความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ด้วยค่ากระแสไฟฟ้าของมอเตอร์มีค่าน้อยกว่า ความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ด้วยค่าความเร็วรอบการหมุน

นอกจากนี้ การเพิ่มจำนวนการทดสอบ หรือการฝึกโมเดลเพิ่ม ทำให้ค่าความแม่นยำการพยากรณ์ของโมเดลเพิ่มมากขึ้นด้วย ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า ยังมีจำนวนครั้งการฝึกฝนเพิ่มมากขึ้น ค่าความคลาดเคลื่อนมีแนวโน้มลดลง

5.2 อภิปรายผล

จากผลลัพธ์ที่ได้กล่าวมาข้างต้นโดยการฝึกฝน LSTM Machine Learning Model โดยใช้ชุดข้อมูลในการฝึก ปี พ.ศ. 2566 10 เดือนแรก และใช้ข้อมูล เดือนที่ 11 และ 12 ในการทดสอบ พบว่ามีประสิทธิภาพในการทำนายที่ดีขึ้น เมื่อมีการใช้ข้อมูลในการฝึกฝนที่มากขึ้น จากค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์ ได้แก่ MAE MSE และ RMSE พบว่า MAE และ RMSE เหมาะสมสำหรับการใช้สังเกตความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ และค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้จาก MSE มีค่าไม่เหมาะสมในการนำมาวิเคราะห์ความแม่นยำ โดยในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยสนใจเฉพาะ RMSE

จากความคลาดเคลื่อนพบว่าการพยากรณ์มีความแม่นยำที่ยอมรับได้ โดยค่า RMSE ที่ยอมรับได้ของการทดลองพยากรณ์การสั่นด้วยค่าความเร็วรอบการหมุนได้แก่ RMSE น้อยกว่า 400 และ RMSE ที่ยอมรับได้ของการทดลองพยากรณ์การสั่นด้วยค่ากระแสไฟฟ้าของมอเตอร์ได้แก่ RMSE น้อยกว่า 35

การวิเคราะห์ผลลัพธ์ที่ได้จากการทำการทดลองโดยใช้อัลกอริทึม LSTM พบว่าวิธีนี้มีประสิทธิภาพและความสามารถในการพยากรณ์ที่ดี สามารถใช้พารามิเตอร์อื่นที่มีความเกี่ยวข้อง (ความเร็วรอบการหมุน และกระแสไฟฟ้าของมอเตอร์) มาพยากรณ์หาความผิดปกติจากการสั่นสะเทือนได้ ในกรณีที่ไม่มีประวัติการสั่นสะเทือนโดยตรง นอกจากนี้พบว่าพยากรณ์โดยใช้ค่าพารามิเตอร์ได้แก่ ความเร็วรอบการหมุน และกระแสไฟฟ้าของมอเตอร์ มีความแม่นยำในการพยากรณ์ความผิดปกติจากการสั่นได้น่าพึงพอใจ และค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ยังเป็นค่าที่สามารถยอมรับได้

5.3 ข้อเสนอแนะ

การทำวิทยานิพนธ์นี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาและพัฒนาการพยากรณ์ความผิดปกติจากการสั่นช่วงเริ่มเดินเครื่องจักร โดยใช้ LSTM Machine Learning Model ใช้ข้อมูลปี พ.ศ. 2566 ในการทดลอง โดยแบ่งการฝึกออกเป็น 70-15-15% โดยจะเป็นการฝึกฝน 70% การทดสอบ 15% และการตรวจสอบ 15% โดยช่วงนี้จะใช้ข้อมูล 10 เดือนแรก และในส่วนของการทดสอบใช้ข้อมูล 2 เดือนสุดท้ายในการทดสอบตามเงื่อนไขที่กำหนด โดยทำการศึกษาค้นคว้าใน 4 หัวข้อหลักดังนี้

1. การเก็บข้อมูลและการทำความสะอาด การเก็บข้อมูล และนำข้อมูลมาทำความสะอาด เพื่อให้ได้ข้อมูลที่เหมาะสมกับการนำมาใช้ใน LSTM Machine Learning Model หากสามารถทำความสะอาดข้อมูลได้เหมาะสม ความแม่นยำของแบบจำลองจะมีประสิทธิภาพมากขึ้น และใช้เวลาในการฝึกน้อยลง นอกจากนี้การเก็บข้อมูลค่าการสั่นมาใช้โดยตรง หรือนำมาใช้ร่วมกับค่าอื่น สามารถเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์ได้
2. การออกแบบโมเดล และการทดลอง การศึกษาและเลือกใช้ Machine Learning แบบ LSTM ซึ่งเป็นโมเดลที่มีการใช้อย่างแพร่หลาย โดยจำนวนข้อมูลที่น่ามาใช้ในการฝึก จะส่งผลต่อประสิทธิภาพของระบบ และการปรับแต่งอัตราการเรียนรู้ และจำนวนครั้งการเรียนรู้ สามารถเพิ่มความแม่นยำการพยากรณ์ได้
3. เทคนิคการหาความแม่นยำของแบบจำลอง โดยจะใช้ค่าความคลาดเคลื่อน 3 ค่า ได้แก่ MAE MSE RMSE เพื่อวิเคราะห์ความแม่นยำของค่าที่ได้จากการพยากรณ์ โดยจากการทดลองมีค่าที่ยอมรับได้ จากค่าความเร็วรอบการหมุนได้แก่ RMSE น้อยกว่า 400 และจากค่ากระแสไฟฟ้าของมอเตอร์ได้แก่ RMSE น้อยกว่า 35 โดยประสิทธิภาพที่ดีจากการพยากรณ์ คือมีค่าความคลาดเคลื่อนเข้าใกล้ 0

4. ฟังก์ชันการแสดงผล การแสดงผลที่ได้จากการพยากรณ์ให้สามารถเข้าใจได้ง่าย ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการจัดการเครื่องจักร

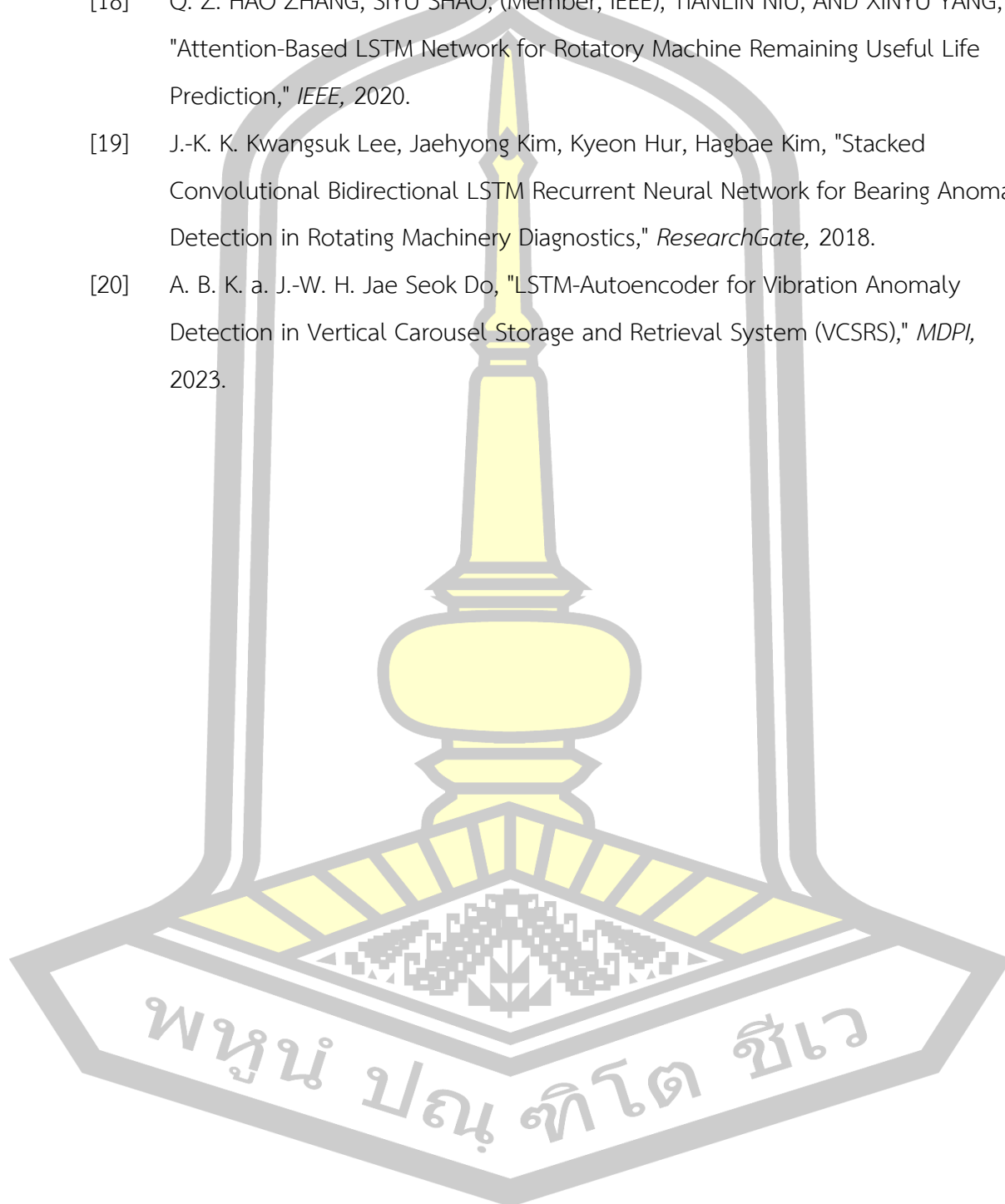
การทำวิทยานิพนธ์นี้จะนำเสนอผลการพยากรณ์ความผิดปกติของเครื่องแยกสสาร กรณีความผิดปกติจากการสั่น โดยใช้โปรแกรม Visual Studio Code ในการกรองข้อมูล และใช้ Google Colab ในการสร้าง LSTM Machine Learning Model เพื่อพยากรณ์ความผิดปกติที่เกิดจากการสั่น ในการเปิดเครื่องรอบต่อไป และการแสดงผลออกมาในรูปแบบกราฟ ประสิทธิภาพความแม่นยำของการพยากรณ์ขึ้นอยู่กับกรองข้อมูล และจำนวนข้อมูลที่น่ามาใช้ รวมถึงการแสดงผลให้ทราบถึงความผิดปกติ ผู้วิจัยต้องมีความเชี่ยวชาญในด้านต่าง ๆ เพื่อให้ระบบมีประสิทธิภาพ และความสมบูรณ์มากที่สุด



บรรณานุกรม

- [1] "อุตสาหกรรมเครื่องตี๋ม," ed: legendnews.net, 2551.
- [2] "ตลาดเครื่องตี๋มแอลกอฮอล์," ed: ศูนย์วิจัยเพื่ออุตสาหกรรมอาหาร, 2566.
- [3] W. Yongpisanphob, "แนวโน้มธุรกิจ/อุตสาหกรรมปี 2565-2567: อุตสาหกรรมเครื่องตี๋ม," ed: krungsri, 2565.
- [4] "การหมุนเหวี่ยงแยกส่วนทำงานอย่างไร," ed: Alfa Laval (Thailand) Ltd., 2565.
- [5] C. W. d. Silva, *Vibration: fundamentals and practice*. Boca Raton London New York Washington, D.C.: CRC Press, 2006.
- [6] "การตรวจสอบความสั่นสะเทือน (Vibration Monitoring) ในเครื่องจักรอุตสาหกรรม," ed: naichangmashare, 2563.
- [7] เกียรติคุณ, "การพัฒนาระบบตรวจติดตามสถานะแบบเวลาจริง เครื่องจักรกลไฟฟ้าผ่านโปรแกรมจำลองสถานการณ์ เพื่อการวางแผนการบำรุงรักษาเชิงคาดการณ์," วารสารวิศวกรรม มทส., 2563.
- [8] "การวัดความสั่นสะเทือนทั้ง 3 แกน," ed: sangchaimeter, 2560.
- [9] b. kalasin, "การพยากรณ์," ed, 2555.
- [10] M. S. a. G. Kadoda, "Comparing Software Prediction Techniques Using Simulation," *IEEE*, 2001.
- [11] A. Sherstinsky, "Fundamentals of Recurrent Neural Network (RNN) and Long Short-Term Memory (LSTM) Network," *Elsevier*, 2020.
- [12] W. Jung, K. Seong-Hu, Y. Sung-Hyun, B. Jaewoong, and P. Yong-Hwa "Vibration, acoustic, temperature, and motor," *Elsevier*, 2023.
- [13] P. Theodor, "Basic tools for vibration analysis with applications to predictive maintenance of rotating machines: an overview," *Springer*, 2565.
- [14] O. S. A. El-Kawi and A. Fares "Predictive Maintenance of Rotating Machines using Arduino Platform," *ResearchGate*, 2563.
- [15] D. WANG, K.-L. TSUI, and Q. MIAO, "Prognostics and Health Management: A Review," *IEEE*, 2560.
- [16] J. L. Zhe Li, Yi Wang, Kesheng Wang, "A deep learning approach for anomaly detection based on SAE and LSTM in mechanical equipment," *Springer*, 2019.

- [17] D.-G. K. a. J.-Y. Choi, "Optimization of Design Parameters in LSTM Model for Predictive Maintenance," *MDPI*, 2021.
- [18] Q. Z. HAO ZHANG, SIYU SHAO, (Member, IEEE), TIANLIN NIU, AND XINYU YANG, "Attention-Based LSTM Network for Rotatory Machine Remaining Useful Life Prediction," *IEEE*, 2020.
- [19] J.-K. K. Kwangsuk Lee, Jaehyong Kim, Kyeon Hur, Hagbae Kim, "Stacked Convolutional Bidirectional LSTM Recurrent Neural Network for Bearing Anomaly Detection in Rotating Machinery Diagnostics," *ResearchGate*, 2018.
- [20] A. B. K. a. J.-W. H. Jae Seok Do, "LSTM-Autoencoder for Vibration Anomaly Detection in Vertical Carousel Storage and Retrieval System (VCSRS)," *MDPI*, 2023.



ภาคผนวก

โปรแกรมการพยากรณ์ด้วยค่าความเร็วรอบการหมุน

```
[ ] import tensorflow as tf
import os
import pandas as pd
import numpy as np

[ ] csv_path = "/content/drive/MyDrive/Forecasting_Data/2023_first_10_months.csv"

[ ] df = pd.read_csv(csv_path)
df

[ ] BowlSpeed = df [ 'BowlSpeed' ]
BowlSpeed.plot()

[ ] def df_to_X_y(df, window_size=5):
    df_as_np = df.to_numpy()
    X = []
    y = []
    for i in range(len(df_as_np)-window_size):
        row = [[a] for a in df_as_np[i:i+5]]
        X.append(row)
        label = df_as_np[i+5]
        y.append(label)
    return np.array(X), np.array(y)

[ ] WINDOW_SIZE = 5
X, y = df_to_X_y(BowlSpeed, WINDOW_SIZE)
X.shape, y.shape
```

พูน ปณ ทิโต ชีเว

```
[ ] X_train, y_train = X[:1700000], y[:1700000]

X_val, y_val = X[1700000:2100000], y[1700000:2100000]

X_test, y_test = X[2100000:2500000], y[2100000:2500000]

print("Training set shapes:", X_train.shape, y_train.shape)
print("Validation set shapes:", X_val.shape, y_val.shape)
print("Test set shapes:", X_test.shape, y_test.shape)

[ ] from tensorflow.keras.models import Sequential
    from tensorflow.keras.layers import *
    from tensorflow.keras.callbacks import ModelCheckpoint
    from tensorflow.keras.losses import MeanSquaredError
    from tensorflow.keras.metrics import RootMeanSquaredError
    from tensorflow.keras.optimizers import Adam

    model1 = Sequential()
    model1.add(InputLayer((5,1)))
    model1.add(LSTM(64))

    model1.add(Dense(8, 'relu'))
    model1.add(Dense(1, 'linear'))

    model1.summary()
```

```
cp = ModelCheckpoint("model1/", save_best_only=True)
model1.compile(loss=MeanSquaredError(), optimizer=Adam(learning_rate=0.001), metrics=[RootMeanSquaredError()])

[ ] model1.fit(X_train, y_train, validation_data=(X_val, y_val), epochs=100, callbacks=[cp])

[ ] from tensorflow.keras.models import load_model
    model1 = load_model("model1/")

[ ] train_predictions = model1.predict(X_train).flatten()
    train_results = pd.DataFrame(data={'Train Predictions':train_predictions, 'Actuals':y_train})
    train_results

[ ] import matplotlib.pyplot as plt
    plt.plot(train_results['Train Predictions'][:50:100])
    plt.plot(train_results['Actuals'][:50:100])

[ ] val_predictions = model1.predict(X_val).flatten()
    val_results = pd.DataFrame(data={'Val Predictions':val_predictions, 'Actuals':y_val})
    val_results

[ ] plt.plot(val_results['Val Predictions'][:100])
    plt.plot(val_results['Actuals'][:100])

[ ] test_predictions = model1.predict(X_test).flatten()
    test_results = pd.DataFrame(data={'Test Predictions':test_predictions, 'Actuals':y_test})
    test_results
```

```

import matplotlib.pyplot as plt

plt.plot(test_results["Test Predictions"][:100], label='Test Predictions', linestyle='--', color='black')
plt.plot(test_results["Actuals"][:100], label='Actuals', linestyle='--', color='black')

plt.title("BowlSpeed Testing Results")
plt.xlabel("Percentage")
plt.ylabel("RPM")

plt.legend()

plt.show()

```

```

[ ] import pandas as pd
import numpy as np
from tensorflow.keras.models import load_model
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error
import matplotlib.pyplot as plt

model1 = load_model('model1/')

new_data_path = "/content/drive/MyDrive/Forecasting_Data/New_Dataset/28_(1).csv"
new_data = pd.read_csv(new_data_path)

WINDOW_SIZE = 5
X_new, y_new = df_to_X_y(new_data["BowlSpeed"], WINDOW_SIZE)

```

```

if len(new_predictions) >= 100:

    actual_values_path = "/content/drive/MyDrive/Forecasting_Data/New_Dataset/29_(1).csv"
    actual_values = pd.read_csv(actual_values_path)["BowlSpeed"][:100]

    mae = mean_absolute_error(actual_values, new_predictions[:100])
    mse = mean_squared_error(actual_values, new_predictions[:100])
    rmse = np.sqrt(mse)

    print(f'Mean Absolute Error (MAE): {mae}')
    print(f'Mean Squared Error (MSE): {mse}')
    print(f'Root Mean Squared Error (RMSE): {rmse}')

    comparison_df = pd.DataFrame({'Index': range(100), 'Prediction': new_predictions[:100], 'Actual': actual_values})

    comparison_df.to_csv('set_4_2022_vs_set_5_2022.csv', index=False)
    print("Comparison of predictions and actual values saved to 'set_4_2022_vs_set_5_2022.csv'")

    plt.figure(figsize=(10, 6))
    plt.plot(comparison_df["Index"], comparison_df["Prediction"], label='Predictions', marker='o')
    plt.plot(comparison_df["Index"], comparison_df["Actual"], label='Actuals', marker='x')
    plt.xlabel("Rows")
    plt.ylabel("RPM")
    plt.title("Model Predictions vs Actuals for the First 100 Rows")
    plt.legend()
    plt.show()
else:
    print("Error: Length of new_predictions is less than 100.")

```

โปรแกรมการพยากรณ์ด้วยค่ากระแสไฟฟ้าของมอเตอร์

```
[ ] import tensorflow as tf
import os
import pandas as pd
import numpy as np

[ ] csv_path = "/content/drive/MyDrive/Forecasting_Data/2023_first_10_months.csv"

[ ] df = pd.read_csv(csv_path)
df

[ ] MotorCurrent = df [ 'MotorCurrent' ]
MotorCurrent.plot()

def df_to_X_y(df, window_size=5):
    df_as_np = df.to_numpy()
    X = []
    y = []
    for i in range(len(df_as_np)-window_size):
        row = [[a] for a in df_as_np[i:i+5]]
        X.append(row)
        label = df_as_np[i+5]
        y.append(label)
    return np.array(X), np.array(y)

[ ] WINDOW_SIZE =5
X, y = df_to_X_y(MotorCurrent, WINDOW_SIZE)
X.shape, y.shape
```



```
[ ]
X_train, y_train = X[:1700000], y[:1700000]

X_val, y_val = X[1700000:2100000], y[1700000:2100000]

X_test, y_test = X[2100000:2500000], y[2100000:2500000]

print("Training set shapes:", X_train.shape, y_train.shape)
print("Validation set shapes:", X_val.shape, y_val.shape)
print("Test set shapes:", X_test.shape, y_test.shape)
```

```
[ ] from tensorflow.keras.models import Sequential
    from tensorflow.keras.layers import *
    from tensorflow.keras.callbacks import ModelCheckpoint
    from tensorflow.keras.losses import MeanSquaredError
    from tensorflow.keras.metrics import RootMeanSquaredError
    from tensorflow.keras.optimizers import Adam

    model1 = Sequential()
    model1.add(InputLayer((5,1)))
    model1.add(LSTM(64))

    model1.add(Dense(8, 'relu'))
    model1.add(Dense(1, 'linear'))

    model1.summary()
```

```
[ ] cp = ModelCheckpoint("model1/", save_best_only=True)
    model1.compile(loss=MeanSquaredError(), optimizer=Adam(learning_rate=0.001), metrics=[RootMeanSquaredError()])
```

```
[ ] model1.fit(X_train, y_train, validation_data=(X_val, y_val), epochs=100, callbacks=[cp])
```

```
[ ] from tensorflow.keras.models import load_model
    model1 = load_model("model1/")
```

```
[ ] train_predictions = model1.predict(X_train).flatten()
    train_results = pd.DataFrame(data={"Train Predictions":train_predictions, 'Actuals':y_train})
    train_results
```

```
[ ] import matplotlib.pyplot as plt
    plt.plot(train_results["Train Predictions"][50:100])
    plt.plot(train_results["Actuals"][50:100])
```

```
[ ] val_predictions = model1.predict(X_val).flatten()
    val_results = pd.DataFrame(data={"Val Predictions":val_predictions, 'Actuals':y_val})
    val_results
```

```
[ ] plt.plot(val_results["Val Predictions"][:100])
    plt.plot(val_results["Actuals"][:100])
```

```
[ ] test_predictions = model1.predict(X_test).flatten()
    test_results = pd.DataFrame(data={"Test Predictions":test_predictions, 'Actuals':y_test})
    test_results
```

```
[ ] plt.plot(test_results["Test Predictions"][:100])
    plt.plot(test_results["Actuals"][:100])
```

```
import pandas as pd
import numpy as np
from tensorflow.keras.models import load_model
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error
import matplotlib.pyplot as plt

model1 = load_model('model1/')

new_data_path = "/content/drive/MyDrive/Forecasting_Data/New_Dataset/29_(1).csv"
new_data = pd.read_csv(new_data_path)

WINDOW_SIZE = 5
X_new, y_new = df_to_X_y(new_data["MotorCurrent"], WINDOW_SIZE)

new_predictions = model1.predict(X_new).flatten()

if len(new_predictions) >= 100:

    actual_values_path = "/content/drive/MyDrive/Forecasting_Data/New_Dataset/30_(1).csv"
    actual_values = pd.read_csv(actual_values_path)["MotorCurrent"][:100]
```

```
mae = mean_absolute_error(actual_values, new_predictions[:100])
mse = mean_squared_error(actual_values, new_predictions[:100])
rmse = np.sqrt(mse)

print(f'Mean Absolute Error (MAE): {mae}')
print(f'Mean Squared Error (MSE): {mse}')
print(f'Root Mean Squared Error (RMSE): {rmse}')

comparison_df = pd.DataFrame({'Index': range(100), 'Prediction': new_predictions[:100], 'Actual': actual_values})

comparison_df.to_csv('set_4_2022_vs_set_5_2022.csv', index=False)
print("Comparison of predictions and actual values saved to 'set_4_2022_vs_set_5_2022.csv'")

plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(comparison_df['Index'], comparison_df['Prediction'], label='Predictions', marker='o')
plt.plot(comparison_df['Index'], comparison_df['Actual'], label='Actuals', marker='x')
plt.xlabel("Index")
plt.ylabel("Values")
plt.title("Model Predictions vs Actuals for the First 100 Rows")
plt.legend()
plt.show()
else:
    print("Error: Length of new_predictions is less than 100.")
```

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ	โชคอนันต์ รันนะโคตร
วันเกิด	23 มีนาคม พ.ศ.2542
สถานที่เกิด	อำเภอเมือง จังหวัดสกลนคร
สถานที่อยู่ปัจจุบัน	208 หมู่ 3 ตำบลโนนหอม อำเภอเมือง จังหวัดสกลนคร 47000
ตำแหน่งหน้าที่การงาน	นักศึกษา
สถานที่ทำงานปัจจุบัน	มหาวิทยาลัยมหาสารคาม
ประวัติการศึกษา	พ.ศ. 2560 โรงเรียนสกลราชวิทยานุกูล จังหวัดสกลนคร พ.ศ. 2564 วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วศ.บ.) สาขาวิศวกรรมเมคาทรอนิกส์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม พ.ศ. 2566 วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต (วศ.ม.) สาขาวิศวกรรมไฟฟ้าและ คอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม

