

การพยากรณ์ราคาขายปลีกน้ำมันในเขตกรุงเทพมหานครและปริมณฑลโดยใช้วิธี
วิเคราะห์อนุกรมเวลา

Forecast of Retail Oil Prices in Bangkok Metropolitan Region by Using Time
Series Analysis Techniques.



ภาคนิพนธ์เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

รายวิชาโครงการด้านเทคโนโลยีสารสนเทศ

ภาควิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ

มหาวิทยาลัยสยาม

พ.ศ. 2565

หัวข้อภาคนิพนธ์

การพยากรณ์ราคาขายปลีกน้ำมันในเขตกรุงเทพมหานครและ
ปริมณฑล โดยใช้วิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลา

Forecast of Retail Oil Prices in Bangkok Metropolitan Region by
Using Time Series Analysis Techniques

หน่วยกิตของภาคนิพนธ์

3 หน่วยกิต

คณะผู้จัดทำ

นายทศภูมิ

рінระนา

5802100010

นายชนกร

สุวรรณโสภณ

5705120001

อาจารย์ที่ปรึกษา

อาจารย์ณรงค์ฤทธิ์

สุคนธ์สิงห์

ระดับการศึกษา

วิทยาศาสตรบัณฑิต

สาขาวิชา

เทคโนโลยีสารสนเทศ

ปีการศึกษา

2565

อนุมัติให้ภาคนิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิชา
เทคโนโลยีสารสนเทศ

คณะกรรมการสอบภาคนิพนธ์

..... ประธานกรรมการ
(ผศ.ดร.ศักดิ์ชาย ตั้งวรรณวิทย์)

..... กรรมการสอบ
(อาจารย์อรรณพ กางกั้น)

..... อาจารย์ที่ปรึกษา
(อาจารย์ณรงค์ฤทธิ์ สุคนธ์สิงห์)

หัวข้อภาคนิพนธ์	การพยากรณ์ราคาขายปลีกน้ำมันในเขตกรุงเทพมหานครและปริมณฑล โดยใช้วิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลา		
หน่วยกิตของภาคนิพนธ์	3 หน่วยกิต		
คณะผู้จัดทำ	นายทศภูมิ	รันระนา	5802100010
	นายธนกร	สุวรรณโสภณ	5705120001
อาจารย์ที่ปรึกษา	อาจารย์ณรงค์ฤทธิ์	สุคนธ์สิงห์	
ระดับการศึกษา	วิทยาศาสตรบัณฑิต		
สาขาวิชา	เทคโนโลยีสารสนเทศ		
ปีการศึกษา	2565		

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ราคาขายปลีกน้ำมันในเขตกรุงเทพมหานครและปริมณฑล เพื่อวางแผนหาทางเตรียมความพร้อมเกี่ยวกับราคาน้ำมัน โดยใช้วิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมือนข้อมูล 3 เทคนิค ได้แก่ การถดถอยเชิงเส้น แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซปตรอนหลายชั้น และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ข้อมูลที่นำมาใช้เป็นชุดข้อมูลราคาน้ำมันทั้ง 3 กลุ่ม ได้แก่ แก๊สโซฮอล์ 95 ดีเซล B7 และ NGV ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2560 ถึง มกราคม พ.ศ.2565 จำนวน 5 ปี 1 เดือน จากผลการวิจัยพบว่า แบบจำลองที่มีความเหมาะสมกับราคาน้ำมันที่มีความแม่นยำมากที่สุด ดังต่อไปนี้ 1) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซปตรอนหลายชั้นมีความเหมาะสมกับชุดข้อมูลราคาแก๊สโซฮอล์ 95 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 150 วัน (Lag 150) ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 0.65% 2) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซปตรอนหลายชั้นมีความเหมาะสมกับชุดข้อมูลราคาดีเซล B7 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน (Lag 14) ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 0.34% 3) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซปตรอนหลายชั้นมีความเหมาะสมกับชุดข้อมูลราคา NGV ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน (Lag 14) ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 0.31%

คำสำคัญ: การถดถอยเชิงเส้น/ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย/ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซปตรอนหลายชั้น/ ราคาน้ำมัน/ เหมือนข้อมูล/ อนุกรมเวลา

Project Title	Forecast of Retail Oil Prices in Bangkok Metropolitan Region by Using Time Series Analysis Techniques		
Project Credits	3 Credits		
Candidates	Mr. Tusaphum Runrana	5802100010	
	Mr. Thanakorn Suwanasophon	5705120001	
Advisor	Mr. Narongrit Sukonthasing		
Degree	Bachelor of Science		
Major	Information Technology		
Faculty	Science		
Academic Year	2022		

Abstract

The purpose of this article was to forecast of retail oil price in Bangkok Metropolis and for a decision to manage a price fluctuation by using data mining algorithms e.g. Linear Regression, Support Vector Machine for Regression, Multilayer Perceptron. The data was the price of Gasohol 95, Diesel B7, and Natural Gas for Vehicle (NGV) from January 2017 to January 2022, 5 years and 1 month. Results the found the most accurate algorithm for each oils were: 1) Gasohol 95 by using Multilayer Perceptron with 150 days lag data given result of mean relative error at 0.65%, 2) Diesel B7 by using Multilayer Perceptron with 14 days lag data given result of mean absolute error at 0.34%, 3) NGV by using Multilayer perceptron with 14 days lag data result of mean absolute error at 0.31%.

Keywords: data mining, linear regression multilayer perceptron, price of fuel, Support Vector Machine for Regression, time series

Approve by



.....

กิตติกรรมประกาศ

ภาคินพนธ์นี้จัดทำขึ้นเพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยสยาม โดยมุ่งสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ราคาปลิกน้ำมัน นำไปใช้ในการหาทางรับมือต่อไป

สำหรับการจัดทำภาคินพนธ์ฉบับนี้สามารถสำเร็จลุล่วงลงได้ด้วยดี เนื่องมาจากการได้รับความช่วยเหลือ สนับสนุน และคำแนะนำจากอาจารย์ณรงค์ฤทธิ์ สุคนธสิงห์และคณาจารย์ผู้ทรงคุณวุฒิภาควิชาเทคโนโลยีสารสนเทศทุกท่าน คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยสยาม ทางคณะผู้จัดทำขอขอบพระคุณทุกท่านเป็นอย่างสูงไว้ ณ ที่นี้

คณะผู้จัดทำ



สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ.....	ก
Abstract.....	ข
กิตติกรรมประกาศ.....	ค
สารบัญ.....	ง
สารบัญตาราง.....	ฉ
สารบัญรูปภาพ.....	ช
บทที่	
1 บทนำ.....	1
ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
วัตถุประสงค์.....	2
ขอบเขตของโครงการ.....	3
ขั้นตอนการดำเนินงาน.....	3
ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	4
2 แนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	5
ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	5
งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	15
ตารางเปรียบเทียบงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	21
3 วิธีดำเนินงานวิจัย.....	25
ขนาดของประชากรที่ศึกษา.....	25
เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย.....	25
วิธีการดำเนินงานวิจัย.....	25

สารบัญ (ต่อ)

บทที่	หน้า
3	
ทำความเข้าใจปัญหา.....	26
ทำความเข้าใจกับข้อมูล.....	27
การเตรียมข้อมูล.....	27
การสร้างแบบจำลองข้อมูล.....	29
การประเมินแบบจำลอง.....	35
การนำไปใช้.....	35
4	
ผลการดำเนินงาน.....	36
การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลอง.....	36
5	
สรุปผลการดำเนินงานและข้อเสนอแนะ.....	43
สรุปผลการดำเนินงาน.....	43
ข้อเสนอแนะ.....	44
บรรณานุกรม.....	45
ภาคผนวก	
ภาคผนวก ก คู่มือติดตั้งโปรแกรม.....	47
ภาคผนวก ข ผลการทดสอบด้วยโปรแกรม WEKA.....	55
ภาคผนวก ค ผลการทดสอบข้อมูลล่วงหน้า 30 วัน.....	76
ประวัติคณะผู้จัดทำ.....	86

สารบัญตาราง

บทที่	หน้า
2.1	สรุปงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง..... 21
4.1	การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายแกโซฮอล์ 95 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง (lag) 37
4.2	การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายดีเซล B7 และ NGV ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง (lag) 37
4.3	ตารางเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายราคาแกโซฮอล์ 95 39
4.4	ตารางเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายราคาดีเซล B7 40
4.5	ตารางเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายราคาแก๊ส NGV 41



สารบัญรูปภาพ

ภาพที่	หน้า
2.1 ขั้นตอนกระบวนการ CRISP-DM	5
2.2 แสดงกราฟอนุกรมเวลาที่มีลักษณะมีส่วนประกอบแนวโน้ม	7
2.3 ภาพแสดงกราฟที่มีส่วนประกอบเป็นวัฏจักร	7
2.4 ภาพแสดงกราฟที่มีส่วนประกอบเป็นฤดูกาล	8
2.5 ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมในสมองมนุษย์	9
2.6 โครงสร้างการเรียนรู้แบบมีผู้สอน	10
2.7 โครงสร้างการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน	11
2.8 รูปแบบการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น	12
3.1 ขั้นตอนกระบวนการ CRISP-DM	26
3.2 ตัวอย่างข้อมูลราคาน้ำมันดีเซลB7	27
3.3 ตัวอย่างข้อมูลราคาน้ำมันแก๊สโซฮอล์E95	28
3.4 ตัวอย่างข้อมูลราคาก๊าซ NGV	28
3.5 หน้าจอโปรแกรม Weka ในส่วน Explorer	30
3.6 หน้าจอเลือกไฟล์ชุดข้อมูลสำหรับเรียนรู้	31
3.7 หน้าจอแสดงข้อมูลที่น่ามาใช้สร้างแบบจำลอง	31
3.8 หน้าจอแท็บ Forecast ในส่วน Basic configuration	32
3.9 หน้าจอเลือกเทคนิคเหมืองข้อมูลมาใช้ในการทดสอบ	32
3.10 หน้าจอเลือก Lag Creation สำหรับทดสอบข้อมูลย้อนหลัง	33
3.11 หน้าจอเลือกการแสดงผลพล็อตที่ต้องการ	33
3.12 แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นกับข้อมูลแก๊สโซฮอล์E95 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 90 วัน	34
ก.1 หน้าจอลงโปรแกรม weka	48
ก.2 หน้าจอเลือก I Agree	49

สารบัญรูปภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
ก.3 หน้าจอเลือกส่วนประกอบ	49
ก.4 หน้าจอเลือกที่ตั้งสำหรับติดตั้ง	50
ก.5 หน้าจอเลือกโพลเดอร์เมนูเริ่ม	50
ก.6 หน้าจอติดตั้ง	51
ก.7 หน้าจอ Setup โปรแกรม	51
ก.8 หน้าจอเลือกติดตั้งโปรแกรม Java	52
ก.9 หน้าจอยินยอมรับ	52
ก.10 หน้าจอกำลังติดตั้ง Java	53
ก.11 หน้าจอแสดงการติดตั้ง Java สำเร็จ	53
ก.12 หน้าจอติดตั้ง Weka	54
ก.13 หน้าจอติดตั้ง Weka สำเร็จ	54
ข.1 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีการถดถอยเชิงเส้นของข้อมูลราคาแก๊สโซฮอล 95 ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 90 วัน	56
ข.2 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีการถดถอยเชิงเส้นของข้อมูลราคาแก๊สโซฮอล 95 ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 150 วัน	56
ข.3 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีการถดถอยเชิงเส้นของข้อมูลราคาแก๊สโซฮอล 95 ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 180 วัน	57
ข.4 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีการถดถอยเชิงเส้นของข้อมูลราคาแก๊สโซฮอล 95 ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 270 วัน	57
ข.5 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีการถดถอยเชิงเส้นของข้อมูลราคาแก๊สโซฮอล 95 ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 360 วัน	58
ข.6 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลราคาแก๊สโซฮอล 95 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 90 วัน	58

สารบัญรูปภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
ข.7 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลราคาแก๊สโซฮอล 95 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 150 วัน	59
ข.8 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลราคาแก๊สโซฮอล 95 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 180 วัน	59
ข.9 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลราคาแก๊สโซฮอล 95 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 270 วัน	60
ข.10 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลราคาแก๊สโซฮอล 95 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 360 วัน	60
ข.11 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของข้อมูลราคาแก๊สโซฮอล 95 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 90 วัน	61
ข.12 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของข้อมูลราคาแก๊สโซฮอล 95 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 150 วัน	61
ข.13 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของข้อมูลราคาแก๊สโซฮอล 95 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 180 วัน	62
ข.14 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของข้อมูลราคาแก๊สโซฮอล 95 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 270 วัน	62
ข.15 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของข้อมูลราคาแก๊สโซฮอล 95 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 360 วัน	63
ข.16 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีการถดถอยเชิงเส้นของข้อมูลราคาดีเซล B7 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน	64
ข.17 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีการถดถอยเชิงเส้นของข้อมูลราคาดีเซล B7 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน	64

สารบัญรูปภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
ข.18 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีการถดถอยเชิงเส้นของข้อมูลราคาดีเซล B7 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 21 วัน	65
ข.19 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีการถดถอยเชิงเส้นของข้อมูลราคาดีเซล B7 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 28 วัน	65
ข.20 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลราคาดีเซล B7 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน	66
ข.21 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลราคาดีเซล B7 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน	66
ข.22 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลราคาดีเซล B7 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 21 วัน	67
ข.23 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลราคาดีเซล B7 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 28 วัน	67
ข.24 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของข้อมูลราคาดีเซล B7 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน	68
ข.25 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของข้อมูลราคาดีเซล B7 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน	68
ข.26 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของข้อมูลราคาดีเซล B7 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 21 วัน	69
ข.27 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของข้อมูลราคาดีเซล B7 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 28 วัน	69
ข.28 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีการถดถอยเชิงเส้นของข้อมูลราคา NGV ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน	70

สารบัญรูปภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
ข.29 แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นกับ NGV ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 7 วันหน้าจວวิเคราะห์ความ คลาดเคลื่อนวิธีการถดถอยเชิงเส้นของข้อมูลราคา NGV ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน	70
ข.30 หน้าจວวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีการถดถอยเชิงเส้นของข้อมูลราคา NGV ด้วยชุดข้อมูล ย้อนหลัง 21 วัน	71
ข.31 หน้าจວวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีการถดถอยเชิงเส้นของข้อมูลราคา NGV ด้วยชุดข้อมูล ย้อนหลัง 28 วัน	71
ข.32 หน้าจວวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลราคา NGV ด้วยชุดข้อมูล ย้อนหลัง 7 วัน	72
ข.33 หน้าจວวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลราคา NGV ด้วยชุดข้อมูล ย้อนหลัง 14 วัน	72
ข.34 หน้าจວวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลราคา NGV ด้วยชุดข้อมูล ย้อนหลัง 21 วัน	73
ข.35 หน้าจວวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลราคา NGV ด้วยชุดข้อมูล ย้อนหลัง 28 วัน	73
ข.36 หน้าจວวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของข้อมูลราคา NGV ด้วยชุด ข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน	74
ข.37 หน้าจວวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของข้อมูลราคา NGV ด้วยชุด ข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน	74
ข.38 หน้าจວวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของข้อมูลราคา NGV ด้วยชุด ข้อมูลย้อนหลัง 21 วัน	75
ข.39 หน้าจວวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของข้อมูลราคา NGV ด้วยชุด ข้อมูลย้อนหลัง 28 วัน	75
ค.1 ผลลัพธ์ราคาแก๊สโซล 95 ใช้แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 150 วัน	77

สารบัญรูปภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
ก.2	ผลลัพธ์ราคาแกโซฮอล 95 ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 150 วัน 78
ก.3	ผลลัพธ์ราคาแกโซฮอล 95 ใช้แบบจำลองซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 150 วัน 79
ก.4	ผลลัพธ์ราคาดีเซล B7 ใช้แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน 80
ก.5	ผลลัพธ์ราคาดีเซล B7 ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน 81
ก.6	ผลลัพธ์ราคาดีเซล B7 ใช้แบบจำลองซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 21 วัน 82
ก.7	ผลลัพธ์ราคา NGV ใช้แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน 83
ก.8	ผลลัพธ์ราคา NGV ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน 84
ก.9	ผลลัพธ์ราคา NGV ใช้แบบจำลองซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน 85

บทที่ 1

บทนำ

ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

น้ำมัน ถือเป็นแหล่งพลังงานที่มีความสำคัญต่อเศรษฐกิจโลก ซึ่งในปัจจุบันนี้พลังงานจากน้ำมันเป็นส่วนสำคัญต่อการดำรงชีวิต ทั้งการคมนาคมและการขนส่งสินค้าทั้งหมดใช้เครื่องยนต์ยานพาหนะในการใช้งาน ซึ่งยานพาหนะเหล่านี้จำเป็นต้องพึ่งพลังงานจากน้ำมันเป็นเชื้อเพลิงในการเดินทางและขนส่ง แหล่งที่ค้นพบน้ำมันส่วนใหญ่พบได้ในแถบตะวันออกกลาง ได้แก่ ซาอุดีอาระเบีย อิหร่าน อิรัก คูเวต กาตาร์ สหพันธรัฐอาหรับเอมิเรตส์ และแถบโกล์คาบสมุทรแคสเปียน ได้แก่ เวเนซุเอลา โคลัมเบีย เม็กซิโก และสหรัฐอเมริกา เป็นต้น สำหรับประเทศไทยมีแหล่งขุดเจาะน้ำมันบนบกที่แหล่งสิริกิติ์ และก๊าซธรรมชาติที่อ่าวไทย สถานการณ์เศรษฐกิจในประเทศไทยส่วนใหญ่พึ่งพาจากพลังงานน้ำมันในการขับเคลื่อนเศรษฐกิจ ทั้งด้านอุตสาหกรรม การขนส่ง เป็นต้น สิ่งเหล่านี้ทำให้เกิดความต้องการพลังงานจากน้ำมันที่สูงขึ้น ทำให้ไม่มีน้ำมันที่เพียงพอต่อความต้องการของภาคประชาชน ซึ่งประเทศไทยยังต้องพึ่งพาน้ำมันดิบที่นำเข้ามาจากต่างประเทศ ได้แก่ น้ำมันดิบจากประเทศแถบตะวันออกกลาง และน้ำมันสำเร็จรูปที่นำเข้ามาจากโรงกลั่นน้ำมันดิบประเทศสิงคโปร์ น้ำมันที่นำเข้ามาจากต่างประเทศจึงมีราคาที่สูงขึ้นอย่างต่อเนื่องตามราคาตลาดโลก ทางภาครัฐจึงหาทางแก้ไขโดยการใช้พลังงานทางเลือกเพื่อให้เป็นแหล่งพลังงานเชื้อเพลิงสำรอง เช่น น้ำมันเบนซินผสมเอทานอล ที่ได้จาก ข้าว ข้าวโพด อ้อย มันสำปะหลัง ทำให้เกิด แกโซฮอล์ E95 E10 E91 E20 เป็นต้น แต่ถึงแม้ทางภาครัฐจะออกมาตรการในการรับมือกับปัญหาใด ๆ ราคาน้ำมันก็ยังคงสูงขึ้น (ศูนย์ข่าวพลังงาน, 2564)

จากสถานการณ์ปริมาณการใช้น้ำมันเชื้อเพลิงในรอบ 7 เดือนของปี 2565 (มกราคม - กรกฎาคม) พบว่ามีปริมาณการใช้น้ำมันเชื้อเพลิงในปริมาณที่เพิ่มขึ้นเมื่อเทียบกับปีก่อนในช่วงเวลาเดียวกัน โดยมีข้อมูลปริมาณการใช้น้ำมันเชื้อเพลิง ดังนี้ กลุ่มน้ำมันเบนซินพบว่ามีปริมาณการใช้น้ำมันเพิ่มขึ้น ร้อยละ 2.4% เมื่อเทียบกับช่วงเวลาเดียวกันของปีก่อน โดยแกโซฮอล์ 95 มีการใช้น้ำมันที่เพิ่มขึ้น 15.66 ล้านลิตร/วัน เพิ่มขึ้นจากปีก่อนของช่วงเวลาเดียวกัน ร้อยละ 5.3% ในส่วนของกลุ่มน้ำมันดีเซลพบว่ามีปริมาณการ

ใช้น้ำมันเพิ่มขึ้น ร้อยละ 16.2% โดยน้ำมันดีเซล B7 มีการใช้น้ำมันเพิ่มขึ้น 64.92 ลิตร/วัน เพิ่มขึ้นจากปีก่อนของช่วงเวลาเดียวกัน ร้อยละ 75.9% เนื่องจากมีนโยบายตรึงราคาน้ำมันดีเซลไว้จึงทำให้มีปริมาณมากใช้น้ำมันดีเซลมากขึ้น โดยเฉพาะน้ำมันดีเซล B7 และกลุ่มก๊าซ NGV พบว่ามีปริมาณการใช้เพิ่มขึ้น 3.39 ลิตร/วัน เพิ่มขึ้นร้อยละ 5.6% เนื่องจากรัฐมีส่วนช่วยให้ราคา NGV คงที่เพื่อช่วยเหลือกลุ่มผู้ใช้รถแท็กซี่ในกรุงเทพฯ และปริมณฑล (กองบริหารธุรกิจและการสำรองน้ำมันเชื้อเพลิง กรมธุรกิจพลังงาน กระทรวงพลังงาน, 2565)

จากปัญหาข้างต้นจึงทำให้ผู้วิจัยเกิดความสนใจที่จะศึกษาเกี่ยวกับการพยากรณ์ราคาขายปลีกน้ำมันในเขตกรุงเทพมหานครและปริมณฑล ด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล (Data Mining) โดยการสืบค้นข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary Data) จากเว็บไซต์ <https://www.bangchak.co.th/> (บริษัทบางจาก คอร์ปอเรชั่น จำกัด (มหาชน)) ซึ่งเป็นข้อมูลสถิติราคาน้ำมันประจำปี โดยใช้หลักแนวคิดการทำเหมืองข้อมูล ด้วยกระบวนการมาตรฐานสากลการทำเหมืองข้อมูลแบบ CRISP - DM (Cross Industry Standard Process For Data Mining) ด้วยโปรแกรม Weka ทำการรวบรวมข้อมูลสถิติราคาน้ำมัน นำมาทำการสร้างแบบจำลองพยากรณ์ข้อมูลราคาน้ำมันด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล (Data Mining) โดยใช้เทคนิคเหมืองข้อมูลทั้ง 3 เทคนิค ได้แก่ การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptron) และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย (Support Vector Machine for Regression) เพื่อสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ราคาน้ำมัน จากนั้นใช้วิธีเปรียบเทียบประสิทธิภาพทั้ง 3 เทคนิคด้วยการวัดค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ (Mean Magnitude of Relative Error: MMRE) เพื่อหาเทคนิคเหมืองข้อมูลที่มีความแม่นยำและเหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์ราคาน้ำมัน และนำผลการพยากรณ์มาเป็นข้อมูลช่วยในการตัดสินใจหรือประเมินสถานการณ์ราคาน้ำมันให้กับหน่วยงานหรือภาครัฐที่มีส่วนเกี่ยวข้อง

วัตถุประสงค์

1. เพื่อสร้างโมเดลพยากรณ์ราคาปลีกน้ำมัน ด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูลทั้ง 3 เทคนิค ได้แก่ การถดถอยเชิงเส้น แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย

2. เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพ และเทคนิควิธีที่เหมาะสม ในการวิเคราะห์ราคาปลิกน้ำมัน กลุ่มเป้าหมาย

บุคคลทั่วไป

ขอบเขตของโครงการ

1. ขอบเขตด้านข้อมูลข้อมูลที่ผู้วิจัยนำมาวิเคราะห์ เป็นข้อมูลราคาปลิกน้ำมันในกรุงเทพมหานคร และปริมณฑล ซึ่งเป็นข้อมูลรายวันตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2560 ถึงเดือน มกราคม พ.ศ. 2565 ซึ่งเป็น ชุดข้อมูลราคาปลิกน้ำมัน ในกรุงเทพมหานครและปริมณฑลจากเว็บไซต์บางจาก <https://www.bangchak.co.th/> เป็นจำนวน 5 ปี 1 เดือน จำนวน 1,861 เรคคอร์ด โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วนคือ ข้อมูลที่ใช้ชุดข้อมูลสำหรับฝึกกับข้อมูลที่ใช้ทดสอบ

1.2 ขอบเขตด้านวิธีวิจัยผู้วิจัยเลือกวิธีการเพื่อพยากรณ์หาแนวโน้มราคาปลิกน้ำมันใน กรุงเทพมหานครและปริมณฑลโดยวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล (Time Series Data Mining Techniques) 3 วิธี ได้แก่ การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (Mutilayer Perceptron) และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน สำหรับการถดถอย (Support Vector Machine for Regression)

1. คุณสมบัติของฮาร์ดแวร์

1.1. ฮาร์ดแวร์สำหรับผู้พัฒนาระบบ

1.1.1 CPU Intel(R) Core (TM) i7 – 2670 QM @2.20GHz

1.1.2 ARC 250 GB Solid State Drvie

1.1.3 RAM 16.00 GB.

1.1.4 CD-ROM Drive

2. คุณสมบัติของซอฟต์แวร์

2.1. ซอฟต์แวร์สำหรับผู้พัฒนาระบบ

2.1.1 Microsoft Windows 10

2.1.2 Weka 3.9.3

2.1.3 Microsoft Excel 2012

2.1.4 Microsoft Office Word 2012

ขั้นตอนการดำเนินงาน

ในงานวิจัยการพยากรณ์ราคาขายปลีกน้ำมันนี้ จะกล่าวถึงขั้นตอนการดำเนินการวิจัย โดยคณะผู้จัดทำได้ทำการศึกษาข้อมูลของแนวคิด และหลักกระบวนการทำงานของเทคนิคเหมืองข้อมูล โดยมีขั้นตอนการดำเนินงาน ดังนี้

1. ศึกษาและทำความเข้าใจกับราคาปลีกน้ำมันในกรุงเทพมหานครและปริมณฑล อุปสรรคต่างๆที่เกิดขึ้น ทำการรวบรวมทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับเทคนิคเหมืองข้อมูลที่สามารถนำมาใช้พยากรณ์ข้อมูลราคาน้ำมันได้
2. รวบรวมและเก็บข้อมูล โดยทำการรวบรวมข้อมูลเกี่ยวกับราคาน้ำมันจากเว็บไซต์บริการของบางจาก ในช่วงเดือนมกราคม พ.ศ. 2560 ถึงเดือน มกราคม พ.ศ. 2565 เป็นจำนวนทั้งสิ้น 5 ปี 1 เดือน จำนวน 1,861 เรคคอร์ด มาใช้ในการวิจัยครั้งนี้
3. การเตรียมข้อมูล และคัดเลือกข้อมูลเพื่อนำมาใช้ในการวิจัย หลังจากทางคณะผู้จัดทำได้ทำการรวบรวมข้อมูลแล้ว ซึ่งในขั้นแรกต้องมีการเตรียมข้อมูล และการคัดเลือกข้อมูลเพื่อนำมาใช้กับเครื่องมือสำหรับการพยากรณ์ราคาน้ำมัน เนื่องจากข้อมูลบางส่วนอาจมีการผิดพลาด จึงต้องมีการคัดเลือกข้อมูลให้ละเอียดและครบถ้วน เพื่อให้ได้ซึ่งผลการทดสอบที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด ได้แก่ การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleannig)
4. การวิเคราะห์ข้อมูล ผู้วิจัยเลือกการใช้โปรแกรม WEKA 3.9.3 เพื่อวิเคราะห์ข้อมูลและสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ราคาปลีกน้ำมันในกรุงเทพมหานครและปริมณฑล โดยใช้วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล โดยข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยได้แก่ วันที่เก็บข้อมูลและราคาน้ำมัน วิธีการทั้งหมดจะให้ผลลัพธ์ในรูปแบบของแบบจำลอง
5. การทดสอบข้อมูล และเลือกเทคนิคข้อมูลที่เหมาะสม เป็นการนำข้อมูลที่ได้จากการรวบรวมและทำการคัดเลือกแล้ว จึงนำข้อมูลที่ได้ผ่านการคัดเลือกลำมาทดสอบกับโปรแกรม Weka ซึ่งแต่ละเทคนิคก็จะมีลักษณะการทำงานที่แตกต่างกัน และให้ผลลัพธ์ที่ต่างกัน ซึ่งโมเดลที่ได้ผ่านการทดสอบแล้ว จะถูกคัดเลือกโมเดลที่มีความเหมาะสม มาใช้ในการวิเคราะห์ราคาน้ำมัน เพื่อนำไปใช้ในการหาทางรับมือกันต่อไป

6. สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ เป็นกล่าวถึงข้อสรุปจากผลการวิจัย เป็นการนำเทคนิคเหมือนข้อมูลที่ได้ผ่านการทดสอบเรียบร้อยแล้ว นำผลการวิจัยเสนอให้หน่วยงานที่เกี่ยวข้องได้นำผลการวิจัยชิ้นนี้ไปใช้เพื่อหาทางเตรียมการรับมือกับราคาน้ำมัน ที่เกิดขึ้นในอนาคตต่อไป

ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. เพื่อหาแบบจำลองที่มีความเหมาะสมและพยากรณ์การเปลี่ยนแปลงของราคาน้ำมันในกรุงเทพฯและปริมณฑลในอนาคต



บทที่ 2

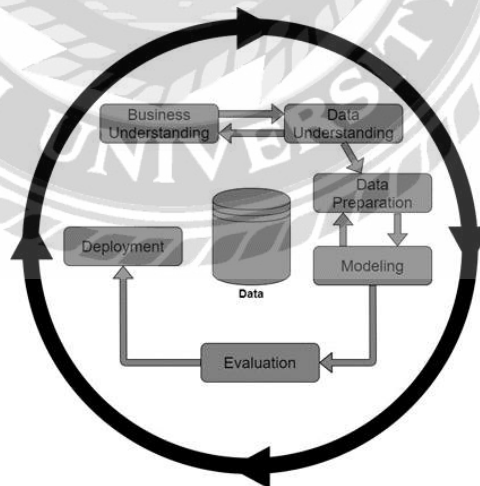
แนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

จากการศึกษาและค้นคว้างานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ราคาขายปลีกน้ำมันในเขตกรุงเทพมหานครและปริมณฑล โดยใช้วิธีวิเคราะห์หอนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล แบ่งออกเป็น 2 หัวข้อ ได้แก่ แนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง โดยมีรายละเอียดดังนี้

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

การทำเหมืองข้อมูล (Data Mining)

เหมืองข้อมูล (Data Mining) คือกระบวนการวิเคราะห์เพื่อค้นหาความสัมพันธ์หรือรูปแบบจากฐานข้อมูลขนาดใหญ่ โดยอาศัยหลักการทางสถิติและการเรียนรู้ของเครื่อง เพื่อนำข้อมูลสารสนเทศที่ได้ มาประกอบการตัดสินใจหรือวางแผนทางธุรกิจในอนาคต การทำเหมืองข้อมูลจึงมีประโยชน์อย่างมากในการประกอบการตัดสินใจ ทั้งด้าน ธุรกิจ การแพทย์ เป็นต้น (อศุลย์ ยิ้มงาม, 2551) โดยขั้นตอนการทำเหมืองข้อมูลมีกระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลแบบมาตรฐานคือ CRISP - DM (Cross Industry Standard Process For Data Mining) ซึ่งกระบวนการ CRISP - DM มี 6 ขั้นตอน ดังนี้ (เอกสิทธิ์ พัทธวงศ์ศักดิ์, 2564)



ภาพที่ 2.1 ขั้นตอนกระบวนการ CRISP-DM

อ้างอิง : https://en.wikipedia.org/wiki/Cross_Industry_Standard_Process_for_Data_Mining

1. ทำความเข้าใจในธุรกิจ (Business understanding) ทำความเข้าใจกับปัญหาและวิเคราะห์ปัญหาออกมาในรูปแบบโจทย์ พร้อมทั้งดำเนินการวางแผนการดำเนินงานเบื้องต้น

2. ทำความเข้าใจข้อมูล (Data understanding) เป็นการรวบรวมข้อมูลทั้งหมด เพื่อนำไปวิเคราะห์ข้อมูล ซึ่งข้อมูลที่รวบรวมมาได้นั้นต้องพิจารณาว่าจะให้นำไปวิเคราะห์ทั้งหมดหรือคัดเลือกข้อมูลบางส่วน

3. การเตรียมข้อมูล (Data Preparation) ตรวจสอบความสมบูรณ์ของข้อมูล ข้อมูลมีความถูกต้องหรือมีความเหมาะสมในการใช้งาน เช่น การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning) โดยการลบข้อมูลที่ไม่จำเป็นออก การแปลงข้อมูลอยู่ในระดับเดียวกัน การแก้ไขข้อมูลที่มีค่าว่าง เป็นต้น ซึ่งเป็นขั้นตอนที่ใช้เวลาในการทำงานที่สุด

4. การจัดทำตัวแบบ (Modelling) เป็นขั้นตอนที่นำข้อมูลที่มีความสมบูรณ์ นำมาวิเคราะห์ด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูลเพื่อทำการทดสอบข้อมูลกับแต่ละเทคนิค เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ตรงตามวัตถุประสงค์ ซึ่งขั้นตอนนี้ อาจกลับไปทำขั้นตอนที่สาม (Data Preparation) เพื่อให้ข้อมูลมีความเหมาะสมกับเทคนิคเหมืองข้อมูล

5. การประเมินผล (Evaluation) เมื่อได้ผลลัพธ์ตามวัตถุประสงค์แล้ว ผลลัพธ์ที่ได้นำมาวัดประสิทธิภาพของเทคนิคเหมืองข้อมูล เพื่อตรวจสอบความถูกต้องและความแม่นยำของเทคนิคเหมืองข้อมูล หากยังไม่ได้ผลลัพธ์ที่ต้องการอาจกลับไปทำขั้นตอนที่สี่ (Modelling) เพื่อค้นหาเทคนิคเหมืองข้อมูลที่มีประสิทธิภาพตามวัตถุประสงค์

6. การนำไปใช้งาน (Deployment) ขั้นตอนสุดท้ายเป็นการนำผลลัพธ์ที่ได้ผ่านการวิเคราะห์และทดสอบ นำมาใช้จริงเพื่อให้เกิดประโยชน์ต่อบริษัทหรือองค์กร

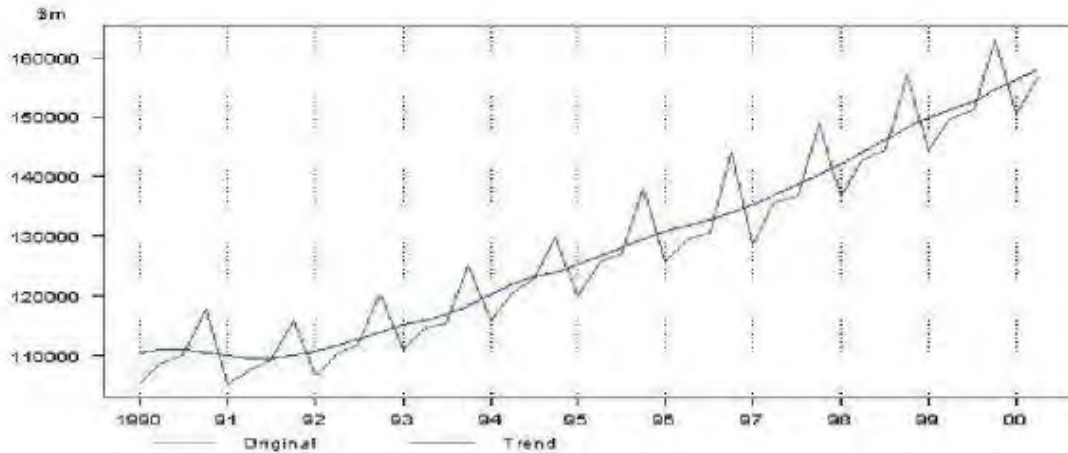
ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series Data)

คือข้อมูลที่มีการจัดเก็บชุดข้อมูลเป็นลำดับเวลาอย่างต่อเนื่อง เช่น ข้อมูลยอดขายประจำเดือนของร้านค้า ราคาน้ำมันรายวัน ข้อมูลค่าฝุ่นละอองรายชั่วโมง เป็นต้น ซึ่งการเก็บข้อมูลมีรูปแบบการจัดเก็บเป็น รายชั่วโมง รายวัน รายเดือน รายไตรมาส และ รายปี ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับความเหมาะสมในการนำไปใช้งาน (เฉลิมพล จตุพร, 2560)

ส่วนประกอบของอนุกรมเวลา

อนุกรมเวลามี 4 ส่วน ได้แก่ แนวโน้ม (Trend) วัฏจักร (Cycle) การเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล (Seasonal Variation) และความผันผวนผิดปกติ (Irregular Fluctuations)

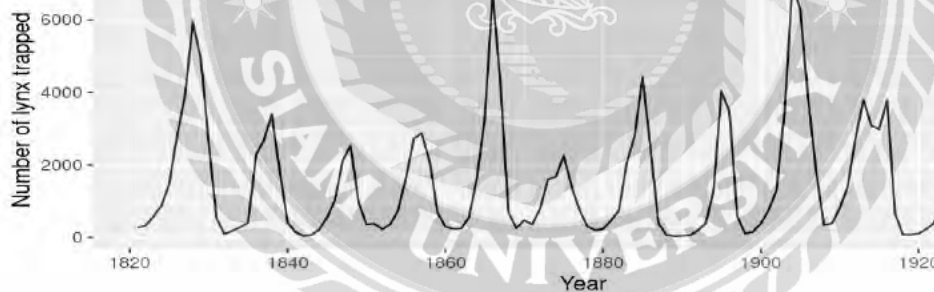
1. แนวโน้ม (Trend) หมายถึงช่วงอนุกรมเวลาที่มีการเพิ่มขึ้นหรือลดลง เช่น ยอดขายสินค้าของบริษัทหนึ่งอาจมีหลายปัจจัยที่ทำให้เกิดแนวโน้มการเพิ่มขึ้นของยอดขายหรือยอดขายลดลง ซึ่งมีหลายสาเหตุ การเพิ่มขึ้นของประชากร รายได้ที่เพิ่มขึ้นของประชากรทำให้มีกำลังซื้อสินค้ามากขึ้น เป็นต้น (ภูมิฐาน รังกุล นุวัฒน์, 2562)



ภาพที่ 2.2 แสดงกราฟอนุกรมเวลาที่มีลักษณะมีส่วนประกอบแนวโน้ม

อ้างอิง : <http://www.abs.gov.au/websitedbs/OpenDocument>

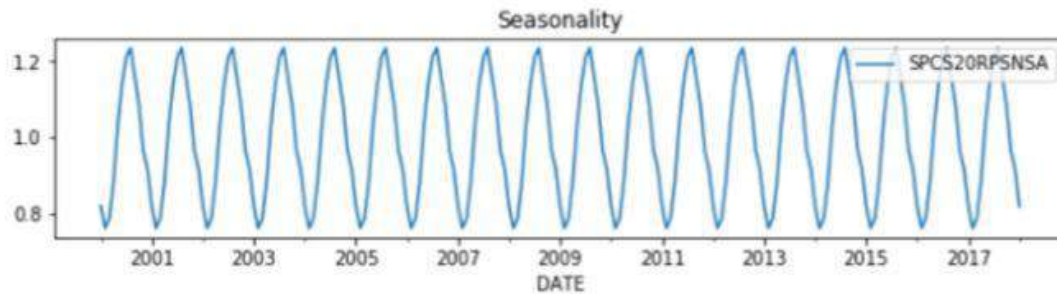
2. วัฏจักร (Cycle) หมายถึงอนุกรมเวลาที่มีรอบการเพิ่มขึ้นหรือลดลงเป็นระยะเวลานานอาจจะ 2 ปี 5 ปี หรือ 10 ปี ซึ่งมีความคล้ายคลึงกับแบบแนวโน้มแต่จะมีรอบระยะเวลาที่ยาวนานกว่า



ภาพที่ 2.3 ภาพแสดงกราฟที่มีส่วนประกอบเป็นวัฏจักร

อ้างอิง: <https://robjhyndman.com/hyndsight/cyclclcts/>

3. การเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล (Seasonal Variation) หมายถึงรูปแบบอนุกรมเวลาที่มีการเกิดซ้ำทุกปี โดยสาเหตุหลักเกิดจากสภาพภูมิอากาศในแต่ละช่วงเวลา เช่น ในช่วงเดือนเมษายนพบว่าการใช้น้ำประปามากที่สุด ช่วงเดือนพฤศจิกายนถึงธันวาคมพบว่าการใช้ไฟฟ้าลดลง ช่วงสิ้นปีมีผู้โดยสารกลับต่างจังหวัดอย่างหนาแน่น เป็นต้น



ภาพที่ 2.4 ภาพแสดงกราฟที่มีส่วนประกอบเป็นฤดูกาล

อ้างอิง: <https://towardsdatascience.com/econometric-approach-to-time-series-analysis-seasonal-arima-in-python-28f5782ee23>

4. ความผันผวนผิดปกติ (Irregular Fluctuations) หมายถึงอนุกรมเวลาที่มีความผิดปกติ เกิดเหตุที่ไม่คาดคิด ทำให้การวิเคราะห์อนุกรมเวลาเกิดความคลาดเคลื่อนไปมาก ซึ่งสาเหตุเกิดจากปัจจัยภายนอกที่มนุษย์ไม่สามารถควบคุมได้ เช่น การเกิดภัยพิบัติธรรมชาติ การเกิดสงคราม เหตุการณ์ชุลนวมประท้วง เป็นต้น

การวิเคราะห์การถดถอย (regression analysis)

การวิเคราะห์การถดถอย (regression analysis) เป็นวิธีทางสถิติวิทยา โดยทำการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร 2 ตัว ได้แก่ ตัวแปรอิสระ แทนค่าด้วยตัว X และตัวแปรตาม แทนค่าด้วยตัวแปร Y ความสัมพันธ์สามารถอยู่ในรูปแบบของ เส้นตรง เส้นโค้ง ซึ่งการวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้น เป็นการตรวจสอบความสัมพันธ์ของตัวแปรทั้ง 2 เพื่อนำผลวิเคราะห์ที่ได้ไปทำนายอนาคต การถดถอยเชิงเส้นมีสมการดังนี้ (วรวิทย์ จันทร์สุวรรณ, 2564)

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \varepsilon$$

Y = ตัวแปรตาม

X = ตัวแปรอิสระ

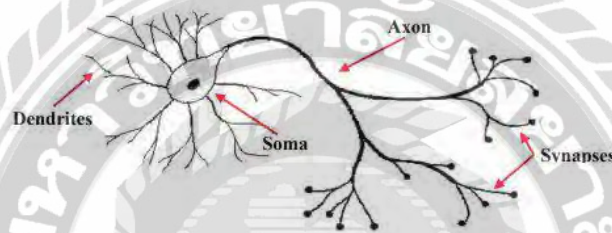
β_0, β_1 = ค่าพารามิเตอร์

ε = ค่าความคลาดเคลื่อนสุ่ม (Random error)

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANN)

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANN) คือหนึ่งในเทคนิคการทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) หรือโมเดลการประมวลผลทางคณิตศาสตร์ (วิทยา พรพัชรพงศ์, 2552) เป็นการศึกษาทำความเข้าใจ

เกี่ยวกับกระบวนการทำงานของสมองมนุษย์ที่มีความซับซ้อนแล้วนำมาปรับใช้กับเครื่องคอมพิวเตอร์ ภายใต้นแนวคิดการสร้างแบบจำลองการทำงานของสมองมนุษย์กับโปรแกรมให้มีความกระบวนการเรียนรู้และจดจำ (Pattern Recognition) การอนุมานความรู้ (Knowledge Deduction) เหมือนการเรียนรู้จดจำสมองมนุษย์ ซึ่งแนวคิดนี้เกิดจากการศึกษาเกี่ยวกับโครงข่ายไฟฟ้าชีวภาพ (Bioelectric Network) ซึ่งประกอบด้วยนิวรอน (Neurons) ที่เป็นเซลล์ประสาทและส่วนประสานประสาทไซแนปส์ (Synapses) แต่ละส่วนของเซลล์ประสาทจะมีส่วนปลายรับกระแสประสาทที่ทำหน้าที่เป็นจุดรับข้อมูล (Input) คือเดนไดรต์ (Dendrite) และส่วนปลายในการส่งกระแสประสาททำหน้าที่แสดงผลลัพธ์ (Output) คือแอกซอน (Axon) โดยกระบวนการทำงานจะเริ่มจากเมื่อเซลล์ประสาทได้รับการกระตุ้นไฟฟ้าจากปัจจัยภายนอก กระแสไฟฟ้าจะวิ่งผ่านเข้าสู่กระแสประสาทส่งต่อเข้าเซลล์ประสาทและส่งออกไปที่ส่วนแสดงผลลัพธ์ (อำภา สาระศิริ, 2558)



ภาพที่ 2.5 ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมในสมองมนุษย์

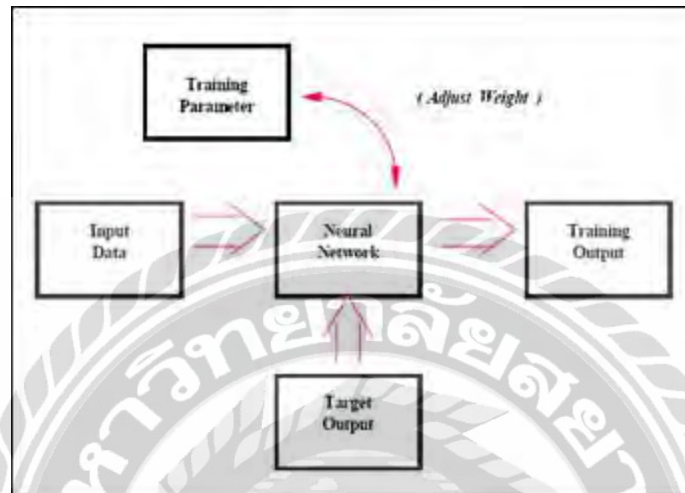
อ้างอิง: [https://ichi.pro/th/neural-networks-cak-scratch-dwy-python-code-laea-math-doy-laxeiyd-i-](https://ichi.pro/th/neural-networks-cak-scratch-dwy-python-code-laea-math-doy-laxeiyd-i-91739131837375)

91739131837375

โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม มีองค์ประกอบดังนี้

1. ชั้นอินพุต (Input Layer) เป็นชั้นแรกและชั้นเดียวภายในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม จะประกอบด้วยนิวรอนรับข้อมูล (Input Neurons) ทำหน้าที่เป็นตัวรับข้อมูลเข้าสู่แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมชั้นรับข้อมูล (Input Layer) ทำหน้าที่รับข้อมูลเข้าสู่นิวรอน ซึ่งจำนวนข้อมูลกับจำนวนนิวรอนจะมีเท่ากัน
 2. ชั้นส่งออกหรือแสดงผลลัพธ์ (Output Layer) ทำหน้าที่แสดงผลลัพธ์ของข้อมูล ซึ่งจำนวนนิวรอนข้อมูลจะเท่ากับนิวรอนแสดงผลลัพธ์
 3. ชั้นซ่อน (Hidden Layer) ทำหน้าที่รวมข้อมูลจากชั้นรับข้อมูลและคำนวณส่งต่อไปยังชั้นแสดงผลลัพธ์ โดยชั้นซ่อนอาจมีหลายชั้นและมีนิวรอนจำนวนมาก
- กระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม มี 2 ส่วนดังนี้

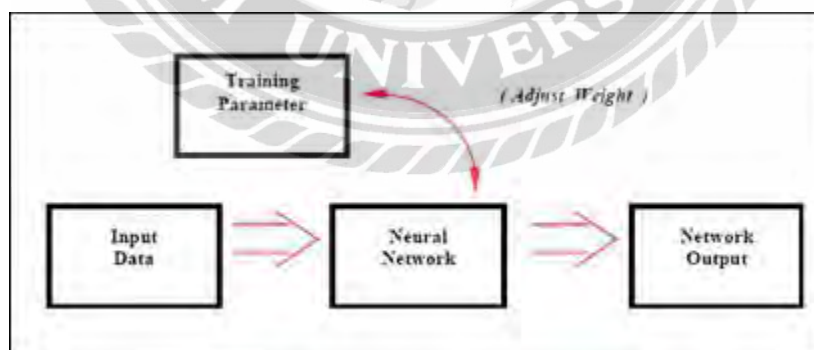
1. การเรียนรู้แบบมีผู้สอน เป็นการเรียนที่มีการตรวจสอบความถูกต้องของผลลัพธ์ โดยส่งข้อมูลอินพุต และข้อมูลเอาต์พุตให้โครงข่ายเกิดการเรียนรู้และจดจำเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ได้ตรงตามที่กำหนดหากผลลัพธ์ที่ออกมาไม่มีความคล้ายคลึงหรือใกล้เคียงกับผลลัพธ์ที่ถูกกำหนดไว้ก็จะนำไปปรับแก้ไขชุดข้อมูลให้โครงข่ายเรียนรู้ชุดข้อมูลใหม่จนได้ผลลัพธ์ที่ถูกต้อง



ภาพที่ 2.6 โครงสร้างการเรียนรู้แบบมีผู้สอน

อ้างอิง: <https://nextsoftwarethailand.com/โครงข่ายประสาทเทียม-กับ/>

2. การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน เป็นการเรียนแบบไม่มีการตรวจสอบความถูกต้องของผลลัพธ์ โดยโครงข่าย จะทำการเรียนรู้จากข้อมูลที่ได้รับและแสดงผลลัพธ์ออกมาในรูปแบบการจัดหมวดหมู่ของชุดข้อมูลที่ได้รับ หากข้อมูลมีลักษณะใกล้เคียงกันก็จะถูกจัดให้อยู่ในกลุ่มเดียวกัน

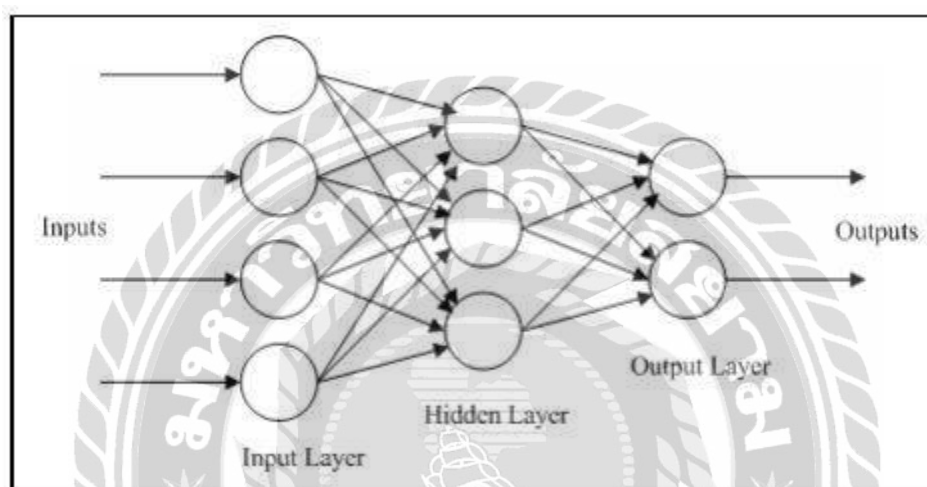


ภาพที่ 2.7 โครงสร้างการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน

อ้างอิง: <https://nextsoftwarethailand.com/โครงข่ายประสาทเทียม-กับ/>

โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi-Layer Perceptron :MPL)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi-Layer Perceptron :MPL) เป็นหนึ่งในเทคนิคประมวลผลทางคณิตศาสตร์ ซึ่งภายในโครงข่ายนี้ประกอบด้วย 3 ส่วน 1) ชั้นอินพุตทำหน้าที่นำข้อมูลที่เตรียมไว้จำนวนมากเข้าสู่ระบบ 2) ชั้นซ่อนทำหน้าที่เรียนรู้ข้อมูลที่ได้รับการนำเข้าจากชั้นอินพุต ภายในประกอบด้วยค่าน้ำหนักของข้อมูล (Weight) และค่าความโน้มเอียง (Bias) เพื่อเป็นตัวกำหนดทิศทางการเรียนรู้ข้อมูลของชั้นซ่อน ซึ่งชั้นซ่อนอาจมีหลายชั้นเพื่อทำการเรียนรู้ข้อมูลที่มีความซับซ้อน เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ตามที่กำหนด 3) ชั้นเอาต์พุตทำหน้าที่แสดงผลลัพธ์จากชั้นอินพุตและชั้นซ่อน (ธนาวุฒิ ประกอบผล, 2552)



ภาพที่ 2.8 รูปแบบการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

อ้างอิง: <https://kb.psu.ac.th/>

ซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีนหรือเอสวีเอ็ม (Support Vector Machine : SVM)

ซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย (Support Vector Machine for Regression : SMR) เป็นเทคนิควิเคราะห์ข้อมูลชนิดหนึ่ง que พัฒนาต่อจากซัพพอร์ทซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine : SVM) ใช้สำหรับทำนายข้อมูลอนาคต โดยใช้หลักการไฮเปอร์เพลน

ค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย Root Mean Square Error (RMSE)

ค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย Root Mean Square Error (RMSE) เป็นค่าที่ใช้ในการวัดขนาดของความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ โดยค่าดังกล่าวได้จากค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย Mean Square Error (MSE) ซึ่งเป็นการนำผลต่างของค่าจริงและค่าที่ได้จากการพยากรณ์ยกกำลังสอง ถ้าค่าผลต่างมีค่ามากจะส่งผลให้ค่าความคลาดเคลื่อนมีค่าที่สูง จึงมีการนำค่าดังกล่าวมาคำนวณด้วยรากที่สอง (Square Root) เพื่อให้ค่าดังกล่าวมีหน่วยวัดเดียวกับค่าที่ทำการทดลอง สำหรับค่า RMSE ที่ได้จากการทดลองมีค่าน้อย

แสดงให้เห็นว่าตัวแบบสำหรับพยากรณ์ สามารถทำนายผลลัพธ์ที่มีความคลาดเคลื่อนที่ต่ำ หรือกล่าวคือแบบจำลองการพยากรณ์มีประสิทธิภาพที่มีค่า RMSE สามารถคำนวณได้ดังสมการดังนี้ (สมชาย ปราการเจริญ, 2551)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{N}}$$

Y_i คือ ค่าที่ได้จากการแบบจำลองพยากรณ์

$\hat{Y}_i$ คือ ค่าจริงที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง

N คือ จำนวนข้อมูลในชุดข้อมูล

ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย Mean Absolute Error (MAE)

ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย Mean Absolute Error (MAE) เป็นค่าเฉลี่ยของความแตกต่างสัมบูรณ์ระหว่างค่าพยากรณ์กับค่าจริง หากค่า MAE มีค่าน้อย แสดงว่าแบบจำลองสามารถประมาณค่าได้ใกล้เคียงกับค่าจริง ค่า MAE สามารถคำนวณได้จากสมการดังนี้

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n |T_i - F_i|$$

T_i คือ ค่าจริง

F_i คือ ค่าพยากรณ์

N คือ จำนวนข้อมูลในชุดข้อมูล

การประมาณค่าความแม่นยำ (Evaluation Criterion)

การประมาณค่าความแม่นยำ (Evaluation Criterion) จากวิธีต่างๆ ที่สร้างขึ้น แบบจำลองที่สร้างขึ้นต้องมีความแม่นยำ เข้ากันได้กับข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองนั้นสูงสุด (Model Best Fit) แบบจำลองนี้จะถูกนำไปทดสอบกับกลุ่มข้อมูลชุดที่ทราบค่าจริง (Actual Data) ผลจากการพยากรณ์ข้อมูลชุดใหม่ (Predicted Data) จะถูกนำมาคำนวณหาความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ (Magnitude of Relative Error: MRE) โดยสามารถคำนวณได้จากสมการนี้

$$MRE_i = \frac{Actual_i - predicted_i}{Actual_i}$$

$Actual_i$ คือ ค่าจริง

$predicted_i$ คือ ค่าพยากรณ์

หากข้อมูลมีจำนวนมากต้องนำมาหาค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ (Mean Magnitude of Relative Error: MMRE) โดยที่ MMRE มีค่าสูงหมายถึง เปอร์เซ็นต์ของความคลาดเคลื่อนสูง ถ้าค่า MMRE = 0 หมายถึง ค่าของการพยากรณ์เท่ากับค่าจริงทุกๆ ค่า ถ้า MMRE มีค่าน้อย หมายถึง การพยากรณ์ที่ได้มีความแม่นยำสูง โดยสามารถคำนวณได้จากสมการดังนี้

$$MMRE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{Actual_i - predicted_i}{Actual_i} \times 100$$

$Actual_i$ คือ ค่าจริง

$predicted_i$ คือ ค่าพยากรณ์



2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

วิรัชดี พองเงิน วรปภา อาริราษฎร์ เสด็จ พรหมสาขา ณ สกลนคร (2561) ได้ศึกษาการพยากรณ์ปริมาณน้ำในเขื่อนกัวลม โดยใช้เทคนิคเหมืองข้อมูลโดยมีวัตถุประสงค์เพื่อ 1) ศึกษาเทคนิคเหมืองข้อมูลที่เหมาะสมในการพยากรณ์ปริมาณน้ำในเขื่อน และ 2) เปรียบเทียบผลปริมาณน้ำจริงกับผลการพยากรณ์ปริมาณน้ำในเขื่อนกัวลม จังหวัดลำปาง โดยใช้เทคนิคเหมืองข้อมูล งานวิจัยนี้ได้บริหารจัดการข้อมูลน้ำที่มีอยู่ที่เป็นปัจจัยต่อการเปลี่ยนแปลงระดับน้ำประกอบด้วย ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อน ปริมาณน้ำในเขื่อน ปริมาณการปล่อยน้ำ และอัตราการระเหย โดยรวบรวมข้อมูลรายวัน ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2535 – พ.ศ. 2559 รวม 25 ปี จำนวน 9,125 ระเบียบ เพื่อนำมาพยากรณ์ด้วยเทคนิคการพยากรณ์

จากผลการทดลองผลการวิจัยพบว่า 1) เทคนิคเหมืองข้อมูลที่เหมาะสมในการพยากรณ์ปริมาณน้ำในเขื่อนประกอบด้วย 4 เทคนิค ได้แก่ เทคนิควิธีการวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis) วิธีและโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) วิธีแบบจำลองต้นไม้เอนไซม์ไฟว์พี (Model Tree: MSP) และ วิธีเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนส์ (SVM) และ 2) ผลการเปรียบเทียบการพยากรณ์ปริมาณน้ำรายเดือนในเขื่อนกัวลม จังหวัดลำปาง โดยใช้เทคนิคเหมืองข้อมูลทั้ง 4 เทคนิค พบว่า วิธีแบบจำลองต้นไม้เอนไซม์ไฟว์พี มีค่าสัมบูรณ์ของความคลาดเคลื่อนต่ำสุด ที่ 10.56 และเป็นวิธีที่เหมาะสมที่สุดสำหรับนำไปพัฒนาระบบพยากรณ์น้ำในเขื่อน ทั้งนี้เมื่อพิจารณาค่าสัมบูรณ์ของความคลาดเคลื่อนแต่ละเทคนิค พบว่า วิธีแบบจำลองต้นไม้เอนไซม์ไฟว์พี วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนส์ วิธีวิเคราะห์การถดถอย และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม มีค่าความคลาดเคลื่อนเท่ากับ 10.56, 10.84, 11.12 และ 12.53 ตามลำดับ

การวิจัยแสดงให้เห็นถึง วิธีแบบจำลองต้นไม้เอนไซม์ไฟว์พี ค่าเฉลี่ยของกำลังสองของความคลาดเคลื่อน และค่าเฉลี่ยของรากที่สองของกำลังสองของความเป็นวิธีที่มีค่าความคลาดเคลื่อนต่ำสุด เหมาะสำหรับนำไปพัฒนาระบบเพื่อใช้ในการพยากรณ์ต่อไป

ศุภาพร บรรดาศักดิ์ จุฬามาศ เป็นทอง และ นุตยา กัลป์ลา (2559) ได้พัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์การใช้ลูกกอล์ฟในสนามฝึกซ้อมโดยใช้ตัวแปรอนุกรมเวลา โดยโปรแกรม Weka ด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล 2 เทคนิค ได้แก่ 1) การถดถอยเชิงเส้น 2) การถดถอยเวกเตอร์ โดยใช้ข้อมูลในปี 2557 - 2559

จากผลการทดลอง งานวิจัยนี้ ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยเทคนิค 2 กับชุดข้อมูลฝึกฝน และชุดข้อมูลทดสอบ เป็นชุดข้อมูลย้อนหลัง 1) 3 วัน 2) 5 วัน 3) 7 วัน 4) 11 วัน 5) 15 วัน 6) 21 วัน 7) 31 วัน โดยจะแบ่งการทดสอบเป็น 2 แบบ ได้แก่ การพยากรณ์จำนวนลูกกอล์ฟที่ใช้ในวันถัดไป และการพยากรณ์โดยแบ่งตามรูปแบบแพ็คเกจบริการ 1) การพยากรณ์จำนวนลูกกอล์ฟที่ใช้ในวันถัดไป เป็นจำนวน 496 วัน โดยมีผลคือ การถดถอยเชิงเส้น ในชุดข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน ได้ค่า MAE 34.32027 ซึ่งเป็นค่าต่ำที่สุด ไปใช้สร้างแบบจำลองเพื่อการพยากรณ์จำนวนลูกกอล์ฟที่ใช้ในวันถัดไป 2) การพยากรณ์โดยแบ่งตามรูปแบบแพ็คเกจบริการ ได้แก่ คูโปงชุด จำนวน 499 วัน การถดถอยเชิงเส้น ในชุดข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน MAE 8.134866689 เป็นค่าดีที่สุด, คูโปงเล่ม จำนวน 418 วัน การถดถอยเชิงเส้น ในชุดข้อมูลย้อนหลัง 21 วัน MAE 1.507164914 เป็นค่าดีที่สุด, ลูกชุด จำนวน 499 วัน การถดถอยเชิงเส้น ในชุดข้อมูลย้อนหลัง 21 วัน MAE 5.416515077 เป็นค่าดีที่สุด, ลูกถาด จำนวน 498 วัน การถดถอยเชิงเส้น ในชุดข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน MAE 6.026183058 เป็นค่าที่ดีที่สุด

งานวิจัยนี้แสดงให้เห็นถึง การแบ่งประเภทเป็นรวมชนิด กับแยกชนิด จะสามารถได้ค่าความคลาดเคลื่อนที่เหมาะสมที่สุดกับแต่ละชนิด เพื่อนำไปปรับใช้ให้เกิดผลลัพธ์ที่ดีที่สุด

พิชญากร เลค (2561) ได้ศึกษาเกี่ยวกับการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินตราต่างประเทศโดยใช้การวิเคราะห์อนุกรมเวลา โดยใช้เทคนิคเหมือนข้อมูล 3 เทคนิค ได้แก่ 1) การถดถอยเชิงเส้น 2) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น 3) ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย โดยใช้ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศปี 2552 - 2560 จำนวน 108 เดือน การแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศมีผลกระทบต่อราคาสินค้า ภาวะเงินเฟ้อ คุณค่าและดุลบัญชีเดินสะพัด การลงทุนในต่างประเทศ รายได้ของประชาชน ซึ่งเป็นปัจจัยภายนอกที่จะกระทบต่อผลการทดลองได้ โดยเลือกสกุลเงินจำนวน 5 สกุลเงิน ได้แก่ สกุลเงิน ดอลลาร์ (USD) ประเทศสหรัฐอเมริกา สกุลเงินปอนด์ สเตอร์ลิง ประเทศอังกฤษ (GBP) สกุลเงินยูโร (EUR) กลุ่มสหภาพยุโรป สกุลเงินเยน (JPY) ประเทศญี่ปุ่น และสกุลเงินหยวน เรนมินบิ (CNY) ประเทศจีน โดยจะแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 2 ชุด คือ ชุดข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ซึ่งเป็นข้อมูลรายเดือน โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่ปี 2552 - 2559 โดยเป็นชุดข้อมูลย้อนหลัง 1) 3 เดือน 2) 6 เดือน 3) 9 เดือน 4) 12 เดือน และ ใช้ชุดข้อมูลปี 2560 เป็นชุดข้อมูลทดสอบ เพื่อสร้างรูปแบบการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมือนข้อมูล

ผลการวิจัย สกุลเงินดอลลาร์ แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ชุดข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน มีประสิทธิภาพสูงสุด มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ร้อยละ 2.43 สกุลเงินปอนด์สเตอร์ลิง แบบจำลองเทคนิคการถดถอยเชิงเส้น ชุดข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน มีประสิทธิภาพสูงสุด มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนร้อยละ 0.64 สกุลเงินยูโร ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ชุดข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน มีประสิทธิภาพสูงสุด มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนร้อยละ 1.39 สกุลเงินเยน ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ชุดข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน มีประสิทธิภาพสูงสุด มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนร้อยละ 2.57 สกุลเงินหยวน เรนมินบิ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ชุดข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนร้อยละ 0.97

งานวิจัยนี้แสดงให้เห็นถึง การเลือกใช้เทคนิคเหมือนข้อมูลแต่ละชนิด ข้อมูลย้อนหลังที่เหมาะสมกับชนิดของข้อมูล เป็นสิ่งที่ทำให้เห็นถึงประสิทธิภาพของแบบจำลองแต่ละแบบ

ปัทมิตา บุญรักษา และจารี ทองคำ (2560) ได้พัฒนาแบบจำลองการเกิดอุบัติเหตุทางถนน โดยใช้เทคนิคอนุกรมเวลา โดยการใช้เทคนิคเหมืองข้อมูล 5 เทคนิค ได้แก่ 1) linear regression 2) Artificial Neural Network 3) Sequential Minimal Optimization for Regression 4) Support Vector Machine Regression 5) Gaussian Process โดยใช้ข้อมูลการเกิดอุบัติเหตุช่วงเดือน มกราคม พ.ศ. 2554 - ธันวาคม พ.ศ. 2559 เป็นจำนวน 7 ปีทั้งสิ้น 78 เดือน แบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน 1) ชุดข้อมูลสำหรับฝึกสอน 2) ชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ โดยทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยค่า Mean Absolute Error (MAE) และ Root Mean Square Error(RMSE)

ผลการวิจัย ผู้วิจัยได้ทำการทดลอง แบ่งประเภทของอุบัติเหตุในรูปแบบต่างๆ ตั้งแต่ประเภทของยานพาหนะ เพศ มูลค่าความเสียหาย และความสูญเสียโดยได้ผลการทดลองพบว่า เทคนิค SVM ให้ค่า MAE และค่า RMSE ให้ค่าความผิดพลาดต่ำที่สุดเมื่อนำมาเปรียบเทียบกับเทคนิค LR, ANN, SMOreg และ Gaussian Process จึงมีความเหมาะสมในการนำไปพัฒนาแบบจำลองเพื่อพยากรณ์การเกิดอุบัติเหตุบนท้องถนนโดยใช้เทคนิคอนุกรมเวลา

งานวิจัยนี้แสดงให้เห็นถึง กราฟข้อมูลการเกิดอุบัติเหตุย้อนหลัง มีลักษณะเป็นการผันแปรตามฤดูกาล ทั้งนี้ผู้วิจัยยังได้แนะนำถึงปัจจัยภายนอกอื่นๆเช่น แสงส่องสว่างที่อาจเกิดชำรุดในภายหลังอาจเป็นปัจจัยเพิ่มเติมได้

จริยะ อัครวรรณ และจารี ทองคำ (2561) ได้ศึกษาเกี่ยวกับการสร้างตัวแบบจำลองการพยากรณ์การใช้หนังสือด้วยเทคนิคอนุกรมเวลา โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของเทคนิคอนุกรมเวลาการใช้หนังสือของสมาชิกห้องสมุด นำข้อมูลการใช้หนังสือระหว่างช่วงปี พ.ศ. 2557 – 2560 โดยใช้โปรแกรม Weka สร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล 5 เทคนิค ได้แก่ 1) โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นแบบถดถอย 2) โครงข่ายประสาทเทียมแบบถดถอย 3) เทคนิคสนับสนุนเส้นสมมุติแบบถดถอย 4) การวิเคราะห์การถดถอยโลจิสติก 5) การเรียนรู้ต้นไม้ตัดสินใจแบบถดถอย อัลกอริทึมการตัดกิ่งต้นไม้ โดยวัดค่าด้วยการหาค่าเฉลี่ยคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยรากที่สอง

ผลการวิจัย ชุดข้อมูลหนังสือมีการใช้งานสูงในช่วงเดือนกุมภาพันธ์-มีนาคม และ กันยายน-ตุลาคม และการใช้งานต่ำในช่วง พฤษภาคม-มิถุนายน และธันวาคม ของทุกปี ทำให้สอดคล้องกับรูปแบบการเปลี่ยนแปลงของอนุกรมเวลาตามฤดูกาลหลังจากการแบ่งชุดข้อมูล ในการพยากรณ์การใช้หนังสือทั้ง 10 หมวด และทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองพบว่า เทคนิคสนับสนุนเส้นสมมุติแบบถดถอย มีผลการพยากรณ์ใกล้เคียงกับปริมาณหนังสือจริงมากที่สุด จำนวน 7 หมวด เป็นค่าที่ดีที่สุด

งานวิจัยนี้แสดงให้เห็นถึง การแบ่งชุดข้อมูลการเรียนรู้และชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบในรูปแบบ Slide window แล้วจึงวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยค่า MAE และ RMSE เพื่อหาค่าเฉลี่ยที่ดีที่สุด ซึ่งได้ผลการทดลองเป็นเทคนิคสนับสนุนเส้นสมมุติแบบถดถอยได้ค่าเฉลี่ยน้อยที่สุด จึงเป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด

สมร เหล็กกล้า และจารี ทองคำ (2561) ได้ศึกษาเกี่ยวกับการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราจากการอ้างอิงราคาจากตลาดการแลกเปลี่ยนเงินต่างประเทศ มีวัตถุประสงค์เพื่อการศึกษาแบบจำลองในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ โดยใช้ข้อมูล เดือนกุมภาพันธ์ ค.ศ 2014 ถึง มกราคม ค.ศ. 2017 โดยใช้เทคนิคเหมืองข้อมูล 4 เทคนิค ได้แก่ 1) Linear Regression 2) Multi-Layer 9 Perceptron 3) Support Vector Machine Regression 4) Sequential Minimal Optimization Regression เพื่อค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ และ ค่าของรากของความคลาดเคลื่อนที่กำลังสอง เป็นค่าวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง

ผลการทดลอง เทคนิค Sequential Minimal Optimization Regression สามารถพยากรณ์อัตราแนวโน้มการแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศได้ดี โดยมีค่า MAE เท่ากับ 0.50 และค่า RMSE เท่ากับ 0.53 สอดคล้องกับงานของ Jin-Fang Yang และ Da-Ping Xu

งานวิจัยนี้แสดงให้เห็นถึง ข้อมูลการแลกเปลี่ยนเงินตราที่ได้ถูกนำมาใช้การวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองเพื่อช่วยในการวิเคราะห์และการแก้ปัญหาการขึ้นลงของอัตราแลกเปลี่ยนเงินของตลาด Forex ผลการทดลองพบว่า เทคนิค SVMR สามารถพยากรณ์ได้ดีกว่า LR, MLP and SMOR



ตารางเปรียบเทียบงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

จากที่ได้ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องของนักวิจัยหลายๆท่าน สามารถนำมาสรุปได้ดังนี้

ตารางที่ 2.1 สรุปงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ลำดับ	ชื่อเรื่อง	เทคนิคที่ใช้	ข้อมูลที่ใช้	สรุปผล
1.	การพยากรณ์ปริมาณน้ำในเขื่อนก๊วลม โดยใช้เทคนิคเหมืองข้อมูลวิธีคัต ฟองเงิน วรภา อริราชกูร์ เผล็จ พรหมสาขา ณสกลนคร (2561)	1) การวิเคราะห์การถดถอย 2) ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนส์ 3) แบบจำลองต้นไม้เอนโทรปี 4) โครงข่ายประสาทเทียม	ข้อมูลปริมาณน้ำในเขื่อนก๊วลม จังหวัดลำปาง พ.ศ. 2535-2560 จำนวน 25 ปี รวมทั้งหมด 9,125 ระเบียบ	เทคนิควิธีแบบจำลองต้นไม้เอนโทรปี ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ และความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยค่าสอง มีค่าความคลาดเคลื่อนต่ำสุด โดยมีค่าที่ 10.58 % และ 13.73 %
2.	พยากรณ์การใช้ลูกกอล์ฟในสนามฝึกซ้อมโดยใช้ตัวแปรอนุกรมเวลาสุพาพร บรรณาศักดิ์ จุฑามาศ เป้นทอง และ นุศยา กัลป์ลา (2559)	1) การถดถอยเชิงเส้น 2) การถดถอยเวกเตอร์	ข้อมูลลูกกอล์ฟจำนวน 499 วัน ลูกกอล์ฟจำนวน 418 วัน ลูกกอล์ฟจำนวน 499 วัน และลูกกอล์ฟจำนวน 498 วัน เป็นชุดข้อมูลที่รวบรวมตั้งแต่ปี พ.ศ. 2557- 2559	เทคนิคการถดถอยเชิงเส้นในรอบ 7 วัน ให้ค่าดีที่สุดเท่ากับ 34.32

ตารางที่ 2.1 (ต่อ) สรุปงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ลำดับ	ชื่อเรื่อง	เทคนิคที่ใช้	ข้อมูลที่ใช้	สรุปผล
3.	การพยากรณ์อัตรา การแลกเปลี่ยนสกุล เงินต่างประเทศ พินิจากร เลค (2561)	1) การถดถอยเชิง เส้น 2) แบบโครงข่าย ประสาทเทียม แบบเปอร์ เซ็ปตรอนหลาย ชั้น 3) ซัพพอร์ต เวกเตอร์แมชชีน สำหรับการ ถดถอย	ข้อมูลอัตรา แลกเปลี่ยนสกุลเงิน ต่างประเทศ 1) สกุลเงินดอลลาร์ 2) สกุลเงินปอนด์ สเตอร์ลิง 3) สกุลเงินยูโร 4) สกุลเงินเยน 5) สกุลเงินหยวน เรน มินบี ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2552 – 2560 เป็น จำนวน 108 ข้อมูล	1) เทคนิคซัพพอร์ต เวกเตอร์แมชชีน สำหรับการถดถอย สำหรับสกุลเงิน ดอลลาร์ สกุลเงินยูโร สกุลเงินเยน ค่าความ แม่นยำที่ร้อยละ 2.43 ร้อยละ 1.39 ร้อยละ 2.57 ตามลำดับ 2) แบบจำลองการ ถดถอยเชิงเส้น สำหรับเงินสกุล ปอนด์สเตอร์ลิง ซึ่งม ีความแม่นยำที่ร้อยละ 0.64 3) แบบจำลอง โครงข่ายประสาท เทียมแบบเปอร์ เซ็ปตรอนหลายชั้น สำหรับสกุลเงินหยวน เรนมินบี มีความ แม่นยำที่ร้อยละ 0.97

ตารางที่ 2.1 (ต่อ) สรุปงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ลำดับ	ชื่อเรื่อง	เทคนิคที่ใช้	ข้อมูลที่ใช้	สรุปผล
4.	การพยากรณ์จำนวนผู้ประสบอุบัติเหตุบนท้องถนน ปัทมศึกษา บุญรักษา และจารี ทองคำ (2560)	1) Linear regression (LR) 2) Artificial Neural Network (ANN) 3) Sequential Minimal Optimization for Regression (SMOreg) 4) Support Vector Machine Regression (SVR) 5) Gaussian Process (GP)	ข้อมูลการเกิดอุบัติเหตุช่วงเดือนมกราคม พ.ศ. 2554 – เดือนธันวาคม พ.ศ. 2559 เป็นจำนวน 7 ปี รวมทั้งสิ้นเป็นเวลา 78 เดือน ของจังหวัดขอนแก่น	เทคนิค SVM ให้ค่า MAE และค่า RMSE ให้ค่าความผิดพลาดต่ำที่สุด
5.	การพยากรณ์การใช้หนังสือด้วยเทคนิคอนุกรมเวลา จริยะ อัครวรรณ และจารี ทองคำ (2561)	1) เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม 2) เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้นแบบถดถอย 3) เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบถดถอย	จัดเก็บข้อมูลการใช้หนังสือของแต่ละวันจาก 10 หมวดของหนังสือ เริ่มจาก 3 มกราคม พ.ศ. 2557 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2560	เทคนิคการสนับสนุนเส้นสมมุติแบบถดถอยให้ค่าใกล้เคียงกับค่าจริงมากที่สุด โดยมีค่าเฉลี่ยคลาดเคลื่อนสมบูรณ์เท่ากับ 9.42 และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย รากที่สองเท่ากับ 11.46 ตามลำดับ

ตารางที่ 2.1 (ต่อ) สรุปงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ลำดับ	ชื่อเรื่อง	เทคนิคที่ใช้	ข้อมูลที่ใช้	สรุปผล
5. (ต่อ)	การพยากรณ์การใช้หนังสือด้วยเทคนิคอนุกรมเวลา	4) เทคนิค สนับสนุนเส้น สมมุติแบบ ถดถอย 5) การวิเคราะห์ การถดถอยโลจิสติกส์ 6) การเรียนรู้ ต้นไม้ตัดสินใจ แบบถดถอย	จัดเก็บข้อมูลการใช้ หนังสือของแต่ละวัน จาก 10 หมวดของ หนังสือ เริ่มจาก 3 มกราคม พ.ศ.2557 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2560	เทคนิคการสนับสนุน เส้นสมมุติแบบ ถดถอยให้ค่าใกล้เคียง กับค่าจริงมากที่สุด โดยมีค่าเฉลี่ย คลาดเคลื่อนสมบูรณ์ เท่ากับ 9.42 และค่า ความคลาดเคลื่อน เฉลี่ย รากที่สอง เท่ากับ 11.46 ตามลำดับ
6.	พยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตรา สมร เหล็กกล้า และ จาร์ ทองคำ (2561)	1) Linear Regression (LR) 2) Multi-layer Perceptron (MLP) 3) Support Vector Machine Regression (SVMR) 4) Sequential Minimal Optimization (SMOR)	ข้อมูลอัตราการค้า ขายแลกเปลี่ยน เงินตรา โดยใช้ชุด ข้อมูล ช่วง 1 วัน และ 1 สัปดาห์ จาก 5 สกุล เงิน EURUSD USDJPY USDCHF NZDUSD GBPUSD ตั้งแต่เดือนกุมภาพันธ์ ค.ศ. 2014 ถึง เดือน มกราคม ค.ศ. 2017	เทคนิค SMOR ให้ ประสิทธิภาพในการ พยากรณ์มากที่สุด โดยมีค่าเฉลี่ยความ คลาดเคลื่อนสมบูรณ์ 0.50

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

ผู้วิจัยดำเนินการวิจัยเรื่องการพยากรณ์ราคาขายปลีกน้ำมันภายในเขตกรุงเทพมหานครและปริมณฑล โดยใช้การวิเคราะห์หอนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูลตามขั้นตอนดังต่อไปนี้

ขนาดของประชากรที่ศึกษา

ทางคณะผู้วิจัยได้เลือกใช้ชุดข้อมูลราคาขายปลีกน้ำมันที่ได้จากบริษัทบางจาก ผ่านทางเว็บไซต์ <https://www.bangchak.co.th/th/oilprice/historical> เป็นชุดข้อมูลรายวันตั้งแต่เดือน มกราคมพ.ศ. 2560 ถึง เดือน มกราคม พ.ศ. 2565 เป็นจำนวน 5 ปี 1 เดือน จำนวน 1,861 เรคคอร์ด

เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

ทางคณะผู้วิจัยได้เลือกใช้โปรแกรม Microsoft Excel 2016 ในการจัดเก็บชุดข้อมูล ใช้โปรแกรม Weka Version 3.9.3 ในการพยากรณ์ราคาขายปลีกน้ำมันภายในกรุงเทพมหานครและปริมณฑล

วิธีการดำเนินการวิจัย

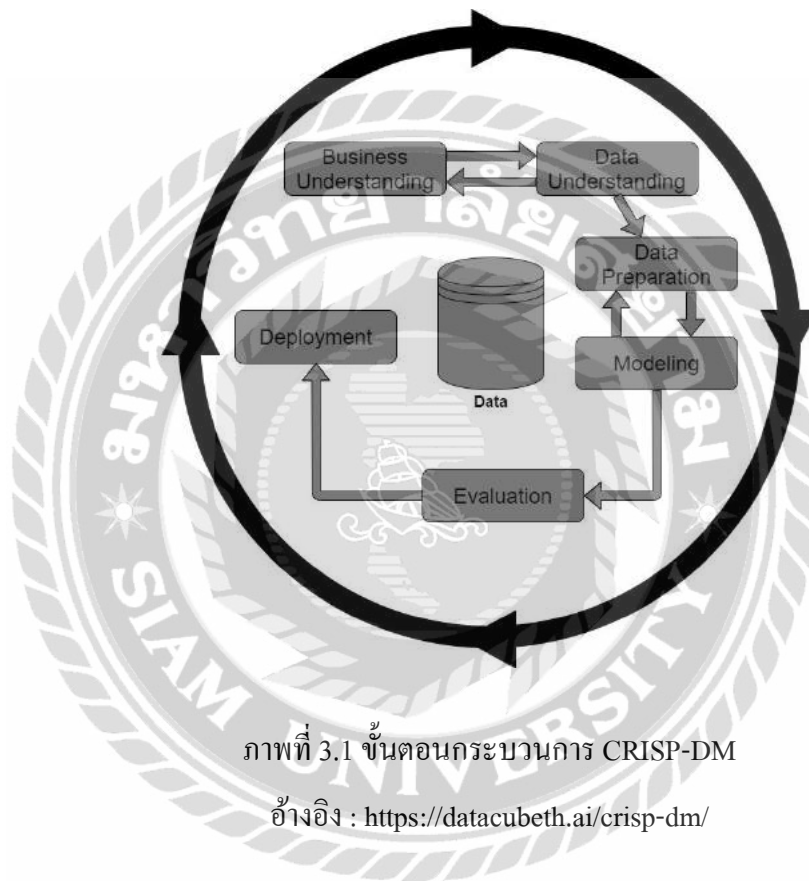
งานวิจัยชิ้นนี้ได้นำเทคนิคเหมืองข้อมูลมาทำการราคาขายปลีกน้ำมันภายในกรุงเทพมหานครและปริมณฑล ผู้วิจัยได้ดำเนินการตามมาตรฐานกระบวนการเหมืองข้อมูล Cross – Industry Standard Process for data Mining (CRISP-DM) โดยมีขั้นตอนดำเนินการวิจัยดังนี้

1. ทำความเข้าใจกับปัญหา (Business Understanding)
2. ทำความเข้าใจกับข้อมูล (Data Understanding)
3. การเตรียมข้อมูล (Data Preparation)

4. การสร้างแบบจำลองข้อมูล (Modelling)

5. การประเมินผล (Evaluation)

6. การนำไปใช้ (Deployment)



ภาพที่ 3.1 ขั้นตอนกระบวนการ CRISP-DM

อ้างอิง : <https://datacubeth.ai/crisp-dm/>

ทำความเข้าใจกับปัญหา (Business Understanding)

ในปัจจุบันประเทศไทยกำลังประสบปัญหาเกี่ยวกับราคาน้ำมันที่ปรับตัวสูงขึ้นอย่างต่อเนื่องเกือบแตะ 100 เหรียญสหรัฐต่อบาเรล ส่งผลให้ประเทศที่นำเข้าน้ำมันอย่างประเทศไทยได้รับผลกระทบจากราคาน้ำมันดิบโลกปรับราคาสูงขึ้น และสถานการณ์โควิด-19 ที่ทำให้เศรษฐกิจภายในประเทศไทยแทบหยุดชะงัก ซึ่งภายหลังจากการฟื้นตัวจากสถานการณ์โควิด-19 แพร่ระบาดมากกว่า 2 ปี ทำให้เกิดความ

ต้องการบริโภคน้ำมันสูงขึ้นเกินกว่าปกติ เศรษฐกิจภายในประเทศกลับมาเดินหน้าอีกครั้ง จึงเป็นอีกปัจจัยหนึ่งที่ทำให้ราคาน้ำมันมีการปรับตัวสูงขึ้น

ทำความเข้าใจกับข้อมูล (Data Understanding)

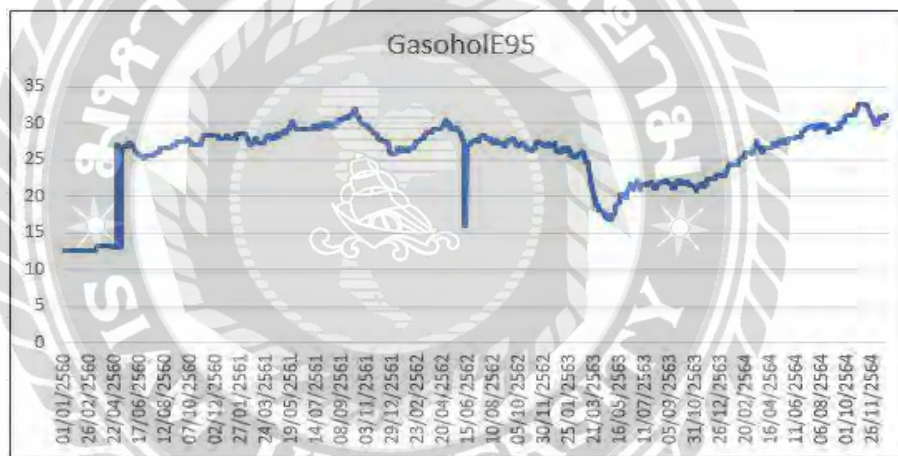
งานวิจัยนี้คณะผู้จัดทำได้รวบรวมและเก็บข้อมูลราคาขายปลีกน้ำมันภายในกรุงเทพมหานครและปริมณฑล เป็นชุดข้อมูลรายวันอนุกรมเวลาโดยแบ่งเป็น 3 ชุดข้อมูลตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2560 ถึงเดือน มกราคม พ.ศ.2565 เป็นจำนวน 5 ปี 1 เดือน จำนวน 1,861 เรคคอร์ดซึ่งเป็นชุดข้อมูลจากบริษัทบางจากผ่านทางเว็บไซต์ www.bangchak.co.th/th/oilprice/historical จำนวน 3 ชุดข้อมูลได้แก่ ดีเซล B7 แกโซฮอล 95 และ NGV

การเตรียมข้อมูล (Data Preparation)

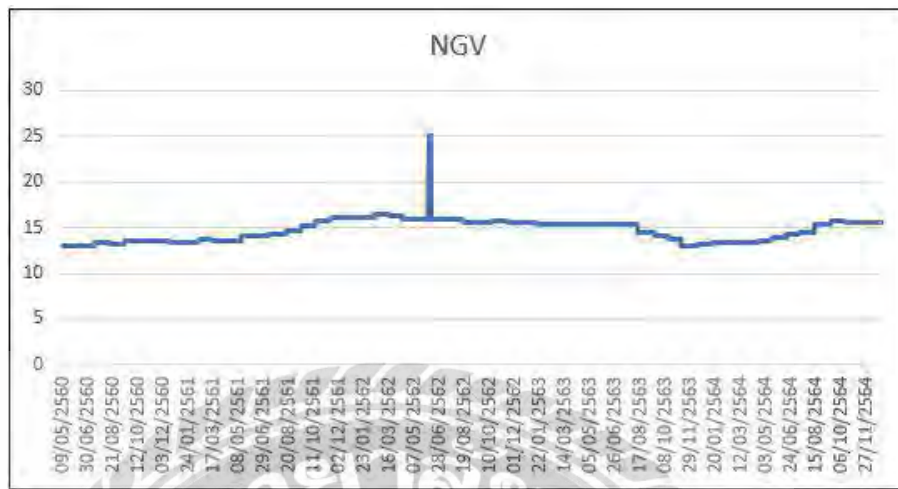
งานวิจัยนี้มุ่งเน้นการสร้างแบบจำลองเพื่อใช้ในการทำนายราคาปลีกน้ำมันภายในกรุงเทพมหานครและปริมณฑล โดยข้อมูลที่ถูกรวบรวมจากฐานข้อมูลจำนวนมากนั้น จำเป็นต้องผ่านการคัดกรองข้อมูลหรือการทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning) เพื่อคัดเลือกข้อมูลที่ต้องการตามวัตถุประสงค์ที่ต้องการและมีความเหมาะสมต่อการนำไปวิเคราะห์ข้อมูล ดังภาพที่ 3.2, 3.3 และ 3.4



ภาพที่ 3.2 ข้อมูลราคาน้ำมันดีเซล B7



ภาพที่ 3.3 ข้อมูลราคาน้ำมันแก๊ซฮอล 95



ภาพที่ 3.4 ข้อมูลราคาก๊าซ NGV

การสร้างแบบจำลองข้อมูล

หลังจากรวบรวมข้อมูลราคาขายปลีกน้ำมันแล้ว จึงนำข้อมูลที่ได้ผ่านการคัดเลือกลักษณะมาทดสอบกับโปรแกรม Weka (Weikato Environment For Knowledge Analysis) เป็นเครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย สำหรับการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ ผู้วิจัยเลือกใช้โปรแกรม Weka version 3.9.3 เพื่อวิเคราะห์ข้อมูลและสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ราคาขายปลีกน้ำมัน โดยใช้วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล (Time Series Data Mining Techniques) โดยใช้เทคนิคเหมืองข้อมูล 3 เทคนิคคือ การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptron: MLP) และ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย (Support Vector Machine for Regression) โดยผลลัพธ์ของการประมวลผลข้อมูลอนุกรมเวลาจะอยู่ในรูปแบบจำลองของการพยากรณ์ราคาปลีกน้ำมัน ผู้วิจัยแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ ชุดข้อมูลสำหรับเรียนรู้ (Training Data Set) วิเคราะห์โดยใช้การวัดรากของความคลื่อนที่กำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (Mean Absolute Error: MAE) เพื่อแสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองเพื่อใช้ราคาขายปลีกน้ำมัน และสำหรับชุดข้อมูลทดสอบ (Testing Data Set) ใช้วิธีการ

ประมาณการความแม่นยำในการพยากรณ์ด้วยค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ (Magnitude of Relative Error: MRE) สำหรับทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง โดยแยกเป็นแต่ละช่วงเวลาของแต่ละเดือนของชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ และใช้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ (Mean Magnitude of Relative Error : MMRE) เพื่อใช้ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์ของชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ

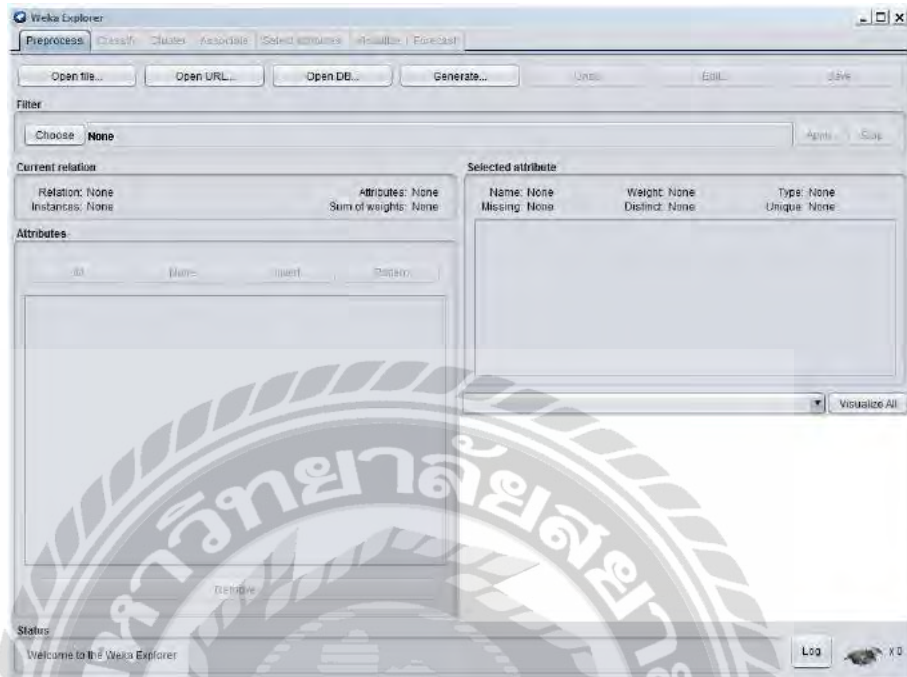
ชุดข้อมูลจะประกอบไปด้วยข้อมูลราคาขายปลีกน้ำมัน เป็นชุดข้อมูลรายวันตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2560 ถึงเดือน มกราคม พ.ศ. 2565 เป็นจำนวน 5 ปี 1 เดือน จำนวน 1,861 เรคคอร์ด โดยแต่ละชุดข้อมูลจะทำการแบ่งออกเป็น 2 ส่วนดังนี้

1. ชุดข้อมูลสำหรับเรียนรู้ (Training Data Set) ใช้ข้อมูลตั้งแต่ เดือนมกราคม ปี 2560 ถึงเดือน ธันวาคม ปี 2564 โดยได้ทำการแบ่งชุดข้อมูลย้อนหลัง (Lagged) ดังนี้

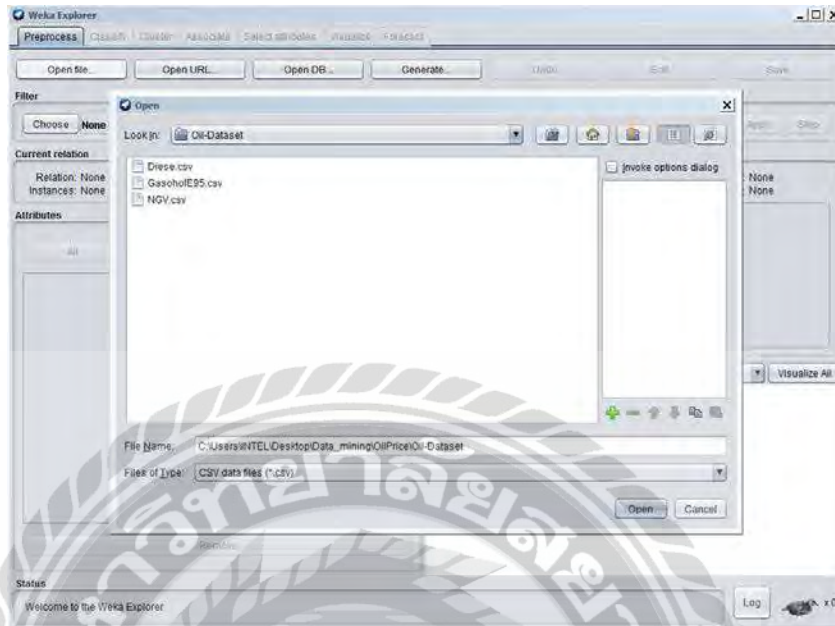
- โดยสำหรับแกโซฮอล์ 95 แบ่งเป็นชุดข้อมูลย้อนหลัง 90 วัน 150 วัน 180 วัน 270 วัน และ 260 วัน
- สำหรับดีเซล B7 และ NGV แบ่งเป็นชุดข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน 14 วัน 21 วัน และ 28 วัน

2. ชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ ผู้วิจัยเลือกใช้ข้อมูลเดือนมกราคมปี 2565 ใช้เป็นข้อมูลสำหรับทดสอบ (Testing Data Set)

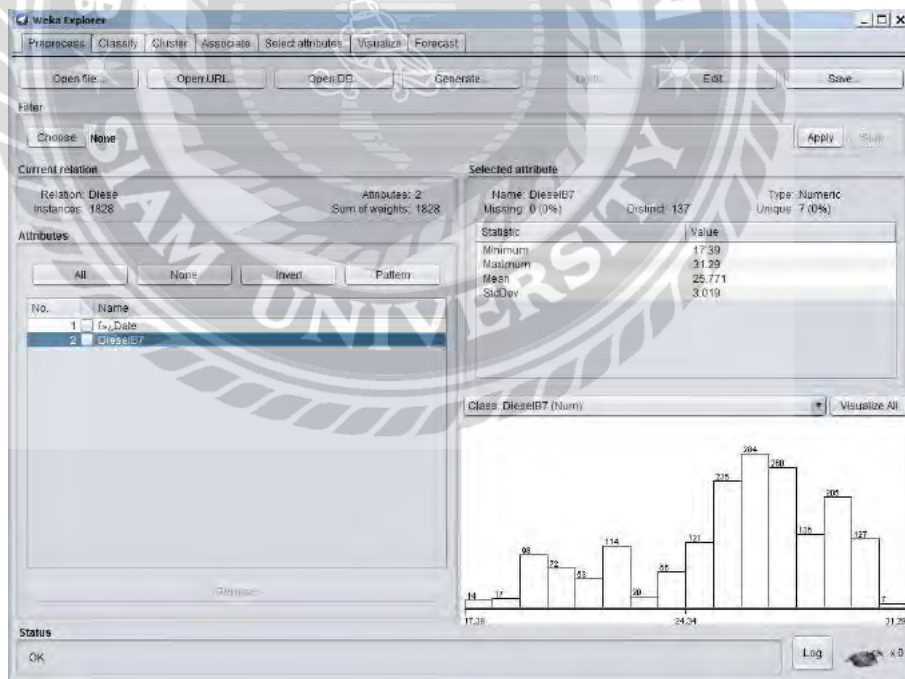
นำชุดข้อมูลสำหรับเรียนรู้นำมาทดสอบกับแบบจำลองการพยากรณ์ทีละชุด ดังนี้



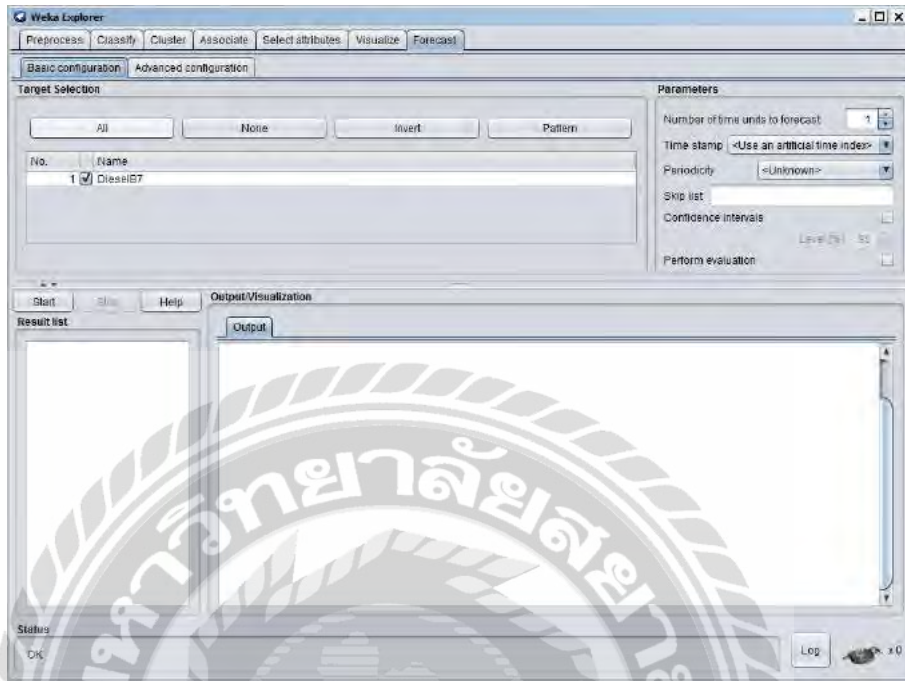
ภาพที่ 3.5 หน้าจอโปรแกรม Weka ในส่วน Explorer



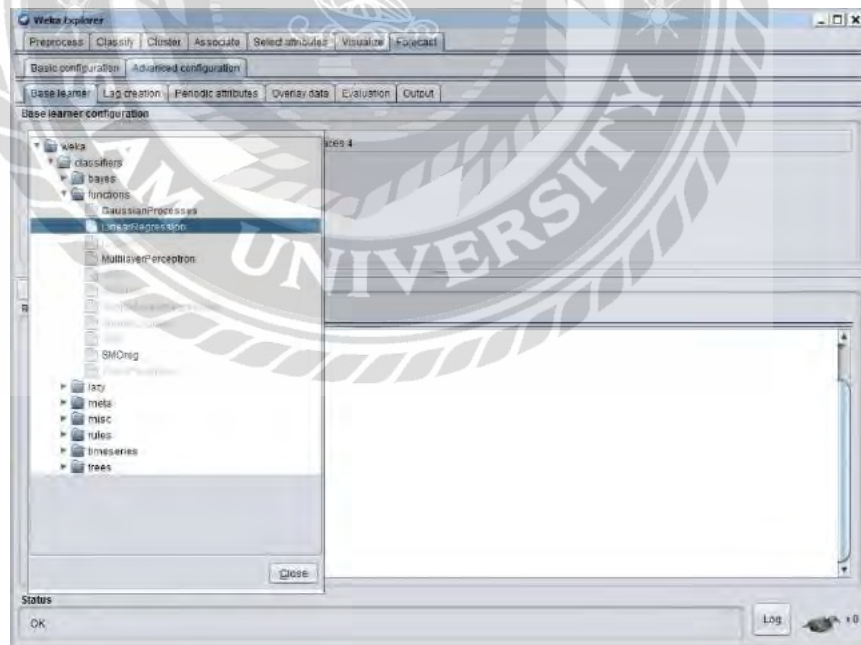
ภาพที่ 3.6 หน้าจอเลือกไฟล์ชุดข้อมูลสำหรับเรียนรู้



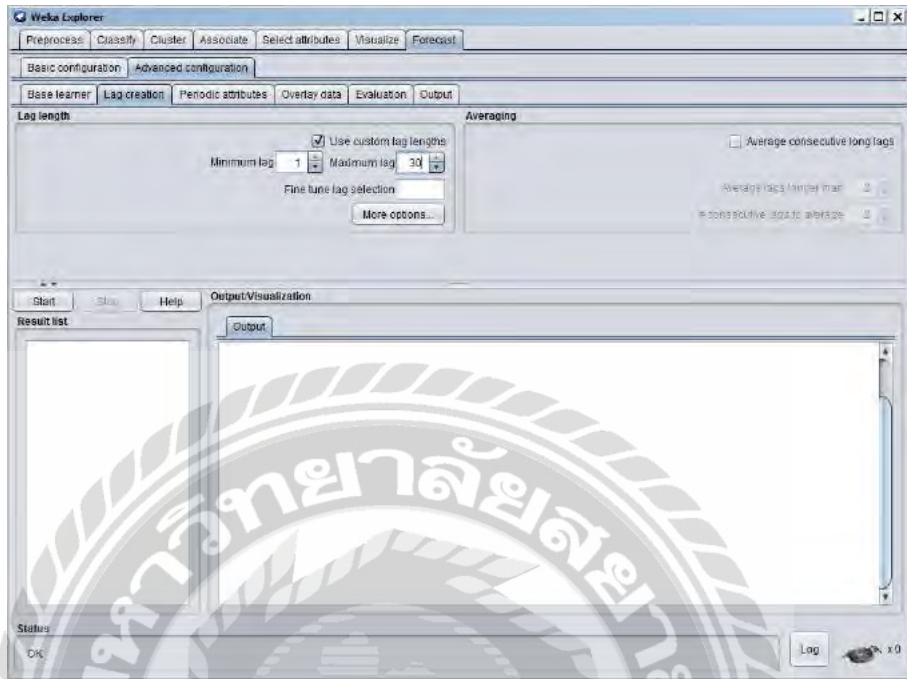
ภาพที่ 3.7 หน้าจอแสดงข้อมูลที่นำมาใช้สร้างแบบจำลอง



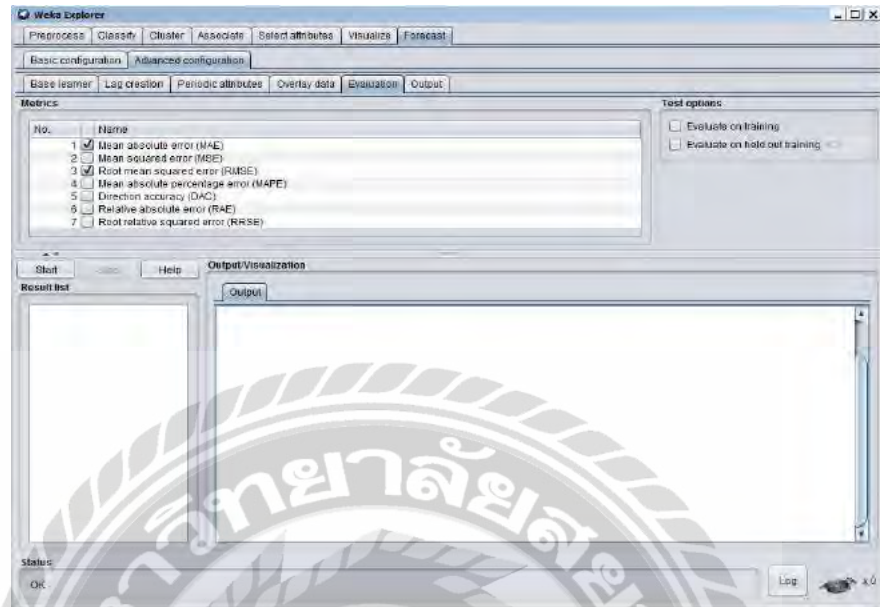
ภาพที่ 3.8 หน้าจอแท็บ Forecast ในส่วน Basic configuration



ภาพที่ 3.9 หน้าจอเลือกเทคนิคเหมืองข้อมูลมาใช้ในการทดสอบ



ภาพที่ 3.10 หน้าจอเลือก Lag Creation สำหรับทดสอบข้อมูลย้อนหลัง



ภาพที่ 3.11 หน้าจอเลือกการแสดงผลลัพธ์ที่ต้องการ

Output		Train future pred.
1820	30.65	
1821	31.15	
1822	31.15	
1823	31.15	
1824	31.15	
1825	31.15	
1826	31.15	
1827	31.15	
1828	31.15	
1829*	31.0967	
=== Evaluation on training data ===		
Target:	1-step-ahead	
=====		
GasoholE95		
N	1738	
Mean absolute error	0.1831	
Root mean squared error	0.6631	
Total number of instances: 1828		

ภาพที่ 3.12 แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นกับข้อมูลแกโซฮอล์ 95 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 90 วัน

การประเมินแบบจำลอง (Evaluation)

หลังจากที่ได้สร้างแบบจำลองการพยากรณ์ราคาปลิกน้ำมันภายในกรุงเทพมหานครและปริมณฑล โดยใช้วิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมือนข้อมูลด้วยกลุ่มข้อมูลราคาน้ำมันทั้ง 3 กลุ่มคือ แก๊ซฮอล 95 ดีเซล B7 และ NGV โดยทางผู้วิจัยได้นำเทคนิคเหมือนข้อมูลทั้ง 3 เทคนิคได้แก่ แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (Mutilayer Perceptron) และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย (Support Vector Machine for Regression) และทำการประเมินผลตัวแบบจำลองทั้ง 3 เทคนิคโดยใช้การวัดรากค่าความเคลื่อนที่กำลังสอง (Root Mean Square Error : RMSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (Mean Absolute Error : MAE) นำผลลัพธ์ที่ได้มาทำการเปรียบเทียบแบบจำลองว่าข้อมูลย้อนหลัง (lag) ไหนมีความเหมาะสมสำหรับการนำไปใช้กับชุดข้อมูลทดสอบ

การนำไปใช้ (Deployment)

ผลลัพธ์ที่ได้จากการทดสอบข้อมูลราคาน้ำมันได้นั้น จะต้องนำผลลัพธ์นำมาแปลให้เข้าใจง่าย และสามารถนำไปใช้ประโยชน์ต่อไปได้ เช่น การทำ Dashboard เพื่อให้มองเห็นภาพรวมแนวโน้มของราคาน้ำมัน เป็นข้อมูลวิเคราะห์ที่ให้อาจารย์หรือหน่วยงานที่เกี่ยวข้องสามารถนำไปใช้ประโยชน์ต่อไปได้

บทที่ 4

ผลการดำเนินงาน

จากการดำเนินการวิจัยข้างต้น การวัดประสิทธิภาพแบบจำลองเพื่อใช้ในการพยากรณ์ราคาปลิกน้ำมันภายในกรุงเทพมหานครและปริมณฑล โดยใช้วิธีการทำเหมืองข้อมูลแบบอนุกรมเวลา (Time Series Data Mining Techniques) โดยใช้เทคนิคเหมืองข้อมูลทั้ง 3 เทคนิคกับชุดข้อมูลสำหรับเรียนรู้จำนวน 3 ชุด ได้แก่ แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซปตรอนหลายชั้น (Mutilayer Perceptron) และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย (Support Vector Machine for Regression) ตามขั้นตอนวิธีวิจัยโดยมีผลวิจัยข้อมูลดังนี้

1.การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองข้อมูลสำหรับการเรียนรู้

ทางคณะผู้วิจัยได้ใช้โปรแกรม Weka Verstion 3.9.3 นำมาสร้างแบบจำลองในการทำนายราคาปลิกน้ำมันทั้ง 3 ชุด โดยทางผู้วิจัยได้ใช้ชุดข้อมูล เดือนมกราคม ปี 2560 ถึงเดือนธันวาคม ปี 2564 เป็นข้อมูลสำหรับการทดสอบโดยแบ่งเป็น 2 ส่วน 1) สำหรับแก๊ซโซล 95 แบ่งเป็นชุดข้อมูลย้อนหลัง (lag) 1) 90 วัน 2) 150 วัน 3) 180 วัน 4) 270 วัน และ 5) 360 วัน 2) ดีเซล B7 และ NGV โดยแบ่งชุดข้อมูลย้อนหลัง 1) 7 วัน 2) 14 วัน 3) 21 วัน และ 4) 28 วัน นำมาสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ราคาปลิกน้ำมัน ซึ่งทางคณะผู้วิจัยได้ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพเทคนิคทั้ง 3 เทคนิคด้วยการวัดค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (Mean Absolute Error : MAE) และ ค่าของรากของความคลื่อนที่กำลังสอง (Root Mean Square Error : RMSE) จากผลการทดลองสามารถแสดงได้ดัง ตารางที่ 4.1 และ 4.2

ตารางที่ 4.1 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายแกโซฮอล 95 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง (lag)

Lagged		Time Series Data Mining Techniques					
		Linear Regression		Multilayer Perceptron		SMOreg	
		MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE
แกโซฮอล 95	Lag 90	0.1831	0.6631	0.2748	0.5689	0.1095	0.7177
	Lag 150	0.1405	0.3851	0.1799	0.3725	0.0867	0.4333
	Lag 180	0.1419	0.388	0.1973	0.3704	0.0883	0.4365
	Lag 270	0.1465	0.3961	0.3	0.4697	0.0918	0.4465
	Lag 360	2.6621	3.2678	1.7947	2.4344	2.486	3.4223

จากตารางที่ 4.1 จากการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูลทั้ง 3 เทคนิคด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง (lag) ที่แตกต่างกันเมื่อใช้ค่า MAE และ RMSE เป็นตัววัดประสิทธิภาพของแบบจำลองจากผลการทดลองได้ดังนี้

จากการทดลองแสดงให้เห็นว่า แกโซฮอล 95 เมื่อสร้างด้วยแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นด้วยข้อมูลย้อนหลัง 150 วัน (Lag 150) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 0.1405 และค่า RMSE เท่ากับ 0.3851 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 150 วัน (Lag 150) โดยมีค่า MAE เท่ากับ 0.1799 และค่า RMSE เท่ากับ 0.3725 และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอยด้วยข้อมูลย้อนหลัง 150 วัน (Lag 150) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 0.0867 และค่า RMSE เท่ากับ 0.4333

ตารางที่ 4.2 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายดีเซล B7 และ NGV ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง (lag)

Lagged		Time Series Data Mining Techniques					
		Linear Regression		Multilayer Perceptron		SMOreg	
		MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE
ดีเซล B7	Lag 7	0.0754	0.2071	0.1093	0.2151	0.0696	0.2077
	Lag 14	0.0757	0.2073	0.0945	0.2086	0.0697	0.2079
	Lag 21	0.0782	0.2071	0.1051	0.2141	0.0694	0.208
	Lag 28	0.0784	0.2075	0.0974	0.2125	0.0703	0.2084
NGV	Lag 7	0.0398	0.2783	0.0512	0.2335	0.0203	0.3189
	Lag 14	0.0375	0.2657	0.0266	0.2307	0.021	0.3191
	Lag 21	0.0378	0.2602	0.0292	0.2321	0.0213	0.3192
	Lag 28	0.0389	0.2575	0.0379	0.2328	0.0228	0.3195

จากตารางที่ 4.2 จากการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูลทั้ง 3 เทคนิคด้วยชุดข้อมูลย้อนหลังราคาดีเซล B7 และ NGV โดยมีผลการทดลองดังนี้

ดีเซล B7 เมื่อสร้างด้วยแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น เนื่องจากค่า MAE มีประสิทธิภาพสูงสุดด้วยข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน (Lag 7) มีค่า MAE เท่ากับ 0.0754 และค่า RMSE เท่ากับ 0.2071 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้นด้วยข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน (Lag 14) โดยมีค่า MRE เท่ากับ 0.0945 และค่า RMSE เท่ากับ 0.2086 และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอยด้วยข้อมูลย้อนหลัง 21 วัน (Lag 21) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 0.0694 และค่า RMSE เท่ากับ 0.208

NGV เมื่อสร้างด้วยแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น เนื่องจากค่า MAE มีประสิทธิภาพสูงสุดด้วยข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน (Lag 14) มีค่า MAE เท่ากับ 0.0375 และค่า RMSE มีค่าเท่ากับ 0.2657 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน (Lag 14) โดยมีค่า MRE เท่ากับ 0.0266 และค่า RMSE เท่ากับ 0.2307 และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอยด้วยข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน (Lag 7) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 0.0203 และค่า RMSE เท่ากับ 0.3189

จากผลการทดลองผู้วิจัยพบว่า แกโซฮอล 95 แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย มีค่า MAE และ RMSE มีประสิทธิภาพสูงสุดด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 150 วัน (Lag 150) ดีเซล B7 แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย มีค่า MAE และ RMSE มีประสิทธิภาพสูงสุด ด้วยข้อมูลย้อนหลัง คือ 21 วัน (Lag 21) NGV แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย มีค่า MAE และ RMSE มีประสิทธิภาพสูงสุด ด้วยข้อมูลย้อนหลัง คือ 7 วัน (Lag 7)

2.การเปรียบเทียบแบบจำลอง

จากการนำแบบจำลองการพยากรณ์ราคาขายปลีกน้ำมันในปี พ.ศ. 2565 โดยแยกทำการทดสอบกับราคาน้ำมันแต่ละประเภทจำนวน 30 วัน ด้วยเทคนิควิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูลโดยทำการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของทั้ง 3 เทคนิคด้วยการวัดค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ (Magnitude of Relative Error: MRE) โดยมีผลลัพธ์ดังตารางที่ 4.3, 4.4 และ 4.5 ดังนี้



ตารางที่ 4.3 ตารางเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายราคาแก๊สฮอล 95

Data Set			Time Series Data Mining Techniques					
Data	1 month data		Linear Regression		Multilayer Perceptron		SMOreg	
			Lag 150		Lag 150		Lag 150	
	Data	Actual	Predict	MRE	Predict	MRE	Predict	MRE
Gasohol 95	1	31.15	31.1342	0.000507	31.232	0.002632	31.1485	0.000048
	2	31.15	31.1132	0.001181	31.3129	0.00523	31.1636	0.000437
	3	31.15	31.1768	0.00086	31.394	0.007833	31.1686	0.000597
	4	31.15	31.1741	0.000774	31.4885	0.010867	31.1744	0.000783
	5	31.75	31.0587	0.021773	31.5705	0.005654	31.1793	0.017975
	6	31.75	31.0767	0.021206	31.6807	0.002183	31.1835	0.017843
	7	31.75	31.0781	0.021162	31.7986	0.001531	31.1868	0.017739
	8	31.75	31.0936	0.020674	31.919	0.005323	31.1946	0.017493
	9	31.75	31.1221	0.019776	32.0636	0.009877	31.2015	0.017276
	10	31.75	31.1399	0.019216	32.1798	0.013537	31.2052	0.017159
	11	32.15	31.1607	0.030771	32.3021	0.004731	31.2126	0.029157
	12	32.15	31.1716	0.030432	32.4088	0.00805	31.2149	0.029086
	13	32.15	31.1766	0.030277	32.4981	0.010827	31.2253	0.028762
	14	32.65	31.1931	0.044622	32.578	0.002205	31.233	0.0434
	15	32.65	31.1924	0.044643	32.639	0.000337	31.2331	0.043397
	16	32.65	31.1921	0.044652	32.6883	0.001173	31.233	0.0434
	17	32.65	31.2086	0.044147	32.7193	0.002123	31.2442	0.043057
	18	32.65	31.1921	0.044652	32.7102	0.001844	31.246	0.043002
	19	32.65	31.2024	0.044337	32.7141	0.001963	31.2467	0.04298
	20	33.15	31.1978	0.05889	32.7342	0.012543	31.2526	0.057237
	21	33.15	31.1825	0.059351	32.7217	0.01292	31.2507	0.057294
	22	33.15	31.1662	0.059843	32.7055	0.013409	31.2542	0.057189
	23	33.15	31.158	0.06009	32.6969	0.013668	31.2543	0.057186
	24	33.15	31.1522	0.060265	32.6813	0.014139	31.2563	0.057125
	25	33.55	31.1457	0.071663	32.6772	0.026015	31.256	0.068376
	26	33.55	31.1445	0.071699	32.7151	0.024885	31.2591	0.068283
	27	33.55	31.1165	0.072534	32.7027	0.025255	31.2608	0.068232
	28	34.05	31.1081	0.086399	32.6972	0.03973	31.2565	0.082041
	29	34.05	31.1005	0.086623	32.7128	0.039272	31.2575	0.082012
	30	34.05	31.0859	0.087051	32.6877	0.040009	31.2595	0.081953
	MMRE		4.26%		0.65%		4.03%	

จากตารางที่ 4.3 แสดงตารางผลจากการทดลองกับชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ จากทั้ง 3 เทคนิคโดยใช้วิธีประมาณการความแม่นยำในการพยากรณ์ด้วยค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ (Magnitude of Relative Error: MRE) การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้นให้ประสิทธิภาพสูงสุด

ชุดข้อมูลราคาแก๊สฮอตด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 150 วัน (Lag 150) มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 0.65% แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 150 วัน (Lag 150) มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 4.03% และแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 150 วัน (Lag 150) มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 4.26% ตามลำดับ



ตารางที่ 4.4 ตารางเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายราคาดีเซล B7

Data Set			Time Series Data Mining Techniques					
Data	1 month data		Linear Regression		Multilayer Perceptron		SMOreg	
			Lag 7		Lag 14		Lag 21	
	Data	Actual	Predict	MRE	Predict	MRE	Predict	MRE
DieselB7	1	28.44	28.435	0.000176	28.5323	0.003245429	28.4401	3.516E-06
	2	28.44	28.4301	0.000348	28.6301	0.006684248	28.4442	0.0001477
	3	28.44	28.425	0.000527	28.6929	0.008892405	28.446	0.000211
	4	28.44	28.4196	0.000717	28.7578	0.011174402	28.4464	0.000225
	5	29.04	28.4141	0.021553	28.8505	0.006525482	28.4422	0.0205854
	6	29.04	28.4085	0.021746	28.9482	0.003161157	28.4439	0.0205269
	7	29.04	28.403	0.021935	29.0386	4.82094E-05	28.458	0.0200413
	8	29.44	28.3975	0.035411	29.1248	0.010706522	28.4627	0.0331963
	9	29.44	28.3919	0.035601	29.2012	0.008111413	28.4643	0.033142
	10	29.44	28.3864	0.035788	29.2742	0.005631793	28.4697	0.0329586
	11	29.84	28.3809	0.048897	29.3417	0.016699062	28.4725	0.0458277
	12	29.84	28.3754	0.049082	29.402	0.014678284	28.4737	0.0457875
	13	29.84	28.37	0.049263	29.46	0.012734584	28.4763	0.0457004
	14	29.84	28.3645	0.049447	29.518	0.010790885	28.4793	0.0455999
	15	29.84	28.3591	0.049628	29.5704	0.009034853	28.4823	0.0454993
	16	29.84	28.3537	0.049809	29.6174	0.007459786	28.4854	0.0453954
	17	29.84	28.3484	0.049987	29.6618	0.00597185	28.4886	0.0452882
	18	29.84	28.343	0.050168	29.7041	0.00455429	28.4916	0.0451877
	19	29.84	28.3377	0.050345	29.7441	0.003213807	28.4946	0.0450871
	20	29.94	28.3324	0.053694	29.7815	0.005293921	28.4977	0.048173
	21	29.94	28.3271	0.053871	29.8155	0.004158317	28.5011	0.0480595
	22	29.94	28.3218	0.054048	29.8464	0.003126253	28.5043	0.0479526
	23	29.94	28.3166	0.054222	29.8746	0.002184369	28.5074	0.047849
	24	29.94	28.3113	0.054399	29.8998	0.001342685	28.5106	0.0477422
	25	29.94	28.3061	0.054572	29.9222	0.000594522	28.5138	0.0476353
	26	29.94	28.3009	0.054746	29.9424	8.01603E-05	28.5168	0.0475351
	27	29.94	28.2958	0.054916	29.9604	0.000681363	28.5199	0.0474315
	28	29.94	28.2906	0.05509	29.9759	0.001199065	28.523	0.047328
	29	29.94	28.2855	0.055261	29.9894	0.001649967	28.5262	0.0472211
	30	29.94	28.2804	0.055431	30.0011	0.002040748	28.5293	0.0471176
MMRE			4.10%		0.34%		3.67%	

จากตารางที่ 4.4 พบว่า การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ให้ประสิทธิภาพสูงสุด ชุดข้อมูลราคาดีเซล ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน (Lag 14) มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 0.34% แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ด้วยชุดข้อมูล

ย้อนหลัง 21 วัน (Lag 21) มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 3.67% และแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน (Lag 7) มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 4.10% ตามลำดับ

ตารางที่ 4.5 ตารางเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายราคาข้าว NGV

Data Set			Time Series Data Mining Techniques					
Data	1 month data		Linear Regression		Multilayer Perceptron		SMOreg	
			Lag 14		Lag 14		Lag 7	
	Data	Actual	Predict	MRE	Predict	MRE	Predict	MRE
	1	15.59	15.5798	0.000654	15.5966	0.000423348	15.596	0.000385
	2	15.59	15.5696	0.001309	15.6013	0.000724824	15.602	0.00077
	3	15.59	15.5595	0.001956	15.6055	0.000994227	15.608	0.001155
	4	15.59	15.5494	0.002604	15.6095	0.001250802	15.6141	0.001546
	5	15.59	15.5393	0.003252	15.6133	0.001494548	15.6201	0.001931
	6	15.59	15.5293	0.003894	15.6173	0.001751123	15.6261	0.002316
	7	15.59	15.5258	0.004118	15.6208	0.001975625	15.6321	0.0027
	8	15.59	15.5224	0.004336	15.6235	0.002148813	15.6382	0.003092
	9	15.59	15.519	0.004554	15.6258	0.002296344	15.6442	0.003477
	10	15.59	15.5157	0.004766	15.628	0.00243746	15.6502	0.003861
	11	15.59	15.5124	0.004978	15.6301	0.002572162	15.6562	0.004246
	12	15.59	15.5091	0.005189	15.6323	0.002713278	15.6622	0.004631
	13	15.59	15.5049	0.005459	15.6346	0.002860808	15.6682	0.005016
	14	15.59	15.5008	0.005722	15.6369	0.003008339	15.6742	0.005401
	15	15.59	15.4967	0.005985	15.6392	0.003155869	15.6802	0.005786
	16	15.59	15.4926	0.006248	15.6417	0.003316228	15.6862	0.006171
	17	15.59	15.4886	0.006504	15.6442	0.003476588	15.6922	0.006555
	18	15.59	15.4847	0.006754	15.6467	0.003636947	15.6982	0.00694
	19	15.59	15.4794	0.007094	15.6491	0.003790892	15.7042	0.007325
	20	15.59	15.4741	0.007434	15.6515	0.003944836	15.7102	0.00771
	21	15.59	15.4689	0.007768	15.6538	0.004092367	15.7161	0.008089
	22	15.59	15.4636	0.008108	15.656	0.004233483	15.7221	0.008473
	23	15.59	15.4584	0.008441	15.6581	0.004368185	15.7281	0.008858
	24	15.59	15.4532	0.008775	15.6602	0.004502886	15.7341	0.009243
	25	15.59	15.4492	0.009031	15.6623	0.004637588	15.7401	0.009628
	26	15.59	15.4453	0.009282	15.6643	0.004765876	15.746	0.010006
	27	15.59	15.4414	0.009532	15.6663	0.004894163	15.752	0.010391
	28	15.59	15.4375	0.009782	15.6683	0.00502245	15.758	0.010776
	29	15.59	15.4336	0.010032	15.6702	0.005144323	15.7639	0.011155
	30	15.59	15.4298	0.010276	15.6722	0.005272611	15.7699	0.011539
	MMRE		0.61%		0.31%		0.59%	

จากตารางที่ 4.5 พบว่า การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซปตรอนหลายชั้น ให้ประสิทธิภาพสูงสุด ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน (Lag 14) มีค่าคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 0.31% แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอยด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน (Lag 7) มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 0.59% และแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน (Lag 14) มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 0.61% ตามลำดับ



บทที่ 5

สรุปผลการดำเนินงานและข้อเสนอแนะ

สรุปผลการดำเนินงาน

การศึกษาวិเคราะห์เรื่อง การพยากรณ์ราคาขายปลีกน้ำมันภายในกรุงเทพและปริมณฑล โดยใช้วิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล (Time Series Data Mining Techniques) โดยการนำเทคนิคเหมืองข้อมูลทั้ง 3 เทคนิคนำมาสร้างแบบจำลองข้อมูล ได้แก่ แบบจำลองด้วยเทคนิคถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) แบบจำลองที่สร้างด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (Multi-Layer Perceptron) แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย (Support Vector Machine for Regression) ทางผู้วิจัยเลือกใช้ข้อมูลราคาน้ำมัน ตั้งแต่เดือน เดือน มกราคม พ.ศ. 2560 ถึงเดือน มกราคม พ.ศ. 2565 เป็นจำนวน 5 ปี 1 เดือน จำนวน 1,861 เรคคอร์ด โดยแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือชุดข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Training Data Set) ใช้ข้อมูลตั้งแต่ เดือนมกราคม ปี 2560 ถึงเดือนธันวาคม ปี 2564 และชุดข้อมูลสำหรับทดสอบคือเดือน มกราคม ปี 2565 เป็นข้อมูลสำหรับทดสอบ (Testing Data Set) แบบจำลองการพยากรณ์

ผลสรุปการวิจัยสามารถสรุปได้ว่า การสร้างแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 150 วัน (Lag 150) เมื่อวัดด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 4.26% โดยค่าความผิดพลาดจะลดลงเมื่อใช้แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 150 วัน (Lag 150) โดยวัดด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 4.03% และค่าความผิดพลาดจะน้อยที่สุดเมื่อใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้นด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 150 วัน (Lag 150) โดยวัดด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 0.65% จึงเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดสำหรับวิเคราะห์ข้อมูลราคาแก๊สโซฮอล์ 95 การเลือกใช้แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน (Lag 7) มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 4.10% โดยค่าความผิดพลาดจะ

ลดลงเมื่อใช้แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 21 วัน (Lag 21) มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 3.67% และค่าความผิดพลาดจะน้อยที่สุดเมื่อใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้นด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน (Lag 14) โดยมีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 0.34% เมื่อพิจารณาแล้วพบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้นมีความเหมาะสมที่สุดในการนำไปวิเคราะห์กับชุดข้อมูลราคาดีเซล B7 การเลือกใช้แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน (Lag 14) โดยมีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 0.61% และค่าความผิดพลาดจะลดน้อยลงเมื่อใช้แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน (Lag 7) มีค่าความเฉลี่ยคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 0.59% และค่าความผิดพลาดจะน้อยลงเมื่อใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้นด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน (Lag 14) โดยมีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 0.31% จึงเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดสำหรับใช้วิเคราะห์ข้อมูลราคา NGV

ข้อเสนอแนะ

การใช้แบบจำลองจะสามารถทำนายผลได้อย่างแม่นยำ ต้องอาศัยข้อมูลเป็นจำนวนมากและข้อมูลนั้นควรจะมีคุณสมบัติของข้อมูลที่มาก จึงควรศึกษาข้อมูลที่สามารถหาได้จากหลากหลายแหล่งก่อนเริ่มทำงานวิจัยในหัวข้อดังกล่าว เพื่อศึกษาถึงความเป็นไปได้ต่างๆ จะทำให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากขึ้น

บรรณานุกรม

กองบริหารธุรกิจและการสำรองน้ำมันเชื้อเพลิง กรมธุรกิจพลังงาน กระทรวงพลังงาน. (2565). *สถานการณ์การใช้น้ำมันเชื้อเพลิงรอบ 7 เดือนของปี 2565 (มกราคม-กรกฎาคม)*.

เข้าถึงได้จาก https://www.doeb.go.th/news_activity/2486.jpg.

จริยะ อัครวรรณ และจารี ทองคำ. (2561). *การพยากรณ์การใช้น้ำมันด้วยเทคนิคอนุกรมเวลา*. มหาสารคาม: มหาวิทยาลัยมหาสารคาม.

เฉลิมพล จตุพร. (2560). *การวิเคราะห์อนุกรมเวลาเบื้องต้น*. เข้าถึงได้จาก

<https://cj007blog.files.wordpress.com/2020/04/03-basic-of-time-series-analysis.pdf>.

ชนกร สุทธิสนธิ์. (2563). *ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM)*. เข้าถึงได้จาก

https://li01.tci-thaijo.org/index.php/sci_ubu/article/download/223093/165072/831091

ชนาวุฒิ ประกอบผล. (2552). *โครงข่ายประสาทเทียม*. สมุทรปราการ: มหาวิทยาลัยหัวเฉียวเฉลิมพระเกียรติ.

ปัทมธนา บุญรักษา และจารี ทองคำ. (2560). *การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการเกิดอุบัติเหตุทางถนน โดยใช้เทคนิคอนุกรมเวลา*. มหาสารคาม: มหาวิทยาลัยมหาสารคาม.

พิชญกร เลอ. (2561). *พยากรณ์อัตราการแลกเปลี่ยนสกุลเงินต่างประเทศ*. กรุงเทพฯ: มหาวิทยาลัยสยาม.

เพชรนรินทร์ แก้วหว่า. (2553). *ระบบการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคหัวใจ*. กรุงเทพฯ: มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.

ภูมิฐาน รังคกุลวัฒน์. (2562). *ข้อมูลอนุกรมเวลา*. เข้าถึงได้จาก https://economics.utcc.ac.th/wp-content/uploads/Time-Series-for-Econ-and-Bus_Poomthan.pdf.

วิทยา พรพิชรพงศ์. (2565). *โครงข่ายประสาท (Neural Networks หรือ Neural Net)*. เข้าถึงได้จาก

<https://www.gotoknow.org/posts/163433>.

วรวิทย์ จันท์สุวรรณ. (2565). *การวิเคราะห์การถดถอยและสหสัมพันธ์ด้วยโปรแกรม MS Excel*. เข้าถึงได้จาก

https://web.rmutp.ac.th/woravith/?page_id=8206.

วิรัชศักดิ์ ฟองเงิน วรภา อาริราษฎร์ เเผด็จ พรหมสาขา ณ สกลนคร. (2561). *การพยากรณ์ปริมาณน้ำในเขื่อนกักลม โดยใช้เทคนิคเหมืองข้อมูล*. มหาสารคาม: มหาวิทยาลัยราชภัฏมหาสารคาม.

ศูนย์ข่าวพลังงาน. (2565). *ENC Literacy : แหล่งน้ำมันนำเข้าของไทยและตลาดซื้อขายน้ำมันของโลก*. เข้าถึงได้จาก <https://bit.ly/3UbqJJ7>.

สมชาย ปรการเจริญ. (2551). *การประมาณการเวลาในการพัฒนาซอฟต์แวร์ประยุกต์เชิงโครงข่าย โดยวิธีแบบจำลองสมการโครงสร้าง*. กรุงเทพฯ: มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.

สมร เหล็กกล้า และจวี ทองคำ. (2561). การพยากรณ์แนวโน้มอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศโดยใช้
อนุกรมเวลา. มหาสารคาม: มหาวิทยาลัยมหาสารคาม.

สุชาดา กิระนันท์. (2545). การเพิ่มศักยภาพระบบการจัดการด้วยเทคโนโลยีสารสนเทศ. กรุงเทพฯ: จุฬาลงกรณ์
มหาวิทยาลัย.

สุพาพร บรรดาศักดิ์, จุฑามาศ เป้นทอง และ นุตยา กัลป์ลา. (2559). พยากรณ์การใช้ลูกกอล์ฟในสนามฝึกซ้อม
โดยใช้ตัวแปรอนุกรมเวลา. กรุงเทพฯ: มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.

อดุลย์ ยิ้มงาม. (2565). การทำเหมืองข้อมูล (Data Mining). เข้าถึงได้จาก

<https://sites.google.com/a/bu.ac.th/compcenter/news-information/data-mining>

อำภา สารศิริ. (2558). เทคนิคการเรียนรู้พื้นฐาน โครงข่ายประสาทเทียม. เข้าถึงได้จาก

<https://shorturl.asia/v1Wst>.

เอกสิทธิ์ พัทธวงศ์ศักดิ์ . (2565). เอกสารประกอบการอบรมหลักสูตรอบรม *Practical Data Mining with
RapidMiner Studio 9*. เข้าถึงได้จาก <https://datacubeth.ai/crisp-dm/>



ภาคผนวก ก
คู่มือการติดตั้งโปรแกรม

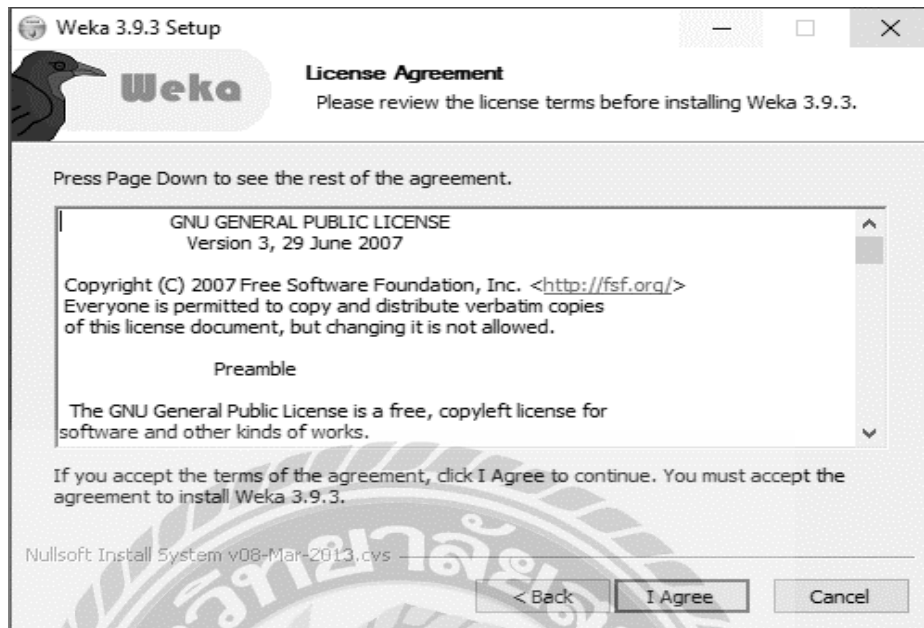


Install Program



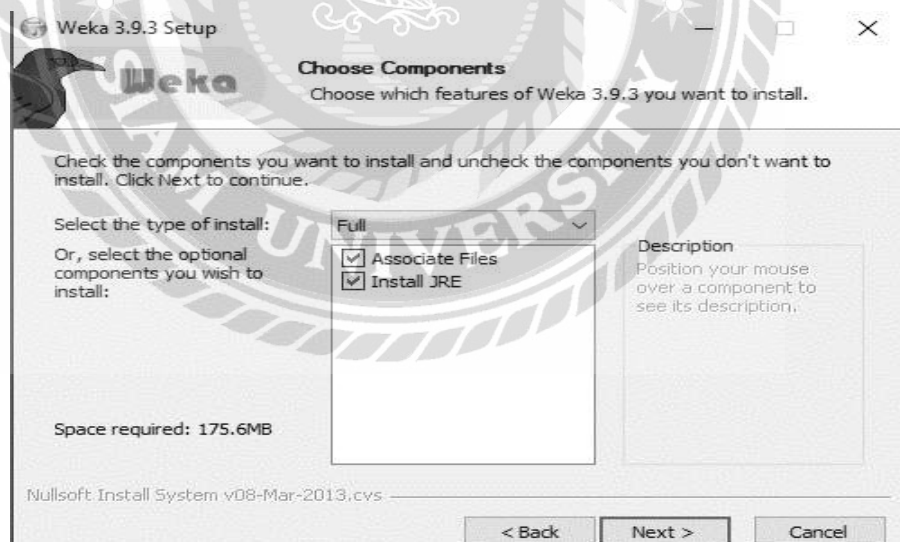
ภาพที่ ก.1 หน้าจอลงโปรแกรม weka

คลิกปุ่ม Next เพื่อทำการติดตั้งโปรแกรม weka



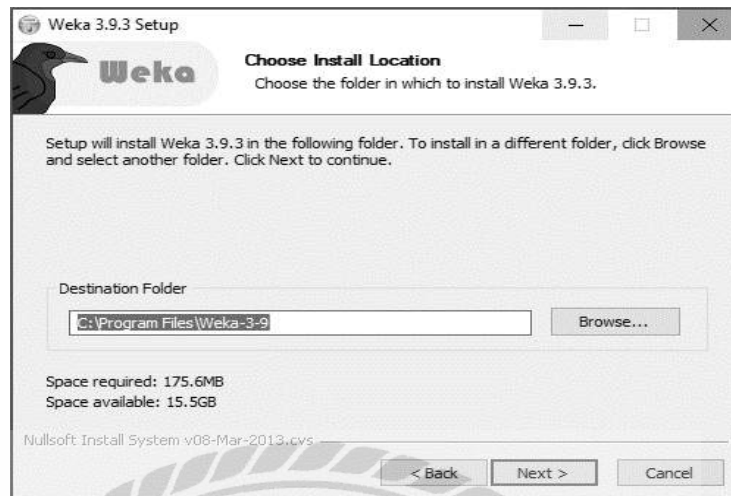
ภาพที่ ก.2 หน้าจอเลือก I Agree

คลิกปุ่ม I Agree เพื่อทำการตกลง และติดตั้งต่อไป



ภาพที่ ก.3 หน้าจอเลือกส่วนประกอบ

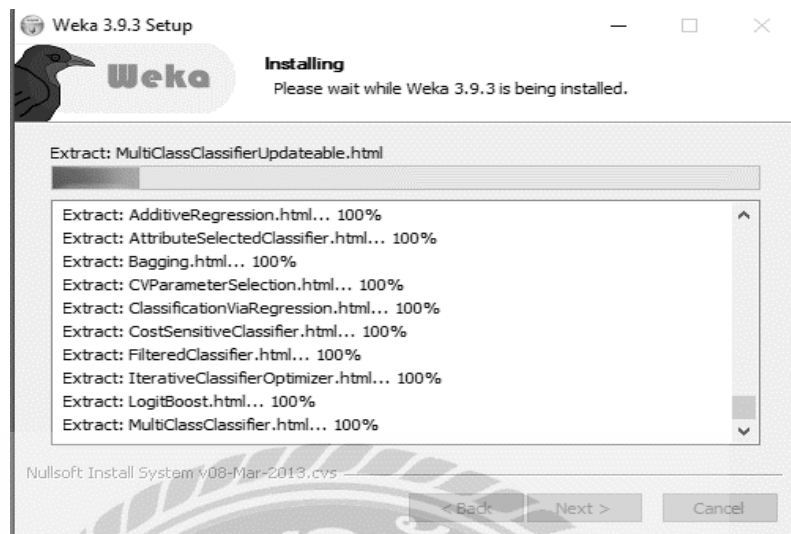
คลิกปุ่ม Next เพื่อทำการติดตั้ง



ภาพที่ ก.4 หน้าจอเลือกที่ตั้งสำหรับติดตั้ง
 คลิกปุ่ม Browse เพื่อทำการเลือกแฟ้มเก็บ weka เมื่อเลือกแฟ้มเสร็จแล้ว คลิกปุ่ม Next เพื่อทำการ
 ติดตั้งต่อไป

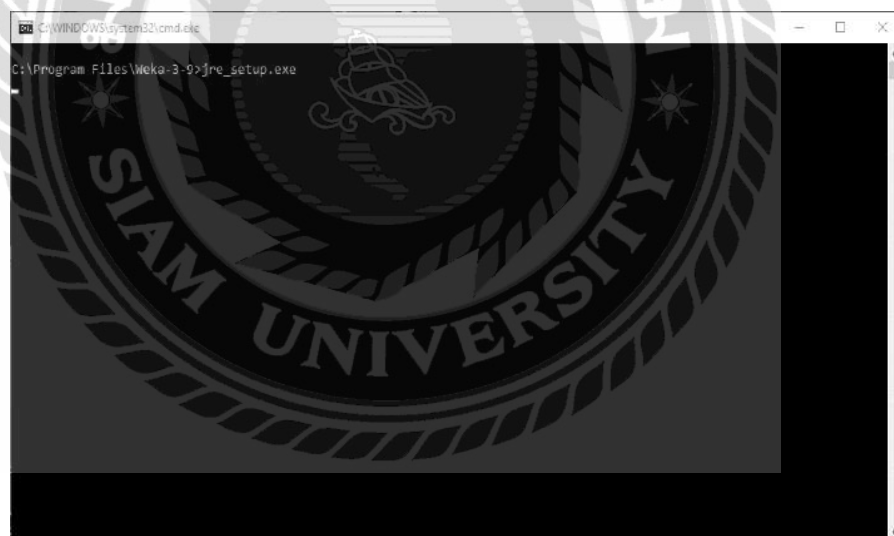


ภาพที่ ก.5 หน้าจอเลือกโฟลเดอร์เมนูเริ่ม
 คลิก Installing เพื่อทำการติดตั้งต่อไป



ภาพที่ ก.6 หน้าจอติดตั้ง

จากนั้นหน้าจอจะแสดงผลการติดตั้งให้รอสักครู่



ภาพที่ ก.7 หน้าจอ Setup โปรแกรม

เมื่อทำการติดตั้งโปรแกรมเสร็จแล้ว จะแสดงหน้าจอขึ้นมาตามภาพ



ภาพที่ ก.8 หน้าจอเลือกติดตั้งโปรแกรม Java
จากนั้นโปรแกรมจะให้ทำการติดตั้ง Java เพิ่มเติม ให้กดปุ่ม Install



ภาพที่ ก.9 หน้าจอขอยอมรับ

กดปุ่ม Ok



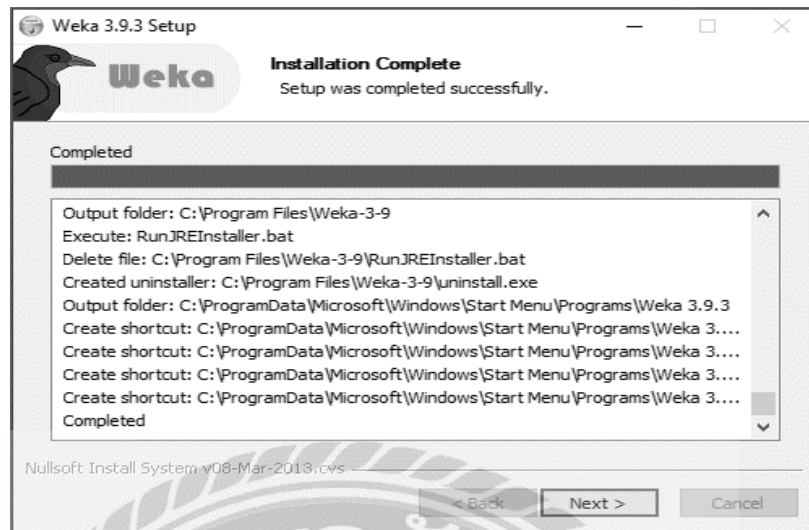
ภาพที่ ก.10 หน้าจอกำลังติดตั้ง Java

จากนั้นโปรแกรมจะทำการติดตั้งโปรแกรม Java



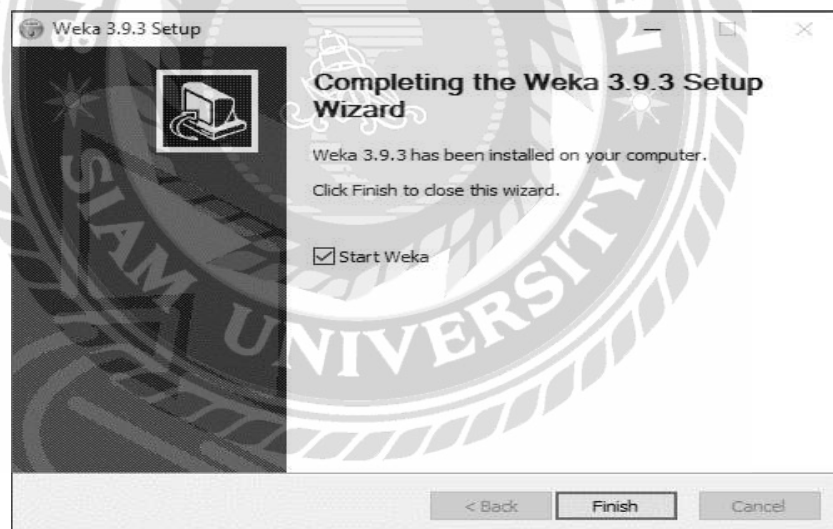
ภาพที่ ก.11 หน้าจอแสดงการติดตั้ง Java สำเร็จ

โปรแกรมได้ติดตั้งสำเร็จ ให้กดปุ่ม Close



ภาพที่ ก.12 หน้าจอติดตั้ง Weka

หลังจากติดตั้ง Java เสร็จ Weka จะดำเนินการติดตั้งโปรแกรมต่อ



ภาพที่ ก.13 หน้าจอติดตั้ง Weka สำเร็จ

เมื่อเสร็จแล้วให้กดปุ่ม Finish

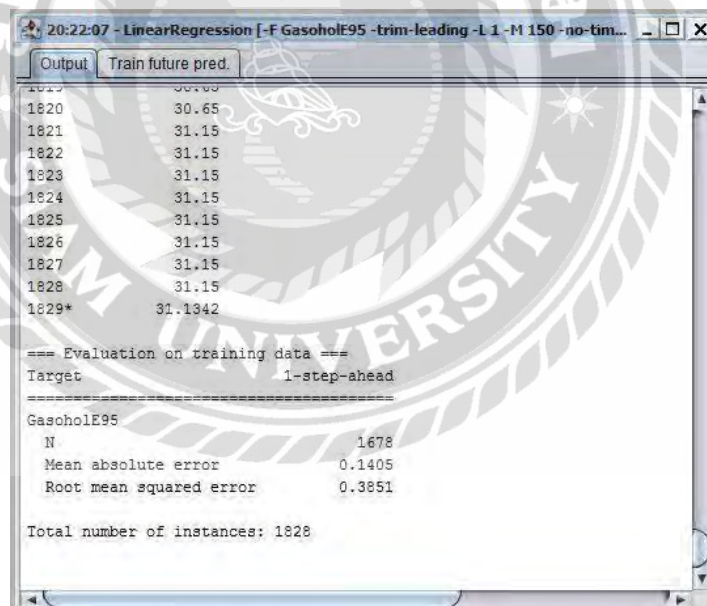


ภาคผนวก ข

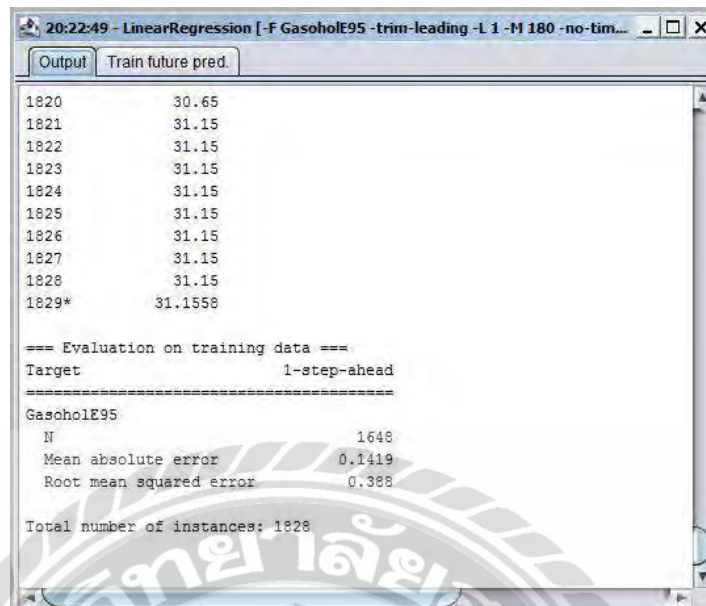
ผลการวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนของข้อมูลราคาน้ำมัน



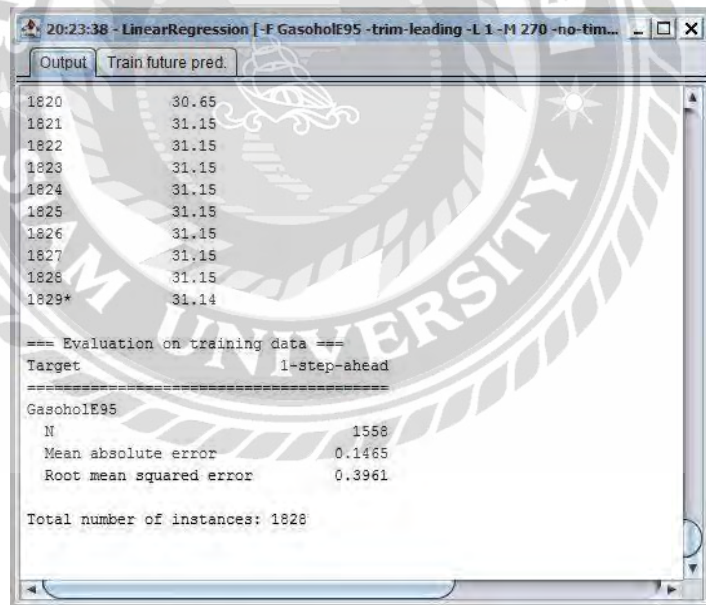
ภาพที่ ข.1 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีการถดถอยเชิงเส้นของข้อมูลราคาแกโซฮอล์ 95 ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 90 วัน



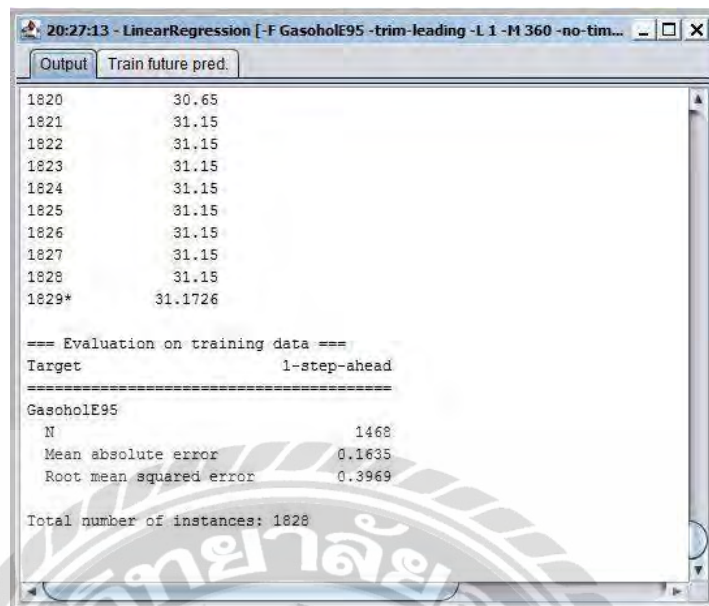
ภาพที่ ข.2 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีการถดถอยเชิงเส้นของข้อมูลราคาแกโซฮอล์ 95 ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 150 วัน



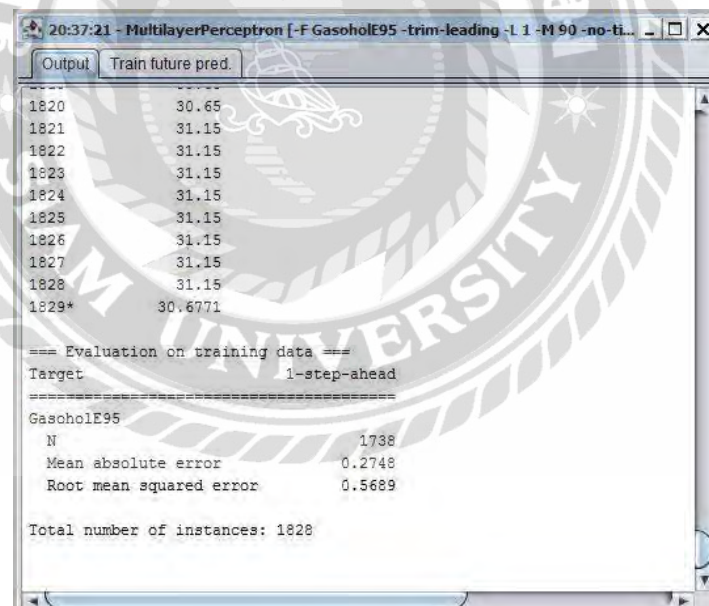
ภาพที่ ข.3 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีการถดถอยเชิงเส้นของข้อมูลราคาแกโซฮอล์ 95 ด้วย
ข้อมูลย้อนหลัง 180 วัน



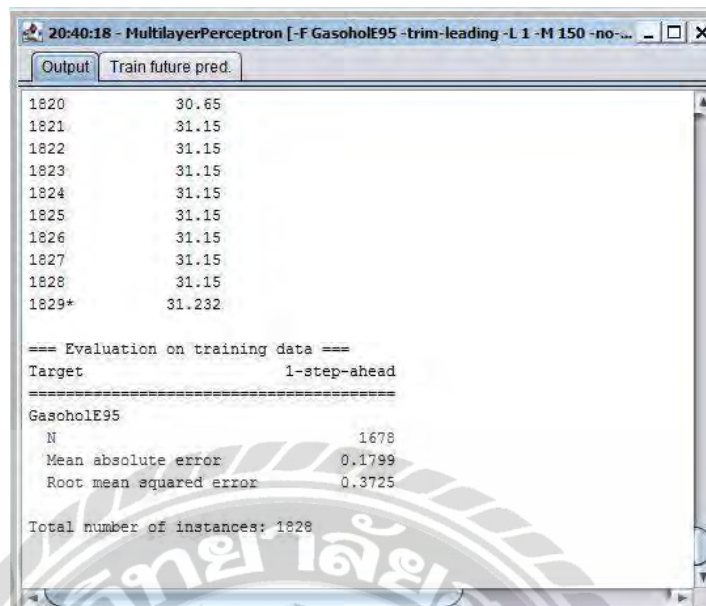
ภาพที่ ข.4 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีการถดถอยเชิงเส้นของข้อมูลราคาแกโซฮอล์ 95 ด้วย
ข้อมูลย้อนหลัง 270 วัน



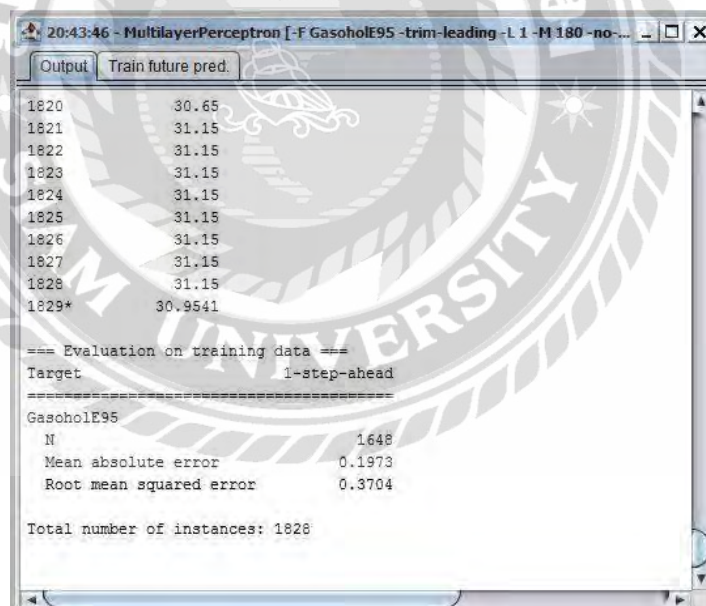
ภาพที่ ข.5 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีการถดถอยเชิงเส้นของข้อมูลราคาแกโซฮอล์ 95 ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 360 วัน



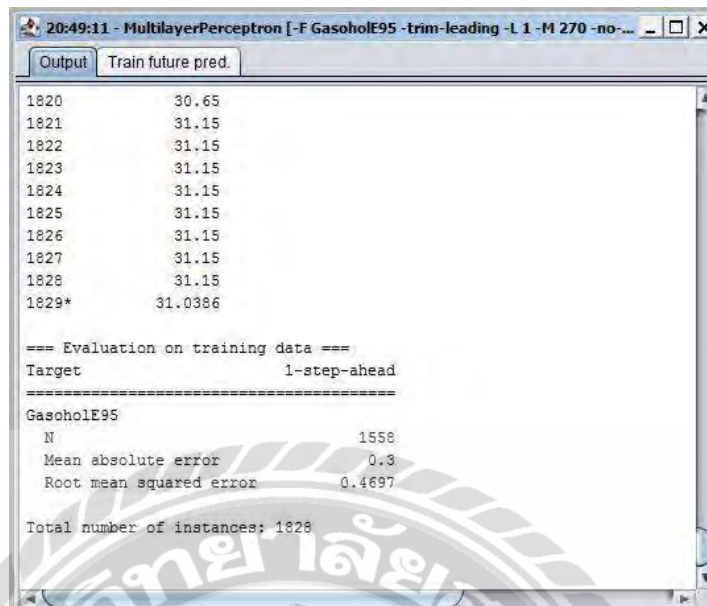
ภาพที่ ข.6 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลราคาแกโซฮอล์ 95 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 90 วัน



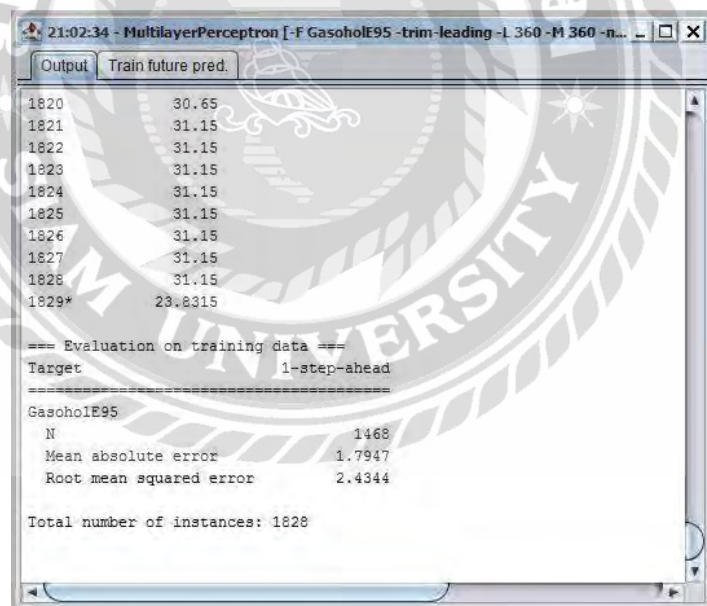
ภาพที่ ข.7 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลราคาแกโซฮอล์ 95
ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 150 วัน



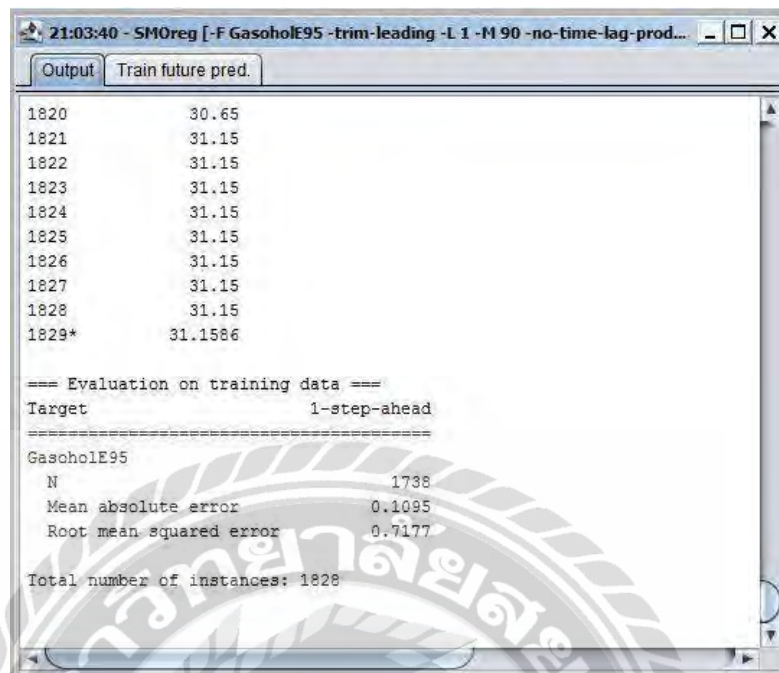
ภาพที่ ข.8 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลราคาแกโซฮอล์ 95
ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 180 วัน



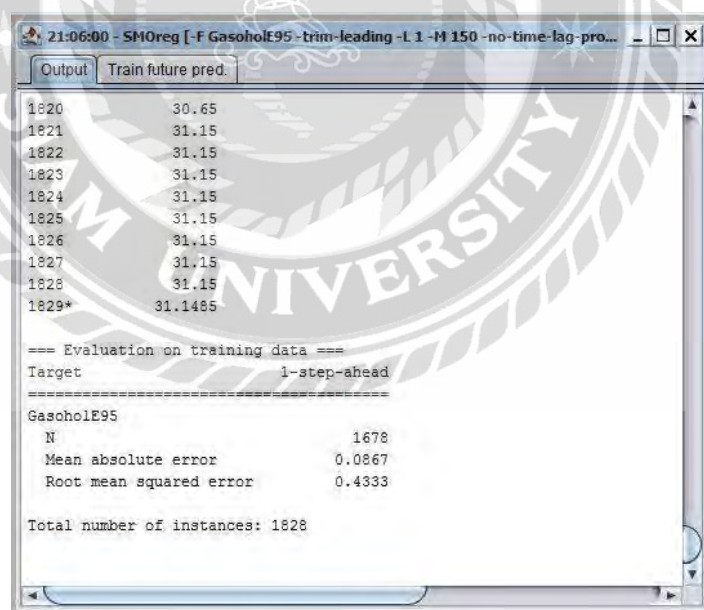
ภาพที่ ข.9 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลราคาแกโซฮอล์ 95 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 270 วัน



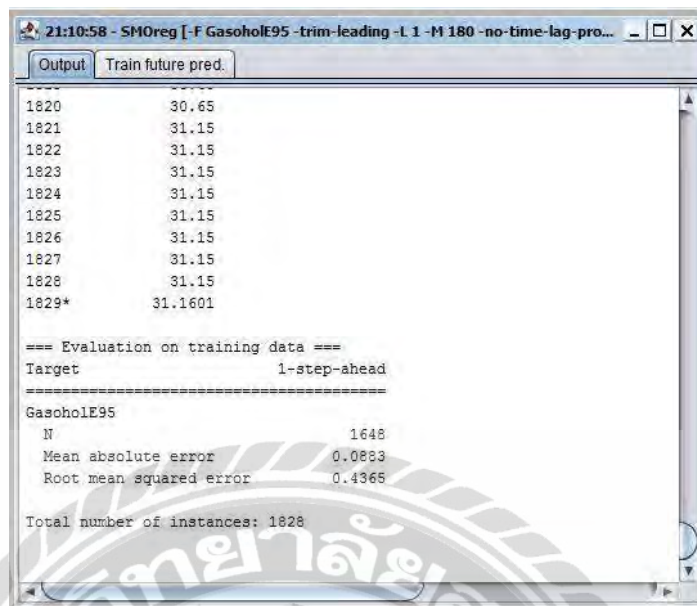
ภาพที่ ข.10 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลราคาแกโซฮอล์ 95 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 360 วัน



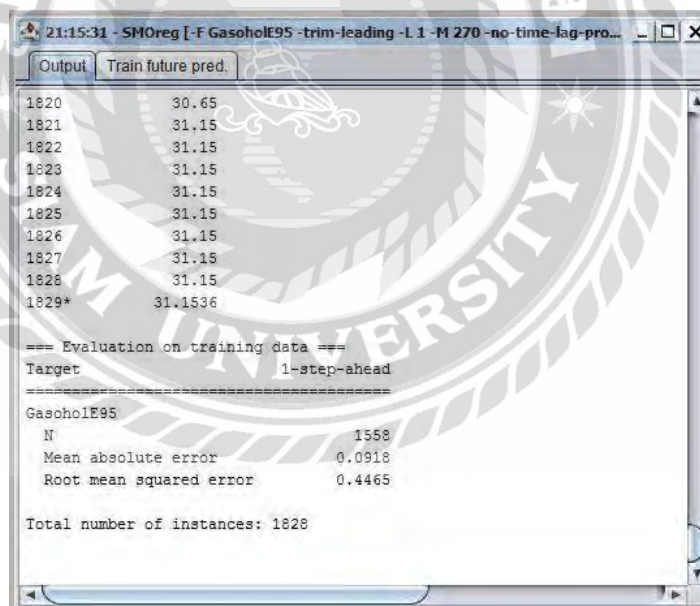
ภาพที่ ข.11 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของข้อมูลราคาแกโซฮอล์ 95 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 90 วัน



ภาพที่ ข.12 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของข้อมูลราคาแกโซฮอล์ 95 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 150 วัน



ภาพที่ ข.13 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของข้อมูลราคา
แกโซฮอล 95 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 180 วัน



ภาพที่ ข.14 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของข้อมูลราคา
แกโซฮอล 95 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 270 วัน

21:19:01 - SMOreg [-F GasoholE95 -trim-leading -L 1 -M 360 -no-time-lag-pro...

Output Train future pred.

1820	30.65
1821	31.15
1822	31.15
1823	31.15
1824	31.15
1825	31.15
1826	31.15
1827	31.15
1828	31.15
1829*	31.1671

=== Evaluation on training data ===

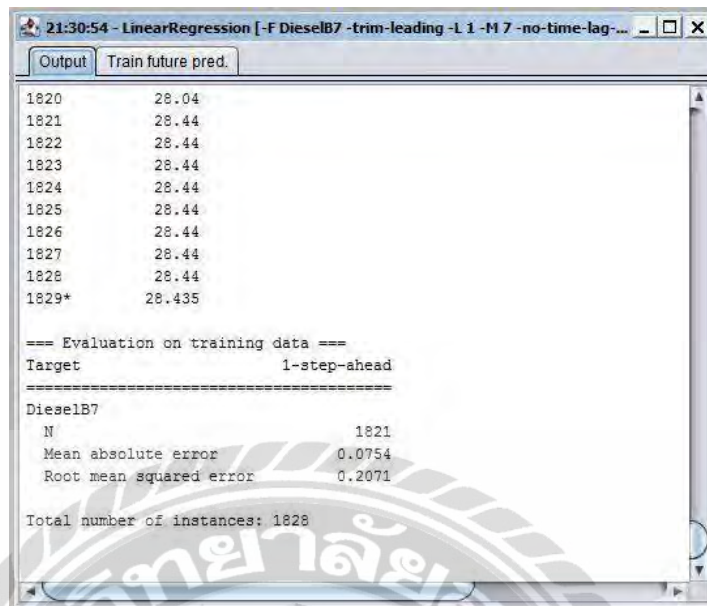
Target 1-step-ahead

GasoholE95

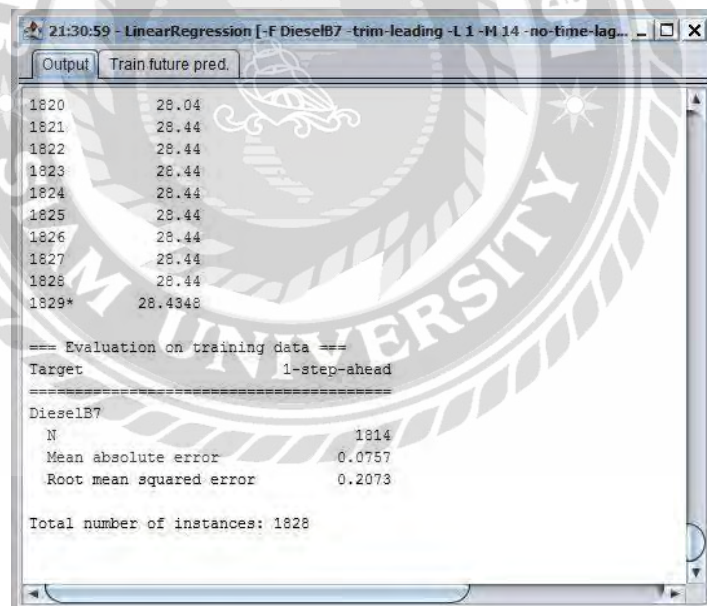
N	1468
Mean absolute error	0.0944
Root mean squared error	0.4582

Total number of instances: 1828

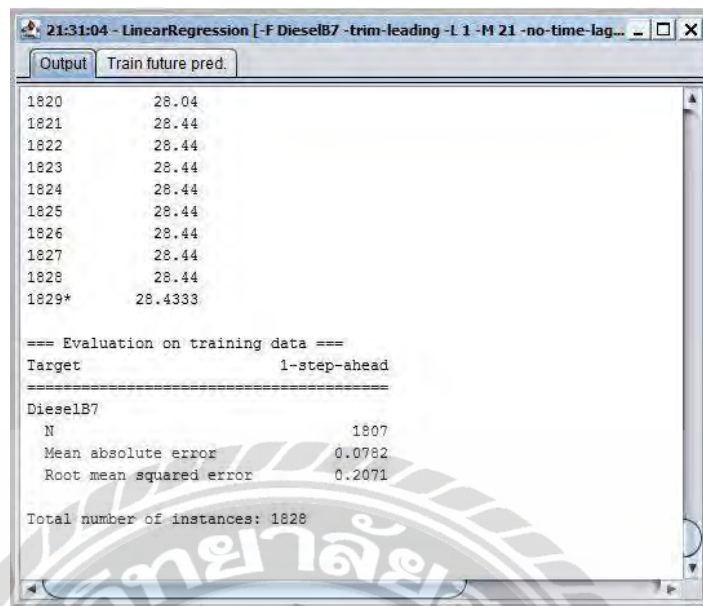
ภาพที่ ข.15 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของข้อมูลราคา
แกโซฮอล์95 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 360 วัน



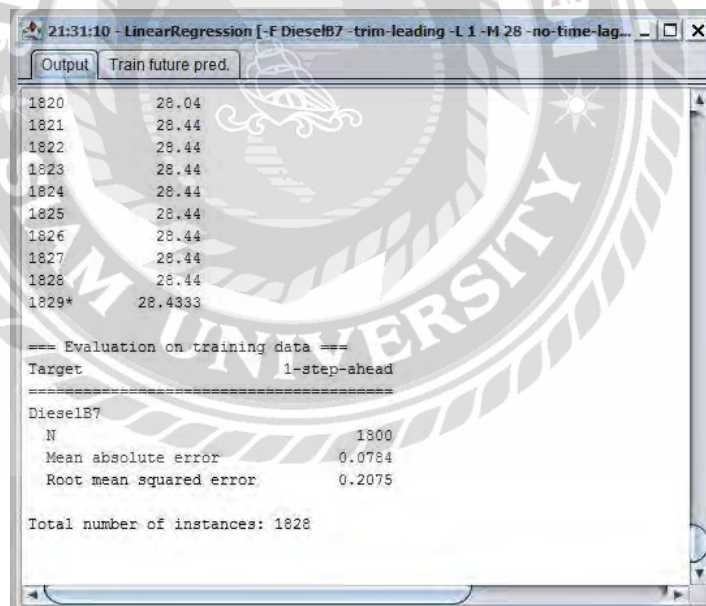
ภาพที่ ข.16 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีการถดถอยเชิงเส้นของข้อมูลราคาดีเซล B7 ด้วยชุด
ข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



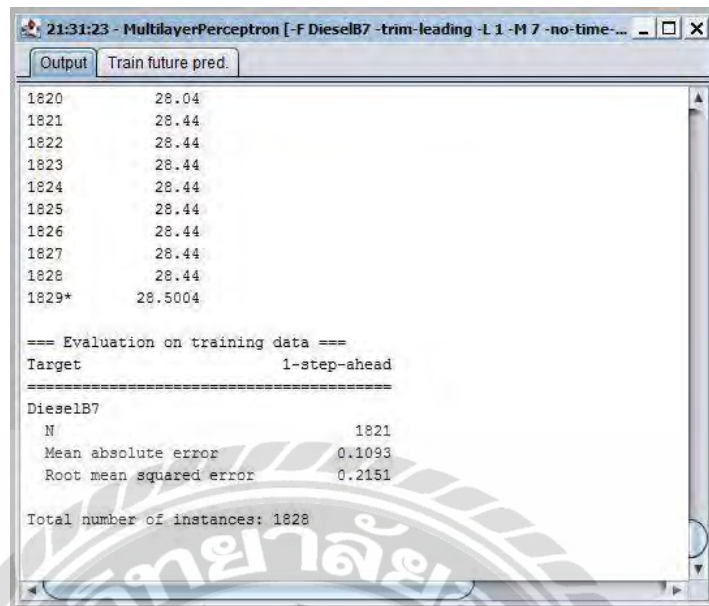
ภาพที่ ข.17 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีการถดถอยเชิงเส้นของข้อมูลราคาดีเซล B7 ด้วยชุด
ข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



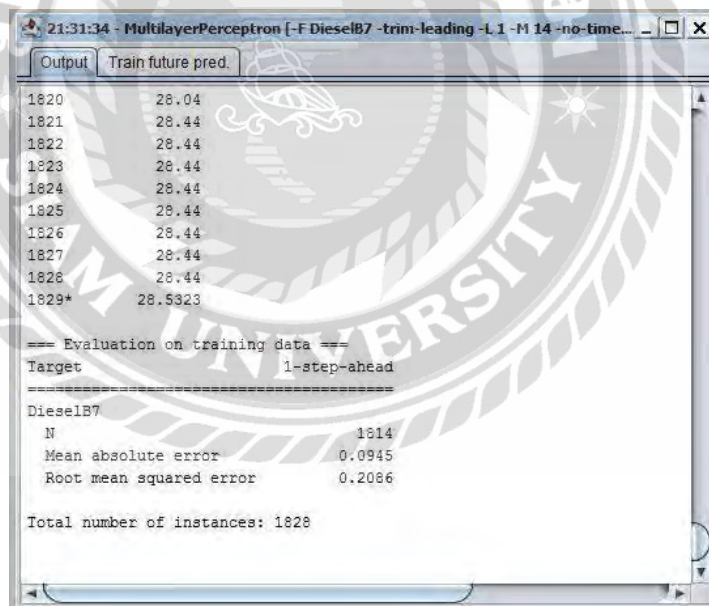
ภาพที่ ข.18 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีการถดถอยเชิงเส้นของข้อมูลราคาดีเซล B7 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 21 วัน



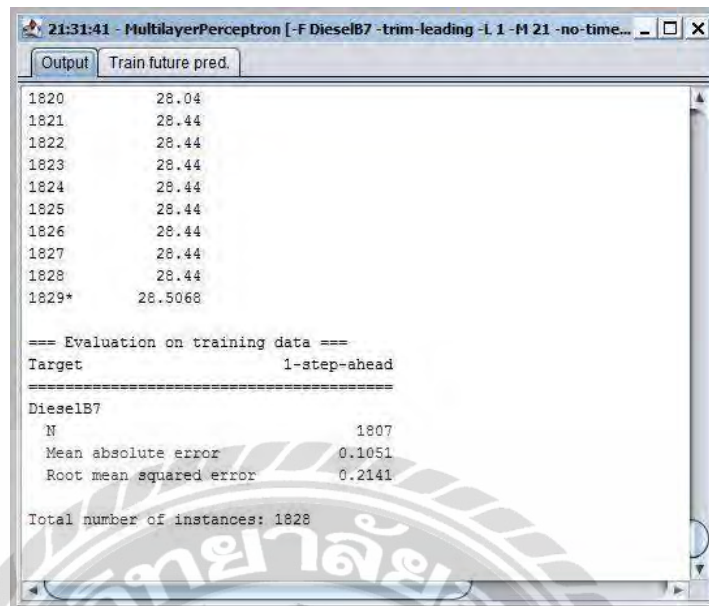
ภาพที่ ข.19 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีการถดถอยเชิงเส้นของข้อมูลราคาดีเซล B7 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 28 วัน



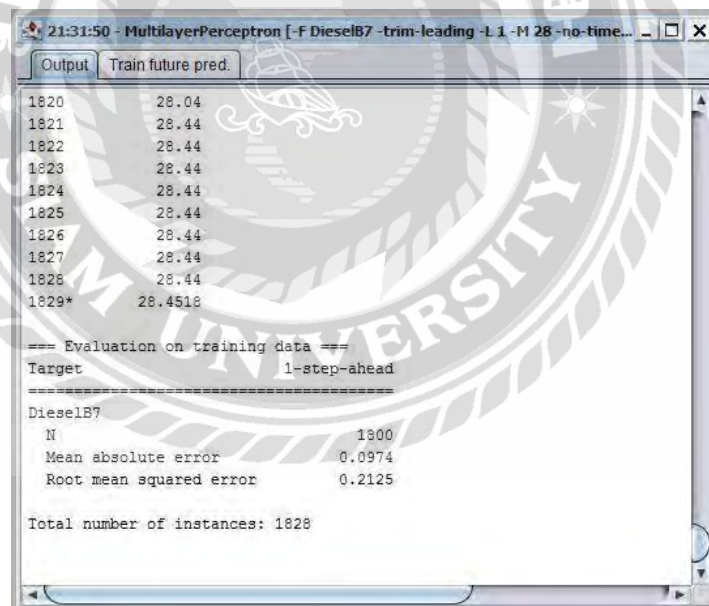
ภาพที่ ข.20 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลราคาดีเซล B7
ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



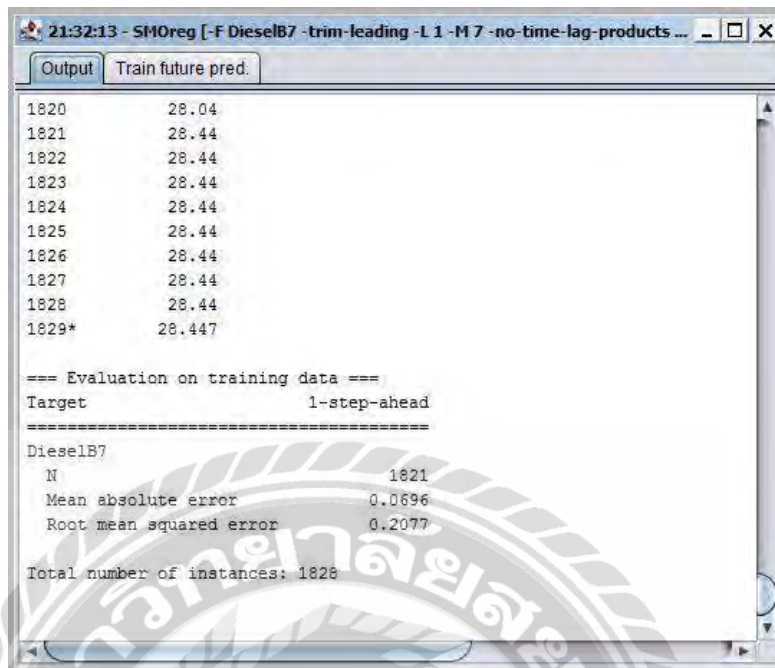
ภาพที่ ข.21 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลราคาดีเซล B7
ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



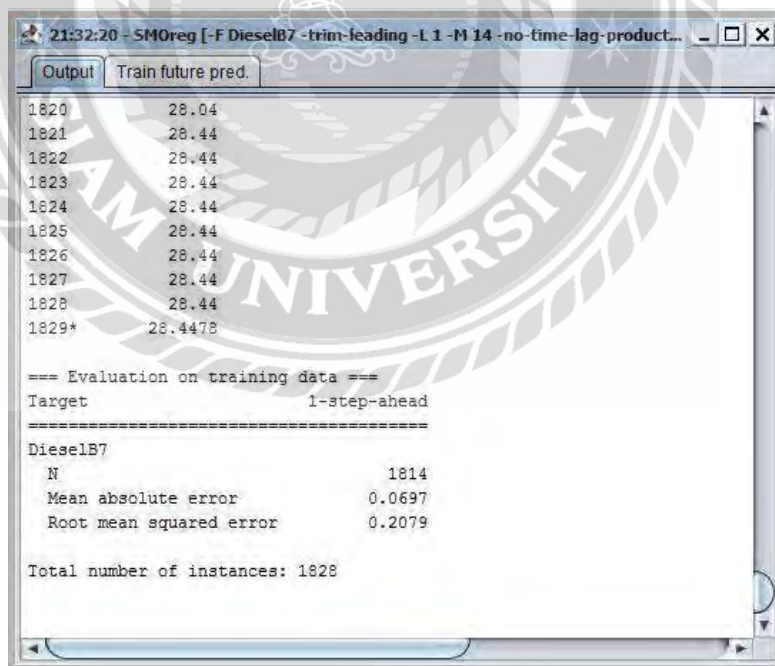
ภาพที่ ข.22 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลราคาดีเซล B7
ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 21 วัน



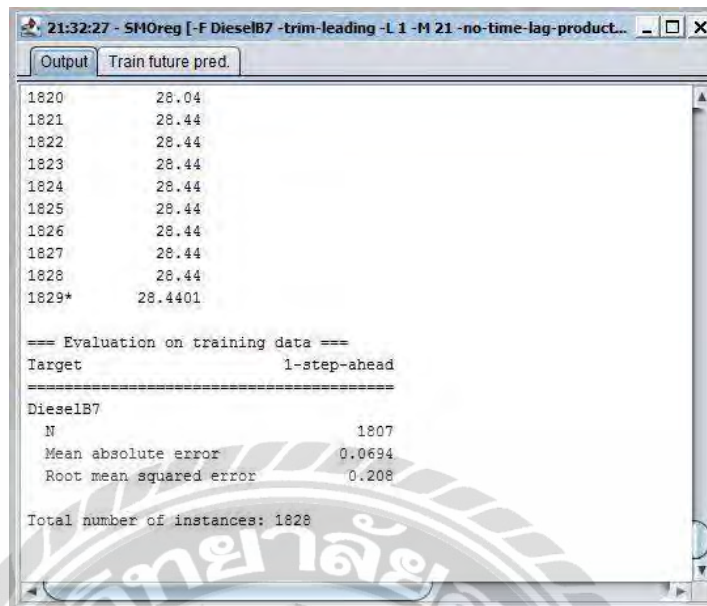
ภาพที่ ข.23 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลราคาดีเซล B7
ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 28 วัน



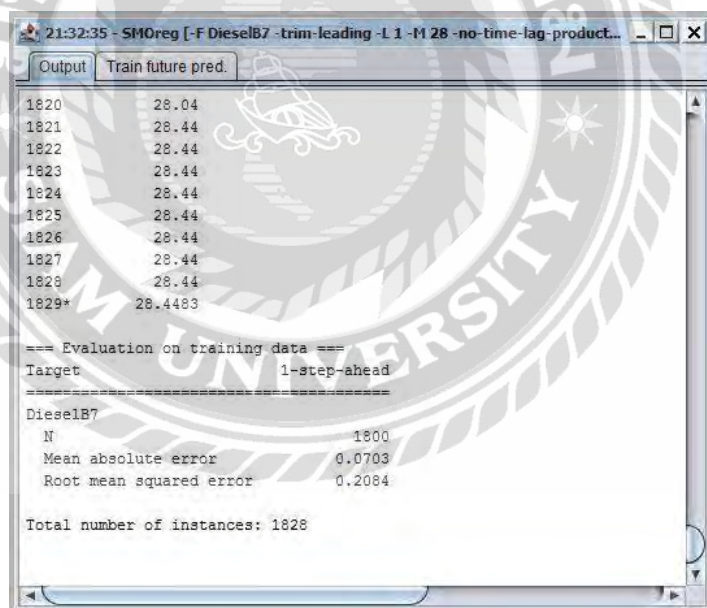
ภาพที่ ข.24 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของข้อมูลราคาดีเซล B7 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



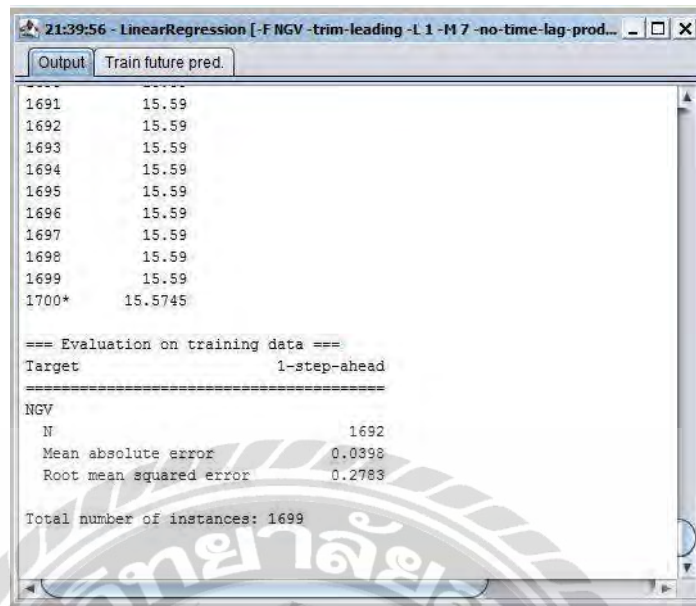
ภาพที่ ข.25 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของข้อมูลราคาดีเซล B7 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



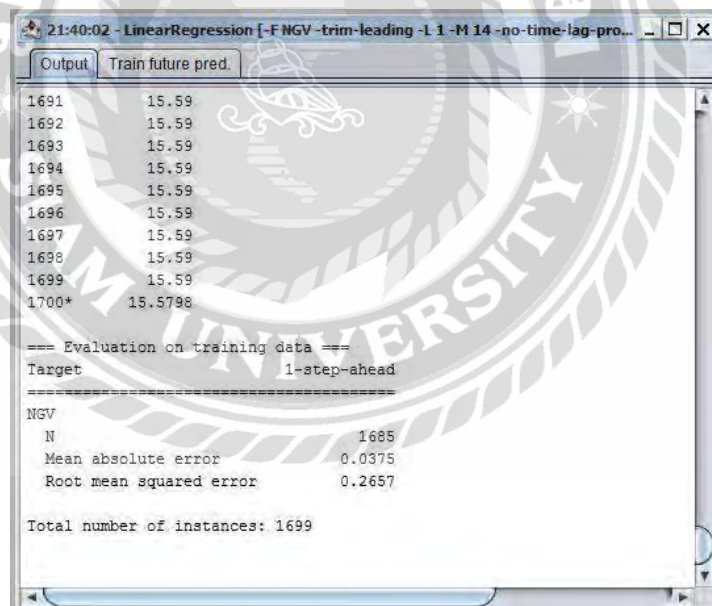
ภาพที่ ข.26 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของข้อมูลราคาดีเซล B7 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 21 วัน



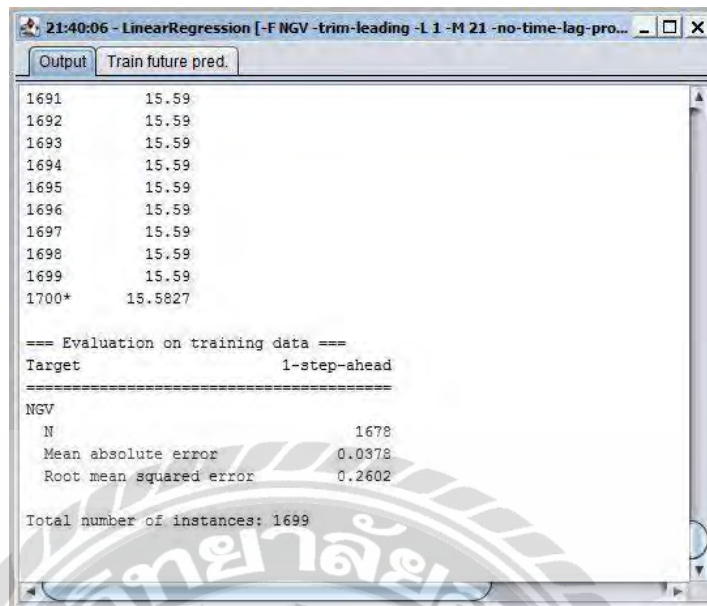
ภาพที่ ข.27 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของข้อมูลราคาดีเซล B7 ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 28 วัน



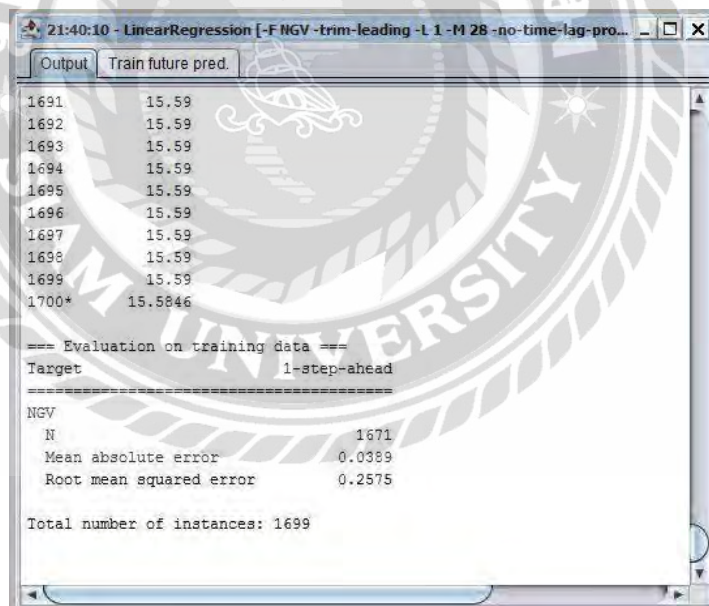
ภาพที่ ข.28 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีการถดถอยเชิงเส้นของข้อมูลราคา NGV ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



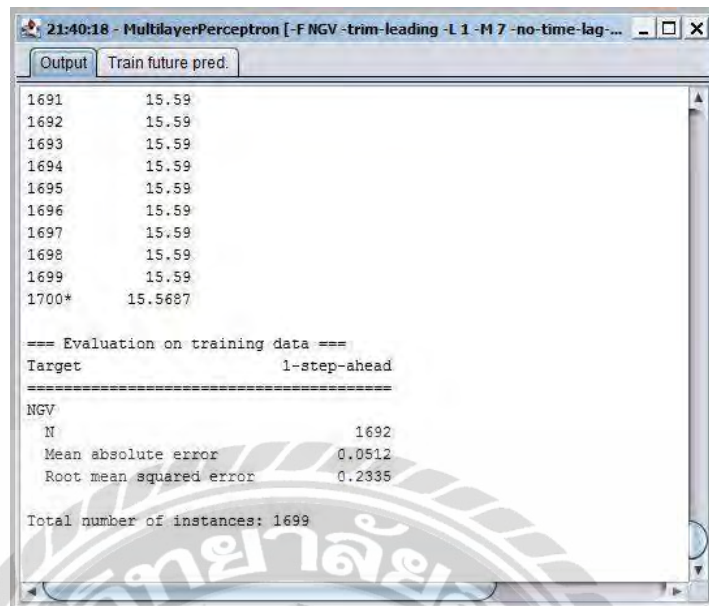
ภาพที่ ข.29 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีการถดถอยเชิงเส้นของข้อมูลราคา NGV ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



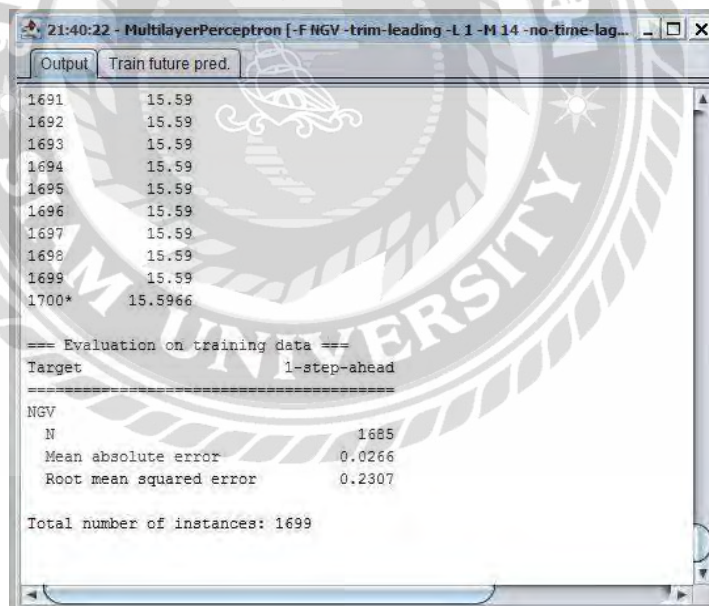
ภาพที่ ข.30 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีการถดถอยเชิงเส้นของข้อมูลราคา NGV ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 21 วัน



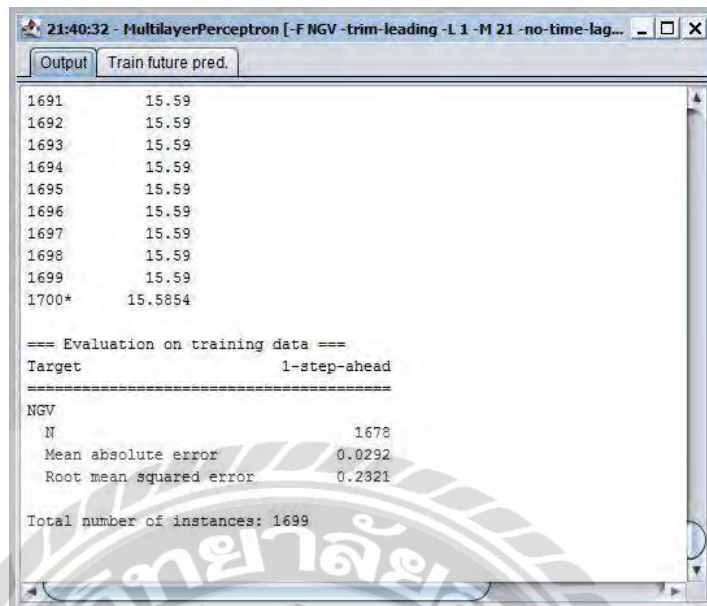
ภาพที่ ข.31 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีการถดถอยเชิงเส้นของข้อมูลราคา NGV ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 28 วัน



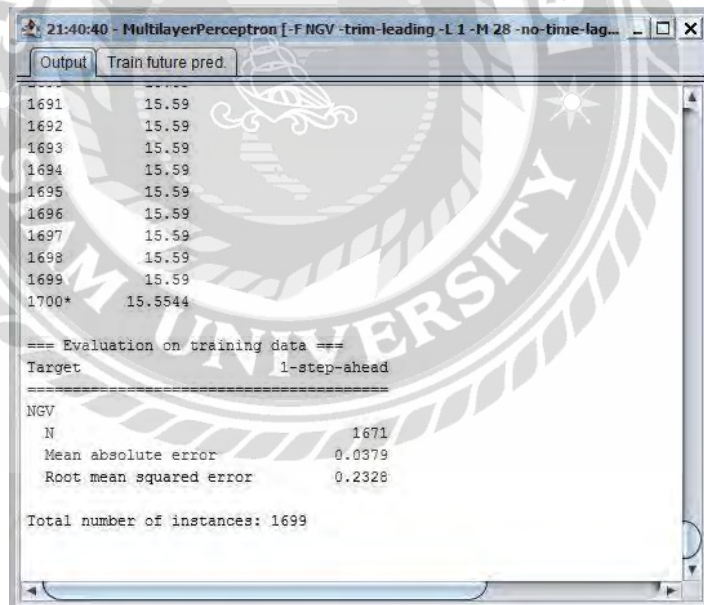
ภาพที่ ข.32 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลราคา NGV ด้วย
ชุดข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



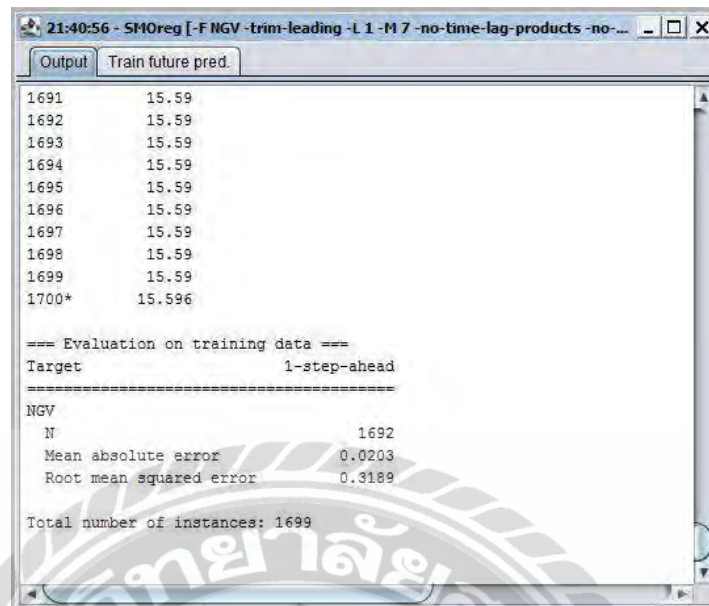
ภาพที่ ข.33 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลราคา NGV ด้วย
ชุดข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



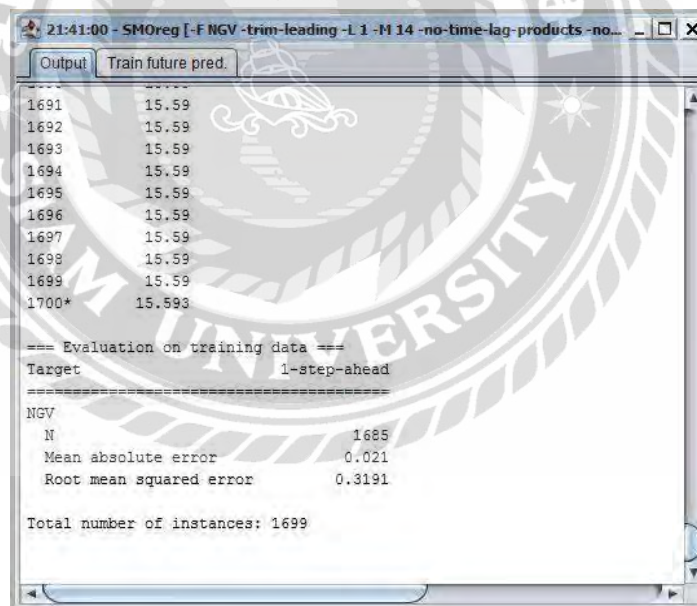
ภาพที่ ข.34 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลราคา NGV ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 21 วัน



ภาพที่ ข.35 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมของข้อมูลราคา NGV ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 28 วัน



ภาพที่ ข.36 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของข้อมูลราคา NGV ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



ภาพที่ ข.37 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของข้อมูลราคา NGV ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน

21:41:03 - SMOreg [-F NGV -trim-leading -L 1 -M 21 -no-time-lag-products -no...]

Output Train future pred.

1691	15.59
1692	15.59
1693	15.59
1694	15.59
1695	15.59
1696	15.59
1697	15.59
1698	15.59
1699	15.59
1700*	15.5897

=== Evaluation on training data ===

Target 1-step-ahead

NGV

N	1678
Mean absolute error	0.0213
Root mean squared error	0.3192

Total number of instances: 1699

ภาพที่ ข.38 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของข้อมูลราคา NGV ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 21 วัน

21:41:12 - SMOreg [-F NGV -trim-leading -L 1 -M 28 -no-time-lag-products -no...]

Output Train future pred.

1691	15.59
1692	15.59
1693	15.59
1694	15.59
1695	15.59
1696	15.59
1697	15.59
1698	15.59
1699	15.59
1700*	15.5865

=== Evaluation on training data ===

Target 1-step-ahead

NGV

N	1671
Mean absolute error	0.0228
Root mean squared error	0.3195

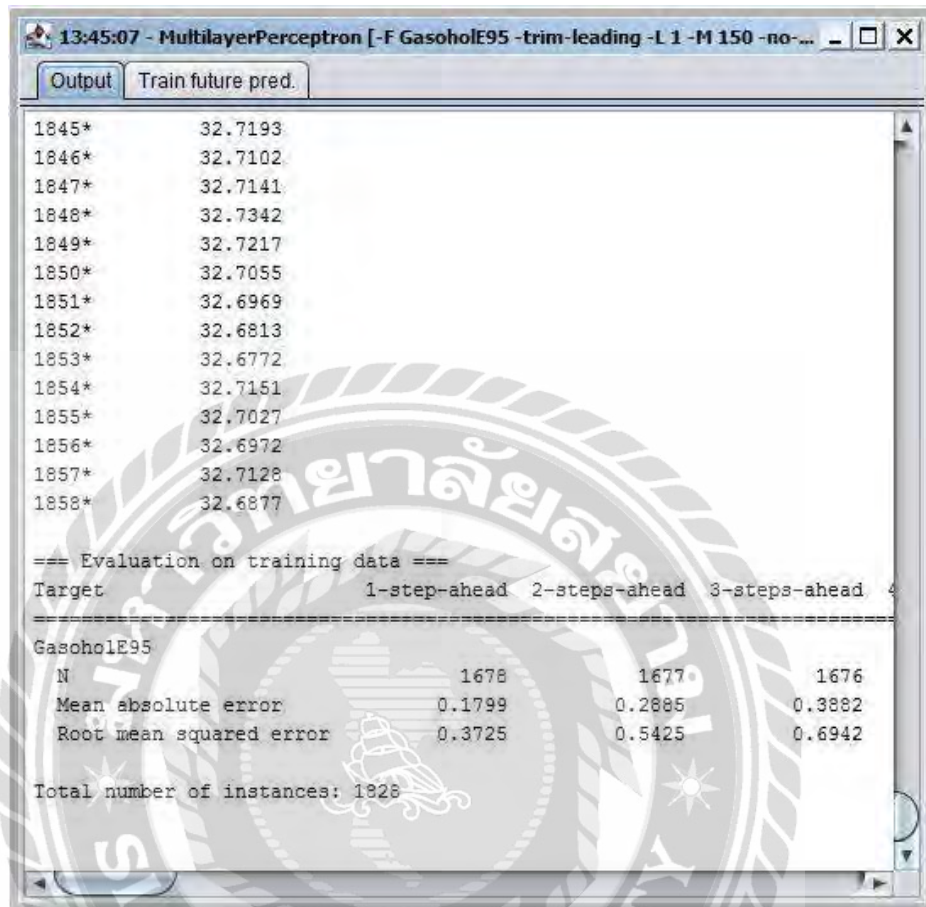
Total number of instances: 1699

ภาพที่ ข.39 หน้าจอวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนของข้อมูลราคา NGV ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 28 วัน

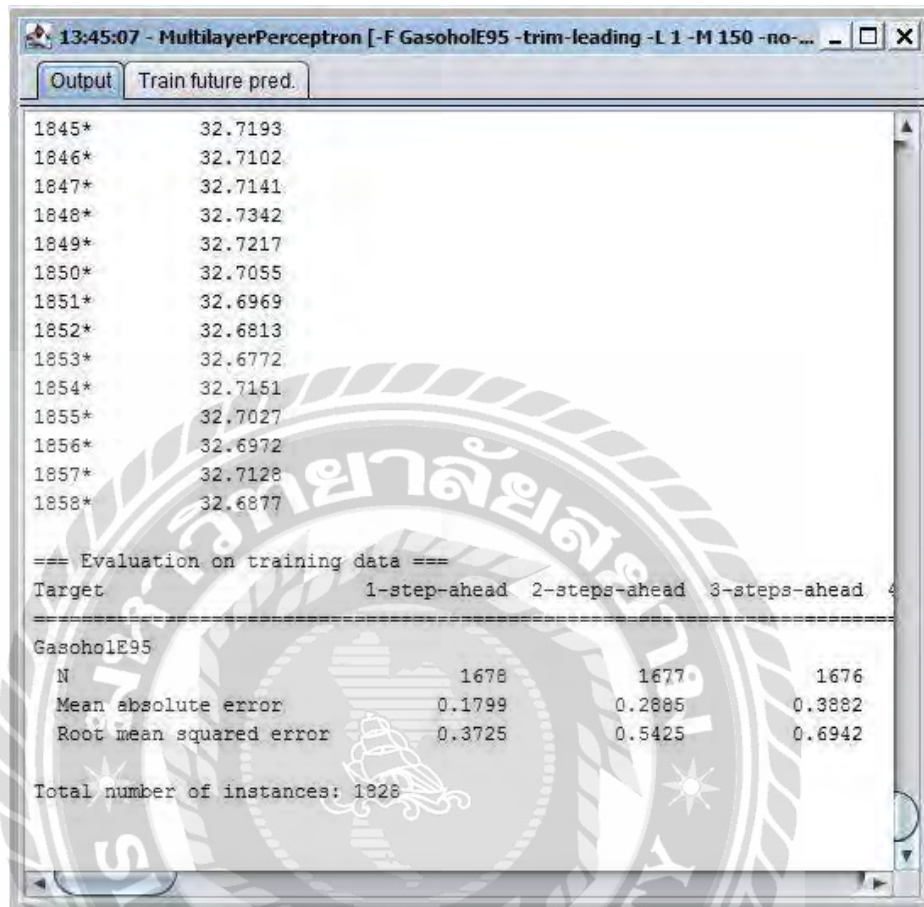
ภาคผนวก ค

ผลการทดสอบข้อมูลล่วงหน้า 30 วัน

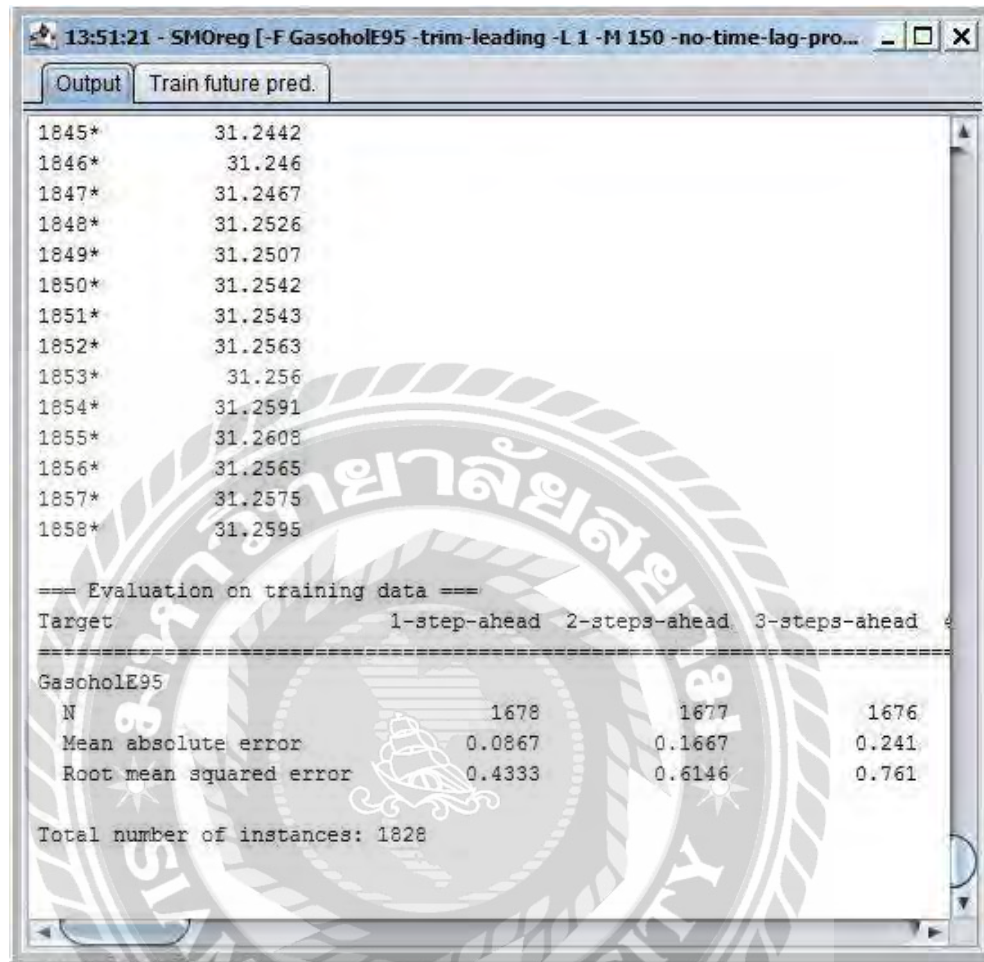




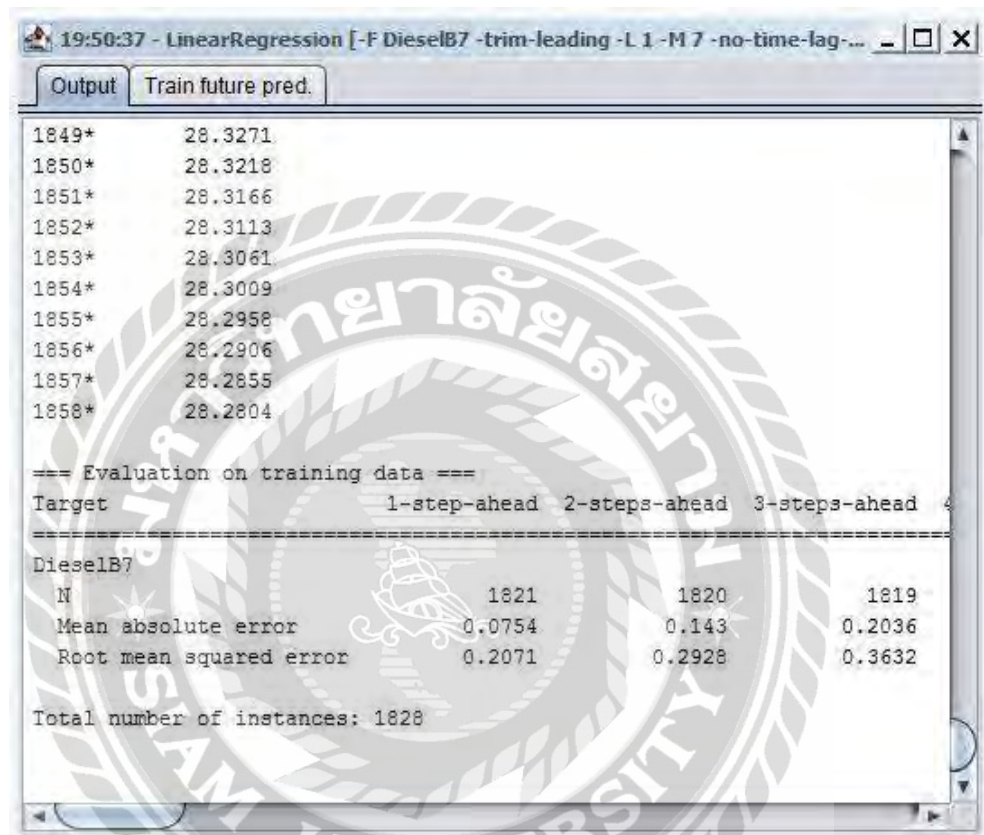
ภาพที่ ค.1 ผลลัพธ์ราคาแกโซฮอล์ 95 ใช้แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 150 วัน



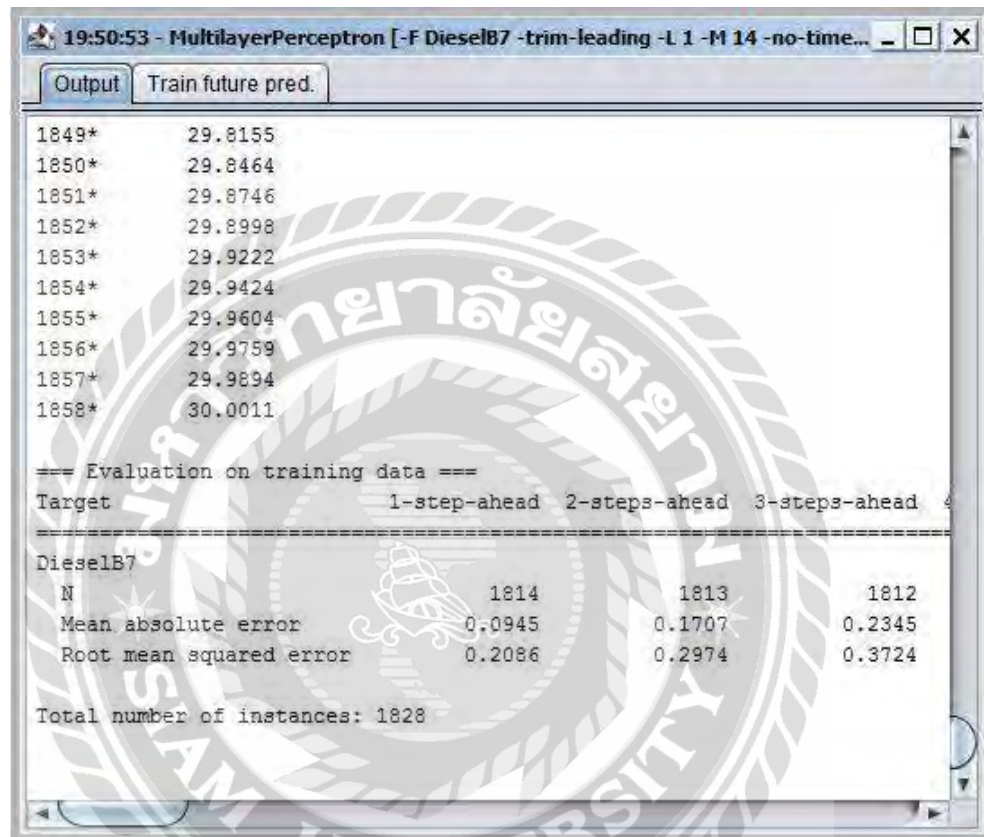
ภาพที่ ก.2 ผลลัพธ์ราคาแกโซฮอล์ 95 ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น
ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 150 วัน



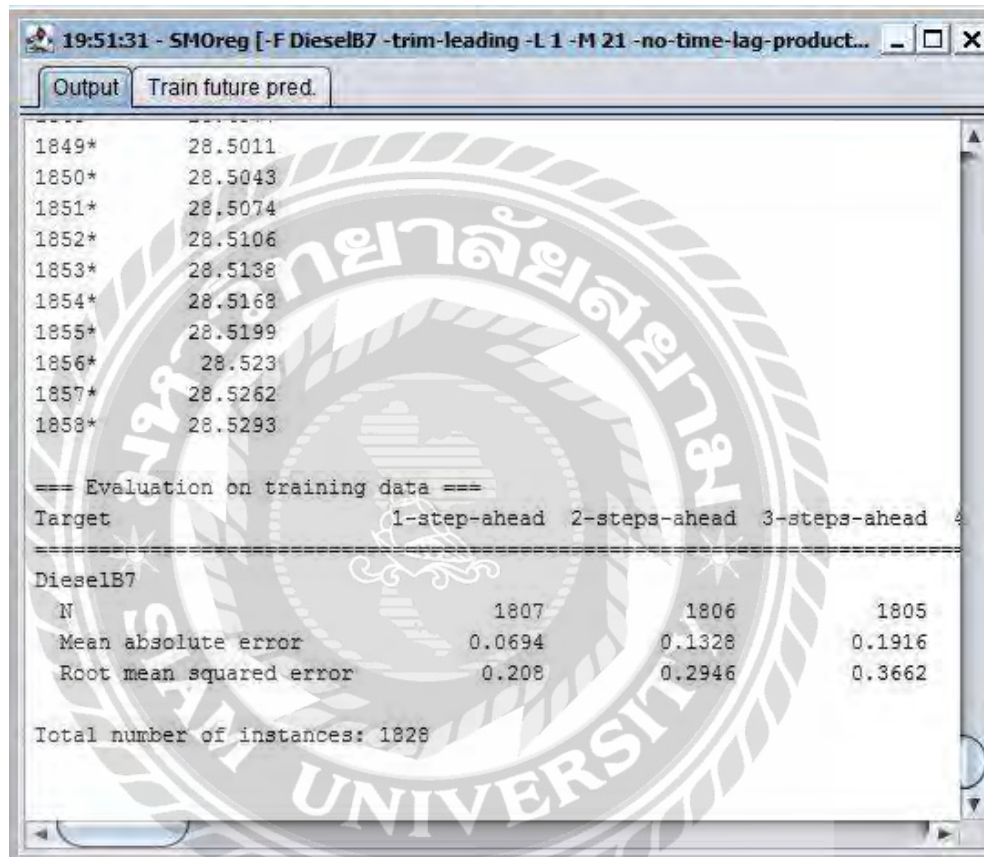
ภาพที่ ค.3 ผลลัพธ์ราคาแกโซฮอล์ 95 ใช้แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 150 วัน



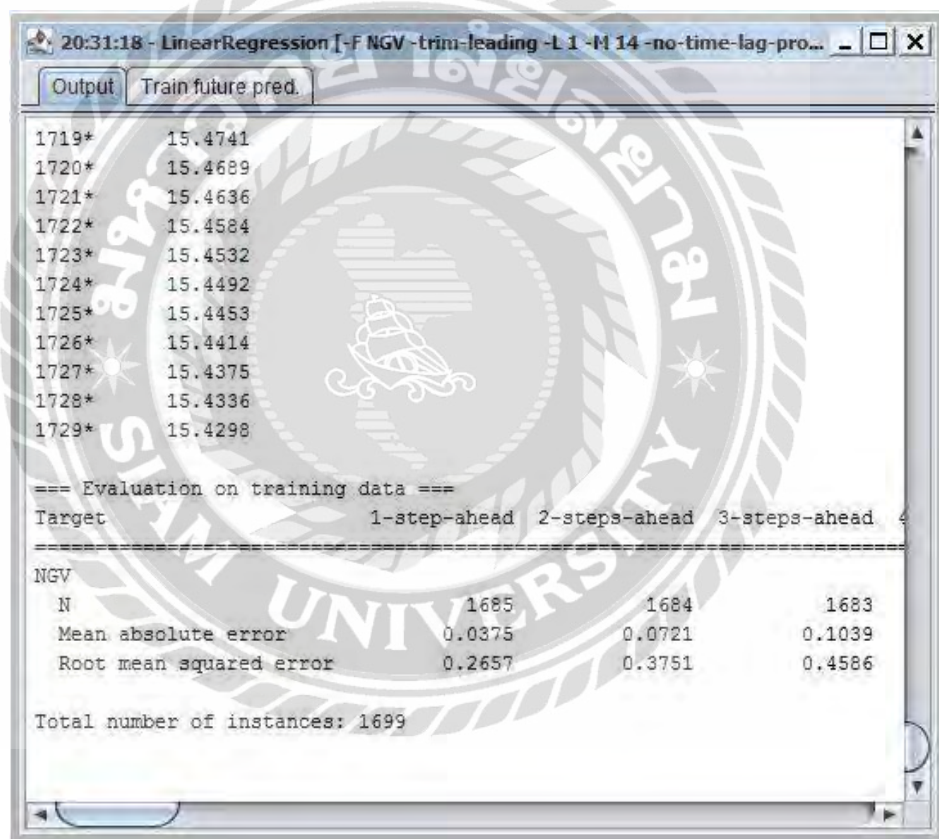
ภาพที่ ค.4 ผลลัพธ์ราคาดีเซล B7 ใช้แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน



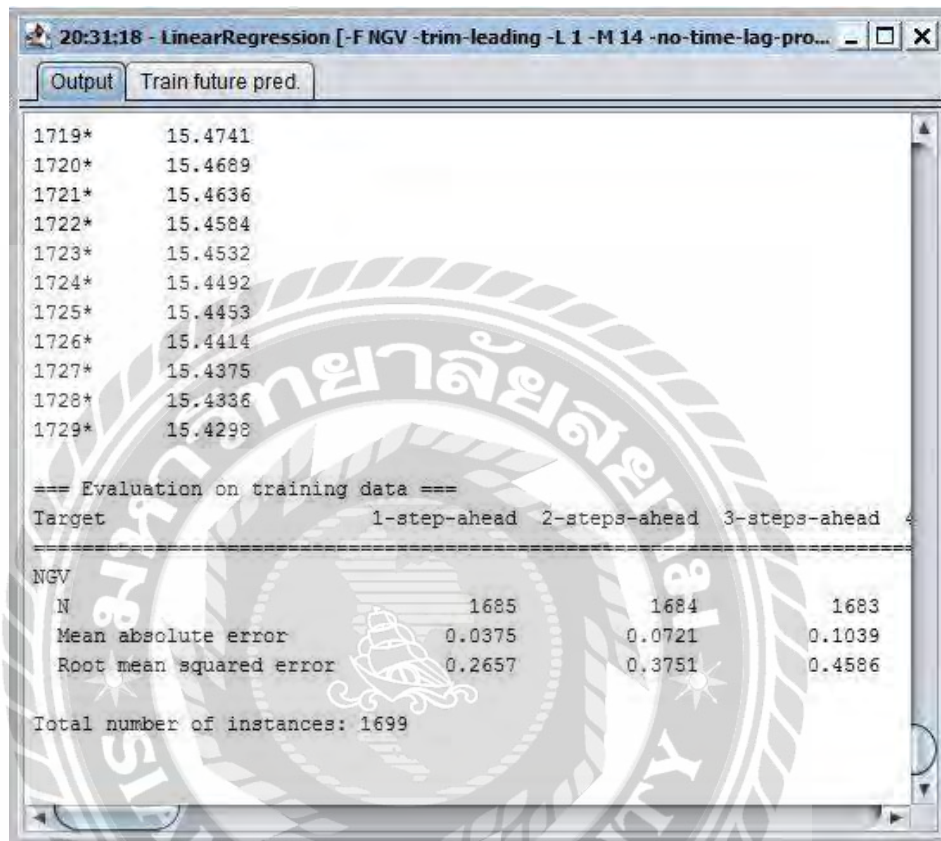
ภาพที่ ค.5 ผลลัพธ์ราคาดีเซล B7 ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



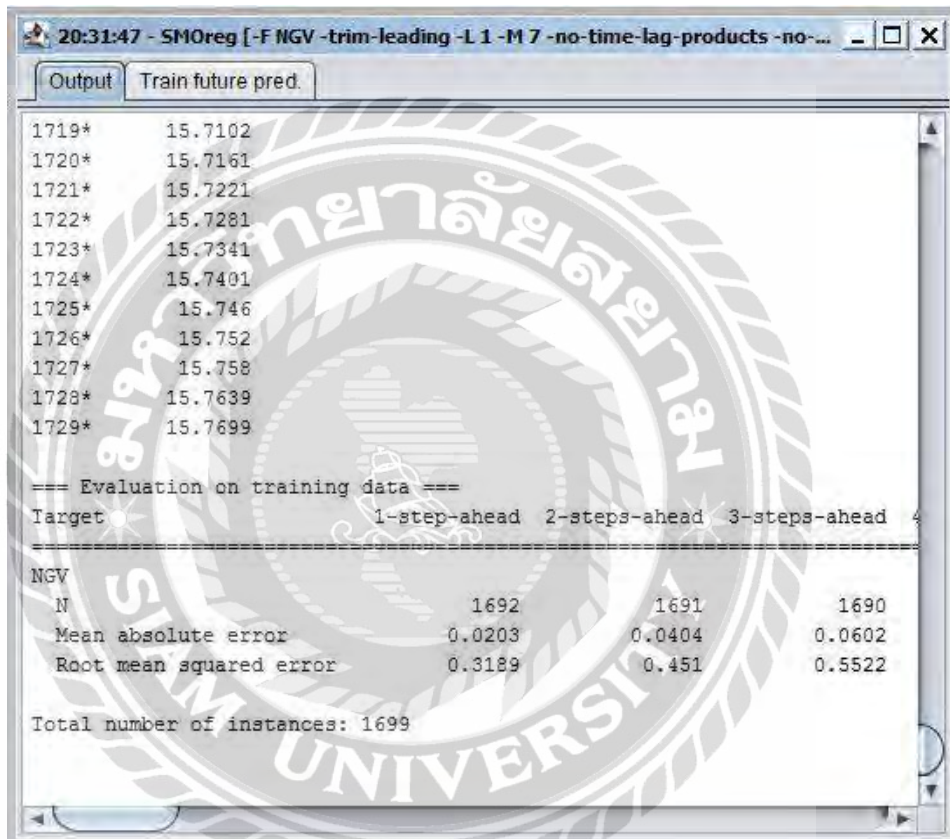
ภาพที่ ค.6 ผลลัพธ์ราคาดีเซล B7 ใช้แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ด้วยข้อมูล
ย้อนหลัง 21 วัน



ภาพที่ ค.7 ผลลัพธ์ราคา NGV ใช้แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ ค.8 ผลลัพธ์ราคา NGV ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน



ภาพที่ ค.9 ผลลัพธ์ราคา NGV ใช้แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

ประวัติคณะผู้จัดทำ

รหัสนักศึกษา	5802100010
ชื่อ-นามสกุล	นายทัตภูมิ รันระนา
ที่อยู่	54/101 ห.จก.จินต์ หมู่บ้านดีพร้อม ถ.จรัญสนิทวงศ์ แขวงวัดท่าพระ เขตบางกอกใหญ่ จ.กรุงเทพมหานคร
เบอร์โทรศัพท์	092 - 339 - 1371
E-Mail	tusaphom@gmail.com
ระดับประกาศนียบัตร	วิทยาลัยเทคโนโลยีสยาม (สยามเทค)
ระดับปริญญาตรี	มหาวิทยาลัยสยาม

รหัสนักศึกษา	5705120001
ชื่อ-นามสกุล	นายธนกร สุวรรณโสภณ
ที่อยู่	259/81 ซอยเพชรเกษม 25/2 แขวงปากคลองภาษีเจริญ เขตภาษีเจริญ กรุงเทพมหานคร 10160
เบอร์โทรศัพท์	091 - 815 - 4755
E-Mail	lonesome_road@windowslive.com
ระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย	โรงเรียนวัดนวลนรดิศ
ระดับปริญญาตรี	มหาวิทยาลัยสยาม