

การพยากรณ์จำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ
โดยใช้วิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลา

Forecasting the Number of People Admitted to Voluntary Treatment
Using the Time Series Analysis Techniques



จิรัฏฐ์ ทองภูธรณ์

ภาคนิพนธ์เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาบริหารธุรกิจบัณฑิต
รายวิชาโครงการด้านคอมพิวเตอร์ธุรกิจ
ภาควิชาธุรกิจดิจิทัล คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ
มหาวิทยาลัยสยาม
พ.ศ. 2567

หัวข้อภาคนิพนธ์ การพยากรณ์จำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ โดยใช้วิธี
วิเคราะห์อนุกรมเวลา

Forecasting the Number of People Admitted to Voluntary
Treatment Using the Time Series Analysis Techniques

หน่วยกิตของภาคนิพนธ์ 3 หน่วยกิต

ผู้จัดทำ นายจิรัฏฐ์ ทองภูธรณ์ 6005020001

อาจารย์ที่ปรึกษา ผศ.ดร.พิชญากร เลค


ระดับการศึกษา บริหารธุรกิจบัณฑิต

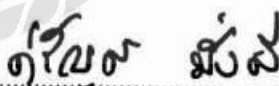
สาขาวิชา ธุรกิจดิจิทัล

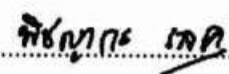
ปีการศึกษา 2566

อนุมัติให้ภาคนิพนธ์นี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาบริหารธุรกิจบัณฑิต สาขาวิชาธุรกิจ
ดิจิทัล

คณะกรรมการสอบภาคนิพนธ์


..... ประธานกรรมการ
(ดร. กันทิมา คงสถิตสุวรรณ)


..... กรรมการสอบ
(อาจารย์ศรัญธร มั่งมี)


..... อาจารย์ที่ปรึกษา
(ผศ.ดร.พิชญากร เลค)

หัวข้อภาคนิพนธ์	การพยากรณ์จำนวนผู้เข้ารับการรักษาเยสพติดระบบสมัครใจ โดยใช้วิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลา		
หน่วยกิตของภาคนิพนธ์	3 หน่วยกิต		
ผู้จัดทำ	นายจิรัฎฐ์	ทองภูธรณ์	6005020001
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผศ.ดร.พิชญากร	เลิศ	
ระดับการศึกษา	บริหารธุรกิจบัณฑิต		
สาขาวิชา	ธุรกิจดิจิทัล		
ปีการศึกษา	2566		

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อคาดการณ์จำนวนผู้เข้ารับการรักษาเยสพติดด้วยระบบสมัครใจ โดยใช้วิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมือนข้อมูล 3 เทคนิค ได้แก่ การถดถอยเชิงเส้น แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ข้อมูลที่นำมาใช้เป็นชุดข้อมูลการบำบัดรักษาผู้ติดยาเยสพติดทั้ง 12 จังหวัด เป็นชุดข้อมูลรายปีตั้งแต่ปี พ.ศ. 2557 ถึง ปี พ.ศ. 2565 เป็นจำนวน 9 ปี จากผลการวิจัยสามารถสรุปได้ว่า รายปีตั้งแต่ปี 2557 ถึง ปี 2565 แสดงให้เห็นว่าการใช้แบบจำลองถดถอยเชิงเส้น ค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ (MRE) ที่น้อยที่สุดคือ 0.0060 จังหวัดนครราชสีมา และแบบจำลองที่สร้างด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ ที่น้อยที่สุดคือ 0.0638 จังหวัดเชียงใหม่ และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ ที่น้อยที่สุดคือ 0.0141 จังหวัดขอนแก่น

คำสำคัญ: ผู้เข้ารับรักษาเยสพติดระบบสมัครใจ / เหมือนข้อมูล/ อนุกรมเวลา

Title Forecasting the Number of People Admitted to Voluntary Treatment Using the Time Series Analysis Techniques

Credits 3 Credits

By Mr. Jirat Tongphuthon 6005020001

Advisor Asst. Prof. Dr. Pitchayakorn Lake

Degree Bachelor of Business Administration

Major Digital Business

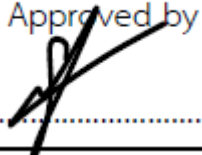
Faculty Information Technology

Academic year 2023

Abstract

The purpose of this research is to forecast the number of individuals seeking treatment for substance addiction using the voluntary admission system. Three data mining techniques, namely linear regression, multilayer perceptron neural network model, and support vector regression, are employed for time series analysis. The dataset used consists of treatment data for drug addiction from 12 provinces over 9 years, ranging from 2014 to 2022. Based on the research findings, it was concluded that from 2014 to 2022, the linear regression model achieved the lowest mean relative error (MRE) of 0.0060 in Nakhon Ratchasima province. The multilayer perceptron neural network model exhibited the lowest MRE of 0.0638 in Chiang Mai province, while the support vector regression model had the lowest MRE of 0.0141 in Khon Kaen province.

Keyword: data mining, voluntary treatment, time series

Approved by

.....

กิตติกรรมประกาศ

ภาคินพนธ์นี้จัดทำขึ้นเพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาบริหารธุรกิจบัณฑิตสาขา
ธุรกิจดิจิทัล คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยสยาม โดยมุ่งสร้างแบบจำลองการพยากรณ์จำนวน
ผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ นำไปใช้ในการหาทางรับมือต่อไป

สำหรับการจัดทำภาคินพนธ์ฉบับนี้สามารถสำเร็จลุล่วงลงได้ด้วยดี เนื่องมาจากการได้รับความ
ช่วยเหลือ สนับสนุน และคำแนะนำจากอาจารย์ศรัณูธร มั่งมี และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ผศ.ดร.พิชญากร เลิศ
และคณาจารย์ผู้ทรงคุณวุฒิภาควิชาธุรกิจดิจิทัลทุกท่าน คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยสยาม
ผู้จัดทำขอขอบพระคุณทุกท่านเป็นอย่างสูงไว้ ณ ที่นี้

ผู้จัดทำ



สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ.....	ก
Abstract	ข
กิตติกรรมประกาศ.....	ค
สารบัญ	ง
สารบัญตาราง	ช
สารบัญภาพ	ซ
บทที่	
1 บทนำ	
ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	2
วัตถุประสงค์.....	3
กลุ่มเป้าหมาย.....	3
ขอบเขตโครงการ.....	3
ขั้นตอนการดำเนินงาน	4
ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	5
2 แนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	
ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	6
งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	11
บทสรุปงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	15
3 วิธีการดำเนินการวิจัย	

สารบัญ (ต่อ)

บทที่	หน้า
รูปแบบงานวิจัย	19
ชุดข้อมูล	19
เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย	20
วิธีดำเนินการวิจัย.....	20
ทำความเข้าใจกับปัญหา (Business Understanding)	21
ทำความเข้าใจกับข้อมูล (Data Understanding).....	22
การเตรียมข้อมูล (Data Preparation)	22
การสร้างแบบจำลองข้อมูล (Modeling).....	24
การประเมินแบบจำลอง (Evaluation).....	24
การนำไปใช้ (Deployment).....	24
4 ผลการวิจัย	
ผลการวิจัย	34
5 สรุปผลการดำเนินงานและข้อเสนอแนะ	
สรุปผลการดำเนินงาน	50
ปัญหาและอุปสรรค	50
ข้อเสนอแนะ.....	51
บรรณานุกรม	52
ภาคผนวก	
ภาคผนวก ก หน้าจอโปรแกรม Weka 3.8.6	55

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

ประวัติผู้จัดทำ 61



สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.5 บทสรุปงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	15
3.4 รายละเอียดการจัดเรียงข้อมูลแบบอนุกรมเวลาโดยข้อมูล 12 จังหวัด.....	25
3.5 แบบจำลองจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษาระบบสมครใจ ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง (Lagged).....	27
3.6 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายในแต่ละปีของแต่ละจังหวัด.....	32



สารบัญญภาพ

ภาพที่	หน้า
2.1	ขั้นตอนกระบวนการ CRISP-DM..... 6
2.2	แสดงกราฟอนุกรมเวลาที่มีลักษณะมีส่วนประกอบแนวโน้ม 8
2.3	ภาพแสดงกราฟที่มีส่วนประกอบเป็นวัฏจักร..... 8
2.4	ภาพแสดงกราฟที่มีส่วนประกอบเป็นฤดูกาล..... 9
3.1	ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์จำนวนผู้เข้าบำบัดรักษาเยาเสพติระบบสมัครใจ..... 19
3.2	ขั้นตอนกระบวนการ CRISP-DM..... 21
3.3	จำนวนผู้เข้าบำบัดรักษาเยาเสพติระบบสมัครใจ 12 จังหวัด..... 23
4.1	หน้าจอโปรแกรม Weka ในส่วน Explorer..... 34
4.2	หน้าจอเลือกไฟล์ชุดข้อมูลสำหรับเรียนรู้ ซึ่งไฟล์ที่ใช้ต้องเป็นไฟล์นามสกุล .CSV 35
4.3	หน้าจอแสดงข้อมูลที่นำมาใช้สร้างแบบจำลอง..... 35
4.4	หน้าจอแท็บ Forecast ในส่วน Basic configuration 36
4.5	หน้าจอเลือกเทคนิคเหมืองข้อมูลมาใช้สำหรับการทดสอบ..... 36
4.6	หน้าจอเลือก Lag Creation สำหรับทดสอบข้อมูลย้อนหลัง..... 37
4.7	หน้าจอเลือกการแสดงผลลัพธ์ที่ต้องการ 37
4.8	โมเดล Linear Regression กับข้อมูลของจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษาเยาเสพติระบบสมัครใจ ในแต่ละจังหวัด ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน..... 38
4.9	โมเดล Multilayer Perceptron กับข้อมูลของจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษาเยาเสพติระบบสมัครใจ ในแต่ละจังหวัด ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน..... 39

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
4.10 โมเดล SMOReg กับข้อมูลของจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ ในแต่ละจังหวัด ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน.....	40
4.11 โมเดล Linear Regression กับข้อมูลของจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ ในแต่ละจังหวัด ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 6 เดือน.....	41
4.12 โมเดล Multilayer Perceptron กับข้อมูลของจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ ในแต่ละจังหวัด ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 6 เดือน.....	42
4.13 โมเดล SMOReg กับข้อมูลของจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ ในแต่ละจังหวัด ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 6 เดือน.....	43
4.14 โมเดล Linear Regression กับข้อมูลของจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ ในแต่ละจังหวัด ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 9 เดือน.....	44
4.15 โมเดล Multilayer Perceptron กับข้อมูลของจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ ในแต่ละจังหวัด ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 9 เดือน.....	45
4.16 โมเดล SMOReg กับข้อมูลของจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ ในแต่ละจังหวัด ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 9 เดือน.....	46
4.17 โมเดล Linear Regression กับข้อมูลของจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ ในแต่ละจังหวัด ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน	47
4.18 โมเดล Multilayer Perceptron กับข้อมูลของจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ ในแต่ละจังหวัด ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน	48
4.19 โมเดล SMOReg กับข้อมูลของจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ ในแต่ละจังหวัด ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน	49

บทที่ 1

บทนำ

ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบันประเทศไทยกำลังประสบปัญหาเกี่ยวกับการบำบัดรักษาผู้ติดยาเสพติดนั้นนับเป็นเรื่องสำคัญและจำเป็นอย่างมากเพราะในปัจจุบันเราต้องยอมรับความจริงว่าสังคมของเรามีจำนวนผู้ติดยาเสพติดทุกประเภทแล้วมีจำนวนมากจนน่าตกใจและที่น่ากังวลหนักก็ด้วยตัวเลขบ่งชี้ถึงจำนวนเด็กเยาวชนเข้าไปยุ่งเกี่ยวกับยาเสพติดในประเภทต่างเพิ่มมากขึ้นและจากผลสำรวจชี้ ผู้ติดยาเสพติดอายุน้อยลง ยาบ้ามีผู้เสพอันดับ 1 ในประเทศไทย ตัวเลขผู้บำบัดไม่ถึงครึ่งของการจับกุมในปีที่ผ่านมา นับว่าเป็นหนึ่งในปัญหาสังคมที่รุนแรงที่สุดในแต่ละประเทศทั่วโลก ถึงแม้ว่าจะมีมาตรการ รวมถึงนโยบายต่าง ๆ เพื่อป้องกันและแก้ไขมาอย่างต่อเนื่อง โดยจากข้อมูลรายงานเรื่อง Synthetic Drugs in East and Southeast Asia 2022 ของสำนักงานว่าด้วยยาเสพติดและอาชญากรรมแห่งสหประชาชาติ (UNODC : United Nations Office on Drugs and Crime) พบว่าในพื้นที่แถบแม่น้ำโขงตอนล่างมีปริมาณการจับกุมยาเสพติดชนิดเมทแอมเฟตามีนสูงขึ้นในทุก ๆ ปี โดยในปี 2564 จับกุมได้ในปริมาณกว่า 171.5 ตัน คิดเป็น 89% ของการจับกุมยาเสพติดทั้งหมดในพื้นที่ทางฝั่งของประเทศไทยเองเป็นหนึ่งในประเทศที่ได้รับอิทธิพลอย่างมากจากการขยายตัวของยาเสพติดในพื้นที่สามเหลี่ยมทองคำ โดยพบว่ามี การเคลื่อนย้ายยาเสพติดจากแหล่งผลิตประเทศเมียนมาและนำเข้ามาผ่าน สปป.ลาว ก่อนเข้าสู่ประเทศไทย จึงทำให้ยาเสพติดแพร่กระจายในพื้นที่ชายแดนที่ติดกับ สปป.ลาวได้มากขึ้น ได้แก่ จังหวัดเชียงราย พะเยา ตลอดจนถึงจังหวัดชายแดนภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ได้แก่ จังหวัดเลย หนองคาย และมุกดาหาร เป็นต้น จากปริมาณการลักลอบยาเสพติดที่พบมากขึ้น ส่งผลให้ยาเสพติดถูกส่งต่อไปยังพื้นที่ต่าง ๆ ในประเทศไทยอย่างกว้างขวางขึ้นตามไปด้วย นอกจากนี้ เครือข่ายสังคมออนไลน์หรือโซเชียลมีเดีย นับเป็นช่องทางสำคัญในการติดต่อซื้อขายยาเสพติด โดยเฉพาะกับการค้าปลีกซึ่งผู้ขายสามารถติดต่อผู้ซื้อได้โดยตรง รวมถึงสามารถนัดแนะช่องทางการจัดส่งได้หลากหลายรูปแบบ นับเป็นการเปิดโอกาสให้เด็กและเยาวชนไทยเข้าถึงยาเสพติดได้อย่างง่ายดาย จากแผนปฏิบัติการด้านการป้องกันและปราบปรามยาเสพติด พ.ศ. 2565 โดยสำนักงานคณะกรรมการป้องกันและปราบปรามยาเสพติด (ป.ป.ส.) พบว่าในปีที่ผ่านมา มีการจับกุมคดียาเสพติดทั้งหมด 337,186 คดี แบ่งเป็นของกลางยาบ้าจำนวน 555.7 ล้านเม็ด ยาไอซ์ 26,662 กิโลกรัม เฮโรอีน 4,520 กิโลกรัม เคตามีน 1,350 กิโลกรัม โคเคน 45 กิโลกรัม เอ็กซ์ตาซี 447,213 เม็ด และกัญชา 41,573 กิโลกรัม โดยยาเสพติดที่แพร่หลายมากที่สุดยังคงเป็นยาบ้า ซึ่งคิดเป็นร้อยละ 79.2 ตามมาด้วยยาไอซ์(ร้อยละ 8.3) ทั้งนี้ส่วนหนึ่งมีสาเหตุจากการที่ราคาของยา

เสพติดชนิดดังกล่าวลดลงอย่างต่อเนื่อง จึงทำให้ผู้เสพเข้าถึงการซื้อได้ง่ายมากขึ้น เมื่อนับรวมจำนวนยาบ้าและยาไอซ์ที่ถูกจับกุมในปีที่ผ่านมาแล้ว นับว่ามีปริมาณมากที่สุดในปีในบรรดาประเทศแถบเอเชียตะวันออกเฉียงใต้ ซึ่งถือเป็นสถิติที่น่ากลัวและเป็นความท้าทายอย่างยิ่งต่อหน่วยงานภาครัฐ ภาคเอกชนในการร่วมมือกันปราบปรามปัญหาเสพติด ทั้งนี้รายงานผลการดำเนินงาน ตามแบบบำบัดรักษา ของสำนักงานเลขาธิการคณะกรรมการบำบัดรักษาและฟื้นฟูผู้ติดยาเสพติด กระทรวงสาธารณสุข ระบุจำนวนผู้ได้รับการรักษาและบำบัดยาเสพติดตลอดปี 2565 มีจำนวนเพียง 114,733 ราย ซึ่งจะเห็นได้ว่า เมื่อเทียบกับปริมาณการจับกุมยาเสพติดแล้ว มีผู้เข้ารับการบำบัดจำนวนไม่ถึงครึ่งหนึ่งของการจับกุม อีกทั้งยังเป็นจำนวนที่ลดลง เมื่อเทียบกับปีที่ผ่านมา แต่นั่นไม่ได้หมายความว่าความระบาดของยาเสพติดจะลงตามไปด้วย เพียงแต่อาจเป็นเพราะข้อจำกัดในการเข้ารับการบำบัดสืบเนื่องจากผลกระทบของสถานการณ์การแพร่ระบาดของโควิด-19 ทั้งนี้ข้อมูลจากองค์การอนามัยโลกเปิดเผยว่า การเสียชีวิตจากสาเหตุยาเสพติดในประเทศไทยอยู่ที่อันดับ 103 ของโลก 1) ผลกระทบด้านสังคม ปัญหาเสพติดไม่เพียงส่งผลกระทบต่อตัวผู้เสพ แต่ยังส่งผลร้ายแก่บุคคลรอบข้าง ครอบครัว สังคมและชุมชนเช่นกัน ที่ได้ที่มีการระบาดของยาเสพติดที่นั่นย่อมทำให้คนในชุมชนรู้สึกหวาดระแวงและไม่ปลอดภัย อาจนำไปสู่การกระทำผิดกฎหมายด้านอื่น ๆ เช่น การลักขโมย การใช้ความรุนแรง รวมถึงปัญหาอาชญากรรมที่จะก่อให้เกิดอันตรายต่อบุคคลและทรัพย์สินในชุมชนได้ 2) ผลกระทบด้านเศรษฐกิจ ธุรกิจการค้ายาเสพติดนั้นก่อให้เกิดการสูญเสียเงินตราแก่กลุ่มผู้ผลิตที่อยู่ภายนอกประเทศจำนวนมาก และเพิ่มมากขึ้นเรื่อย ๆ เงินที่ควรจะถูกนำมาใช้จ่ายใช้สอยเพื่อหมุนเวียนเศรษฐกิจในประเทศ ถูกนำไปใช้เพื่อซื้อยาเสพติดเป็นจำนวนมาก เปรียบเสมือนการสนับสนุนให้ผู้ผลิตยาเสพติดยังคงมีรายได้อย่างต่อเนื่อง ปัญหาเสพติดยังทำให้รัฐบาลและหน่วยงานที่เกี่ยวข้องต้องทุ่มเทงบประมาณและทรัพยากรจำนวนมากในการแก้ไข ป้องกันและปราบปราม รวมถึงการบำบัดรักษาและฟื้นฟูผู้ป่วยยาเสพติดด้วยเช่นกัน นอกจากนี้ การที่ผู้ติดยาเสพติดจำนวนมากอยู่ในกลุ่มเยาวชน นั้นหมายความว่า ประเทศของเราต้องสูญเสียบุคลากรที่จะเป็นกำลังสำคัญในการพัฒนาประเทศอีกเป็นจำนวนมาก 3) ผลกระทบด้านภัยต่อประเทศชาติ การที่รัฐบาลและหน่วยงานที่เกี่ยวข้องต้องเสียงบประมาณจำนวนมากในการป้องกันและปราบปรามยาเสพติด ถือเป็นผลกระทบรุนแรงที่บ่อนทำลายเศรษฐกิจของประเทศ ยิ่งพบปัญหาเสพติดมากเท่าไร ยิ่งทำให้ประชาชนรู้สึกไม่ปลอดภัย หวาดระแวงต่อภัยที่จะตามมาในสังคม บ้านเมืองเกิดความไม่สงบสุข นำไปสู่การทำลายความมั่นคงของชาติ (ภูฟ้าเรสท์โฮม, 2566)

กลไกของการกระตุ้นให้ผู้ป่วยที่เข้ารับการบำบัดอาการติดยาเสพติดกลับไปเสพยาเสพติดซ้ำ มักจะเกิดขึ้นเมื่อผู้ป่วยต้องเผชิญกับภาวะที่มีความเสี่ยงสูงจนทำให้เกิดแรงกดดันและผู้ป่วยพยายามจะหลีกเลี่ยงสภาวะนั้น ผู้ป่วยจะคิดถึงช่วงเวลาแห่งการใช้ยาเสพติดที่ทำให้ผู้ป่วยรู้สึกมีความสุข และไม่ต้องเผชิญหน้า

กับความเจ็บปวด เมื่อผู้ป่วยไม่สามารถแก้ปัญหาได้ ผู้ป่วยจึงหลีกเลี่ยงความเจ็บปวดด้วยการหวนกลับไปยุ่งเกี่ยวกับยาเสพติดอีกครั้ง โดยเริ่มต้นจากการเสพเป็นครั้งคราว และเมื่อผู้ป่วยยังคงต้องเผชิญกับสังคมเดิมๆ ปัญหาความกดดันเดิมๆ ผู้ป่วยจึงใช้ยาเสพติดอย่างต่อเนื่องจนกลายเป็นกลับไปติดยาเสพติดอีกครั้ง โดยเกณฑ์วัดที่ใช้วัดว่าผู้ป่วยหวนกลับไปติดยาเสพติดอีกครั้งหรือไม่คือการที่ผู้ป่วยที่เคยรักษาอาการติดยาเสพติด กลับไปใช้หรือเสพยาเสพติดอีกครั้งเป็นระยะเวลายาวนานกว่า 30 วัน จนทำให้เกิดผลกระทบต่อร่างกาย และไม่สามารถหยุดเสพได้ ซึ่งสถานะเสี่ยงที่สามารถทำให้ผู้ป่วยกลับไปเสพยาเสพติดมีดังนี้ บุคลิกและนิสัยส่วนตัวของผู้ป่วย การต้องกลับไปเผชิญกับปัญหาเดิมๆ เผชิญหน้ากับบุคคลที่สร้างความเสี่ยง การใช้ชีวิตที่ไม่มีตารางแน่ชัด แรกกดดันจากสังคม ต้องมีสถานที่บำบัดรักษาให้ความรู้ในการใช้ชีวิต และวางแผนทางเพื่อไว้ไปประกอบอาชีพ ไร่รองรับคนติดยาเสพติดที่ฟุ้งพันโทขอออกมา

ด้วยเหตุนี้จึงได้ทำการพยากรณ์จำนวนผู้เข้าบำบัดรักษาเสพติดระบบสมัครใจเพื่อเป็นการช่วยคาดการณ์และคาดการณ์จำนวนประชากรที่จะเข้ารับการบำบัดด้วยความสมัครใจ เพื่อจะได้จัดเตรียมพื้นที่ได้เพียงพอกับผู้ที่จะเข้ารับการบำบัด

วัตถุประสงค์

1. เพื่อคาดการณ์จำนวนยาและงบประมาณในการบำบัดรักษาผู้ป่วยยาเสพติด

กลุ่มเป้าหมาย

บุคคลทั่วไป

ขอบเขตโครงการ

1. ขอบเขตด้านข้อมูล

ข้อมูลที่ผู้วิจัยได้เลือกใช้คือชุดข้อมูลจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษาเสพติดระบบสมัครใจ ที่ได้จากข้อมูลเปิดภาครัฐ สำนักงาน ป.ป.ส. ผ่านทางเว็บไซต์ <https://data.oncb.go.th/treat> เป็นชุดข้อมูลรายปี ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2557 ถึง ปี พ.ศ. 2565 เป็นจำนวน 9 ปี โดยจะใช้ทำเป็นชุดข้อมูลสำหรับฝึก (Training Dataset)

2. ขอบเขตด้านงานวิจัย

ผู้วิจัยเลือกวิธีการเพื่อพยากรณ์หาแนวโน้ม จำนวนผู้เข้าบำบัดรักษาเสพติดระบบสมัครใจ โดยวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล (Time Series Data Mining Techniques) 3 วิธี ได้แก่ การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซ็ปตรอน

หลายชั้น (Multilayer Perceptron) และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย (Support Vector Machine for Regression)

คุณสมบัติของฮาร์ดแวร์

1. ฮาร์ดแวร์สำหรับผู้พัฒนาระบบ
 - 1.1 CPU Intel(R) Core (TM) i7 – 2670 QM @2.20GHz
 - 1.2 ARC 250 GB Solid State Drive
 - 1.3 RAM 16.00 GB.
 - 1.4 CD-ROM Drive

คุณสมบัติของซอฟต์แวร์

2. ซอฟต์แวร์สำหรับผู้พัฒนาระบบ
 - 2.1 Microsoft Windows 11
 - 2.2 Weka 3.8.6
 - 2.3 Microsoft Excel 2016
 - 2.4 Microsoft Word 2016

ขั้นตอนการดำเนินงาน

ในงานวิจัยการพยากรณ์จำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ นี้จะกล่าวถึงขั้นตอนการดำเนินการวิจัย โดยทำการศึกษาข้อมูลของแนวคิด และหลักกระบวนการทำงานของเทคนิคเหมืองข้อมูล โดยมีขั้นตอนการดำเนินงาน ดังนี้

1. ศึกษาและทำความเข้าใจกับจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ อุปสรรคต่าง ๆ ที่เกิดขึ้นทำการรวบรวมทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับเทคนิคเหมืองข้อมูลที่สามารถนำไปใช้พยากรณ์ข้อมูลจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ

2. รวบรวมและเก็บข้อมูล โดยทำการรวบรวมข้อมูลเกี่ยวกับจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ จากเว็บไซต์ <https://data.oncb.go.th/treat> เป็นชุดข้อมูลรายวันตั้งแต่ปี พ.ศ. 2557 ถึง ปี พ.ศ. 2565 เป็นจำนวน 9 ปี มาใช้ในการวิจัยครั้งนี้

3. การเตรียมข้อมูลและคัดเลือกข้อมูลเพื่อนำมาใช้ในการวิจัย หลังจากได้ทำการรวบรวมข้อมูลแล้ว ซึ่งในขั้นแรกต้องมีการเตรียมข้อมูล และการคัดเลือกข้อมูลเพื่อนำมาใช้กับเครื่องมือสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ เนื่องจากข้อมูลบางส่วนอาจมีการผิดพลาด จึงต้องมีการ

คัดเลือกข้อมูลให้ละเอียดและครบถ้วน เพื่อจะได้ซึ่งผลการทดสอบที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด ได้แก่ การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning)

4. การวิเคราะห์ข้อมูล ผู้วิจัยเลือกการใช้โปรแกรม WEKA 3.8.6 เพื่อวิเคราะห์ข้อมูลและสร้างแบบจำลองการพยากรณ์จำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ โดยใช้วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมือนข้อมูล โดยข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยได้แก่ ปีที่เก็บข้อมูล จังหวัดและจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ วิธีการทั้งหมดจะให้ผลลัพธ์ในรูปแบบของแบบจำลอง

5. การทดสอบข้อมูลและเลือกเทคนิคข้อมูลที่เหมาะสม เป็นการนำข้อมูลที่ได้จากการรวบรวมและทำการคัดเลือกแล้ว จึงนำข้อมูลที่ได้ผ่านการคัดเลือกนำมาทดสอบกับโปรแกรม Weka ซึ่งแต่ละเทคนิคก็จะมีลักษณะการทำงานที่แตกต่างกัน และให้ผลลัพธ์ที่ต่างกัน ซึ่งโมเดลที่ได้ผ่านการทดสอบแล้วจะถูกคัดเลือกโมเดลที่มีความเหมาะสม มาใช้ในการวิเคราะห์จำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ เพื่อนำไปใช้ในการหาทางรับมือกันต่อไป

6. สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ เป็นกล่าวถึงข้อสรุปจากผลการวิจัย เป็นการนำเทคนิคเหมือนข้อมูลที่ได้ผ่านการทดสอบเรียบร้อยแล้ว นำผลการวิจัยเสนอให้หน่วยงานที่เกี่ยวข้องได้นำผลการวิจัยชิ้นนี้ นำไปใช้เพื่อหาทางเตรียมการรับมือกับจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ ที่เกิดขึ้นในอนาคตต่อไป

ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. เพื่อลดจำนวนผู้เสพติดสารเสพติด
2. เพื่อส่งเสริมและพัฒนาเศรษฐกิจของประเทศ

บทที่ 2

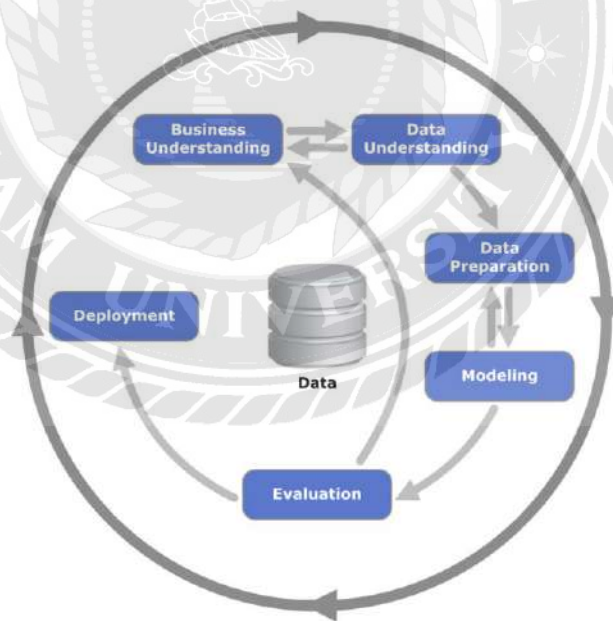
แนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

จากการศึกษาและค้นคว้างานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์จำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ โดยใช้วิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล แบ่งออกเป็น 2 หัวข้อ ได้แก่ แนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง โดยมีรายละเอียดดังนี้

ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

1. การทำเหมืองข้อมูล (Data Mining)

เหมืองข้อมูล (Data Mining) คือกระบวนการวิเคราะห์เพื่อค้นหาความสัมพันธ์หรือรูปแบบจากรฐานข้อมูลขนาดใหญ่ โดยอาศัยหลักการทางสถิติและการเรียนรู้ของเครื่อง เพื่อนำข้อมูลสารสนเทศที่ได้ มาประกอบการตัดสินใจหรือวางแผนทางธุรกิจในอนาคต การทำเหมืองข้อมูลจึงมีประโยชน์อย่างมากในการประกอบการตัดสินใจ ทั้งด้าน ธุรกิจ การแพทย์ เป็นต้น อุดุลย์ ยิ้มงาม, (2565) โดยขั้นตอนการทำเหมืองข้อมูลมีกระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลแบบมาตรฐานคือ CRISP - DM (Cross Industry Standard Process For Data Mining) ซึ่งกระบวนการ CRISP-DM มี 6 ขั้นตอนดังนี้ (เอกสิทธิ์ พัทธวงค์ศักดิ์ดา, 2565)



ภาพที่ 2.1 ขั้นตอนกระบวนการ CRISP-DM

1) ทำความเข้าใจในธุรกิจ (Business Understanding) ทำความเข้าใจกับปัญหาและวิเคราะห์ปัญหาออกมาในรูปแบบโจทย์ พร้อมทั้งดำเนินการวางแผนการดำเนินงานเบื้องต้น

2) ทำความเข้าใจข้อมูล (Data Understanding) เป็นการรวบรวมข้อมูลทั้งหมด เพื่อนำไปวิเคราะห์ข้อมูลซึ่งข้อมูลที่รวบรวมมาได้นั้นต้องพิจารณาว่าจะให้นำไปวิเคราะห์ทั้งหมดหรือคัดเลือกข้อมูลบางส่วน

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

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

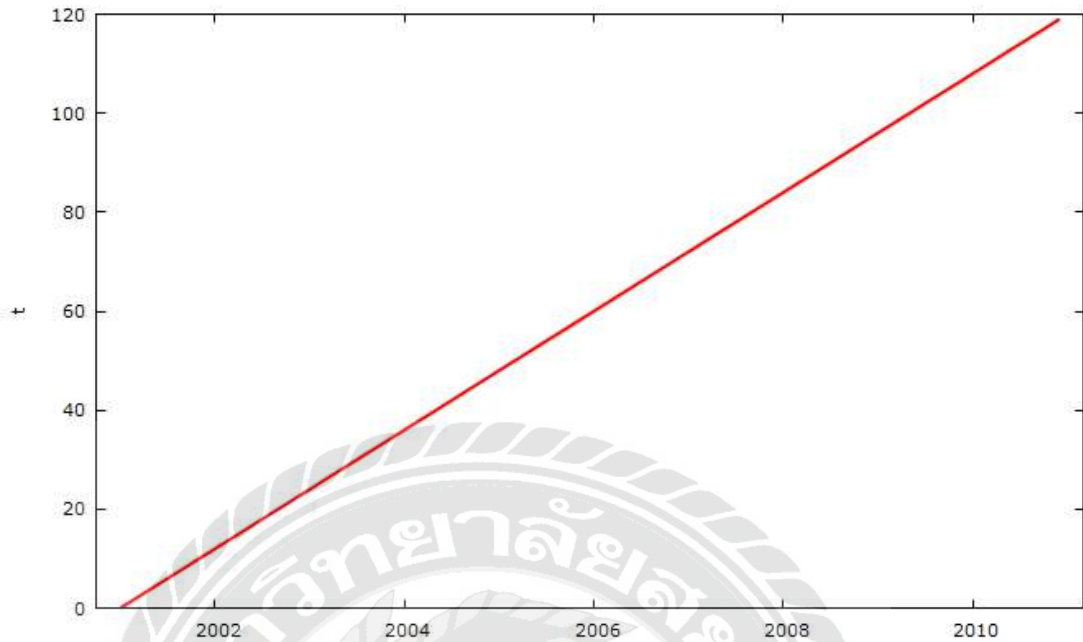
5) การประเมินผล (Evaluation) เมื่อได้ผลลัพธ์ตามวัตถุประสงค์แล้ว ผลลัพธ์ที่ได้นำมาวัดประสิทธิภาพของเทคนิคเหมืองข้อมูล เพื่อตรวจสอบความถูกต้องและความแม่นยำของเทคนิคเหมืองข้อมูล หากยังไม่ได้ผลลัพธ์ที่ต้องการอาจกลับไปทำขั้นตอนที่สี่ (Modeling) เพื่อค้นหาเทคนิคเหมืองข้อมูลที่มีประสิทธิภาพตามวัตถุประสงค์

6) การนำเอาไปใช้งาน (Deployment) ขั้นตอนสุดท้ายเป็นการนำผลลัพธ์ที่ได้ผ่านการวิเคราะห์และทดสอบ นำมาใช้จริงเพื่อให้เกิดประโยชน์ต่อบริษัทหรือองค์กร

2. ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series Data)

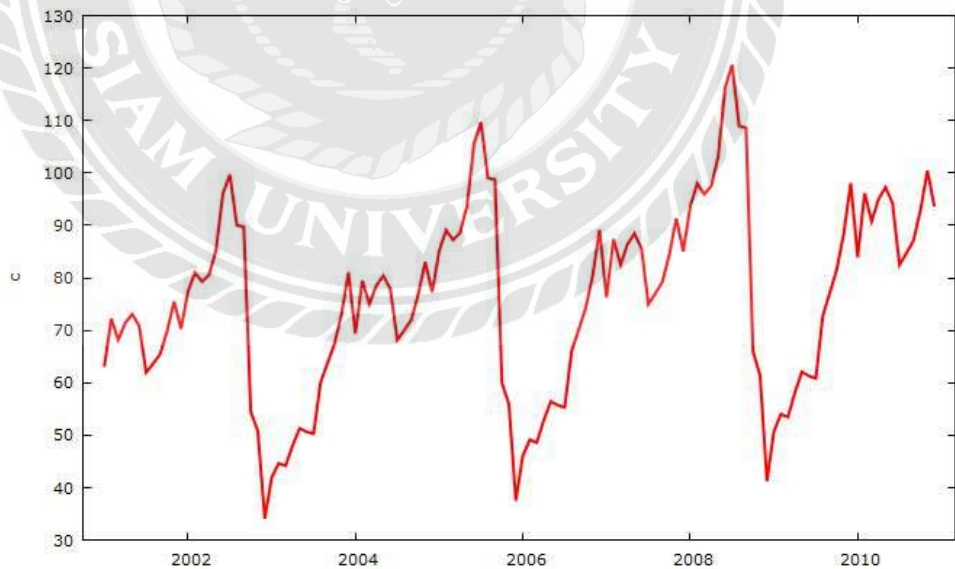
คือข้อมูลที่มีการจัดเก็บชุดข้อมูลเป็นลำดับเวลาอย่างต่อเนื่อง เช่น ยอดขายรายประจำเดือนของร้านค้า ราคาน้ำมันรายวัน ข้อมูลค่าฝุ่นละอองรายชั่วโมง เป็นต้น ซึ่งการเก็บข้อมูลมีรูปแบบการจัดเก็บเป็นรายชั่วโมง รายวัน รายเดือน รายไตรมาส และ รายปี ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับความเหมาะสมในการนำไปใช้งาน (เฉลิมพล จตุพร, 2560) ส่วนประกอบของอนุกรมเวลาอนุกรมเวลามี 4 ส่วนได้แก่ แนวโน้ม (Trend) วัฏจักร (Cycle) การเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล (Seasonal Variation) และความผันผวนผิดปกติ (Irregular Fluctuations)

1) แนวโน้ม (Trend) หมายถึงช่วงอนุกรมเวลาที่มีการเพิ่มขึ้นหรือลดลง เช่น ยอดขายสินค้าของบริษัทหนึ่งอาจมีหลายปัจจัยที่ทำให้เกิดแนวโน้มการเพิ่มขึ้นของยอดขายหรือยอดขายลดลง ซึ่งมีหลายสาเหตุ การเพิ่มขึ้นของประชากร รายได้ที่เพิ่มขึ้นของประชากรทำให้มีกำลังซื้อสินค้ามากขึ้น เป็นต้น (ภูมิฐาน รังคกุลนุวัฒน์, 2562)



ภาพที่ 2.2 แสดงกราฟอนุกรมเวลาที่มีลักษณะมีส่วนประกอบแนวโน้ม

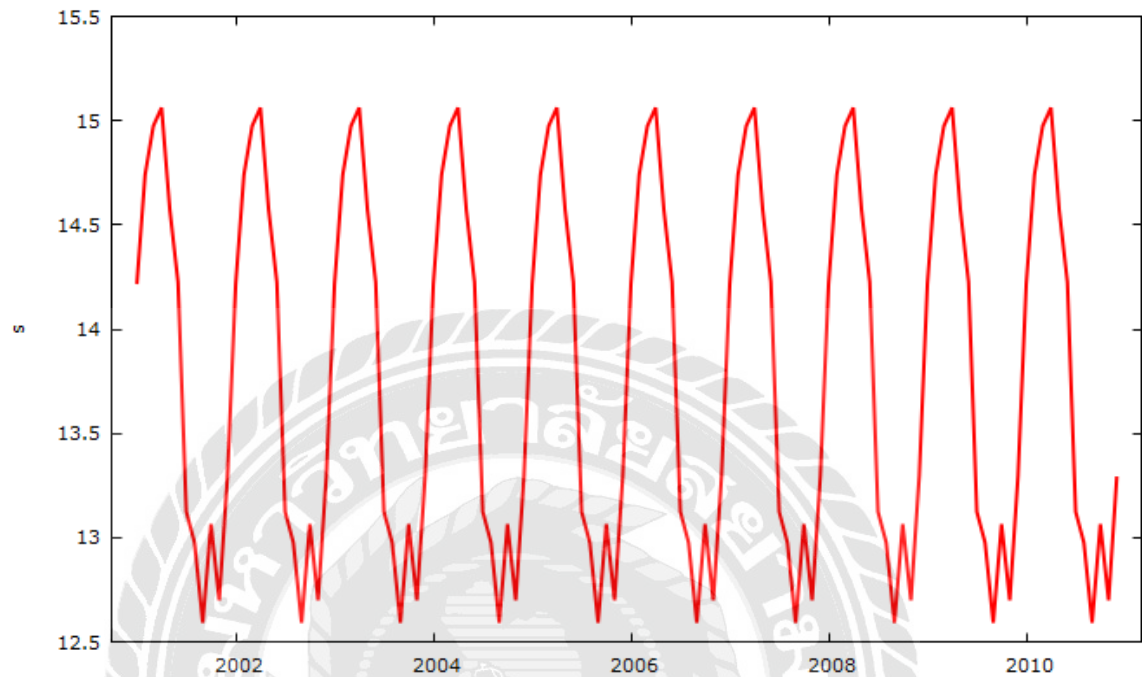
2) วัฏจักร (Cycle) หมายถึงอนุกรมเวลาที่มีรอบการเพิ่มขึ้นหรือลดลงเป็นระยะเวลานานอาจจะ 2 ปี 5 ปีหรือ 10 ปี ซึ่งมีความคล้ายคลึงกับแบบแนวโน้มแต่จะมีรอบระยะเวลายาวนานกว่า



ภาพที่ 2.3 ภาพแสดงกราฟที่มีส่วนประกอบเป็นวัฏจักร

3) การเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล (Seasonal Variation) หมายถึงรูปแบบอนุกรมเวลาที่มีการเกิดซ้ำทุกปี โดยสาเหตุหลักเกิดจากสภาพภูมิอากาศในแต่ละช่วงเวลา เช่น ในช่วงเดือนเมษายนพบว่ามีการใช้ไฟฟ้า

ประปรายมากที่สุดช่วงเดือนพฤศจิกายนถึงธันวาคมพบว่ามีการใช้ไฟฟ้าลดลง ช่วงสิ้นปีมีผู้โดยสารกลับต่างจังหวัดอย่างหนาแน่นเป็นต้น



ภาพที่ 2.4 ภาพแสดงกราฟที่มีส่วนประกอบเป็นฤดูกาล

4) ความผันผวนผิดปกติ (Irregular Fluctuations) หมายถึงอนุกรมเวลาที่มีความผิดปกติ เกิดเหตุที่ไม่คาดคิดทำให้การวิเคราะห์อนุกรมเวลาเกิดความคลาดเคลื่อนไปมาก ซึ่งสาเหตุเกิดจากปัจจัยภายนอกที่มนุษย์ไม่สามารถควบคุมได้ เช่น การเกิดภัยพิบัติธรรมชาติ การเกิดสงคราม เหตุการณ์ชุมนุมประท้วง เป็นต้น

3. การวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis)

เป็นวิธีทางสถิติวิทยา โดยทำการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร 2 ตัว ได้แก่ ตัวแปรอิสระ แทนค่าด้วยตัว X และตัวแปรตาม แทนค่าด้วยตัวแปร Y ความสัมพันธ์สามารถอยู่ในรูปแบบของ เส้นตรง เส้นโค้ง ซึ่งการวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้น เป็นการตรวจสอบความสัมพันธ์ของตัวแปรทั้ง 2 เพื่อนำผลวิเคราะห์ที่ได้ไปทำนายอนาคต การถดถอยเชิงเส้นมีสมการดังนี้ (วรวิทย์ จันท์สุวรรณ, 2565)

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

Y = ตัวแปรตาม

X = ตัวแปรอิสระ

β_0, β_1 = ค่าพารามิเตอร์

\mathcal{E} = ค่าความคลาดเคลื่อนสุ่ม (Random error)

4. ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนหรือเอสวีเอ็ม (Support Vector Machine : SVM)

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย (Support Vector Machine for Regression : SMR) เป็นเทคนิควิเคราะห์ข้อมูลชนิดหนึ่ง que พัฒนาต่อจากซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine :SVM) ใช้สำหรับทำนายข้อมูลอนาคต โดยใช้หลักการไฮเปอร์เพลน

5. 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 ที่ได้จากการทดลองมีค่าน้อยแสดงให้เห็นว่าตัวแบบสำหรับพยากรณ์ สามารถทำนายผลลัพธ์ที่มีความคลาดเคลื่อนที่ต่ำ หรือกล่าวคือแบบจำลองการพยากรณ์มีประสิทธิภาพที่มีค่า RMSE สามารถคำนวณได้ดังสมการดังนี้ (สมชาย ปราการเจริญ, 2551)

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

Y_i คือ ค่าที่ได้จากการแบบจำลองพยากรณ์

\hat{Y}_i คือ ค่าจริงที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง

N คือ จำนวนข้อมูลในชุดข้อมูล

6. ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย Mean Absolute Error (MAE)

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

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

T_i คือ ค่าจริง

F_i คือ ค่าพยากรณ์

N คือ จำนวนข้อมูลในชุดข้อมูล

7. การประมาณค่าความแม่นยำ (Evaluation Criterion)

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

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

$Actual_i$ คือ ค่าจริง

$predicted_i$ คือ ค่าพยากรณ์

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

วิรัชศักดิ์ ฟองเงิน และ วรปภา อารีราษฎร์ และ เผด็จ พรหมสาขา ณ สกลนคร (2561) ได้ศึกษาการพยากรณ์ปริมาณน้ำในเขื่อนก๊วลม โดยใช้เทคนิคเหมือนข้อมูลโดยมีวัตถุประสงค์เพื่อ 1) ศึกษาเทคนิคเหมือนข้อมูลที่เหมาะสมในการพยากรณ์ปริมาณน้ำในเขื่อน และ 2) เปรียบเทียบผลปริมาณน้ำจริงกับผลการพยากรณ์ปริมาณน้ำในเขื่อนก๊วลม จังหวัดลำปาง โดยใช้เทคนิคเหมือนข้อมูล งานวิจัยนี้ได้บริหารจัดการข้อมูลน้ำที่มีอยู่ที่เป็นปัจจัยต่อการเปลี่ยนแปลงระดับน้ำประกอบด้วย ปริมาณน้ำไหลเข้าเขื่อน ปริมาณน้ำในเขื่อน ปริมาณการปล่อยน้ำและอัตราการระเหย โดยรวบรวมข้อมูลรายวัน ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2535 – พ.ศ. 2559 รวม 25 ปี จำนวน 9,125 ระเบียบ เพื่อนำมาพยากรณ์ด้วยเทคนิคการพยากรณ์ จากผลการทดลองผลการวิจัยพบว่า 1) เทคนิคเหมือนข้อมูลที่เหมาะสมในการพยากรณ์ปริมาณน้ำในเขื่อนประกอบด้วย 4 เทคนิค ได้แก่ เทคนิควิธีการวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis) วิธีและโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) วิธีแบบจำลองต้นไม้เอ็มไพร์พี (Model Tree: M5P) และ วิธีเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (SVM) และ 2) ผลการเปรียบเทียบการพยากรณ์ปริมาณน้ำรายเดือนในเขื่อนก๊วลม จังหวัดลำปาง โดยใช้เทคนิคเหมือนข้อมูลทั้ง 4 เทคนิค พบว่า วิธีแบบจำลองต้นไม้เอ็มไพร์พี มีค่า

สัมบูรณ์ของความคลาดเคลื่อนต่ำสุด ที่ 10.56 และเป็นวิธีที่เหมาะสมที่สุดสำหรับนำไปพัฒนาระบบพยากรณ์น้ำในเขื่อนทั้งนี้เมื่อพิจารณาค่าสัมบูรณ์ของความคลาดเคลื่อนแต่ละเทคนิค พบว่า วิธีแบบจำลองต้นไม้เอ็มไฟว์พี วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน วิธีวิเคราะห์การถดถอย และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม มีค่าความคลาดเคลื่อนเท่ากับ 10.56, 10.84, 11.12 และ 12.53 ตามลำดับ การวิจัยแสดงให้เห็นถึง วิธีแบบจำลองต้นไม้เอ็มไฟว์พี ค่าเฉลี่ยของกำลังสองของความคลาดเคลื่อน และค่าเฉลี่ยของรากที่สองของกำลังสองของความเป็นวิธีที่มีค่าความคลาดเคลื่อนต่ำสุด เหมาะสำหรับนำไปพัฒนาระบบเพื่อใช้ในการพยากรณ์ต่อไป

สุภาพร บรรดาศักดิ์ และ จุฑามาศ แป้นทอง และ นุตยา กัลป์ลา (2559) ได้พัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์การใช้ลูกกอล์ฟในสนามฝึกซ้อมโดยใช้ตัวแปรอนุกรมเวลา โดยโปรแกรม Weka ด้วยเทคนิคเหมือนข้อมูล 2 เทคนิคได้แก่ 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 คูปองชุด จำนวน 499 วัน การถดถอยเชิงเส้น ในชุดข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน MAE 8.134866689 เป็นค่าดีที่สุด, คูปองเล่ม 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) ได้ศึกษาเกี่ยวกับการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินตราต่างประเทศโดยการใช้การวิเคราะห์อนุกรมเวลา โดยใช้เทคนิคเหมือนข้อมูล 3 เทคนิค ได้แก่ 1) การถดถอยเชิงเส้น 2) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น 3) ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย โดยใช้ข้อมูลอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศ ปี 2552 - 2560 จำนวน 108 เดือน การแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศมีผลกระทบต่อ ราคาสินค้า ภาวะเงินเฟ้อ ดุลการค้าและดุลบัญชีเดินสะพัด การลงทุนในต่างประเทศรายได้ของประชาชน ซึ่งเป็นปัจจัยภายนอกที่จะกระทบต่อผลการทดลองได้ โดย

เลือกสกุลเงินจำนวน 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 เพื่อสร้างรูปแบบการพยากรณ์อัตราการแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมือนข้อมูลผลการวิจัย สกุลเงินดอลลาร์ แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ชุดข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน มีประสิทธิภาพสูงสุด มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ร้อยละ 2.43 สกุลเงินปอนด์สเตอร์ลิง แบบจำลองเทคนิคการถดถอยเชิงเส้น ชุดข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน มีประสิทธิภาพสูงสุด มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนร้อยละ 0.64 สกุลเงินยูโร ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ชุดข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือนมีประสิทธิภาพสูงสุด มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนร้อยละ 1.39 สกุลเงินเยน ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน สำหรับการถดถอย ชุดข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน มีประสิทธิภาพสูงสุด มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนร้อยละ 2.57 สกุลเงินหยวน เรนมินบิ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ชุดข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนร้อยละ 0.97 งานวิจัยนี้แสดงให้เห็นถึง การเลือกใช้เทคนิคเหมือนข้อมูลแต่ละชนิด ข้อมูลย้อนหลังที่เหมาะสมกับชนิดของข้อมูล เป็นสิ่งที่ทำให้เห็นถึงประสิทธิภาพของแบบจำลองแต่ละแบบ

ปัทมญา บุญรักษา และจारी ทองคำ (2560) ได้พัฒนาแบบจำลองการเกิดอุบัติเหตุทางถนน โดยใช้เทคนิคอนุกรมเวลา โดยการใช้เทคนิคเหมือนข้อมูล 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 ปี ทั้งสิ้น 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 มีลักษณะเป็นการผันแปรตามฤดูกาลทั้งนี้ผู้วิจัยยังได้แนะนำถึงปัจจัยภายนอกอื่น ๆ เช่น แสงส่องสว่างที่อาจเกิดขำรุดในภายหลังอาจเป็นปัจจัยเพิ่มเติมได้

ฉวีระ อัครวรรณ และจारी ทองคำ (2561) ได้ศึกษาเกี่ยวกับการสร้างตัวแบบจำลองการพยากรณ์การใช้หนังสือด้วยเทคนิคอนุกรมเวลา โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของเทคนิคอนุกรมเวลา การใช้หนังสือของสมาชิกห้องสมุด 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 การแบ่งชุดข้อมูล การเรียนรู้และชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบในรูปแบบ Slide Window แล้วจึงวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยค่า MAE และ RMSE เพื่อหาค่าเฉลี่ยที่ดีที่สุด ซึ่งได้ผลการทดลองเป็นเทคนิคสนับสนุนเส้นสมมุติแบบถดถอยได้ค่าเฉลี่ยน้อยที่สุด จึงเป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด

สมร เหล็กกล้า และจारी 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 เพื่อค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์และ ค่าของรากของความคลาดเคลื่อนที่กำลังสอง เป็นค่าวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง ผลการทดลองเทคนิค Sequential Minimal Optimization Regression สามารถพยากรณ์อัตราแนวโน้มการแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศได้ดี โดยมีค่า MAE เท่ากับ 0.50 และค่า RMSE เท่ากับ 0.53 สอดคล้องกับงานของ Jin-Fang Yang และ Da-Ping Xu งานวิจัยนี้แสดงให้เห็นถึง ข้อมูลการแลกเปลี่ยนเงินตราที่ได้ถูกนำมาใช้การวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองเพื่อช่วยในการวิเคราะห์และการแก้ปัญหาการขึ้นลงของอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราของตลาด Forex ผลการทดลองพบว่า เทคนิค SVMR สามารถพยากรณ์ได้ดีกว่า LR, MLP and SMOR

บทสรุปงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

จากที่ได้ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องของนักวิจัยหลายๆท่าน สามารถนำมาสรุปได้ดังนี้
 ตารางที่ 2.5 สรุปงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ลำดับ	ชื่อเรื่อง	วัตถุประสงค์	วิธีวิจัย	สรุปผล
1.	การพยากรณ์ปริมาณน้ำในเขื่อนก๊วลม โดยใช้เทคนิคเหมืองข้อมูล	1) เพื่อศึกษาเทคนิคเหมืองข้อมูลที่เหมาะสมในการพยากรณ์ปริมาณน้ำในเขื่อน 2) เพื่อเปรียบเทียบผลพยากรณ์ปริมาณน้ำจริงกับผลการพยากรณ์ปริมาณน้ำในเขื่อนก๊วลม	1) เทคนิควิธีการวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis) 2) วิธีและโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network:ANN) 3) วิธีแบบจำลองต้นไม้เอ็มไพร์พี (Model Tree: M5P) 4) วิธีเทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (SVM)	เทคนิควิธีแบบจำลองต้นไม้เอ็มไพร์พี ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์และความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง มีค่าความคลาดเคลื่อนต่ำสุดโดยมีค่าที่ 10.58% และ 13.73%
2.	พยากรณ์การใช้ลูกกอล์ฟในสนามฝึกซ้อมโดยใช้ตัวแปรอนุกรมเวลา	1) เพื่อการพยากรณ์จำนวนลูกกอล์ฟที่ใช้ในวันถัดไป 2) เพื่อการพยากรณ์โดยแบ่งตามรูปแบบแพ็คเกจบริการ	1) แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) 2) แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย (Support Vector Machine for Regression)	เทคนิคการถดถอยเชิงเส้นในรอบ 7 วัน ให้ค่าที่ดีที่สุดเท่ากับ 34.32
3.	การพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินต่างประเทศ	เพื่อสร้างรูปแบบการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตรา	1) แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) 2) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์	1) เทคนิคซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอยสำหรับสกุลเงินดอลลาร์ สกุลเงิน

ตารางที่ 2.5 (ต่อ) สรุปงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

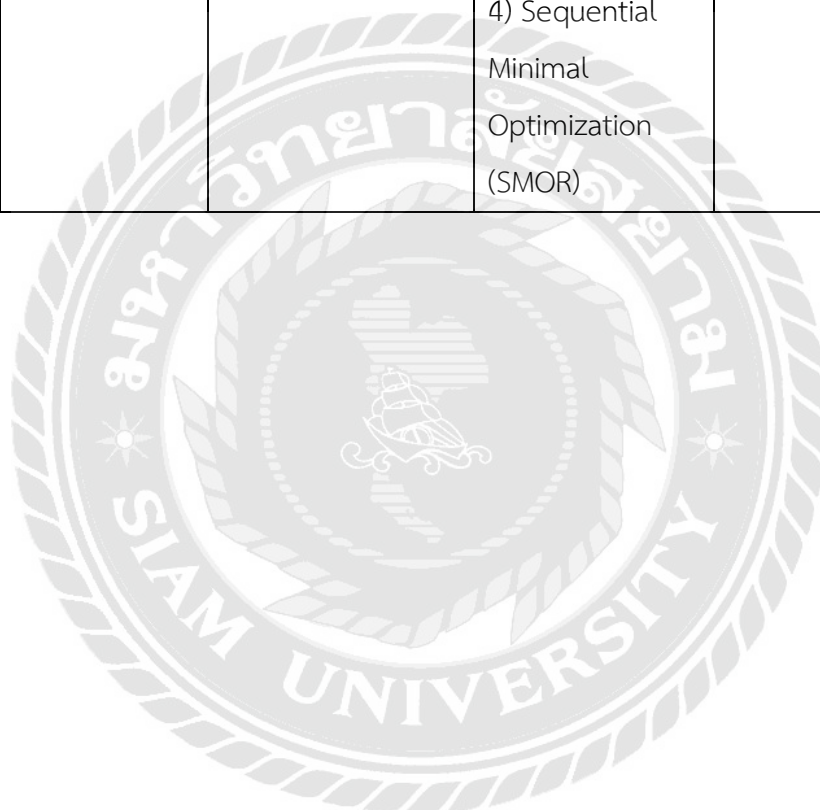
ลำดับ	ชื่อเรื่อง	วัตถุประสงค์	วิธีวิจัย	สรุปผล
		ต่างประเทศด้วย วิธีการวิเคราะห์ อนุกรมเวลาด้วย เทคนิคเหมืองข้อมูล	เซ็ปตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptron:MLP) 3) แบบจำลองซัพ พอร์ตเวกเตอร์แม ชชีนสำหรับการ ถดถอย (Support Vector Machine for Regression)	ยูโร สกุลเงินเยน ค่าความ แม่นยำ ที่ร้อยละ 2.43 ร้อยละ 1.39 ร้อยละ 2.57 ตามลำดับ 2) แบบจำลองการถดถอย เชิงเส้นสำหรับเงินสกุล ปอนด์สเตอร์ลิง ซึ่งมี ความแม่นยำ ที่ร้อยละ 0.64 3) แบบจำลองโครงข่าย ประสาทเทียมแบบเปอร์ เซ็ปตรอนหลายชั้น สำหรับสกุลเงินหยวน เรณมินบิ มีความ แม่นยำ ที่ร้อยละ 0.97
4	การพยากรณ์ จำนวน ผู้ประสบ อุบัติเหตุ บนท้องถนน	เพื่อพยากรณ์การเกิด อุบัติเหตุบนท้องถนน	1) Linear Regression (LR) 2) Artificial Neural Network (ANN) 3) Sequential Minimal Optimization for Regression (SMOreg)	เทคนิค SVM ให้ค่า MAE และ ค่า RMSE ให้ค่าความผิดพลาด ต่ำที่สุด

ตารางที่ 2.5 (ต่อ) สรุปงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ลำดับ	ชื่อเรื่อง	วัตถุประสงค์	วิธีวิจัย	สรุปผล
			4) Support Vector Machine Regression (SVR) 5) Gussian Process (GP)	
5.	การพยากรณ์การใช้หนังสือด้วยเทคนิคอนุกรมเวลา	เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของเทคนิคอนุกรมเวลาการใช้หนังสือของสมาชิกห้องสมุด	1) เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม 2) เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้นแบบถดถอย 3) เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบถดถอย 4) เทคนิคสนับสนุนเส้นสมมุติแบบถดถอย 5) การวิเคราะห์การถดถอยโลจิสติกส์ 6) การเรียนรู้ต้นไม้ตัดสินใจแบบถดถอย	เทคนิคการสนับสนุนเส้นสมมุติแบบถดถอยให้ค่าใกล้เคียงกับค่าจริงมากที่สุดโดยมีค่าเฉลี่ยคลาดเคลื่อนสมบูรณ์เท่ากับ 9.42 และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย รากที่สองเท่ากับ 11.46 ตามลำดับ
6.	พยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตรา	เพื่อการศึกษาแบบจำลองในการพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนเงินตรา	1) Linear Regression (LR) 2) Multi-layer Perceptron	เทคนิค SMOR ให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากที่สุดโดยมีค่าค่าเฉลี่ยความ

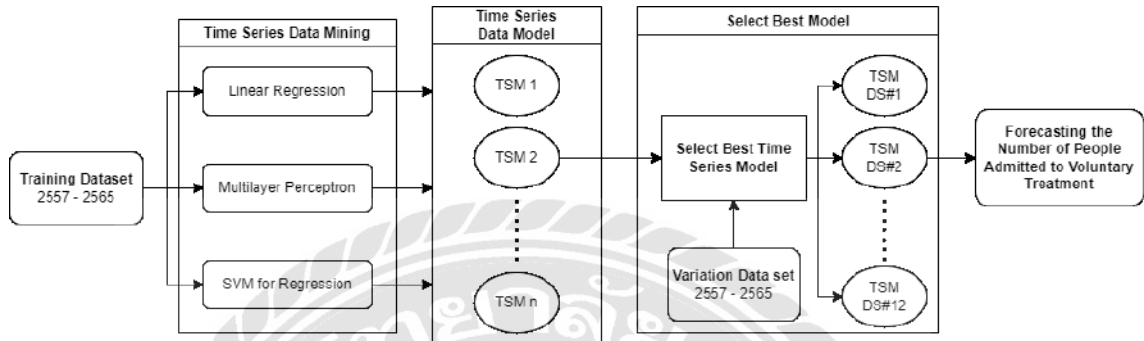
ตารางที่ 2.5 (ต่อ) สรุปงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ลำดับ	ชื่อเรื่อง	วัตถุประสงค์	วิธีวิจัย	สรุปผล
		ต่างประเทศ	(MLP) 3) Support Vector Machine Regression (SVMR) 4) Sequential Minimal Optimization (SMOR)	โดยมีค่าค่าเฉลี่ยความ คลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ 0.50



บทที่ 3

วิธีการดำเนินการวิจัย



ภาพที่ 3.1 ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์จำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ

รูปแบบงานวิจัย

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นการสร้างแบบจำลองเพื่อใช้ในการทำนายปริมาณจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ โดยใช้วิธีการวิเคราะห์ เหมือนข้อมูลแบบอนุกรมเวลา (Time Series Data Mining Techniques) โดยใช้เทคนิคเหมือนข้อมูลทั้ง 3 เทคนิค ได้แก่ การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptron) ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย (Support Vector Machine for Regression) โดยการนำแบบจำลองการพยากรณ์ที่ได้จากเทคนิคต่าง ๆ มาเปรียบเทียบประสิทธิภาพ การวิจัยนี้มีการทำชุดข้อมูลเพียง 1 ส่วน คือ 1) ชุดข้อมูลเรียนรู้ (Training Data set) ใช้วิธีการวัดรากของความคลื่อนที่กำลังสอง (Root Mean Square Error : RMSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (Mean Absolute Error : MAE) เพื่อแสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองเพื่อใช้ประมาณค่าปริมาณจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษา ระบบสมัครใจ

ชุดข้อมูล

ทางผู้วิจัยได้เลือกใช้ชุดข้อมูลจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ ที่ได้จากข้อมูลเปิดภาครัฐ สำนักงาน ป.ป.ส. ผ่านทางเว็บไซต์ <https://data.oncb.go.th/treat> เป็นชุดข้อมูลรายวันตั้งแต่ปี พ.ศ. 2557 ถึง ปี พ.ศ. 2565 เป็นจำนวน 9 ปี ดังนี้

1. ชุดข้อมูลสำหรับเรียนรู้ (Training Data Set) ใช้ข้อมูลตั้งแต่ ปี 2557 ถึง ปี 2565 โดยได้ทำ การแบ่งชุดข้อมูลย้อนหลัง (Lagged) ดังนี้

- จังหวัดเชียงใหม่ จังหวัดเชียงราย จังหวัดเพชรบูรณ์ จังหวัดกรุงเทพมหานคร จังหวัดขอนแก่น จังหวัดชลบุรี จังหวัดนครราชสีมา จังหวัดปทุมธานี จังหวัดศรีสะเกษ จังหวัดสงขลา จังหวัดสุราษฎร์ธานี และจังหวัดอุดรธานี แบ่งเป็นชุดข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน 6 เดือน 9 เดือน และ 12 เดือน

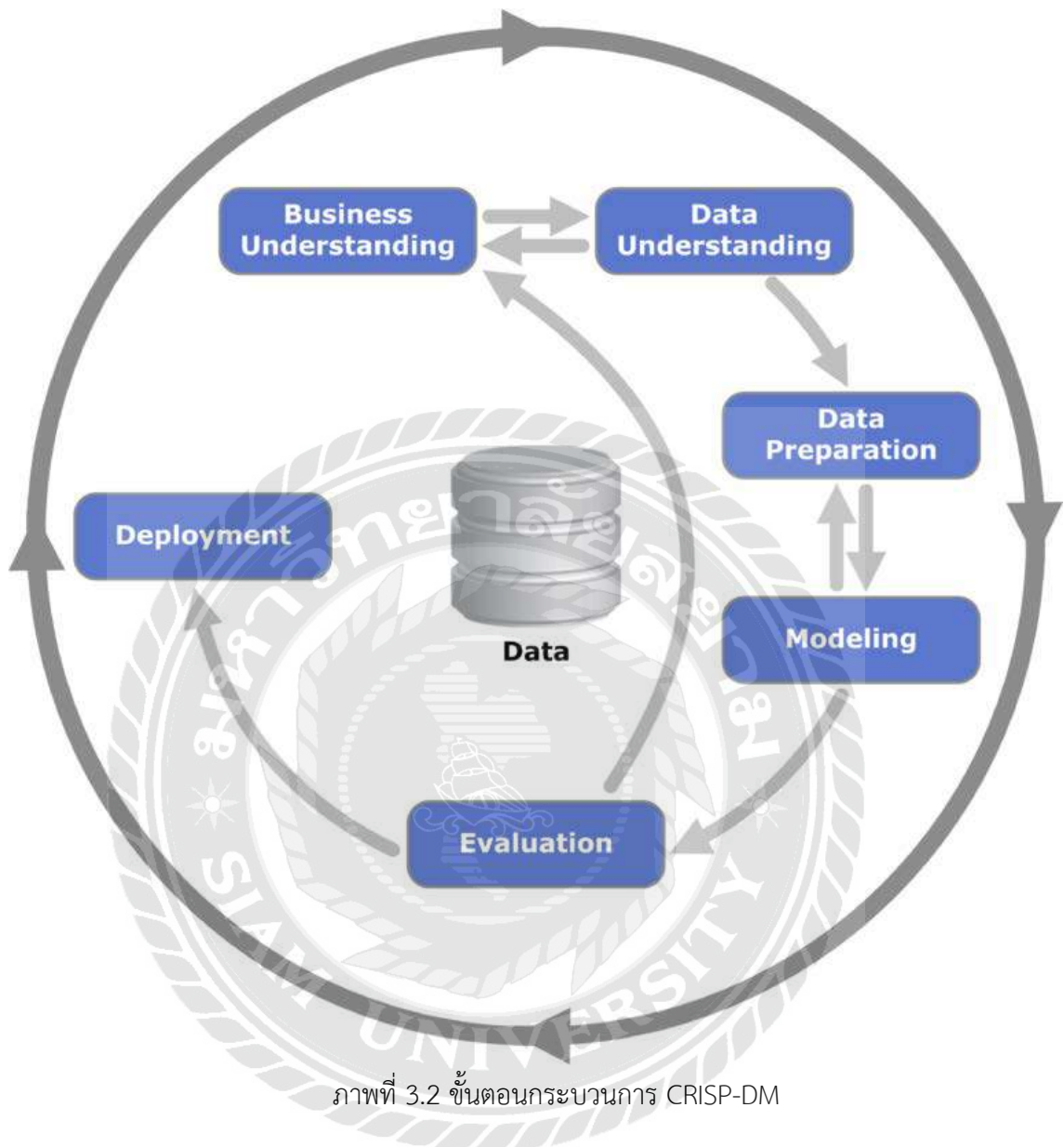
เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

ทางผู้วิจัยได้เลือกใช้โปรแกรม Microsoft Excel 2016 ในการจัดเก็บชุดข้อมูล ใช้โปรแกรม Weka Version 3.8.6 ในการพยากรณ์จำนวนผู้เข้าบำบัดรักษาพยาบาลติาระบบสมัครใจ

วิธีดำเนินการวิจัย

งานวิจัยชิ้นนี้ได้นำเทคนิคเหมืองข้อมูลมาทำจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษาพยาบาลติาระบบสมัครใจ 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 (Modeling)
5. การประเมินผล (Evaluation)
6. การนำไปใช้ (Deployment)



ภาพที่ 3.2 ขั้นตอนกระบวนการ CRISP-DM

ทำความเข้าใจกับปัญหา (Business Understanding)

ในปัจจุบันประเทศไทยกำลังประสบปัญหาเกี่ยวกับยาเสพติดมานาน มันสามารถบ่อนทำลายชีวิตคนเราได้ในทุกๆ ด้าน ไม่ว่าจะชีวิตครอบครัว หน้าที่การงาน หรือสุขภาพ และถึงแม้ผู้ที่มีปัญหาการเสพติดจะรู้ดีถึงอันตรายของมัน หากผู้เสพติดจำนวนไม่น้อยมักไม่ยอมเข้ารับการบำบัดรักษา วันนี้เรามาทำความเข้าใจถึงเหตุผลที่ผู้เสพติดมักเชื่อว่าพวกเขาไม่จำเป็นต้องเข้ารับการบำบัด

สำหรับผู้คนที่มีปัญหาการเสพติดแล้ว พวกเขาเข้าใจดีว่า การเสพติดยาหรือเสพติดสุรา มักจะมีผลเสียและทำลายชีวิตของพวกเขา และส่วนใหญ่แล้วพวกเขาก็เกลียดการเสพติดของตัวเอง และแม้กระทั่ง

เกลียดตัวเอง แต่กระนั้นก็ตาม ผู้ที่มีปัญหาการเสพติดจำนวนมากก็ปฏิเสธที่จะเข้ารับการรักษา จากรายงานยาเสพติดโลกประจำปี พ.ศ. 2562 โดยสำนักงานว่าด้วยยาเสพติดและอาชญากรรมแห่งสหประชาชาติ ระบุว่า ในแต่ละปีมีผู้ใช้ยาเสพติดได้รับการรักษาเพียง 1 ใน 7 เท่านั้น

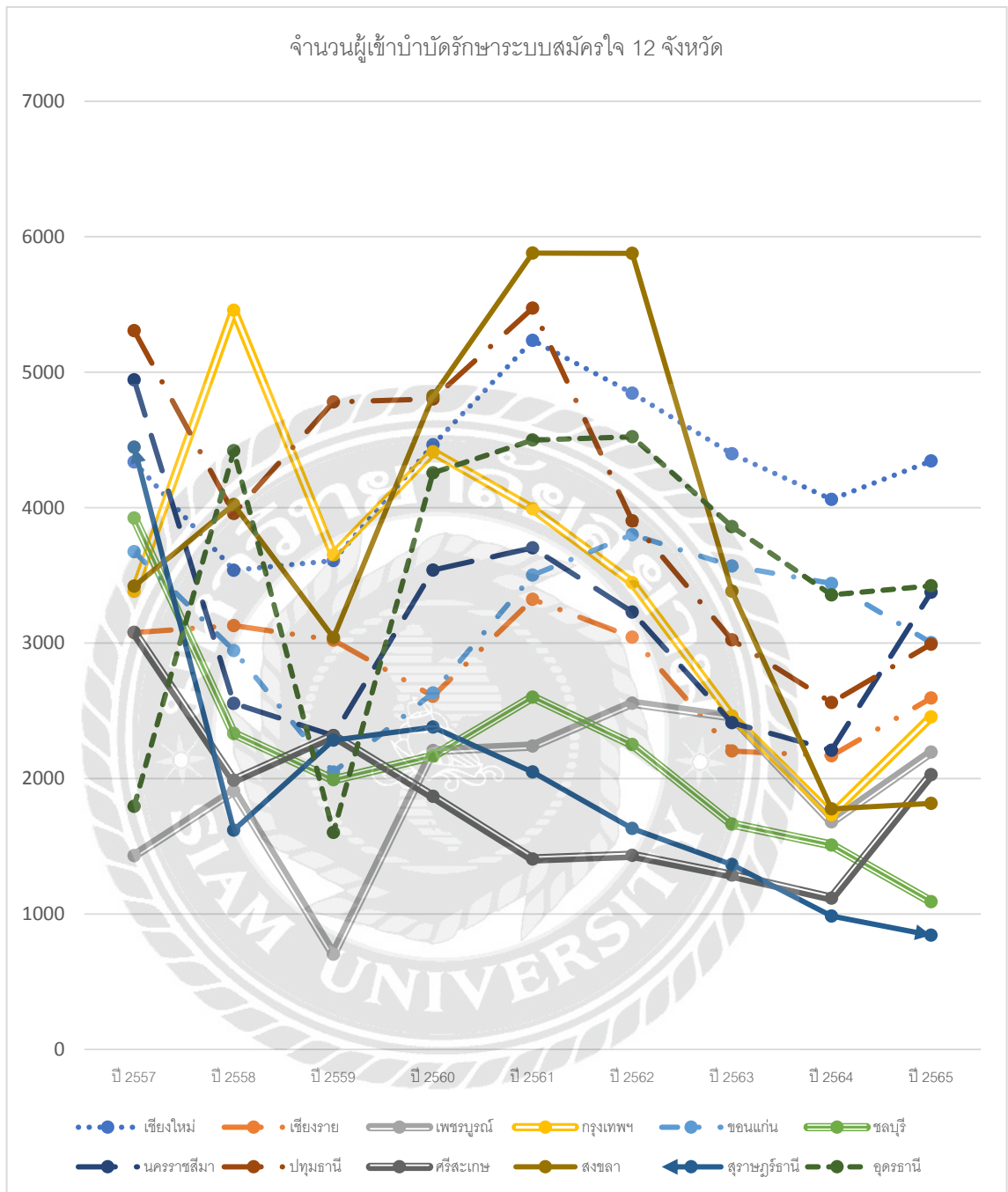
ในประเทศไทย สถานการณ์ผู้ใช้สารเสพติดของประเทศไทย จากรายงานในปี 2562 พบว่าผู้ใช้สารเสพติดชนิดใดชนิดหนึ่งภายในหนึ่งปีมีจำนวนถึง 1.4 ล้านคน แต่สถิติของผู้เข้ารับการรักษาในปี 2562 มีผู้เข้ารับการรักษาเพียง 240,547 ราย และในปี 2563 สถิติของผู้เข้ารับรักษาก็ลดลงเหลือ 194,184 ราย

ทำความเข้าใจกับข้อมูล (Data Understanding)

งานวิจัยนี้ผู้จัดทำได้รวบรวมและเก็บข้อมูลจำนวนผู้เข้ารับรักษาเสพติดระบบสมัครใจ เป็นชุดข้อมูลรายปีอนุกรมเวลาโดยแบ่งเป็น 12 ชุดข้อมูลตั้งแต่ปี พ.ศ. 2557 ถึง ปี พ.ศ. 2565 เป็นจำนวน 9 ปี ซึ่งเป็นชุดข้อมูลจากข้อมูลเปิดภาครัฐ สำนักงาน ป.ป.ส. ผ่านทางเว็บไซต์ <https://data.oncb.go.th/treat> จำนวน 12 ชุดข้อมูลได้แก่ จังหวัดเชียงใหม่ จังหวัดเชียงราย จังหวัดเพชรบูรณ์ จังหวัดกรุงเทพมหานคร จังหวัดขอนแก่น จังหวัดชลบุรี จังหวัดนครราชสีมา จังหวัดปทุมธานี จังหวัดศรีสะเกษ จังหวัดสงขลา จังหวัดสุราษฎร์ธานี และจังหวัดอุดรธานี

การเตรียมข้อมูล (Data Preparation)

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นการสร้างแบบจำลองเพื่อใช้ในการทำนายจำนวนผู้เข้ารับรักษาเสพติดระบบสมัครใจ โดยข้อมูลที่ถูกใช้งานจากฐานข้อมูลจำนวนมากนั้นจำเป็นต้องผ่านการคัดกรองข้อมูลหรือการทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning) เพื่อคัดเลือกข้อมูลที่ต้องตามวัตถุประสงค์ที่ต้องการและมีความเหมาะสมต่อการนำไปวิเคราะห์ข้อมูล ดังภาพที่ 3.3



ภาพที่ 3.3 จำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ 12 จังหวัด

การสร้างแบบจำลองข้อมูล (Modeling)

หลังจากรวบรวมข้อมูลผู้เข้ารับการบำบัดการเสพติดระบบสมัครใจ แล้วจึงนำข้อมูลที่ได้ผ่านการคัดเลือกนำมาทดสอบกับโปรแกรม Weka (Waikato Environment for Knowledge Analysis) เป็นเครื่องมือที่ใช้ในการวิจัยสำหรับการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ ผู้วิจัยเลือกใช้โปรแกรม Weka version 3.8.6 เพื่อวิเคราะห์ข้อมูลและสร้างแบบจำลองการพยากรณ์จำนวนผู้เข้าบำบัดรักษาเสพติดระบบสมัครใจ โดยใช้วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล (Time Series Data Mining Techniques) โดยใช้เทคนิคเหมืองข้อมูล 3 เทคนิคคือ การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptron: MLP) และ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย (Support Vector Machine for Regression) โดยผลลัพธ์ของการประมวลผลข้อมูลอนุกรมเวลาจะอยู่ในรูปแบบจำลองของการพยากรณ์จำนวนผู้เข้าบำบัดรักษาเสพติดระบบสมัครใจ ผู้วิจัยได้ทำข้อมูลเป็น ชุดข้อมูลสำหรับเรียนรู้ (Training Data Set) วิเคราะห์โดยใช้การวัดรากของความคลื่อนที่กำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (Mean Absolute Error: MAE) เพื่อแสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองเพื่อใช้ผู้เข้ารับการบำบัดการเสพติดระบบสมัครใจ

การประเมินแบบจำลอง (Evaluation)

หลังจากที่ได้สร้างแบบจำลองการพยากรณ์จำนวนผู้เข้าบำบัดรักษาเสพติดระบบสมัครใจ โดยใช้วิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูลด้วยกลุ่มข้อมูลผู้เข้ารับการบำบัดการเสพติด ทั้ง 12 จังหวัด โดยทางผู้วิจัยได้นำเทคนิคเหมืองข้อมูลทั้ง 3 เทคนิคได้แก่ แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptron) และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย (Support Vector Machine for Regression) และทำการประเมินผลตัวแบบจำลองทั้ง 3 เทคนิคโดยใช้การวัดรากค่าความคลื่อนที่กำลังสอง (Root Mean Square Error : RMSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (Mean Absolute Error : MAE) นำผลลัพธ์ที่ได้มาทำการเปรียบเทียบแบบจำลองว่าข้อมูลย้อนหลัง (lagged) ไหนมีความเหมาะสมสำหรับการนำไปใช้กับชุดข้อมูลทดสอบ

การนำไปใช้ (Deployment)

ผลลัพธ์ที่ได้จากการทดสอบข้อมูลจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษาเสพติดระบบสมัครใจ ได้นั้นจะต้องนำผลลัพธ์นำมาแปลให้เข้าใจง่ายและสามารถนำไปใช้ประโยชน์ต่อไปได้ เช่น การทำ Dashboard เพื่อให้

มองเห็นภาพรวมแนวโน้มของจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ เป็นข้อมูลวิเคราะห์ที่ให้ภาครัฐหรือหน่วยงานที่เกี่ยวข้องสามารถนำไปใช้ประโยชน์ต่อไป

โดยใช้วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล (Time Series Data Mining techniques) วิธีการทั้งหมดจะให้ผลลัพธ์ในรูปแบบของโมเดลซึ่งถือเป็นลักษณะของการแทนความรู้ (Knowledge Representation) แบบหนึ่ง สำหรับรูปแบบการพยากรณ์จะมีลักษณะเป็นแบบ Sliding Window ซึ่งเป็นการจัดเรียงข้อมูลแบบอนุกรมเวลาโดยสร้างชุดข้อมูลสำหรับการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ผู้วิจัยจะนำข้อมูลในปี 2557 – 2565 เป็นชุดข้อมูลทดสอบแบ่งเป็น ชุดข้อมูลย้อนหลัง (Lagged) 1) 3 เดือน 2) 6 เดือน 3) 9 เดือน และ 4) 12 เดือน โดยผลลัพธ์ในการทดสอบประสิทธิภาพของชุดข้อมูลทั้ง 4 จะใช้เป็นตัวชี้วัดว่าอัลกอริทึมใดเหมาะสมกับการใช้ในการสร้างแบบจำลองให้กับจังหวัดใด ประสิทธิภาพของการพยากรณ์ในแต่ละอัลกอริทึมจะเป็นดัชนีชี้วัดว่าอัลกอริทึมใดเหมาะสมกับการพยากรณ์ รายละเอียดชุดข้อมูลตัวอย่างจังหวัดทั้ง 12 สามารถแสดงได้ดังตารางที่ 3.4

ตารางที่ 3.4 รายละเอียดการจัดเรียงข้อมูลแบบอนุกรมเวลาโดยข้อมูล 12 จังหวัด

จังหวัด	จำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ								
	2557	2558	2559	2560	2561	2562	2563	2564	2565
	Training Data set / Variation Data set								
เชียงใหม่	4337	3538	3609	4464	5235	4845	4397	4061	4344
เชียงราย	3077	3129	3022	2608	3323	3044	2203	2168	2594
เพชรบูรณ์	1431	1909	703	2206	2240	2556	2454	1680	2195
กรุงเทพฯ	3382	5457	3652	4412	3991	3446	2461	1733	2455
ขอนแก่น	3675	2945	2047	2632	3502	3801	3569	3440	3003
ชลบุรี	3923	2332	1991	2165	2601	2251	1664	1509	1091
นครราชสีมา	4943	2555	2317	3539	3703	3229	2412	2209	3375
ปทุมธานี	5306	3957	4780	4802	5473	3902	3024	2561	2992
ศรีสะเกษ	3079	1987	2316	1868	1406	1433	1287	1117	2029
สงขลา	3420	4023	3040	4825	5879	5877	3383	1776	1817
สุราษฎร์ธานี	4446	1619	2283	2380	2048	1631	1365	985	843
อุดรธานี	1795	4420	1602	4257	4499	4523	3860	3356	3423
รวม	42814	37871	31362	40158	43900	40538	32079	26595	30161

จากข้อมูลในตารางผู้วิจัยจะนำข้อมูลอนุกรมเวลาทั้ง 12 จังหวัดไปทำการทดสอบสร้างแบบจำลองโดยใช้วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมือนข้อมูล ทั้ง 3 เทคนิค (Linear Regression, Multilayer Perceptron, Support Vector Machine for Regression) เพื่อทำการทดสอบประสิทธิภาพของการทำนายจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ ทั้งนี้ผู้วิจัยจะพิจารณาค่า MAE และ RMSE มาเป็นดัชนีชี้วัดแบบจำลองการทำนายที่มีความเหมาะสมกับการพยากรณ์ในแต่ละจังหวัด

จากการดำเนินการวิจัยข้างต้น การวัดประสิทธิภาพแบบจำลองเพื่อใช้ในการพยากรณ์จำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ โดยใช้วิธีการทำตามขั้นตอนวิธีวิจัยโดยมีผลวิจัยข้อมูลดังนี้

1. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองข้อมูลสำหรับการเรียนรู้

ทางผู้วิจัยใช้โปรแกรม Weka Version 3.8.6 นำมาสร้างแบบจำลองในการทำนายจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ ทั้ง 12 ชุด โดยทางผู้วิจัยได้ใช้ชุดข้อมูล ปี 2557 ถึง ปี 2565 เป็นข้อมูลสำหรับการทดสอบโดยแบ่งเป็น 12 จังหวัด 1) จังหวัดเชียงใหม่ 2) จังหวัดเชียงราย 3) จังหวัดเพชรบูรณ์ 4) จังหวัดกรุงเทพมหานคร 5) จังหวัดขอนแก่น 6) จังหวัดชลบุรี 7) จังหวัดนครราชสีมา 8) จังหวัดปทุมธานี 9) จังหวัดศรีสะเกษ 10) จังหวัดสงขลา 11) จังหวัดสุราษฎร์ธานี และ 12) จังหวัดอุดรธานี แบ่งเป็นชุดข้อมูลย้อนหลัง (lagged) 1) 3 เดือน 2) 6 เดือน 3) 9 เดือน และ 4) 12 เดือน นำมาสร้างแบบจำลองการพยากรณ์การบำบัดผู้เสพติด ซึ่งทางผู้วิจัยได้ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพเทคนิคทั้ง 3 เทคนิคด้วยการวัดค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (Mean Absolute Error : MAE) และ ค่าของรากของความคลาดเคลื่อนที่กำลังสอง (Root Mean Square Error : RMSE) จากผลการทดลองสามารถแสดงได้ดัง ตารางที่ 3.5

ตารางที่ 3.5 แบบจำลองจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษาระบบสมัครใจ ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง (Lagged)

ชุดข้อมูล	Time Series Data Mining techniques							
	จังหวัด	Month Lagged	LinearRegression		MultilayerPerceptron		SMOreg	
			MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE
DS#1 เชียงใหม่	Lag 3	954.42	1145.73	886.26	1086.69	943.32	1161.62	
	Lag 6	958.16	1150.84	721.18	917.94	908.72	1191.84	
	Lag 9	909.73	1112.78	<u>606.50</u>	<u>824.75</u>	845.05	1114.17	
	Lag 12	<u>636.44</u>	<u>833.29</u>	828.84	947.94	<u>597.10</u>	<u>846.41</u>	
DS#2 เชียงราย	Lag 3	993.77	1169.41	1007.96	1229.44	992.28	1178.54	
	Lag 6	985.06	1164.63	<u>787.24</u>	<u>991.47</u>	969.33	1198.42	
	Lag 9	964.12	1153.23	859.74	1195.19	948.39	1171.27	
	Lag 12	<u>634.55</u>	<u>833.48</u>	986.93	1140.16	<u>594.56</u>	<u>845.37</u>	
DS#3 เพชรบูรณ์	Lag 3	994.00	1189.87	1007.76	1230.40	1000.13	1195.77	
	Lag 6	971.21	1166.16	<u>906.42</u>	<u>1111.15</u>	965.39	1202.33	
	Lag 9	966.77	1161.02	1414.02	2103.75	960.13	1189.59	
	Lag 12	<u>667.00</u>	<u>872.75</u>	1071.68	1216.30	<u>636.55</u>	<u>881.94</u>	
DS#4 กรุงเทพฯ	Lag 3	1011.85	1206.90	1023.46	1210.83	1024.79	1216.51	
	Lag 6	998.16	1186.47	<u>979.76</u>	<u>1181.17</u>	983.78	1216.67	
	Lag 9	954.29	1143.27	2343.65	2729.00	958.41	1190.21	
	Lag 12	<u>672.94</u>	<u>877.35</u>	1230.67	1464.18	<u>637.31</u>	<u>877.77</u>	
DS#5 ขอนแก่น	Lag 3	997.81	1196.75	999.76	1200.91	999.51	1198.48	
	Lag 6	998.93	1189.25	<u>965.24</u>	<u>1182.44</u>	998.40	1220.22	
	Lag 9	943.51	1137.56	1781.23	3462.92	992.89	1208.85	
	Lag 12	<u>655.27</u>	<u>846.00</u>	1561.88	2039.15	<u>619.56</u>	<u>850.71</u>	
DS#6 ชลบุรี	Lag 3	988.61	1182.85	<u>976.89</u>	<u>1177.56</u>	989.04	1184.82	
	Lag 6	998.96	1191.12	1032.88	1241.39	971.60	1191.49	
	Lag 9	955.12	1144.84	3438.12	4900.18	991.20	1205.54	
	Lag 12	<u>661.47</u>	<u>850.59</u>	1773.98	2280.64	<u>631.29</u>	<u>859.94</u>	

ตารางที่ 3.5 (ต่อ) แบบจำลองจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษาระบบสมัครใจ ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง (Lagged)

ชุดข้อมูล	Time Series Data Mining techniques							
	จังหวัด	Month Lagged	LinearRegression		MultilayerPerceptron		SMOreg	
			MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE
DS#7 นครราชสีมา	Lag 3	1001.79	1191.64	<u>1000.33</u>	<u>1194.08</u>	1002.29	1194.09	
	Lag 6	1000.92	1193.63	1117.64	1312.49	983.50	1192.85	
	Lag 9	954.53	1147.48	4330.49	6160.40	994.75	1206.64	
	Lag 12	<u>662.08</u>	<u>853.02</u>	2007.82	2556.06	<u>628.77</u>	<u>859.35</u>	
DS#8 ปทุมธานี	Lag 3	1007.86	1196.89	<u>1000.54</u>	<u>1194.91</u>	1006.44	1196.68	
	Lag 6	1005.96	1198.58	1148.77	1341.60	977.24	1182.25	
	Lag 9	941.24	1132.63	5038.74	6585.55	980.62	1189.60	
	Lag 12	<u>653.84</u>	<u>844.95</u>	2350.40	3060.13	<u>633.40</u>	<u>858.26</u>	
DS#9 ศรีสะเกษ	Lag 3	1005.07	1198.07	<u>991.93</u>	<u>1185.52</u>	1002.83	1196.52	
	Lag 6	1017.11	1209.27	1120.53	1320.66	973.31	1186.11	
	Lag 9	946.75	1138.98	5547.97	6935.33	986.46	1194.87	
	Lag 12	<u>655.79</u>	<u>848.39</u>	3035.81	3983.83	<u>625.71</u>	<u>845.56</u>	
DS#10 สงขลา	Lag 3	1002.98	1198.20	<u>997.04</u>	<u>1193.01</u>	1000.95	1196.74	
	Lag 6	1016.30	1210.69	1171.74	1370.34	970.84	1184.06	
	Lag 9	943.55	1131.66	6370.25	7645.17	1017.20	1227.98	
	Lag 12	<u>652.43</u>	<u>847.19</u>	3327.47	4181.11	<u>630.04</u>	<u>855.31</u>	
DS#11 สุราษฎร์ธานี	Lag 3	1007.41	1202.87	<u>997.87</u>	<u>1194.59</u>	1006.18	1201.93	
	Lag 6	1000.25	1189.75	1224.83	1426.46	943.35	1144.29	
	Lag 9	951.09	1135.74	7253.57	8635.38	1032.85	1245.08	
	Lag 12	<u>655.63</u>	<u>842.82</u>	4188.65	5353.87	<u>621.23</u>	<u>850.26</u>	
DS#12 อุดรธานี	Lag 3	1016.65	1208.81	<u>1006.84</u>	<u>1200.81</u>	1015.14	1208.06	
	Lag 6	1010.54	1195.75	1225.87	1447.43	949.73	1148.78	
	Lag 9	953.95	1137.40	8094.60	9479.01	1040.48	1249.42	
	Lag 12	<u>628.12</u>	<u>807.71</u>	4600.21	5943.48	<u>594.93</u>	<u>810.57</u>	

จากตารางที่ 3.5 จากการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยเทคนิคเหมือนข้อมูลทั้ง 3 เทคนิคด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง (Lagged) ที่แตกต่างกันเมื่อใช้ค่า MAE และ RMSE เป็นตัววัดประสิทธิภาพของแบบจำลองจากผลการทดลองได้ดังนี้

จากการทดลองแสดงให้เห็นว่า จังหวัดเชียงใหม่ (DS#1) เมื่อสร้างด้วยแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lagged 12) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 636.44 และค่า RMSE เท่ากับ 833.29 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptron) ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 9 เดือน (Lagged 9) โดยมีค่า MAE เท่ากับ 606.50 และค่า RMSE เท่ากับ 824.75 และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย (SMOreg) ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lagged 12) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 597.10 และค่า RMSE เท่ากับ 846.41

จังหวัดเชียงราย (DS#2) เมื่อสร้างด้วยแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lagged 12) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 634.55 และค่า RMSE เท่ากับ 833.48 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 6 เดือน (Lagged 6) โดยมีค่า MAE เท่ากับ 787.24 และค่า RMSE เท่ากับ 991.47 และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอยด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lagged 12) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 594.56 และค่า RMSE เท่ากับ 845.37

จังหวัดเพชรบูรณ์ (DS#3) เมื่อสร้างด้วยแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lagged 12) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 667.00 และค่า RMSE เท่ากับ 872.75 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 6 เดือน (Lagged 6) โดยมีค่า MAE เท่ากับ 906.42 และค่า RMSE เท่ากับ 1111.15 และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอยด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lagged 12) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 636.55 และค่า RMSE เท่ากับ 881.94

จังหวัดกรุงเทพฯ (DS#4) เมื่อสร้างด้วยแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lagged 12) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 672.94 และค่า RMSE เท่ากับ 877.35 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 6 เดือน (Lagged 6) โดยมีค่า MAE เท่ากับ 979.76 และค่า RMSE เท่ากับ 1181.17 และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอยด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lagged 12) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 637.31 และค่า RMSE เท่ากับ 877.77

จังหวัดขอนแก่น (DS#5) เมื่อสร้างด้วยแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lagged 12) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 655.27 และค่า RMSE เท่ากับ 846.00 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 6 เดือน (Lagged 6) โดยมีค่า MAE เท่ากับ 965.24 และค่า RMSE เท่ากับ 1182.44 และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน สำหรับการถดถอยด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lagged 12) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 619.56 และค่า RMSE เท่ากับ 850.71

จังหวัดชลบุรี (DS#6) เมื่อสร้างด้วยแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lagged 12) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 661.47 และค่า RMSE เท่ากับ 850.59 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน (Lagged 3) โดยมีค่า MAE เท่ากับ 976.89 และค่า RMSE เท่ากับ 1177.56 และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน สำหรับการถดถอยด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lagged 12) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 631.29 และค่า RMSE เท่ากับ 859.94

จังหวัดนครราชสีมา (DS#7) เมื่อสร้างด้วยแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lagged 12) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 662.08 และค่า RMSE เท่ากับ 853.02 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน (Lagged 3) โดยมีค่า MAE เท่ากับ 1000.33 และค่า RMSE เท่ากับ 1194.08 และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน สำหรับการถดถอยด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lagged 12) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 628.77 และค่า RMSE เท่ากับ 859.35

จังหวัดปทุมธานี (DS#8) เมื่อสร้างด้วยแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lagged 12) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 653.84 และค่า RMSE เท่ากับ 844.95 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน (Lagged 3) โดยมีค่า MAE เท่ากับ 1000.54 และค่า RMSE เท่ากับ 1194.91 และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน สำหรับการถดถอยด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lagged 12) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 633.40 และค่า RMSE เท่ากับ 858.26

จังหวัดศรีสะเกษ (DS#9) เมื่อสร้างด้วยแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lagged 12) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 655.79 และค่า RMSE เท่ากับ 848.39 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน (Lagged 3) โดยมีค่า MAE เท่ากับ 991.93 และค่า RMSE เท่ากับ 1185.52 และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

สำหรับการถดถอยด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lagged 12) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 625.71 และค่า RMSE เท่ากับ 845.56

จังหวัดสงขลา (DS#10) เมื่อสร้างด้วยแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lagged 12) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 652.43 และค่า RMSE เท่ากับ 847.19 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน (Lagged 3) โดยมีค่า MAE เท่ากับ 997.04 และค่า RMSE เท่ากับ 1193.01 และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน สำหรับการถดถอยด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lagged 12) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 630.04 และค่า RMSE เท่ากับ 855.31

จังหวัดสุราษฎร์ธานี (DS#11) เมื่อสร้างด้วยแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lagged 12) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 655.63 และค่า RMSE เท่ากับ 842.82 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน (Lagged 3) โดยมีค่า MAE เท่ากับ 997.87 และค่า RMSE เท่ากับ 1194.59 และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน สำหรับการถดถอยด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lagged 12) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 621.23 และค่า RMSE เท่ากับ 850.26

จังหวัดอุดรธานี (DS#12) เมื่อสร้างด้วยแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lagged 12) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 628.12 และค่า RMSE เท่ากับ 807.71 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน (Lagged 3) โดยมีค่า MAE เท่ากับ 1006.84 และค่า RMSE เท่ากับ 1200.81 และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน สำหรับการถดถอยด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lagged 12) มีประสิทธิภาพสูงสุดโดยมีค่า MAE เท่ากับ 594.93 และค่า RMSE เท่ากับ 810.57

2. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายในแต่ละปีของแต่ละจังหวัด

จากการนำแบบจำลองการพยากรณ์จำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ มาทดสอบกับ ชุดข้อมูลจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ ที่เกิดขึ้นในปี 2565 โดยแยกปริมาณออกเป็นแต่ละจังหวัดทั้ง 12 จังหวัด ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล (Time Series Data Mining techniques) โดยใช้อัลกอริทึม 3 แบบ และคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ (Magnitude of Relative Error) สามารถแสดงผลการทดลองได้ดังตารางที่ 3.6

ตารางที่ 3.6 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายในแต่ละปีของแต่ละจังหวัด

ชุดข้อมูล	Time Series Data Mining techniques							
	ข้อมูลปี 2565		Linear Regression		Multilayer Perceptron		SMOreg	
	Year	Actual	Predict	MRE	Predict	MRE	Predict	MRE
DS#1 เชียงใหม่	2565	4344	3668.6459	0.1555	4066.9131	<u>0.0638</u>	3461.4714	0.2032
DS#2 เชียงราย	2565	2594	2967.4074	0.1440	2208.9550	0.1484	2807.8388	<u>0.0824</u>
DS#3 เพชรบูรณ์	2565	2195	2629.9722	0.1982	1082.3333	0.5069	2352.3368	<u>0.0717</u>
DS#4 กรุงเทพฯ	2565	2455	2893.8221	0.1787	2149.0049	0.1246	2721.9544	<u>0.1087</u>
DS#5 ขอนแก่น	2565	3003	3103.8362	0.0336	2590.5861	0.1373	2960.7232	<u>0.0141</u>
DS#6 ชลบุรี	2565	1091	1640.0018	0.5032	683.0836	0.3739	1266.1199	<u>0.1605</u>
DS#7 นครราชสีมา	2565	3375	3395.2314	<u>0.0060</u>	878.3853	0.7397	3325.7111	0.0146
DS#8 ปทุมธานี	2565	2992	3033.5508	<u>0.0139</u>	424.1725	0.8582	2770.3459	0.0741
DS#9 ศรีสะเกษ	2565	2029	2871.7454	0.4154	1220.2160	0.3986	2622.6355	<u>0.2926</u>
DS#10 สงขลา	2565	1817	2406.7599	0.3246	4274.7895	1.3527	2309.5771	<u>0.2711</u>
DS#11 สุราษฎร์ธานี	2565	843	1363.8934	0.6179	5601.3043	5.6445	1103.1437	<u>0.3086</u>
DS#12 อุดรธานี	2565	3423	3079.0999	<u>0.1005</u>	4855.5263	0.4185	3040.3709	0.1118

เมื่อพิจารณาผลการทดลองในตารางที่ 3.6 พบว่า ในภาพรวมการพยากรณ์จำนวนผู้เข้าบำบัดรักษา ยาเสพติดระบบสมัครใจ มาทดสอบกับชุดข้อมูลจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษา ยาเสพติดระบบสมัครใจ ที่เกิดขึ้นในปี 2565 การสร้างแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอยให้ค่าประสิทธิภาพสูงสุดทั้ง 8 จังหวัด ได้แก่ จังหวัดเชียงราย มีค่า MRE เท่ากับ 0.0824 จังหวัดเพชรบูรณ์ มีค่า MRE เท่ากับ 0.0717 จังหวัดกรุงเทพมหานคร มีค่า MRE เท่ากับ 0.1087 จังหวัดขอนแก่น มีค่า MRE เท่ากับ 0.0141 จังหวัดชลบุรี มีค่า MRE เท่ากับ 0.1605 จังหวัดศรีสะเกษ มีค่า MRE เท่ากับ 0.2926 จังหวัดสงขลา มีค่า MRE เท่ากับ 0.2711 จังหวัดสุราษฎร์ธานี มีค่า MRE เท่ากับ 0.3086

สำหรับการสร้างแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นที่ให้ค่าประสิทธิภาพสูงสุด 3 จังหวัด ได้แก่ จังหวัด นครราชสีมา มีค่า MRE เท่ากับ 0.0060 จังหวัดปทุมธานี มีค่า MRE เท่ากับ 0.0139 จังหวัดอุดรธานี มีค่า MRE เท่ากับ 0.1005

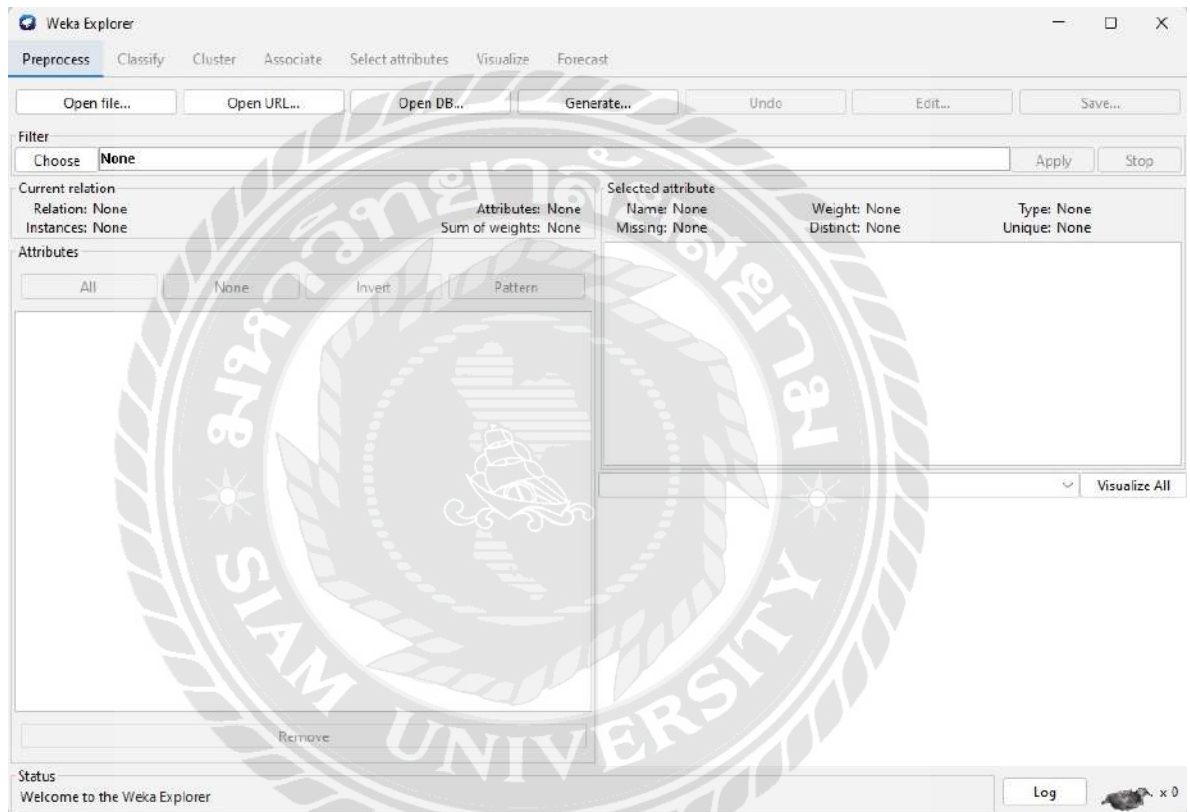
และการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้นที่ให้ค่าประสิทธิภาพ สูงสุด ได้แก่ จังหวัดเชียงใหม่ มีค่า MRE เท่ากับ 0.0638



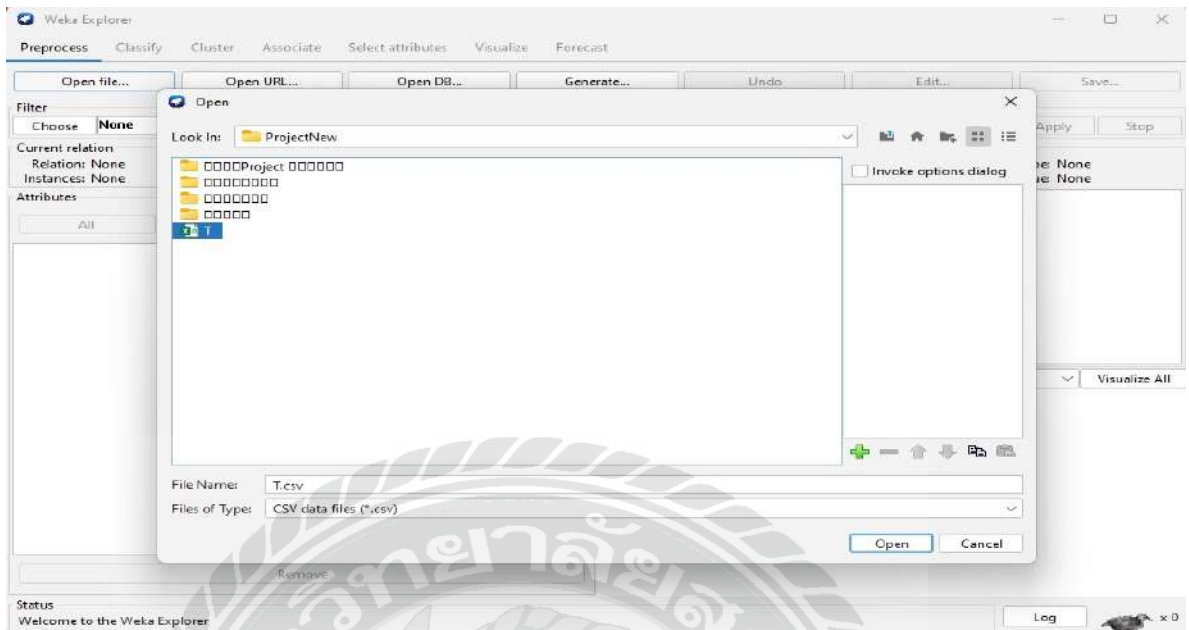
บทที่ 4

ผลการวิจัย

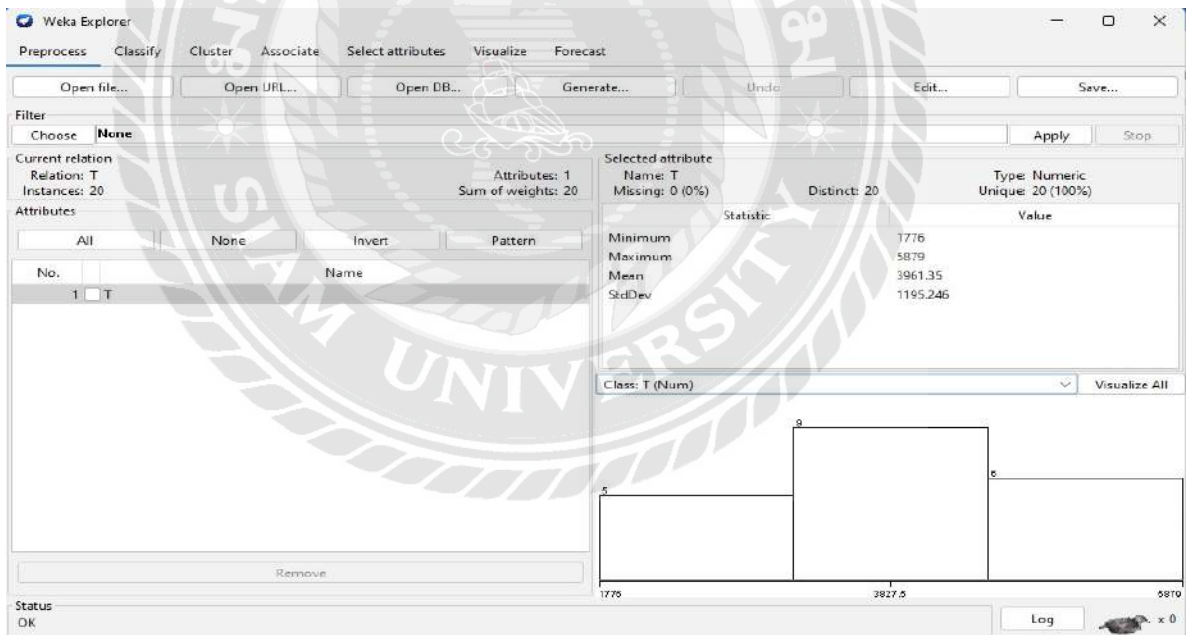
ผู้วิจัยประมวลผลข้อมูลตามหลักขั้นตอนของ CRISP-DM ดังที่ได้กล่าวไว้ข้างต้นในส่วนบทที่ 3 โดยมีการปรับให้เหมาะสมตามกระบวนการวิจัย โดยมีผลวิจัยและวิเคราะห์ข้อมูลดังนี้



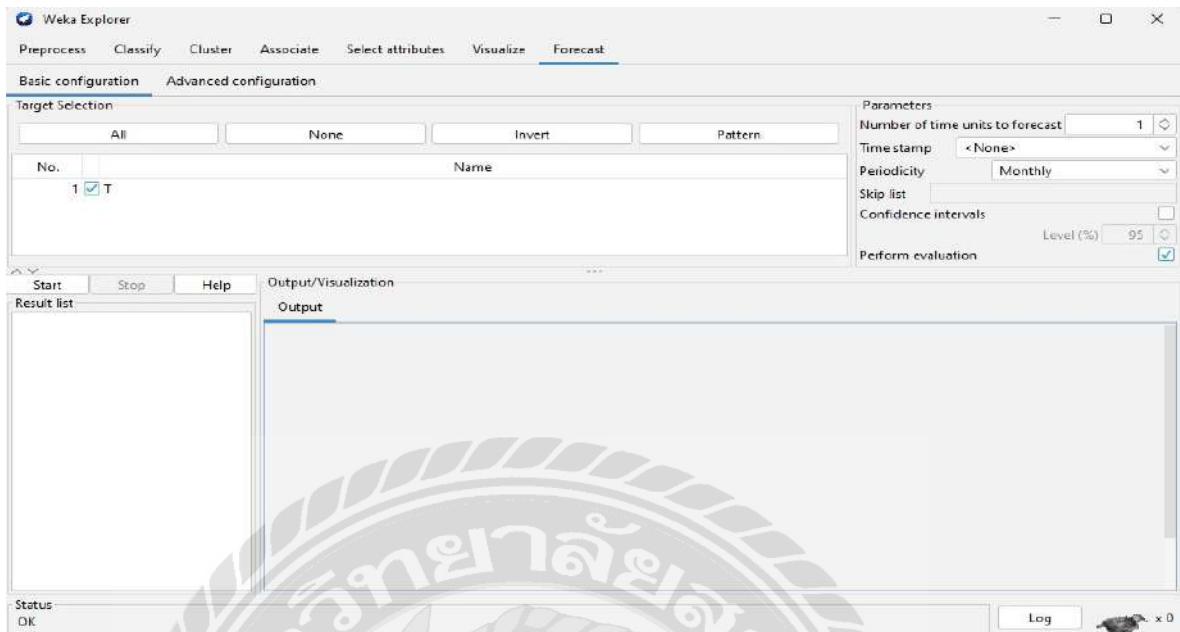
ภาพที่ 4.1 หน้าจอโปรแกรม Weka ในส่วน Explorer



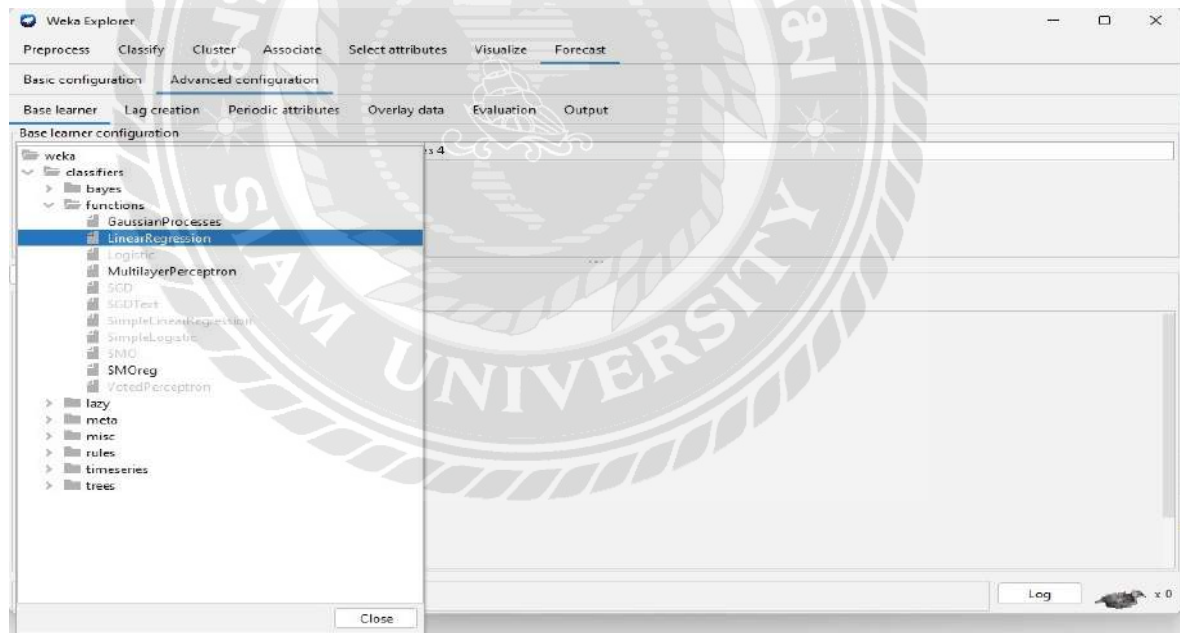
ภาพที่ 4.2 หน้าจอเลือกไฟล์ชุดข้อมูลสำหรับเรียนรู้ ซึ่งไฟล์ที่ใช้ต้องเป็นไฟล์นามสกุล .CSV



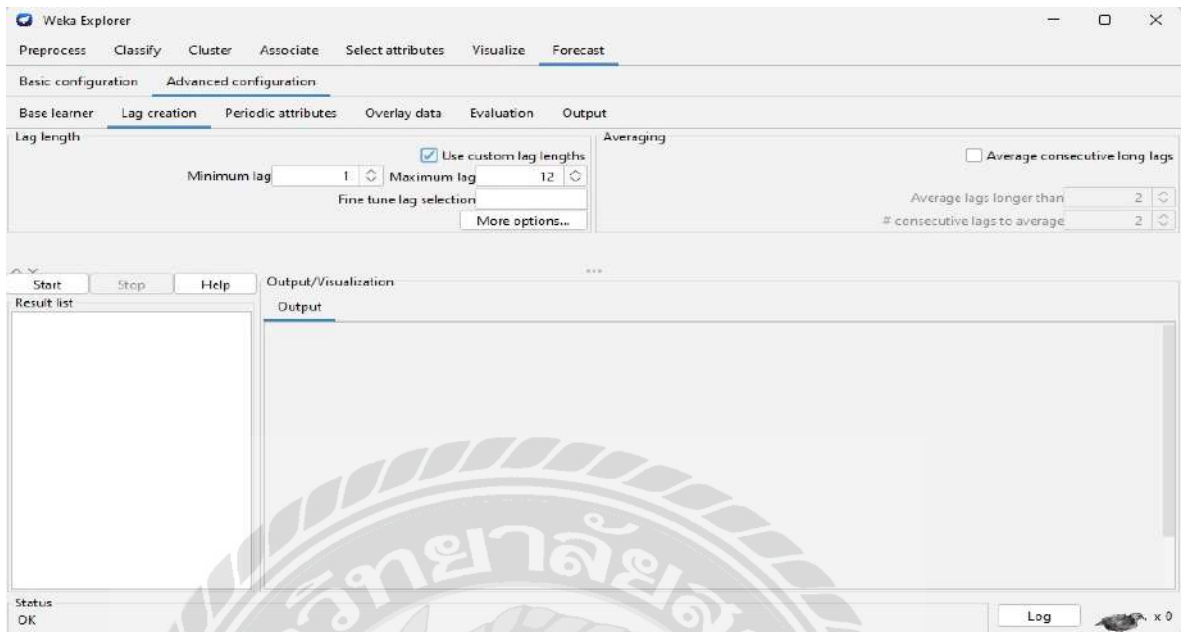
ภาพที่ 4.3 หน้าจอแสดงข้อมูลที่นำมาใช้สร้างแบบจำลอง



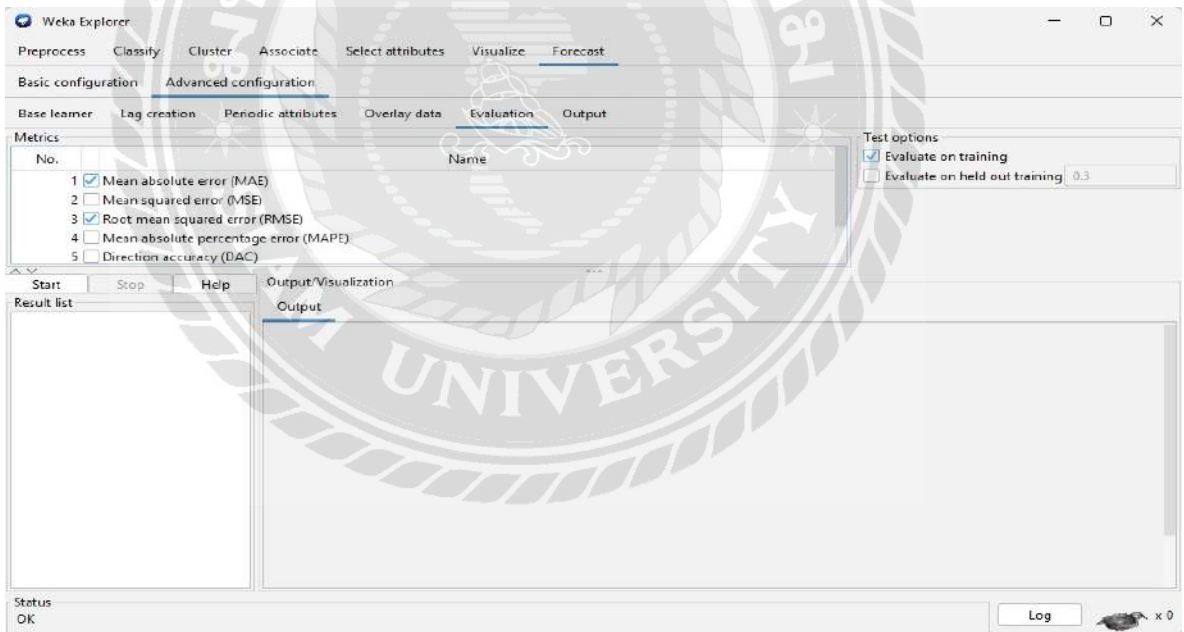
ภาพที่ 4.4 หน้าจอแท็บ Forecast ในส่วน Basic configuration



ภาพที่ 4.5 หน้าจอเลือกเทคนิคเหมืองข้อมูลมาใช้ในการทดสอบ



ภาพที่ 4.6 หน้าจอเลือก Lag Creation สำหรับทดสอบข้อมูลย้อนหลัง



ภาพที่ 4.7 หน้าจอเลือกการแสดงผลที่ต้องการ

The screenshot shows the Weka Explorer interface with the 'Forecast' tab selected. The 'Advanced configuration' section is active, showing 'Lag length' settings: 'Use custom lag lengths' is checked, 'Minimum lag' is 1, and 'Maximum lag' is 3. The 'Averaging' section is also visible, with 'Average consecutive long lags' unchecked and 'Average lags longer than' set to 2.

The 'Output/Visualization' window displays the results of the forecast. The 'Result list' shows several models, with 'LinearRegression [-F T-L 1]' selected. The 'Output' column shows the model's performance, and the 'Train future pred.' column shows the training data. The evaluation table below shows the performance of the selected model on training data.

=== Evaluation on training data ===					
Target	1-step-ahead	2-steps-ahead	3-steps-ahead	4-steps-ahead	5-st
T					
N	105	104	103	102	
Mean absolute error	954.4225	993.7726	994.0014	1011.8486	
Root mean squared error	1145.7254	1169.4134	1189.6698	1206.8975	

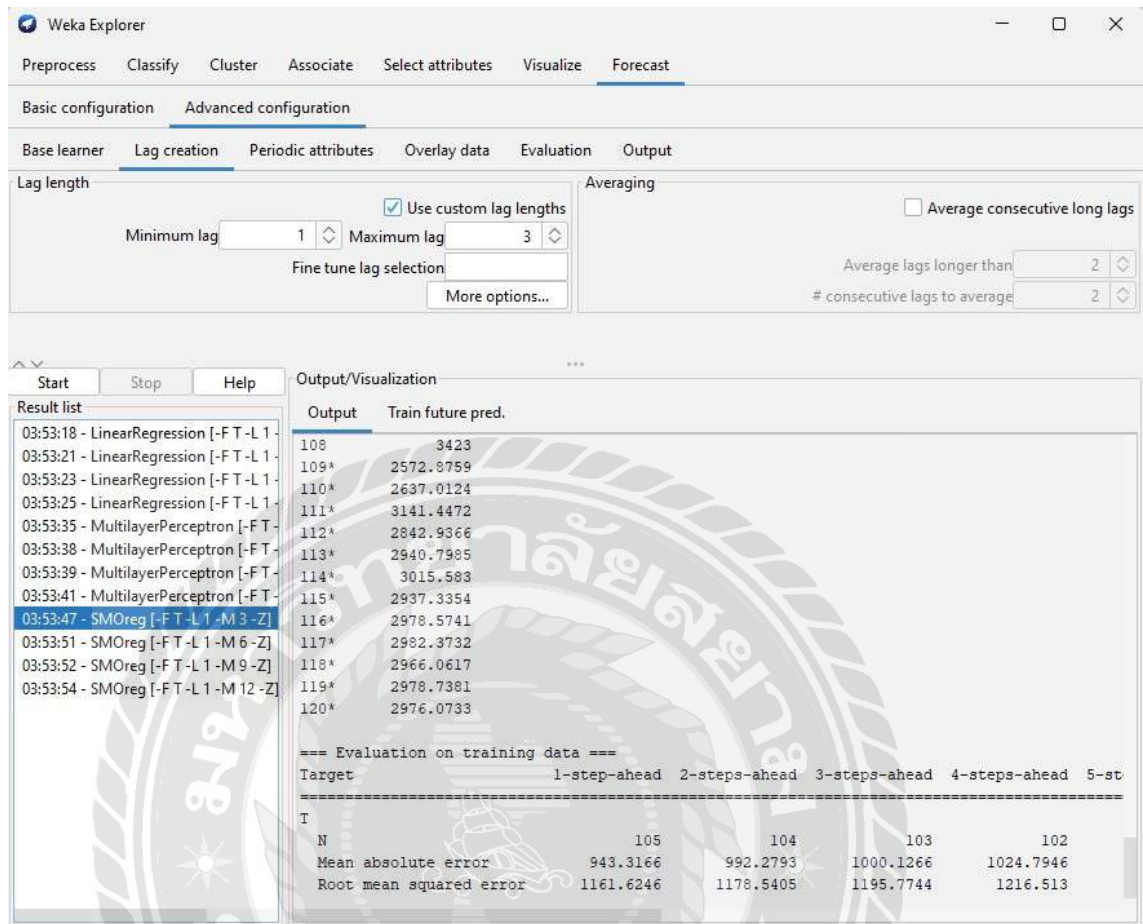
ภาพที่ 4.8 โมเดล Linear Regression กับข้อมูลของจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ ในแต่ละจังหวัด ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน

The screenshot shows the Weka Explorer interface. The 'Forecast' tab is selected, and the 'Advanced configuration' sub-tab is active. Under 'Lag creation', the 'Use custom lag lengths' checkbox is checked. The 'Minimum lag' is set to 1 and the 'Maximum lag' is set to 3. The 'Output/Visualization' window displays a list of models and their performance metrics.

Model	Output	Train future pred.
03:53:18 - LinearRegression [-F T-L 1 -	108	3423
03:53:21 - LinearRegression [-F T-L 1 -	109*	2838.0029
03:53:23 - LinearRegression [-F T-L 1 -	110*	1691.616
03:53:25 - LinearRegression [-F T-L 1 -	111*	3132.5823
03:53:35 - MultilayerPerceptron [-F T -	112*	3026.7979
03:53:38 - MultilayerPerceptron [-F T -	113*	2372.287
03:53:39 - MultilayerPerceptron [-F T -	114*	2977.6338
03:53:41 - MultilayerPerceptron [-F T -	115*	3012.0832
03:53:47 - SMOreg [-F T-L 1 -M 3 -Z]	116*	2751.092
03:53:51 - SMOreg [-F T-L 1 -M 6 -Z]	117*	2940.9008
03:53:52 - SMOreg [-F T-L 1 -M 9 -Z]	118*	2979.2963
03:53:54 - SMOreg [-F T-L 1 -M 12 -Z]	119*	2891.6195
	120*	2940.0257

=== Evaluation on training data ===					
Target	1-step-ahead	2-steps-ahead	3-steps-ahead	4-steps-ahead	5-st
T					
N	105	104	103	102	
Mean absolute error	886.2636	1007.9636	1007.7553	1023.4625	
Root mean squared error	1086.6946	1229.435	1230.3991	1210.8271	

ภาพที่ 4.9 โมเดล Multilayer Perceptron กับข้อมูลของจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ ในแต่ละจังหวัด ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน



Weka Explorer

Preprocess Classify Cluster Associate Select attributes Visualize **Forecast**

Basic configuration **Advanced configuration**

Base learner Lag creation Periodic attributes Overlay data Evaluation Output

Lag length Use custom lag lengths
 Minimum lag Maximum lag
 Fine tune lag selection

Averaging Average consecutive long lags
 Average lags longer than
 # consecutive lags to average

Start Stop Help

Result list

- 03:53:18 - LinearRegression [-F T -L 1 -M 3 -Z]
- 03:53:21 - LinearRegression [-F T -L 1 -M 3 -Z]
- 03:53:23 - LinearRegression [-F T -L 1 -M 3 -Z]
- 03:53:25 - LinearRegression [-F T -L 1 -M 3 -Z]
- 03:53:35 - MultilayerPerceptron [-F T -L 1 -M 3 -Z]
- 03:53:38 - MultilayerPerceptron [-F T -L 1 -M 3 -Z]
- 03:53:39 - MultilayerPerceptron [-F T -L 1 -M 3 -Z]
- 03:53:41 - MultilayerPerceptron [-F T -L 1 -M 3 -Z]
- 03:53:47 - SMOReg [-F T -L 1 -M 3 -Z]**
- 03:53:51 - SMOReg [-F T -L 1 -M 6 -Z]
- 03:53:52 - SMOReg [-F T -L 1 -M 9 -Z]
- 03:53:54 - SMOReg [-F T -L 1 -M 12 -Z]

Output/Visualization

Output	Train future pred.
108	3423
109*	2572.8759
110*	2637.0124
111*	3141.4472
112*	2842.9366
113*	2940.7985
114*	3015.583
115*	2937.3354
116*	2978.5741
117*	2982.3732
118*	2966.0617
119*	2978.7381
120*	2976.0733

=== Evaluation on training data ===

Target	1-step-ahead	2-steps-ahead	3-steps-ahead	4-steps-ahead	5-steps-ahead
T					
N	105	104	103	102	
Mean absolute error	943.3166	992.2793	1000.1266	1024.7946	
Root mean squared error	1161.6246	1178.5405	1195.7744	1216.513	

ภาพที่ 4.10 โมเดล SMOReg กับข้อมูลของจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ ในแต่ละจังหวัด ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน

Weka Explorer

Preprocess Classify Cluster Associate Select attributes Visualize **Forecast**

Basic configuration **Advanced configuration**

Base learner Lag creation Periodic attributes Overlay data Evaluation Output

Lag length Use custom lag lengths
 Minimum lag Maximum lag
 Fine tune lag selection
 More options...

Averaging Average consecutive long lags
 Average lags longer than
 # consecutive lags to average

Start Stop Help

Result list

Output	Train future pred.
03:53:18 - LinearRegression [-F T -L 1 -M 3 -Z]	108 3423
03:53:21 - LinearRegression [-F T -L 1 -M 4 -Z]	109* 2327.2369
03:53:23 - LinearRegression [-F T -L 1 -M 5 -Z]	110* 2655.1164
03:53:25 - LinearRegression [-F T -L 1 -M 6 -Z]	111* 3051.9645
03:53:35 - MultilayerPerceptron [-F T -L 1 -M 3 -Z]	112* 2780.3995
03:53:38 - MultilayerPerceptron [-F T -L 1 -M 4 -Z]	113* 2960.1888
03:53:39 - MultilayerPerceptron [-F T -L 1 -M 5 -Z]	114* 2985.7752
03:53:41 - MultilayerPerceptron [-F T -L 1 -M 6 -Z]	115* 2944.5756
03:53:47 - SMOreg [-F T -L 1 -M 3 -Z]	116* 2997.5157
03:53:51 - SMOreg [-F T -L 1 -M 6 -Z]	117* 2989.2341
03:53:52 - SMOreg [-F T -L 1 -M 9 -Z]	118* 2988.7421
03:53:54 - SMOreg [-F T -L 1 -M 12 -Z]	119* 3000.1469
	120* 2996.3557

=== Evaluation on training data ===

Target	1-step-ahead	2-steps-ahead	3-steps-ahead	4-steps-ahead	5-steps-ahead
T					
N	102	101	100	99	
Mean absolute error	958.1589	985.0577	971.2052	998.1605	
Root mean squared error	1150.8354	1164.628	1166.1646	1186.4693	

ภาพที่ 4.11 โมเดล Linear Regression กับข้อมูลของจำนวนผู้เข้าบับัรรักษาพยาบาลติระบบสมัครใจ ในแต่ละจังหวัด ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 6 เดือน

The screenshot shows the Weka Explorer interface with the 'Forecast' tab selected. The 'Advanced configuration' section is active, showing 'Lag creation' settings. The 'Use custom lag lengths' checkbox is checked, with 'Minimum lag' set to 1 and 'Maximum lag' set to 6. The 'Averaging' section has 'Average consecutive long lags' unchecked, 'Average lags longer than' set to 2, and '# consecutive lags to average' set to 2.

The 'Output/Visualization' window displays the following results:

Output	Train future pred.
108	3423
109*	2163.4983
110*	2275.8966
111*	1529.752
112*	3549.4603
113*	2216.6226
114*	2790.8342
115*	2925.8342
116*	3590.936
117*	2670.2677
118*	3801.7411
119*	3754.9467
120*	3439.7571

Below the table, the evaluation results on training data are shown:

```

=== Evaluation on training data ===
Target          1-step-ahead  2-steps-ahead  3-steps-ahead  4-steps-ahead  5-st
-----
T
N                102           101            100             99
Mean absolute error  721.1781     787.2428     906.4176     979.7638
Root mean squared error  917.9386     991.4659     1111.1526     1181.1688

```

ภาพที่ 4.12 โมเดล Multilayer Perceptron กับข้อมูลของจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจในแต่ละจังหวัด ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 6 เดือน

The screenshot shows the Weka Explorer interface with the 'Forecast' tab selected. The 'Advanced configuration' section is active, showing 'Lag creation' settings. The 'Use custom lag lengths' checkbox is checked, with 'Minimum lag' set to 1 and 'Maximum lag' set to 6. The 'Averaging' section has 'Average consecutive long lags' unchecked, 'Average lags longer than' set to 2, and '# consecutive lags to average' set to 2.

The 'Output/Visualization' window displays a 'Result list' on the left and an 'Output' table on the right. The 'Result list' shows various models, with 'SMOreg [-F-T-L 1 -M 6 -Z]' selected. The 'Output' table shows the following data:

Output	Train future pred.
108	3423
109*	2235.3563
110*	2403.4688
111*	2312.7154
112*	2895.0508
113*	2258.4578
114*	2829.1095
115*	2548.1331
116*	2742.9993
117*	2562.7581
118*	2821.4613
119*	2602.3715
120*	2777.9325

Below the table is an evaluation summary:

```

=== Evaluation on training data ===
Target          1-step-ahead  2-steps-ahead  3-steps-ahead  4-steps-ahead  5-st
-----
T
N                102          101           100            99
Mean absolute error  908.7209    969.3317     965.3864     983.7769
Root mean squared error  1191.84    1198.4205    1202.3315    1216.6712

```

ภาพที่ 4.13 โมเดล SMOreg กับข้อมูลของจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษาพยาบาลติดยาเสพติดระบบสมัครใจ ในแต่ละจังหวัด ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 6 เดือน

Weka Explorer

Preprocess Classify Cluster Associate Select attributes Visualize **Forecast**

Basic configuration **Advanced configuration**

Base learner **Lag creation** Periodic attributes Overlay data Evaluation Output

Lag length Use custom lag lengths
 Minimum lag Maximum lag
 Fine tune lag selection
 More options...

Averaging Average consecutive long lags
 Average lags longer than
 # consecutive lags to average

Start Stop Help

Output/Visualization

Result list	Output	Train future pred.
03:53:18 - LinearRegression [-F T-L 1 -	108	3423
03:53:21 - LinearRegression [-F T-L 1 -	109*	2583.9189
03:53:23 - LinearRegression [-F T-L 1 -	110*	2675.0318
03:53:25 - LinearRegression [-F T-L 1 -	111*	2721.8567
03:53:35 - MultilayerPerceptron [-F T-	112*	3046.1841
03:53:38 - MultilayerPerceptron [-F T-	113*	2922.6018
03:53:39 - MultilayerPerceptron [-F T-	114*	2748.7633
03:53:41 - MultilayerPerceptron [-F T-	115*	2794.2388
03:53:47 - SMOreg [-F T-L 1 -M 3 -Z]	116*	2556.4081
03:53:51 - SMOreg [-F T-L 1 -M 6 -Z]	117*	3116.3763
03:53:52 - SMOreg [-F T-L 1 -M 9 -Z]	118*	2844.8328
03:53:54 - SMOreg [-F T-L 1 -M 12 -Z]	119*	2870.0757
	120*	2977.4364

=== Evaluation on training data ===

Target	1-step-ahead	2-steps-ahead	3-steps-ahead	4-steps-ahead	5-st
T					
N		99	98	97	96
Mean absolute error	909.7264	964.1248	966.7727	954.2903	
Root mean squared error	1112.7753	1153.225	1161.0183	1143.2715	

ภาพที่ 4.14 โมเดล Linear Regression กับข้อมูลของจำนวนผู้เข้าบับัตรีรักษาพยาบาลในระบบสมัครใจ ในแต่ละจังหวัด ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 9 เดือน

The screenshot shows the Weka Explorer Forecast window. The 'Advanced configuration' tab is active, with 'Lag creation' selected. The 'Lag length' section has 'Use custom lag lengths' checked, with 'Minimum lag' set to 1 and 'Maximum lag' set to 9. The 'Averaging' section has 'Average consecutive long lags' unchecked, with 'Average lags longer than' set to 2 and '# consecutive lags to average' set to 2.

The 'Result list' on the left shows a list of models, with '03:53:39 - MultilayerPerceptron [-F T]' selected. The 'Output/Visualization' pane displays the following data:

Output	Train future pred.
108	3423
109*	2906.6054
110*	3090.1669
111*	3610.3052
112*	2159.6728
113*	3345.3735
114*	2911.6402
115*	3147.3627
116*	2883.7276
117*	3207.8947
118*	2817.73
119*	2890.5077
120*	3251.6699

Below the table is an evaluation summary on training data:

```

=== Evaluation on training data ===
Target          1-step-ahead  2-steps-ahead  3-steps-ahead  4-steps-ahead  5-st
-----
T
N                99          98          97          96
Mean absolute error  606.504    859.7385    1414.0188    1781.2336
Root mean squared error  824.7476  1195.1881    2103.7536    2728.9994

```

ภาพที่ 4.15 โมเดล Multilayer Perceptron กับข้อมูลของจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจในแต่ละจังหวัด ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 9 เดือน

Weka Explorer

Preprocess Classify Cluster Associate Select attributes Visualize **Forecast**

Basic configuration **Advanced configuration**

Base learner **Lag creation** Periodic attributes Overlay data Evaluation Output

Lag length Use custom lag lengths
 Minimum lag Maximum lag
 Fine tune lag selection
 More options...

Averaging Average consecutive long lags
 Average lags longer than
 # consecutive lags to average

Start Stop Help

Result list

Output	Train future pred.
03:53:18 - LinearRegression [-F-T-L 1-M 1-Z]	108 3423
03:53:21 - LinearRegression [-F-T-L 1-M 2-Z]	109* 2348.7334
03:53:23 - LinearRegression [-F-T-L 1-M 3-Z]	110* 2882.8478
03:53:25 - LinearRegression [-F-T-L 1-M 4-Z]	111* 1989.5012
03:53:35 - MultilayerPerceptron [-F-T-L 1-M 5-Z]	112* 3141.6759
03:53:38 - MultilayerPerceptron [-F-T-L 1-M 6-Z]	113* 2532.4096
03:53:39 - MultilayerPerceptron [-F-T-L 1-M 7-Z]	114* 2722.8921
03:53:41 - MultilayerPerceptron [-F-T-L 1-M 8-Z]	115* 2551.0765
03:53:47 - SMOreg [-F-T-L 1-M 3-Z]	116* 2437.2337
03:53:51 - SMOreg [-F-T-L 1-M 6-Z]	117* 2981.9113
03:53:52 - SMOreg [-F-T-L 1-M 9-Z]	118* 2632.5859
03:53:54 - SMOreg [-F-T-L 1-M 12-Z]	119* 2866.975
	120* 2525.0703

==== Evaluation on training data ====

Target	1-step-ahead	2-steps-ahead	3-steps-ahead	4-steps-ahead	5-steps-ahead
T					
N		99	98	97	96
Mean absolute error	845.0452	948.3882	960.1281	958.4143	
Root mean squared error	1114.1739	1171.2747	1189.5915	1190.2091	

ภาพที่ 4.16 โมเดล SMOreg กับข้อมูลของจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ ในแต่ละจังหวัด ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 9 เดือน

Weka Explorer

Preprocess Classify Cluster Associate Select attributes Visualize **Forecast**

Basic configuration **Advanced configuration**

Base learner **Lag creation** Periodic attributes Overlay data Evaluation Output

Lag length Use custom lag lengths

Minimum lag Maximum lag

Fine tune lag selection

More options...

Averaging Average consecutive long lags

Average lags longer than

consecutive lags to average

Start Stop Help

Output/Visualization

Result list	Output	Train future pred.
03:53:18 - LinearRegression [-F-T-L 1]	108	3423
03:53:21 - LinearRegression [-F-T-L 1]	109*	3668.6459
03:53:23 - LinearRegression [-F-T-L 1]	110*	2967.4074
03:53:25 - LinearRegression [-F-T-L 1]	111*	2629.9722
03:53:35 - MultilayerPerceptron [-F-T-L 1]	112*	2893.8221
03:53:38 - MultilayerPerceptron [-F-T-L 1]	113*	3103.8362
03:53:39 - MultilayerPerceptron [-F-T-L 1]	114*	1640.0018
03:53:41 - MultilayerPerceptron [-F-T-L 1]	115*	3395.2314
03:53:47 - SMOreg [-F-T-L 1-M 3-Z]	116*	3033.5508
03:53:51 - SMOreg [-F-T-L 1-M 6-Z]	117*	2871.7454
03:53:52 - SMOreg [-F-T-L 1-M 9-Z]	118*	2406.7599
03:53:54 - SMOreg [-F-T-L 1-M 12-Z]	119*	1363.8934
	120*	3079.0999

=== Evaluation on training data ===

Target	1-step-ahead	2-steps-ahead	3-steps-ahead	4-steps-ahead	5-steps-ahead
N	96	95	94	93	
Mean absolute error	636.4368	634.5496	666.9957	672.937	
Root mean squared error	833.2938	833.4767	872.7463	877.3457	

ภาพที่ 4.17 โมเดล Linear Regression กับข้อมูลของจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจ ในแต่ละจังหวัด ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน

The screenshot shows the Weka Explorer Forecast window. The 'Advanced configuration' tab is active, with 'Lag creation' selected. The 'Lag length' section has 'Use custom lag lengths' checked, with 'Minimum lag' set to 1 and 'Maximum lag' set to 12. The 'Averaging' section has 'Average consecutive long lags' unchecked, with 'Average lags longer than' and '# consecutive lags to average' both set to 2.

The 'Output/Visualization' window displays the following results:

Output	Train future pred.
108	3423
109*	4066.9131
110*	2208.955
111*	1082.3333
112*	2149.0049
113*	2590.5861
114*	683.0836
115*	-878.3853
116*	-424.1725
117*	1220.216
118*	-4274.7895
119*	-5601.3043
120*	-4855.5263

Below the table is an evaluation summary:

```

=== Evaluation on training data ===
Target          1-step-ahead  2-steps-ahead  3-steps-ahead  4-steps-ahead  5-st
-----
T
N                96                95                94                93
Mean absolute error  828.8405        986.9269        1071.6767       1230.6734
Root mean squared error  947.9408        1140.1575       1216.3024       1464.1781
  
```

ภาพที่ 4.18 โมเดล Multilayer Perceptron กับข้อมูลของจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดระบบสมัครใจในแต่ละจังหวัด ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน

The screenshot shows the Weka Explorer interface with the 'Forecast' tab selected. The 'Advanced configuration' section is active, showing 'Lag creation' settings. The 'Lag length' section has 'Use custom lag lengths' checked, with 'Minimum lag' set to 1 and 'Maximum lag' set to 12. The 'Averaging' section has 'Average consecutive long lags' unchecked, with 'Average lags longer than' and '# consecutive lags to average' both set to 2.

The 'Output/Visualization' window shows a 'Result list' on the left and an 'Output' window on the right. The 'Result list' contains the following entries:

Time	Model	Output	Train future pred.
03:53:18	LinearRegression [-F T-L 1	108	3423
03:53:21	LinearRegression [-F T-L 1	109*	3461.4714
03:53:23	LinearRegression [-F T-L 1	110*	2807.0308
03:53:25	LinearRegression [-F T-L 1	111*	2352.3368
03:53:35	MultilayerPerceptron [-F T	112*	2721.9544
03:53:38	MultilayerPerceptron [-F T	113*	2960.7232
03:53:39	MultilayerPerceptron [-F T	114*	1266.1199
03:53:41	MultilayerPerceptron [-F T	115*	3325.7111
03:53:47	SMOreg [-F T-L 1-M 3-Z]	116*	2770.3459
03:53:51	SMOreg [-F T-L 1-M 6-Z]	117*	2622.6355
03:53:52	SMOreg [-F T-L 1-M 9-Z]	118*	2309.5771
03:53:54	SMOreg [-F T-L 1-M 12-Z]	119*	1103.1437
		120*	3040.3709

The 'Output' window shows the evaluation results for the SMOreg model on training data:

```

=== Evaluation on training data ===
Target          1-step-ahead  2-steps-ahead  3-steps-ahead  4-steps-ahead  5-st
-----
T
N                96            95             94             93
Mean absolute error  597.1026     594.5649     636.5457     637.3146
Root mean squared error  846.4121     845.3737     881.942      877.7726
  
```

ภาพที่ 4.19 โมเดล SMOreg กับข้อมูลของจำนวนผู้เข้าบำบัดรักษายาเสพติดในระบบสมัครใจ ในแต่ละจังหวัด ด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน

บทที่ 5

สรุปผลการดำเนินงานและข้อเสนอแนะ

สรุปผลการดำเนินงาน

การศึกษาวิจัยเรื่อง การพยากรณ์ผู้เข้ารับการบำบัดการเสพติดระบบสมัครใจ โดยใช้วิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล (Time Series Data Mining Techniques) โดยการนำเทคนิคเหมืองข้อมูลทั้ง 3 เทคนิคนำมาสร้างแบบจำลองข้อมูล ได้แก่ แบบจำลองด้วยเทคนิคถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) แบบจำลองที่สร้างด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (Multi-Layer Perceptron) แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย (Support Vector Machine for Regression) ทางผู้วิจัยเลือกใช้ข้อมูลผู้เข้ารับการบำบัดการเสพติด ตั้งแต่ ปี พ.ศ. 2557 ถึง ปี พ.ศ. 2565 เป็นจำนวน 9 ปี โดยทำเป็นชุดข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Training Data Set) ใช้ข้อมูลตั้งแต่ ปี 2557 ถึง ปี 2565 และจากวัตถุประสงค์ (1) สามารถใช้ “ยาทดแทน” หรือ CBD สารสกัดน้ำมันกัญชาทางการแพทย์ เพื่อแก้ปัญหาการเสพติดยาบ้าได้ และยาทดแทนนี้มีส่วนประกอบในด้านช่วยให้เกิดอาการอ่อนคลาย ลดอาการวิตกกังวล ลดอาการทางจิต ลดอาการคลื่นไส้ และที่สำคัญไม่ทำให้มีนิเมาหรือเสพติด สำหรับด้านงบประมาณทางผู้วิจัยไม่สามารถหาเป็นตัวเลขที่แน่นอนได้เนื่องจากสภาพของผู้เสพติดแต่ละคนไม่เหมือนกัน เสพติดมามากน้อยไม่เท่ากัน แต่จากการค้นหาข้อมูลก็สามารถสรุปข้อมูลออกมาคร่าวๆได้ดังนี้

1. ราคาของยาทดแทนหรือ CBD จะอยู่ที่ 3,000 บาทโดยเฉลี่ย โดยที่มีความจุที่ 15 มล.
2. สำหรับการใช้งานเพื่อบำบัดช่วยเหลือควรทำตามใบสั่งแพทย์ คือจำนวนงบประมาณและเวลา

ผลสรุปการวิจัยสามารถสรุปได้ว่า รายปีตั้งแต่ปี 2557 ถึง ปี 2565 แสดงให้เห็นว่าการใช้แบบจำลองถดถอยเชิงเส้น ค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ (Magnitude of Relative Error: MRE) ที่น้อยที่สุดคือ 0.0060 จังหวัดนครราชสีมา (DS#7) และแบบจำลองที่สร้างด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ ที่น้อยที่สุดคือ 0.0638 จังหวัดเชียงใหม่ (DS#1) และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ ที่น้อยที่สุดคือ 0.0141 จังหวัดขอนแก่น (DS#5)

ปัญหาและอุปสรรค

1. ข้อมูลเป็นชุดข้อมูลรายปีทำให้การพยากรณ์หาค่าเฉลี่ยอาจจะมีความคลาดเคลื่อนมาก
2. แหล่งการหาข้อมูลมีจำกัด ที่ทำได้เจอเพียงเว็บไซต์เดียว

ข้อเสนอแนะ

เนื่องจากข้อมูลเป็นรายปีดังนั้นจึงมีข้อมูลเป็นชุดเดียวทำให้ไม่สามารถหาค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ (MMRE) ได้

การที่แบบจำลองจะสามารถทำนายผลได้อย่างแม่นยำต้องอาศัยข้อมูลเป็นจำนวนมากและข้อมูลนั้นควรจะมีคุณสมบัติของข้อมูลที่มาก จึงควรศึกษาข้อมูลที่สามารถหาได้จากหลากหลายแหล่งก่อนเริ่มทำงานวิจัยในหัวข้อดังกล่าว เพื่อศึกษาถึงความเป็นไปได้ต่างๆ จะทำให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากขึ้น



บรรณานุกรม

- ข้อมูลเปิดภาครัฐ สำนักงาน ป.ป.ส. (ม.ป.ป.). *การบำบัดรักษายาเสพติด*. <https://data.oncb.go.th/treat>
- ณริยะ อัครวรรณ และ จารี ทองคำ. (2561). การพยากรณ์การใช้หนังสือด้วยเทคนิคอนุกรมเวลา. *วารสารวิชาการการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรม*, 8(2), 183-194. <https://ph01.tci-thaijo.org/index.php/jitubru/article/view/163494>
- เฉลิมพล จตุพร. (2560). *การวิเคราะห์อนุกรมเวลาเบื้องต้น*. <https://cj007blog.files.wordpress.com/2020/04/03-basic-of-time-series-analysis.pdf>.
- ปัทมญา บุญรักษา และ จารี ทองคำ. (2560). การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการเกิดอุบัติเหตุ. *วารสารวิชาการการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรม*, 4(1), 39-46. <https://ph02.tci-thaijo.org/index.php/itm-journal/article/view/115315/89125>
- พิชญากร เลค. (2560). *การพยากรณ์อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินต่างประเทศ โดยใช้การวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมือนข้อมูล*. *วารสารวิชาการ สมาคมสถาบันอุดมศึกษาเอกชนแห่งประเทศไทย (วิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี)*, 7(1), 28-45.
- ภูมิฐาน รังคกุลวัฒน์. (2562). *ข้อมูลอนุกรมเวลา*. https://economics.utcc.ac.th/wpcontent/uploads/Time-Series-for-Econ-and-Bus_Poomthan.pdf
- วรวิทย์ จันท์สุวรรณ. (2565). *การวิเคราะห์การถดถอยและสหสัมพันธ์ด้วยโปรแกรม MS Excel*. https://web.rmutp.ac.th/woravith/?page_id=8206
- วีรศักดิ์ ฟองเงิน, วรปภา อารีราษฎร์, และ เผด็จ พรหมสาขา ณ สกลนคร. (2561). การพยากรณ์ปริมาณน้ำในเขื่อนกิ่วลม โดยใช้เทคนิคเหมือนข้อมูล. *วารสารวิทยาการจัดการสมัยใหม่*, 10(2), 28-33. <https://ph02.tci-thaijo.org/index.php/itm-journal/article/view/115233/89075>
- ศูนย์บำบัดยาเสพติดเอกชน ภูฟ้าเรสท์โฮม. (2566). *ปัญหาเสพติดในไทย และแนวทางการแก้ไข ปี 2566*. <https://www.phufaresthome.com/blog/drugs-problem-in-thailand-2566/>
- สมชาย ปราการเจริญ, อุดม จีนประดับ, มนต์ชัย เทียนทอง, และ มนต์ชัย เทียนทอง. (2551). การประมาณการเวลาในการพัฒนาซอฟต์แวร์ประยุกต์เชิงโครงสร้าง โดยวิธีแบบจำลองสมการโครงสร้าง. *วารสารเทคโนโลยีและสารสนเทศ*, 4(1), 29-37. https://ph01.tci-thaijo.org/index.php/IT_Journal/article/view/73375/59080

สมร เหล็กกล้า และ จารีย์ ทองคำ. (2561). การพยากรณ์แนวโน้มอัตราแลกเปลี่ยนเงินตราต่างประเทศโดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลา. *วารสารวิชาการเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรม*, 5(2), 94-103.

<https://ph02.tci-thaijo.org/index.php/itm-journal/article/view/118652>

สุภาพร บรรดาศักดิ์, จุฑามาศ แป้นทอง, และ นุทยา กัลป์ลา. (2559). พยากรณ์การใช้ลูกกอล์ฟในสนามฝึกซ้อมโดยใช้ตัวแปรอนุกรมเวลา. ใน *การประชุมสวสนันท์หาวิชาการระดับชาติ ด้าน "การวิจัยเพื่อการพัฒนาอย่างยั่งยืน" ครั้งที่ 4*. มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.

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

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

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





ภาคผนวก

ภาคผนวก ก
คู่มือการติดตั้งโปรแกรม

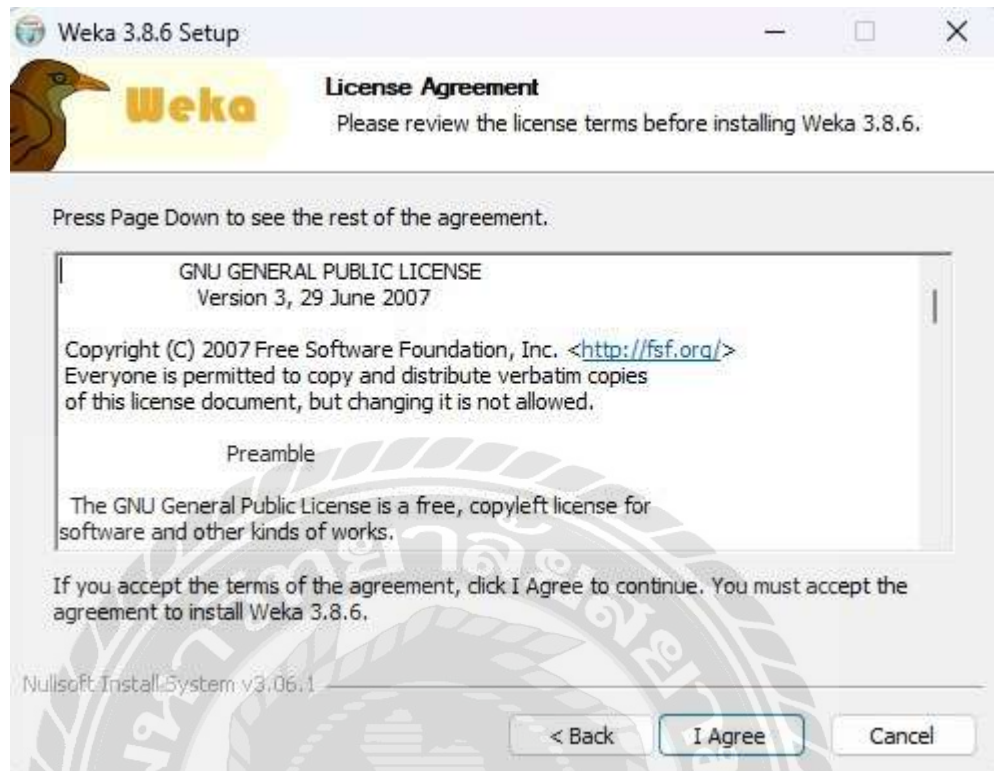
Install Program

1. ดับเบิลคลิก



ภาพที่ ก.1 หน้าจอโปรแกรม Weka 3.8.6

2. กดปุ่ม Next > เพื่อไปยังหน้าต่อไป



ภาพที่ ก.2 หน้าจอยอมรับเงื่อนไขการติดตั้ง Weka 3.8.6

- กดปุ่ม I Agree เพื่อไปยังหน้าต่อไป



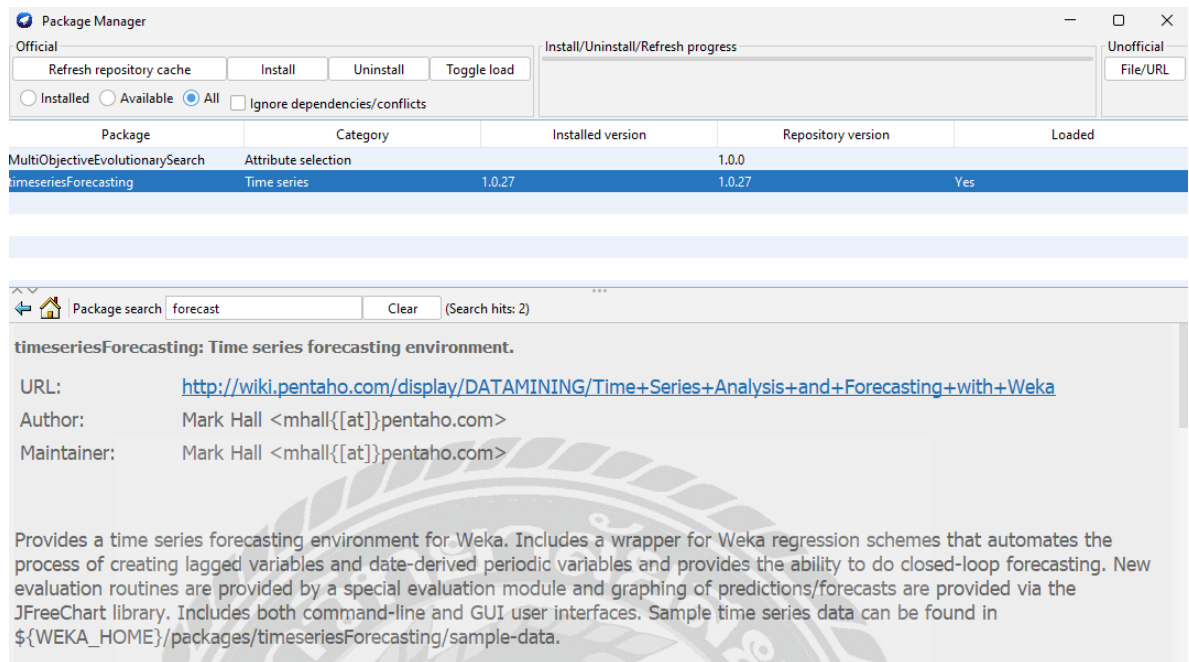
ภาพที่ ก.3 หน้าจอโปรแกรม

4. ทำการเปิดโปรแกรมหน้าแรกขึ้นมา



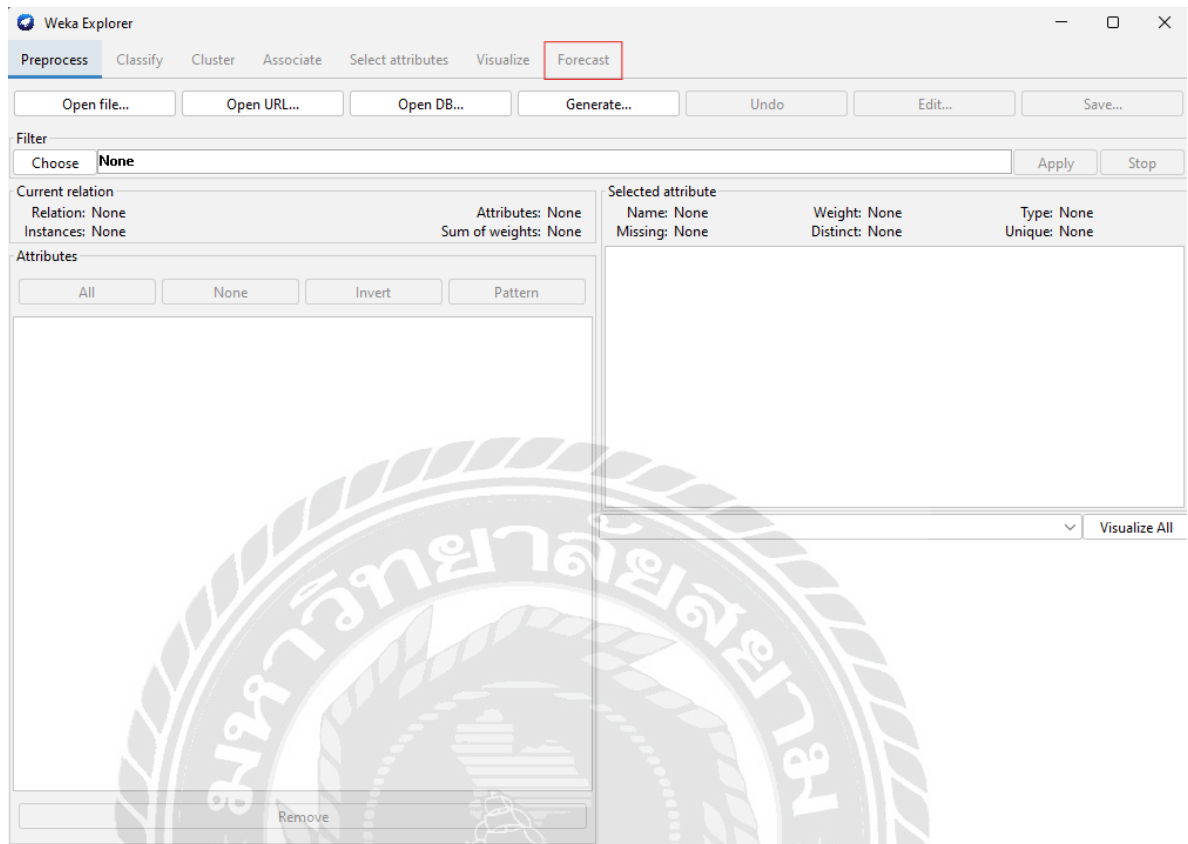
ภาพที่ ก.4 หน้าจอทำการเลือก Tools > Package manager

5. ทำการเลือกหัวข้อ Tools > Package manager เพื่อดาวน์โหลดส่วนเสริม Forecast ที่จะนำมาใช้งาน



ภาพที่ ก.5 หน้าจอดาวน์โหลดส่วนเสริมของโปรแกรม

6. หน้าจอแสดงผลการค้นหาส่วนเสริมที่ต้องการดาวน์โหลดเพิ่มเติม อย่งในงานวิจัยนี้ ให้ทำการค้นหาด้วยคำว่า forecast ในช่อง Package search แล้วทำการดาวน์โหลด Package ที่ชื่อ timeseriesForecasting



ภาพที่ ก.6 หน้าจอการใช้งานของโปรแกรมหลังจากดาวน์โหลดส่วนเสริม

7. ในหน้าจอโปรแกรมแบบปกติจะไม่มีคำสั่งในหัวข้อ Forecast อยู่ต้องทำการดาวน์โหลดส่วนเสริมก่อนจึงจะสามารถใช้งานได้

ประวัติผู้จัดทำ

รหัสนักศึกษา	6005020001
ชื่อ-นามสกุล	นายจิรัฏฐ์ ทองภูธรณ์
ที่อยู่	31 ซอยสวนมะพร้าว (แยก14) ถนนเพชรเกษม 48 แขวงบางด้วน เขตภาษีเจริญ กรุงเทพมหานคร 10160
เบอร์โทรศัพท์	081-828-8098
E-Mail	vandoza2009@gmail.com
ระดับประกาศนียบัตรวิชาชีพชั้นสูง	โรงเรียนจันทร์ประดิษฐารามวิทยาคม
ระดับปริญญาตรี	มหาวิทยาลัยสยาม

