

การทำนายอาชญากรรมผ่านการวิเคราะห์ร่วมกันของข้อมูลสถานีตำรวจใกล้เคียง

นางสาวศิริสวยา หงษ์ยนต์

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2566

Crime Prediction Through Collaborative Analysis of Proximate Police Stations Data

Miss Siraswaya Hongyon

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of
Master of Science in Computer Science
Department of Computer Engineering
Faculty of Engineering
Chulalongkorn University
Academic Year 2023



421964054

CU IThesis 6470282721 thesis / recv: 24062567 17:38:37 / seq: 12

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การทำนายอาชญากรรมผ่านการวิเคราะห์ร่วมกันของข้อมูล สถานที่ตำรวจใกล้เคียง
โดย	นางสาวศิริสวยา หงษ์ยนต์
สาขาวิชา	วิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	ศาสตราจารย์ ดร.ประภาส จงสฤษดิ์วัฒนา

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้หัวข้อวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่ง
ของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์
(ศาสตราจารย์ ดร.สุพจน์ เตชวรสินสกุล)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุกรี สิ้นธุภิณโณ)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก
(ศาสตราจารย์ ดร.ประภาส จงสฤษดิ์วัฒนา)

..... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ธันสนี เพียรตระกูล)

ศิริสวยา หงษ์ยนต์ : การทำนายอาชญากรรมผ่านการวิเคราะห์ร่วมกันของข้อมูลสถานี
ตำรวจใกล้เคียง. (Crime Prediction Through Collaborative Analysis of
Proximate Police Stations Data) อ.ที่ปรึกษาหลัก : ศ. ดร.ประภาส จงสถิตย์วัฒนา

การทำนายอาชญากรรมผ่านการวิเคราะห์ร่วมกันของข้อมูลสถานีตำรวจใกล้เคียงจะช่วยให้ข้อมูลมีความแม่นยำมากขึ้น ซึ่งจะเป็นประโยชน์กับสถานีตำรวจแต่ละแห่งที่จะนำผลลัพธ์ที่ได้ไปประกอบการปรับกลยุทธ์การป้องกันอาชญากรรมรวมถึงการจัดสรรกำลังพลให้กับหน่วยงานของตนเองได้มีประสิทธิภาพมากขึ้น การเรียนรู้ด้วยเครื่องกลายเป็นเครื่องมือสำคัญในการทำนายอาชญากรรมซึ่งช่วยให้มีความแม่นยำมากขึ้น ในการศึกษาเรื่องนี้มุ่งเน้นไปที่การทำนายจำนวนอาชญากรรมที่จะเกิดขึ้นในสถานีตำรวจปทุมวัน ด้วยการใช้อัลกอริทึมการวิเคราะห์ข้อมูลจากสถานีตำรวจทั่วประเทศตั้งแต่มกราคมปี 2554 ถึงกุมภาพันธ์ปี 2565 โดยใช้แบบจำลองการ K-Means เพื่อจัดกลุ่มสถานีตำรวจที่มีรูปแบบอาชญากรรมคล้ายคลึงกับสถานีตำรวจปทุมวัน ผลลัพธ์ที่ได้จากการจัดกลุ่มพบว่าสถานีตำรวจวังทองกลาง, นางเลิ้ง, ดุสิต, บางซื่อ, พุ้มมหาเมฆ, สำเหร่, สุทธิสาร, ปากคลองสาน, บางกอกใหญ่, บางกอกน้อย, มักกะสัน, บางยี่เรือและตลาดพลูถูกจัดให้อยู่กลุ่มเดียวกับสถานีตำรวจปทุมวัน จากนั้นจึงใช้แบบจำลอง LSTM ในการทำนายอาชญากรรมของสถานีตำรวจปทุมวันผ่านการวิเคราะห์ร่วมกับข้อมูลสถานีตำรวจใกล้เคียง ชุดข้อมูลการฝึกใช้ข้อมูลสถานีตำรวจปทุมวันจับคู่กับสถานีตำรวจภายในกลุ่มเดียวกัน ซึ่งผลการวิจัยพบว่าการวิเคราะห์ร่วมกันระหว่างสถานีตำรวจปทุมวันและสถานีตำรวจวังทองกลาง, นางเลิ้ง, ดุสิต, บางซื่อ, ปากคลองสาน, บางกอกน้อย, มักกะสันและตลาดพลูส่งผลให้ RMSE และ MAE ลดลง เมื่อเทียบกับการใช้ข้อมูลสถานีตำรวจปทุมวันเพียงอย่างเดียว แสดงให้เห็นว่าการวิเคราะห์ร่วมกันของข้อมูลสถานีตำรวจใกล้เคียงช่วยเพิ่มประสิทธิภาพและความแม่นยำของการทำนายอาชญากรรมและจะส่งผลให้เป็นประโยชน์ต่อการนำไปประยุกต์ใช้เพื่อปรับกลยุทธ์การบังคับใช้กฎหมายมีประสิทธิภาพมากขึ้น

สาขาวิชา วิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์

ลายมือชื่อนิสิต

ปีการศึกษา 2566

ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก

6470282721 : MAJOR COMPUTER SCIENCE

KEYWORD:

Siraswaya Hongyon : Crime Prediction Through Collaborative Analysis of Proximate Police Stations Data. Advisor: Prof. Dr. Prabhas Chongstitvatana, Ph.D.

Crime prediction is a crucial aspect of law enforcement strategies and crime prevention efforts. Machine learning has emerged as a valuable tool in crime prediction, allowing for more accurate forecasting. We focus on forecasting the number of crimes at Pathumwan Police Station in Thailand. Utilizing criminal records from various police stations across Thailand spanning from January 2011 to February 2022, we employ the K-Means clustering algorithm to group police stations exhibiting similar crime patterns to Pathumwan. The clustering results reveal that Wang Thonglang, Nang Loeng, Dusit, Bang Sue, Thung Maha Mek, Samre, Sutthisan, Pak Khlong San, Bangkok Yai, Bangkok Noi, Makkasan, Bang Yi Ruea, and Talat Phlu are clustered together with Pathumwan. Subsequently, we apply the LSTM model to forecast crimes at Pathumwan. The training dataset comprises paired data from police stations within the same cluster as Pathumwan. Our findings indicate that combining data from Wang Thonglang, Nang Loeng, Dusit, Bang Sue, Pak Khlong San, Bangkok Noi, Makkasan, and Talat Phlu with Pathumwan results in lower errors in RMSE and MAE compared to using only Pathumwan data. This collaborative approach enhances the accuracy of crime prediction models and contributes to more effective law enforcement strategies.

Field of Study: Computer Science

Student's Signature

Academic Year: 2023

Advisor's Signature

กิตติกรรมประกาศ

การทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นหนึ่งในการเรียนรู้ครั้งสำคัญของผู้วิจัย ด้วยความหวังที่จะนำความรู้ทางด้านวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์มาใช้ให้เกิดประโยชน์กับผู้คนไม่มากนักน้อย ซึ่งตลอดระยะเวลาของการทำวิทยานิพนธ์ผู้วิจัยได้พบกับอุปสรรคมากมาย เนื่องจากภาระหน้าที่ในการทำงานพร้อมกับเรียนไปด้วยนั้นมีมาก และตอนนี้ที่วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จัดทำขึ้นได้เป็นผลสำเร็จ ผู้วิจัยจึงขอแสดงความขอบคุณกับผู้คนมากมายที่คอยช่วยเหลือและสนับสนุนผู้วิจัยมาโดยตลอด

ขอขอบพระคุณ ศาสตราจารย์ ดร.ประภาส จงสถิตย์วัฒนา อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ซึ่งได้ให้ความรู้ คำปรึกษา และแนวทางในการจัดทำวิทยานิพนธ์ครั้งนี้จนสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

ขอขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุกรี สิทธิภิญโญ ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ธนสนี เพียรตระกูล กรรมการสอบวิทยานิพนธ์ที่ได้ให้คำแนะนำ และชี้แนะแนวทางที่เป็นประโยชน์ต่อการทำวิทยานิพนธ์ให้สำเร็จลุล่วงด้วยดี

ขอขอบพระคุณ กองทะเบียนประวัติอาชญากรสังกัดสำนักงานตำรวจแห่งชาติที่เป็นส่วนสำคัญที่ให้ข้อมูลมาใช้ในงานวิจัยจนลุล่วงไปได้ด้วยดี

ขอขอบคุณเพื่อน พี่ และน้องในกลุ่มที่เรียนปริญญาโทด้วยกันสำหรับการให้กำลังใจซึ่งกันและกัน รวมทั้งคอยให้คำแนะนำต่าง ๆ ที่เป็นประโยชน์กับการทำวิทยานิพนธ์จนสำเร็จลุล่วงด้วยดี

ขอขอบคุณครอบครัวของผู้วิจัย ทั้งแม่ พี่สาว น้องชาย และน้องสาวที่คอยเป็นกำลังใจ คอยสนับสนุนและเชื่อมั่นในตัวผู้วิจัยตลอดมา สิ่งนี้เป็นกำลังใจสำคัญที่ทำให้การทำวิทยานิพนธ์นี้สำเร็จลุล่วงด้วยดี

และสุดท้ายนี้ อยากขอขอบคุณตัวของผู้วิจัยเอง ที่มีความอดทนและตั้งใจทำวิทยานิพนธ์นี้จนสำเร็จลุล่วง แม้ว่าจะต้องเจออุปสรรคต่าง ๆ เข้ามา ซึ่งการทำวิทยานิพนธ์นี้ถือเป็นประสบการณ์ที่มีค่ามากต่อผู้ทำวิจัยเอง

ศิริสวยา หงษ์ยนต์

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ค
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	ง
กิตติกรรมประกาศ.....	จ
สารบัญ.....	ฉ
สารบัญตาราง.....	ฎ
สารบัญภาพ	ณ
บทที่ 1	1
บทนำ	1
1.1. ที่มาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2. คำถามทางงานวิจัย.....	2
1.3. วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	2
1.4. ขอบเขตการดำเนินงาน.....	2
1.5. ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	2
1.6. ขั้นตอนการดำเนินงาน.....	3
บทที่ 2	4
ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	4
2.1. ข้อมูลประวัติอาชญากร	4
1.1.1 อาชญากร.....	4
1.1.2 ข้อมูลประวัติอาชญากร	4
2.2. การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning).....	4
2.3. การแบ่งกลุ่มข้อมูลแบบเคมีน (K-Mean Clustering).....	4



4219664054

CD IThesis 6470282721 thesis / rev: 24062567 17:38:37 / seq: 12

2.4. แบบจำลอง Long Short-Term Memory (LSTM) 6

 2.4.1 Forget gate layer..... 7

 2.4.2 Input gate layer..... 8

 2.4.3 Output gate layer 8

2.5. การวัดประสิทธิภาพการทำงาน (Performance Evaluation) 10

 2.5.1 Root Mean Square Error (RMSE) 10

 2.5.2 Mean Absolute Error (MAE)..... 11

บทที่ 3 12

 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 12

 3.1. Comparison of Machine Learning Algorithms for Predicting Crime Hotspots..... 12

 3.2. Predicting incidents of crime through LSTM neural networks in smart city domain 12

 3.3. Designing Time Series Crime Prediction Model using Long Short-Term Memory Recurrent Neural Network..... 13

 3.4. Big Data Analytics and Mining for Effective Visualization and Trends Forecasting of Crime Data..... 13

 3.5. Forecasting Economics and Financial Time Series: ARIMA vs. LSTM..... 13

 3.6. Spatiotemporal Analysis and Prediction of Crime Events in Atlanta Using Deep Learning..... 14

 3.7. An Efficient Anomaly Recognition Framework Using an Attention Residual LSTM in Surveillance Videos..... 14

บทที่ 4 15

 ระเบียบวิธีการวิจัย 15

 4.1. การเก็บรวบรวมข้อมูล (Collect the dataset) 15

 4.2. การจัดเตรียมข้อมูล (Data Preprocessing) 15

4.2.1	ทำความสะอาดข้อมูล (Cleansing Data)	15
4.3.	การแปลงข้อมูล (Data transformation)	16
4.3.1	การแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบรายเดือน.....	16
4.3.2	การจัดการกับข้อมูลที่หายไปหรือไม่สมบูรณ์ด้วยการแทนที่ค่า 0.....	16
4.3.3	การทำ Normalization	17
4.4.	การเลือกคุณลักษณะ (Feature Selection).....	17
4.5.	การแบ่งกลุ่มข้อมูลสถานีตำรวจโดยใช้ K-Mean (Clustering).....	19
4.6.	การทำนายเหตุอาชญากรรมด้วย Long short-term memory (LSTM)	19
4.6.1	การแบ่งชุดข้อมูลสำหรับเรียนรู้และชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ (Training and Testing Dataset).....	19
4.6.2	การกำหนดค่าทางสถาปัตยกรรมของ LSTM เพื่อการทำนายเหตุอาชญากรรมที่จะเกิดขึ้นผ่านการวิเคราะห์ร่วมกันของสถานีตำรวจใกล้เคียง	19
4.6.3	การกำหนดข้อมูลเพื่อการทำนายเหตุอาชญากรรมที่จะเกิดขึ้นผ่านการวิเคราะห์ร่วมกันของสถานีตำรวจใกล้เคียง.....	20
4.7.	การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง (Model Evaluation)	21
บทที่ 5	22
	ผลการทดลองและอภิปรายผลการทดลอง	22
5.1.	การแบ่งกลุ่มข้อมูลสถานีตำรวจโดยใช้ K-Mean (Clustering).....	22
5.2.	เปรียบเทียบสถานีตำรวจเพื่อวิเคราะห์ร่วมกันของข้อมูลสถานีตำรวจ.....	26
5.2.1	เปรียบเทียบข้อมูลของกลุ่มสถานีตำรวจที่ถูกจัดให้อยู่ในกลุ่มเดียวกับสถานีตำรวจปทุมวัน	26
5.2.2	เปรียบเทียบข้อมูลสถานีตำรวจที่ถูกจัดให้อยู่ในกลุ่มเดียวกับสถานีตำรวจปทุมวันรายสถานี	27
5.2.3	การหาค่าสหสัมพันธ์ (correlation) เปรียบเทียบข้อมูลของกลุ่มสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันกับสถานีตำรวจใกล้เคียง	33

5.2.4 การหาค่าค่าสหสัมพันธ์ (correlation) เปรียบเทียบข้อมูลของค่าความผิดพลาดและ
ระยะห่างของจุดศูนย์กลางของข้อมูลกับจุดข้อมูล 35

5.3. ผลการทำนายอาชญากรรมผ่านการวิเคราะห์ร่วมกันของข้อมูลสถานีตำรวจใกล้เคียง..... 36

5.3.1 สถานีตำรวจนครบาลปทุมวัน 36

5.3.2 สถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลวังทองหลาง 37

5.3.3 วิเคราะห์สถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลนางเลิ้ง..... 40

5.3.4 วิเคราะห์สถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลดุสิต 42

5.3.5 วิเคราะห์สถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางซื่อ 45

5.3.6 วิเคราะห์สถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลทุ่งมหาเมฆ..... 47

5.3.7 วิเคราะห์สถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลสำเหร่ 50

5.3.8 วิเคราะห์สถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลสุทธิสาร 52

5.3.9 วิเคราะห์สถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลปากคลองสาน... 55

5.3.10 วิเคราะห์สถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางกอก
ใหญ่ 57

5.3.11 วิเคราะห์สถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางกอก
น้อย 59

5.3.12 วิเคราะห์สถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลมักกะสัน
62

5.3.13 วิเคราะห์สถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางยี่เรือ
64

5.3.14 วิเคราะห์สถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลตลาดพลู
67

บทที่ 6 71

สรุปการวิจัยและแนวทางการวิจัยในขั้นถัดไป 71

6.1 สรุปการวิจัย 71

6.2 ข้อจำกัดของงานวิจัย	72
6.3 แนวทางการวิจัยในอนาคต	73
บรรณานุกรม.....	74
ประวัติผู้เขียน.....	78



4219664054

CU IThesis 6470282721 thesis / rev: 24062567 17:38:37 / seq: 12

สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 1 การเปรียบเทียบค่า Inertia และ %ความแตกต่างของการหาค่า K.....	25
ตารางที่ 2 แสดงค่า correlation การจับคู่ข้อมูลสถานีปทุมวันและสถานีใกล้เคียง	35
ตารางที่ 3 ตารางแสดงค่าสหสัมพันธ์ของค่าความผิดพลาดและ.....	36
ตารางที่ 4 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวัน.....	37
ตารางที่ 5 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับ สถานีตำรวจนครบาลวังทองหลาง	38
ตารางที่ 6 ภาพรวมสถิติ RMSE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานี ตำรวจนครบาลวังทองหลาง.....	39
ตารางที่ 7 ผลจากการทดสอบ T-Test.....	39
ตารางที่ 8 ภาพรวมสถิติ MAE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจ นครบาลวังทองหลาง.....	39
ตารางที่ 9 ผลจากการทดสอบ T-Test	39
ตารางที่ 10 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับ สถานีตำรวจนครบาลนางเลิ้ง.....	41
ตารางที่ 11 ภาพรวมสถิติ RMSE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานี ตำรวจนครบาลนางเลิ้ง	41
ตารางที่ 12 ผลจากการทดสอบ T-Test.....	41
ตารางที่ 13 ภาพรวมสถิติ MAE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานี ตำรวจนครบาลนางเลิ้ง	42
ตารางที่ 14 ผลจากการทดสอบ T-Test	42
ตารางที่ 15 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับ สถานีตำรวจนครบาลดุสิต	43



4219664054

CU_Thesisis 6470282721 thesisis / revv: 24062567 17:38:37 / seq: 12

ตารางที่ 16 ภาพรวมสถิติ RMSE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลดุสิต 44

ตารางที่ 17 ผลจากการทดสอบ T-Test 44

ตารางที่ 18 ภาพรวมสถิติ MAE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลดุสิต 44

ตารางที่ 19 ผลจากการทดสอบ T-Test 44

ตารางที่ 20 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางซื่อ 46

ตารางที่ 21 ภาพรวมสถิติ RMSE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางซื่อ 46

ตารางที่ 22 ผลจากการทดสอบ T-Test 46

ตารางที่ 23 ภาพรวมสถิติ MAE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางซื่อ 47

ตารางที่ 24 ผลจากการทดสอบ T-Test 47

ตารางที่ 25 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลทุ่งมหาเมฆ 48

ตารางที่ 26 ภาพรวมสถิติ RMSE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลทุ่งมหาเมฆ 49

ตารางที่ 27 ผลจากการทดสอบ T-Test 49

ตารางที่ 28 ภาพรวมสถิติ MAE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลทุ่งมหาเมฆ 49

ตารางที่ 29 ผลจากการทดสอบ T-Test 49

ตารางที่ 30 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลสำเหร่ 51

ตารางที่ 31 ภาพรวมสถิติ RMSE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลสำเหร่ 51

ตารางที่ 32 ผลจากการทดสอบ T-Test 51

ตารางที่ 33 ภาพรวมสถิติ MAE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลสำเหร่ 52

ตารางที่ 34 ผลจากการทดสอบ T-Test 52

ตารางที่ 35 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลสุทธิสาร 53

ตารางที่ 36 ภาพรวมสถิติ RMSE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลสุทธิสาร 54

ตารางที่ 37 ผลจากการทดสอบ T-Test 54

ตารางที่ 38 ภาพรวมสถิติ MAE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลสุทธิสาร 54

ตารางที่ 39 ผลจากการทดสอบ T-Test 54

ตารางที่ 40 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลปากคลองสาน 56

ตารางที่ 41 ภาพรวมสถิติ RMSE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลปากคลองสาน 56

ตารางที่ 42 ผลจากการทดสอบ T-Test 56

ตารางที่ 43 ภาพรวมสถิติ MAE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลปากคลองสาน 56

ตารางที่ 44 ผลจากการทดสอบ T-Test 57

ตารางที่ 45 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางกอกใหญ่ 58

ตารางที่ 46 ภาพรวมสถิติ RMSE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางกอกใหญ่.....	58
ตารางที่ 47 ผลจากการทดสอบ T-Test.....	58
ตารางที่ 48 ภาพรวมสถิติ MAE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางกอกใหญ่.....	59
ตารางที่ 49 ผลจากการทดสอบ T-Test.....	59
ตารางที่ 50 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางกอกน้อย.....	60
ตารางที่ 51 ภาพรวมสถิติ RMSE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางกอกน้อย.....	61
ตารางที่ 52 ผลจากการทดสอบ T-Test.....	61
ตารางที่ 53 ภาพรวมสถิติ MAE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางกอกน้อย.....	61
ตารางที่ 54 ผลจากการทดสอบ T-Test.....	61
ตารางที่ 55 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลมักกะสัน.....	63
ตารางที่ 56 ภาพรวมสถิติ RMSE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลมักกะสัน.....	63
ตารางที่ 57 ผลจากการทดสอบ T-Test.....	63
ตารางที่ 58 ภาพรวมสถิติ MAE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลมักกะสัน.....	64
ตารางที่ 59 ผลจากการทดสอบ T-Test.....	64
ตารางที่ 60 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางเขน.....	65



4219664054

CU Thesisis 6470282721 thesisis / revv: 24062567 17:38:37 / seq: 12

ตารางที่ 61 ภาพรวมสถิติ RMSE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางเขน 66

ตารางที่ 62 ผลจากการทดสอบ T-Test..... 66

ตารางที่ 63 ภาพรวมสถิติ MAE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางเขน 66

ตารางที่ 64 ผลจากการทดสอบ T-Test 66

ตารางที่ 65 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลตลาดพลู 68

ตารางที่ 66 ภาพรวมสถิติ RMSE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลตลาดพลู..... 68

ตารางที่ 67 ผลจากการทดสอบ T-Test..... 68

ตารางที่ 68 ภาพรวมสถิติ MAE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลตลาดพลู..... 69

ตารางที่ 69 ผลจากการทดสอบ T-Test 69

ตารางที่ 70 ค่าเฉลี่ยของการทดลอง 30 ครั้งทุก metric จากการทำนายเหตุอาชญากรรมผ่านการวิเคราะห์ร่วมกันกับข้อมูลสถานีตำรวจใกล้เคียง 70

ตารางที่ 71 แสดงค่าเฉลี่ยของ RMSE และ MAE ของข้อมูลสถานีปทุมวันและคู่ของสถานีใกล้เคียง 71

สารบัญภาพ

	หน้า
ภาพที่ 1 Elbow Method.....	5
ภาพที่ 2 Long Short-Term Memory (LSTM).....	9
ภาพที่ 3 ตัวอย่างข้อมูลประวัติอาชญากร	15
ภาพที่ 4 ตัวอย่างรวมข้อมูลก่อนและหลังปรับรูปแบบเป็นรายเดือน	16
ภาพที่ 5 ตัวอย่างข้อมูลก่อนจัดการกับข้อมูลที่หายไปหรือไม่สมบูรณ์	16
ภาพที่ 6 ตัวอย่างข้อมูลหลังจัดการกับข้อมูลที่หายไปหรือไม่สมบูรณ์	16
ภาพที่ 7 ตัวอย่างข้อมูลหลังการทำ Normalization.....	17
ภาพที่ 8 แผนที่สถานีตำรวจที่ 30 แห่งที่ใช้ในงานวิจัย	17
ภาพที่ 9 ตัวอย่างข้อมูลหลังการทำ Feature selection	18
ภาพที่ 10 ตัวอย่างการนำเข้าข้อมูลโดยใช้ข้อมูลเฉพาะสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันเพียงชุดเดียว	20
ภาพที่ 11 ตัวอย่างการนำเข้าข้อมูลโดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันกับสถานีตำรวจใกล้เคียงเพื่อทำนายข้อมูลเหตุอาชญากรรมของสถานีตำรวจนครบาลปทุมวัน	21
ภาพที่ 12 การหาค่า K ของกลุ่มโดยใช้ elbow method.....	22
ภาพที่ 13 การเปรียบเทียบค่า Inertia และ %ความแตกต่างของการหาค่า K	23
ภาพที่ 14 ภาพแสดงจุดข้อมูลและจุดศูนย์กลางของข้อมูลหลังทำการจัดกลุ่มข้อมูลด้วย K-Means	25
ภาพที่ 15 แผนที่แสดงตำแหน่งที่ตั้งของสถานีตำรวจที่เลือกใช้สำหรับการศึกษา.....	26
ภาพที่ 16 กราฟแสดงสถานีตำรวจที่อยู่กลุ่มเดียวกันกับสถานีตำรวจปทุมวัน.....	26
ภาพที่ 17 กราฟเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างสถานีตำรวจปทุมวันและสถานีตำรวจวังทองหลาง	27
ภาพที่ 18 กราฟเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างสถานีตำรวจปทุมวันและสถานีตำรวจนางเลิ้ง.....	27
ภาพที่ 19 กราฟเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างสถานีตำรวจปทุมวันและสถานีตำรวจดุสิต	28



4219664054

CU Thesisis 6470282721 thesis / revv: 24062567 17:38:37 / seq: 12

ภาพที่ 20	กราฟเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างสถานีตำรวจปทุมวันและสถานีตำรวจบางซื่อ.....	28
ภาพที่ 21	กราฟเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างสถานีตำรวจปทุมวันและสถานีตำรวจทุ่งมหาเมฆ	29
ภาพที่ 22	กราฟเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างสถานีตำรวจปทุมวันและสถานีตำรวจสำเหร่.....	29
ภาพที่ 23	กราฟเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างสถานีตำรวจปทุมวันและสถานีตำรวจสุทธิสาร	30
ภาพที่ 24	กราฟเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างสถานีตำรวจปทุมวันและสถานีตำรวจปากคลองสาน	30
ภาพที่ 25	กราฟเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างสถานีตำรวจปทุมวันและสถานีตำรวจบางกอกใหญ่..	31
ภาพที่ 26	กราฟเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างสถานีตำรวจปทุมวันและสถานีตำรวจบางกอกน้อย...	31
ภาพที่ 27	กราฟเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างสถานีตำรวจปทุมวันและสถานีตำรวจมักกะสัน	32
ภาพที่ 28	กราฟเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างสถานีตำรวจปทุมวันและสถานีตำรวจบางยี่เรือ	32
ภาพที่ 29	กราฟเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างสถานีตำรวจปทุมวันและสถานีตำรวจตลาดพลู	33
ภาพที่ 30	กราฟแสดงค่า correlation ของตัวอย่างคู่ข้อมูลสถานีตำรวจปทุมวันกับวังทองหลาง.....	33
ภาพที่ 31	กราฟแสดงค่า correlation ของตัวอย่างคู่ข้อมูลสถานีตำรวจปทุมวันกับบางยี่เรือ.....	34
ภาพที่ 32	แสดงข้อมูลระหว่าง RMSE และ Euclidean distance.....	35
ภาพที่ 33	แสดงข้อมูลระหว่าง MAE และ Euclidean distance	35



4219684054

บทที่ 1

บทนำ

1.1. ที่มาและความสำคัญของปัญหา

ปัญหาอาชญากรรมเป็นปัญหาที่คุกคามสวัสดิภาพ ความสงบเรียบร้อยของประชาชนในสังคมไทยอย่างมาก เช่น คดีประทุษร้ายต่อทรัพย์สิน ต่อชีวิตหรือร่างกาย สาเหตุของการก่ออาชญากรรมนั้นมีปัจจัยซับซ้อนมาก อาชญากรรมเป็นปัญหาสังคมสำคัญปัญหาหนึ่ง ปัจจุบันอาชญากรรมที่เกิดจากพฤติกรรมของคนร้ายจะวิวัฒนาการควบคู่ไปกับความเจริญของสังคมและเทคโนโลยี สังคมยังมีความเจริญเติบโตมากขึ้นเท่าใด อาชญากรรมก็จะเจริญเติบโตมากขึ้นเท่านั้น ถือได้ว่าเป็นสิ่งที่สังคมไม่อาจหลีกเลี่ยงได้ โดยยิ่งสังคมเมืองมีความเจริญและมีประชากรมอยู่หนาแน่นมาก ยิ่งต้องประสบผลร้ายที่เกิดจากปัญหาอาชญากรรมมากขึ้นเท่านั้น ทั้งยังสูญเสียงบประมาณแผ่นดินในการป้องกันและปราบปรามมากขึ้นอีกด้วย

การก่อเหตุอาชญากรรมที่เกิดขึ้นในประเทศไทยในแต่ละพื้นที่นั้นมีจำนวนมาก แต่จะแตกต่างกันด้วยหลายปัจจัย ตัวอย่างเช่น สภาพเศรษฐกิจ การว่างงาน ความยากจน ความเสื่อมโทรมทางศีลธรรม และอื่น ๆ ที่ส่งผลกระทบต่อจำนวนอาชญากรรม ด้วยเหตุนี้ทำให้กำลังพลของเจ้าหน้าที่ตำรวจที่คอยดูแลรักษาความปลอดภัยนั้นไม่เพียงพอต่อการป้องกันพื้นที่ที่อาจเกิดเหตุ เนื่องจากปัจจุบันสำนักงานตำรวจแห่งชาติได้มีการจัดสรรกำลังพลแบบจำกัดจำนวนที่แน่นอนไม่สามารถปรับเปลี่ยนได้ในช่วงเวลาสั้นๆ แม้ว่าความเป็นจริงบางช่วงเวลาในบางพื้นที่อาจมีการก่อเหตุอาชญากรรมจำนวนมากกว่า แต่บางพื้นที่กลับมีจำนวนน้อยมากหรืออาจไม่มีเลย จึงทำให้การจัดสรรกำลังอัตรากำลังพลไม่มีความยืดหยุ่นต่อการดูแลและป้องกันเท่าที่ควรจะเป็น ซึ่งเกิดจากยังไม่มีข้อมูลที่จำเป็นมาใช้ประกอบการวางแผนในแต่ละช่วงเวลาให้เกิดประสิทธิภาพสูงสุดได้อย่างไร

แนวทางการทำนายเหตุที่จะเกิดอาชญากรรมสามารถใช้หลักการทางสถิติและการเรียนรู้ของเครื่อง เพื่อเรียนรู้รูปแบบของข้อมูลประวัติการก่อเหตุอาชญากรรมรวมถึงในด้านความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเหล่านี้มีความซับซ้อนจึงเป็นเหตุให้มันักวิจัยจำนวนหนึ่งที่ประยุกต์ใช้เทคโนโลยีทางด้านการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) และการเรียนรู้เชิงลึก (deep learning) มาช่วยให้การคัดเลือกมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

งานวิจัยชิ้นนี้เสนอการใช้ Long Short-Term Memory (LSTM) ซึ่งเป็นการวิเคราะห์ข้อมูลที่มีลักษณะเป็นอนุกรมเวลา (Time-Series) ที่มีประสิทธิภาพสูง ดังนั้นการใช้การวิเคราะห์และทำนายอาชญากรรมที่อาจจะเกิดขึ้นในอนาคตมาเป็นหนึ่งในข้อมูลประกอบเพื่อจำแนกพฤติกรรมและทำให้ทราบพฤติกรรมของการก่ออาชญากรรมในแต่ละเขตพื้นที่นั้นจะทำให้การวางแผนการ และการ

รับมือการก่อเหตุในแต่ละช่วงเวลาเกิดประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น โดยงานวิจัยนี้จะใช้ปัจจัยเชิงเทคนิค (Technical Factor) และปัจจัยทางอาชญวิทยา (Criminological Factor) เป็นตัวแปรตั้งต้นเพื่อใช้ในการทำนายอาชญากรรมที่จะเกิดขึ้นในอนาคตที่มีประสิทธิภาพที่สูงขึ้น

1.2. คำถามทางงานวิจัย

การใช้ข้อมูลสถานีอื่นคู่กับสถานีที่กำหนดช่วยให้ผลการทำนายเหตุอาชญากรรมมีความแม่นยำขึ้นหรือไม่

1.3. วัตถุประสงค์ของการวิจัย

พัฒนาประสิทธิภาพของแบบจำลองสำหรับการทำนายอาชญากรรม เพื่อนำไปใช้ประกอบการวางแผนป้องกันและปราบปรามให้มีความพร้อมในการรับมือเหตุอาชญากรรมที่อาจเกิดขึ้นในอนาคตได้

เพื่อทำนายจำนวนอาชญากรรมที่อาจเกิดขึ้นในแต่ละพื้นที่ภายใต้ความดูแลของสถานีของตำรวจเพื่อนำไปใช้ประกอบการวางแผนเพื่อเตรียมการป้องกันและปราบปรามเหตุได้อย่างทั่วถึงและทันทั่วถึง โดยใช้ข้อมูลประวัติอาชญากรรมย้อนหลัง 10 ปีของแต่ละสถานีที่ทั่วประเทศไทย

1.4. ขอบเขตการดำเนินงาน

ชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับงานวิจัยในครั้งนี้เป็นชุดข้อมูลจากกองทะเบียนประวัติอาชญากร สำนักงานตำรวจแห่งชาติประเทศไทย ตั้งแต่ปี 2011-2020 ซึ่งประกอบไปด้วยข้อมูลชื่อสถานีตำรวจเจ้าของพื้นที่, อำเภอ, จังหวัด, ประเภทคดี และวันที่เกิดเหตุ

1.5. ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. เพื่อให้สำนักงานตำรวจแห่งชาติสามารถนำข้อมูลการทำนายอาชญากรรมไปใช้ประกอบการวางแผนการป้องกันและปราบปรามเหตุที่คาดว่าจะเกิดขึ้นในอนาคตได้ดียิ่งขึ้น
2. เพื่อให้หน่วยงานตำรวจระดับสถานีตำรวจนครบาลและสถานีตำรวจภูธรสามารถนำข้อมูลการทำนายอาชญากรรมไปใช้ประกอบการวางแผนการออกตรวจพื้นที่ในเขตรับผิดชอบของหน่วยงานตนเองในช่วงเวลาที่คาดว่าจะเกิดเหตุได้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

1.6. ขั้นตอนการดำเนินงาน

1. ทำการศึกษาค้นคว้าทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง
2. ทำการเตรียมฐานข้อมูลสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลในรูปแบบที่เหมาะสม
3. สร้างแบบจำลองการวิเคราะห์ข้อมูล เพื่อนำเข้าแบบจำลอง
4. วิเคราะห์ข้อมูล
5. ประเมินผลงานวิจัย
6. สรุปและวิเคราะห์ผลการทดลอง
7. จัดทำบทความเชิงวิชาการ และรูปเล่มวิทยานิพนธ์



4219664054

CU Thesisis 6470282721 thesis / rev: 24062567 17:38:37 / seq: 12

บทที่ 2

ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1. ข้อมูลประวัติอาชญากร

1.1.1 อาชญากร

บุคคลผู้กระทำความผิดโดยทำให้เกิดความเดือดร้อน เสียหายต่อทั้งทรัพย์สิน หรือร่างกายของบุคคลรวมไปถึงทำให้บุคคลเสียชีวิต ซึ่งเป็นพฤติกรรมที่ผิดต่อกฎหมายของประเทศ และการกระทำผิดดังกล่าวจะต้องได้รับโทษทางกฎหมาย

1.1.2 ข้อมูลประวัติอาชญากร

ข้อมูลที่บ้านพักหรือรวบรวมประวัติของอาชญากรหรือผู้ก่อเหตุอาชญากรรม ข้อมูลนี้จะถูกบันทึกโดยสถานีตำรวจเจ้าของพื้นที่ที่เกิดเหตุอาชญากรรม ซึ่งข้อมูลดังกล่าวของประเทศไทยถูกรวบรวมโดยกองทะเบียนประวัติอาชญากร สังกัดสำนักงานพิสูจน์หลักฐานตำรวจ

2.2. การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)

เป็นการสอนให้คอมพิวเตอร์สามารถเรียนรู้และเข้าใจได้ด้วยตัวเองจากข้อมูล ซึ่งการนำข้อมูลไปใช้สอนคอมพิวเตอร์สามารถจำแนกกว้าง ๆ ได้ 3 ประเภท ประเภทแรกคือ Supervised Learning ซึ่งเป็นการเรียนรู้แบบมีผู้สอนโดยวิธีนี้จะมีการใช้ Labels เป็นตัวบอกคำตอบให้ ตัวอย่างแบบจำลองที่นิยมใช้ คือ Regression, Support Vector Machine และ Naïve Bayes เป็นต้น ประเภทที่สองคือ Unsupervised Learning การเรียนรู้แบบไม่มีการสอน จะต่างกับประเภทแรกที่จะไม่มี Labels ในการบอกคำตอบ แต่จะให้แบบจำลองเรียนรู้เพื่อค้นหารูปแบบหรือลักษณะเฉพาะของข้อมูลเพื่อหาความสัมพันธ์ที่น่าสนใจของข้อมูลด้วยตัวเอง ตัวอย่างแบบจำลองที่นิยมใช้ คือ K-Mean และ K Nearest Neighbor และประเภทสุดท้ายคือ Reinforcement Learning คือการเรียนรู้แบบเสริมที่มุ่งเน้นให้คอมพิวเตอร์สามารถเรียนรู้และวิเคราะห์การกระทำได้ โดยการลองผิดลองถูก ตัวอย่างแบบจำลองที่นิยมใช้ คือ Markov และ Q-Learning

2.3. การแบ่งกลุ่มข้อมูลแบบเคมีน (K-Mean Clustering)

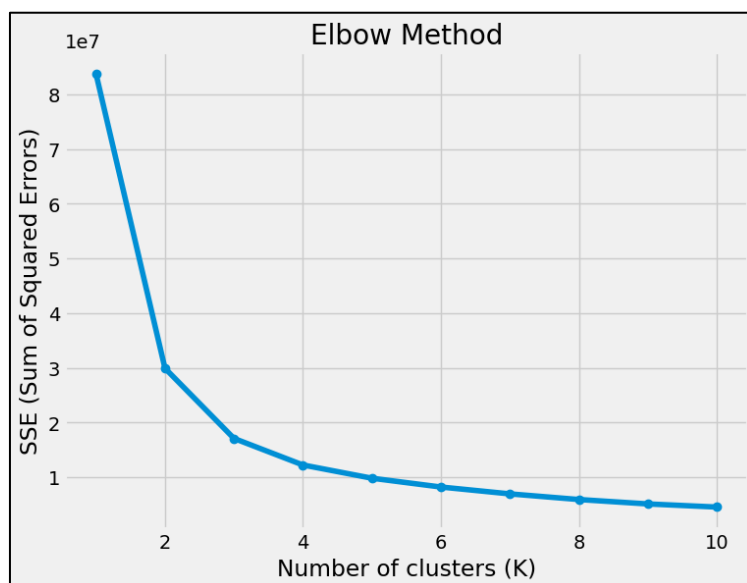
เป็นแบบจำลองประเภท Unsupervised Learning ซึ่งเป็นการเรียนรู้แบบไม่มีการสอน โดยเราจะต้องกำหนดจำนวนกลุ่มที่ต้องการ (k) ก่อน การหาค่า k มีหลายวิธี ตัวอย่างที่พบบ่อยเช่น Elbow Method, Silhouette Method และ Gap Statistics ซึ่งในงานวิจัยนี้เลือกใช้ Elbow



4219664054

CU Thesisis 6470282721 thesis / rev: 24062567 17:38:37 / seq: 12

Method เพื่อเลือกจำนวนคลัสเตอร์ที่มีค่า k ที่เหมาะสมในการแบ่งกลุ่ม โดยคำนวณจากค่าความเฉื่อยที่เป็นการวัดความคลาดเคลื่อนของผลรวมของระยะห่างระหว่างวัตถุกับจุดศูนย์กลางของผลรวมกำลังสอง เรียกว่า Within-Cluster-Sum-of-Squares (WCSS) เมื่อนำค่า WCSS มาวาดกราฟหาจุดที่เริ่มลดลงอย่างชัดเจนหรือจุดหักศอก (elbow point)



ภาพที่ 1 Elbow Method

เมื่อกำหนดค่า k ได้แล้ว ก็ใช้ K-Means ในการจัดกลุ่ม ซึ่ง K-Means เป็นกระบวนการวนซ้ำเพื่อกำหนดจุดศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูล (centroid) และจุดข้อมูล (data point) จะค่อย ๆ เพิ่มขึ้นโดยจะเข้าหากกลุ่มเดียวกันตามลักษณะหรือคุณสมบัติที่คล้ายคลึงกัน ในแต่ละรอบของการวนซ้ำ K-Means จะปรับตำแหน่งของ centroid โดยคำนวณค่าเฉลี่ยของ data point ทั้งหมดในกลุ่มนั้น ๆ และกำหนดให้ data point แต่ละตัวไปยังกลุ่มที่มี centroid ที่ใกล้เคียงที่สุด นอกจากนี้ระยะทางระหว่าง data point และ centroid จะถูกคำนวณโดยใช้วิธียูคลิด (Euclidean distance metric) เพื่อวัดระยะห่างในพื้นที่หลายมิติ ผลลัพธ์ที่ได้จาก K-Means คือการจัดกลุ่มข้อมูลให้อยู่ในกลุ่มที่ centroid อยู่ใกล้ที่สุด และกระบวนการนี้จะทำซ้ำจนกระทั่งไม่มีการเปลี่ยนแปลงมากเท่าไร

$$C_k = \frac{1}{N_k} \sum_{i=1}^{n_k} x_i \quad (1)$$

โดยที่:

- C_k คือ centroid ของกลุ่ม k .
- n_k คือ ข้อมูลในกลุ่ม k .
- x_i คือ ข้อมูลในกลุ่ม k ที่เป็นตัวแทนของข้อมูลทุกตัวในกลุ่มนั้นๆ

สมการที่ 1 สมการสำหรับการหาจุดศูนย์กลางข้อมูล (centroid) ของ k-means

$$D(x_i, C_k) = \sqrt{\sum_{j=1}^d (x_{ij} - C_{kj})^2} \quad (2)$$

โดยที่:

- $D(x_i, C_k)$ คือระยะห่างแบบยุคลิดระหว่างจุดข้อมูล x_i และ centroid C_k .
- x_{ij} คือค่าของข้อมูลในมิติ j ของจุดข้อมูล x_i .
- C_{kj} คือค่า centroid C_k . ในมิติ j
- d คือจำนวนมิติ.

สมการที่ 2 สมการการวัดระยะทางแบบยุคลิด (Euclidean distance metric) เพื่อคำนวณระยะห่างระหว่างจุดข้อมูล (data point) กับ จุดศูนย์กลางข้อมูล (centroid)

2.4. แบบจำลอง Long Short-Term Memory (LSTM)

เป็นเทคนิคหนึ่งที่ถูกพัฒนามาจากแบบจำลอง Recurrent Neural Network (RNN) ซึ่ง RNN มีหลักการทำงานคือการนำ Output ที่ได้จากการคำนวณจาก Node ก่อนหน้านี้กลับมาใช้เป็นข้อมูล Input ของ Node ถัดไป ซึ่งแต่ละ Node ของ RNN นั้นจะมีข้อมูลที่เข้ามา 2 ส่วน คือ ข้อมูล Input ของ Node นั้นๆ กับ Output ที่ผ่านการคำนวณจาก Node ก่อนหน้า โดยข้อมูลทั้ง 2 ชุดที่เข้ามาใน Node จะถูกรวมเข้าด้วยกัน ก่อนจะถูกแยกผลลัพธ์ออกเป็น 2 ส่วน คือ ผลลัพธ์ที่ได้จาก Node นั้น ๆ และผลลัพธ์ที่จะถูกนำไปเป็นข้อมูล Input ของ Node ถัดไป เทคนิค RNN นั้นเหมาะนำมาใช้งานกับข้อมูลที่มีลักษณะเป็นลำดับ (Sequence) หรือข้อมูลที่มีความต่อเนื่อง เช่น ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series), ข้อมูลเสียง, ข้อมูลประเภทข้อความ, ข้อมูลภาพและวิดีโอ เป็นต้น [6]



4219664054

ข้อดีของ RNN คือ สามารถนำข้อมูลก่อนหน้ามาใช้ในการทำนายสิ่งที่อาจเกิดขึ้นในอนาคตได้ ส่วนข้อเสียของ RNN คือ RNN มีข้อจำกัดในการจดจำข้อมูลในระยะยาว เนื่องจากมีปัญหา Vanishing Gradient ทำให้สามารถดูข้อมูลย้อนหลังได้น้อยหรือดูข้อมูลย้อนหลังได้แค่เพียงระยะสั้น ๆ ซึ่งทำให้เกิดปัญหาในการทำ Backpropagation หรือการคำนวณหาค่าความผิดพลาดย้อนหลังของแต่ละ Node เมื่อสิ้นสุดการทำงาน เพราะการทำ Backpropagation นั้นจะต้องทำย้อนไปหลายขั้นตอนและหลาย Node ดังนั้นเพื่อแก้ปัญหาดังกล่าวจึงทำให้เกิดเทคนิค Long short-term memory (LSTM) ซึ่งถูกพัฒนาขึ้นมาให้มีความเสถียรและมีประสิทธิภาพมากขึ้น โดยมีหลักการการทำงานคือ สามารถเก็บ ‘สถานะ’ ของแต่ละ Node ไว้เพื่อที่เวลาย้อนกลับไปดูจะได้ทราบถึงที่มาของข้อมูลค่าดังกล่าวว่าเดิมเป็นค่าอะไร และจุดเด่นของแบบจำลอง LSTM คือฟังก์ชันพิเศษที่มีหน้าที่เหมือนประตู (Gate) ที่คอยควบคุมข้อมูลที่จะเข้าไปในแต่ละ Node ซึ่งประกอบด้วย Forget gate layer, Input gate layer และ Output gate layer

2.4.1 Forget gate layer

ทำหน้าที่ตัดสินใจว่าข้อมูลใน Cell state ควรถูกเก็บไว้หรือไม่ โดยมีการประเมินจากข้อมูล Input และ Output จาก Node ก่อนหน้า ถ้ามีค่าเป็น 0 ข้อมูลใน Cell state จะถูกลบทิ้ง แต่ถ้าเป็น 1 ข้อมูลจะถูกเก็บไว้ ซึ่งจะดูจาก Input data ที่เข้ามาประกอบกับ hidden state ก่อนหน้า โดยใช้ sigmoid function ในการตัดสินใจ

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (3)$$

โดยที่:

- f_t คือ forget gate ที่เวลา t ที่รับค่าระหว่าง 0 ถึง 1
- σ คือ ฟังก์ชัน sigmoid ที่จำกัดค่าให้อยู่อยู่ระหว่าง 0 ถึง 1
- W_f คือ Weight matrix ของ Forget Gate
- $[h_{t-1}, x_t]$ คือ Vector ที่รวมกันของ hidden state จากเวลา $t - 1$ และ input ใหม่ที่เวลา t
- b_f คือ Bias vector ของ Forget Gate

สมการที่ 3 สมการหาค่า Forget gate layer



4219664054

2.4.2 Input gate layer

ทำหน้าที่รับข้อมูล Input เข้ามาใหม่และกำหนดว่าจะทำการ Update cell state หรือไม่ ซึ่งจะใช้ sigmoid function ในการตัดสินใจ โดยในกรณีที่ต้องการ Update มีฟังก์ชัน tanh ทำการสร้าง Candidate cell state ที่จะถูกบันทึกลงใน State

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_t - 1, x_t] + b_i) \quad (4)$$

- i_t คือ Input gate ที่รับค่าระหว่าง 0 ถึง 1
- W_i คือ Weight matrix ของ Input Gate
- b_i คือ Bias vector ของ Input Gate

สมการที่ 4 สมการหาค่า Input gate layer

Cell state เป็นตัวเก็บสถานะของ memory cell ผ่าน Forget Gate และ Input Gate เพื่อนำมาใช้ในการประมวลผลข้อมูลปัจจุบันและทำนายผล

$$C_t = \tanh(W_c \cdot [h_t - 1, x_t] + b_c) \quad (5)$$

- C_t คือ cell state
- W_c คือ Weight matrix ของ Cell state
- b_c คือ Bias vector ของ Cell state
- \tanh คือฟังก์ชัน tanh ที่จำกัดค่าให้อยู่อยู่ระหว่าง -1 ถึง 1

สมการที่ 5 สมการหาค่า candidate cell state

2.4.3 Output gate layer

ทำหน้าที่เตรียมทำการส่ง Output ออกมาเป็น hidden state โดยใช้ข้อมูลจาก Cell state ที่ผ่านกระบวนการคำนวณต่าง ๆ โดยใช้ ReLU เป็นตัวควบคุมการเลือกข้อมูล โดยจะมีการนำค่า Cell state เข้าฟังก์ชัน tanh แล้วนำค่าที่ได้จากฟังก์ชัน tanh มาทำการคำนวณกับค่า Output

$$O_t = \sigma(W_f \cdot [h_t - 1, x_t] + b_o) \quad (6)$$

- O_t คือ output gate ที่รับค่าระหว่าง 0 ถึง 1
- W_o คือ Weight matrix ของ Output Gate
- b_o คือ Bias vector ของ Output Gate

สมการที่ 6 สมการหาค่า Output gate layer

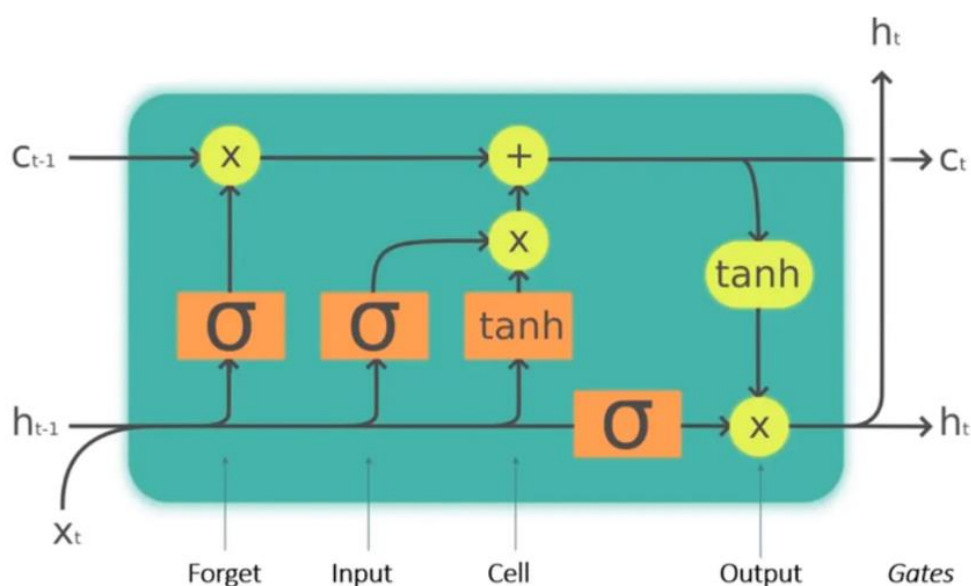
Hidden state คือ memory ที่ใช้เก็บข้อมูลสำคัญจากข้อมูลก่อนหน้าเพื่อนำมาใช้ในการประมวลผลข้อมูลปัจจุบันและทำนายผล

$$h_t = O_t \cdot \tanh(C_t) \quad (7)$$

- h_t คือ hidden state ที่จะถูกส่งออก

สมการที่ 7 สมการหาค่า hidden state ที่จะถูกส่งออก

ข้อดีของ LSTM คือสามารถนำข้อมูลในอดีตมาใช้ในการทำนายอนาคตได้และสามารถจดจำข้อมูลในระยะยาวได้ โดยทั้ง RNN และ LSTM มีความเหมาะสมในการใช้งานกับข้อมูลที่มีลำดับหรือต่อเนื่อง เช่น ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series), ข้อมูลเสียง, ข้อมูลประเภทข้อความ, ข้อมูลภาพ, และวิดีโอ ดังนั้นการเลือกใช้ต้องพิจารณาลักษณะของข้อมูลและความต้องการของงานที่ทำ



ภาพที่ 2 Long Short-Term Memory (LSTM)

2.5. การวัดประสิทธิภาพการทำงาน (Performance Evaluation)

เป็นกระบวนการที่ใช้เพื่อประเมินและวัดประสิทธิภาพของระบบหรือโปรแกรมที่ถูกพัฒนาขึ้น ซึ่งเป็นขั้นตอนสำคัญในการทดสอบและพัฒนาระบบให้มีประสิทธิภาพสูงสุด นอกจากนี้การวัดประสิทธิภาพยังช่วยให้การตัดสินใจเกี่ยวกับการปรับแต่งพารามิเตอร์หรือโครงสร้างของระบบได้อย่างเหมาะสม การวัดประสิทธิภาพการทำงานมีอยู่หลายวิธี โดยสามารถเลือกใช้ให้เหมาะสมกับระบบงานหรือโปรแกรมของตนเองได้ ตัวอย่างที่พบบ่อยคือ ความถูกต้อง (Accuracy) ที่จะวัดว่าระบบทำงานถูกต้องเท่าใดเทียบกับจำนวนทั้งหมด, Confusion Matrix ใช้ในการแสดงผลลัพธ์ของการทำนายเทียบกับค่าจริง, Mean Squared Error (MSE) หรือ Mean Absolute Error (MAE) สำหรับงานที่เกี่ยวข้องกับการทำนายตัวเลข

ในงานวิจัยนี้ใช้การวัดประสิทธิภาพผลลัพธ์ของการทำนายด้วย root mean square error (RMSE) และ mean absolute error (MAE) เมื่อเปรียบเทียบกับค่าจริง

2.5.1 Root Mean Square Error (RMSE)

RMSE (Root Mean Squared Error) และ MSE (Mean Squared Error) เป็นหนึ่งในวิธีในการวัดความคลาดเคลื่อนของการทำนาย (prediction error) โดยใช้หน่วยเดียวกับค่าจริง และค่าที่ได้จากการทำนาย ซึ่ง Mean Squared Error (MSE) คือค่าเฉลี่ยของตารางความคลาดเคลื่อนของค่าทำนายกับค่าจริง ส่วน Root Mean Squared Error (RMSE) เป็นรากที่สองของ MSE และมีหน่วยเดียวกับข้อมูลที่วัดซึ่งมีประโยชน์ในการอธิบายถึงการคลาดเคลื่อนของการทำนายโดยไม่ต้องสนใจเกี่ยวกับมิติหรือหน่วยของตัวแปรที่ถูกวัด โดยค่า RMSE ที่น้อยจะแสดงถึงการทำนายมีความเป็นไปได้สูง ในขณะที่เมื่อมีค่าที่สูงก็แสดงถึงความไม่แม่นยำในการทำนาย

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Actual_i - Predicted_i)^2} \quad (8)$$

โดยที่:

- $Actual_i$ คือข้อมูลจริง
- $Predicted_i$ คือข้อมูลผลการทำนาย

สมการที่ 8 สมการหาค่า Root mean square error (RMSE)



4219664054

CU Thesisis 6470282721 thesis / rev: 24062567 17:38:37 / seq: 12

2.5.2 Mean Absolute Error (MAE)

MAE (Mean Absolute Error) เป็นตัววัดความคลาดเคลื่อนในการทำนายโดยใช้ค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์ของความต่างระหว่างค่าทำนายและค่าจริง ซึ่งค่า MAE มีข้อได้เปรียบกว่า MSE และ RMSE เนื่องจาก MAE มีความไวต่อค่าผิดปกติต่ำกว่า และเนื่องจาก MAE มีการคำนวณตามผลต่างสัมบูรณ์จึงสามารถวัดได้ว่า โดยเฉลี่ยแล้วการทำนายจะมีความเบี่ยงเบนไปจากค่าจริงมากน้อยเพียงใด ซึ่งสิ่งนี้ทำให้ MAE เป็นหน่วยวัดที่มีประโยชน์สำหรับการตีความประสิทธิภาพ

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Actual_i - Predicted_i| \quad (9)$$

โดยที่:

- $Actual_i$ คือข้อมูลจริง
- $Predicted_i$ คือข้อมูลผลการทำนาย

สมการที่ 9 สมการหาค่า Mean absolute error (MAE)

RMSE และ MAE ถูกนำเสนอโดยใช้เปอร์เซ็นต์ของค่าความแตกต่างโดยเฉลี่ยจากทั้งหมด ซึ่งทั้ง RMSE และ MAE เมื่อมีค่าทำต่ำกว่าจะหมายถึงลักษณะที่แบบจำลองมีประสิทธิภาพที่ดีกว่า โดยจะใช้ในระหว่างการฝึก แบบจำลองดังนั้นเราจึงเลือกใช้ RMSE และ MAE เป็นตัววัดประสิทธิภาพของแบบจำลองในงานวิจัยนี้

บทที่ 3

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การทำนายอาชญากรรมผ่านการวิเคราะห์ร่วมกันของข้อมูลสถานีตำรวจใกล้เคียงจะช่วยทำให้ข้อมูลมีความแม่นยำมากขึ้น ซึ่งจะเป็นประโยชน์กับสถานีตำรวจแต่ละแห่งที่จะนำผลลัพธ์ที่ได้ไปประกอบการปรับกลยุทธ์และจัดสรรกำลังพลให้กับหน่วยงานของตนเองได้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

3.1. Comparison of Machine Learning Algorithms for Predicting Crime Hotspots

ในปี ค.ศ. 2020 X. Zhang, L. Liu, L. Xiao และ J. Ji [1]. ได้ทำการศึกษาเปรียบเทียบวิธีการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อพยากรณ์อาชญากรรมโดยใช้ข้อมูลประวัติอาชญากรรมตั้งแต่ปี 2015-2018 จากส่วนหนึ่งของชายฝั่งขนาดใหญ่ทางตะวันออกเฉียงใต้ของประเทศจีนเพื่อประเมินผลการพยากรณ์ระหว่างแบบจำลองการเรียนรู้ได้เครื่องหลายตัวและนำมาปรับใช้ในการจัดสรรกำลังพลและปรับกลยุทธ์ให้กับตำรวจในพื้นที่ ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จากการใช้ข้อมูลอาชญากรรมในอดีตเพียงอย่างเดียว บ่งชี้ว่าแบบจำลอง Long Short-Term Memory (LSTM) มีประสิทธิภาพดีกว่า KNN, Random Forest, Support Vector Machine, Naïve Bayes, Convolution Neural Network และเมื่อเพิ่มข้อมูลสภาพแวดล้อมที่สร้างขึ้นในเมืองช่วยปรับปรุงให้ความแม่นยำของแบบจำลอง LSTM ดีขึ้นใช้เพียงข้อมูลอาชญากรรมในอดีตเพียงอย่างเดียว

3.2. Predicting incidents of crime through LSTM neural networks in smart city domain

ในปี ค.ศ. 2019 Ramirez-Alcocer, Ulises M., Edgar Tello-Leal, และ Jonathan A. Mata-Torres [2]. ได้ทำการศึกษาการใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (deep learning) สำหรับการจำแนกประเภทของเหตุอาชญากรรมด้านความปลอดภัยสาธารณะผ่านการวิเคราะห์เชิงคาดการณ์ โดยมีเป้าหมายคือการลดอัตราการเกิดอาชญากรรมโดยใช้เทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสาร (ICT) โดยเฉพาะการใช้เทคโนโลยี Internet of Things (IoT) ร่วมกับข้อมูลเดิมเพื่อให้ได้ข้อมูลอัตโนมัติ ซึ่งเสนอแบบจำลอง Long Short-Term Memory (LSTM) และใช้ข้อมูลประวัติอาชญากรรมในเมืองชิคาโก ประเทศสหรัฐอเมริกาตั้งแต่ปี 2001-2018 จากระบบ CLEAR (Citizen Law Enforcement Analysis and Reporting) ของสำนักงานตำรวจชิคาโก จากผลการทดสอบพบว่าแบบจำลอง LSTM มีความแม่นยำถึง 87.84% และยังได้ค่าเฉลี่ยของ Loss Function เพียงที่ 3.76%

3.3. Designing Time Series Crime Prediction Model using Long Short-Term Memory Recurrent Neural Network

ในปี ค.ศ. 2020 A. A. Nigus, K. Yidnekachew, E. M. Tsion และ B. M. Tagele [3]. ได้ทำการศึกษาวิจัยเพื่อการพยากรณ์อาชญากรรมเพื่อจะกำหนดและตรวจสอบความสัมพันธ์ระหว่างเวลา ประเภทเหตุการณ์อาชญากรรม และสถานที่ โดยใช้เทคนิค Long Short-Term Memory (LSTM) ซึ่งใช้ข้อมูลจากสำนักงานตำรวจเมืองแอดดิส อาบามา (Addis Ababa) ประเทศเอธิโอเปีย ซึ่งจากการทดลอง LSTM ได้

- Data in monthly crime type prediction ได้ค่า R-square ที่ได้คือ 0.925 และค่า MAE คือ 0.005
- Data in daily crime type prediction ได้ค่า R-square ที่ได้คือ 0.989 และค่า MAE คือ 0.015
- Data in hourly crime type prediction ได้ค่า R-square ที่ได้คือ 0.959 และค่า MAE คือ 0.009

3.4. Big Data Analytics and Mining for Effective Visualization and Trends Forecasting of Crime Data

ในปี ค.ศ. 2019 M. Feng et al [4]. ได้ทำการศึกษาวเคราะห์ข้อมูลขนาดใหญ่สำหรับวิเคราะห์และระบุรูปแบบอาชญากรรม ความสัมพันธ์และแนวโน้มการเกิดเหตุอาชญากรรมจำนวนมากโดยการสร้างภาพ (Visualization) เพื่อให้หน่วยงานตำรวจสามารถทำความเข้าใจปัญหาอาชญากรรมและช่วยคาดการณ์เหตุการณ์ที่จะเกิดขึ้นในอนาคตได้ ซึ่งใช้ข้อมูลประวัติอาชญากรรมจากซานฟรานซิสโก (San Francisco), ชิคาโก (Chicago) และฟิลาเดลเฟีย (Philadelphia) และใช้แบบจำลอง Prophet, Long Short-Term Memory (LSTM) และ Neural Network ซึ่งจากการทดสอบแสดงให้เห็นว่าแบบจำลอง LSTM ทำงานได้ดีกว่าแบบจำลอง Neural Network อื่นๆ

3.5. Forecasting Economics and Financial Time Series: ARIMA vs. LSTM

ในปี ค.ศ. 2018 Siami-Namini, S. และ Siami Namin, A. [10]. ได้ทำการศึกษาวิจัยเพื่อเปรียบเทียบความแม่นยำของการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาแบบดั้งเดิมอย่างแบบจำลอง ARIMA และ แบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึกที่พัฒนาขึ้นใหม่อย่าง LSTM โดยใช้ข้อมูลการเงินในรูปแบบอนุกรมเวลาย้อนหลังตั้งแต่ 1985 ถึง 2018 จากเว็บไซต์ Yahoo Finance, ข้อมูลเศรษฐกิจศาสตร์รายเดือนสำหรับช่วงเวลาต่างๆ จากธนาคารกลางสหรัฐอเมริกา, เว็บไซต์กองทุนการเงินระหว่างประเทศ (IMF)

รวมถึงข้อมูลสินค้าทางการแพทย์ทั้งหมดของเมืองและอื่นๆ ซึ่งจากผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าเทคนิค LSTM มีประสิทธิภาพดีกว่า ARIMA โดยเฉพาะอย่างยิ่งการทำนายที่ใช้เทคนิค LSTM ได้ผลดีขึ้นถึง 85% เมื่อเทียบกับ ARIMA

3.6. Spatiotemporal Analysis and Prediction of Crime Events in Atlanta Using Deep Learning

ในปี ค.ศ. 2019 S. Wang และ K. Yuan. [11]. ได้ทำการศึกษาวิเคราะห์และคาดคะเนอาชญากรรมที่จะเป็นประโยชน์ต่อการจัดสรรกำลังตำรวจที่มีอยู่อย่างจำกัดได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น โดยการทำนายการเกิดเหตุอาชญากรรมรายวันด้วยเทคนิค LSTM ที่แตกต่างกันไปตามช่วงเวลาและพื้นที่ที่เกิดเหตุ ซึ่งใช้ข้อมูลประวัติอาชญากรรมในพื้นที่แอตแลนตา (Atlanta) ตั้งแต่ปี 2009 ถึงปี 2016 และผลการวิจัยพบว่าอัตราการเกิดอาชญากรรมสูงที่สุดทางตะวันตกเฉียงเหนือของเมือง โดยเหตุอาชญากรรมส่วนใหญ่จะมีจำนวนสูงขึ้นในช่วงฤดูร้อน (มิถุนายนหรือกรกฎาคม) และมีจำนวนต่ำลงในฤดูหนาว (กุมภาพันธ์) และมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (correlation coefficient) อยู่ที่ประมาณ 0.8 ด้วยพารามิเตอร์ที่แตกต่างกัน ซึ่งแสดงให้เห็นว่า LSTM จึงเหมาะสมสำหรับการทำนายอาชญากรรมในแอตแลนตาด้วยความแม่นยำสูง

3.7. An Efficient Anomaly Recognition Framework Using an Attention Residual LSTM in Surveillance Videos

ในปี ค.ศ. 2021 Ullah, W., Ullah, A., Hussain, T., Khan, Z.A. และ Baik, S.W. [12]. ได้ทำการศึกษาการรวมกันระหว่างแบบจำลอง LSTM และ GCN (Graph Convolutional Network) เพื่อปรับปรุงผลการทดลองการทำนายอัตราการเกิดอาชญากรรม โดยใช้ชุดข้อมูล UMN ของมหาวิทยาลัยมินนิโซต้า (the University of Minnesota), ชุดข้อมูลอเวนิว (Avenue) และชุดข้อมูล UCF-Crime ซึ่งผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองที่รวมกันระหว่างแบบจำลองของ LSTM และ GCN มีประสิทธิภาพในการทำนายสูง

บทที่ 4

ระเบียบวิธีการวิจัย

4.1. การเก็บรวบรวมข้อมูล (Collect the dataset)

ชุดข้อมูลประวัติอาชญากรที่ใช้ในงานวิจัยนี้ได้รับมาจากได้รับมาจากกองทะเบียนประวัติอาชญากร สังกัดสำนักงานตำรวจแห่งชาติที่ทำการรวบรวมและบันทึกจากสถานีตำรวจทั่วประเทศ ไทย โดยจะใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม 2554 ถึงกุมภาพันธ์ 2565 ซึ่งชุดข้อมูลประกอบด้วยคดีทั้งหมด 478,000 คดีกระจายอยู่ในสถานีตำรวจ 1,411 แห่ง สำหรับใช้เป็นกลุ่มตัวอย่างในการศึกษา และเพื่อเพิ่มความสอดคล้องให้กับข้อมูลจึงได้จำกัดขอบเขตความสนใจของเราให้เหลือเพียงสถานีตำรวจ 30 แห่ง โดยเลือกเฉพาะสถานีตำรวจที่ตั้งอยู่ใจกลางกรุงเทพมหานครซึ่งเป็นเมืองหลวงของประเทศไทย

4.2. การจัดเตรียมข้อมูล (Data Preprocessing)

4.2.1 ทำความสะอาดข้อมูล (Cleansing Data)

จากข้อมูลข้อมูลที่ได้รับมาทั้งหมด 2 ชุดข้อมูล คือ ชุดข้อมูลประวัติอาชญากรและรายชื่อสถานีตำรวจทั่วประเทศแล้วนำข้อมูลทั้ง 2 ชุดมาผสมรวมกัน

0	2011	2011-01-18	ฆ่าผู้อื่น (คดีอุกฉกรรจ์)	สภ.ปราสาท จว.สุรินทร์
1	2011	2011-01-28	ฆ่าผู้อื่น (คดีอุกฉกรรจ์)	สน.โชคชัย บก.บ.4
2	2011	2011-01-30	ฆ่าผู้อื่น (คดีอุกฉกรรจ์)	สภ.บางศรีเมือง อ.เมืองนนทบุรี จว.นนทบุรี
3	2011	2011-01-02	ฆ่าผู้อื่น (คดีอุกฉกรรจ์)	สภ.เมืองพิษณุโลก จว.พิษณุโลก
4	2011	2011-01-23	ฆ่าผู้อื่น (คดีอุกฉกรรจ์)	สภ.จอมบึง จว.ราชบุรี
...
108626	2021	2021-02-14	ความผิดเกี่ยวกับ พ.ร.บ. คนเข้าเมือง	สภ.จอมทอง จว.เชียงใหม่
108627	2021	2021-02-12	ความผิดเกี่ยวกับการป้องกันและปราบปรามการค้าปร...	สภ.เมืองราชบุรี จว.ราชบุรี
108628	2021	2021-10-28	ความผิดเกี่ยวกับสถานบริการ	สน.โชคชัย บก.บ.4
108629	2021	2021-01-04	ความผิดเกี่ยวกับสถานบริการ	สภ.คองหงส์ อ.หาดใหญ่ จว.สงขลา
108630	2021	2021-02-09	ความผิดเกี่ยวกับสถานบริการ	สภ.เมืองน่าน จว.น่าน

ภาพที่ 3 ตัวอย่างข้อมูลประวัติอาชญากร

ซึ่งก่อนจะนำมาผสมกันทั้ง 2 ชุดข้อมูลต้องผ่านการทำความสะอาด เช่น การปรับและแก้ไขคำผิดให้ถูกต้อง, แปลงค่าตัวเลขไทยให้เป็นตัวเลขอาราบิก, แก้ไขการใช้ตัวย่อต่างๆ ให้เหมาะสม, ปรับรูปแบบของข้อมูลให้เหมาะสมต่อการนำไปใช้, กำจัดข้อมูลที่ซ้ำซ้อนและข้อมูลที่ไม่เกี่ยวข้องออก,

กรองข้อมูลที่มีค่าผิดปกติออกจากชุดข้อมูล และแก้ไขข้อมูลที่ขาดหายไปและค่าว่างด้วยการแทนที่ด้วยค่าศูนย์ เป็นต้น

4.3. การแปลงข้อมูล (Data transformation)

4.3.1 การแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบรายเดือน

เมื่อได้ข้อมูลที่อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสมแล้วก็ได้ทำการใช้ข้อมูลในรูปแบบรายเดือนแทนจากเดิมที่เก็บข้อมูลเป็นรายวัน เนื่องจากการใช้ข้อมูลแต่ละสถานีตำรวจเป็นรายวันนั้นทางผู้วิจัยเห็นว่ายังไม่มีจำนวนไม่เหมาะสมต่อการนำมาใช้ จึงตัดสินใจใช้เป็นข้อมูลเป็นรูปแบบรายเดือนแทน

	date	police_station		year_month	police_station	
	140	2011-01-01	สถานีตำรวจอุตรโพศาลี	140	2011-01	สถานีตำรวจอุตรโพศาลี
	139	2011-01-01	สถานีตำรวจอุตรโพรง	139	2011-01	สถานีตำรวจอุตรโพรง
	136	2011-01-01	สถานีตำรวจอุตรไชยา	136	2011-01	สถานีตำรวจอุตรไชยา
	53	2011-01-01	สถานีตำรวจอุตรปราณบุรี	53	2011-01	สถานีตำรวจอุตรปราณบุรี
	18681	2011-01-01	สถานีตำรวจนครบาลโชคชัย	18681	2011-01	สถานีตำรวจนครบาลโชคชัย

	475987	2023-01-26	สถานีตำรวจอุตรเมืองบุรีรัมย์	475987	2023-01	สถานีตำรวจอุตรเมืองบุรีรัมย์
	445874	2023-02-01	สถานีตำรวจอุตรภักดีวิเศษ	445874	2023-02	สถานีตำรวจอุตรภักดีวิเศษ
	438726	2023-02-02	สถานีตำรวจอุตรทิพทัน	438726	2023-02	สถานีตำรวจอุตรทิพทัน
	438725	2023-02-02	สถานีตำรวจอุตรทิพทัน	438725	2023-02	สถานีตำรวจอุตรทิพทัน
	439007	2023-02-03	สถานีตำรวจอุตรมิ่งนาราย	439007	2023-02	สถานีตำรวจอุตรมิ่งนาราย
	476654 rows × 2 columns			476654 rows × 2 columns		

ภาพที่ 4 ตัวอย่างรวมข้อมูลก่อนและหลังปรับรูปแบบเป็นรายเดือน

4.3.2 การจัดการกับข้อมูลที่หายไปหรือไม่สมบูรณ์ด้วยการแทนที่ค่า 0

หลังจากปรับข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบรายเดือนแล้วก็จัดการกับข้อมูลที่หายไปหรือไม่สมบูรณ์ด้วยการแทนที่ค่า 0 เข้าไป

police_station	year_month	สถานีตำรวจนครบาลเมือง	สถานีตำรวจนครบาลโชคชัย	สถานีตำรวจนครบาลเมืองบุรีรัมย์	สถานีตำรวจนครบาลโชคชัย	สถานีตำรวจนครบาลเมืองบุรีรัมย์	สถานีตำรวจนครบาลโชคชัย	สถานีตำรวจนครบาลเมืองบุรีรัมย์	สถานีตำรวจนครบาลโชคชัย	สถานีตำรวจนครบาลเมืองบุรีรัมย์	สถานีตำรวจนครบาลโชคชัย	สถานีตำรวจนครบาลเมืองบุรีรัมย์	สถานีตำรวจนครบาลโชคชัย	สถานีตำรวจนครบาลเมืองบุรีรัมย์	สถานีตำรวจนครบาลโชคชัย	สถานีตำรวจนครบาลเมืองบุรีรัมย์	สถานีตำรวจนครบาลโชคชัย	สถานีตำรวจนครบาลเมืองบุรีรัมย์	สถานีตำรวจนครบาลโชคชัย	สถานีตำรวจนครบาลเมืองบุรีรัมย์
0	2011-01	NaN	3.0	3.0	NaN	NaN	NaN	1.0	5.0	6.0	NaN	6.0	3.0	NaN	1.0	7.0	NaN	1.0	NaN	1.0
1	2011-02	5.0	NaN	2.0	1.0	2.0	1.0	4.0	NaN	3.0	NaN	2.0	NaN	NaN	2.0	NaN	3.0	NaN	1.0	1.0
2	2011-03	5.0	4.0	1.0	NaN	NaN	NaN	2.0	3.0	2.0	2.0	2.0	1.0	NaN	1.0	1.0	NaN	3.0	NaN	2.0
3	2011-04	2.0	2.0	1.0	NaN	1.0	2.0	6.0	4.0	1.0	1.0	NaN	1.0	4.0	7.0	NaN	4.0	NaN	4.0	1.0
4	2011-05	13.0	3.0	3.0	NaN	3.0	1.0	11.0	3.0	1.0	NaN	6.0	NaN	NaN	12.0	NaN	NaN	NaN	NaN	1.0
...
141	2022-10	1.0	2.0	3.0	NaN	NaN	NaN	2.0	2.0	NaN	4.0	16.0	NaN	NaN	3.0	8.0	2.0	1.0	NaN	3.0
142	2022-11	2.0	NaN	3.0	1.0	1.0	NaN	12.0	NaN	NaN	1.0	3.0	1.0	3.0	2.0	4.0	NaN	1.0	1.0	3.0
143	2022-12	NaN	NaN	14.0	NaN	2.0	1.0	NaN	1.0	NaN	2.0	4.0	2.0	1.0	5.0	7.0	NaN	NaN	NaN	1.0
144	2023-01	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
145	2023-02	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN

ภาพที่ 5 ตัวอย่างข้อมูลก่อนจัดการกับข้อมูลที่หายไปหรือไม่สมบูรณ์

police_station	year_month	สถานีตำรวจนครบาลเมือง	สถานีตำรวจนครบาลโชคชัย	สถานีตำรวจนครบาลเมืองบุรีรัมย์	สถานีตำรวจนครบาลโชคชัย	สถานีตำรวจนครบาลเมืองบุรีรัมย์	สถานีตำรวจนครบาลโชคชัย	สถานีตำรวจนครบาลเมืองบุรีรัมย์	สถานีตำรวจนครบาลโชคชัย	สถานีตำรวจนครบาลเมืองบุรีรัมย์	สถานีตำรวจนครบาลโชคชัย	สถานีตำรวจนครบาลเมืองบุรีรัมย์	สถานีตำรวจนครบาลโชคชัย	สถานีตำรวจนครบาลเมืองบุรีรัมย์	สถานีตำรวจนครบาลโชคชัย	สถานีตำรวจนครบาลเมืองบุรีรัมย์	สถานีตำรวจนครบาลโชคชัย	สถานีตำรวจนครบาลเมืองบุรีรัมย์	สถานีตำรวจนครบาลโชคชัย	สถานีตำรวจนครบาลเมืองบุรีรัมย์
0	2011-01	0.0	3.0	3.0	0.0	0.0	0.0	1.0	5.0	6.0	0.0	6.0	3.0	0.0	1.0	7.0	0.0	1.0	0.0	1.0
1	2011-02	5.0	0.0	2.0	1.0	2.0	1.0	4.0	0.0	3.0	0.0	2.0	0.0	0.0	2.0	0.0	3.0	0.0	1.0	1.0
2	2011-03	5.0	4.0	1.0	0.0	0.0	0.0	2.0	3.0	2.0	2.0	2.0	1.0	0.0	1.0	1.0	0.0	3.0	0.0	2.0
3	2011-04	2.0	2.0	1.0	0.0	1.0	2.0	6.0	4.0	1.0	1.0	0.0	0.0	1.0	4.0	7.0	0.0	4.0	0.0	1.0
4	2011-05	13.0	3.0	3.0	0.0	3.0	1.0	11.0	3.0	1.0	0.0	6.0	0.0	0.0	12.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0
...
141	2022-10	1.0	2.0	3.0	0.0	0.0	0.0	2.0	2.0	0.0	4.0	16.0	0.0	0.0	3.0	8.0	2.0	1.0	0.0	3.0
142	2022-11	2.0	0.0	3.0	1.0	1.0	0.0	12.0	0.0	0.0	1.0	3.0	1.0	3.0	2.0	4.0	0.0	1.0	1.0	3.0
143	2022-12	0.0	0.0	14.0	0.0	2.0	1.0	0.0	1.0	0.0	2.0	4.0	2.0	1.0	5.0	7.0	0.0	0.0	0.0	1.0
144	2023-01	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
145	2023-02	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

ภาพที่ 6 ตัวอย่างข้อมูลหลังจัดการกับข้อมูลที่หายไปหรือไม่สมบูรณ์

4.3.3 การทำ Normalization

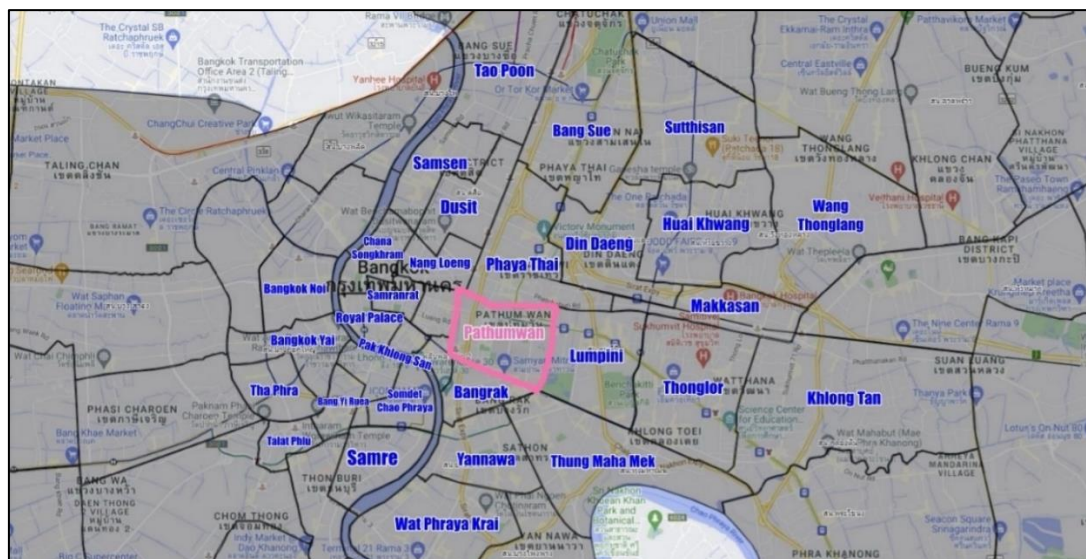
เพื่อให้ข้อมูลมีความสม่ำเสมอและสามารถนำไปใช้ในการเปรียบเทียบ จึงได้มีการกำหนดข้อมูลให้เป็นมาตรฐานด้วยวิธี Normalization โดยปรับให้ข้อมูลอยู่ในระดับตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งกระบวนการกำหนดมาตรฐานนี้ช่วยให้มั่นใจได้ว่าคุณสมบัติต่างๆ มีส่วนสนับสนุนแบบจำลองอย่างเท่าเทียมกัน ส่งเสริมการฝึกอบรมและการทำนายที่มีประสิทธิภาพภายใน LSTM

date	สถานีตำรวจนครบาลปทุมวัน	สถานีตำรวจนครบาลจตุจักร	สถานีตำรวจนครบาลเมือง	สถานีตำรวจนครบาลนครเขื่อนขันธ์กาบแก้วบัวบาน	สถานีตำรวจนครบาลปทุมธานี	สถานีตำรวจนครบาลเมืองปทุมธานี	สถานีตำรวจนครบาลเมืองปทุมธานี	สถานีตำรวจนครบาลเมืองปทุมธานี	สถานีตำรวจนครบาลเมืองปทุมธานี	สถานีตำรวจนครบาลเมืองปทุมธานี	สถานีตำรวจนครบาลเมืองปทุมธานี	สถานีตำรวจนครบาลเมืองปทุมธานี	สถานีตำรวจนครบาลเมืองปทุมธานี	สถานีตำรวจนครบาลเมืองปทุมธานี
2011-02-01	0.037037	0.083333	0.083333	0.428571	0.000000	0.230769	0.090909	0.000000	0.0	0.3125	0.333333	0.000000	0.000000	0.133333
2011-03-01	0.000000	0.055556	0.333333	0.285714	0.173913	0.153846	0.090909	0.000000	0.0	0.0000	0.111111	0.041667	0.000000	0.000000
2011-04-01	0.111111	0.027778	0.416667	0.142857	0.000000	0.076923	0.000000	0.000000	0.0	0.0625	0.000000	0.208333	0.363636	0.000000
2011-05-01	0.037037	0.111111	0.083333	0.142857	0.000000	0.000000	0.090909	0.285714	0.0	0.0000	0.111111	0.041667	0.181818	0.333333
2011-06-01	0.037037	0.138889	0.000000	0.142857	0.000000	0.153846	0.181818	0.000000	0.0	0.0625	0.000000	0.250000	0.090909	0.066667
2011-07-01	0.000000	0.000000	0.166667	0.000000	0.043478	0.076923	0.090909	0.071429	0.0	0.0000	0.222222	0.125000	0.000000	0.000000
2011-08-01	0.148148	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.090909	0.000000	0.0	0.0000	0.000000	0.083333	0.000000	0.000000
2011-09-01	0.111111	0.055556	0.000000	0.000000	0.130435	0.000000	0.000000	0.142857	0.0	0.0000	0.000000	0.000000	0.181818	0.000000
2011-10-01	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.0	0.0000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
2011-11-01	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.0	0.0000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
2011-12-01	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.0	0.0000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

ภาพที่ 7 ตัวอย่างข้อมูลหลังการทำ Normalization

4.4. การเลือกคุณลักษณะ (Feature Selection)

งานวิจัยนี้เลือกสถานีตำรวจ 30 แห่งอยู่ใกล้เคียงกันที่จะนำมาใช้เป็นกลุ่มตัวอย่างในการศึกษาเพื่อหาความสอดคล้อง



ภาพที่ 8 แผนที่สถานีตำรวจที่ 30 แห่งที่ใช้ในงานวิจัย

โดยมีรายชื่อดังนี้ สถานีตำรวจปทุมวัน(Pathumwan Police Station), สถานีตำรวจวังทองหลาง (Wang Thonglang Police Station), สถานีตำรวจลุมพินี (Lumpini Police Station), สถานีตำรวจดินแดง (Din Daeng Police Station), สถานีตำรวจคลองตัน (Khlong Tan Police Station), สถานีตำรวจนางเลิ้ง (Nang Loeng Police Station), สถานีตำรวจดุสิต (Dusit Police Station), สถานีตำรวจห้วยขวาง (Huai Khwang Police Station), สถานีตำรวจทองหล่อ (Thong Lor Police Station), สถานีตำรวจบางซื่อ (Bang Sue Police Station), สถานีตำรวจทุ่งมหาเมฆ (Thung Maha Mek Police Station), สถานีตำรวจพญาไท (Phaya Thai Police Station), สถานีตำรวจบางรัก (Bang Rak Police Station), สถานีตำรวจเตาปูน (Tao Poon Police Station), สถานีตำรวจสมเด็จเจ้าพระยา (Somdej Chao Phraya Police Station), สถานีตำรวจชนะสงคราม (Chana Songkhram Police Station), สถานีตำรวจสำราญราษฎร์ (Samran Rat Police Station), สถานีตำรวจสำเหร่ (Samre Police Station), สถานีตำรวจพระราชวัง (Royal Palace Police Station), สถานีตำรวจสุทธีสาร (Sutthisan Police Station), สถานีตำรวจปากคลองสาน (Pak Khlong San Police Station), สถานีตำรวจบางกอกใหญ่ (Bangkok Yai Police Station), สถานีตำรวจบางกอกน้อย (Bangkok Noi Police Station), สถานีตำรวจมักกะสัน (Makkasan Police Station), สถานีตำรวจบางยี่เรือ (Station Bang Yi Ruea Police), สถานีตำรวจยานนาวา (Yannawa Police Station), สถานีตำรวจท่าพระ (Tha Phra Police Station), สถานีตำรวจสามเสน (Samsen Police Station), สถานีตำรวจวัดพระยาไกร (Wat Phraya Krai Police Station), สถานีตำรวจตลาดพลู (Talat Phlu Police Station) ซึ่งเราจะใช้สถานีตำรวจปทุมวันเป็นสถานีตั้งต้น

	สถานีตำรวจปทุมวัน	สถานีตำรวจวังทองหลาง	สถานีตำรวจลุมพินี	สถานีตำรวจดินแดง	สถานีตำรวจคลองตัน	สถานีตำรวจนางเลิ้ง	สถานีตำรวจดุสิต	สถานีตำรวจห้วยขวาง	สถานีตำรวจทองหล่อ	สถานีตำรวจบางซื่อ	สถานีตำรวจทุ่งมหาเมฆ	สถานีตำรวจพญาไท	สถานีตำรวจบางรัก	สถานีตำรวจเตาปูน	สถานีตำรวจสมเด็จเจ้าพระยา	สถานีตำรวจชนะสงคราม	สถานีตำรวจสำราญราษฎร์	สถานีตำรวจสำเหร่	สถานีตำรวจพระราชวัง	สถานีตำรวจสุทธีสาร	สถานีตำรวจปากคลองสาน	สถานีตำรวจบางกอกใหญ่	สถานีตำรวจบางกอกน้อย	สถานีตำรวจมักกะสัน	สถานีตำรวจบางยี่เรือ	สถานีตำรวจยานนาวา	สถานีตำรวจท่าพระ	สถานีตำรวจสามเสน	สถานีตำรวจวัดพระยาไกร	สถานีตำรวจตลาดพลู
สถานีตำรวจปทุมวัน	0.257037	0.883333	0.400000	0.000000	0.357143	0.983333	0.429371	0.983333	0.307692	0.000000	-	0.0	0.3125	0.333333	0.000000	0.300000	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.3125	0.333333	0.000000	0.300000	0.000000	0.0	0.0	0.186667	0.133333	
สถานีตำรวจวังทองหลาง	0.000000	0.555556	0.000000	0.214286	0.337143	0.333333	0.387143	0.983333	0.153846	0.173913	-	0.0	0.0086	0.111111	0.041667	0.300000	0.071429	0.0	0.0	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.000000	0.000000	
สถานีตำรวจลุมพินี	0.111111	0.827778	0.800000	0.280714	0.142857	0.416667	0.142857	0.250000	0.076923	0.000000	-	0.0	0.0023	0.800000	0.268333	0.363636	0.071429	0.0	0.0	0.166667	0.000000	0.0	0.0	0.166667	0.000000	0.0	0.0	0.166667	0.000000	
สถานีตำรวจดินแดง	0.257037	0.111111	0.000000	0.214286	0.928571	0.883333	0.142857	0.333333	0.153846	0.000000	-	0.0	0.0086	0.111111	0.041667	0.181818	0.000000	0.0	0.0	0.083333	0.333333	0.0	0.0	0.083333	0.333333	0.0	0.0	0.083333	0.333333	
สถานีตำรวจคลองตัน	0.257037	0.138889	0.000000	0.071429	0.285714	0.800000	0.142857	0.333333	0.307692	0.000000	-	0.0	0.0625	0.000000	0.250000	0.096099	0.429371	0.0	1.00	0.166667	0.066667	0.0	0.0	0.166667	0.066667	0.0	0.0	0.166667	0.066667	
สถานีตำรวจนางเลิ้ง	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
สถานีตำรวจดุสิต	0.800000	0.800000	0.466667	0.142857	0.071429	0.166667	0.800000	0.166667	0.230769	0.043478	-	0.0	0.0086	0.222222	0.125000	0.000000	0.214286	0.0	0.0	0.230000	0.000000	0.0	0.0	0.230000	0.000000	0.0	0.0	0.230000	0.000000	
สถานีตำรวจห้วยขวาง	0.148148	0.000000	0.066667	0.000000	0.142857	0.000000	0.000000	0.416667	0.153846	0.000000	-	0.0	0.0086	0.000000	0.083333	0.000000	0.071429	0.0	0.0	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.000000	0.000000	
สถานีตำรวจทองหล่อ	0.111111	0.055556	0.000000	0.071429	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.076923	0.193435	-	0.0	0.0086	0.000000	0.000000	0.000000	0.181818	0.000000	0.0	0.25	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.000000	0.000000
สถานีตำรวจบางซื่อ	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	-	0.0	0.0086	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.000000	0.000000
สถานีตำรวจทุ่งมหาเมฆ	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	-	0.0	0.0086	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.000000	0.000000	0.0	0.0	0.000000	0.000000

ภาพที่ 9 ตัวอย่างข้อมูลหลังการทำ Feature selection

4.5. การแบ่งกลุ่มข้อมูลสถานีตำรวจโดยใช้ K-Mean (Clustering)

โดยใช้วิธี Elbow curve เพื่อเลือกจำนวนคลัสเตอร์ที่มีค่า k ที่เหมาะสมที่สุด ซึ่งคำนวณจากค่าความเฉื่อย วิธีนี้เป็นการวัดความคลาดเคลื่อนของผลรวมของระยะห่างระหว่างวัตถุกับจุดศูนย์กลางของผลรวมของกำลังสอง เรียกว่า Within-Cluster-Sum-of-Squares (WCSS)

หลังจากที่เราได้กำหนดค่า K แล้ว เราจะใช้แบบจำลอง K-Means ในการจัดกลุ่ม (clustering) ซึ่ง K-Means เป็นหนึ่งในแบบจำลอง Unsupervised Learning ที่ใช้ค้นหาจำนวนคลัสเตอร์ที่ไม่มีป้ายกำกับหรือเรียกว่า Unlabeled Data โดยแบบจำลองจะแบ่งข้อมูลออกเป็น K กลุ่มตามที่เรา กำหนด โดยแต่ละกลุ่มจะมีจุดศูนย์กลางของข้อมูล (Centroid) เป็นของตัวเอง

การจัดกลุ่มประเภทนี้จะประกอบด้วยกลุ่มข้อมูลตั้งแต่สองกลุ่มขึ้นไป K-Means เป็นกระบวนการวนซ้ำในการกำหนดจุดข้อมูล (data point) แต่ละจุดให้กับกลุ่ม ซึ่งจุดข้อมูลจะค่อยๆ เพิ่มขึ้นโดยแต่ละจุดจะเข้าหากกลุ่มที่มีความคล้ายกันตามคุณสมบัติหรือใกล้กับค่าเฉลี่ยของกลุ่มนั้นมากที่สุด เพื่อลดผลรวมของระยะห่างระหว่างจุดข้อมูลและเซนทรอยด์ของคลัสเตอร์ด้วยการคำนวณระยะห่างระหว่างจุดข้อมูลและเซนทรอยด์ ระบบจะใช้การวัดระยะทางแบบยุคลิดเพื่อระบุกลุ่มที่ถูกต้องของจุดข้อมูลแต่ละจุด

4.6. การทำนายเหตุอาชญากรรมด้วย Long short-term memory (LSTM)

4.6.1 การแบ่งชุดข้อมูลสำหรับเรียนรู้และชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ (Training and Testing Dataset)

กำหนดชุดข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ไว้ที่ 80% และแบ่งข้อมูลสำหรับทดสอบกำหนดไว้ที่ 20% ของปริมาณข้อมูลทั้งหมด คือ ข้อมูลการเกิดอาชญากรรมตั้งแต่ข้อมูลตั้งแต่มกราคม 2554 ถึง กุมภาพันธ์ 2565 รวมระยะเวลา 11 ปีโดยประมาณ

4.6.2 การกำหนดค่าทางสถาปัตยกรรมของ LSTM เพื่อการทำนายเหตุอาชญากรรมที่จะเกิดขึ้นผ่านการวิเคราะห์ร่วมกันของสถานีตำรวจใกล้เคียง

Long short-term memory (LSTM) หรือหน่วยความจำระยะสั้นระยะยาวเป็นเทคนิคที่พัฒนาจาก Recurrent Neural Network (RNN) หลักการทำงานของ RNN คือการใช้ output ที่ได้จากการคำนวณจากโหนดก่อนหน้าเป็น Input สำหรับโหนดถัดไป แต่ละโหนดของ RNN จะมีข้อมูลขาเข้า 2 ส่วน คือ ข้อมูล Input ของโหนดนั้นและ output ที่คำนวณจากโหนดก่อนหน้า ข้อมูลสองชุดที่เข้ามาในโหนดจะถูกรวมเข้าด้วยกัน ผลลัพธ์จะแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ ผลลัพธ์ที่ได้รับจากโหนดนั้นและผลลัพธ์ที่จะนำไปใช้เป็นข้อมูล Input สำหรับโหนดถัดไป เทคนิค RNN เหมาะที่จะใช้กับข้อมูลที่

มีความต่อเนื่อง (Sequence) เช่น ข้อมูลอนุกรมเวลา ข้อมูลเสียง ข้อมูลข้อความ รูปภาพ และวิดีโอ เป็นต้น

การกำหนดค่าทางสถาปัตยกรรมของเราใช้ LSTM หลายชั้นสำหรับการวิเคราะห์อนุกรมเวลา ซึ่งเลเยอร์ Input ได้รับการกำหนดค่าเป็น (8, 1) โดยที่ 8 หมายถึงจำนวน time steps และ 1 หมายถึงจำนวน features ในแต่ละขั้นตอน เลเยอร์ LSTM แรกประกอบด้วย 128 ยูนิต และใช้ activation function ชื่อ Rectified Linear Unit หรือเรียกว่า ReLU ซึ่งบ่งชี้ว่าเลเยอร์นี้จะส่งออกข้อมูลตามลำดับต่อนั้น เลเยอร์ LSTM ชั้นที่สองได้รับการกำหนดค่าด้วย 50 ยูนิต และใช้ฟังก์ชัน ReLU เพื่อลดปัญหา overfitting เกินไป Dropout Layer จะถูกรวมเข้ากับอัตราการ dropout ที่ตั้งไว้ที่ 0.2 และ Dense Layer (Output Layer) ที่มี 1 ยูนิตจะใช้ฟังก์ชัน ReLU แบบจำลองนี้ได้รับการฝึกฝนบนข้อมูล X_train และ y_train มากกว่า 400 epochs โดยมี Batch size เป็น 8

ซึ่งการกำหนดค่าทางสถาปัตยกรรมนี้ได้รับการออกแบบมาเพื่อรับรู้ความสัมพันธ์ของข้อมูลตามลำดับเวลาช่วยให้สามารถแสดงรูปแบบตามลำดับได้อย่างมีประสิทธิภาพ การเลือก activation function และการใช้เลเยอร์ dropout ช่วยให้ แบบจำลองสามารถสรุปข้อมูลที่มองไม่เห็นได้ดีและช่วยเพิ่มประสิทธิภาพและความน่าเชื่อถือโดยรวมได้ดียิ่งขึ้น

4.6.3 การกำหนดข้อมูลเพื่อการทำนายเหตุอาชญากรรมที่จะเกิดขึ้นผ่านการวิเคราะห์ร่วมกันของสถานีตำรวจใกล้เคียง

การกำหนดข้อมูลนำเข้าสำหรับส่งให้ LSTM นำไปใช้ฝึกอบรม ทดสอบและทำนายนั้นจะแบ่งเป็น 2 แบบคือ

- 1) การนำเข้าข้อมูลเฉพาะของสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันเพื่อทำนายเหตุอาชญากรรมของสถานีตำรวจนครบาลปทุมวัน โดยรูปแบบนี้จะนำเข้าข้อมูลวันที่เกิดเหตุอาชญากรรมและจำนวนคดีในแต่ละวันของสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันส่งให้ LSTM และจะได้ผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายเหตุอาชญากรรมของสถานีตำรวจนครบาลปทุมวัน

```

... ***** Round : 0 *****
**** df_res :          สถานีตำรวจนครบาลปทุมวัน
date
2011-02-01          1.0
2011-03-01          0.0
2011-04-01          3.0
2011-05-01          1.0
2011-06-01          1.0
...
2022-10-01          0.0
2022-11-01          4.0
2022-12-01          3.0

```

ภาพที่ 10 ตัวอย่างการนำเข้าข้อมูลโดยใช้ข้อมูลเฉพาะสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันเพียงชุดเดียว

- 2) การนำเข้าข้อมูลของสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันและสถานีใกล้เคียงมาใช้ในการร่วมกัน รูปแบบนี้จะนำเข้าข้อมูลวันที่เกิดเหตุอาชญากรรม จำนวนคดีในแต่ละวันของสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันและสถานีตำรวจใกล้เคียงส่งให้ LSTM และจะได้ผลลัพธ์ (Output) ที่ได้จากการทำนายเหตุอาชญากรรมของสถานีตำรวจนครบาลปทุมวัน โดยประกอบด้วยข้อมูลจากทั้งสถานีปทุมวันและสถานีวังทองหลาง และมีคอลัมน์ target เป็นข้อมูลจากสถานีปทุมวัน

date	สถานีตำรวจนครบาลปทุมวัน	สถานีตำรวจนครบาลวังทองหลาง	target
2011-02-01	1.0	3.0	1.0
2011-03-01	0.0	2.0	0.0
2011-04-01	3.0	1.0	3.0
2011-05-01	1.0	4.0	1.0
2011-06-01	1.0	5.0	1.0
...
2022-10-01	0.0	0.0	0.0
2022-11-01	4.0	0.0	4.0
2022-12-01	3.0	2.0	3.0

ภาพที่ 11 ตัวอย่างการนำเข้าข้อมูลโดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันกับสถานีตำรวจใกล้เคียงเพื่อทำนายข้อมูลเหตุอาชญากรรมของสถานีตำรวจนครบาลปทุมวัน

4.7. การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง (Model Evaluation)

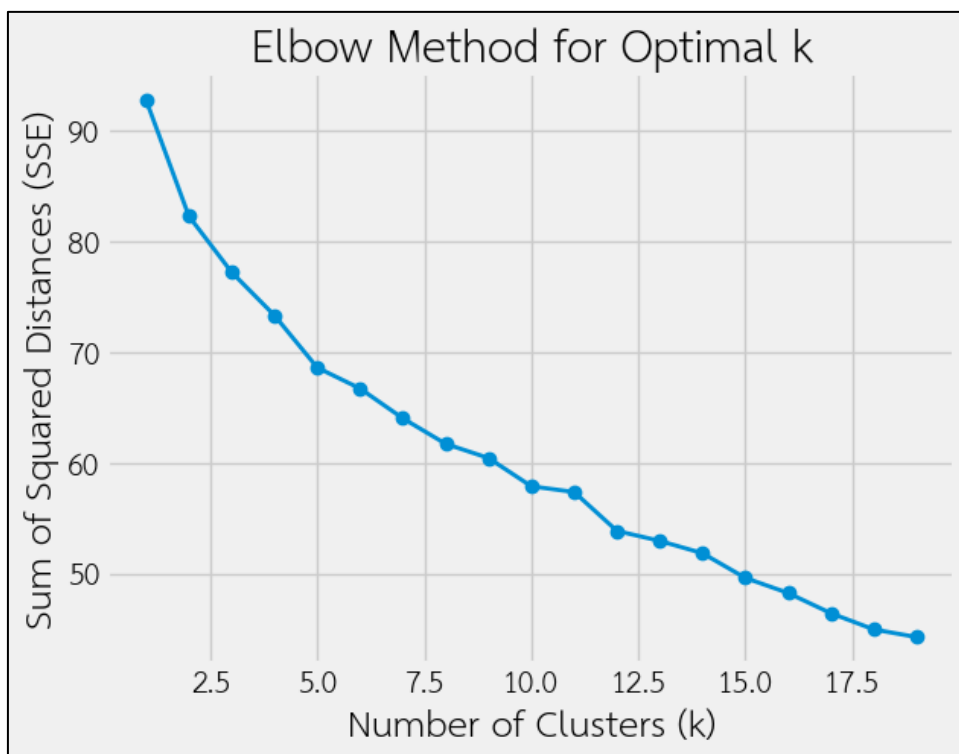
ทำการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองจากการทำนายเหตุอาชญากรรมที่จะเกิดขึ้นผ่านการวิเคราะห์ร่วมกันของสถานีตำรวจใกล้เคียงด้วย LSTM โดยการใช้ Root Mean Squared Error (RMSE) และ Mean Absolute Error (MAE)

บทที่ 5

ผลการทดลองและอภิปรายผลการทดลอง

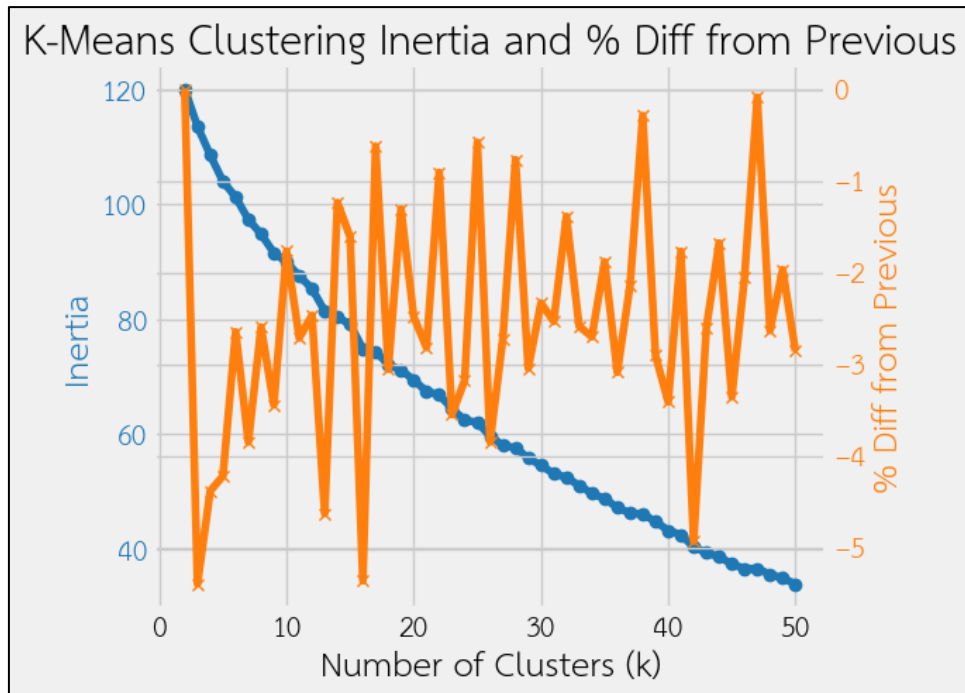
5.1. การแบ่งกลุ่มข้อมูลสถานีตำรวจโดยใช้ K-Mean (Clustering)

การคัดเลือกค่า K สำหรับการจัดกลุ่มจะใช้ elbow method โดยเลือกจากค่า 2 ถึง 50 หลังจากนั้นได้ทำการเปรียบเทียบค่า Inertia และเปอร์เซ็นต์ความแตกต่างของการหาค่า K ที่ได้จาก elbow method



ภาพที่ 12 การหาค่า K ของกลุ่มโดยใช้ elbow method

เปรียบเทียบค่า Inertia และ %ความแตกต่างของการหาค่า K จากภาพและตารางแสดงให้เห็นว่าค่า K ที่เหมาะสมที่สุดคือ 3 หลังจากที่เราสามารถระบุค่า K ได้แล้วจึงได้ทำการจัดกลุ่มด้วย K-Means เพื่อหาสถานีตำรวจที่อยู่กลุ่มเดียวกับสถานีตำรวจปทุมวันจากทั้งหมด 30 สถานี ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้พบว่ามีสถานีตำรวจทั้งหมด 13 สถานีที่ถูกจัดให้อยู่กลุ่มเดียวกับสถานีตำรวจปทุมวัน โดยมีรายชื่อ ดังนี้ สถานีตำรวจวังทองหลาง, นางเลิ้ง, ดุสิต, บางซื่อ, พุ้มมหาเมฆ, สำเหร่, สุทธิสาร, ปากคลองสาน, บางกอกใหญ่, บางกอกน้อย, มักกะสัน, บางยี่เรือ และตลาดพลู



ภาพที่ 13 การเปรียบเทียบค่า Inertia และ %ความแตกต่างของการหาค่า K

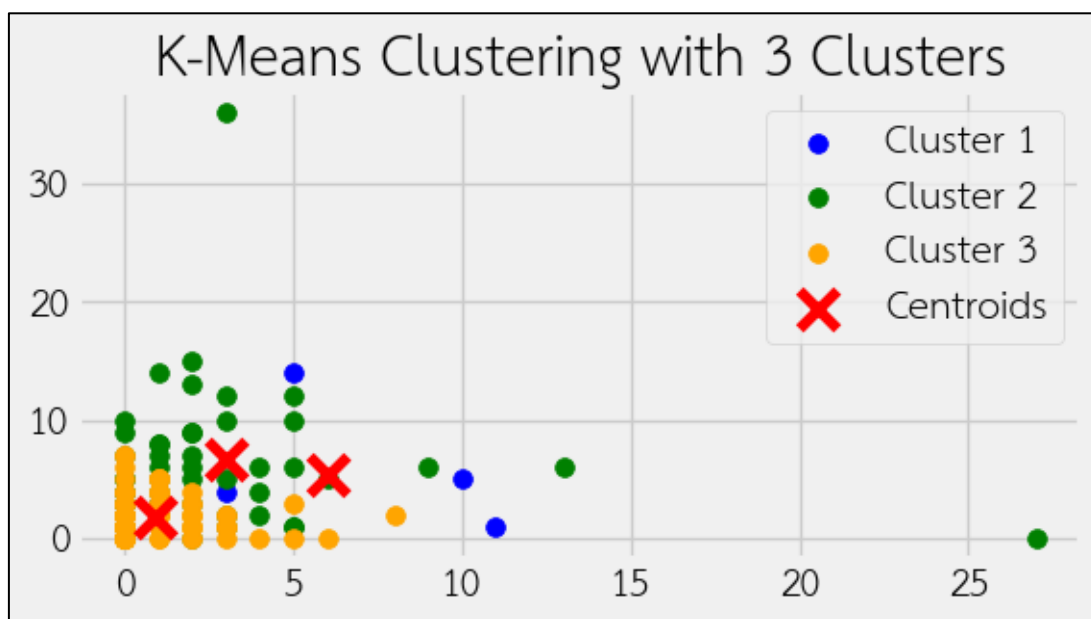
Number of Clusters	Inertia	% Diff from Previous
2	120.123752	0
3	113.636581	-5.400406
4	108.651218	-4.387112
5	104.063891	-4.222066
6	101.307461	-2.648786
7	97.407067	-3.850057
8	94.878202	-2.596182
9	91.608632	-3.446071
10	89.989174	-1.7678
11	87.546252	-2.714684
12	85.385176	-2.468497
13	81.430197	-4.631927
14	80.422265	-1.237786
15	79.125936	-1.611903
16	74.879562	-5.366602

Number of Clusters	Inertia	% Diff from Previous
17	74.413131	-0.622908
18	72.140281	-3.054366
19	71.195515	-1.309624
20	69.424784	-2.487138
21	67.467882	-2.818738
22	66.854076	-0.909775
23	64.479545	-3.551812
24	62.428787	-3.180479
25	62.066425	-0.58044
26	59.676472	-3.850638
27	58.049575	-2.726194
28	57.60283	-0.769592
29	55.848368	-3.045792
30	54.544202	-2.33519
31	53.162495	-2.533188
32	52.424049	-1.389035
33	51.067768	-2.587135
34	49.687446	-2.702923
35	48.750919	-1.884836
36	47.245072	-3.088858
37	46.232775	-2.142651
38	46.099933	-0.287333
39	44.76035	-2.905826
40	43.232418	-3.413583
41	42.466929	-1.770637
42	40.371596	-4.934033
43	39.319495	-2.606044
44	38.659611	-1.678262
45	37.361764	-3.357114

Number of Clusters	Inertia	% Diff from Previous
46	36.593948	-2.055084
47	36.561687	-0.088161
48	35.598576	-2.634207
49	34.897507	-1.969374
50	33.899853	-2.858812

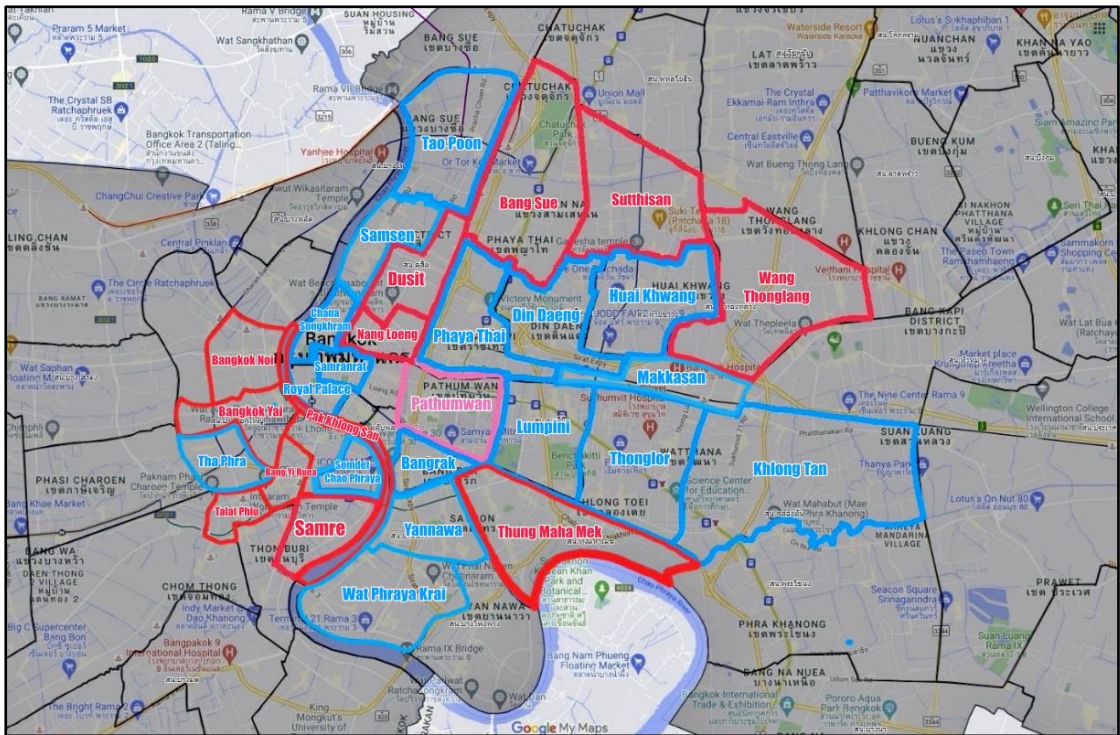
ตารางที่ 1 การเปรียบเทียบค่า Inertia และ %ความแตกต่างของการหาค่า K

ภาพแสดงจุดข้อมูล (Data Point) และจุดศูนย์กลาง (Centroid) ของข้อมูลหลังจากการทำการจัดกลุ่มข้อมูลด้วย K-Means โดยกำหนดค่า K เท่ากับ 3 ซึ่งจากภาพแสดงให้เห็นว่ากลุ่ม cluster 1 และ 2 มีความคล้ายคลึงกันมากกว่ากลุ่ม cluster ที่ 3 ที่มีความต่างจากกลุ่มอื่น ๆ อย่างชัดเจน



ภาพที่ 14 ภาพแสดงจุดข้อมูลและจุดศูนย์กลางของข้อมูลหลังทำการจัดกลุ่มข้อมูลด้วย K-Means

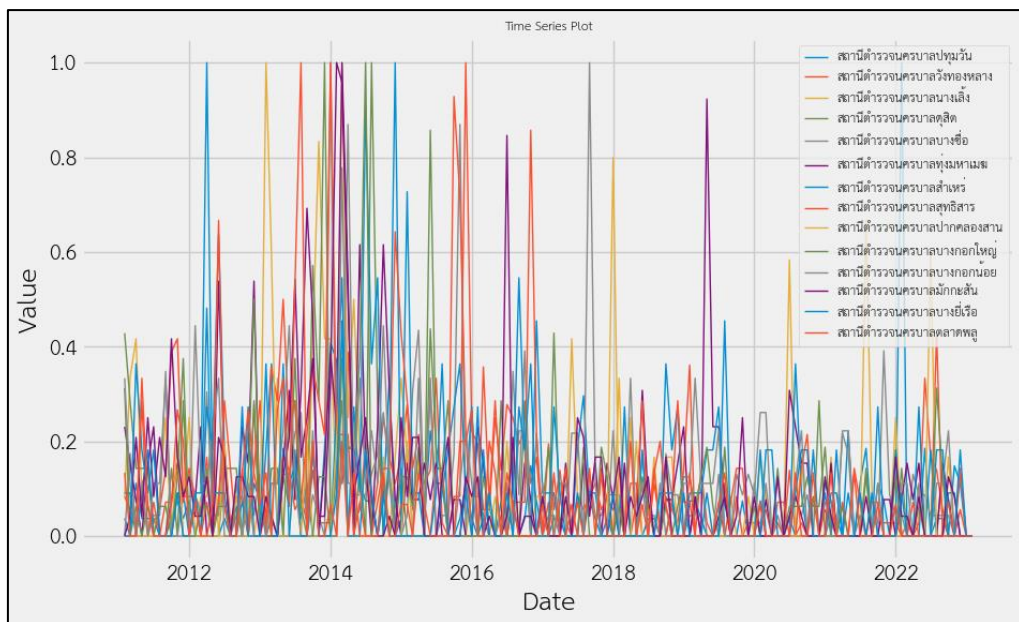
ภาพแผนที่แสดงตำแหน่งที่ตั้งของสถานีตำรวจทั้งหมดที่เลือกใช้สำหรับงานวิจัยนี้ โดยแยกพื้นที่สถานีตำรวจจากสีเป็น 3 ส่วน คือ สีชมพูคือสถานีตำรวจปทุมวันเป็นสถานีตำรวจตั้งต้นที่นำมาหาความสอดคล้องกันกับสถานีตำรวจใกล้เคียง ต่อมาคือพื้นที่สถานีตำรวจสีแดงคือสถานีตำรวจที่อยู่ในกลุ่มเดียวกันกับสถานีตำรวจปทุมวันที่ได้จากการจัดกลุ่มด้วย K-Means จำนวน 13 สถานี และสุดท้ายคือพื้นที่สถานีตำรวจสีฟ้าคือสถานีตำรวจอื่นๆ ที่ไม่ได้อยู่ในกลุ่มเดียวกับสถานีตำรวจปทุมวันจำนวน 16 สถานีจากทั้งหมด 30 สถานีที่ทำการเลือกมาใช้ในการวิจัยนี้



ภาพที่ 15 แผนที่แสดงตำแหน่งที่ตั้งของสถานีตำรวจที่เลือกใช้สำหรับการวิจัย

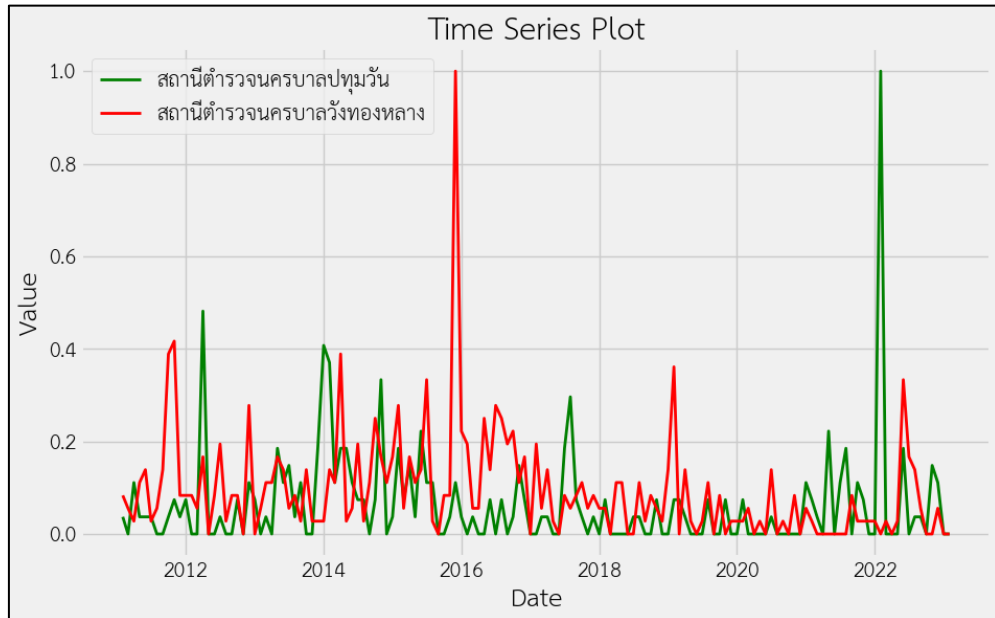
5.2. เปรียบเทียบสถานีตำรวจเพื่อวิเคราะห์ร่วมกันของข้อมูลสถานีตำรวจ

5.2.1 เปรียบเทียบข้อมูลของกลุ่มสถานีตำรวจที่ถูกจัดให้อยู่ในกลุ่มเดียวกับสถานีตำรวจปทุมวัน

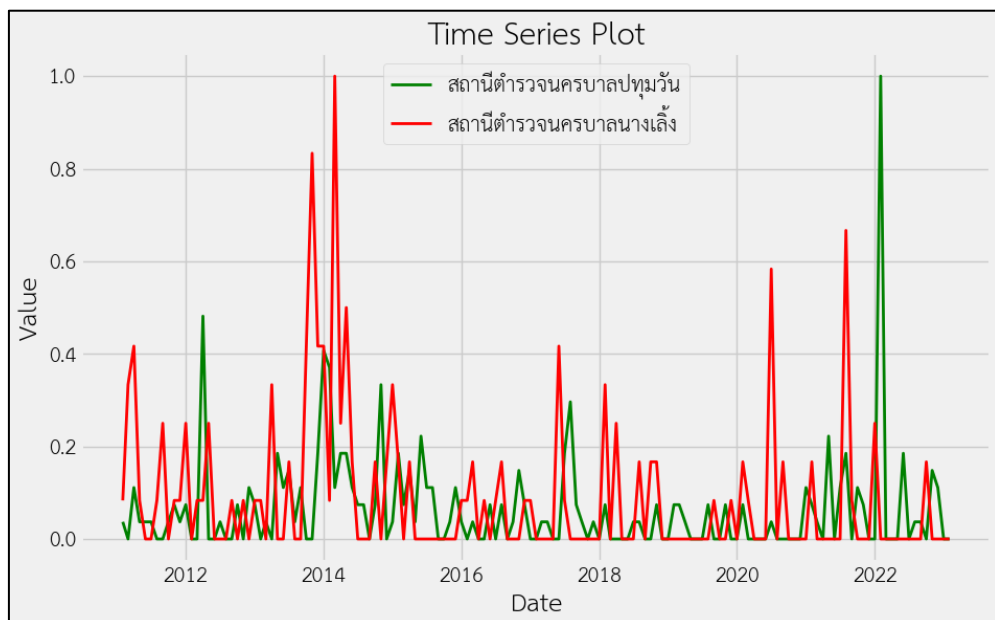


ภาพที่ 16 กราฟแสดงสถานีตำรวจที่อยู่กลุ่มเดียวกับกับสถานีตำรวจปทุมวัน

5.2.2 เปรียบเทียบข้อมูลสถานีตำรวจที่ถูกจัดให้อยู่ในกลุ่มเดียวกับสถานีตำรวจปทุมวันรายสถานี



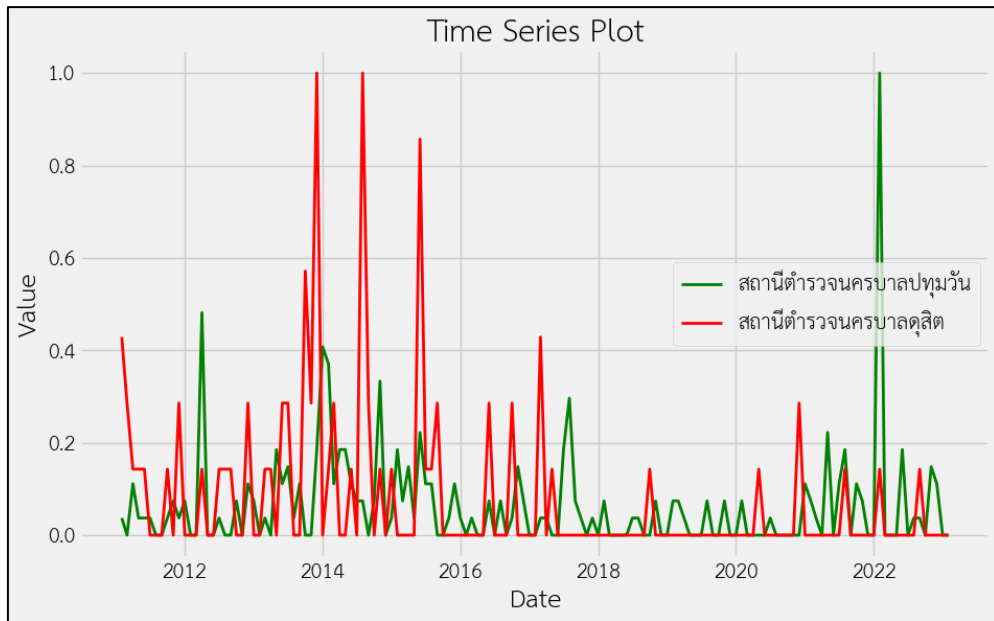
ภาพที่ 17 กราฟเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างสถานีตำรวจปทุมวันและสถานีตำรวจวังทองหลาง



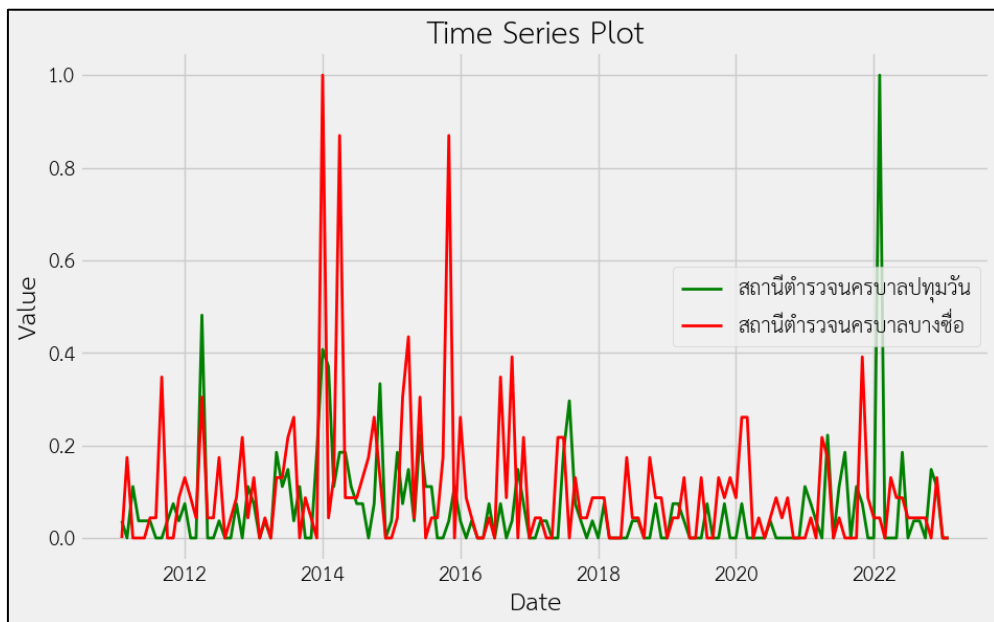
ภาพที่ 18 กราฟเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างสถานีตำรวจปทุมวันและสถานีตำรวจนางเลิ้ง



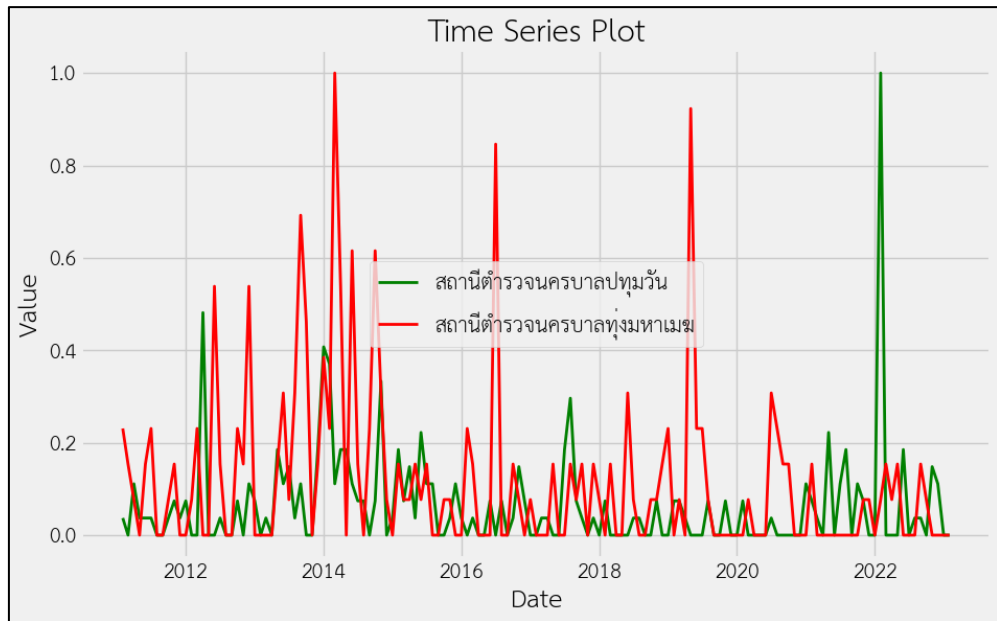
4219664054



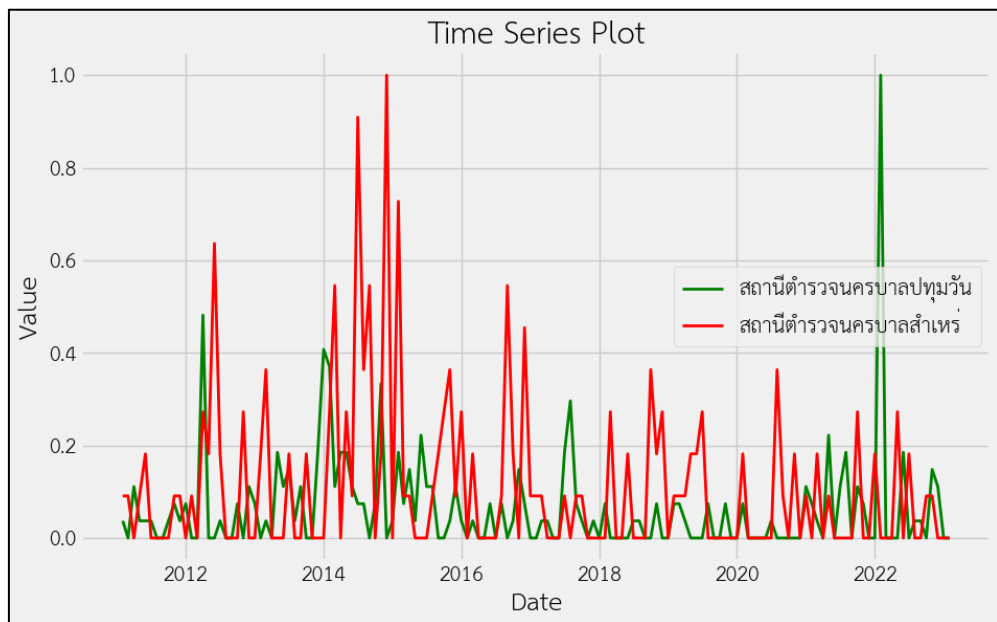
ภาพที่ 19 กราฟเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างสถานีตำรวจปทุมวันและสถานีตำรวจดุสิต



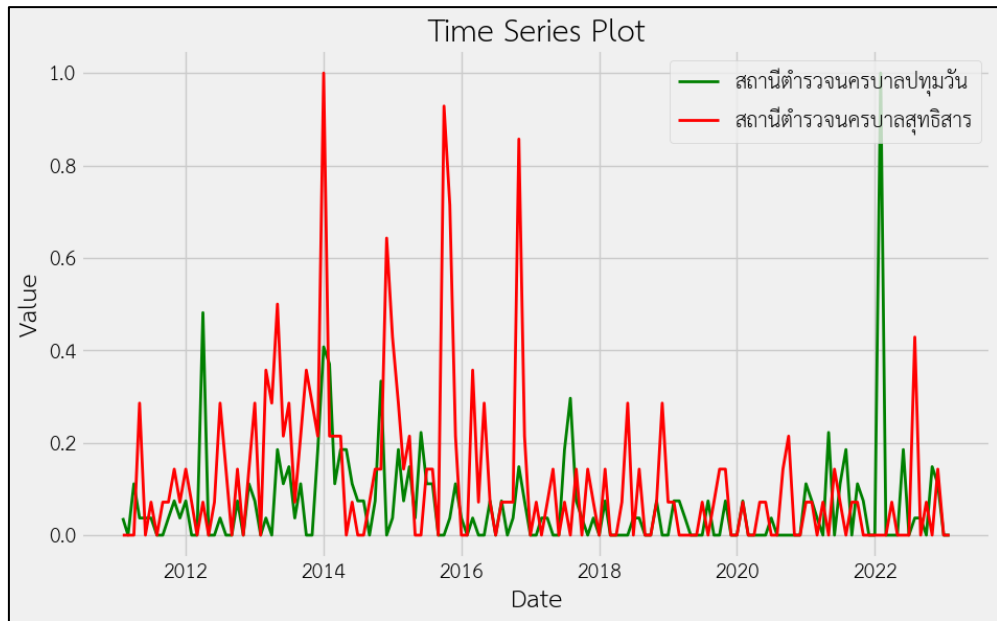
ภาพที่ 20 กราฟเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างสถานีตำรวจปทุมวันและสถานีตำรวจบางซื่อ



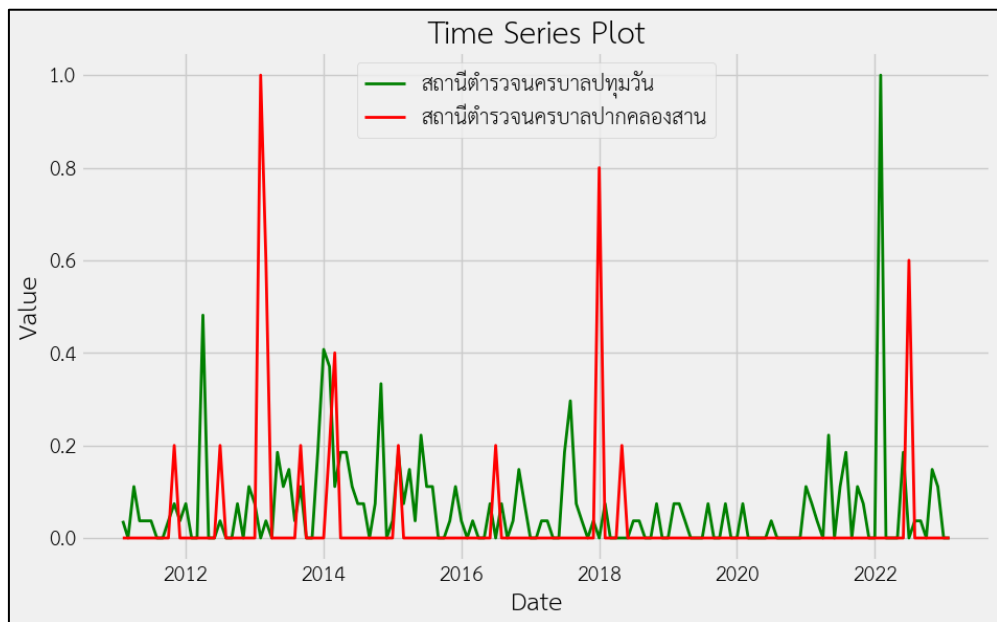
ภาพที่ 21 กราฟเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างสถานีตำรวจปทุมวันและสถานีตำรวจทุ่งมหาเมฆ



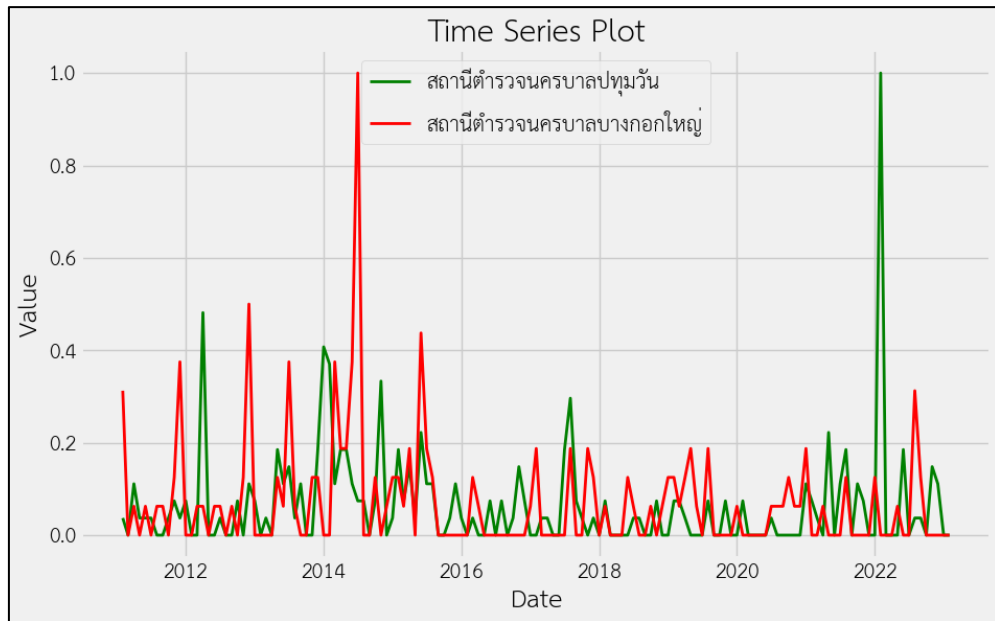
ภาพที่ 22 กราฟเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างสถานีตำรวจปทุมวันและสถานีตำรวจสำเหร่



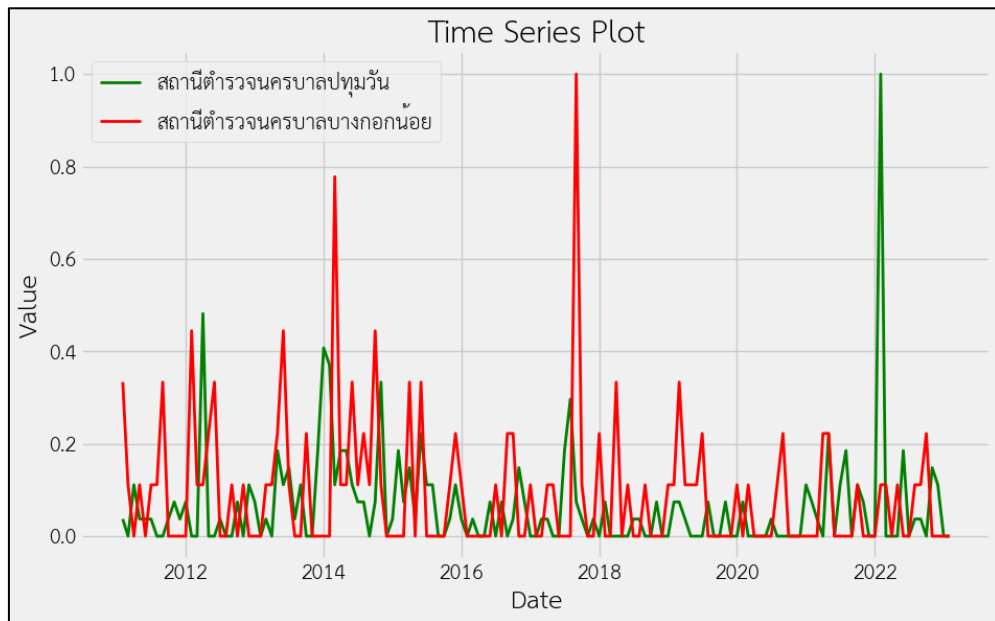
ภาพที่ 23 กราฟเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างสถานีตำรวจปทุมวันและสถานีตำรวจสุทธิสาร



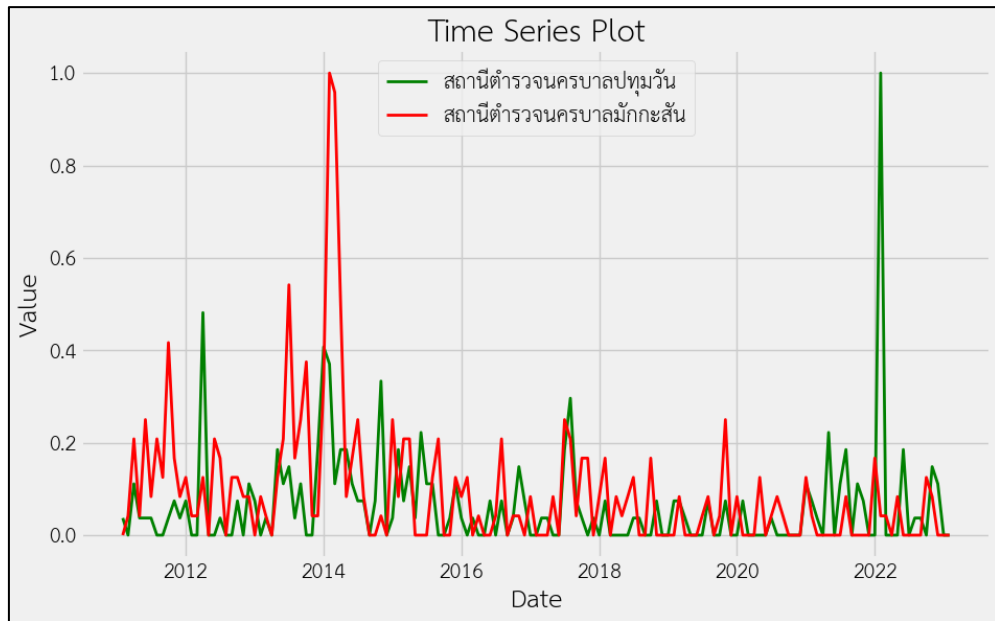
ภาพที่ 24 กราฟเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างสถานีตำรวจปทุมวันและสถานีตำรวจปากคลองสาน



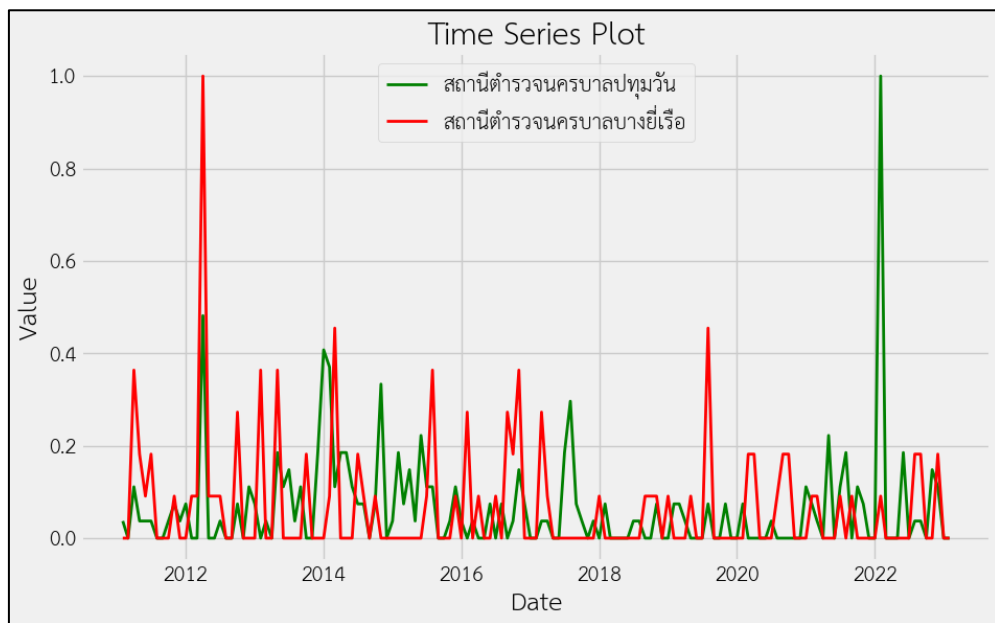
ภาพที่ 25 กราฟเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างสถานีตำรวจปทุมวันและสถานีตำรวจบางกอกใหญ่



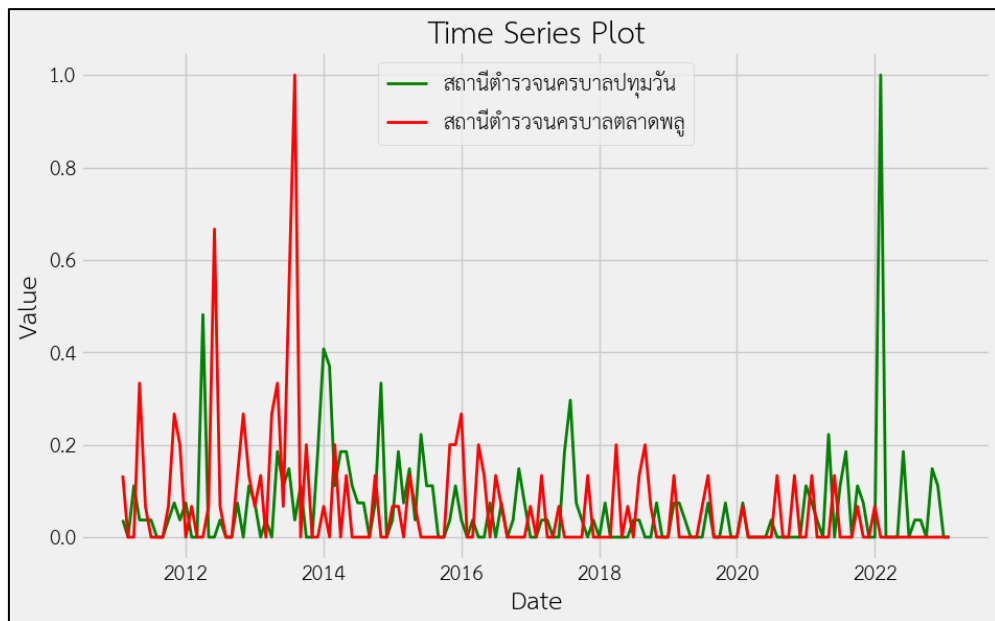
ภาพที่ 26 กราฟเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างสถานีตำรวจปทุมวันและสถานีตำรวจบางกอกน้อย



ภาพที่ 27 กราฟเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างสถานีตำรวจปทุมวันและสถานีตำรวจมักกะสัน



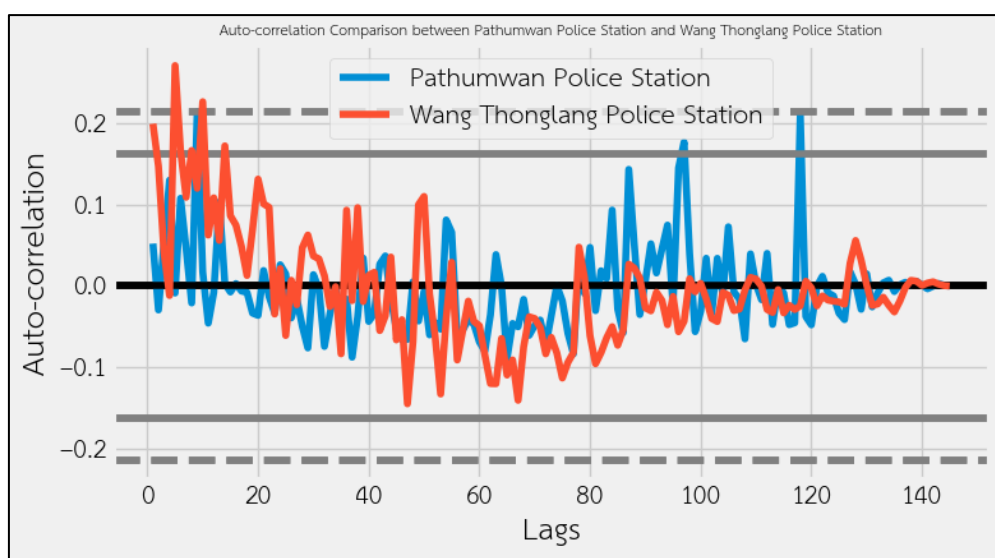
ภาพที่ 28 กราฟเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างสถานีตำรวจปทุมวันและสถานีตำรวจบางยี่เรือ



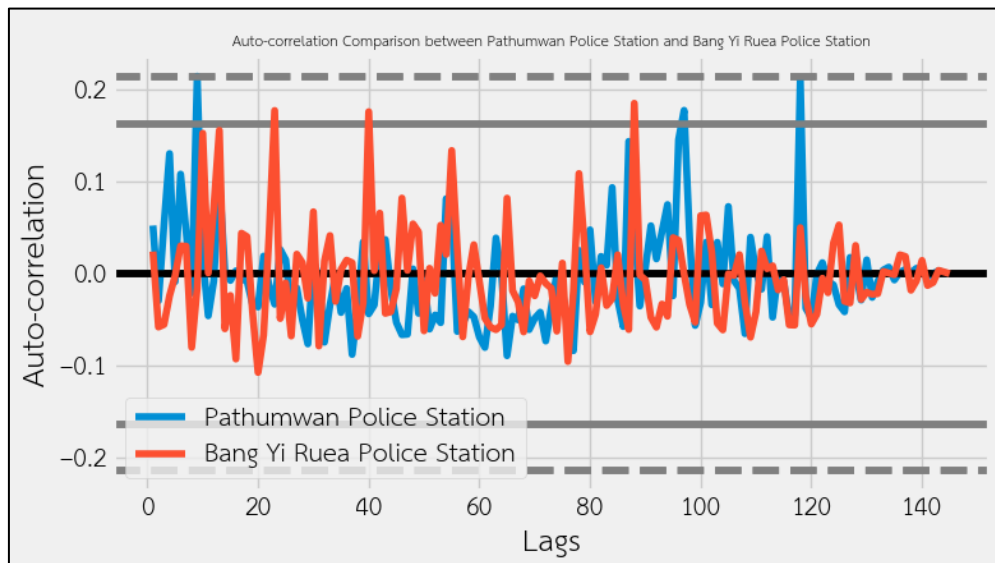
ภาพที่ 29 กราฟเปรียบเทียบข้อมูลระหว่างสถานีตำรวจปทุมวันและสถานีตำรวจตลาดพลู

5.2.3 การหาค่าสหสัมพันธ์ (correlation) เปรียบเทียบข้อมูลของกลุ่มสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันกับสถานีตำรวจใกล้เคียง

กราฟแสดงค่า correlation ของตัวอย่างคู่ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันและสถานีตำรวจใกล้เคียงโดยมีทั้งข้อมูลดิบและข้อมูลที่ผ่านการ Normalize แล้ว พบว่าค่าความสัมพันธ์ของข้อมูลจะอยู่ระหว่าง -0.1 ถึง 0.2 จึงไม่สามารถบอกได้ว่าข้อมูลแต่ละคู่มีค่าสัมพันธ์กัน



ภาพที่ 30 กราฟแสดงค่า correlation ของตัวอย่างคู่ข้อมูลสถานีตำรวจปทุมวันกับวังทองหลาง



ภาพที่ 31 กราฟแสดงค่า correlation ของตัวอย่างคู่ข้อมูลสถานีตำรวจปทุมวันกับบางยี่เรือ

ตารางแสดงค่า correlation ของคู่ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันและสถานีตำรวจใกล้เคียงโดยมีทั้งข้อมูลดิบและข้อมูลที่ผ่านการ Normalize แล้ว ซึ่งพบว่าทั้งกราฟตัวอย่างข้อมูลและค่าของข้อมูลชุดนี้ที่ได้ค่อนข้างน้อย ทำให้สรุปได้ว่าข้อมูลแต่ละคู่ไม่มีค่าความสัมพันธ์กัน

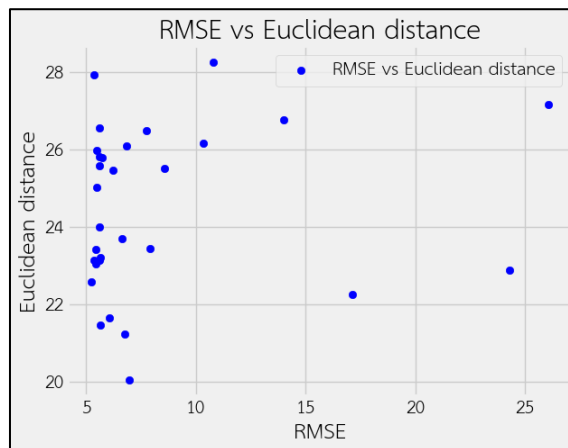
Police Station	Correlation	
	Raw Data	After Normalize
Pathumwan + Wang Thonglang	0.088	0.092
Pathumwan + Nang Loeng	0.074	0.074
Pathumwan + Dusit	0.152	0.144
Pathumwan + Bang Sue	0.221	0.225
Pathumwan + Thung Maha Mek	0.064	0.068
Pathumwan + Samre	-0.024	-0.016
Pathumwan + Sutthisan	0.12	0.132
Pathumwan + Pak Khlong San	-0.042	-0.039
Pathumwan + Bangkok Yai	0.081	0.089
Pathumwan + Bangkok Noi	0.028	0.029
Pathumwan + Makkasan	0.257	0.261

Police Station	Correlation	
	Raw Data	After Normalize
Pathumwan + Bang Yi Ruea	0.212	0.215
Pathumwan + Talat Phlu	-0.055	-0.054

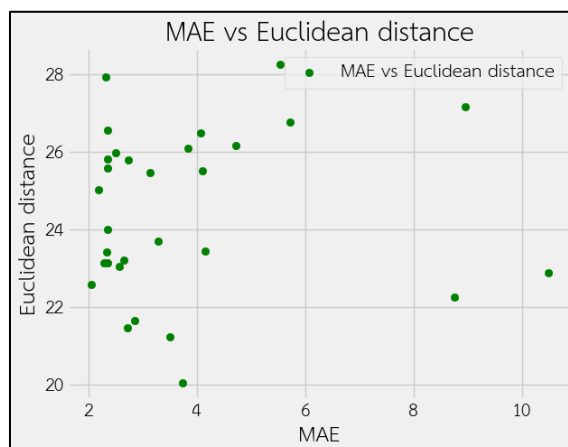
ตารางที่ 2 แสดงค่า correlation การจับคู่ข้อมูลสถานีปทุมวันและสถานีใกล้เคียง

5.2.4 การหาค่าความสัมพันธ์ (correlation) เปรียบเทียบข้อมูลของค่าความผิดพลาดและระยะห่างของจุดศูนย์กลางของข้อมูลกับจุดข้อมูล

ค่า correlation ของคู่ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันและสถานีตำรวจใกล้เคียงโดยมีทั้งข้อมูลดิบและข้อมูลที่ผ่านการ Normalize แล้ว ซึ่งพบว่าทั้งกราฟตัวอย่างข้อมูลและค่าของข้อมูลชุดนี้ได้ค่อนข้างน้อย ทำให้สรุปได้ว่าข้อมูลแต่ละคู่ไม่มีค่าความสัมพันธ์กัน



ภาพที่ 32 แสดงข้อมูลระหว่าง RMSE และ Euclidean distance



ภาพที่ 33 แสดงข้อมูลระหว่าง MAE และ Euclidean distance

จากภาพแสดงข้อมูลระหว่างค่าความผิดพลาดที่ถูกประเมินด้วยทั้ง 2 เมตริก และค่าระยะความห่างของข้อมูลกับจุดศูนย์กลางของข้อมูล ได้ค่าสหสัมพันธ์เชิงบวกแต่เป็นค่าที่ต่ำมาก ซึ่งบ่งชี้ว่าความสัมพันธ์ในชุดนี้แทบไม่มีหรือไม่มีความสัมพันธ์ที่ชัดเจนเลย

Item	Correlation (Raw data)
RMSE และ distance	0.133
MAE และ distance	0.068

ตารางที่ 3 ตารางแสดงค่าสหสัมพันธ์ของค่าความผิดพลาดและระยะห่างของ Centroid และ Data point

5.3. ผลการทำนายอาชญากรรมผ่านการวิเคราะห์ร่วมกันของข้อมูลสถานีตำรวจใกล้เคียง

5.3.1 สถานีตำรวจนครบาลปทุมวัน

ผลการทำนายเหตุอาชญากรรมด้วยแบบจำลอง LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันเพียงสถานีเดียวนั้น ได้ผลดังนี้

No	RMSE	MAE
1	5.025187	2.87731
2	6.352307	3.201994
3	5.690049	3.087778
4	5.599745	2.357143
5	14.93502	6.636217
6	4.879689	2.800205
7	5.599745	2.357143
8	5.119673	2.214927
9	5.599745	2.357143
10	12.975613	5.950534
11	24.467514	7.392139
12	5.599745	2.357143
13	6.205065	3.229883

No	RMSE	MAE
14	6.49565	3.007991
15	5.641394	2.871369
16	5.367755	2.658014
17	5.599745	2.357143
18	5.052362	2.17383
19	5.599745	2.357143
20	5.59896	2.710105
21	5.256682	2.536106
22	6.385941	3.281147
23	4.889859	2.53558
24	20.003321	6.230585
25	7.29178	3.631581
26	5.418047	2.550988
27	5.332846	2.612678
28	5.182868	2.384396
29	5.599745	2.357143
30	10.748219	4.831071

ตารางที่ 4 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวัน

5.3.2 สถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลวังทองหลาง

ผลการทำนายเหตุอาชญากรรมด้วยแบบจำลอง LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลวังทองหลางนั้น ได้ผลดังนี้

No	RMSE	MAE
1	5.599745	2.357143
2	5.430089	2.444259
3	5.353829	2.528149
4	5.173319	2.330907
5	5.16363	2.607209

No	RMSE	MAE
6	5.261785	2.430784
7	5.599745	2.357143
8	5.599745	2.357143
9	5.17599	2.447397
10	5.20838	2.556242
11	5.324536	2.59666
12	5.599745	2.357143
13	5.68039	2.542198
14	5.599745	2.357143
15	5.259541	2.474326
16	5.675182	2.803002
17	5.599745	2.357143
18	7.226914	3.414458
19	5.258305	2.64194
20	5.424926	2.418464
21	5.635153	2.687544
22	5.387369	2.761837
23	5.341169	2.601577
24	5.371553	2.572546
25	5.276294	2.702623
26	5.650764	2.670072
27	5.179939	2.43454
28	5.494497	2.715407
29	5.347875	2.967346
30	5.465878	2.637466

ตารางที่ 5 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับ
สถานีตำรวจนครบาลวังทองหลาง

ผลจากการเปรียบเทียบค่า Mean ด้วย T-Test Independent ระหว่างใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันเพียงอย่างเดียว กับการใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลวังทองหลาง มีค่าดังนี้

1. RMSE

Group Statistics					
	Group	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
RMSE	Pathumwan	30	7.4504672	4.68422395	.85521837
	Wang Thonglang	30	5.4788592	.37183265	.06788704

ตารางที่ 6 ภาพรวมสถิติ RMSE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลวังทองหลาง

Independent Samples Test											
		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means							
		F	Sig.	t	df	Significance		Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
						One-Sided p	Two-Sided p			Lower	Upper
RMSE	Equal variances assumed	19.641	<.001	2.298	58	.013	.025	1.97160797	.85790857	.25431738	3.68889855
	Equal variances not assumed			2.298	29.365	.014	.029	1.97160797	.85790857	.21793593	3.72528000

ตารางที่ 7 ผลจากการทดสอบ T-Test

2. MAE

Group Statistics					
	Group	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
MAE	Pathumwan	30	3.2635476	1.42791733	.26070084
	Wang Thonglang	30	2.5709937	.22513300	.04110347

ตารางที่ 8 ภาพรวมสถิติ MAE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลวังทองหลาง

Independent Samples Test											
		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means							
		F	Sig.	t	df	Significance		Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
						One-Sided p	Two-Sided p			Lower	Upper
MAE	Equal variances assumed	21.285	<.001	2.624	58	.006	.011	.69255393	.26392125	.16425815	1.22084971
	Equal variances not assumed			2.624	30.441	.007	.013	.69255393	.26392125	.15388201	1.23122586

ตารางที่ 9 ผลจากการทดสอบ T-Test

5.3.3 วิเคราะห์สถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลนางเลิ้ง

ผลการทำนายเหตุอาชญากรรมด้วยแบบจำลอง LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลนางเลิ้งนั้น ได้ผลดังนี้

No	RMSE	MAE
1	5.346329	2.418445
2	5.599745	2.357143
3	5.403766	2.427353
4	5.353317	2.448835
5	5.539049	2.486488
6	5.545925	2.548895
7	6.102271	3.155647
8	5.457785	2.379449
9	5.301336	2.451262
10	5.612959	2.727355
11	5.556486	2.493334
12	5.396313	2.459822
13	5.570435	2.563369
14	5.516526	2.390652
15	5.511035	2.382692
16	6.013056	3.141512
17	5.457393	2.456749
18	5.599745	2.357143
19	5.599745	2.357143
20	5.634994	2.688221
21	5.54567	2.571186
22	5.443982	2.303368
23	5.403328	2.393602
24	5.571077	2.666805



4219664054

CU Thesisis 6470282721 thesis / recv: 24062567 17:38:37 / seq: 12

No	RMSE	MAE
25	5.507877	2.42321
26	5.34123	2.429636
27	5.452317	2.242411
28	5.366093	2.395022
29	5.599745	2.357143
30	5.599745	2.357143

ตารางที่ 10 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลนางเลิ้ง

ผลจากการเปรียบเทียบค่า Mean ด้วย T-Test Independent ระหว่างใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันเพียงอย่างเดียว กับการใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลนางเลิ้ง มีค่าดังนี้

1. RMSE

Group Statistics					
	Group	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
RMSE	Pathumwan	30	7.4504672	4.68422395	.85521837
	Nang Loeng	30	5.5316425	.17242008	.03147946

ตารางที่ 11 ภาพรวมสถิติ RMSE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลนางเลิ้ง

Independent Samples Test											
		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means				95% Confidence Interval of the Difference			
		F	Sig.	t	df	Significance One-Sided p	Two-Sided p	Mean Difference	Std. Error Difference	Lower	Upper
RMSE	Equal variances assumed	21.173	<.001	2.242	58	.014	.029	1.91882473	85579754	20575984	3.63188962
	Equal variances not assumed			2.242	29.079	.016	.033	1.91882473	85579754	1.6872768	3.66892179

ตารางที่ 12 ผลจากการทดสอบ T-Test

2. MAE

Group Statistics

	Group	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
MAE	Pathumwan	30	3.2635476	1.42791733	.26070084
	Nang Loeng	30	2.4943678	.20910354	.03817691

ตารางที่ 13 ภาพรวมสถิติ MAE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลนางเลิ้ง

Independent Samples Test

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means				95% Confidence Interval of the Difference			
		F	Sig.	t	df	Significance One-Sided p	Two-Sided p	Mean Difference	Std. Error Difference	Lower	Upper
MAE	Equal variances assumed	22.251	<.001	2.919	58	.002	.005	.76917980	.26348132	.24176463	1.29659497
	Equal variances not assumed			2.919	30.243	.003	.007	.76917980	.26348132	.23126056	1.30709904

ตารางที่ 14 ผลจากการทดสอบ T-Test

5.3.4 วิเคราะห์สถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลดุสิต

ผลการทำนายเหตุอาชญากรรมด้วยแบบจำลอง LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลดุสิตนั้น ได้ผลดังนี้

No	RMSE	MAE
1	5.264514	2.289301
2	5.286777	2.353157
3	5.438045	2.469382
4	5.35087	2.310627
5	5.404916	2.336013
6	5.375724	2.412772
7	5.599745	2.357143
8	5.432951	2.58036
9	5.439074	2.433097
10	5.438681	2.469136
11	5.259616	2.381698
12	5.335402	2.302801
13	5.415066	2.44564

No	RMSE	MAE
14	5.599745	2.357143
15	5.385103	2.411375
16	5.369464	2.424289
17	5.279244	2.48722
18	5.496607	2.450151
19	5.383116	2.366355
20	5.260166	2.618782
21	5.341198	2.486863
22	5.42989	2.321571
23	5.313295	2.425301
24	5.254593	2.253945
25	5.334782	2.281204
26	5.327512	2.463827
27	5.438999	2.429049
28	5.440359	2.447894
29	5.599745	2.357143
30	5.350737	2.492619

ตารางที่ 15 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลคูสิต

ผลจากการเปรียบเทียบค่า Mean ด้วย T-Test Independent ระหว่างใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันเพียงอย่างเดียว กับการใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลดุสิต มีค่าดังนี้

1. RMSE

Group Statistics

Group	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
RMSE Pathumwan	30	7.4504672	4.68422395	.85521837
Dusit	30	5.3881979	.09691568	.01769430

ตารางที่ 16 ภาพรวมสถิติ RMSE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลดุสิต

Independent Samples Test

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means				95% Confidence Interval of the Difference			
		F	Sig.	t	df	Significance One-Sided p	Two-Sided p	Mean Difference	Std. Error Difference	Lower	Upper
RMSE	Equal variances assumed	21.764	<.001	2.411	58	.010	.019	2.06226933	.85540140	.34999740	3.77454127
	Equal variances not assumed			2.411	29.025	.011	.022	2.06226933	.85540140	.31284204	3.81169663

ตารางที่ 17 ผลจากการทดสอบ T-Test

2. MAE

Group Statistics

Group	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
MAE Pathumwan	30	3.2635476	1.42791733	.26070084
Dusit	30	2.4071953	.08532799	.01557869

ตารางที่ 18 ภาพรวมสถิติ MAE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลดุสิต

Independent Samples Test

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means				95% Confidence Interval of the Difference			
		F	Sig.	t	df	Significance One-Sided p	Two-Sided p	Mean Difference	Std. Error Difference	Lower	Upper
MAE	Equal variances assumed	26.660	<.001	3.279	58	<.001	.002	.85635237	.26116590	.33357202	1.37913271
	Equal variances not assumed			3.279	29.207	.001	.003	.85635237	.26116590	.32237261	1.39033213

ตารางที่ 19 ผลจากการทดสอบ T-Test

5.3.5 วิเคราะห์สถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางซื่อ

ผลการทำนายเหตุอาชญากรรมด้วยแบบจำลอง LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางซื่อนั้น ได้ผลดังนี้

No	RMSE	MAE
1	5.479287	2.943155
2	5.599745	2.357143
3	5.599745	2.357143
4	5.599745	2.357143
5	5.134574	2.411491
6	5.599745	2.357143
7	5.203941	2.418686
8	47.224539	15.801346
9	5.070471	2.499191
10	5.121025	2.482454
11	5.416241	3.003047
12	5.194051	2.734386
13	5.501417	2.749223
14	8.178208	4.894002
15	5.815651	3.30629
16	6.441756	3.533992
17	5.488175	2.845769
18	5.599745	2.357143
19	5.851582	3.142663
20	5.599745	2.357143
21	5.186073	2.477152
22	5.599745	2.357143
23	5.199489	2.677073
24	5.281203	2.529459
25	5.315396	2.609845



4219664054

CU IThesis 6470282721 thesis / rev: 24062567 17:38:37 / seq: 12

No	RMSE	MAE
26	5.397934	2.880043
27	5.340465	2.732172
28	6.301149	3.247223
29	5.248279	2.433441
30	5.279326	2.401593

ตารางที่ 20 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางซื่อ

ผลจากการเปรียบเทียบค่า Mean ด้วย T-Test Independent ระหว่างใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันเพียงอย่างเดียว กับการใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางซื่อ มีค่าดังนี้

1. RMSE

Group Statistics					
	Group	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
RMSE	Pathumwan	30	7.4504672	4.68422395	.85521837
	Bang Sue	30	6.9622816	7.62675146	1.39244794

ตารางที่ 21 ภาพรวมสถิติ RMSE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางซื่อ

Independent Samples Test											
		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means						95% Confidence Interval of the Difference	
		F	Sig.	t	df	Significance One-Sided p	Two-Sided p	Mean Difference	Std. Error Difference	Lower	Upper
RMSE	Equal variances assumed	.041	.840	.299	58	.383	.766	48818563	1.63410824	-2.78283739	3.75920866
	Equal variances not assumed			.299	48.153	.383	.766	48818563	1.63410824	-2.79713883	3.77351010

ตารางที่ 22 ผลจากการทดสอบ T-Test

2. MAE

Group Statistics

	Group	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
MAE	Pathumwan	30	3.2635476	1.42791733	.26070084
	Bang Sue	30	3.1751232	2.44085083	.44563635

ตารางที่ 23 ภาพรวมสถิติ MAE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางซื่อ

Independent Samples Test

		Levene's Test for Equality of Variances				t-test for Equality of Means		95% Confidence Interval of the Difference			
		F	Sig.	t	df	Significance One-Sided p	Two-Sided p	Mean Difference	Std. Error Difference	Lower	Upper
MAE	Equal variances assumed	.001	.976	.171	58	.432	.865	.08842440	.51629128	-.94504489	1.12189369
	Equal variances not assumed			.171	46.768	.432	.865	.08842440	.51629128	-.95035544	1.12720424

ตารางที่ 24 ผลจากการทดสอบ T-Test

5.3.6 วิเคราะห์สถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลทุ่งมหาเมฆ

ผลการทำนายเหตุอาชญากรรมด้วยแบบจำลอง LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลทุ่งมหาเมฆนั้น ได้ผลดังนี้

No	RMSE	MAE
1	7.746366	4.066264
2	5.632697	2.646398
3	5.225467	2.046948
4	10.793436	5.545301
5	5.599745	2.357143
6	6.218904	3.137863
7	5.465872	2.332581
8	24.273049	10.484505
9	26.045993	8.960659
10	14.016677	5.714773
11	10.33762	4.718275
12	7.922688	4.156298

No	RMSE	MAE
13	8.589215	4.103145
14	6.849531	3.833588
15	5.355098	2.282243
16	5.350107	2.316757
17	6.630109	3.279611
18	5.654528	2.714679
19	5.599745	2.357143
20	5.477319	2.181375
21	5.437693	2.564434
22	5.599745	2.357143
23	5.599745	2.357143
24	17.14917	8.75986
25	5.599745	2.357143
26	5.730836	2.731211
27	5.487836	2.502406
28	6.045624	2.858464
29	6.765193	3.511558
30	6.970796	3.73235

ตารางที่ 25 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับ
สถานีตำรวจนครบาลทุ่งมหาเมฆ

ผลจากการเปรียบเทียบค่า Mean ด้วย T-Test Independent ระหว่างใช้ข้อมูลสถานี
ตำรวจนครบาลปทุมวันเพียงอย่างเดียว กับการใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานี
ตำรวจนครบาลทุ่งมหาเมฆ มีค่าดังนี้

1. RMSE

Group Statistics

	Group	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
RMSE	Pathumwan	30	7.4504672	4.68422395	.85521837
	Thung Maha Mek	30	8.3056850	5.33845478	.97466404

ตารางที่ 26 ภาพรวมสถิติ RMSE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลทุ่งมหาเมฆ

Independent Samples Test

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means				95% Confidence Interval of the Difference			
		F	Sig.	t	df	Significance One-Sided p	Two-Sided p	Mean Difference	Std. Error Difference	Lower	Upper
RMSE	Equal variances assumed	.248	.621	-.660	58	.256	.512	-.85521777	1.29667592	-3.45079663	1.74036110
	Equal variances not assumed			-.660	57.036	.256	.512	-.85521777	1.29667592	-3.45173085	1.74129532

ตารางที่ 27 ผลจากการทดสอบ T-Test

2. MAE

Group Statistics

	Group	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
MAE	Pathumwan	30	3.2635476	1.42791733	.26070084
	Thung Maha Mek	30	3.7655754	2.15782722	.39396355

ตารางที่ 28 ภาพรวมสถิติ MAE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลทุ่งมหาเมฆ

Independent Samples Test

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means				95% Confidence Interval of the Difference			
		F	Sig.	t	df	Significance One-Sided p	Two-Sided p	Mean Difference	Std. Error Difference	Lower	Upper
MAE	Equal variances assumed	2.335	.132	-1.063	58	.146	.292	-.50202773	.47241106	-1.44766121	.44360574
	Equal variances not assumed			-1.063	50.311	.146	.293	-.50202773	.47241106	-1.45074773	.44669226

ตารางที่ 29 ผลจากการทดสอบ T-Test

5.3.7 วิเคราะห์สถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลสำเหร่

ผลการทำนายเหตุอาชญากรรมด้วยแบบจำลอง LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลสำเหร่นั้น ได้ผลดังนี้

No	RMSE	MAE
1	5.120119	2.023776
2	14.506579	6.365452
3	8.954824	4.279719
4	14.540451	6.80992
5	17.341207	8.568722
6	5.247383	2.685497
7	5.405747	3.04014
8	6.33878	4.141466
9	4.836444	2.357167
10	5.242355	3.241909
11	4.954477	2.387904
12	5.868414	3.390108
13	5.317438	2.806411
14	6.039632	3.639595
15	5.599745	2.357143
16	5.599745	2.357143
17	5.599745	2.357143
18	4.893998	2.311258
19	4.89606	2.570142
20	5.599745	2.357143
21	5.213439	2.198138
22	29.817932	12.402965
23	5.440847	3.050096
24	27.394523	11.842353
25	5.552976	3.054268



4219664054

CU IThesis 6470282721 thesis / rev: 24062567 17:38:37 / seq: 12

No	RMSE	MAE
26	5.599745	2.357143
27	5.958689	3.757643
28	4.87983	2.519517
29	5.90067	3.941459
30	5.599745	2.357143

ตารางที่ 30 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลสำเหร่

ผลจากการเปรียบเทียบค่า Mean ด้วย T-Test Independent ระหว่างใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันเพียงอย่างเดียว กับการใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลสำเหร่ มีค่าดังนี้

1. RMSE

Group Statistics

Group	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
RMSE Pathumwan	30	7.4504672	4.68422395	.85521837
Samre	30	8.1087095	6.39339627	1.16726912

ตารางที่ 31 ภาพรวมสถิติ RMSE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลสำเหร่

Independent Samples Test

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means				95% Confidence Interval of the Difference			
		F	Sig.	t	df	Significance One-Sided p	Two-Sided p	Mean Difference	Std. Error Difference	Lower	Upper
RMSE	Equal variances assumed	1.261	.266	-.455	58	.325	.651	-.65824227	1.44703686	-3.55480124	2.23831671
	Equal variances not assumed			-.455	53.170	.326	.651	-.65824227	1.44703686	-3.56041434	2.24392980

ตารางที่ 32 ผลจากการทดสอบ T-Test

2. MAE

Group Statistics					
	Group	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
MAE	Pathumwan	30	3.2635476	1.42791733	.26070084
	Samre	30	3.9176161	2.68528894	.49026444

ตารางที่ 33 ภาพรวมสถิติ MAE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลสำเหร่

Independent Samples Test											
		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means				95% Confidence Interval of the Difference			
		F	Sig.	t	df	Significance One-Sided p	Two-Sided p	Mean Difference	Std. Error Difference	Lower	Upper
MAE	Equal variances assumed	3.898	.053	-1.178	58	.122	.244	-.65406847	.55526944	-1.76556102	.45742408
	Equal variances not assumed			-1.178	44.186	.123	.245	-.65406847	.55526944	-1.77300739	.46487046

ตารางที่ 34 ผลจากการทดสอบ T-Test

5.3.8 วิเคราะห์สถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลสุทธิสาร

ผลการทำนายเหตุอาชญากรรมด้วยแบบจำลอง LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลสุทธิสารนั้น ได้ผลดังนี้

No	RMSE	MAE
1	43.719755	13.26555
2	5.491383	2.322508
3	5.599745	2.357143
4	5.356997	2.275651
5	5.554817	2.418264
6	8.310817	4.459557
7	5.561167	2.695908
8	5.957199	2.976291
9	5.599745	2.357143
10	5.577656	2.76487
11	5.469328	2.305903

No	RMSE	MAE
12	5.382664	2.409461
13	6.25923	3.451666
14	26.665675	9.368598
15	7.638696	3.457163
16	5.512529	2.270563
17	5.599745	2.357143
18	5.990172	2.806647
19	5.563761	2.527375
20	5.494478	2.360044
21	5.551347	2.394546
22	5.599745	2.357143
23	5.599745	2.357143
24	5.9784	2.747483
25	5.599745	2.357143
26	5.759846	2.845631
27	5.307116	2.258768
28	5.479383	2.419982
29	5.42801	2.527411
30	5.588928	2.509895

ตารางที่ 35 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับ
สถานีตำรวจนครบาลสุทธิสาร

ผลจากการเปรียบเทียบค่า Mean ด้วย T-Test Independent ระหว่างใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันเพียงอย่างเดียว กับการใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลสุทธิสาร มีค่าดังนี้

1. RMSE

Group Statistics					
	Group	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
RMSE	Pathumwan	30	7.4504672	4.68422395	.85521837
	Sutthisan	30	7.7399275	7.81726507	1.42723081

ตารางที่ 36 ภาพรวมสถิติ RMSE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลสุทธิสาร

Independent Samples Test											
Levene's Test for Equality of Variances				t-test for Equality of Means							
		F	Sig.	t	df	Significance		Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
						One-Sided p	Two-Sided p			Lower	Upper
RMSE	Equal variances assumed	.207	.650	-.174	58	.431	.862	-.28946027	1.66384682	-3.62001154	3.04109100
	Equal variances not assumed			-.174	47.447	.431	.863	-.28946027	1.66384682	-3.63585583	3.05693530

ตารางที่ 37 ผลจากการทดสอบ T-Test

2. MAE

Group Statistics					
	Group	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
MAE	Pathumwan	30	3.2635476	1.42791733	.26070084
	Sutthisan	30	3.1994198	2.31246449	.42219632

ตารางที่ 38 ภาพรวมสถิติ MAE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลสุทธิสาร

Independent Samples Test											
Levene's Test for Equality of Variances				t-test for Equality of Means							
		F	Sig.	t	df	Significance		Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
						One-Sided p	Two-Sided p			Lower	Upper
MAE	Equal variances assumed	.231	.633	.129	58	.449	.898	.06412787	.49620023	-.92912480	1.05738053
	Equal variances not assumed			.129	48.308	.449	.898	.06412787	.49620023	-.93338534	1.06164107

ตารางที่ 39 ผลจากการทดสอบ T-Test

5.3.9 วิเคราะห์สถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลปากคลองสาน

ผลการทำนายเหตุอาชญากรรมด้วยแบบจำลอง LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลปากคลองสานนั้น ได้ผลดังนี้

No	RMSE	MAE
1	5.475847	2.54679
2	5.345737	2.454577
3	5.599745	2.357143
4	5.435066	2.403975
5	5.306308	2.326879
6	5.54172	2.514929
7	5.519719	2.451237
8	5.557384	2.529226
9	5.557433	2.34154
10	5.487723	2.434011
11	5.190295	2.262534
12	5.599745	2.357143
13	5.178307	2.313112
14	5.377207	2.530637
15	5.565761	2.698336
16	5.594187	2.391533
17	5.599745	2.357143
18	5.385539	2.358249
19	5.599745	2.357143
20	5.599745	2.357143
21	5.547147	2.420775
22	5.404655	2.457882
23	5.340642	2.612975
24	5.599745	2.357143
25	5.355307	2.262498



4219664054

CU Thesisis 6470282721 thesis / recv: 24062567 17:38:37 / seq: 12

No	RMSE	MAE
26	5.33915	2.26133
27	5.404459	2.490778
28	5.541431	2.479966
29	5.502463	2.359447
30	5.58063	2.382305

ตารางที่ 40 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลปากคลองสาน

ผลจากการเปรียบเทียบค่า Mean ด้วย T-Test Independent ระหว่างใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันเพียงอย่างเดียว กับการใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลปากคลองสาน มีค่าดังนี้

1. RMSE

Group Statistics

	Group	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
RMSE	Pathumwan	30	7.4504672	4.68422395	.85521837
	Pak Khlong San	30	5.4710862	.12474071	.02277443

ตารางที่ 41 ภาพรวมสถิติ RMSE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลปากคลองสาน

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means							
		F	Sig.	t	df	Significance One-Sided p	Two-Sided p	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
										Lower	Upper
RMSE	Equal variances assumed	21.315	<.001	2.314	58	.012	.024	1.97938097	.8552156	.26688850	3.69189343
	Equal variances not assumed			2.314	29.041	.014	.028	1.97938097	.8552156	.22975055	3.72901139

ตารางที่ 42 ผลจากการทดสอบ T-Test

2. MAE

Group Statistics

	Group	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
MAE	Pathumwan	30	3.2635476	1.42791733	.26070084
	Pak Khlong San	30	2.4142793	.10340752	.01887954

ตารางที่ 43 ภาพรวมสถิติ MAE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลปากคลองสาน

Independent Samples Test											
		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means				95% Confidence Interval of the Difference			
		F	Sig.	t	df	Significance One-Sided p	Significance Two-Sided p	Mean Difference	Std. Error Difference	Lower	Upper
MAE	Equal variances assumed	25.835	<.001	3.249	58	<.001	.002	.84926833	.26138356	.32605228	1.37248438
	Equal variances not assumed			3.249	29.304	.001	.003	.84926833	.26138356	.31491984	1.38361682

ตารางที่ 44 ผลจากการทดสอบ T-Test

5.3.10 วิเคราะห์สถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางกอกใหญ่

ผลการทำนายเหตุอาชญากรรมด้วยแบบจำลอง LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางกอกใหญ่นั้น ได้ผลดังนี้

No	RMSE	MAE
1	16.331858	6.859257
2	5.985135	3.415827
3	5.936355	3.233226
4	15.646973	7.113156
5	5.599745	2.357143
6	7.022139	4.089449
7	6.290165	3.616764
8	5.677521	2.797784
9	5.599745	2.357143
10	6.047615	3.497377
11	5.566385	2.831685
12	6.558984	3.8398
13	5.599745	2.357143
14	5.828623	3.097313
15	5.81656	3.114047
16	5.719242	2.996471
17	5.828855	3.107141
18	5.682881	3.252847
19	6.089978	3.619307



4219664054

No	RMSE	MAE
20	5.576412	2.70526
21	5.599745	2.357143
22	5.71798	3.050092
23	5.599745	2.357143
24	5.744879	3.077205
25	5.951392	3.31752
26	5.544022	2.838819
27	6.327707	3.568084
28	5.599745	2.357143
29	5.920672	3.237881
30	5.774074	3.116761

ตารางที่ 45 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางกอกใหญ่

ผลจากการเปรียบเทียบค่า Mean ด้วย T-Test Independent ระหว่างใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันเพียงอย่างเดียว กับการใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางกอกใหญ่ มีค่าดังนี้

1. RMSE

Group Statistics					
	Group	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
RMSE	Pathumwan	30	7.4504672	4.68422395	.85521837
	Bangkok Yai	30	6.5394959	2.59149643	.47314035

ตารางที่ 46 ภาพรวมสถิติ RMSE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางกอกใหญ่

Independent Samples Test											
		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means				95% Confidence Interval of the Difference			
		F	Sig.	t	df	Significance One-Sided p	Two-Sided p	Mean Difference	Std. Error Difference	Lower	Upper
RMSE	Equal variances assumed	5.418	.023	.932	58	.178	.355	.91097130	.97737417	-1.04545565	2.86739825
	Equal variances not assumed			.932	45.232	.178	.366	.91097130	.97737417	-1.05728307	2.87922567

ตารางที่ 47 ผลจากการทดสอบ T-Test

2. MAE

Group Statistics

	Group	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
MAE	Pathumwan	30	3.2635476	1.42791733	.26070084
	Bangkok Yai	30	3.3178644	1.10130594	.20107003

ตารางที่ 48 ภาพรวมสถิติ MAE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางกอกใหญ่

Independent Samples Test

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means				95% Confidence Interval of the Difference			
		F	Sig.	t	df	Significance One-Sided p	Two-Sided p	Mean Difference	Std. Error Difference	Lower	Upper
MAE	Equal variances assumed	2.163	.147	-.165	58	.435	.870	-.05431673	.32923258	-.71334734	.60471387
	Equal variances not assumed			-.165	54.484	.435	.870	-.05431673	.32923258	-.71425405	.60562058

ตารางที่ 49 ผลจากการทดสอบ T-Test

5.3.11 วิเคราะห์สถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางกอกน้อย

ผลการทำนายเหตุอาชญากรรมด้วยแบบจำลอง LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางกอกน้อยนั้น ได้ผลดังนี้

No	RMSE	MAE
1	4.940833	2.480979
2	5.003407	2.387476
3	5.306035	2.510101
4	5.599745	2.357143
5	5.175187	2.390741
6	5.527408	2.918218
7	5.279256	2.659166
8	6.17413	3.746762
9	5.27074	2.318695
10	5.276242	2.744804
11	5.238015	2.829822

No	RMSE	MAE
12	5.33578	2.440644
13	5.412891	2.410678
14	5.402671	2.788339
15	5.139291	2.468772
16	5.260738	2.48241
17	5.12146	2.622985
18	4.837508	2.310991
19	5.190097	2.463899
20	5.656358	3.548616
21	5.428301	2.686127
22	5.599745	2.357143
23	5.263612	2.422967
24	5.271883	2.432792
25	9.74677	4.222252
26	5.279906	2.726271
27	5.313281	2.625019
28	5.567342	2.824101
29	5.04928	2.609713
30	5.599745	2.357143

ตารางที่ 50 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับ
สถานีตำรวจนครบาลบางกอกน้อย

ผลจากการเปรียบเทียบค่า Mean ด้วย T-Test Independent ระหว่างใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันเพียงอย่างเดียว กับการใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางกอกน้อย มีค่าดังนี้

1. RMSE

Group Statistics					
	Group	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
RMSE	Pathumwan	30	7.4504672	4.68422395	.85521837
	Bangkok Noi	30	5.4755886	.84614188	.15448366

ตารางที่ 51 ภาพรวมสถิติ RMSE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางกอกน้อย

Independent Samples Test											
Levene's Test for Equality of Variances				t-test for Equality of Means							
		F	Sig.	t	df	Significance One-Sided p	Significance Two-Sided p	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference Lower	Upper
RMSE	Equal variances assumed	16.799	<.001	2.272	58	.013	.027	1.97487863	.86905907	.23526790	3.71448937
	Equal variances not assumed			2.272	30.891	.015	.030	1.97487863	.86905907	.20216629	3.74759098

ตารางที่ 52 ผลจากการทดสอบ T-Test

2. MAE

Group Statistics					
	Group	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
MAE	Pathumwan	30	3.2635476	1.42791733	.26070084
	Bangkok Noi	30	2.6714923	.43955560	.08025151

ตารางที่ 53 ภาพรวมสถิติ MAE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางกอกน้อย

Independent Samples Test											
Levene's Test for Equality of Variances				t-test for Equality of Means							
		F	Sig.	t	df	Significance One-Sided p	Significance Two-Sided p	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference Lower	Upper
MAE	Equal variances assumed	14.148	<.001	2.171	58	.017	.034	.59205533	.27277323	.04604039	1.13807027
	Equal variances not assumed			2.171	34.447	.018	.037	.59205533	.27277323	.03797835	1.14613232

ตารางที่ 54 ผลจากการทดสอบ T-Test

5.3.12 วิเคราะห์สถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลมักกะสัน

ผลการทำนายเหตุอาชญากรรมด้วยแบบจำลอง LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลมักกะสันนั้น ได้ผลดังนี้

No	RMSE	MAE
1	5.440668	2.545361
2	5.502891	2.870381
3	5.549243	2.602442
4	5.714859	2.74728
5	5.620307	2.630713
6	5.430717	2.745218
7	5.580847	2.809421
8	5.590831	2.409193
9	5.865692	3.020812
10	6.164622	3.103922
11	5.599745	2.357143
12	5.225177	2.37289
13	5.599745	2.357143
14	5.638553	2.961567
15	5.433041	2.812384
16	5.489777	2.613213
17	5.433794	2.358188
18	5.309923	2.390312
19	6.617339	3.489154
20	5.857948	3.136961
21	5.591361	2.903936
22	5.555965	2.753385
23	5.700634	3.077704
24	5.374473	2.604777
25	5.543092	2.576076



4219664054

CU Thesisis 6470282721 thesis / recv: 24062567 17:38:37 / seq: 12

No	RMSE	MAE
26	5.316327	2.349638
27	5.637914	2.731666
28	5.483123	2.789302
29	5.841169	3.110865
30	5.497355	2.784973

ตารางที่ 55 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลมักกะสัน

ผลจากการเปรียบเทียบค่า Mean ด้วย T-Test Independent ระหว่างใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันเพียงอย่างเดียว กับการใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลมักกะสัน มีค่าดังนี้

1. RMSE

Group Statistics

Group	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
RMSE Pathumwan	30	7.4504672	4.68422395	.85521837
Makkasan	30	5.6069044	.26870458	.04905852

ตารางที่ 56 ภาพรวมสถิติ RMSE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลมักกะสัน

Independent Samples Test

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means				95% Confidence Interval of the Difference			
		F	Sig.	t	df	Significance One-Sided p	Two-Sided p	Mean Difference	Std. Error Difference	Lower	Upper
RMSE	Equal variances assumed	20.302	<.001	2.152	58	.018	.036	1.84356280	.85662431	.12884295	3.55828265
	Equal variances not assumed			2.152	29.191	.020	.040	1.84356280	.85662431	.09206679	3.59505881

ตารางที่ 57 ผลจากการทดสอบ T-Test

2. MAE

Group Statistics

	Group	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
MAE	Pathumwan	30	3.2635476	1.42791733	.26070084
	Makkasan	30	2.7338673	.28624537	.05226102

ตารางที่ 58 ภาพรวมสถิติ MAE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลมวกะสัน

Independent Samples Test

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means				95% Confidence Interval of the Difference			
		F	Sig.	t	df	Significance One-Sided p	Two-Sided p	Mean Difference	Std. Error Difference	Lower	Upper
MAE	Equal variances assumed	18.013	<.001	1.992	58	.026	.051	.52968030	.26588746	-.00255129	1.06191189
	Equal variances not assumed			1.992	31.327	.028	.055	.52968030	.26588746	-.01237142	1.07173202

ตารางที่ 59 ผลจากการทดสอบ T-Test

5.3.13 วิเคราะห์สถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางเขน

ผลการทำนายเหตุอาชญากรรมด้วยแบบจำลอง LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลเขนนั้น ได้ผลดังนี้

No	RMSE	MAE
1	5.599745	2.357143
2	8.339919	4.297415
3	6.757136	3.756753
4	5.593377	3.190525
5	10.632159	4.592707
6	7.136397	3.90256
7	6.798225	3.910869
8	5.940453	3.446505
9	5.599745	2.357143
10	5.538175	2.864658
11	5.171732	3.008581
12	6.53475	3.782804

No	RMSE	MAE
13	7.685577	4.107295
14	7.140569	3.841211
15	7.582021	3.938889
16	6.332618	3.670761
17	5.599745	2.357143
18	7.382617	3.642357
19	7.114395	3.787088
20	6.63808	3.451743
21	6.112647	3.070849
22	6.856773	3.8819
23	7.129159	3.831066
24	7.19216	3.831492
25	6.301478	3.390516
26	8.582364	4.383796
27	5.599745	2.357143
28	5.599745	2.357143
29	6.470258	3.476827
30	6.386789	3.348513

ตารางที่ 60 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับ
สถานีตำรวจนครบาลบางเขน

ผลจากการเปรียบเทียบค่า Mean ด้วย T-Test Independent ระหว่างใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันเพียงอย่างเดียว กับการใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางยี่เรือ มีค่าดังนี้

1. RMSE

Group	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
RMSE Pathumwan	30	7.4504672	4.68422395	.85521837
RMSE Bang Yi Ruea	30	6.7116184	1.13390487	.20702176

ตารางที่ 61 ภาพรวมสถิติ RMSE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางยี่เรือ

	Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means				95% Confidence Interval of the Difference			
	F	Sig.	t	df	Significance One-Sided p	Two-Sided p	Mean Difference	Std. Error Difference	Lower	Upper
RMSE Equal variances assumed	11.654	.001	.840	58	.202	.405	.73884877	.87991845	-1.02249937	2.50019691
RMSE Equal variances not assumed			.840	32.387	.204	.407	.73884877	.87991845	-1.05264685	2.53034438

ตารางที่ 62 ผลจากการทดสอบ T-Test

2. MAE

Group	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
MAE Pathumwan	30	3.2635476	1.42791733	.26070084
MAE Bang Yi Ruea	30	3.4731132	.63619195	.11615223

ตารางที่ 63 ภาพรวมสถิติ MAE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลบางยี่เรือ

	Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means				95% Confidence Interval of the Difference			
	F	Sig.	t	df	Significance One-Sided p	Two-Sided p	Mean Difference	Std. Error Difference	Lower	Upper
MAE Equal variances assumed	6.670	.012	-.734	58	.233	.466	-.20956553	.28540545	-.78086661	.36173554
MAE Equal variances not assumed			-.734	40.077	.234	.467	-.20956553	.28540545	-.78635704	.36722597

ตารางที่ 64 ผลจากการทดสอบ T-Test

5.3.14 วิเคราะห์สถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลตลาดพลู

ผลการทำนายเหตุอาชญากรรมด้วยแบบจำลอง LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลตลาดพลูนั้น ได้ผลดังนี้

No	RMSE	MAE
1	5.283908	2.245619
2	5.349492	2.26892
3	5.43775	2.286705
4	5.219903	2.438496
5	5.375697	2.562042
6	5.35182	2.306518
7	5.4626	2.330122
8	5.417482	2.318471
9	5.599745	2.357143
10	5.595316	2.329732
11	5.422529	2.274645
12	5.395677	2.546456
13	5.613964	2.661464
14	5.342859	2.320075
15	5.326933	2.276949
16	5.577996	2.997047
17	5.365148	2.425666
18	5.305319	2.355248
19	5.356851	2.487518
20	5.319733	2.372081
21	5.350072	2.4163
22	5.440051	2.308384
23	5.354788	2.317021
24	5.599745	2.357143
25	5.383132	2.391092



4219664054

CU Thesisis 6470282721 thesis / recv: 24062567 17:38:37 / seq: 12

No	RMSE	MAE
26	5.409468	2.274653
27	5.310102	2.295328
28	5.288726	2.309805
29	5.512724	2.409981
30	5.513577	2.58868

ตารางที่ 65 Metric จากการทำนายด้วย LSTM โดยใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลตลาดพลู

ผลจากการเปรียบเทียบค่า Mean ด้วย T-Test Independent ระหว่างใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันเพียงอย่างเดียว กับการใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลตลาดพลูค มีค่าดังนี้

1. RMSE

Group Statistics					
	Group	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
RMSE	Pathumwan	30	7.4504672	4.68422395	.85521837
	Talat Phlu	30	5.4094369	.10666735	.01947470

ตารางที่ 66 ภาพรวมสถิติ RMSE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลตลาดพลู

Independent Samples Test											
		Levene's Test for Equality of Variances			t-test for Equality of Means						
		F	Sig.	t	df	Significance One-Sided p	Two-Sided p	Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference Lower	Upper
RMSE	Equal variances assumed	21.615	<.001	2.386	58	.010	.020	2.04103030	.85544008	.32868093	3.75337967
	Equal variances not assumed			2.386	29.030	.012	.024	2.04103030	.85544008	.29153762	3.79052298

ตารางที่ 67 ผลจากการทดสอบ T-Test

2. MAE

Group Statistics

	Group	N	Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean
MAE	Pathumwan	30	3.2635476	1.42791733	.26070084
	Talat Phlu	30	2.3943101	.15427786	.02816716

ตารางที่ 68 ภาพรวมสถิติ MAE ผลการทำนายข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลตลาดพลู

Independent Samples Test

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means							
		F	Sig.	t	df	Significance		Mean Difference	Std. Error Difference	95% Confidence Interval of the Difference	
						One-Sided p	Two-Sided p			Lower	Upper
MAE	Equal variances assumed	24.325	<.001	3.315	58	<.001	.002	.86923750	.26221807	.34435100	1.39412400
	Equal variances not assumed			3.315	29.677	.001	.002	.86923750	.26221807	.33347221	1.40500279

ตารางที่ 69 ผลจากการทดสอบ T-Test

ผลการทำนายอาชญากรรมผ่านการวิเคราะห์ร่วมกันด้วยข้อมูลสถานีตำรวจใกล้เคียงโดยใช้แบบจำลอง LSTM จากสถานีตำรวจทั้ง 30 สถานี ที่ทำการทดสอบ 30 ครั้ง และประเมินผลจาก RMSE, MAE และค่า T-Test เมื่อเปรียบเทียบกันระหว่างการใช้ข้อมูลของสถานีตำรวจปทุมวันเพียงอย่างเดียวกับการใช้ข้อมูลของสถานีตำรวจปทุมวันร่วมกับข้อมูลสถานีตำรวจใกล้เคียงพบว่าเมื่อใช้ข้อมูลร่วมกับสถานีตำรวจใกล้เคียงจะได้ผลลัพธ์ที่มีเครื่องหมายดอกจัน (*) ที่บ่งบอกว่ามีค่าเฉลี่ยมีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 เมื่อเปรียบเทียบกับการใช้ข้อมูลจากสถานีปทุมวันเพียงอย่างเดียวในตัวอย่างเดียวกัน

ผลจากการทดลองระบุว่าการใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับข้อมูลสถานีตำรวจใกล้เคียงช่วยเพิ่มความแม่นยำในการทำนายจากทั้ง 2 Metric คือ RMSE และ MAE ซึ่งส่งผลให้ประสิทธิภาพโดยรวมดีขึ้นเมื่อเทียบกับการใช้ข้อมูลจากสถานีปทุมวันเพียงแห่งเดียว เมื่อใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับข้อมูลสถานีตำรวจใกล้เคียงที่ได้ค่าความผิดพลาดต่ำกว่าเมื่อเทียบกับการใช้ข้อมูลจากสถานีปทุมวันเพียงแห่งเดียว มีทั้งหมด 8 สถานี คือ สถานีตำรวจนครบาลวังทองหลาง, นางเลิ้ง, ดุสิต, บางซื่อ, ปากคลองสาน, บางกอกน้อย, มักกะสัน และตลาดพลู ในทางกลับกันสถานีตำรวจนครบาลทุ่งมหาเมฆและสำเหร่กลับมีค่าความผิดพลาดที่สูงกว่าเมื่อเทียบกับการใช้ข้อมูลจากสถานีปทุมวันเพียงแห่งเดียว ต่อมาเป็นสถานีตำรวจนครบาลสุทธิสารที่พบว่ามีค่า RMSE ที่สูงกว่า แต่ค่า MAE ต่ำกว่า ในขณะที่สถานีตำรวจนครบาลบางกอกใหญ่และบางยี่เรือกลับมีค่า RMSE ที่ต่ำกว่า แต่ค่า MAE สูงกว่า

ผลลัพธ์เหล่านี้ชี้ให้เห็นว่าการใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับข้อมูลสถานีตำรวจใกล้เคียงช่วยเพิ่มความแม่นยำในการทำนาย โดยสังเกตจากความแปรผันระหว่างสถานีตำรวจต่างๆ ซึ่งเสนอแนะแนวทางนี้ในการเพิ่มประสิทธิภาพโมเดลโดยรวม

Police Station	RMSE	P-Value	MAE	P-Value
Pathumwan	7.45047	-	3.26355	-
Pathumwan + Wang Thonglang	5.47886*	0.025	2.57099*	0.011
Pathumwan + Nang Loeng	5.53164*	0.029	2.49437*	0.005
Pathumwan + Dusit	5.38820*	0.019	2.40720*	0.002
Pathumwan + Bang Sue	6.96228	0.766	3.17512	0.865
Pathumwan + Thung Maha Mek	8.30568	0.512	3.76558	0.292
Pathumwan + Samre	8.10871	0.651	3.91762	0.244
Pathumwan + Sutthisan	7.73993	0.862	3.19942	0.898
Pathumwan + Pak Khlong San	5.47109*	0.024	2.41428*	0.002
Pathumwan + Bangkok Yai	6.53950	0.355	3.31786	0.870
Pathumwan + Bangkok Noi	5.47559*	0.027	2.67149*	0.034
Pathumwan + Makkasan	5.60690*	0.036	2.73387	0.051
Pathumwan + Bang Yi Ruea	6.71162	0.405	3.47311	0.467
Pathumwan + Talat Phlu	5.40944*	0.020	2.39431*	0.002

ตารางที่ 70 ค่าเฉลี่ยของการทดลอง 30 ครั้งทุก metric จากการทำนายเหตุอาชญากรรมผ่านการ

วิเคราะห์ร่วมกันกับข้อมูลสถานีตำรวจใกล้เคียง

(* หมายถึงรายการที่มีความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญ)

บทที่ 6

สรุปการวิจัยและแนวทางการวินัยในชั้นถัดไป

6.1 สรุปการวิจัย

จากผลการทำนายด้วยแบบจำลอง LSTM จะเห็นได้ว่า การทำนายเหตุอาชญากรรมที่จะเกิดขึ้นผ่านการวิเคราะห์ร่วมกันของสถานีตำรวจใกล้เคียง มีข้อผิดพลาดน้อยกว่า เมื่อเปรียบเทียบกับการใช้ข้อมูล สถานีปทุมวันเพียงอย่างเดียวยกเว้นแค่สถานีตำรวจนครบาลทุ่งมหาเมฆ สำหรับ และ สุทธิสาร และผลการวิจัยยังระบุอีกว่าผลลัพธ์ที่ทำงานได้ดีที่สุดคือ คู่ข้อมูลของสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลดุสิต เนื่องจากมีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด

Police Station	RMSE	MAE
Pathumwan	7.45047	3.26355
Pathumwan + Wang Thonglang	5.47886*	2.57099*
Pathumwan + Nang Loeng	5.53164*	2.49437*
Pathumwan + Dusit	5.38820*	2.40720*
Pathumwan + Bang Sue	6.96228	3.17512
Pathumwan + Thung Maha Mek	8.30568	3.76558
Pathumwan + Samre	8.10871	3.91762
Pathumwan + Sutthisan	7.73993	3.19942
Pathumwan + Pak Khlong San	5.47109*	2.41428*
Pathumwan + Bangkok Yai	6.53950	3.31786
Pathumwan + Bangkok Noi	5.47559*	2.67149*
Pathumwan + Makkasan	5.60690*	2.73387
Pathumwan + Bang Yi Ruea	6.71162	3.47311
Pathumwan + Talat Phlu	5.40944*	2.39431*

ตารางที่ 71 แสดงค่าเฉลี่ยของ RMSE และ MAE ของข้อมูลสถานีปทุมวันและคู่ของสถานีใกล้เคียง

(* บนตัวเลขบ่งชี้ว่าค่าเฉลี่ยแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญที่ระดับนัยสำคัญ 0.05

เมื่อเทียบกับการใช้ข้อมูลจากสถานีปทุมวันเพียงอย่างเดียวสำหรับตัวชี้วัดเดียวกัน)

วิทยานิพนธ์นี้มุ่งเน้นการพัฒนาประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายเหตุอาชญากรรมที่จะเกิดขึ้นผ่านการวิเคราะห์ร่วมกับของสถานีตำรวจใกล้เคียง เพื่อสนับสนุนการวางแผนป้องกันและปราบปรามของเจ้าหน้าที่ตำรวจให้มีความพร้อมในการรับมือเหตุอาชญากรรมที่อาจจะเกิดขึ้นในอนาคตให้เหมาะสมกับแต่ละสถานีตำรวจในแต่ละพื้นที่

เราใช้การจัดกลุ่มด้วย K-mean เพื่อระบุกลุ่มสถานีตำรวจที่มีลักษณะความคล้ายคลึงกันในการเกิดเหตุอาชญากรรม โดยเฉพาะการเลือกสถานีตำรวจที่ถูกจัดอยู่กลุ่มเดียวกันกับสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันจากทั้งหมด 30 แห่ง จากนั้นนำข้อมูลจากสถานีตำรวจที่เลือกเหล่านี้มาวิเคราะห์ร่วมกับข้อมูลของสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันโดยใช้แบบจำลอง LSTM พบว่าเมื่อพิจารณาจากค่าความผิดพลาดที่ต่ำที่สุดจากทั้ง RMSE และ MAE คือ เมื่อใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับสถานีตำรวจนครบาลวังทองหลาง นางเลิ้ง ดุสิต ปากคลองสาน บางกอกน้อย และตลาดพลู ซึ่งจากผลการทดลองพบว่าการใช้ข้อมูลสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันร่วมกับข้อมูลสถานีตำรวจใกล้เคียงช่วยเพิ่มความแม่นยำในการทำนาย

อย่างไรก็ดี เนื่องจากแบบจำลองที่นำเสนอยังไม่สามารถระบุได้ว่าการทำนายเหตุอาชญากรรมที่จะเกิดขึ้นผ่านการวิเคราะห์ร่วมกันของสถานีตำรวจใกล้เคียงมีประสิทธิภาพดีขึ้นกับทุกคู่ของสถานีตำรวจที่อยู่กลุ่มเดียวกับสถานีตำรวจนครบาลปทุมวัน ดังนั้น จึงเสนอแนะให้ปรับปรุงและพัฒนาแบบจำลองต่อไปเพื่อให้แบบจำลองมีประสิทธิภาพสูงขึ้นผ่านการวิจัยในอนาคต

6.2 ข้อจำกัดของงานวิจัย

การทำนายเหตุอาชญากรรมที่จะเกิดขึ้นผ่านการวิเคราะห์ร่วมกันของสถานีตำรวจใกล้เคียงของโดยใช้ข้อมูลประวัติอาชญากรรมของประเทศไทยยังมีข้อจำกัด ดังต่อไปนี้

1. ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยเป็นข้อมูลปิดและไม่สามารถเผยแพร่ได้ เนื่องจากเป็นข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับบุคคลที่อาจจะทำให้ระบุตัวตนได้ จึงมีข้อจำกัดอยู่มากในการนำมาใช้กับงานวิจัย
2. ข้อมูลบางส่วนยังไม่สมบูรณ์ เช่น ข้อมูลมีค่าว่าง, ระบุข้อมูลไม่ถูกต้อง จึงทำให้ไม่สามารถนำมาใช้ในการทำนายได้
3. การทำนายอาชญากรรมที่จะเกิดขึ้นในรูปแบบต่างๆ ในประเทศไทยด้วยการขอข้อมูลจากกองทะเบียนประวัติอาชญากรรมยังไม่เพียงพอ เนื่องจากลักษณะการเก็บข้อมูลของประเทศไทยยังเป็นการเก็บแยกกัน แม้จะอยู่ในสังกัดสำนักงานตำรวจแห่งชาติเหมือนกัน แต่ก็ไม่สามารถเข้าถึงข้อมูลส่วนอื่นๆ ได้

6.3 แนวทางการวิจัยในอนาคต

ปัจจุบันงานวิจัยนี้เลือกสถานที่นำมาวิเคราะห์ร่วมกันเพียง 30 สถานที่จาก 1,411 แห่งทั่วประเทศซึ่งยังไม่ครอบคลุมการทำนายเหตุอาชญากรรมในประเทศไทยและข้อมูลที่ได้เป็นเพียงข้อมูลจำนวนเหตุอาชญากรรมรายวันที่เกิดขึ้นเท่านั้น ในอนาคตอาจมีการนำข้อมูลของสถานที่ทั้งหมดทั่วประเทศไทย รวมถึงหากได้ข้อมูลส่วนอื่น ๆ เช่น ประเภทคดี พิกัดสถานที่เกิดเหตุและอื่นๆ มาใช้ร่วมด้วยและเนื่องจากในการศึกษานี้ได้ใช้การเปรียบเทียบสถานีตำรวจเป็นคู่ คือมีสถานีตำรวจนครบาลปทุมวันเป็นสถานีตั้งต้นจับคู่กับ 1 สถานีใกล้เคียงเท่านั้น หากมีโอกาสจะเพิ่มในส่วนของการนำข้อมูลของสถานีตำรวจใกล้เคียงมากกว่า 1 สถานีมาใช้ในการทำนายเหตุอาชญากรรมเพิ่มเติมเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการทำนายเหตุอาชญากรรมและช่วยสนับสนุนการนำไปใช้ประกอบการวางแผนเพื่อปรับกลยุทธ์ของเจ้าหน้าที่ตำรวจให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้นได้



4219664054

บรรณานุกรม



421964054

CU IThesis 6470282721 thesis / recv: 24062567 17:38:37 / seq: 12

- [1] Zhang, Xu, Lin Liu, Luzi Xiao, and Jiakai Ji. "Comparison of machine learning algorithms for predicting crime hotspots." IEEE access 8 (2020): 181302-181310.
- [2] Mohammadi, M., and A. Al-Fuqaha. "Predicting incidents of crime through LSTM neural networks in smart city domain." In Proc. SMART 8th Int. Conf. Smart Cities, Syst., Devices Technol, pp. 32-37. 2019.
- [3] Meskela, Tsion Eshetu, Yidnekachew Kibru Afework, Nigus Asres Ayele, Muluken Wendwosen Teferi, and Tagele Berihun Mengist. "Designing time series crime prediction model using long short-term memory recurrent neural network." International Journal of Recent Technology and Engineering (IJRTE) 9 (2020): 402-405.
- [4] Feng, Mingchen, Jiangbin Zheng, Jinchang Ren, Amir Hussain, Xiuxiu Li, Yue Xi, and Qiaoyuan Liu. "Big data analytics and mining for effective visualization and trends forecasting of crime data." IEEE Access 7 (2019): 106111-106123.
- [5] Gowri, J., and S. Padmaja. "A Survey on Prediction of Risk Related to Theft Activities in Municipal Areas using Deep Learning." In 2023 Second International Conference on Electronics and Renewable Systems (ICEARS), pp. 1321-1326. IEEE, 2023.
- [6] Greff, Klaus, Rupesh K. Srivastava, Jan Koutník, Bas R. Steunebrink, and Jürgen Schmidhuber. "LSTM: A search space odyssey." IEEE transactions on neural networks and learning systems 28, no. 10 (2016): 2222-2232.
- [7] Jozefowicz, Rafal, Wojciech Zaremba, and Ilya Sutskever. "An empirical exploration of recurrent network architectures." In International conference on machine learning, pp. 2342-2350. PMLR, 2015.
- [8] Bank Of Thailand, (2023), "Financial Institutions and Special Financial Institutions' Holidays", Accessed: January 01, 2023. <https://www.bot.or.th/>
- [9] Roya Thai Survey Department, (2023), "Location of the police station", Accessed: February 01, 2023. <https://geoportal.rtsd.mi.th/>
- [10] Siami-Namini, S. & Siami Namin, A. "Forecasting Economics and Financial Time Series: ARIMA vs. LSTM." arXiv:1803.06386. 2018.
- [11] Wang, Shihuai, and Kunxiao Yuan. "Spatiotemporal analysis and prediction of crime events in atlanta using deep learning." In 2019 IEEE 4th International Conference on Image, Vision and Computing (ICIVC), pp. 346-350. IEEE, 2019.

- [12] Ullah, Waseem, Amin Ullah, Tanveer Hussain, Zulfiqar Ahmad Khan, and Sung Wook Baik. "An efficient anomaly recognition framework using an attention residual LSTM in surveillance videos." *Sensors* 21, no. 8 (2021): 2811.
- [13] Himanshi, Himanshi. "Analysing Crime Patterns using Machine Learning: A case study in Chicago." (2022).
- [14] Mehta, Jay, Vaidehi Vatsaraj, Jainam Jain, and Anant V. Nimkar. "Categorical Crime Rate Analysis and Prediction." In 2022 13th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies (ICCCNT), pp. 1-7. IEEE, 2022.
- [15] Devi, J. Vimala, and K. S. Kavitha. "Automating Time Series Forecasting on Crime Data using RNN-LSTM." *International Journal of Advanced Computer Science and Applications* 12, no. 10 (2021).
- [16] Shao, XiuLi, Doudou Ma, Yiwei Liu, and Quan Yin. "Short-term forecast of stock price of multi-branch LSTM based on K-means." In 2017 4th International Conference on Systems and Informatics (ICSAI), pp. 1546-1551. IEEE, 2017.
- [17] Manengadan, Mufeeda, Silpa Nandan, and Neethu Subash. "Crime Data Analysis, Visualization and Prediction Using LSTM." *databases* 9, no. 10: 17.
- [18] Safat, Wajiha, Sohail Asghar, and Saira Andleeb Gillani. "Empirical analysis for crime prediction and forecasting using machine learning and deep learning techniques." *IEEE access* 9 (2021): 70080-70094.
- [19] Iha, Takahiro, Ibuki Kawamitsu, Ayako Ohshiro, and Morikazu Nakamura. "An LSTM-based Multivariate Time Series Predicting Method for Number of Restaurant Customers in Tourism Resorts." In 2021 36th International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications (ITC-CSCC), pp. 1-4. IEEE, 2021.
- [20] Alhirmizy, Shaheen, and Banaz Qader. "Multivariate time series forecasting with LSTM for Madrid, Spain pollution." In 2019 international conference on computing and information science and technology and their applications (ICCISTA), pp. 1-5. IEEE, 2019.
- [21] Manengadan, Mufeeda, Silpa Nandan, and Neethu Subash. "Crime Data Analysis, Visualization and Prediction Using LSTM." *databases* 9, no. 10: 17.

- [22] Tasnim, Ilmam and Hashem, "A Novel Multi-Module Approach to Predict Crime Based on Multivariate Spatio-Temporal Data Using Attention and Sequential Fusion Model," in IEEE Access, vol. 10, pp. 48009-48030, 2022.
- [23] Ajagbe, Idowu, Oladosu, and Adesina. " Accuracy of Machine Learning Models for Mortality Rate Prediction in a Crime Dataset." In 2020 International Journal of Information Processing and Communication (IJIPC) Vol. 10 No. 1&2 [December, 2020], pp. 150-160.
- [24] Christopher Olah. Understanding LSTM Networks.
<http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs>, 2015.

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล	ศิริสวยา หงษ์ยนต์
วัน เดือน ปี เกิด	30 May 1991
สถานที่เกิด	กาญจนบุรี
วุฒิการศึกษา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
ที่อยู่ปัจจุบัน	168/109 ถนนสุทธิสารวินิจฉัย แขวงสามเสนใจ เขตพญาไท จังหวัด กรุงเทพมหานคร 10400



4219664054

CD IThesis 6470282721 thesis / rev: 24062567 17:38:37 / seq: 12