



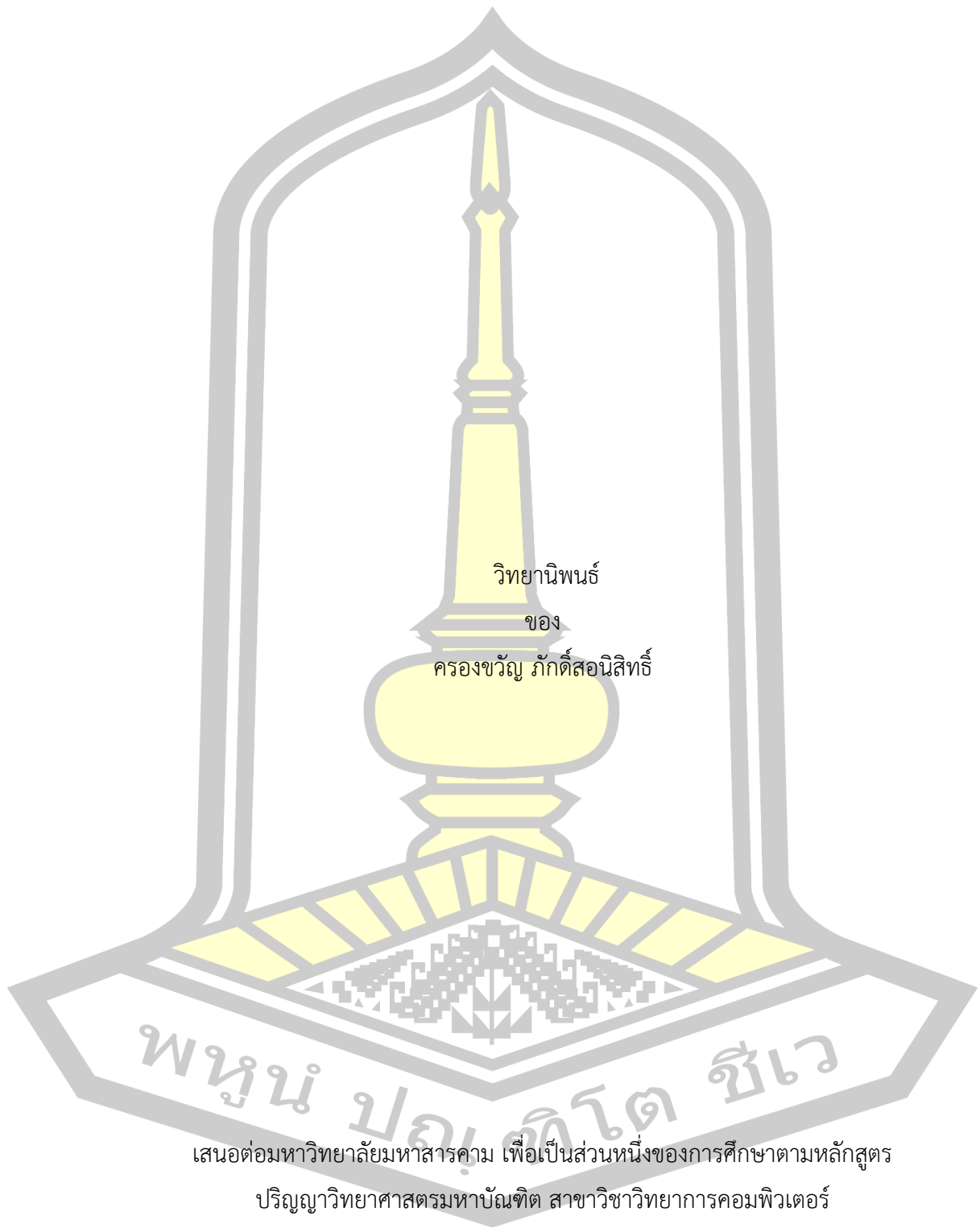
การพัฒนาขั้นตอนวิธีการพยากรณ์ฝนฟ้าคะนอง

วิทยานิพนธ์
ของ
ครองขวัญ ภัคดีสอนสิทธิ์

เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์
มิถุนายน 2566

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

การพัฒนาขั้นตอนวิธีการพยากรณ์ฝนฟ้าคะนอง



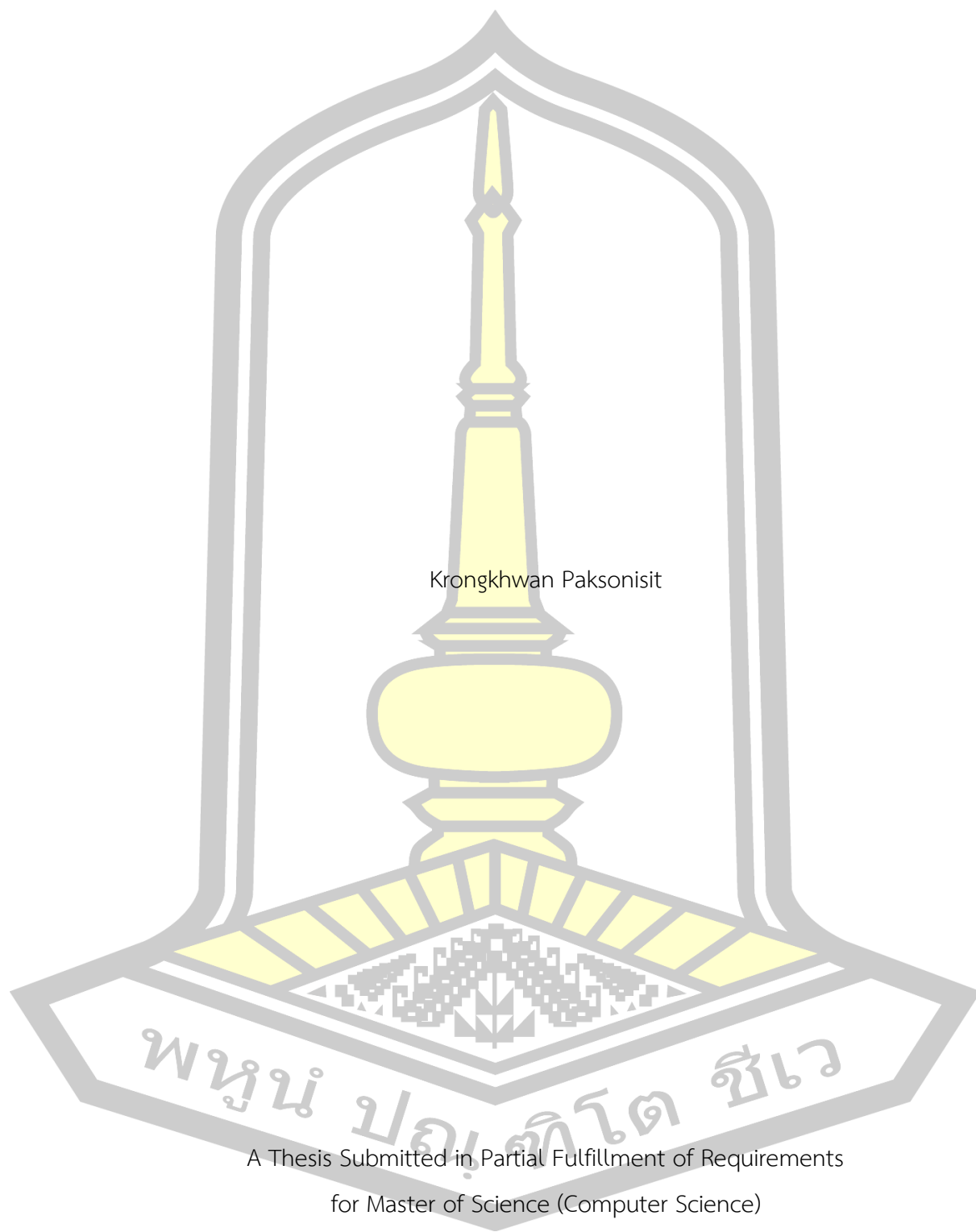
เสนอต่อมหาวิทยาลัยมหาสารคาม เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์

มิถุนายน 2566

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

The algorithm development for Thunderstorm prediction



Krongkwan Paksonisit

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of Requirements
for Master of Science (Computer Science)

June 2023

Copyright of Mahasarakham University



คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ได้พิจารณาวิทยานิพนธ์ของนางสาวครองขวัญ ภัคดีสอนิสิทธิ์ แล้วเห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.....ประธานกรรมการ

(รศ. ดร. กฤษณพงศ์ สมสุข)

.....อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(ผศ. ดร. ฉัตรเกล้า เจริญผล)

.....กรรมการ

(รศ. ดร. พนิดา ทรงรัมย์)

.....กรรมการ

(ผศ. ดร. พัฒนพงษ์ ชมภูวิเศษ)

มหาวิทยาลัยอนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญา วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ ของมหาวิทยาลัยมหาสารคาม

.....

(รศ. ดร. จันทิมา พลพินิจ)

คณบดีคณะวิทยาการสารสนเทศ

(รศ. ดร. กริสน์ ชัยมูล)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

ชื่อเรื่อง	การพัฒนาขั้นตอนวิธีการพยากรณ์ฝนฟ้าคะนอง		
ผู้วิจัย	ครองขวัญ รักดีสอนสิทธิ์		
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ฉัตรเกล้า เจริญผล		
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต	สาขาวิชา	วิทยาการคอมพิวเตอร์
มหาวิทยาลัย	มหาวิทยาลัยมหาสารคาม	ปีที่พิมพ์	2566

บทคัดย่อ

การเปลี่ยนแปลงของภูมิอากาศของโลกที่ส่งผลต่ออัตราการเกิดพิบัติภัยเกี่ยวกับฝนฟ้าคะนองเป็นจำนวนมากอย่างต่อเนื่องและทวีความรุนแรงขึ้น ซึ่งหากเกิดขึ้นจะสร้างความเสียหายต่อชีวิตและทรัพย์สิน ดัชนีที่ช่วยในการพยากรณ์ฝนฟ้าคะนองทั่วโลกและประเทศไทย คือ K Index (KI) เป็นดัชนีที่มีประโยชน์สำหรับวิเคราะห์ศักยภาพของบรรยากาศในการยกตัวจากการพาความร้อนและการเกิดฝนตกหนัก ค่า KI คำนึงถึงการกระจายตัวของความชื้นในทางตั้งของทั้งความชื้น และอุณหภูมิ โดย KI จะสามารถพยากรณ์ล่วงหน้าได้แค่ 6-8 ชั่วโมง ดังนั้น งานวิจัยฉบับนี้จะนำเสนออัลกอริทึมที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ค่า KI หรือโอกาสการเกิดฝนฟ้าคะนองให้มีการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 วัน โดยจะใช้ข้อมูลอนุกรมเวลามาวิเคราะห์ข้อมูล ปัจจัยทั้ง 5 ตัวที่นำมาคำนวณค่า KI และได้ศึกษาในงานวิจัยนี้ ได้แก่ อุณหภูมิ ระดับความสูง 500, 700 และ 850 hPa และ อุณหภูมิจุดน้ำค้าง ระดับความสูง 700 และ 850 hPa โดยใช้ ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) และ LSTM (Long Short-Term Memory) พบว่า ARIMA เหมาะสมกับตัวแปร อุณหภูมิ ระดับความสูง 500 และ 700 hPa และ อุณหภูมิจุดน้ำค้าง ระดับความสูง 700 และ 850 hPa และ LSTM เหมาะสมกับตัวแปร อุณหภูมิ ระดับความสูง 850 hPa เมื่อนำค่าพยากรณ์มาคำนวณหาค่า KI และวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วย RMSE และ MAPE ให้ค่าที่ให้ความแม่นยำสูงทั้ง 2 ตัวแบบ เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองที่สามารถนำไปใช้ประโยชน์ในการวางแผน ป้องกันและรับมือความเสียหายของภัยพิบัติที่มีโอกาสจะเกิดขึ้น และยังสำคัญต่ออุตสาหกรรมการบิน

คำสำคัญ : ฝนฟ้าคะนอง, K Index, ARIMA, LSTM, พยากรณ์

TITLE The algorithm development for Thunderstorm prediction
AUTHOR Krongkwan Paksonisit
ADVISORS Assistant Professor Chatklaw Jareanpon , Ph.D.
DEGREE Master of Science **MAJOR** Computer Science
UNIVERSITY Mahasarakham **YEAR** 2023
University

ABSTRACT

Nowadays, the global climate is changing due to the occurrence of thunderstorms, which cause serious damage. The K index (KI), which helps predict thunderstorms in World and Thailand, can evaluate the potential for atmospheric rise caused by convection and heavy rain. KI can only be predicted in advance, 6-8 hours. Therefore, this study will provide a novel algorithm for KI or thunderstorm prediction of the next day. Using time series analysis, the factor affecting thunderstorms is the upper air; Temperature 500, 700 and 850 hPa and Temperature Dewpoint 700 and 850 hPa. From the five factors, the four appropriate prediction factors are coming from ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average), and the last one factor is came from LSTM (Long Short-Term Memory), After that, the KI prediction will calculate from these factors. The output from this research evaluated by RMSE and MAPE shows the appropriated performance that the value is less than 10. It can probably apply for aviation business.

Keyword : Thunderstorms, K index, ARIMA, LSTM, prediction

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จสมบูรณ์ได้ด้วยความกรุณาและความช่วยเหลืออย่างสูงยิ่งจาก ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ฉัตรเกล้า เจริญผล และ นายอภิชาติ ฤทธิกุล นักอุดมศึกษา นักอุดมศึกษาชำนาญการ กรมอุดมศึกษา ที่ให้คำแนะนำ คำปรึกษาในการค้นคว้า การวิเคราะห์ข้อมูล และให้ข้อคิดในการทำวิจัย ตลอดจนแก้ไขปรับปรุงข้อบกพร่องต่าง ๆ ซึ่งเป็นเป็นประโยชน์อย่างสูง ทำให้การวิจัยสมบูรณ์มากยิ่งขึ้น รวมทั้งรองศาสตราจารย์ ดร.กฤษณพงศ์ สมสุข ประธานสอบวิทยานิพนธ์ รองศาสตราจารย์ ดร.พนิดา ทรงรัมย์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พัฒนพงษ์ ชมภูวิเศษ กรรมการสอบวิทยานิพนธ์

ขอขอบพระคุณคณาจารย์สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม ที่ช่วยประสิทธิ์ประสาทความรู้ ข้อแนะนำ และคำสั่งสอนต่าง ๆ ตลอดระยะเวลาที่ผู้วิจัยได้ศึกษาอยู่ที่สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม

ขอกราบขอบพระคุณครอบครัวที่น่ารัก ที่เป็นกำลังใจอันสำคัญยิ่งในการศึกษาครั้งนี้ และขอบคุณนางสาวจุฑามณี สารภักดี ผู้ช่วยอยู่ข้าง ๆ เสมอมาอยู่เยอรมัน ขอขอบคุณมิตรสหายทุกคนที่คอยให้กำลังใจและให้ความช่วยเหลือผู้วิจัยด้วยดีเสมอมาคุณค่าและประโยชน์จากการทำวิทยานิพนธ์ในครั้งนี้ ผู้วิจัยขอมอบบูชาพระคุณครอบครัว บุรพจารย์และผู้มีพระคุณทุกท่านที่มีได้เอื้อนนาม และหากมีข้อบกพร่องด้วยประการใด ผู้วิจัยขอน้อมรับไว้ด้วยความขอบคุณยิ่ง

ครองขวัญ ภัคดีสอนสิทธิ์

พูน ปณ ภัโต ชีเว

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ฎ
สารบัญภาพ.....	ฐ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 หลักการและเหตุผล.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	2
1.3 ความสำคัญของการวิจัย.....	3
1.4 ขอบเขตของการวิจัย.....	3
1.5 นิยามศัพท์เฉพาะ.....	4
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	5
2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับพายุฝนฟ้าคะนอง.....	5
2.1.1 ฝน (Rain).....	5
2.1.2 พายุฝนฟ้าคะนอง (Thunderstorm).....	5
2.1.2.1 ระยะของการเกิดพายุฝนฟ้าคะนอง.....	6
ขั้นก่อตัว (Cumulus stage or Initial stage).....	6
ขั้นเจริญเต็มที่ (Mature stage).....	7
ขั้นสลายตัว (Dissipating stage).....	8
2.1.2.2. ลักษณะของพายุฝนฟ้าคะนอง (Thunderstorm).....	8

2.1.3 การจำแนกพายุฝนฟ้าคะนอง.....	9
1. การยกตัวเนื่องจากความร้อน (Convection).....	9
2. ฝนฟ้าคะนองในเวลากลางคืน (Nocturnal equatorial storm)	10
3. กระแสอากาศเย็น (cold stream).....	10
4. การยกตัวตามลาดเขา (orographic)	10
5. การรวมตัวของลมในระดับล่าง (convergence).....	11
6. พายุฝนฟ้าคะนองตามแนวปะทะอากาศ	12
2.1.4 อุณหภูมิ (Temperature)	12
2.1.5 ความกดอากาศ (Pressure).....	12
ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อความกดอากาศ	12
2.1.6 ความเร็วลม (Wind)	13
2.1.7 ความชื้นสัมพัทธ์ (Relative Humidity)	13
2.1.8 ระดับความสูง	13
2.2 ความหมายของคำที่ใช้ในการพยากรณ์อากาศท้องฟ้าและเมฆ	13
2.2.1 K Index (KI).....	13
2.2.2 ท้องฟ้าและเมฆ.....	14
2.2.3 การพยากรณ์บริเวณที่จะมีฝนตก	15
2.2.4 จำนวนฝน.....	15
2.2.5 อุณหภูมิของอากาศ	15
2.2.6 การพยากรณ์ความชื้นสัมพัทธ์	16
2.3 เทคนิคเหมืองข้อมูล (Data Mining)	16
2.4 เทคนิคการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา (Time series model)	17
2.4.2 รูปแบบจำลองอนุกรมเวลา (The Time-Series Model)	18
2.5 เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network: ANN).....	18

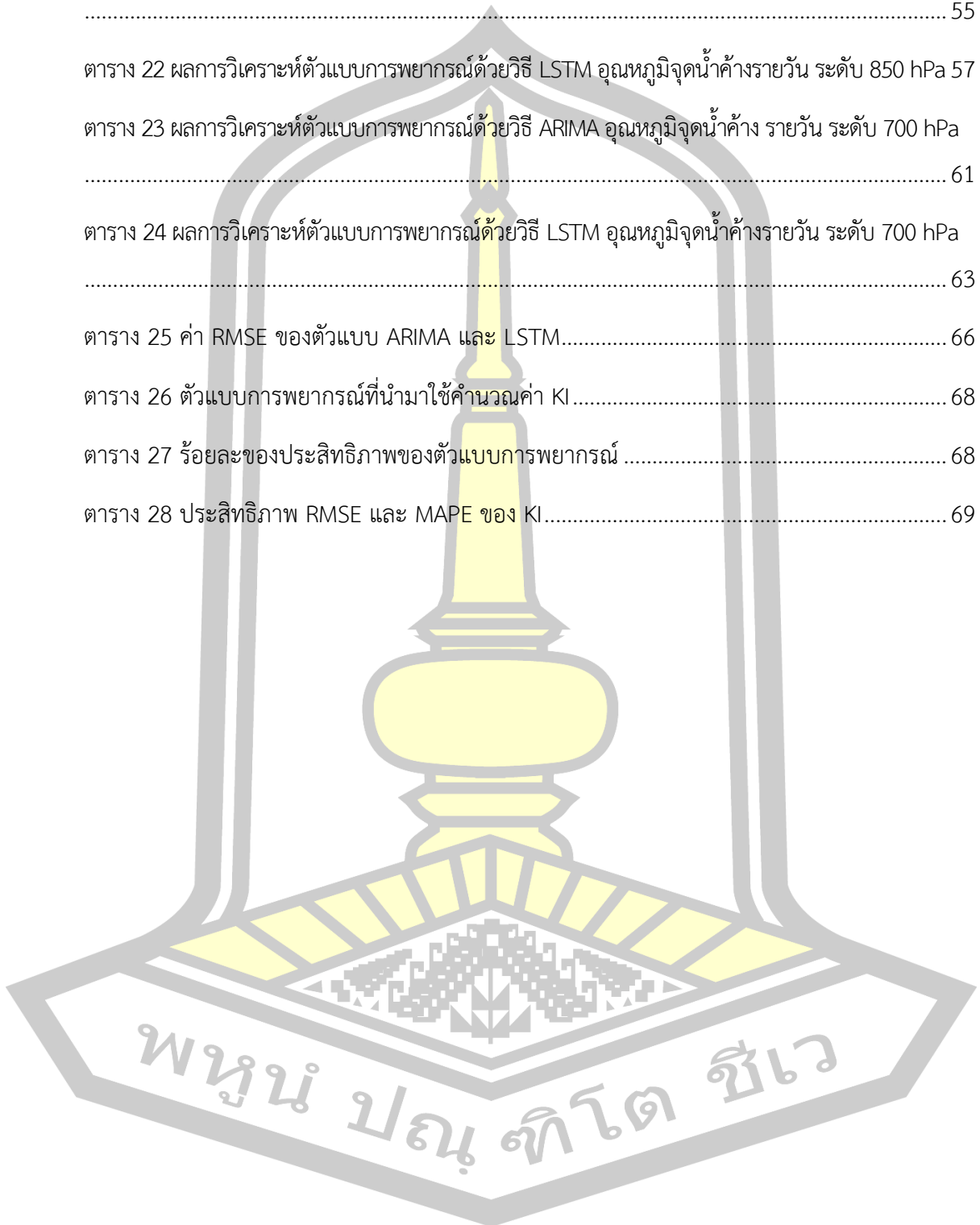
2.6 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning: DL)	19
2.6.1 Long Short-Term Memory (LSTM)	19
1. Forget gate layer	20
2. Input gate layer	21
2.7 วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box – Jenkins Method).....	21
2.8 การวัดประสิทธิภาพโมเดล	22
2.8.1 รากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย	22
2.8.2 ค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย.....	22
2.8 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	23
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย.....	28
3.1 ขั้นตอนในการดำเนินการวิจัย.....	28
3.1.2 ชุดข้อมูล.....	29
3.1.3 ขอบเขตพื้นที่การศึกษา.....	30
3.2 การเตรียมข้อมูล	31
3.2.1 วิธีการประมาณค่าด้วยค่าเฉลี่ย (Mean Imputation: MI)	31
3.2.2 วิธีการประมาณค่าด้วยค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (The moving average method)	31
3.3 การสร้างตัวแบบ	31
3.3.1 ตัวแบบ ARIMA โดยวิธี Box-Jenkins	31
3.3.2 ตัวแบบ Long Short-Term Memory (LSTM)	32
3.4 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบ	32
3.5 การพยากรณ์โอกาสการเกิดฝนฟ้าคะนอง.....	33
3.6 การเปรียบเทียบการเกิดฝนฟ้าคะนอง.....	34
บทที่ 4 ผลการวิจัยและการอภิปราย.....	35
4.1 การสร้างตัวแบบการพยากรณ์อุณหภูมิ ระดับ 850 hPa.....	36

4.1.1 ตัวแบบการพยากรณ์เทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธี ARIMA	37
4.1.2 ตัวแบบการพยากรณ์เทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธี LSTM	39
4.2 การสร้างตัวแบบการพยากรณ์อุณหภูมิ ระดับ 700 hPa.....	42
4.2.1 ตัวแบบการพยากรณ์เทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธี ARIMA.....	43
4.2.2 ตัวแบบการพยากรณ์เทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธี LSTM	45
4.3 การสร้างตัวแบบการพยากรณ์อุณหภูมิ ระดับ 500 hPa.....	48
4.3.1 ตัวแบบการพยากรณ์เทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธี ARIMA.....	49
4.3.2 ตัวแบบการพยากรณ์เทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธี LSTM	51
4.4 การสร้างตัวแบบการพยากรณ์อุณหภูมิจุดน้ำค้าง ระดับ 850 hPa.....	53
4.4.1 ตัวแบบการพยากรณ์เทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธี ARIMA.....	55
4.4.2 ตัวแบบการพยากรณ์เทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธี LSTM	57
4.5 การสร้างตัวแบบการพยากรณ์อุณหภูมิจุดน้ำค้าง ระดับ 700 hPa.....	59
4.5.1 ตัวแบบการพยากรณ์เทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธี ARIMA.....	61
4.5.2 ตัวแบบการพยากรณ์เทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธี LSTM	63
4.6 การสร้างตัวแบบการพยากรณ์ค่า K Index (KI).....	65
4.7 ผลการพยากรณ์ค่า K Index (KI).....	69
บทที่ 5 สรุปผล และข้อเสนอแนะ	72
5.1 สรุปผล.....	72
5.2 ข้อเสนอแนะ	73
5.3 การประยุกต์งานวิจัยเพื่อนำไปใช้ในชีวิตประจำวัน	73
บรรณานุกรม.....	75
ประวัติผู้เขียน.....	79

สารบัญตาราง

	หน้า
ตาราง 1 แสดงความสัมพันธ์ของค่า KI กับความน่าจะเป็นที่จะเกิดเหตุการณ์	14
ตาราง 2 ความหมายของสัดส่วนท้องฟ้าและเมฆ.....	14
ตาราง 3 ความหมายของการพยากรณ์บริเวณที่จะมีฝนตก.....	15
ตาราง 4 ความหมายของจำนวนน้ำฝนที่ตกรวมระยะเวลา 24 ชั่วโมง	15
ตาราง 5 ความหมายของอุณหภูมิของอากาศ.....	15
ตาราง 6 ความหมายของการพยากรณ์ความชื้นสัมพัทธ์	16
ตาราง 7 เกณฑ์การประเมินประสิทธิภาพของ MAPE	23
ตาราง 8 ตัวแปรที่ใช้ในงานวิจัย	29
ตาราง 9 ขอบเขตพื้นที่การศึกษา	30
ตาราง 10 ตัวอย่างการคำนวณค่า RMSE และ MAPE.....	32
ตาราง 11 ตัวอย่างผลการวิเคราะห์ตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธี ARIMA และ LSTM.....	33
ตาราง 12 ตัวอย่างผลการคำนวณค่า KI ด้วยข้อมูลจริงและข้อมูลพยากรณ์	34
ตาราง 13 ตารางแสดงความสัมพันธ์ของค่า KI กับความน่าจะเป็นที่จะเกิดเหตุการณ์	34
ตาราง 14 ผลการสร้างตัวแบบการพยากรณ์ฝนฟ้าคะนอง จำแนกตามกริด.....	35
ตาราง 15 ผลการวิเคราะห์ตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธี ARIMA อุณหภูมิรายวัน ระดับ 850 hPa..	37
ตาราง 16 ผลการวิเคราะห์ตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธี LSTM อุณหภูมิรายวัน ระดับ 850 hPa....	40
ตาราง 17 ผลการวิเคราะห์ตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธี ARIMA อุณหภูมิรายวัน ระดับ 700 hPa..	43
ตาราง 18 ผลการวิเคราะห์ตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธี LSTM อุณหภูมิรายวัน ระดับ 700 hPa....	45
ตาราง 19 ผลการวิเคราะห์ตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธี ARIMA อุณหภูมิรายวัน ระดับ 500 hPa..	49
ตาราง 20 ผลการวิเคราะห์ตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธี LSTM อุณหภูมิรายวัน ระดับ 500 hPa....	51

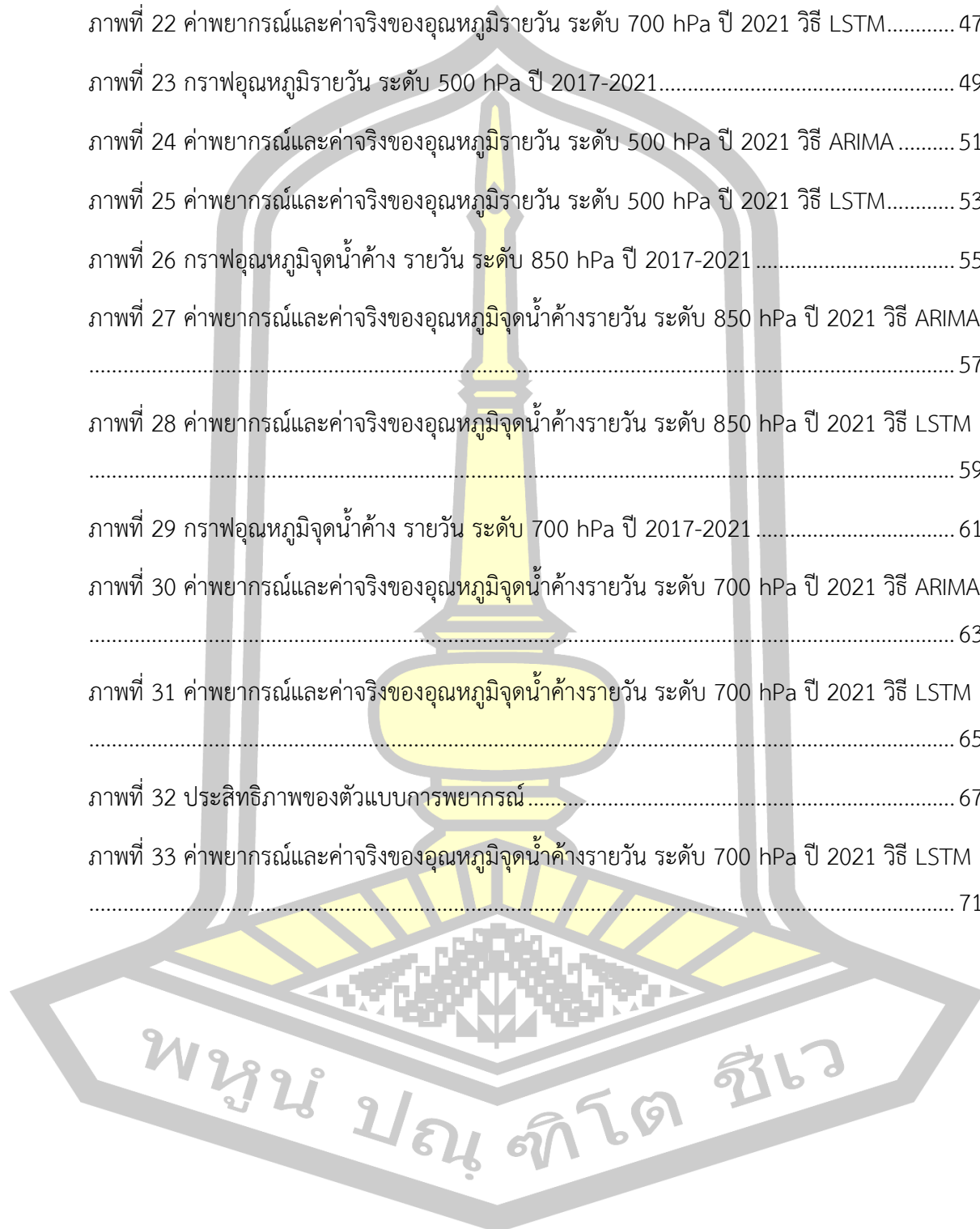
ตาราง 21 ผลการวิเคราะห์ตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธี ARIMA อุณหภูมิจุดน้ำค้าง รายวัน ระดับ 850 hPa	55
ตาราง 22 ผลการวิเคราะห์ตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธี LSTM อุณหภูมิจุดน้ำค้างรายวัน ระดับ 850 hPa	57
ตาราง 23 ผลการวิเคราะห์ตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธี ARIMA อุณหภูมิจุดน้ำค้าง รายวัน ระดับ 700 hPa	61
ตาราง 24 ผลการวิเคราะห์ตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธี LSTM อุณหภูมิจุดน้ำค้างรายวัน ระดับ 700 hPa	63
ตาราง 25 ค่า RMSE ของตัวแบบ ARIMA และ LSTM.....	66
ตาราง 26 ตัวแบบการพยากรณ์ที่นำมาใช้คำนวณค่า KI	68
ตาราง 27 ร้อยละของประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์	68
ตาราง 28 ประสิทธิภาพ RMSE และ MAPE ของ KI.....	69



สารบัญภาพ

	หน้า
ภาพที่ 1 พื้นที่กรณีศึกษา ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ.....	3
ภาพที่ 2 ขั้นตอนการเกิดพายุฝนฟ้าคะนอง : ขั้นก่อตัว.....	6
ภาพที่ 3 ขั้นตอนการเกิดพายุฝนฟ้าคะนอง : ขั้นเจริญเต็มที่.....	7
ภาพที่ 4 ขั้นตอนการเกิดพายุฝนฟ้าคะนอง : ขั้นสลายตัว	8
ภาพที่ 5 พายุฝนฟ้าคะนอง	8
ภาพที่ 6 การจำลองการยกเนื่องจากความร้อน	9
ภาพที่ 7 การจำลองการฝนฟ้าคะนองเมื่อกระแสอากาศเย็นไหลเข้ามาในพื้นที่ที่ร้อน	10
ภาพที่ 8 จำลองการเคลื่อนที่ของอากาศผ่านบริเวณภูเขา.....	11
ภาพที่ 9 การจำลองการไหลแบบโค้งของอากาศตามแนว Trough ของหย่อมความกดอากาศต่ำ ซึ่งทำให้เกิดการยกตัว.....	11
ภาพที่ 10 การจำลองการปะทะกันของมวลอากาศเย็นเข้าหามวลอากาศร้อน.....	12
ภาพที่ 11 Data Mining.....	16
ภาพที่ 12 Artificial neural network	19
ภาพที่ 13 LSTM Architecture.....	20
ภาพที่ 14 กรอบงานวิจัย.....	28
ภาพที่ 15 ตัวอย่างข้อมูลที่ใช้ในการวิจัย.....	29
ภาพที่ 16 พื้นที่กรณีศึกษา ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ	30
ภาพที่ 17 กราฟอุณหภูมิรายวัน ระดับ 850 hPa ปี 2017-2021.....	37
ภาพที่ 18 ค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิรายวัน ระดับ 850 hPa ปี 2021 วิธี ARIMA	39
ภาพที่ 19 ค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิรายวัน ระดับ 850 hPa ปี 2021 วิธี LSTM.....	41
ภาพที่ 20 กราฟอุณหภูมิรายวัน ระดับ 700 hPa ปี 2017-2021.....	43

ภาพที่ 21 ค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิรายวัน ระดับ 700 hPa ปี 2021 วิธี ARIMA	45
ภาพที่ 22 ค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิรายวัน ระดับ 700 hPa ปี 2021 วิธี LSTM.....	47
ภาพที่ 23 กราฟอุณหภูมิรายวัน ระดับ 500 hPa ปี 2017-2021.....	49
ภาพที่ 24 ค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิรายวัน ระดับ 500 hPa ปี 2021 วิธี ARIMA	51
ภาพที่ 25 ค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิรายวัน ระดับ 500 hPa ปี 2021 วิธี LSTM.....	53
ภาพที่ 26 กราฟอุณหภูมิจุดน้ำค้าง รายวัน ระดับ 850 hPa ปี 2017-2021	55
ภาพที่ 27 ค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิจุดน้ำค้างรายวัน ระดับ 850 hPa ปี 2021 วิธี ARIMA	57
ภาพที่ 28 ค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิจุดน้ำค้างรายวัน ระดับ 850 hPa ปี 2021 วิธี LSTM	59
ภาพที่ 29 กราฟอุณหภูมิจุดน้ำค้าง รายวัน ระดับ 700 hPa ปี 2017-2021	61
ภาพที่ 30 ค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิจุดน้ำค้างรายวัน ระดับ 700 hPa ปี 2021 วิธี ARIMA	63
ภาพที่ 31 ค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิจุดน้ำค้างรายวัน ระดับ 700 hPa ปี 2021 วิธี LSTM	65
ภาพที่ 32 ประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์.....	67
ภาพที่ 33 ค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิจุดน้ำค้างรายวัน ระดับ 700 hPa ปี 2021 วิธี LSTM	71



บทที่ 1

บทนำ

1.1 หลักการและเหตุผล

กรมอุตุนิยมวิทยา [1] มีภารกิจเกี่ยวกับการบริหารจัดการด้านอุตุนิยมวิทยา โดยปฏิบัติหน้าที่เกี่ยวกับการตรวจ เฝ้าระวัง ติดตาม รายงานสภาวะอากาศ อากาศเพื่อการบิน และปรากฏการณ์ธรรมชาติรวมทั้งให้ความรู้และบริการด้านอุตุนิยมวิทยาด้วยความถูกต้อง รวดเร็ว แม่นยำ และทันเหตุการณ์ เพื่อประโยชน์สูงสุดในเชิงเศรษฐกิจและสังคม เกษตรกรรม และอุตสาหกรรม ตลอดจนเป็นการป้องกันการเกิดภัยพิบัติและความสูญเสียในชีวิตและทรัพย์สินของประชาชน เอกชน และหน่วยงานของรัฐจากภัยธรรมชาติ และในสถานภาพที่กรมอุตุนิยมวิทยาเป็นสมาชิกขององค์การอุตุนิยมวิทยาโลก (World Meteorological Organization : WMO) ซึ่งเป็นองค์กรแห่งความร่วมมือระหว่างประเทศของมวลสมาชิกที่จัดเตรียมและบริการความเป็นเลิศทางด้านสภาวะอากาศที่เชื่อถือได้รวมไปถึง ด้านภูมิอากาศ อุทกวิทยา และส่วนที่เกี่ยวข้องกับสภาวะแวดล้อม ทั้งนี้เพื่อพัฒนาการดำรงชีวิตของนานาชาติ และกรมอุตุนิยมวิทยายังมีส่วนตรวจอากาศการบิน เพื่อความปลอดภัยในการคมนาคมทางเครื่องบินที่มีความเสี่ยงอย่างสูงต่อสภาพอากาศโดยรอบ

ปรากฏการณ์ทางธรรมชาติอย่างหนึ่งที่เกิดขึ้นบ่อยในช่วงฤดูฝน ของประเทศไทย คือการมีฝนตกหนัก พายุฝนฟ้าคะนอง และลมพัดแรง ซึ่งปรากฏการณ์ดังกล่าวสามารถเกิดขึ้นได้ในช่วงฤดูร้อนอย่างกะทันหัน ทั้งนี้ประชาชนมักได้ยินการประกาศจากกรมอุตุนิยมวิทยาในเรื่อง เกิดพายุฝนฟ้าคะนอง ซึ่งพายุฝนฟ้าคะนอง [2] เป็นปรากฏการณ์ทางธรรมชาติที่เกิดจากความแตกต่างกันของอุณหภูมิ โดยมีอากาศร้อนและอากาศเย็นมาปะทะกัน ทำให้เกิดฝนตกหนัก พายุฝนฟ้าคะนอง ลมพัดแรง อย่างกะทันหัน โดยพายุฝนฟ้าคะนองเกิดจากเมฆที่ก่อตัวขึ้นในทางแนวตั้ง (แนวตั้ง) ขนาดใหญ่ที่เรียกว่า เมฆคิวโมลิมบัส (Cumulonimbus) [3] หรือเมฆรูปทั่ง ซึ่งเป็นสาเหตุสำคัญที่ทำให้เกิดลักษณะอากาศร้ายชนิดต่าง เช่น ลมกระโชก พายุฝนฟ้าคะนอง ฝนตกหนัก อากาศปั่นป่วนรุนแรง ทำให้มีลูกเห็บตกและอาจเกิดน้ำแข็ง เกาะจับเครื่องบินที่บินรุนแรง ฯลฯ นอกจากนี้เมฆคิวโมลิมบัส ที่ก่อตัวขึ้นในบริเวณพื้นที่ระบบกว้างใหญ่ เช่น ทางตะวันออกของภูเขาเรอกกีในสหรัฐอเมริกา เป็นสาเหตุสำคัญที่ทำให้เกิดพายุทอร์นาโดหรือพายุหมุนงวง เมฆพายุฝนฟ้าคะนองดังกล่าวจะมีฐานเมฆต่ำ และมีกระแสอากาศไหลลงรุนแรง (Downdraft) จนทำให้เกิดเมฆเป็นลำคล้ายวงช้าง ยื่นจากใต้ฐานเมฆหนาที่บลมมายังพื้นดิน โดยที่ภายในของลำเมฆที่หมุนวนนี้จะมีอากาศดำมืดมาก จนเกือบเป็นสุญญากาศดุสิ่งต่าง ๆ

ส่วนตรวจอากาศการบิน [4] มีหน้าที่ความรับผิดชอบ คือ ตรวจ เฝ้าระวัง และรายงานสภาพอากาศ เพื่อให้การตรวจและรายงานอากาศการบินถูกต้องตามกฎระเบียบที่องค์การอุตุนิยมวิทยาโลก

(WMO : World Meteorological Organization) และองค์การการบินพลเรือนระหว่างประเทศ (ICAO : International Civil Aviation Organization) กำหนดบรรทัดฐานไว้เพื่อประสิทธิภาพในการนำข้อมูลไปใช้ประโยชน์ทางการบิน การตรวจอากาศการบิน [4] คือ การตรวจสอบการประกอบอุตุนิยมวิทยาเพื่อการบิน บริเวณท่าอากาศยาน ด้วยวิธีการสังเกตจากสายตาของผู้ปฏิบัติงาน การอ่านค่าจากระบบ เครื่องมือตรวจอากาศอัตโนมัติระบบวินด์ชีयर (LLWAS : Low-Level Wind Shear Alert System) และเครื่องมือต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้อง การรายงานอากาศการบิน การนำข้อมูลการตรวจวัดสารประกอบอุตุนิยมวิทยาการบิน มาดำเนินการเข้ารหัสตามกฎระเบียบข้อบังคับขององค์การอุตุนิยมวิทยาโลก (WMO) และ องค์การการบินพลเรือนระหว่างประเทศ (ICAO) กำหนดไว้และส่งข่าวอากาศการบินผ่านช่องทาง AFTN และระบบบูรณาการของกรมอุตุนิยมวิทยา (METNET และ NSWEB)

นอกจากนี้ตัวช่วยในการพยากรณ์ฝนฟ้าคะนองอีกอย่างหนึ่งคือ K Index (KI) [5, 6] เป็นดัชนีที่มีประโยชน์สำหรับวิเคราะห์ศักยภาพของบรรยากาศในการยกตัวจากการพาความร้อน (Convection) และการเกิดฝนตกหนัก (Heavy rain) ค่า KI คำนึงถึงการกระจายตัวของความชื้นในทางตั้งของทั้งความชื้น และอุณหภูมิ ซึ่งความชื้นและความแตกต่างในช่วงระดับความกดอากาศ 850 – 500 เฮกโตปาสกาลยิ่งเยอะ ค่า KI ก็จะสูงด้วย แสดงถึงมีศักยภาพของบรรยากาศในการยกตัวจากการพาความร้อน แต่ค่า KI จะสามารถพยากรณ์ล่วงหน้าได้แค่ 6-8 ชั่วโมง

ด้วยเหตุนี้ ในปัจจุบันผลลัพธ์จากการเปลี่ยนแปลงของภูมิอากาศของโลกส่งผลต่ออัตราการเกิดพิบัติภัยเกี่ยวกับฝนฟ้าคะนองมีจำนวนมากขึ้นอย่างต่อเนื่อง และทวีความรุนแรงขึ้น ซึ่งหากเกิดขึ้นจะสร้างความเสียหายต่อชีวิตและทรัพย์สินของประชาชนจำนวนมาก ดังนั้น งานวิจัยฉบับนี้จะนำเสนออัลกอริทึมที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ค่า KI หรือโอกาสการเกิดฝนฟ้าคะนอง โดยจะใช้ข้อมูลอนุกรมเวลามาวิเคราะห์ข้อมูล ปัจจัยที่ส่งผลต่อการเกิดฝนฟ้าคะนองคือสภาพอากาศชั้นบน โดยใช้เทคนิค ARIMA และ เทคนิคเหมืองข้อมูล ได้แก่ โครงข่ายประสาทเทียม เพื่อสร้างแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพที่สามารถนำไปใช้ประโยชน์ในการวางแผน ป้องกันและรับมือความเสียหายของภัยพิบัติที่มีโอกาสจะเกิดขึ้น

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

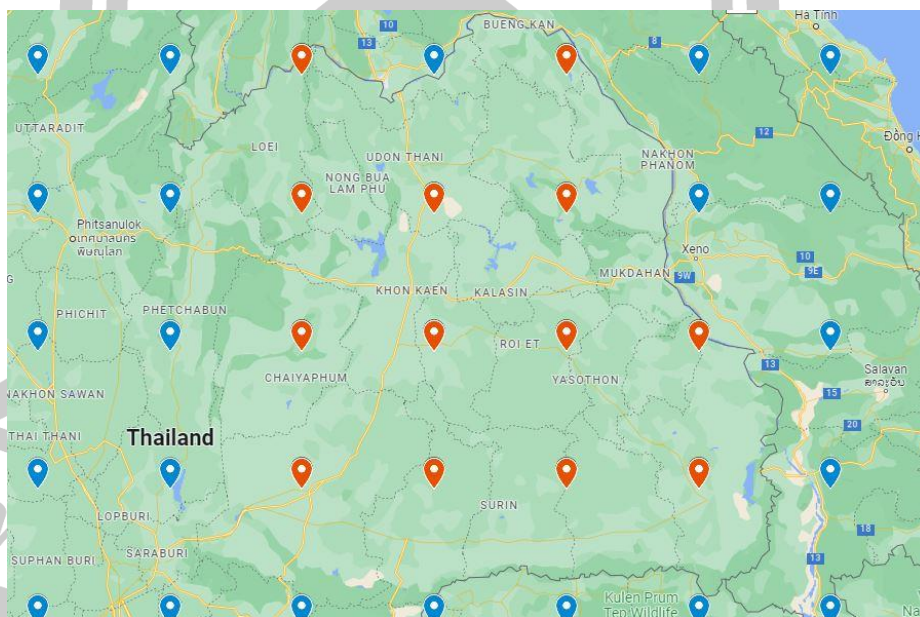
เพื่อนำเสนออัลกอริทึมที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์โอกาสการเกิดฝนฟ้าคะนองล่วงหน้า

1.3 ความสำคัญของการวิจัย

การพัฒนาอัลกอริทึมที่มีความสามารถในการวิเคราะห์ปัจจัยและพยากรณ์โอกาสการเกิดฝนฟ้าคะนองที่มีความแม่นยำและล่วงหน้า 1 วัน เพื่อการแจ้งเตือนการเกิดสภาวะอากาศร้าย ป้องกันความเสียหายที่เกิดจากฝนฟ้าคะนองล่วงหน้า ซึ่งจำเป็นอย่างยิ่งในอุตสาหกรรมการบิน และสามารถปรับเปลี่ยนตารางที่สำคัญได้

1.4 ขอบเขตของการวิจัย

1. ขอบเขตพื้นที่การศึกษา คือ ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ตั้งอยู่ระหว่างละติจูด $14^{\circ}7'$ ถึง $18^{\circ}27'$ เหนือ และลองจิจูด $100^{\circ}54'$ ถึง $105^{\circ}37'$ ตะวันออก ขนาดพื้นที่ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ประกอบด้วย 20 จังหวัด ได้แก่ นครราชสีมา กาฬสินธุ์ ขอนแก่น ชัยภูมิ นครพนม บึงกาฬ บุรีรัมย์ มหาสารคาม มุกดาหาร ยโสธร ร้อยเอ็ด ศรีสะเกษ เลย สกลนคร สุรินทร์ หนองคาย หนองบัวลำภู อุดรธานี อุบลราชธานี และอำนาจเจริญ ตั้งอยู่ในตำแหน่งศูนย์กลางของอนุภูมิภาคแม่น้ำโขง โดยมีอาณาเขตติดต่อกับสาธารณรัฐประชาธิปไตยประชาชนลาว ด้านตะวันออกและด้านเหนือ มีแม่น้ำโขงเป็นเส้นกั้นพรมแดน และด้านใต้ติดต่อราชอาณาจักรกัมพูชา โดยมีเทือกเขาพนมดงรักกั้นพรมแดน



ภาพที่ 1 พื้นที่กรณีศึกษา ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ

ที่มา : Google Map (2022)

2. ข้อมูลตัวแปรสภาพอากาศที่นำมาศึกษา ได้แก่ อุณหภูมิ ที่ระดับ 850, 700 และ 500 hPa ตามลำดับ และอุณหภูมิจุดน้ำค้าง ที่ระดับ 850 และ 700hPa ตามลำดับ โดยใช้ข้อมูลจากระบบ

พยากรณ์อากาศทั่วโลกเป็นระบบพยากรณ์อากาศเชิงตัวเลขทั่วโลกซึ่งดำเนินการโดย National Weather Service ของสหรัฐอเมริกา (GFS) ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้เลือกข้อมูล ตั้งแต่ปี ค.ศ.2017-2021 รวมเป็น 5 ปี หรือ 1,825 วัน

3. การสร้างตัวแบบเพื่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝน โดยจะมีการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่ ข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบ (Training Set) และข้อมูลทดสอบ (Test Set) ในอัตราส่วน 80 : 20 ซึ่งข้อมูลจะถูกเก็บอยู่ในรูปแบบไฟล์ .csv

4. ตัวแบบที่ใช้สำหรับชุดฝึก คือ ARIMA โดยวิธี Box-Jenkins และ LSTM

5. การประเมินโมเดลในการพยากรณ์จะประเมินประสิทธิภาพด้วยค่าทางสถิติ คือ Mean Absolute Percentage Error (MAPE) และ Root Mean Squared Error (RMSE)

1.5 นิยามศัพท์เฉพาะ

การพยากรณ์ คือ การคาดคะเนหรือทำนายเหตุการณ์ในอนาคตจากข้อมูลในอดีต ปัจจุบัน

โอกาสการเกิดฝน คือ ความน่าจะเป็นของการเกิดฝนที่จะตกลงมา ซึ่งบอกความเป็นไปได้ เป็นเปอร์เซ็นต์

ฝนฟ้าคะนอง คือ หยาดน้ำฟ้าที่ตกลงมา เช่น เม็ดฝน ลูกเห็บ หิมะ ตกหนักและรุนแรงกว่า ฝนปกติ เกิดชั่วระยะเวลาสั้น ๆ แล้วหายไปในพื้นที่หนึ่ง โดยส่วนมากเกิดขึ้นพร้อมกับฟ้าคะนอง

K Index (KI) คือ ดัชนีที่ใช้สำหรับคาดการณ์การยกตัวจากการพาความร้อน (Convection) และการเกิดฝนตกหนัก (Heavy rain)

พหุ ม ปณ จิต ชีเว

บทที่ 2

ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

เนื้อหาในบทนี้กล่าวถึงทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ และการเกิดฝนฟ้าคะนอง เพื่อเป็นแนวทางในการพัฒนาขั้นตอนวิธีที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์โอกาสการเกิดฝนฟ้าคะนอง โดยในบทนี้จะกล่าวถึง ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับพายุฝนฟ้าคะนอง เทคนิคเหมืองข้อมูล เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม เทคนิคการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ซึ่งรายละเอียดจะกล่าวดังหัวข้อต่อไปนี้

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับพายุฝนฟ้าคะนอง

2.1.1 ฝน (Rain)

ฝน เกิดจากอนุภาคของไอน้ำขนาดต่าง ๆ ในก้อนเมฆเมื่อมีขนาดใหญ่ขึ้นจนไม่สามารถลอยตัวอยู่ในก้อนเมฆได้ก็จะตกลงมาเป็นฝน ฝนจะตกลงมายังพื้นดินได้นั้นจะต้องมีเมฆเกิดในท้องฟ้าก่อน เมฆมีอยู่หลายชนิด มีเมฆบางชนิดเท่านั้นที่ทำให้มีฝนตก เราทราบแล้วว่าไอน้ำจะกลั่นตัวเป็นเมฆก็ต่อเมื่อมีอนุภาคกลั่นตัวเล็กๆอยู่เป็นจำนวนมากเพียงพอและไอน้ำจะเกาะตัวบนอนุภาคเหล่านี้รวมกันทำให้เกิดเป็นเมฆ เมฆจะกลั่นตัวเป็นน้ำฝนได้ก็ต้องมีอนุภาคแข็งตัว (Freezing nucle) หรือเม็ดน้ำขนาดใหญ่ซึ่งจะดึงเม็ดน้ำขนาดเล็กมารวมตัว กันจนเป็นเม็ดฝน สภาวะของน้ำที่ตกลงมาจากท้องฟ้า อาจเป็นลักษณะของฝน ฝนละออง หิมะหรือลูกเห็บ ซึ่งเรารวมเรียกว่าหยาดน้ำฟ้า (Precipitation) ซึ่งจะตกลงมาในลักษณะไหน ขึ้นอยู่กับอุณหภูมิของอากาศในพื้นที่นั้นๆ หยาดน้ำฟ้าต้องเกิดจากเมฆ แต่เมื่อมีเมฆไม่จำเป็นต้องมีหยาดน้ำฟ้าเสมอไป

พายุฟ้าคะนอง เป็นปรากฏการณ์ทางธรรมชาติที่มีสภาวะอากาศร้ายเป็นอันตรายอย่างยิ่งต่อการบิน พายุฟ้าคะนองจะเริ่มก่อตัวขึ้นจากเมฆก้อน (เมฆคิวมูโลส) ก่อนในสภาวะบรรยากาศแวดล้อมที่เหมาะสม คือมีอากาศร้อนชื้น มีสภาพอากาศเป็นแบบไม่มีเสถียรภาพ หรือ เป็นแบบไม่มีเสถียรภาพแบบมีเงื่อนไข และมีกลไกทำให้อากาศยกตัวขึ้น

2.1.2 พายุฝนฟ้าคะนอง (Thunderstorm)

พายุฟ้าคะนองโดยทั่วไปเป็นพายุที่เกิดเฉพาะท้องถิ่น เกิดจากเมฆคิวมูโลนิมบัส มีฟ้าแลบ (lightning) กับฟ้าร้อง (thunder) รวมอยู่ด้วย นอกจากนั้นมักจะมีลมกระโชกแรง (strong gust) และฝนตกหนัก (heavy rain) เกิดขึ้น บางครั้งยังมีลูกเห็บ (hail) ตกลงมด้วย พายุฟ้าคะนองส่วนใหญ่จะเกิดขึ้นในช่วงเวลาสั้น ๆ น้อยครั้งที่เกิดขึ้นนานกว่า 2 ชั่วโมง พายุฟ้าคะนองนี้อาจก่อตัวได้สูงถึง 40,000 - 50,000 ฟุต ในบริเวณ ละติจูดกลาง (mid - latitude) และสูงมากกว่านี้ในเขตร้อน

บรรยากาศตอนล่างของชั้นสตราโตสเฟียร์ที่มีเสถียรภาพดีมาก (great stability) เท่านั้นที่สามารถยับยั้งการก่อตัวของเมฆพายุฟ้าคะนองได้

พายุฟ้าคะนองเป็นผลเนื่องมาจากในเขตร้อนอากาศมีความชื้นมากและมีอุณหภูมิสูงทำให้อากาศไม่เสถียรภาพ (instability) หรือบรรยากาศมีการไม่ทรงตัวเกิดการผสมคลุกเคล้าจากข้างล่างขึ้นข้างบน และ จากข้างบนลงข้างล่าง ในชั้นแรกอากาศหรือบรรยากาศเกิดการไหลขึ้นอย่างรุนแรง (strong convective updraft) และในชั้นต่อมาซึ่งเป็นชั้นสลายตัว (dissipating stage) จะมีกระแสอากาศไหลลงอย่างรุนแรง (strong downdraft) ภายในของฝน

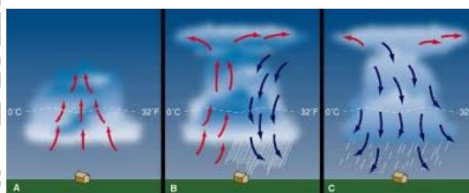
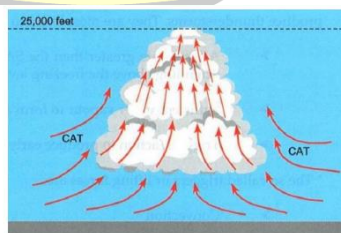
ในทางอุตุนิยมวิทยาพายุฟ้าคะนองแบ่งออกได้เป็นหลายแบบ แล้วแต่ธรรมชาติของกาลอากาศ ขณะนั้น เช่น พายุฟ้าคะนองแบบมวลอากาศ (air - mass thunderstorm) พายุฟ้าคะนองในแนวสควอลล์ (squall - thunderstorm) และพายุฟ้าคะนองแบบแนวปะทะอากาศ (frontal thunderstorm)

2.1.2.1 ระยะของการเกิดพายุฟ้าคะนอง

ระยะของการเกิดพายุฟ้าคะนองอาจจะแบ่งออกได้เป็น 3 ขั้นดังนี้

ขั้นก่อตัว (Cumulus stage or Initial stage)

เมฆคิวมูลัสขนาดเล็ก เกิดการก่อตัวจนมีขนาดใหญ่ขึ้น และยอดเมฆสูงเพิ่มขึ้น จากการที่มีแรงมากกระทำให้มวลอากาศยกตัวขึ้นไปสู่ความสูงระดับหนึ่ง จนกระทั่งเคลื่อนที่ขึ้นถึงระดับอิ่มตัว จะพัฒนาเป็นเมฆคิวโมโลนิมบัส ซึ่งเราเรียกกระแสอากาศที่ไหลขึ้นว่า "อัปดราฟต์" (Updraft) ระยะก่อตัว ใช้เวลาประมาณ 10-15 นาที



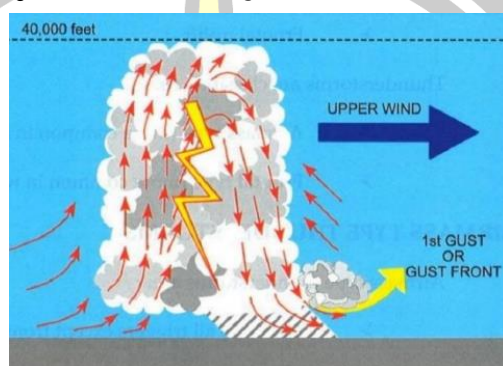
ภาพที่ 2 ขั้นตอนการเกิดพายุฝนฟ้าคะนอง : ขั้นก่อตัว

ที่มา : ศุนย์อุตุนิยมวิทยาภาคเหนือ [7]

เมื่อกลุ่มอากาศร้อนลอยตัวขึ้นสู่บรรยากาศ พร้อมกับการมีแรงมากกระทำหรือผลักดันให้มวลอากาศยกตัวขึ้นไปสู่ความสูงระดับหนึ่ง โดยมวลอากาศจะเย็นลงเมื่อลอยสูงขึ้นและควบแน่นเป็นละอองน้ำเล็ก ๆ เป็นการก่อตัวของเมฆคิวมูลัส ในขณะที่ความร้อนแฝงจากการกลั่นตัวของไอน้ำจะ

ช่วยให้อัตราการลอยตัว ของกระแสอากาศภายในก้อนเมฆเร็วมากยิ่งขึ้น ซึ่งเป็นสาเหตุให้ขนาดของเมฆคิวมูโลนิมบัสมีขนาดใหญ่ขึ้น และยอดเมฆสูงเพิ่มขึ้นเป็นลำดับ จนเคลื่อนที่ขึ้นถึงระดับบนสุดแล้ว (จุดอิ่มตัว) จนพัฒนามาเป็นเมฆคิวมูโลนิมบัส เราเรียกระแสอากาศที่ไหลขึ้นว่า "อัปดราฟต์" (Updraft)

ขั้นเจริญเต็มที่ (Mature stage)



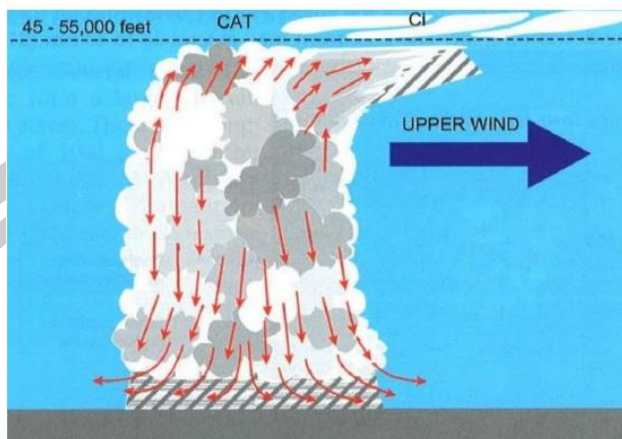
ภาพที่ 3 ขั้นตอนการเกิดพายุฝนฟ้าคะนอง : ขั้นเจริญเต็มที่

ที่มา : ศูนย์อุตุนิยมวิทยาภาคเหนือ [7]

เป็นช่วงที่กระแสอากาศมีทั้งไหลขึ้นและไหลลง ปริมาณความร้อนแฝงที่เกิดขึ้นจากการควบแน่นลดน้อยลง ซึ่งมีสาเหตุมาจากการที่หยาดน้ำฟ้าที่ตกลงมามีอุณหภูมิต่ำ ช่วยทำให้อุณหภูมิของกลุ่มอากาศเย็นกว่าอากาศแวดล้อม ดังนั้นอัตราการเคลื่อนที่ลงของกระแสอากาศจะมีค่าเพิ่มขึ้นเป็นลำดับ กระแสอากาศที่เคลื่อนที่ลงมาซึ่งเรียกว่า "ดาวน์ดราฟต์" (Downdraft) จะแผ่ขยายตัวออกด้านข้าง ก่อให้เกิดลมกระโชกแรง (Gust Wind) โดยเฉพาะส่วนที่อยู่ด้านหน้าของทิศทางการเคลื่อนที่ของพายุ นอกจากนั้นกระแสอากาศเคลื่อนที่ขึ้นและลงจะก่อให้เกิดลมเฉือน (Wind shear) หรือ ลมไมโครเบิร์ส (Microburst) ซึ่งจะก่อให้เกิดอันตรายต่อเครื่องบินที่กำลังจะขึ้นและร่อนลง สนามบินเป็นอย่างยิ่ง ระยะเจริญเต็มที่ ใช้เวลาประมาณ 15-20 นาที

พูน บณ สิโต ชีเว

ชั้นสลายตัว (Dissipating stage)



ภาพที่ 4 ขั้นตอนการเกิดพายุฝนฟ้าคะนอง : ชั้นสลายตัว

ที่มา : ศูนย์อุตุนิยมวิทยาภาคเหนือ [7]

เป็นระยะที่พายุฝนฟ้าคะนองมีกระแสอากาศไหลลงอย่างรุนแรง (Strong downdraft) ในตอนแรกหยาดน้ำฟ้าตกลงมาอย่างรวดเร็วและหมดไป พร้อม ๆ กับกระแสอากาศที่ไหลลงก็จะเบาบางลง



ภาพที่ 5 พายุฝนฟ้าคะนอง

ที่มา : ศูนย์อุตุนิยมวิทยาภาคเหนือ [7]

2.1.2.2. ลักษณะของพายุฝนฟ้าคะนอง (Thunderstorm)

การเกิดพายุฝนฟ้าคะนองในแต่ละครั้ง จะกินเวลานานประมาณ 2 - 4 ชั่วโมง ลำดับเหตุการณ์ได้ดังนี้

1. อากาศร้อนอบอ้าว เนื่องจากมวลอากาศร้อนยกตัวลอยขึ้น เมื่อปะทะกับอากาศเย็นด้านบนแล้ว ควบแน่นกลายเป็นละอองน้ำในเมฆ และคลายความร้อนออกมาในรูปของรังสีอินฟราเรด

2. ท้องฟ้ามีมืดมัว อากาศเย็น เนื่องจากการก่อตัวของเมฆคิวโมโลนิมบัสมีขนาดใหญ่มากจนบดบังแสงอาทิตย์ ทำให้อุณหภูมิพื้นผิวลดต่ำลง

3. กระแสลมกรรโชกและมีกลิ่นดิน เกิดขึ้นเนื่องจากดาวนด์ดราฟต์(Downdraft) ภายในเมฆคิวโมโลนิมบัสเป่าลงมากระทบพื้นดินและกลายเป็นลมเฉือน (Wind shear)

4. พายุแลบ พายุผ่า พายุร้อง เนื่องจากการแสลมพัดขึ้นและลง (Updraft และ Downdraft) ทำให้เกิดการเหนี่ยวนำของประจุไฟฟ้าในก้อนเมฆและบนพื้นดิน

5. ฝนตกหนัก เกิดจากการสลายตัวของก้อนเมฆเปลี่ยนเป็นหยาดน้ำฟ้าตกลงมาฝน และในบางครั้งมีลูกเห็บตกลงมาด้วย

2.1.3 การจำแนกพายุฝนฟ้าคะนอง

พายุฝนฟ้าคะนองจำแนกเป็น 2 ประเภทตามแหล่งการเกิด คือ

- พายุฝนฟ้าคะนองตามแนวปะทะอากาศ (Frontal Thunderstorm)
- พายุฝนฟ้าคะนองภายในมวลอากาศ (Air-mass Thunderstorm)

โดยจะเริ่มจาก พายุฝนฟ้าคะนองภายในมวลอากาศ เนื่องจากเป็นแบบที่เกิดในประเทศไทย เป็นปกติซึ่งมีสาเหตุมาจากการยกตัวในรูปแบบต่าง ๆ ดังต่อไปนี้

1. การยกตัวเนื่องจากความร้อน (Convection)

เมื่อดวงอาทิตย์เริ่มขึ้น พื้นโลกก็เริ่มมีการดูดรังสีเคลื่อนยาวและเพิ่มอุณหภูมิขึ้น อากาศบริเวณพื้นผิวก็จะร้อนขึ้นและเริ่มมีการยกตัว การยกตัวเนื่องจากความร้อนอาศัยหลักการลอยตัว ซึ่งอากาศร้อนจะมีความหนาแน่นต่ำกว่าอากาศเย็นและจะลอยอยู่เหนืออากาศเย็น โดยยังมีความร้อนมากก็จะทำให้มีการลอยตัวที่เร็วขึ้นเป็นสาเหตุหนึ่งที่ทำให้การพัฒนาตัวของเมฆฝนในฤดูร้อนจะก่อตัวได้เร็วกว่าในฤดูฝน



ภาพที่ 6 การจำลองการยกเนื่องจากความร้อน

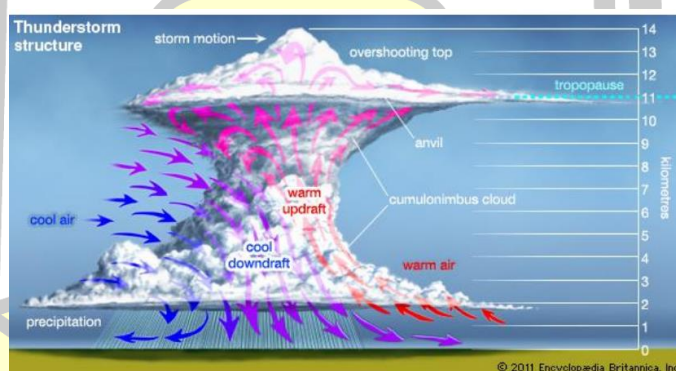
ที่มา : ศูนย์อุตุนิยมวิทยาภาคตะวันออกเฉียงเหนือตอนล่าง [2]

2. ฝนฟ้าคะนองในเวลากลางคืน (Nocturnal equatorial storm)

ปกติจะเกิดในทะเลในเขตศูนย์สูตร ในช่วงเวลาเย็นซึ่งเป็นช่วงเวลาที่บรรยากาศมีการเย็นตัวลงมากที่สุด และเนื่องจากน้ำทะเลมีการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิที่น้อยมากตลอดทั้งวัน ทำให้อากาศบริเวณพื้นน้ำมีอุณหภูมิที่สูงกว่าอากาศในระดับบน จึงทำให้เกิดการยกตัวของอากาศและเกิดการพัฒนาดัชนีของเมฆฝนได้ (cumulonimbus cloud) โดยอาศัยหลักการเดียวกันนี้มาอธิบายการพัฒนาตัวของเมฆฝนในช่วงเวลากลางคืนของ บริเวณภาคตะวันออกเฉียงเหนือตอนล่าง จะเห็นว่าในวันที่มีเมฆมากปกคลุมตลอดช่วงบ่ายไปจนถึงค่ำ บรรยากาศบริเวณพื้นดินไปจนถึงฐานเมฆจะไม่สามารถคายพลังงานได้ดี ทำให้ความร้อนถูกกักเก็บอยู่ในชั้นบรรยากาศนี้ ส่วนชั้นบรรยากาศที่อยู่เหนือยอดเมฆจะมีการเย็นตัวลงตามปกติจึงเป็นสาเหตุที่ทำให้การพัฒนาตัวของเมฆฝนเกิดขึ้นได้แม้ในช่วงที่ไม่ได้รับพลังงานจากดวงอาทิตย์

3. กระแสอากาศเย็น (cold stream)

เกิดขึ้นเมื่ออากาศเย็นไหลเข้ามาอย่างรวดเร็วในพื้นที่ที่อุ่นกว่า ทำให้อากาศร้อนบริเวณพื้นผิวเกิดการยกตัวอย่างมากและเกิดเป็นฝนฟ้าคะนอง ซึ่งเหตุการณ์นี้สามารถเกิดได้จากอากาศเย็นใน latitude ที่สูงกว่า ไหลเข้ามาในพื้นที่ที่ร้อนใน latitude ที่ต่ำกว่า เมื่อเปรียบเทียบกับเหตุการณ์ในประเทศไทยก็ตรงกับกระบวนการการเกิดพายุฤดูร้อน ลักษณะของฝนฟ้าคะนองจะเกิดบริเวณส่วนหน้าของกระแสอากาศเย็นและจะเกิดขึ้นอย่างต่อเนื่องตลอดแนวการเคลื่อนที่



ภาพที่ 7 การจำลองการฝนฟ้าคะนองเมื่อกระแสอากาศเย็นไหลเข้ามาในพื้นที่ที่ร้อน

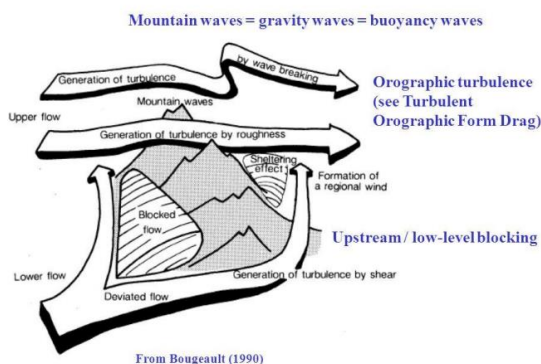
ที่มา : ศูนย์อุตุนิยมวิทยาภาคตะวันออกเฉียงเหนือตอนล่าง [2]

4. การยกตัวตามลาดเขา (orographic)

เมื่ออากาศเคลื่อนผ่านบริเวณภูเขาจะถูกเปลี่ยนทิศทางการเคลื่อนที่ให้ที่การเคลื่อนที่ตามแนวตั้งมากขึ้นทำให้สามารถเกิดเป็นเมฆได้ในระดับ LCL ซึ่งจะมีฐานที่ต่ำกว่าปกติ ทำให้มักจะเกิดเป็นฝนฟ้าคะนองบริเวณด้านที่รับลมมากกว่าอีกด้าน ส่วนอากาศที่สามารถเคลื่อนที่ต่อจนข้ามภูเขามาได้

จะมีความชื้นที่น้อยลงมากและมีทิศทางเคลื่อนที่ลงสู่พื้นราบ ทำให้ด้านที่ไม่ได้รับลมมีความแห้งแล้ง การเคลื่อนที่ของอากาศผ่านบริเวณภูเขาจะมีการเคลื่อนที่แบบอื่น ๆ ดังแสดงในรูปข้างล่าง

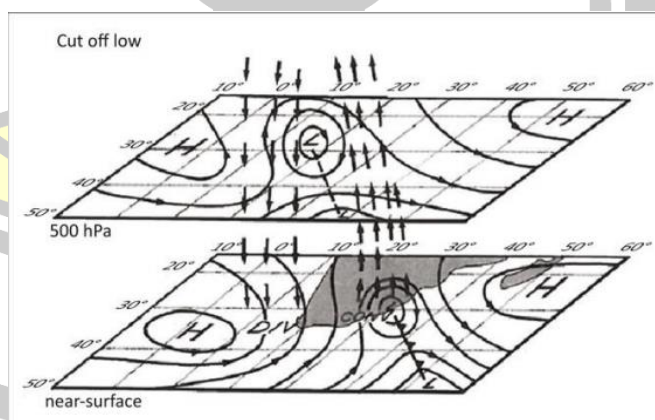
Gravity waves and low-level blocking



ภาพที่ 8 จำลองการเคลื่อนที่ของอากาศผ่านบริเวณภูเขา
ที่มา : ศูนย์อุตุนิยมวิทยาภาคตะวันออกเฉียงเหนือตอนล่าง [2]

5. การรวมตัวของลมในระดับล่าง (convergence)

เมื่ออากาศไหลมาปะทะกันหรือเกิดการรวมตัวกัน จะทำให้เกิดการยกตัวขึ้นตามแนวดิ่งเป็นเหตุให้เกิดจากพัฒนาตัวของฝนฟ้าคะนองตามมา ซึ่งจะเกิดจากการที่อากาศสองกระแสไหลเข้ามาปกคลุมในพื้นที่เดียวกัน ลักษณะของการปะทะกันของลมเช่นนี้จะทำให้เกิดแนวเมฆเป็นทางยาว อีกลักษณะหนึ่งของการรวมตัวคือ การไหลเข้าหาหย่อมความกดอากาศต่ำ และการไหลแบบโค้งของอากาศตามแนว Trough ของหย่อมความกดอากาศต่ำด้วย

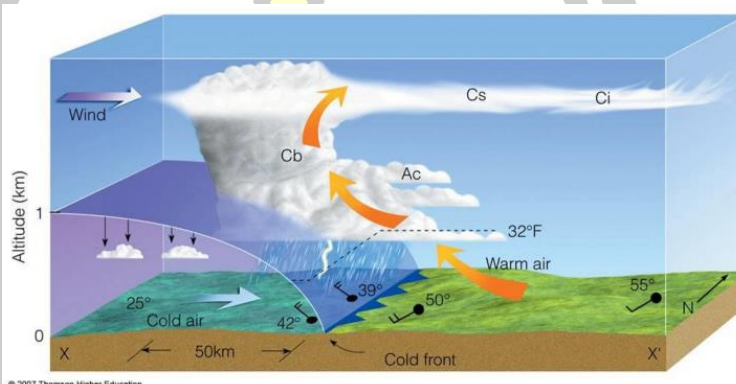


ภาพที่ 9 การจำลองการไหลแบบโค้งของอากาศตามแนว Trough ของหย่อมความกดอากาศต่ำ
ซึ่งทำให้เกิดการยกตัว

ที่มา : ศูนย์อุตุนิยมวิทยาภาคตะวันออกเฉียงเหนือตอนล่าง [2]

6. พายุฝนฟ้าคะนองตามแนวปะทะอากาศ

เป็นฝนฟ้าคะนองที่เกิดจากการปะทะกันของมวลอากาศสองมวล โดยมวลอากาศเย็นจะเคลื่อนเข้าไปชนกับมวลอากาศร้อน และเนื่องจากคุณสมบัติที่ต่างกันโดยมวลอากาศเย็นจะมีความหนาแน่นมากกว่าทำให้จมตัวอยู่บริเวณพื้นผิว มวลอากาศร้อนจะถูกทำให้ลอยตัวขึ้นอย่างรวดเร็วทำให้เกิดฝนฟ้าคะนองที่มีความรุนแรงมาก และฝนฟ้าคะนองจะเกิดตลอดแนวการปะทะและเคลื่อนตัวไปตามแนวด้วย



ภาพที่ 10 การจำลองการปะทะกันของมวลอากาศเย็นเข้าหามวลอากาศร้อน

ที่มา : ศูนย์อุตุนิยมวิทยาภาคตะวันออกเฉียงเหนือตอนล่าง [2]

2.1.4 อุณหภูมิ (Temperature)

ปริมาณของระดับความร้อน หรือความเย็นใด ๆ สามารถวัดระดับอุณหภูมิได้จาก เครื่องมือวัดที่เรียกว่า เทอร์โมมิเตอร์ (Thermometer) (หน่วย : องศาเซลเซียส)

2.1.5 ความกดอากาศ (Pressure)

น้ำหนักของอากาศที่กดทับเหนือบริเวณนั้น ๆ มีหน่วยของการตรวจวัดเป็น เฮกโตปาสกาล หรือ ปอนด์ต่อตารางนิ้ว (หน่วย : hPa)

ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อความกดอากาศ

ยิ่งสูงขึ้นไป อากาศยิ่งบาง อุณหภูมิยิ่งต่ำ ความกดอากาศยิ่งลดน้อยตามไปด้วย เพราะฉะนั้น ความกดอากาศบนยอดเขา จึงน้อยกว่าความกดอากาศที่เชิงเขา

อากาศร้อนมีความหนาแน่นน้อยกว่าอากาศเย็น จึงมีความกดอากาศน้อยกว่า เรียกว่า “ความกดอากาศต่ำ” (Low pressure) ในแผนที่อุตุนิยมจะใช้อักษร “L” สีแดง เป็นสัญลักษณ์

อากาศเย็นมีความหนาแน่นมากกว่าอากาศร้อน จึงมีความกดอากาศมากกว่า เรียกว่า “ความกดอากาศสูง” (High pressure) ในแผนที่อุตุนิยมจะใช้อักษร “H” สีน้ำเงิน เป็นสัญลักษณ์

สรุปปัจจัยที่มีผลต่อความกดอากาศ

1. ความสูง • เมื่อสูงขึ้นความกดอากาศจะลดลง • ยิ่งสูงอากาศจะเบาบางลง
2. อุณหภูมิ • อุณหภูมิต่ำความกดอากาศสูง • อุณหภูมิสูงความกดอากาศต่ำ

2.1.6 ความเร็วลม (Wind)

อากาศที่เคลื่อนที่ไปในทิศทางในแนวราบ เกิดจากการแทนที่ของอากาศ เนื่องจากอากาศในบริเวณที่ร้อนจะลอยตัวสูงขึ้น ในขณะที่อากาศบริเวณใกล้เคียงที่อุณหภูมิต่ำกว่าจะเคลื่อนที่เข้ามาแทนที่ เมื่อมีการเคลื่อนที่ของอากาศที่เกิดจากการเปลี่ยนแปลงและแตกต่างกันของความกดอากาศ อากาศบริเวณที่มีความกดอากาศสูงจะเคลื่อนที่เข้ามายังบริเวณที่มีความกดอากาศต่ำมวลอากาศที่เคลื่อนที่ที่เราเรียกว่า "ลม" จึงกล่าวได้ว่า ลม เกิดจากการเคลื่อนที่จากบริเวณที่มีความกดอากาศสูงไปยังบริเวณที่มีความกดอากาศต่ำ (หน่วย : knots)

2.1.7 ความชื้นสัมพัทธ์ (Relative Humidity)

วิธีการวัดความชื้นโดยการเปรียบเทียบเป็นร้อยละ ระหว่างความชื้นสัมบูรณ์หรือมวลของไอน้ำที่มีอยู่จริงในอากาศ กับมวลของไอน้ำที่อากาศจำนวนนั้น ๆ จะมีได้อย่างเต็มที่ ณ อุณหภูมิและปริมาตรเดียวกันนิยมคิดค่าเป็นร้อยละ

2.1.8 ระดับความสูง

ระดับผิวพื้น (Surface) ความสูงจากระดับพื้นดินไม่เกิน 10 เมตร

ระดับ 925 hPa ความสูงจากระดับผิวพื้นประมาณ 780 เมตร

ระดับ 850 hPa ความสูงจากระดับผิวพื้นประมาณ 1,500 เมตร

ระดับ 700 hPa ความสูงจากระดับผิวพื้นประมาณ 3,000 เมตร

ระดับ 500 hPa ความสูงจากระดับผิวพื้นประมาณ 5,500 เมตร

2.2 ความหมายของคำที่ใช้ในการพยากรณ์อากาศท้องฟ้าและเมฆ

2.2.1 K Index (KI)

K Index (KI) [5, 6] คือ ดัชนีที่ใช้สำหรับคาดการณ์การยกตัวจากการพาความร้อน (Convection) และการเกิดฝนตกหนัก (Heavy rain) การคำนวณค่า KI คำนึงถึงการกระจายตัวของความชื้นในทางตั้งของทั้งความชื้น และอุณหภูมิ โดยใช้การค่าอุณหภูมิ และอุณหภูมิจุดน้ำค้าง ซึ่งความชื้นและความแตกต่างในช่วงระดับความกดอากาศ 850 – 500 เฮกโตปาสกาลยิ่งเยอะ ค่า KI ก็ จะสูงด้วย แสดงถึงมีศักยภาพของบรรยากาศในการยกตัวจากการพาความร้อน การหาค่า KI สามารถเขียนความสัมพันธ์เป็นสมการได้ดังสมการที่ (1) ดังนี้

$$KI = (T_{850} - T_{500}) + Td_{850} - (T_{700} - Td_{700}) \quad (1)$$

เมื่อ	T_{850}	อุณหภูมิ ระดับ 850 hPa
	T_{700}	อุณหภูมิ ระดับ 700 hPa
	T_{500}	อุณหภูมิ ระดับ 500 hPa
	Td_{850}	อุณหภูมิจุดน้ำค้าง ระดับ 850 hPa
	Td_{700}	อุณหภูมิจุดน้ำค้าง ระดับ 700 hPa

จุดแข็งและข้อจำกัด

ค่า KI เป็นดัชนีที่มีประโยชน์สำหรับวิเคราะห์ศักยภาพของบรรยากาศในการยกตัวจากการพาความร้อน แต่ไม่สามารถใช้เพื่อสรุปความรุนแรงของการยกตัวจากการพาความร้อนได้ เพราะการใช้ข้อมูลที่ระดับความกดอากาศ 850 hPa จะนำไปใช้กับสถานีตรวจวัดอากาศที่ตั้งอยู่บนภูเขา หรือที่มีระดับความกดอากาศต่ำกว่า 850 hPa ไม่ได้

ตาราง 1 แสดงความสัมพันธ์ของค่า KI กับความน่าจะเป็นที่จะเกิดเหตุการณ์

KI Value	Event
< 15	probability of thunderstorms 0%
15 – 20	20%
21 – 25	20% – 40%
26 – 30	40% – 60%
31 – 35	60% – 80%
36 – 40	80% – 90%
> 40	Near 100%

2.2.2 ท้องฟ้าและเมฆ

ตาราง 2 ความหมายของสัดส่วนท้องฟ้าและเมฆ

ชนิดท้องฟ้า	สัดส่วน
ท้องฟ้าแจ่มใส (Fine)	ไม่มีเมฆหรือมีเมฆแต่น้อยกว่า 1 ส่วน
ท้องฟ้าโปร่ง (Fair)	ตั้งแต่ 1 ส่วน ถึง 3 ส่วน
เมฆบางส่วน (Partly cloudy sky)	เกินกว่า 3 ส่วน ถึง 5 ส่วน
เมฆเป็นส่วนใหญ่ (Cloudy sky)	เกินกว่า 5 ส่วน ถึง 8 ส่วน
เมฆมาก (Very cloud sky)	เกินกว่า 8 ส่วน ถึง 9 ส่วน
เมฆเต็มท้องฟ้า (Overcast sky)	เกินกว่า 9 ส่วน ถึง 10 ส่วน

หมายเหตุ คำว่า “ส่วน” หมายถึง 1/10 ของท้องฟ้า

2.2.3 การพยากรณ์บริเวณที่จะมีฝนตก

ตาราง 3 ความหมายของการพยากรณ์บริเวณที่จะมีฝนตก

การพยากรณ์	ความน่าจะเป็น (%)
บางแห่ง (Isolated)	มีฝนตกไม่เกิน 20 % ของพื้นที่
กระจายเป็นแห่ง ๆ (Widely scattered)	มากกว่า 20 % แต่ไม่เกิน 40 % ของพื้นที่
กระจาย (Scattered)	มากกว่า 40 % แต่ไม่เกิน 60 % ของพื้นที่
เกือบทั่วไป (Almost widespread)	มากกว่า 60 % แต่ไม่เกิน 80 % ของพื้นที่
ทั่วไป (Widespread)	มากกว่า 80 % ของพื้นที่
เป็นบริเวณกว้าง (Widespread)	อยู่ในขอบเขตของพายุ

2.2.4 จำนวนฝน

การรายงานจำนวนน้ำฝนที่ตกรวมระยะเวลา 24 ชั่วโมง พิจารณาของฝนที่ตกในประเทศที่อยู่ในเขตร้อน ในย่านมรสุมมีดังนี้

ตาราง 4 ความหมายของจำนวนน้ำฝนที่ตกรวมระยะเวลา 24 ชั่วโมง

ฝน	ปริมาณน้ำฝน (มม.)
ฝนวัดจำนวนไม่ได้ (Trace)	น้อยกว่า 0.1
ฝนเล็กน้อย (Light rain)	0.1 – 10.0
ฝนปานกลาง (Moderate rain)	10.1 – 35.0
ฝนหนัก (Heavy rain)	35.1 – 90.0
ฝนหนักมาก (Very heavy rain)	มากกว่า 90.1 ขึ้นไป

2.2.5 อุณหภูมิของอากาศ

ตาราง 5 ความหมายของอุณหภูมิของอากาศ

สภาพอากาศ	อุณหภูมิ (องศาเซลเซียส)	หมายเหตุ
อากาศร้อน	35.0 – 40.0	ถือเกณฑ์อุณหภูมิสูงสุดประจำวันในฤดูร้อน
อากาศร้อนจัด	มากกว่า 40.0	ใช้เฉพาะฤดูร้อน
อากาศเย็น	16.1 – 23.0	ถือเกณฑ์อุณหภูมิต่ำสุดประจำวันในฤดูหนาว
อากาศหนาว	8.1-16.0	ใช้เฉพาะฤดูหนาว
อากาศหนาวจัด	น้อยกว่า 8.0	

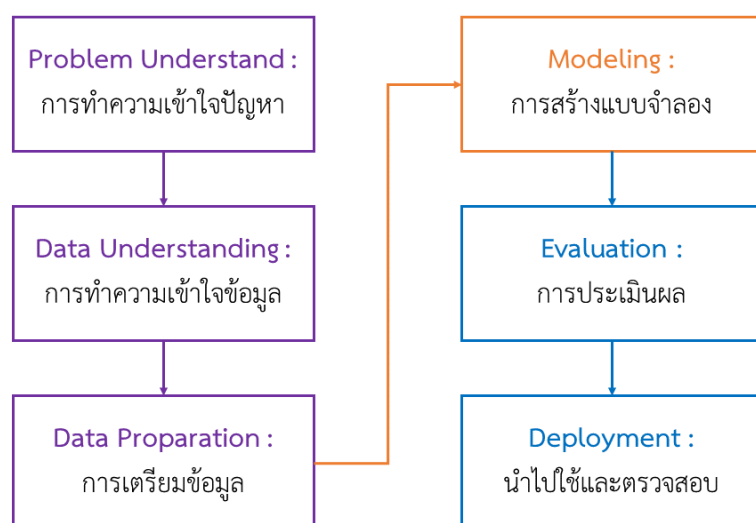
2.2.6 การพยากรณ์ความขึ้นสัมพันธ์

ตาราง 6 ความหมายของการพยากรณ์ความขึ้นสัมพันธ์

ความขึ้นสัมพันธ์	จำนวนเมฆที่ปกคลุม
น้อยกว่า 65 %	0/8 ส่วน
70 %	1-2/8 ส่วน
75 %	3/8 ส่วน
80 %	4-5/8 ส่วน
85 %	6-7/8 ส่วน
มากกว่า 90 %	8/8 ส่วน

2.3 เทคนิคเหมืองข้อมูล (Data Mining)

เทคนิคเหมืองข้อมูล (Data Mining) คือ การวิเคราะห์ข้อมูลจากฐานข้อมูลขนาดใหญ่เพื่อกลั่นกรองค้นหา ด้วยวิธีทางสถิติและคณิตศาสตร์ เพื่อให้ได้สารสนเทศที่มีรูปแบบ (Pattern) มีความสัมพันธ์ โดยสารสนเทศนั้นได้ซ่อนอยู่ในฐานข้อมูลขนาดใหญ่ และนำสารสนเทศที่ได้มาใช้ในการช่วยในการวางแผน การตัดสินใจในการบริหารหรือแก้ปัญหาต่าง ๆ ซึ่งถือได้ว่าเป็นเครื่องมือที่ช่วยเพิ่มคุณค่าให้กับข้อมูลที่มีอยู่ ซึ่งประโยชน์หลักของเหมืองข้อมูล คือ การค้นหาความรู้ที่ซ่อนอยู่ในฐานข้อมูลขนาดใหญ่เพื่อให้ได้ซึ่งความรู้มาช่วยในการตัดสินใจการทำเหมืองข้อมูลมีความซับซ้อน เพราะเป็นการวิเคราะห์ข้อมูลจากฐานข้อมูลขนาดใหญ่จึงได้กำหนดขั้นตอนการทำเหมืองข้อมูล [8] ไว้ 6 ขั้นตอน ดังรูปที่ 2.10 ได้แก่



ภาพที่ 11 Data Mining

ที่มา : ชัชชญา และคณะ [8]

1. Problem Understanding: ทำความเข้าใจปัญหา คือ การทำความเข้าใจปัญหาของหน่วยงาน และวัตถุประสงค์ที่จะนำกระบวนการทำเหมืองข้อมูลเข้ามาใช้

2. Data Understanding: การทำความเข้าใจข้อมูล คือ การทำความเข้าใจกับข้อมูลที่มีหรือข้อมูลของหน่วยงาน ที่จะใช้สำหรับการวิเคราะห์ผ่านกระบวนการทำเหมืองข้อมูล

3. Data Preparation: การเตรียมข้อมูลคือ การจัดรูปแบบของข้อมูลใหม่ให้อยู่ในรูปแบบที่สามารถวิเคราะห์ข้อมูลได้ ถ้าข้อมูลนั้นไม่อยู่ในรูปแบบที่ถูกต้องหรือเหมาะสม จะต้องมีการปรับข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่โปรแกรมที่ใช้วิเคราะห์ สามารถเรียกใช้งานได้

4. Modeling: การสร้างแบบจำลองคือ การนำชุดข้อมูล ที่ได้ทำการเตรียมไว้มาทำการวิเคราะห์ ผ่านกระบวนการอัลกอริทึมที่เลือกใช้ เพื่อให้ได้มาซึ่งตัวแบบ หรือ Model

5. Evaluation: การประเมินผล การประเมินว่าจะประเมินตัวแบบที่สร้างขึ้น ด้วยการลองนำไปใช้กับสถานการณ์จริง หรือกับสถานการณ์ที่จำลองขึ้น เพื่อดูว่าตัวแบบนี้ได้ผลหรือไม่เพียงใด และผิดพลาดตรงไหน ก็ทำการแก้ไขในกระบวนการก่อนหน้า ก่อนที่จะนำไปใช้งานจริง

6. Deployment: การนำไปใช้ เมื่อตัวแบบ (Model) มีความถูกต้อง สามารถนำตัวแบบ (Model) ที่ได้ไปใช้และตรวจสอบว่าบรรลุเป้าหมายที่ตั้งไว้หรือไม่

อัลกอริทึมในการทำเหมืองข้อมูล สามารถแบ่งประเภทเป็น 2 ประเภท ได้แก่

1. การสร้างตัวแบบในการทำนาย (Predictive Modeling) หรือเรียกว่า Supervised Learning เช่น การที่มีข้อมูลในอดีต และนำข้อมูลมาสร้างโมเดลเพื่อการทำนายอนาคตโดยมีการใช้ข้อมูลในการสอน (Train) เช่น การจำแนกประเภทข้อมูล (Classification)

2. การสร้างตัวแบบในการบรรยาย (Descriptive Modeling) หรือเรียกว่า Unsupervised Learning คือ การนำข้อมูลที่มีอยู่มาศึกษา เช่น พฤติกรรมของลูกค้าเป็นการเรียนรู้จากข้อมูลที่มีอยู่ และอธิบายให้เห็นภาพชัดเจน เทคนิคนี้เป็นลักษณะ เช่น Cluster Analysis, Association Rules

2.4 เทคนิคการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา (Time series model)

อนุกรมเวลา (Time series) หมายถึง ข้อมูลหรือค่าสังเกตที่เปลี่ยนแปลงไปตามลำดับเวลาที่เกิดขึ้นอย่างต่อเนื่อง ข้อมูลเหล่านี้ถูกเก็บรวบรวม ณ ช่วงเวลาต่าง ๆ เช่น รายวัน รายสัปดาห์ รายเดือน รายไตรมาส หรือรายปี [9]

ลักษณะข้อมูลที่จะนำมาวิเคราะห์อนุกรมเวลา

- เป็นข้อมูลที่เก็บรวบรวมมานานพอสมควร
- เป็นข้อมูลที่มีความสัมพันธ์กับเวลา
- ระยะเวลาที่ใช้ในการเก็บรวบรวมข้อมูลจะต้องเท่ากัน

หากข้อมูลที่ได้รวบรวมมาได้ ถูกกระทบกระเทือนเนื่องจากช่วงเวลาที่ไม่เท่ากัน จะต้องปรับแก้ข้อมูล ก่อนนำมาวิเคราะห์อนุกรมเวลา ส่วนประกอบของอนุกรมเวลา คือ สาเหตุของการแปรผันแบบต่าง ๆ ในข้อมูล

2.4.1 ส่วนประกอบของข้อมูลอนุกรมเวลา ออกได้เป็น 4 ส่วนด้วยกัน ดังนี้ คือ

2.4.1.1 แนวโน้ม (Trend: T) หมายถึง การเปลี่ยนแปลงของข้อมูลที่เพิ่มขึ้น หดนิ่ง หรือ ลดลง ของข้อมูลในช่วงเวลาที่ยาวนาน ความยาวนานของช่วงเวลานี้ไม่สามารถ กำหนดได้แน่นอนว่ากี่ ปี แต่อย่าง น้อยไม่ควรต่ำกว่า 10 ปี

2.4.1.2 ความผันแปรตามฤดูกาล (Seasonal variation : S) หมายถึง การเปลี่ยนแปลงของ ข้อมูลที่เกิดขึ้นเนื่องจากอิทธิพลของฤดูกาล ซึ่งจะเกิดขึ้นซ้ำๆ กัน ในช่วงเวลาเดียวกันของแต่ละปี โดยทั่วไปช่วงเวลาของฤดูกาลหนึ่งๆ มักจะสั้นกว่า 1 ปี

2.4.1.3 ความผันแปรตามวัฏจักร (Cyclical variation : C) หมายถึง การเปลี่ยนแปลงของ ข้อมูลที่มี ลักษณะขึ้นลงของการเคลื่อนที่ซ้ำคล้ายความผันแปรตามฤดูกาล จะมีระยะยาวนานกว่า หนึ่งปี

2.4.1.4 ความผันแปรแบบผิดปกติหรือความผันแปรแบบไม่สม่ำเสมอ (Irregular variation: I) หมายถึง การเคลื่อนไหวของข้อมูลที่เกิดขึ้นโดยไม่ได้คาดการณ์มาก่อน หรือไม่มีรูปแบบการเกิดที่แน่นอน เป็นการเปลี่ยนแปลงที่ไม่สามารถพยากรณ์ล่วงหน้าได้

2.4.2 รูปแบบจำลองอนุกรมเวลา (The Time-Series Model)

อนุกรมเวลาชุดหนึ่งนั้น สามารถเขียนรูปแบบจำลองแสดงส่วนประกอบทั้ง 4 ได้หลายแบบแต่ที่นิยมกันมากมี 2 แบบคือ แบบจำลองในรูปผลบวก (Additive model)

$$Y = T + S + C + I \quad (2)$$

โดยที่แบบจำลองในรูปผลบวก ค่าของส่วนประกอบแต่ละส่วนจะเป็นอิสระต่อกันแบบจำลองในรูปผลคูณ

$$Y = T \times S \times C \times I \quad (3)$$

โดยที่แบบจำลองในรูปผลคูณ ค่าส่วนประกอบแต่ละส่วนจะกระทบกระเทือนซึ่งกันและกันในทาง เศรษฐศาสตร์หรือทางธุรกิจ มักนิยมใช้รูปแบบจำลองในรูปผลคูณ เนื่องจากตัวแปรต่างๆในทาง เศรษฐศาสตร์หรือทางธุรกิจเมื่อเกิดการเปลี่ยนแปลงย่อมจะมีผลกระทบกระเทือนต่ตัวแปรอื่น ๆ เสมอ

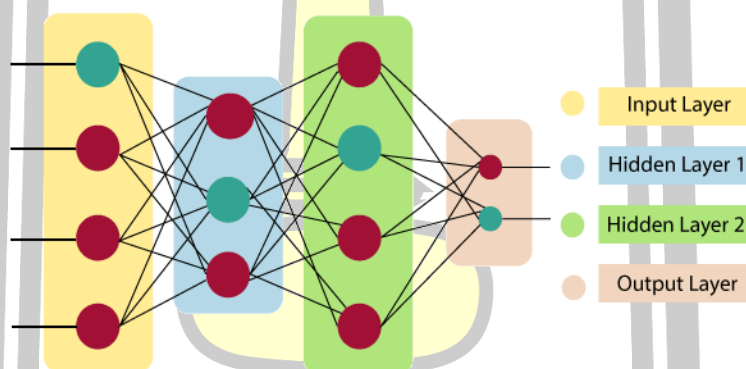
2.5 เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network: ANN)

โครงข่ายประสาทเทียม มีพื้นฐานมาจากการจำลองการทำงานของสมองมนุษย์ด้วยโปรแกรม คอมพิวเตอร์ [8] ซึ่ง Back Propagation Algorithm เป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่าย

ประสาทเทียมวิธีหนึ่งที่นิยมใช้ใน Multilayer Perceptron เพื่อปรับค่าน้ำหนักสำหรับข่ายงานไปข้างหน้าหลายชั้น โดยเคลื่อนจากข้อมูลชั้นนำเข้า ชั้นซ่อน ไปจนถึงชั้นแสดงผล ดัง รูปที่ 2.11 ซึ่งจะคำนวณค่าผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของข่ายงานและค่าจริง เพื่อใช้ในการปรับค่าเวกเตอร์น้ำหนัก และจะทำซ้ำไปซ้ำมาจนได้ค่าเวกเตอร์น้ำหนักที่ให้ค่าผิดพลาดน้อยที่สุด ดังสมการที่ (4)

$$n = \sum_{i=1}^Z x_i w_i + b \quad (4)$$

โดยที่	n	หมายถึง ผลรวมที่ได้จากฟังก์ชันผลรวม
	x_i	หมายถึง ค่าข้อมูลเข้าตัวที่ i
	w_i	หมายถึง ค่าน้ำหนักของนิวตรอนตัวที่ i
	Z	หมายถึง จำนวนนิวตรอนชั้นข้อมูลเข้า
	b	หมายถึง ค่าความโน้มเอียง
	i	หมายถึง จำนวนนับมีค่าตั้งแต่ 1 ถึง Z



ภาพที่ 12 Artificial neural network

ที่มา : ชัชชญา และคณะ [8]

2.6 การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning: DL)

การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning: DL) คือ เทคนิคระบบที่สามารถเรียนรู้ได้จากตัวอย่างด้วยตนเอง โดยปราศจากการป้อนคำสั่งของมนุษย์ ซึ่งสามารถทำให้ประมวลผลคาดการณ์ หรือตัดสินใจปัญหาต่างๆ ผ่านการเรียนรู้จากชุดข้อมูลที่ป้อน โดยการเรียนรู้เชิงลึก

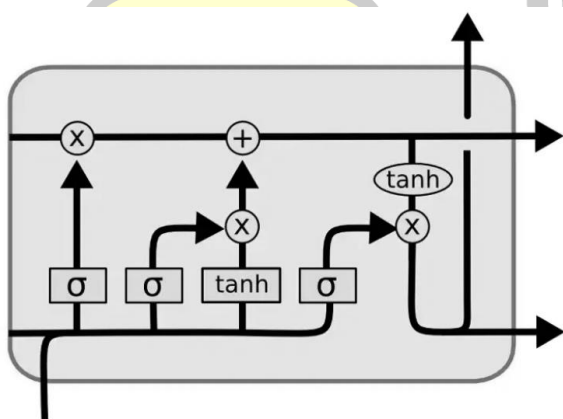
2.6.1 Long Short-Term Memory (LSTM)

แบบจำลอง Long Short-Term Memory (LSTM) [10-14] เป็นเทคนิคหนึ่งที่ถูกพัฒนาจาก Recurrent neural network (RNN) ซึ่ง RNN นั้นมีหลักการทำงาน คือ การนำ Output ที่ได้จากการคำนวณจากโหนดก่อนหน้านี้กลับมาใช้เป็นข้อมูล Input ของโหนดถัดไป ซึ่งแต่ละโหนดของ RNN นั้นจะมีข้อมูลที่เข้ามา 2 ส่วน คือ ข้อมูล Input ของโหนดนั้น ๆ กับ Output ที่ผ่านการคำนวณจากโหนดก่อนหน้านี้ โดยข้อมูลทั้ง 2 ชุดที่เข้ามาในโหนดจะถูกรวมเข้าด้วยกัน ก่อนจะถูกแยกผลลัพธ์

ออกเป็น 2 ส่วน คือ ผลลัพธ์ที่ได้จากโหนดนั้น ๆ และผลลัพธ์ที่จะถูกนำไปเป็นข้อมูล Input ของโหนดถัดไป เทคนิค RNN นั้นเหมาะนำมาใช้งานกับข้อมูลที่มีลักษณะเป็นลำดับ (Sequence) หรือข้อมูลที่มีความต่อเนื่อง เช่น ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series), ข้อมูลเสียง, ข้อมูลประเภทข้อความ, ข้อมูลภาพและวิดีโอ เป็นต้น [12]

ข้อดีของ RNN คือ สามารถนำข้อมูลก่อนหน้า(ในอดีต) มาใช้ในการทำนายสิ่งที่อาจจะเกิดขึ้นในอนาคตได้ ส่วนข้อเสียของ RNN คือ จะสามารถดูข้อมูลย้อนหลังได้แค่เพียงระยะสั้น ๆ เท่านั้น ซึ่งทำให้เกิดปัญหาในการทำ Backpropagation หรือการคำนวณหาค่าความผิดพลาดย้อนหลังของแต่ละโหนดเมื่อสิ้นสุดการทำงาน เพราะการทำ Backpropagation นั้นจะต้องทำย้อนไปหลายขั้นตอน และหลายโหนดจึงทำให้เกิดปัญหา Vanishing Gradient Problem ดังนั้นเพื่อแก้ปัญหาดังกล่าวจึงทำให้เกิดเทคนิค LSTM ขึ้น

Long shortterm memory (LSTM) เป็นโครงข่ายประเภท RNN รูปแบบหนึ่งที่ถูกพัฒนาขึ้นมาให้มีความเสถียรและมีประสิทธิภาพมากขึ้น โดยมีหลักการทำงานคือ สามารถเก็บ 'สถานะ' หรือข้อมูลของแต่ละโหนดเอาไว้เพื่อที่เวลาย้อนกลับไปได้จะดูทราบถึงที่มาของข้อมูลค่าดังกล่าวว่าเดิมเป็นค่าอะไร และจุดเด่นของแบบจำลอง LSTM คือฟังก์ชันพิเศษที่มีหน้าที่เสมือนประตู (Gate) ที่คอยควบคุมข้อมูลที่จะเข้าในแต่ละโหนด ซึ่งประกอบด้วย Forget gate layer, Input gate layer และ Output gate layer [11]



ภาพที่ 13 LSTM Architecture

ที่มา : [15]

1. *Forget gate layer* เป็น Gate ที่มีหน้าที่ในการกำหนดว่าข้อมูลที่เข้ามาใน Cell นั้นควรจะถูเก็บไว้หรือควรจะทิ้งไป ซึ่งข้อมูลที่ถูตัดสินใจว่าควรเก็บไว้นั้นจะถูกประเมินจากข้อมูล Input ที่เข้ามาในโหนดนั้นๆ รวมกับผลลัพธ์ที่จะได้จากการคำนวณของโหนดก่อนหน้า ผ่านฟังก์ชัน ReLU ผลลัพธ์ที่ได้จาก Forget gate layer จะอยู่ระหว่างค่า 0 และ 1 ซึ่งถ้าได้ค่าเป็น 0 นั้น หมายถึงให้ลบค่า Cell state เดิมออก แต่ถ้าได้ค่าเป็น 1 นั้นหมายถึงให้เก็บค่า Cell state นี้ต่อไป

2. *Input gate layer* เป็น Gate ที่มีหน้าที่ รับข้อมูล Input เข้ามาใหม่แล้วจึงทำการบันทึก หรือ เขียน (Write) ข้อมูลลงไปในแต่ละโหนดโดยมีการทำงานแบ่งออกเป็น 2 ส่วน โดยส่วนแรก คือ ถ้าต้องการ Update cell. state เมื่อทำการรับข้อมูล Input เข้ามาแล้วฟังก์ชันที่เป็นตัวควบคุมจะเรียกใช้ Input gate เพื่อเลือกที่จะให้ Update cell state หรือไม่ต้อง และในส่วนที่สองถ้า Input gate เลือกที่จะทำการ Update cell state ฟังก์ชัน tanh ก็จะทำให้การสร้าง Candidate values ขึ้นมาใน State

3. *Output gate layer* เป็น Gate ที่มีหน้าที่เตรียมทำการส่งออกข้อมูล (Output data) โดยข้อมูลที่จะทำการ Output นั้นจะดูจาก Cell state ที่ผ่านกระบวนการคำนวณต่างๆแล้ว โดย ฟังก์ชัน ReLU จะเป็นตัวเลือกว่าข้อมูลส่วนไหน Cell state ที่จะถูก Output จากนั้นก็จะนำค่า Cell state เข้าฟังก์ชัน tanh (เพื่อหาว่าจะได้ค่าออกมาเป็น 1 หรือ -1) แล้วนำค่าที่ได้จากฟังก์ชัน tanh มาทำการคำนวณกับค่า Output ที่ได้จาก ReLU gate จากนั้นจะได้ค่า Output ที่ต้องการ

2.7 วิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box – Jenkins Method)

วิธีของบ็อกซ์-เจนกินส์เป็นวิธีการหาตัวแบบอนุกรมเวลาโดยพิจารณาความสัมพันธ์ระหว่าง Y ที่ตำแหน่งเวลาหรือคาบเวลา t และ Y_t ที่ตำแหน่งเวลาหรือคาบเวลาต่างๆ ที่ผ่านมา ($Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots$) เมื่อ ได้ตัวแบบที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Y_t กับ $Y_{t+1}, Y_{t+2}, \dots$ จะใช้ตัวแบบนี้ในการพยากรณ์ $Y_{t+1}, Y_{t+2}, \dots$ ในอนาคต [16] อนุกรมเวลาที่ใช้ในงานวิจัยนี้ เป็นอนุกรมเวลาตัวแบบเชิงคูณ ของ อนุกรมเวลาที่มีฤดูกาล ARIMA (p,d,q)(P,D,Q)_s ในรูปแบบของสัญลักษณ์ถอยกลับ (Box and Jenkins, 1994) เป็นดังนี้

$$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)(1 - \Phi_1 B^s - \dots - \Phi_P B^{Ps})(1 - B)^d (1 - L)^D Y_t = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)(1 - \Theta_1 B^{Qs} - \dots - \Theta_Q B^{Qs}) a_t \quad (5)$$

โดยที่	$(1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)$	การถดถอยด้วยตัวเองแบบไม่มีฤดูกาล AR(p)
	$(1 - \Phi_1 B^s - \dots - \Phi_P B^{Ps})$	การถดถอยด้วยตัวเองแบบมีฤดูกาล AR(q)
	$(1 - B)^d$	อันดับของผลต่างแบบไม่มีฤดูกาล
	$(1 - L)^D$	อันดับของผลต่างแบบมีฤดูกาล
	$(1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบไม่มีฤดูกาล MA(q)
	$(1 - \Theta_1 B^{Qs} - \dots - \Theta_Q B^{Qs})$	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบมีฤดูกาล MA(Q)
	Y_t	อนุกรมเวลา ณ เวลา t
	a_t	ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t

คัดเลือกตัวแบบโดยใช้เกณฑ์การคัดเลือกตัวแบบโดยข้อสนเทศของอาโคเคะ คำนวณค่า AIC ดังสมการ (6)

$$AIC = n \cdot \ln\left(\frac{SSE}{n}\right) + 2p \quad (6)$$

จากสมการ (6) ให้ค่า AIC ของทุกตัวแบบ พิจารณาตัวแบบที่ให้ค่า AIC ต่ำที่สุด สมมติให้เป็น $AIC_{\min}$ แสดงว่า ตัวแบบที่พิจารณาสามารถอธิบายตัวแปรตามได้

2.8 การวัดประสิทธิภาพโมเดล

2.8.1 รากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

รากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Squared Error : RMSE) [17] เป็นการวัดค่าความคลาดเคลื่อน โดยการนำค่าความคลาดเคลื่อนมายกกำลังแล้วนำไปหารากที่สองของค่าเฉลี่ย ในการวัดค่าความแม่นยำจากวิธีการนี้ยิ่งค่าที่ได้มีค่าน้อยแสดงว่าโมเดลที่ได้จะมีความแม่นยำมากโดยมีสมการดังสมการที่ (7)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2} \quad (7)$$

โดยที่ $RMSE$ ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

n จำนวนข้อมูลที่ใช้

Y_t ค่าจริงที่เวลา t ใด ๆ

$\hat{Y}_t$ ค่าที่ได้จากการพยากรณ์ที่เวลา t ใด ๆ

2.8.2 ค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย

ค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean absolute percentage error : MAPE) ซึ่งสามารถหาได้จากนำค่าความผิดพลาดที่แท้จริงในแต่ละช่วงเวลาหารด้วยข้อมูลจริงในช่วงเวลานั้น และเฉลี่ยความผิดพลาดที่แท้จริงเป็นร้อยละ ซึ่งมีตัวแบบสมการในการพิจารณาดังสมการที่ (8)

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \times 100 \quad (8)$$

โดยที่ e_t ความคลาดเคลื่อนจากพยากรณ์ในช่วงเวลา t

Y_t ค่าของข้อมูลจริงในช่วงเวลา t

$\hat{Y}_t$ ค่าที่พยากรณ์ในช่วงเวลา t

ทั้งนี้ จะต้องพิจารณาว่าค่าพยากรณ์ใดที่ให้ค่าสถิติต่าง ๆ ดังกล่าวข้างต้นนั้นต้องมีค่าต่ำที่สุด เพื่อให้ค่าความแม่นยำในการพยากรณ์สูงสุด

ตาราง 7 เกณฑ์การประเมินประสิทธิภาพของ MAPE

เกณฑ์ MAPE %	ผลการประเมิน
$MAPE \leq 10 \%$	ค่าพยากรณ์มีความแม่นยำสูงมาก
$10 \% < MAPE \leq 20 \%$	ค่าพยากรณ์มีความแม่นยำสูง
$20 \% < MAPE \leq 50 \%$	ค่าพยากรณ์มีความแม่นยำพอใช้
$MAPE > 50 \%$	ค่าพยากรณ์ไม่มีความแม่นยำ

อ้างอิงตามเกณฑ์ของ (Lewis,1982)

2.8 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ยุพิน ไชยสมภาร และ ทวีชัย พิมลพลิน [18] ได้ศึกษาการประยุกต์แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์ระดับน้ำจากข้อมูลน้ำฝนจากแบบจำลองภูมิอากาศ (WRF-ECHAM5) โดยใช้เหตุการณ์น้ำท่วมในช่วง ค.ศ. 1980 – 2006 มีการเปรียบเทียบกระบวนการเรียนรู้แบบ Levenberg Marquardt (LM) และ Bayesian Regularization (BR) และการกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นที่แตกต่างกันซึ่งอ้างอิงตามจำนวนตัวแปรของข้อมูลนำเข้า รวมทั้งมีการเปรียบเทียบประเภทของข้อมูลนำเข้าระหว่างการใช้น้ำฝนจากกริด และค่าน้ำฝนที่ได้ทำการหาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ ผลการวิจัยพบว่าโครงสร้างสถาปัตยกรรมของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมคือ การเรียนรู้แบบ LM และจำนวนโหนดในชั้นซ่อนเร้นควรกำหนด 50% ของจำนวนข้อมูลนำเข้า และยังพบว่าการนำค่าน้ำฝนมาหาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่จะให้ผลการพยากรณ์ได้ดีกว่าการใช้น้ำฝนจากกริดรวมกับการหาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่

วรฤทธิ พานิชกิจโกศลกุล [16] ศึกษาการเคลื่อนไหวของปริมาณน้ำฝนรายเดือนของสถานีอุตุนิยมวิทยาและสถานีอากาศเกษตรต่าง ๆ ในภาคตะวันออกเฉียงเหนือ และเปรียบเทียบความคลาดเคลื่อนของวิธีการพยากรณ์ต่าง ๆ ทั้ง 3 วิธี ได้แก่ วิธีแยกส่วนประกอบ วิธีการพยากรณ์ของวินเตอร์ และวิธีการพยากรณ์ของบ็อกซ์-เจนกินส์ ซึ่งพิจารณาจากค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percent Error: MAPE) โดยศึกษากับข้อมูลปริมาณน้ำฝนรายเดือนตั้งแต่ปี พ.ศ. 2539-2548 เพื่อพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายเดือนในปี พ.ศ. 2549 ซึ่งนำมาใช้ในการพิจารณาเปรียบเทียบตัวแบบพยากรณ์ และทำการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายเดือนล่วงหน้า 2 ปี คือ ปี พ.ศ. 2550 และ 2551 ผลการวิจัยสรุปได้ดังนี้ จากการศึกษาเปรียบเทียบตัวแบบพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายเดือน ของสถานีอุตุนิยมวิทยาและสถานีอากาศเกษตรในภาคตะวันออกเฉียงเหนือ จำนวน 26 สถานี พบว่า วิธีแยกส่วนประกอบให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด จำนวน 8 สถานี คิดเป็น 30.77% วิธีการ

พยากรณ์ของวินเตอร์ ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด จำนวน 1 สถานี คิดเป็น 3.85% และวิธีการพยากรณ์ของบอกซ์-เจนกินส์ ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด จำนวน 17 สถานี คิดเป็น 65.38% เมื่อพิจารณาในภาพรวมจะเห็นได้ว่าวิธีการพยากรณ์ของบอกซ์-เจนกินส์ เป็นวิธีการที่เหมาะสมกับข้อมูลปริมาณน้ำฝนรายเดือนมากที่สุด รองลงมา คือ วิธีแยกส่วนประกอบ และวิธีการพยากรณ์ของวินเตอร์ ตามลำดับ

Kashiwao และคณะ [19] ได้ศึกษาระบบทำนายปริมาณน้ำฝนในท้องถิ่นบนโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ข้อมูลอุตุนิยมวิทยานับย้อนหลัง: กรณีศึกษาโดยใช้ข้อมูลจากสำนักงานอุตุนิยมวิทยาญี่ปุ่น (JMA) โดยใช้ข้อมูลจาก 3 เมือง คือ Sapporo, Matsuyama และ Naha และข้อมูลจากเครื่องตรวจวัด 16 เมือง ชุดข้อมูลรายเดือน ปี 2011-2012 ทั้งหมด 8 ตัวแปร คือ ความกดอากาศ (ผิวพื้นและระดับน้ำทะเล) ปริมาณหยาดน้ำฟ้า อุณหภูมิ(อากาศและที่โล่ง) ความชื้น ความชื้น และความเร็วลม และในการทำนายฝนตกหนักในโตเกียว ใช้ข้อมูลในฤดูร้อน ปี 2000-2010 เพื่อวิเคราะห์และ 2011-2012 ในการทดสอบ ใช้วิธีการ multi-layer perceptron (MLP) โดยใช้ อัลกอริทึมร่วมกันกับ back-propagation (BP) และ Random optimization (RO) methods และอีกวิธี Radial basis function network (RBFN) ใช้ อัลกอริทึมร่วมกันกับ Least squares method (LSM) และเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำนายระหว่าง 3LP, RBFN และผลทำนายของ JMA โดยใช้ Evaluation index ได้แก่ Total hit rate (THR), Hit rate of precipitation (HRP), Hit rate of non-precipitation (HRN), Caching rate (CR), Overlooking rate (OR) และ Swing-and-miss rate (SMR) จากการศึกษาพบว่า 3LP ให้ประสิทธิภาพการทำนายน้ำฝนในญี่ปุ่นดีกว่า RBFN แต่ในภาพรวมการทำนายยังแย่กว่า JMA

Kala และ Vaidyanathan [20] ได้ศึกษาการทำนายปริมาณน้ำฝนด้วยโครงข่ายประสาทเทียม โดยวิธีการ Feed forward neural network (FFNN) ใช้ชุดข้อมูลปริมาณน้ำฝนได้รวบรวมมา 4 ตัวแปร ได้แก่ อุณหภูมิ เมฆปกคลุม ความชื้น และปริมาณน้ำฝน โดยแบ่งข้อมูลเป็นในการวิเคราะห์และทดสอบ สัดส่วน 60:40 ใช้วิธีการ Normalization ในการทำความสะอาดข้อมูล และตรวจสอบประสิทธิภาพโดย confusion matrix และ RMSE สรุปผลการทดลองได้ว่า FFNN ให้ความแม่นยำ 93.55% นั่นคือ FFNN Model ถือว่ามีประสิทธิภาพดี เนื่องจาก $RMSE = 0.254 < 0.5$ ดังนั้น FFNN สามารถใช้เป็นอัลกอริทึมการทำนายปริมาณน้ำฝนได้ ในการทำงานในอนาคต ประสิทธิภาพของแบบจำลองการทำนายสามารถปรับปรุงได้โดยการเปรียบเทียบอัลกอริทึมการจำแนกประเภทต่างๆ และทดสอบแบบจำลองด้วยข้อมูลจำนวนมาก จากการศึกษาการนำไปประยุกต์ใช้ชุดข้อมูลและการตรวจสอบประสิทธิภาพ โดย confusion matrix และ RMSE

Chand และ Nand [21] ได้ศึกษาการทำนายปริมาณน้ำฝนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมในภูมิภาคแปซิฟิกใต้ ใช้ชุดข้อมูล ปี 2006-2018 ทั้งหมด 4748 ระเบียน 5 ตัวแปร ได้แก่ อุณหภูมิสูงสุด อุณหภูมิต่ำสุด ความชื้นสัมพัทธ์ ความกดอากาศระดับน้ำทะเล และความเร็วลม โดยใช้ 3

อัลกอริทึมในการวิเคราะห์ ได้แก่ Levenberg-Marquardt , Bayesian และ Scaled conjugate และตรวจสอบประสิทธิภาพโดย MSE ผลลัพธ์ที่ได้แสดงให้เห็นว่าทั้ง 3 อัลกอริทึม ให้ผลลัพธ์ที่ดีเนื่องจาก MSE เข้าใกล้ศูนย์มาก และ Bayesian Regularization มีแนวโน้มที่จะให้ค่า MSE ที่ต่ำกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับอัลกอริทึม อีก 2 อัลกอริทึม โครงข่ายประสาทเทียมได้รับการพิสูจน์แล้วว่าเป็นเทคนิคที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ปรากฏการณ์สภาพอากาศต่างๆ จากการศึกษาการนำไปประยุกต์ใช้ชุดข้อมูล ประเภทของ Neural network โดยการปรับสมการของการปรับค่าน้ำหนัก 3 อัลกอริทึม คือ Levenberg-Marquardt , Bayesian และ Scaled conjugate และการตรวจสอบประสิทธิภาพ MSE

Yen และคณะ [22] ได้ศึกษาการประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึกในการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนในภาคใต้ของไต้หวัน ใช้ชุดข้อมูลอุตุนิยมวิทยารายชั่วโมงตั้งแต่ปี 2002-2014 ที่หอดูดาวไถหนานทางตอนใต้ของไต้หวัน โดยใช้ 2 อัลกอริทึม ได้แก่ Echo state network (ESN) และ Deep Echo state network (DeepESN) และตรวจสอบประสิทธิภาพโดย RMSE ผลลัพธ์ที่ได้ คือ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์โดยใช้ DeepESN ดีกว่าโดยใช้ ESN และ Back-propagation network (BPN) และ support vector regression (SVR) จากการศึกษาจะได้ว่า DeepESN เป็นวิธีที่น่าเชื่อถือและดีในการทำนายปริมาณน้ำฝน มันสามารถนำไปใช้กับการพยากรณ์อากาศทั่วโลกซึ่งต้องการการประมวลผลข้อมูลในปริมาณมาก

Lee และคณะ [23] ได้ศึกษาการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ ปริมาณน้ำฝนในช่วงปลายฤดูใบไม้ผลิถึงต้นฤดูร้อน ซึ่งแสดงปริมาณน้ำฝนทั้งหมดในเดือนพฤษภาคมและมิถุนายน ในลุ่มน้ำกิม ประเทศเกาหลี โดยใช้ข้อมูลดัชนีสภาพภูมิอากาศโลก ได้แก่ AO, EP/NP, EA,NAO, NTA, TNA, WP, SOI, PDO, SLP_D และปริมาณน้ำฝนเฉลี่ยรายเดือนมกราคม 1966 – ธันวาคม 2017 ในพื้นที่ของลุ่มน้ำกิม ในการวิเคราะห์ชุดข้อมูลใช้โครงข่ายประสาทเทียม (ANN) แบ่งข้อมูลเป็น 3 ชุด การฝึกอบรม การตรวจสอบ และการทดสอบ การตรวจสอบประสิทธิภาพใช้ RRMSE ผลลัพธ์ที่ได้ตัวแบบมีความเหมาะสม ANN ที่เลือก(11,4,1) ได้รับการฝึกอบรมโดยใช้ชุดข้อมูลทั้งหมดของส่วนการฝึกอบรมและการตรวจสอบ ค่า RRMSE สำหรับข้อมูลการทดสอบเป็นที่ยอมรับ โดยมีความแตกต่างเพียงเล็กน้อยจากผลการฝึกและการตรวจสอบ แบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดทำนายค่าปริมาณน้ำฝนที่ยอมรับได้ การศึกษาในอนาคตเพื่อปรับปรุงการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนที่ลดลงอย่างมากด้วยการพิจารณาเพิ่มเติมเกี่ยวกับดัชนีภูมิอากาศใหม่ รวมทั้งข้อมูลสภาพอากาศ เช่น อุณหภูมิ ความชื้น และความเร็วลม จากการศึกษาตัวแปรที่ส่งผลต่อปริมาณน้ำฝนและการเกิดฝนมีผลต่อการวิเคราะห์ข้อมูลและพัฒนาตัวแบบการพยากรณ์

ชฎานิน บุญมานะ และนัท กุลวานิช [24] ได้ศึกษาเปรียบเทียบความแม่นยำของค่าพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบ ARIMA ตัวแบบผสมระหว่าง ARIMA กับเครือข่ายประสาทเทียม และตัวแบบผสม

ระหว่าง ARIMA กับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ในการพยากรณ์ราคาปิดหุ้น SCB ของธนาคารไทยพาณิชย์ จำกัด (มหาชน) โดยใช้ชุดข้อมูลจริงและชุดข้อมูลอนุกรมเวลาที่จำลองด้วยตัวแบบ ARIMA(0,1,1) ตัวแบบ ARIMA(0,1,2) ตัวแบบ ARIMA(1,1,0) ตัวแบบ ARIMA(1,1,1) ตัวแบบ ARIMA(1,1,2) ตัวแบบ ARIMA(2,1,0) ตัวแบบ ARIMA(2,1,1) และตัวแบบ ARIMA(2,1,2) เมื่อใช้เกณฑ์รากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error, RMSE) เป็นเครื่องมือในการเปรียบเทียบตัวแบบ โดยตัวแบบใดที่มีค่า RMSE ต่ำสุดจะเป็นตัวแบบที่ดีที่สุด จากการศึกษาพบว่าตัวแบบผสมระหว่าง ARIMA และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน มีความแม่นยำในการพยากรณ์สูงที่สุดสำหรับการพยากรณ์ในชุดข้อมูลอนุกรมเวลาที่จำลองด้วยตัวแบบ ARIMA(0,1,2) ตัวแบบ ARIMA(1,1,1) และตัวแบบ ARIMA(2,1,2) ส่วนตัวแบบผสมระหว่าง ARIMA และเครือข่ายประสาทเทียมนั้นให้ความแม่นยำในการพยากรณ์สูงที่สุดสำหรับการพยากรณ์ในชุดข้อมูลอนุกรมเวลาในกรณี que ที่จำลองด้วยตัวแบบ ARIMA(0,1,1) ตัวแบบ ARIMA(1,1,0) ตัวแบบ ARIMA(1,1,2) ตัวแบบ ARIMA(2,1,0) และตัวแบบ ARIMA(2,1,1) และสำหรับการพยากรณ์ในชุดข้อมูลจริงของราคาปิดหุ้นรายสัปดาห์ของ SCB ที่มีลักษณะอนุกรมเวลาสอดคล้องกับตัวแบบ ARIMA(1,1,1) ผลการศึกษาพบว่าตัวแบบผสมระหว่าง ARIMA และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมีความแม่นยำในการพยากรณ์สูงที่สุด ซึ่งสอดคล้องกับผลจากชุดข้อมูลจำลอง

P.Yamak และคณะ [25] ศึกษาการเปรียบเทียบการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา โดย ARIMA, LSTM และ GRU งานวิจัยนี้มุ่งที่จะเปรียบเทียบโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องที่แตกต่างกัน 3 แบบในการพยากรณ์อนุกรมเวลา เราจะใช้ชุดข้อมูลราคาของ Bitcoin ผลการวิจัยพบว่าแบบจำลอง ARIMA ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดที่ 2.76% และ 302.53 สำหรับ MAPE และ RMSE ตามลำดับ และ GRU (Gated Recurrent Unit - GRU) ทำงานได้ดีกว่า Long Short-term Memory (LSTM) ด้วย 3.97% และ 381.34 ของ MAPE และ RMSE ตามลำดับ

Verma และคณะ [26] การพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาได้รับความนิยมอย่างมากในยุคปัจจุบัน การประยุกต์ใช้ในทุกระดับอุตสาหกรรม รวมถึงการดูแลสุขภาพ เศรษฐศาสตร์ ห่วงโซ่อุปทาน และอื่นๆ ทำให้เป็นกลยุทธ์ที่นำไปสู่รูปแบบธุรกิจหรือแอปพลิเคชันการวิจัยใด ๆ ที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ ได้นำเทคนิคทางสถิติ ARIMA และ deep-learning ได้แก่ LSTM และ FBProphet ที่พัฒนาขึ้นโดย Facebook โดยใช้ชุดข้อมูลบันทึกค่าสารก่อกมลพิษ เช่น ไนโตรเจนไดออกไซด์ ซัลเฟอร์ไดออกไซด์ สารแขวนลอย และฝุ่นละอองที่หายใจได้ตั้งแต่ปี 2004-2015 ในเมื่อหลวงของอินเดีย ได้เปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วย RMSE, MAE และ MAPE พบว่า LSTM ให้ประสิทธิภาพที่ดีที่สุด

K.Sasiwimol และ L.Krisana [27] ได้ศึกษาวิธีการพยากรณ์ฝนฟ้าคะนองฤดูร้อนของประเทศไทยตอนบน โดยดัชนีเสถียรภาพสภาพอากาศ 6 ดัชนี ได้แก่ พลังงานศักย์ภาพการพาความร้อน, K Index, Lifted Index, Showalter Index, SWEAT Index, and Total Totals Index โดย

การปรับค่าตัดของตัวเลขเศษส่วนต่าง ๆ ความรุนแรงของพายุฤดูร้อนถูกจัดประเภทโดยใช้แบบจำลองการถดถอยของตรรกะพหุนามและแบบจำลองเครือข่ายประสาท ผลการวิเคราะห์พบว่าแบบจำลองการถดถอยตรรกะแบบพหุนามมีประสิทธิภาพมากขึ้น

P.Aakash et al. [28] ศึกษาการพยากรณ์ปริมาณฝนที่ตกหนักเป็นปัญหาสำคัญที่กรมอุตุนิยมวิทยาต้องเผชิญ เพราะเชื่อมโยงกับเศรษฐกิจและชีวิตของมนุษย์อย่างใกล้ชิด เนื่องจากลักษณะแบบไดนามิกของบรรยากาศ ความแปรปรวนของข้อมูลฝนทำให้เครือข่ายประสาทเทียมเป็นเทคโนโลยีที่ดีกว่าเทคนิคทางสถิติในการพยากรณ์ฝน

จากการศึกษาวิจัยเกี่ยวกับข้อมูลอนุกรมเวลาเกี่ยวกับสภาพอากาศจะเห็นได้ว่าส่วนมากมุ่งเน้นไปข้อมูลปริมาณน้ำฝนกันอย่างแพร่หลาย และใช้ปัจจัยในการศึกษาเป็นข้อมูลอากาศผิวพื้นหรือมุ่งเน้นไปในทางดัชนีเสถียรภาพอากาศเพื่อศึกษาความรุนแรงของพายุ โดยทั่วไปมักใช้เทคนิคทางสถิติ แต่ในปัจจุบันมีการนำ Deep-Learning เข้ามาศึกษาควบคู่กันไป ซึ่งได้ประสิทธิภาพการพยากรณ์ที่แม่นยำเช่นเดียวกัน ด้วยเหตุนี้การศึกษากการพยากรณ์การเกิดฝนฟ้าคะนองนี้ จึงนำค่าดัชนีเสถียรภาพอากาศ KI ซึ่งเป็นดัชนีที่บอกถึงการกระจายตัวของความชื้นในทางตั้งของทั้งความชื้น และอุณหภูมิ หรืออากาศชั้นบน ได้แก่ อุณหภูมิ ระดับความสูง 500, 700 และ 850 hPa และ อุณหภูมิจุดน้ำค้าง ระดับความสูง 700 และ 850 hPa โดย KI จะสามารถพยากรณ์ล่วงหน้าได้แค่ 6-8 ชั่วโมง ดังนั้น งานวิจัยฉบับนี้จะนำเสนออัลกอริทึมที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ค่า KI ให้มีการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 วัน โดยใช้ ARIMA และ LSTM มาเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์

พหุบัน ปณฺ ศึกโต ชีเว

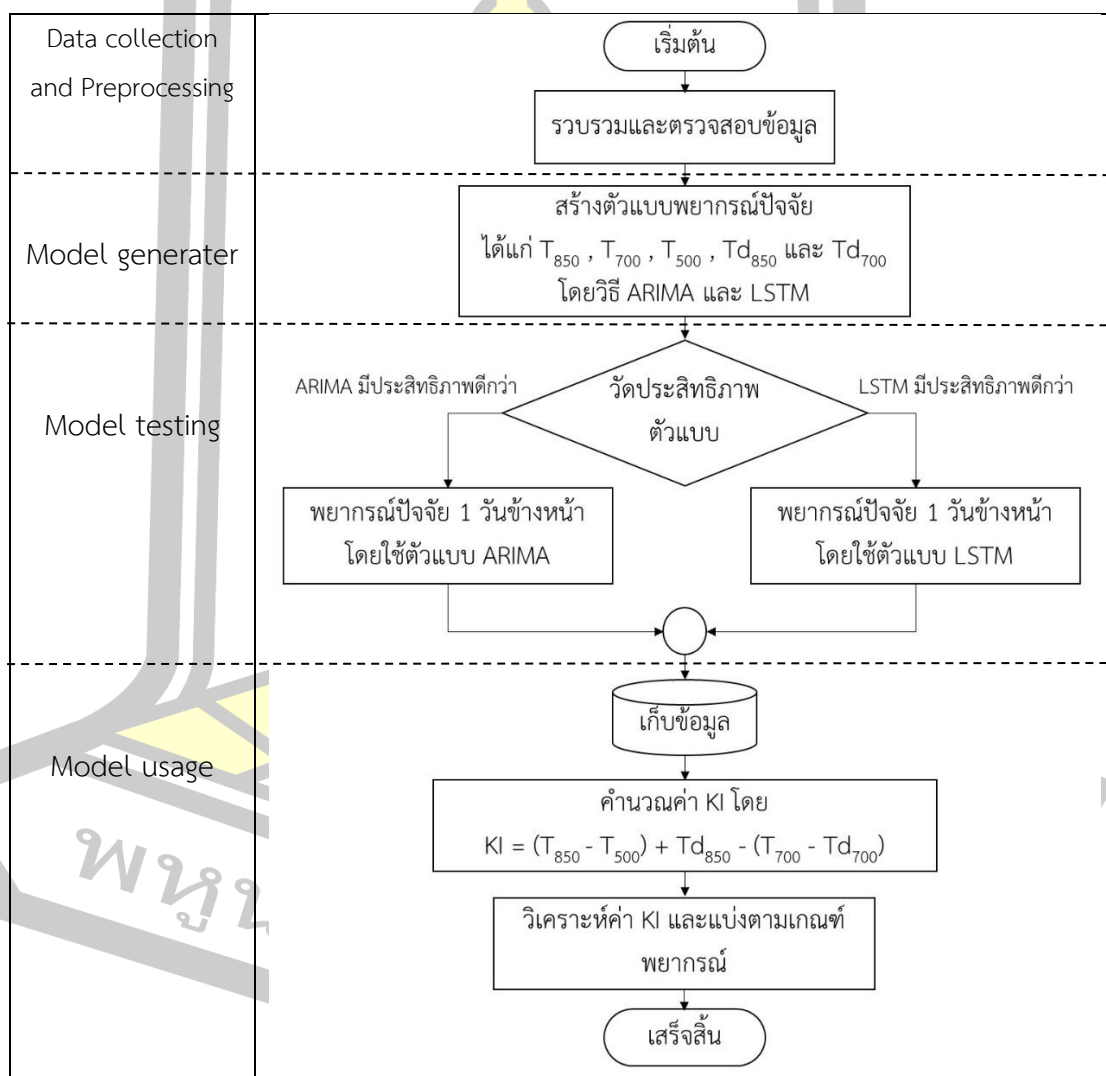
บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบการพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบ ARIMA และ ANN ในการพยากรณ์ฝนฟ้าคะนองในภาคตะวันออกเฉียงเหนือ เพื่อให้บรรลุวัตถุประสงค์ดังกล่าว ผู้วิจัยดำเนินการวิจัยโดยมีรายละเอียดเกี่ยวกับระเบียบวิธีดำเนินการวิจัยและเครื่องมือที่ใช้ในการวิจัยดังนี้

3.1 ขั้นตอนในการดำเนินการวิจัย

3.1.1 กรอบงานวิจัย



ภาพที่ 14 กรอบงานวิจัย

3.1.2 ชุดข้อมูล

ชุดข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา คือ ข้อมูลตัวแปรสภาพอากาศชั้นบน จากข้อมูลจากระบบพยากรณ์อากาศทั่วโลกเป็นระบบพยากรณ์อากาศเชิงตัวเลขทั่วโลกซึ่งดำเนินการโดย National Weather Service ของสหรัฐอเมริกา (GFS) ตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม ค.ศ.2017 ถึงวันที่ 31 ธันวาคม ค.ศ. 2021 จำนวน 5 ปี หรือ 1,825 วัน ข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์ข้อมูลเป็นข้อมูลรายวัน ในเวลา 00UTC หรือ 07.00น. ตามเวลาประเทศไทย ข้อมูลตัวแปรสภาพอากาศชั้นบนที่นำมาศึกษาและรายละเอียดดังตาราง 8 และภาพที่ 15

ตาราง 8 ตัวแปรที่ใช้ในงานวิจัย

ลำดับ	ชื่อตัวแปร	ความหมาย	หน่วย	ที่มา
1	tem500hpa	อุณหภูมิ ระดับ 500 hPa	องศาเซลเซียส	GFS
2	tem700hpa	อุณหภูมิ ระดับ 700 hPa	องศาเซลเซียส	GFS
3	tem850hpa	อุณหภูมิ ระดับ 850 hPa	องศาเซลเซียส	GFS
4	TD700	อุณหภูมิจุดน้ำค้าง ระดับ 700 hPa	องศาเซลเซียส	GFS
5	TD850	อุณหภูมิจุดน้ำค้าง ระดับ 850 hPa	องศาเซลเซียส	GFS

	date	time	lat	lon	tem500hpa	tem700hpa	tem850hpa	TD700	TD850
0	01 01 2017	0	18	104	-7.150000	6.350000	16.150000	6.350000	12.670000
1	02 01 2017	0	18	104	-6.350000	8.450000	17.050000	3.690000	10.450000
2	03 01 2017	0	18	104	-5.950000	7.950000	16.850000	-0.030000	10.310000
3	04 01 2017	0	18	104	-5.450000	8.550000	16.450000	3.170000	8.450000
4	05 01 2017	0	18	104	-6.350000	7.450000	15.750000	4.090000	9.390000
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
1821	27 12 2021	0	18	104	-8.340332	4.406973	15.773398	3.706973	9.333398
1822	28 12 2021	0	18	104	-8.411992	6.381152	15.561953	-6.638848	8.541953
1823	29 12 2021	0	18	104	-9.001191	5.299232	15.530469	0.372565	9.077135
1824	30 12 2021	0	18	104	-8.376162	5.394063	15.667676	-1.465937	8.937676
1825	31 12 2021	0	18	104	-8.411992	6.381152	15.561953	-6.638848	8.541953

1826 rows × 9 columns

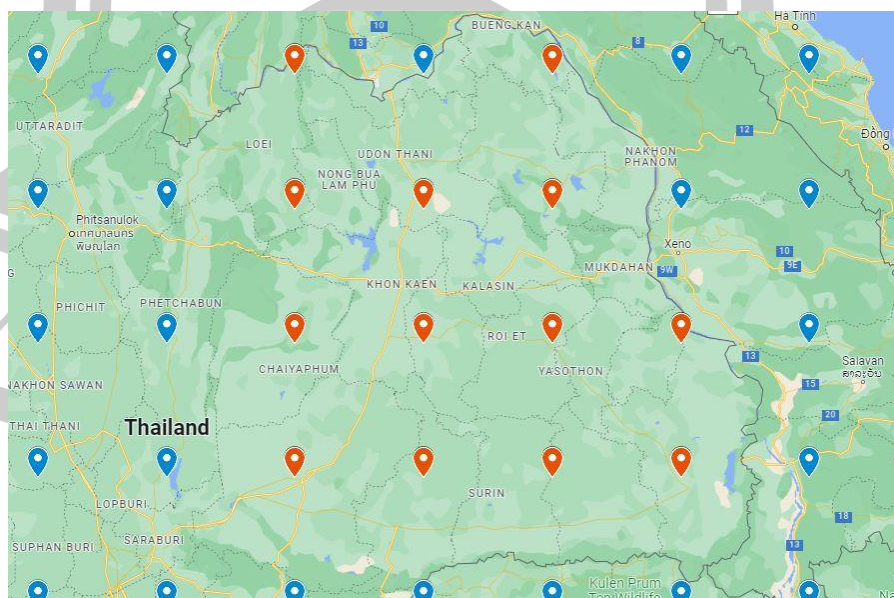
ภาพที่ 15 ตัวอย่างข้อมูลที่ใช้ในการวิจัย

3.1.3 ขอบเขตพื้นที่การศึกษา

ขอบเขตพื้นที่การศึกษา คือ ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ตั้งอยู่ระหว่างละติจูด $14^{\circ}7'$ ถึง $18^{\circ}27'$ เหนือ และลองติจูด $100^{\circ}54'$ ถึง $105^{\circ}37'$ ตะวันออก โดยแบ่งตามกริด ทัวภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ประเทศไทย ได้ 13 จุด ดังตาราง 9 และภาพที่ 16

ตาราง 9 ขอบเขตพื้นที่การศึกษา

ลำดับ	ละติจูด	ลองติจูด	อำเภอ	จังหวัด
1	18	102	ปากชม	เลย
2	18	104	บึงโขงหลง	บึงกาฬ
3	17	102	ผาขาว	เลย
4	17	103	โนนสะอาด	อุดรธานี
5	17	104	เมือง	สกลนคร
6	16	102	เมือง	ชัยภูมิ
7	16	103	บรบือ	มหาสารคาม
8	16	104	เสลภูมิ	ร้อยเอ็ด
9	16	105	ปทุมราชวงศา	อำนาจเจริญ
10	15	102	เมือง	นครราชสีมา
11	15	103	เมือง	บุรีรัมย์
12	15	104	ห้วยทับทัน	ศรีสะเกษ
13	15	105	เดชอุดม	อุบลราชธานี



ภาพที่ 16 พื้นที่กรณีศึกษา ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ

ที่มา : Google Map (2022)

3.2 การเตรียมข้อมูล

เนื่องจากข้อมูลที่นำมาใช้มีการสูญหายของข้อมูล (Missing value) เราทำการแทนค่าสูญหายมีวิธีการ ดังต่อไปนี้

3.2.1 วิธีการประมาณค่าด้วยค่าเฉลี่ย (Mean Imputation: MI)

วิธีการประมาณค่าด้วยค่าเฉลี่ยเป็นวิธีการคำนวณหาค่าเฉลี่ยของตัวแปร จากชุดข้อมูล เพื่อแทนค่าข้อมูลสูญหาย โดยคำนวณดังสมการ (8)

$$\bar{X} = \frac{\sum_i^n X_i}{n} \quad (8)$$

โดยที่ $\bar{X}$ ค่าเฉลี่ย
 X_i ค่าของข้อมูลจริงหน่วยที่ i
 n จำนวนข้อมูลที่ไม่สูญหาย

3.2.2 วิธีการประมาณค่าด้วยค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (The moving average method)

วิธีนี้จะลดอิทธิพลของเหตุการณ์ที่ผิดปกติลงได้ ซึ่งในงานวิจัยนี้ใช้จำนวนระยะ 7 วัน จะทำให้ค่าเฉลี่ยที่ได้จะตกอยู่กลางระยะพอดี และทำให้ข้อมูลนั้นราบเรียบยิ่งขึ้น

จากการ เตรียมข้อมูลพบว่าข้อมูลมีความเอนเอียงค่อนข้างมาก และเมื่อทำการแทนค่าสูญหาย จะได้ว่าวิธีการประมาณค่าด้วยค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 7 วัน [29] เหมาะสมกว่าการประมาณค่าด้วยค่าเฉลี่ย ดังนั้น งานวิจัยนี้ จึงพูดถึงข้อมูลที่แทนค่าสูญหายจากวิธีการประมาณค่าด้วยค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 7 วันเท่านั้น

3.3 การสร้างตัวแบบ

เบื้องต้นในขั้นตอนนี้จะเป็นการใช้ข้อมูล โดยแบ่งชุดข้อมูลแบบ Hold-out เป็น 2 ส่วน อัตราส่วน 80 : 20 คือ ใช้ข้อมูล ค.ศ.2017-2021 เป็นชุดข้อมูลฝึกสอน (Training Set) และ ข้อมูล ค.ศ.2021 เป็นชุดข้อมูลตรวจสอบ (Test Set) ในการสร้างตัวแบบการศึกษาเชิงเปรียบเทียบสำหรับข้อมูลชุดฝึกสอน 2 วิธี คือ วิธี ARIMA และ วิธี LSTM โดยแต่ละวิธีมีการตั้งค่าพารามิเตอร์ของอัลกอริทึมแบบค่าตั้งต้น (Default) ในการสร้างตัวแบบโดยใช้ภาษา Python และพัฒนาบน Platform Google Colab ดังนี้

3.3.1 ตัวแบบ ARIMA โดยวิธี Box-Jenkins

กรณีที่เป็น Non-stationary series ที่มีทั้งแนวโน้มและอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง จำเป็นต้องมีการทำทั้ง Regular และ Seasonal Differencing เพื่อปรับให้ข้อมูลให้ไม่มีแนวโน้ม และ ไม่มีความเป็นฤดูกาล เรียกรูปแบบนี้ว่า General Seasonal ARIMA model เขียนแสดงรูปแบบด้วย: ARIMA (p, d, q) SARIMA (P, D, Q)T หรือ ARIMA (p, d, q) x (P, D, Q)T

- กำหนด p เป็นอันดับของ AR เริ่มต้นที่ 1 ถึง 3
- กำหนด q เป็นอันดับของ MA เริ่มต้นที่ 1 ถึง 3
- กำหนด d เป็นจำนวนครั้งที่หาผลต่างเพื่อปรับอนุกรมเวลาให้เป็นอนุกรมเวลาที่ stationary คือ None
- กำหนด P เป็นอันดับของ SAR (Seasonal Autoregressive) เริ่มต้นที่ 0
- D เป็นจำนวนครั้งที่หาผลต่างเพื่อปรับอนุกรมเวลา คือ 1
- T คาบของฤดูกาล คือ 12
- `suppress_warnings` คือ True
- ฟังก์ชัน `stepwise` คือ True
- ฟังก์ชัน `error_action` คือ 'ignore'

3.3.2 ตัวแบบ Long Short-Term Memory (LSTM)

- จำนวนของ Input Layer คือ 10 internal units
- จำนวนของ Dense ของ Output Layer คือ 1 unit
- กำหนดค่า Dropout คือ 0.2
- ฟังก์ชัน Activation คือ Rectified Linear Unit (ReLU)
- Batch Size คือ 10
- Optimizer คือ Adam
- Loss Function คือ Mean Squared Error (MSE)
- จำนวน Epochs คือ 100

3.4 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบ

เปรียบเทียบประสิทธิภาพของทั้ง 2 ตัวแบบที่ได้ นำไปเปรียบเทียบกับค่าจริงของข้อมูลชุดทดสอบ แล้วคำนวณ RMSE, MAPE และเก็บค่าพยากรณ์ล่วงหน้าเพื่อใช้ข้อมูลที่มีประสิทธิภาพมากกว่า ตาราง 10 ตัวอย่างการคำนวณค่า RMSE และ MAPE

Y_t	$\hat{Y}_t$	$Y_t - \hat{Y}_t$	$(Y_t - \hat{Y}_t)^2$
34.7	33.9	0.8	0.64
36.5	37.1	-0.6	0.36
33.8	34.4	-0.6	0.36
33.9	31.3	2.6	6.76
36.6	34.5	2.1	4.41

จาก $RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2}$ จะได้

$$= \sqrt{\frac{1}{5} ((34.7 - 33.9)^2 + \dots + (36.6 - 34.5)^2)}$$

$$= 1.5830$$

และ $MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \times 100$ จะได้

$$= \frac{1}{5} \left(\left| \frac{34.7 - 33.9}{34.7} \right| + \dots + \left| \frac{36.6 - 34.5}{36.6} \right| \right) \times 100$$

$$= 4.0230$$

3.5 การพยากรณ์โอกาสการเกิดฝนฟ้าคะนอง

การนำผลพยากรณ์ตัวแปรสภาพอากาศที่คำนวณหาค่าพยากรณ์ KI ประกอบไปด้วย 2 ขั้นตอน ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 การเลือกตัวแบบที่เหมาะสม

ตาราง 11 ตัวอย่างผลการวิเคราะห์ตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธี ARIMA และ LSTM

Factor	ARIMA		LSTM	
	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE
T ₈₅₀	1.9763	0.0876	0.9865	0.0314
T ₇₀₀	0.9644	0.0519	1.2137	0.0795
T ₅₀₀	1.2639	0.0651	1.5732	0.0697
Td ₈₅₀	1.1478	0.0485	1.3415	0.0982
Td ₇₀₀	0.7614	0.0145	1.1711	0.0953

จากตาราง 11 พบว่า เมื่อพิจารณาตัวแบบด้วย RMSE และ MAPE จะเห็นได้ว่า ปัจจัย T₈₅₀ เหมาะสมกับตัวแบบ LSTM และ ปัจจัย T₇₀₀, T₅₀₀, Td₈₅₀, และ Td₇₀₀ ตามลำดับ เหมาะสมกับตัวแบบ ARIMA ดังนั้น ตัวแบบ ARIMA จึงมีความเหมาะสมในการพยากรณ์

ขั้นตอนที่ 2 คำนวณค่า KI จากปัจจัยและตัวแบบที่เหมาะสมในขั้นตอนที่ 1

จากสูตร (1) $KI = (T_{850} - T_{500}) + Td_{850} - (T_{700} - Td_{700})$ จะได้ดังตาราง 12

ตาราง 12 ตัวอย่างผลการคำนวณค่า KI ด้วยข้อมูลจริงและข้อมูลพยากรณ์

date	Observation data						Forecasting					
	T ₅₀₀	T ₇₀₀	T ₈₅₀	Td ₇₀₀	Td ₈₅₀	KI	T ₅₀₀	T ₇₀₀	T ₈₅₀	Td ₇₀₀	Td ₈₅₀	KI
10 01 2021	-4.150	9.3329	12.450	-1.407	6.6700	12.530	-3.804	9.082	12.960	0.3022	9.1951	17.180
11 01 2021	-5.257	7.2958	12.385	3.395	8.3856	22.128	-4.328	9.642	12.888	-2.056	7.6338	13.151
12 01 2021	-2.436	3.9050	7.4955	3.665	0.7155	10.407	-5.226	7.880	12.855	1.5435	8.4149	20.159
13 01 2021	-0.650	5.3575	12.719	0.977	3.0596	12.049	-2.792	5.252	8.727	1.6057	4.1899	12.063
14 01 2021	-0.556	6.1485	13.901	-9.331	7.2816	6.259	-1.411	6.599	13.699	0.0956	4.5105	13.117

3.6 การเปรียบเทียบการเกิดฝนฟ้าคะนอง

การเปรียบเทียบค่า KI ตามเกณฑ์และการเกิดฝนฟ้าคะนองจากข้อมูลปรากฏการณ์ทางธรรมชาติ

ตาราง 13 ตารางแสดงความสัมพันธ์ของค่า KI กับความน่าจะเป็นที่จะเกิดเหตุการณ์

KI Value	Event
< 15	probability of thunderstorms 0%
15 – 20	20%
21 – 25	20% – 40%
26 – 30	40% – 60%
31 – 35	60% – 80%
36 – 40	80% – 90%
> 40	Near 100%

จากตาราง 12 เป็นการคำนวณหาค่า KI ทั้งค่าจริงและค่าพยากรณ์ สามารถบอกถึงความน่าจะเป็นในการเกิดฝนฟ้าคะนองได้ตามตาราง 13 พบว่า ค่า KI ที่คำนวณได้จากค่าจริง ในวันที่ 11/01/2021 มีค่า KI เท่ากับ 22.128 หมายความว่า ในวันที่ 11/01/2021 มีความน่าจะเป็นที่จะเกิดฝนฟ้าคะนองร้อยละ 20-40 ของพื้นที่ และในวัน 10 และ 12-14/01/2021 มีค่า KI น้อยกว่า 15 หมายความว่า ไม่มีความน่าจะเป็นที่จะเกิดฝนฟ้าคะนอง ซึ่งตรงกับสภาพอากาศในช่วงเดือนมกราคม เป็นฤดูหนาวของประเทศไทย จึงมีโอกาการเกิดฝนฟ้าคะนองที่น้อยมาก

บทที่ 4

ผลการวิจัยและการอภิปราย

ในการศึกษาวิจัยการพัฒนาขั้นตอนวิธีการพยากรณ์ฝนฟ้าคะนอง มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบการพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบ ARIMA และ LSTM โดยใช้ข้อมูลอากาศชั้นบนจาก GFS ตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม ค.ศ.2017 ถึงวันที่ 31 ธันวาคม ค.ศ.2021 จำนวน 5 ปี ข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์ข้อมูลเป็นข้อมูลรายวัน ในเวลา 00UTC พื้นที่ที่ทำการศึกษา คือ ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ประเทศไทย

การสร้างตัวแบบการพยากรณ์อากาศชั้นบนที่ส่งผลกระทบต่อค่า KI ดังสมการที่ (1) ดังนี้

1. อุณหภูมิ ระดับ 850 hPa (T_{850})
2. อุณหภูมิ ระดับ 700 hPa (T_{700})
3. อุณหภูมิ ระดับ 500 hPa (T_{500})
4. อุณหภูมิจุดน้ำค้าง ระดับ 850 hPa (Td_{850})
5. อุณหภูมิจุดน้ำค้าง ระดับ 700 hPa (Td_{700})

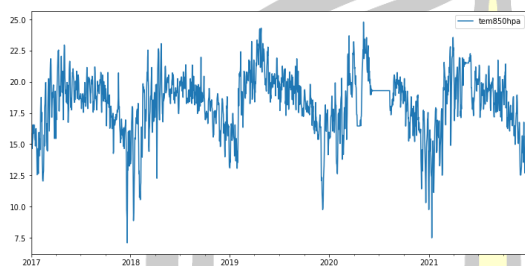
ผลการสร้างตัวแบบการพยากรณ์ฝนฟ้าคะนอง จำแนกตามกริด แบ่งออกเป็น 13 จุด ดังนี้

ตาราง 14 ผลการสร้างตัวแบบการพยากรณ์ฝนฟ้าคะนอง จำแนกตามกริด

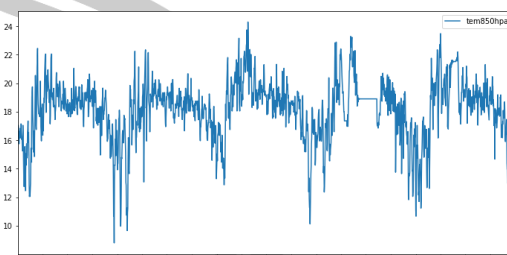
ลำดับ	ละติจูด	ลองจิจูด	อำเภอ	จังหวัด
1	18	102	ปากชม	เลย
2	18	104	บึงโขงหลง	บึงกาฬ
3	17	102	ผาขาว	เลย
4	17	103	โนนสะอาด	อุดรธานี
5	17	104	เมือง	สกลนคร
6	16	102	เมือง	ชัยภูมิ
7	16	103	บรบือ	มหาสารคาม
8	16	104	เสลภูมิ	ร้อยเอ็ด
9	16	105	ปทุมราชวงศา	อำนาจเจริญ
10	15	102	เมือง	นครราชสีมา
11	15	103	เมือง	บุรีรัมย์
12	15	104	ห้วยทับทัน	ศรีสะเกษ
13	15	105	เดชอุดม	อุบลราชธานี

4.1 การสร้างตัวแบบการพยากรณ์อุณหภูมิ ระดับ 850 hPa

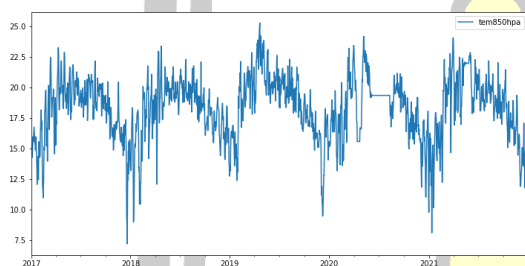
จากภาพที่ 17 ในช่วงเวลาเดือนมกราคม ค.ศ.2017 ถึงเดือนธันวาคม ค.ศ.2021 กราฟของอนุกรมเวลาที่มีการเปลี่ยนแปลงค่าในลักษณะคล้ายคลึงกันเป็นช่วง ๆ แต่แต่ละช่วงมีขนาดไม่แตกต่างกันมาก ซึ่งแต่ละช่วงนานไม่เกิน 1 ปี



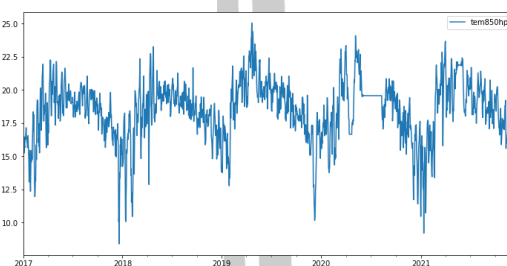
(a) อำเภอปากชม จังหวัดเลย



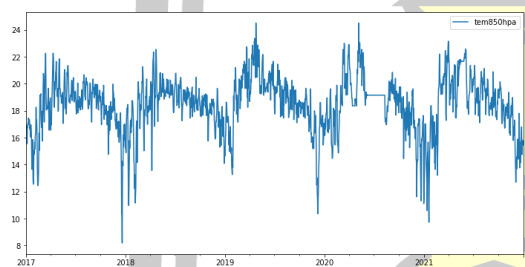
(b) อำเภอบึงโขงหลง จังหวัดบึงกาฬ



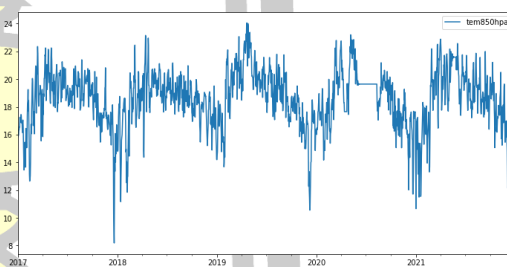
(c) อำเภอผาขาว จังหวัดเลย



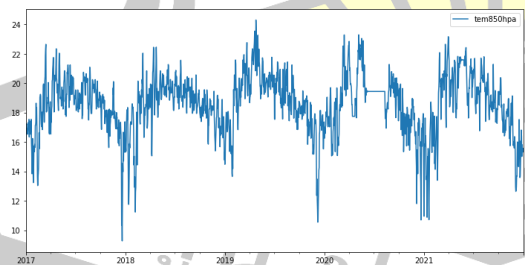
(d) อำเภอโนนสะอาด จังหวัดอุดรธานี



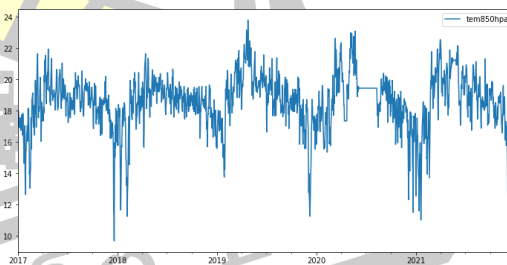
(e) อำเภอเมือง จังหวัดสกลนคร



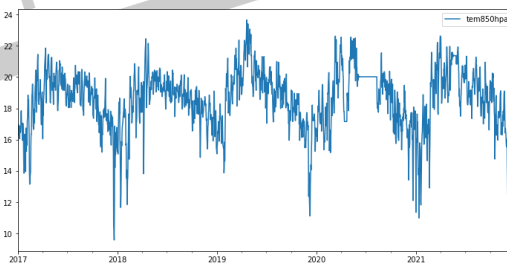
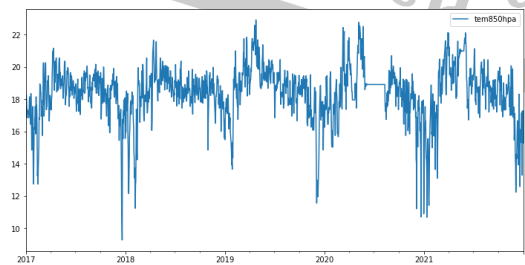
(f) อำเภอเมือง จังหวัดชัยภูมิ



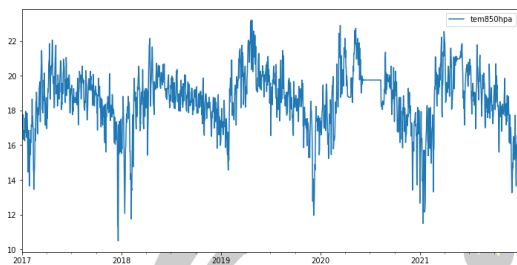
(g) อำเภอบรบือ จังหวัดมหาสารคาม



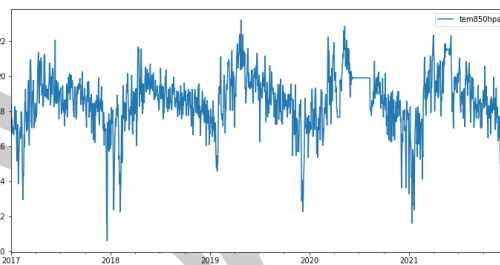
(h) อำเภอเสลภูมิ จังหวัดร้อยเอ็ด



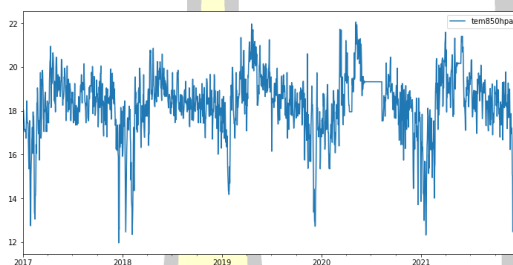
(i) อำเภอปทุมราชวงศา จังหวัดอำนาจเจริญ



(j) อำเภอเมือง จังหวัดนครราชสีมา



(k) อำเภอเมือง จังหวัดบุรีรัมย์



(l) อำเภอห้วยทับทัน จังหวัดศรีสะเกษ

(m) อำเภอเดชอุดม จังหวัดอุบลราชธานี

ภาพที่ 17 กราฟอุณหภูมิรายวัน ระดับ 850 hPa ปี 2017-2021

* แนวตั้ง : อุณหภูมิ ระดับ 850 hPa (องศาเซลเซียส) แนวนอน : ช่วงเวลา (รายวัน)

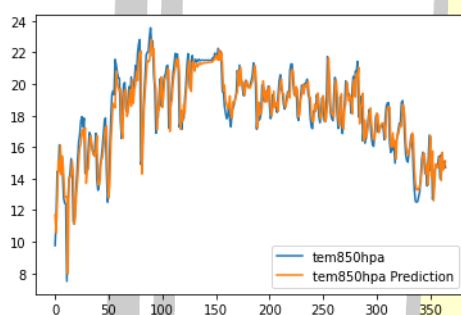
4.1.1 ตัวแบบการพยากรณ์เทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธี ARIMA

กำหนดตัวแบบ พิจารณาค่า AIC ที่น้อยที่สุด นำไปใช้ในการกำหนดตัวแบบ ARIMA(p,d,q) ที่คิดว่าเหมาะสมกับอนุกรมเวลา ได้ตัวแบบที่เหมาะสม ดังตาราง 15 และประสิทธิภาพในการพยากรณ์มีความแม่นยำสูงมาก จากความสามารถวัดประสิทธิภาพในการพยากรณ์ ได้แก่ ค่า RMSE และ MAPE และแสดงค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิรายวัน ระดับ 850 hPa ปี 2021 ดังภาพที่ 18

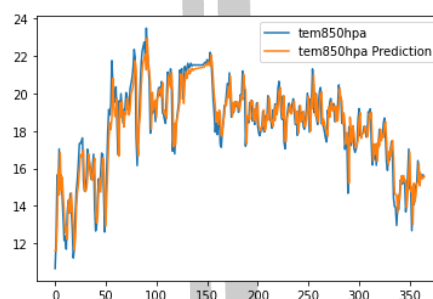
ตาราง 15 ผลการวิเคราะห์ตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธี ARIMA อุณหภูมิรายวัน ระดับ 850 hPa

ละติจูด	ลองจิจูด	Model	AIC	RMSE	MAPE
18	102	ARIMA(3,0,1)	5293.228	1.1378	0.0479
18	104	ARIMA(3,0,1)	5036.600	0.9735	0.0428
17	102	ARIMA(3,0,1)	5389.335	1.1718	0.0515
17	103	ARIMA(2,0,3)	4852.035	0.9502	0.0405
17	104	ARIMA(2,0,3)	4895.508	0.9450	0.0404
16	102	ARIMA(3,0,1)	5050.728	1.0763	0.0465
16	103	ARIMA(3,0,1)	4786.107	0.9337	0.0405

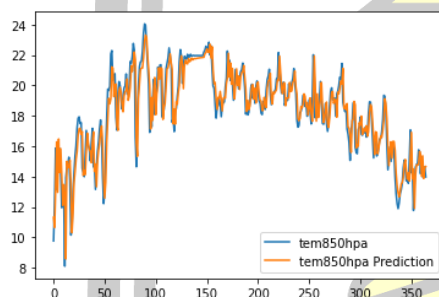
ละติจูด	ลองจิจูด	Model	AIC	RMSE	MAPE
16	104	ARIMA(2,1,2)	4643.262	0.8924	0.0387
16	105	ARIMA(2,1,2)	4688.180	0.9555	0.0424
15	102	ARIMA(2,0,3)	4564.458	0.9188	0.0395
15	103	ARIMA(2,0,3)	4414.390	0.8710	0.0362
15	104	ARIMA(2,1,1)	4366.120	0.8591	0.0369
15	105	ARIMA(3,0,2)	4122.262	0.7619	0.0336



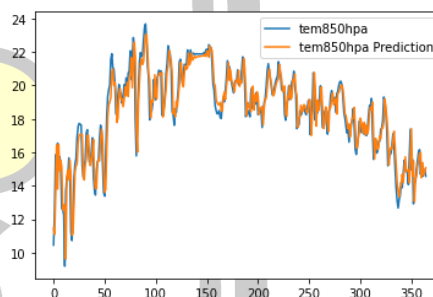
(a) อำเภอปากชม จังหวัดเลย



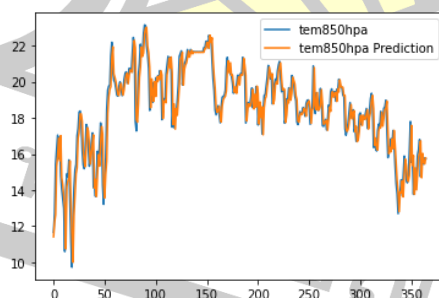
(b) อำเภอบึงโขงหลง จังหวัดบึงกาฬ



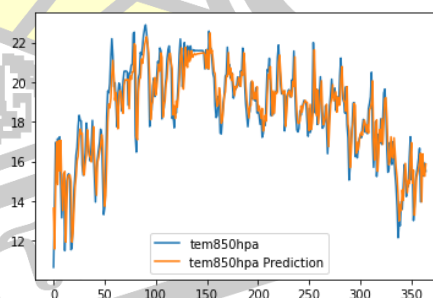
(c) อำเภอผาขาว จังหวัดเลย



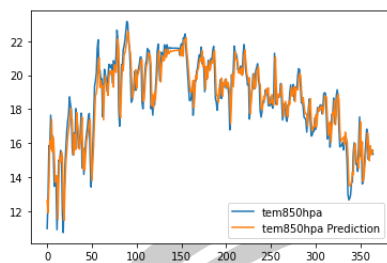
(d) อำเภอโนนสะอาด จังหวัดอุดรธานี



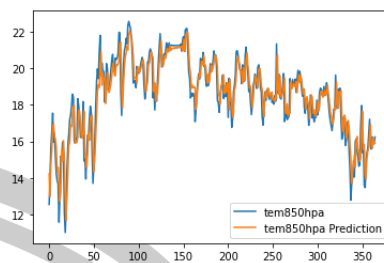
(e) อำเภอเมือง จังหวัดสกลนคร



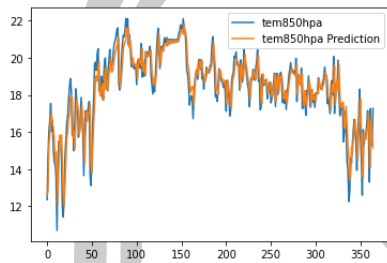
(f) อำเภอเมือง จังหวัดชัยภูมิ



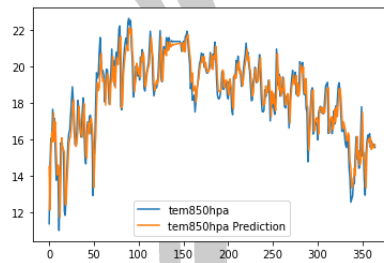
(g) อำเภอบรบือ จังหวัดมหาสารคาม



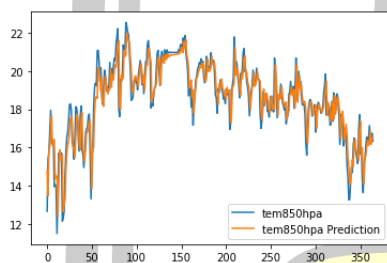
(h) อำเภอเสลภูมิ จังหวัดร้อยเอ็ด



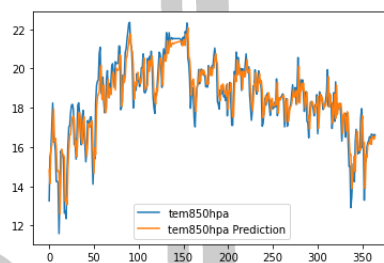
(i) อำเภอปทุมราชวงศา จังหวัดอำนาจเจริญ



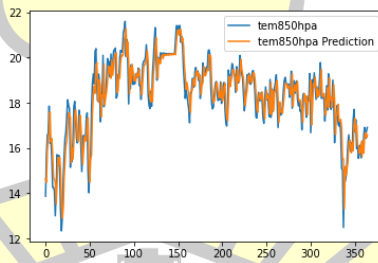
(j) อำเภอเมือง จังหวัดนครราชสีมา



(k) อำเภอเมือง จังหวัดบุรีรัมย์



(l) อำเภอห้วยทับทัน จังหวัดศรีสะเกษ



(m) อำเภอเดชอุดม จังหวัดอุบลราชธานี

ภาพที่ 18 ค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิรายวัน ระดับ 850 hPa ปี 2021 วิธี ARIMA

* แนวตั้ง : อุณหภูมิ ระดับ 850 hPa (องศาเซลเซียส) แนวนอน : ช่วงเวลา (รายวัน)

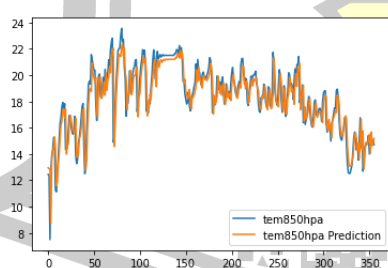
4.1.2 ตัวแบบการพยากรณ์เทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธี LSTM

การกำหนดตัวแบบ LSTM ได้แก่ Batches Size เท่ากับ 10, Epochs เท่ากับ 100, Dropout value เท่ากับ 0.2, time step เท่ากับ 10, verbose เท่ากับ 1, loss คือ mean squared error, optimizer คือ Adam สามารถวัดประสิทธิภาพในการพยากรณ์ ได้แก่ ค่า RMSE และ MAPE ให้ค่า

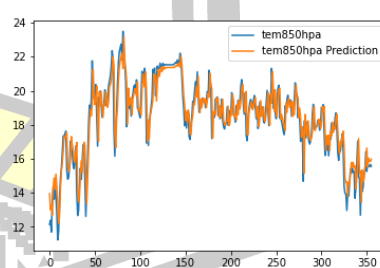
ตาราง 16 ถือว่าให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์มีความแม่นยำสูงมาก และแสดงค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิรายวัน ระดับ 850 hPa ปี 2021 ดังภาพที่ 19

ตาราง 16 ผลการวิเคราะห์ตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธี LSTM อุณหภูมิรายวัน ระดับ 850 hPa

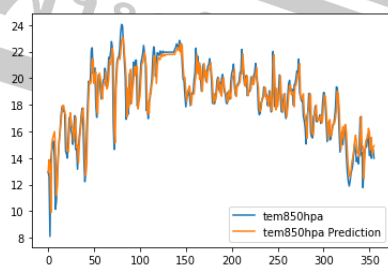
ละติจูด	ลองจิจูด	RMSE	MAPE
18	102	1.1306	0.0461
18	104	0.9604	0.0406
17	102	1.1347	0.0468
17	103	0.9460	0.0378
17	104	0.9080	0.0365
16	102	1.0601	0.0420
16	103	0.9411	0.0375
16	104	0.9061	0.0372
16	105	0.9600	0.0408
15	102	0.8969	0.0367
15	103	0.8703	0.0349
15	104	0.8547	0.0348
15	105	0.7517	0.0330



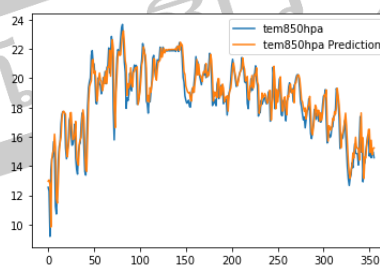
(a) อำเภอปากชม จังหวัดเลย



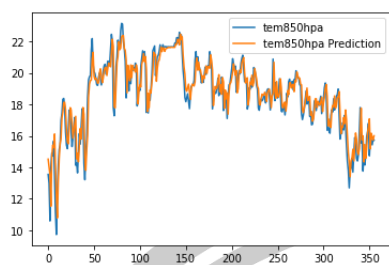
(b) อำเภอบึงโขงหลง จังหวัดบึงกาฬ



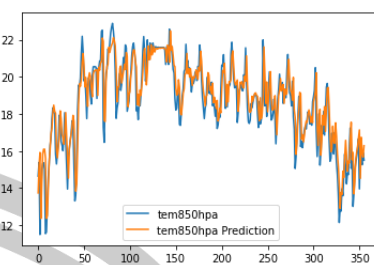
(c) อำเภอผาขาว จังหวัดเลย



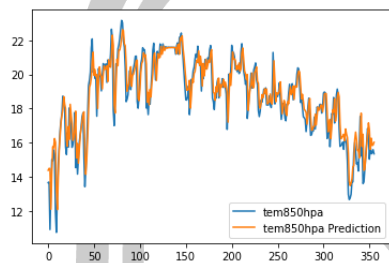
(d) อำเภอโนนสะอาด จังหวัดอุดรธานี



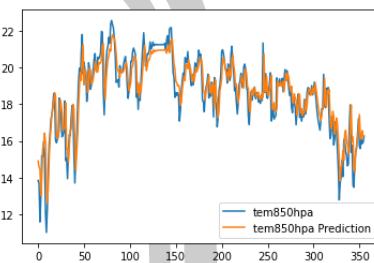
(e) อำเภอเมือง จังหวัดสกลนคร



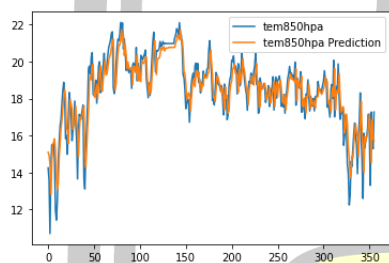
(f) อำเภอเมือง จังหวัดชัยภูมิ



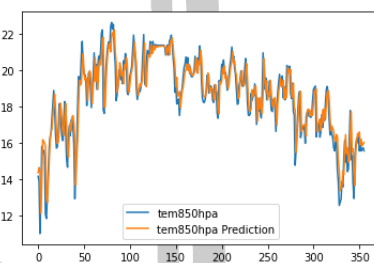
(g) อำเภอบรบือ จังหวัดมหาสารคาม



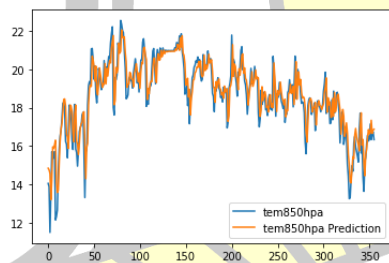
(h) อำเภอเสลภูมิ จังหวัดร้อยเอ็ด



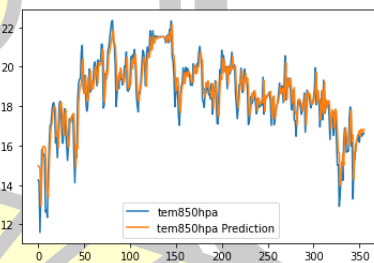
(i) อำเภอปทุมราชวงศา จังหวัดอำนาจเจริญ



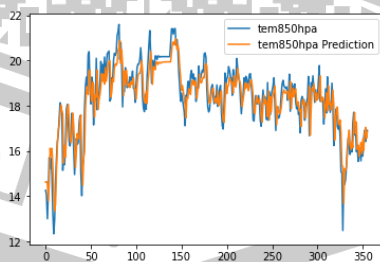
(j) อำเภอเมือง จังหวัดนครราชสีมา



(k) อำเภอเมือง จังหวัดบุรีรัมย์



(l) อำเภอห้วยทับทัน จังหวัดศรีสะเกษ



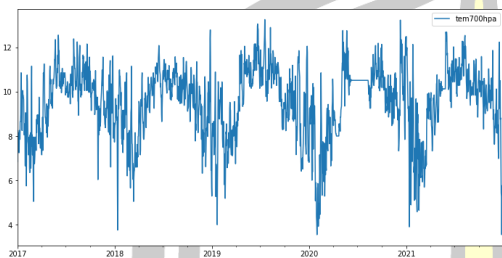
(m) อำเภอเดชอุดม จังหวัดอุบลราชธานี

ภาพที่ 19 ค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิรายวัน ระดับ 850 hPa ปี 2021 วิธี LSTM

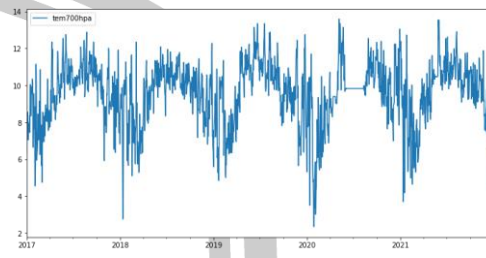
* แนวตั้ง : อุณหภูมิ ระดับ 850 hPa (องศาเซลเซียส) แนวนอน : ช่วงเวลา (รายวัน)

4.2 การสร้างตัวแบบการพยากรณ์อุณหภูมิ ระดับ 700 hPa

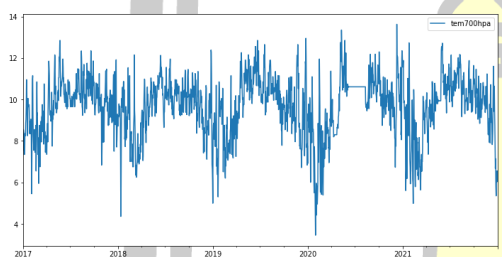
จากภาพที่ 20 ในช่วงเวลาเดือนมกราคม ค.ศ.2017 ถึงเดือนธันวาคม ค.ศ.2021 กราฟของอุณหภูมิมีการเปลี่ยนแปลงค่าในลักษณะคล้ายคลึงกันเป็นช่วง ๆ แต่ละช่วงมีขนาดไม่แตกต่างกันมาก ซึ่งแต่ละช่วงนานไม่เกิน 1 ปี



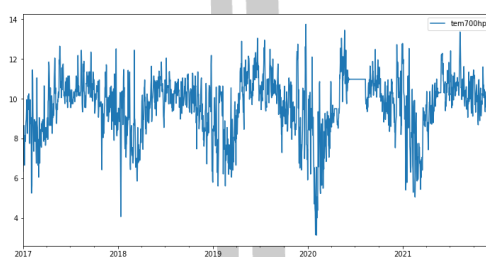
(a) อำเภอปากชม จังหวัดเลย



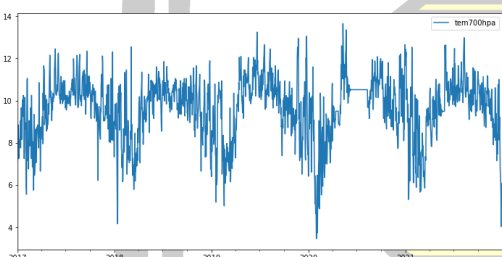
(b) อำเภอบึงโขงหลง จังหวัดบึงกาฬ



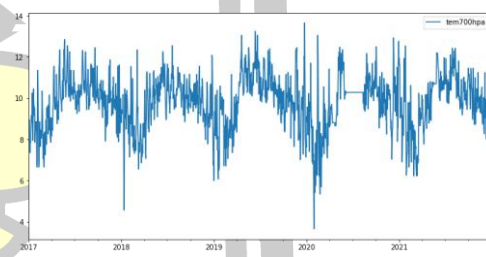
(c) อำเภอผาขาว จังหวัดเลย



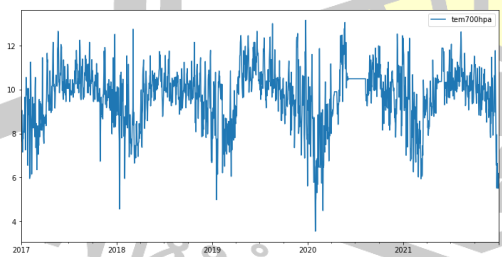
(d) อำเภอโนนสะอาด จังหวัดอุดรธานี



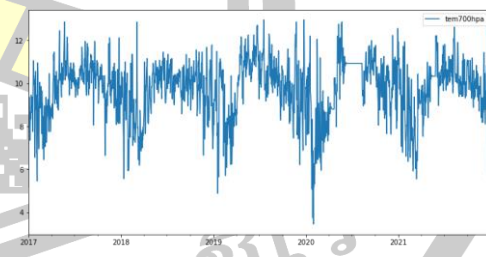
(e) อำเภอเมือง จังหวัดสกลนคร



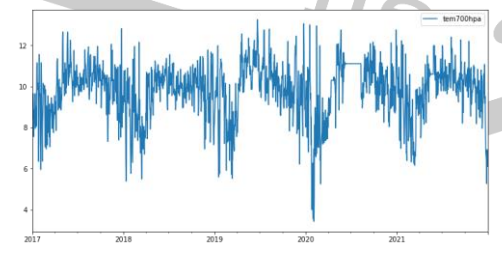
(f) อำเภอเมือง จังหวัดชัยภูมิ



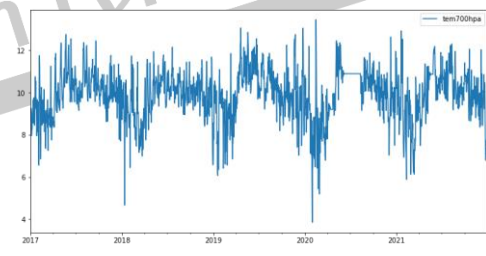
(g) อำเภอบรบือ จังหวัดมหาสารคาม



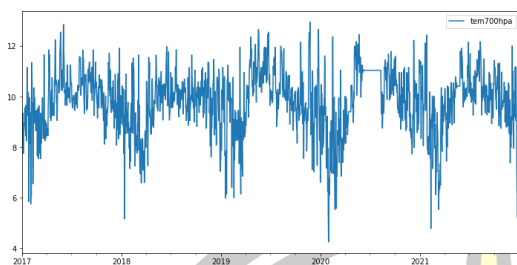
(h) อำเภอเสลภูมิ จังหวัดร้อยเอ็ด



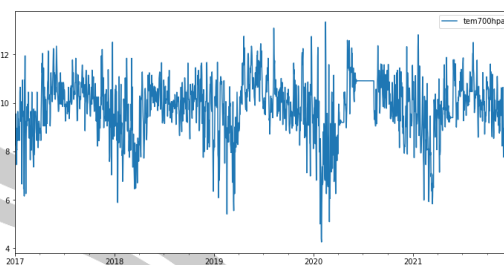
(i) อำเภอปทุมราชวงศา จังหวัดอำนาจเจริญ



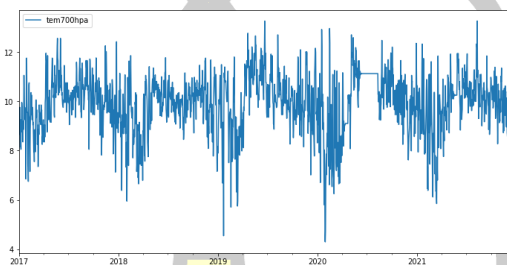
(j) อำเภอเมือง จังหวัดนครราชสีมา



(k) อำเภอเมือง จังหวัดบุรีรัมย์



(l) อำเภอห้วยทับทัน จังหวัดศรีสะเกษ



(m) อำเภอเดชอุดม จังหวัดอุบลราชธานี

ภาพที่ 20 กราฟอุณหภูมิรายวัน ระดับ 700 hPa ปี 2017-2021

* แนวตั้ง : อุณหภูมิ ระดับ 700 hPa (องศาเซลเซียส) แนวนอน : ช่วงเวลา (รายวัน)

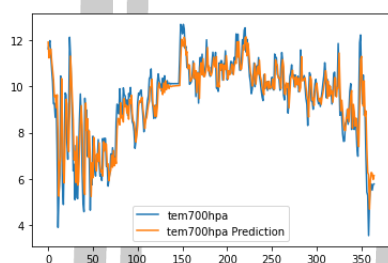
4.2.1 ตัวแบบการพยากรณ์เทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธี ARIMA

กำหนดตัวแบบ พิจารณาค่า AIC ที่น้อยที่สุด นำไปใช้ในการกำหนดตัวแบบ ARIMA(p,d,q) ที่คิดว่าเหมาะสมกับอนุกรมเวลา ได้ตัวแบบที่เหมาะสม ดังตาราง 17 และประสิทธิภาพในการพยากรณ์มีความแม่นยำสูงมาก จากความสามารถวัดประสิทธิภาพในการพยากรณ์ ได้แก่ ค่า RMSE และ MAPE และแสดงค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิรายวัน ระดับ 700 hPa ปี 2021 ดังภาพที่ 21

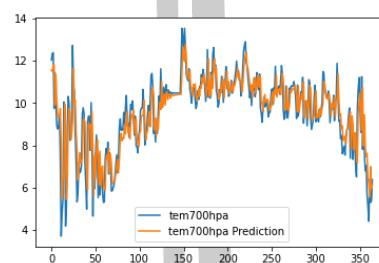
ตาราง 17 ผลการวิเคราะห์ตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธี ARIMA อุณหภูมิรายวัน ระดับ 700 hPa

ละติจูด	ลองจิจูด	Model	AIC	RMSE	MAPE
18	102	ARIMA(2,0,2)	4457.500	0.8841	0.0762
18	104	ARIMA(3,0,2)	5007.551	1.0109	0.0887
17	102	ARIMA(2,0,3)	4398.264	0.8114	0.0675
17	103	ARIMA(2,1,1)	4605.631	0.8417	0.0710
17	104	ARIMA(2,0,2)	4555.812	0.8611	0.0720
16	102	ARIMA(2,0,1)	4234.087	0.7241	0.0602
16	103	ARIMA(2,0,1)	4514.049	0.7948	0.0681
16	104	ARIMA(3,0,2)	4622.280	0.8198	0.0669

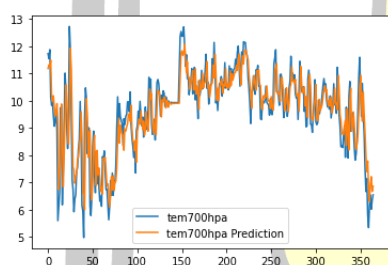
ละติจูด	ลองจิจูด	Model	AIC	RMSE	MAPE
16	105	ARIMA(2,1,2)	4622.824	0.8244	0.0669
15	102	ARIMA(2,0,1)	4319.477	0.7713	0.0622
15	103	ARIMA(2,0,1)	4469.072	0.8222	0.0670
15	104	ARIMA(2,0,1)	4532.132	0.8250	0.0674
15	105	ARIMA(1,1,2)	4562.792	0.8469	0.0689



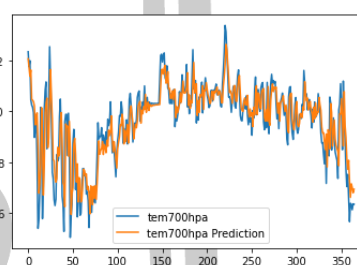
(a) อำเภอปากชม จังหวัดเลย



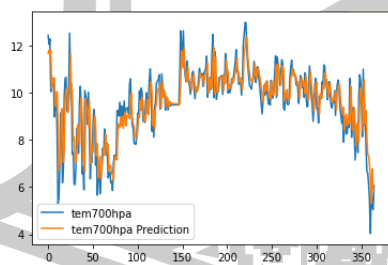
(b) อำเภอบึงโขงหลง จังหวัดบึงกาฬ



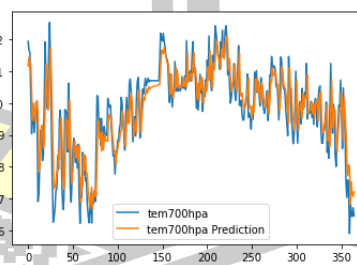
(c) อำเภอผาขาว จังหวัดเลย



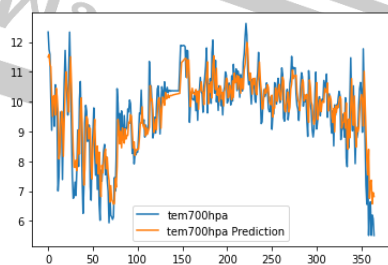
(d) อำเภอโนนสะอาด จังหวัดอุดรธานี



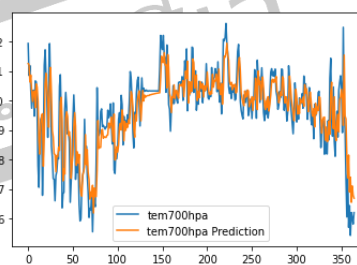
(e) อำเภอเมือง จังหวัดสกลนคร



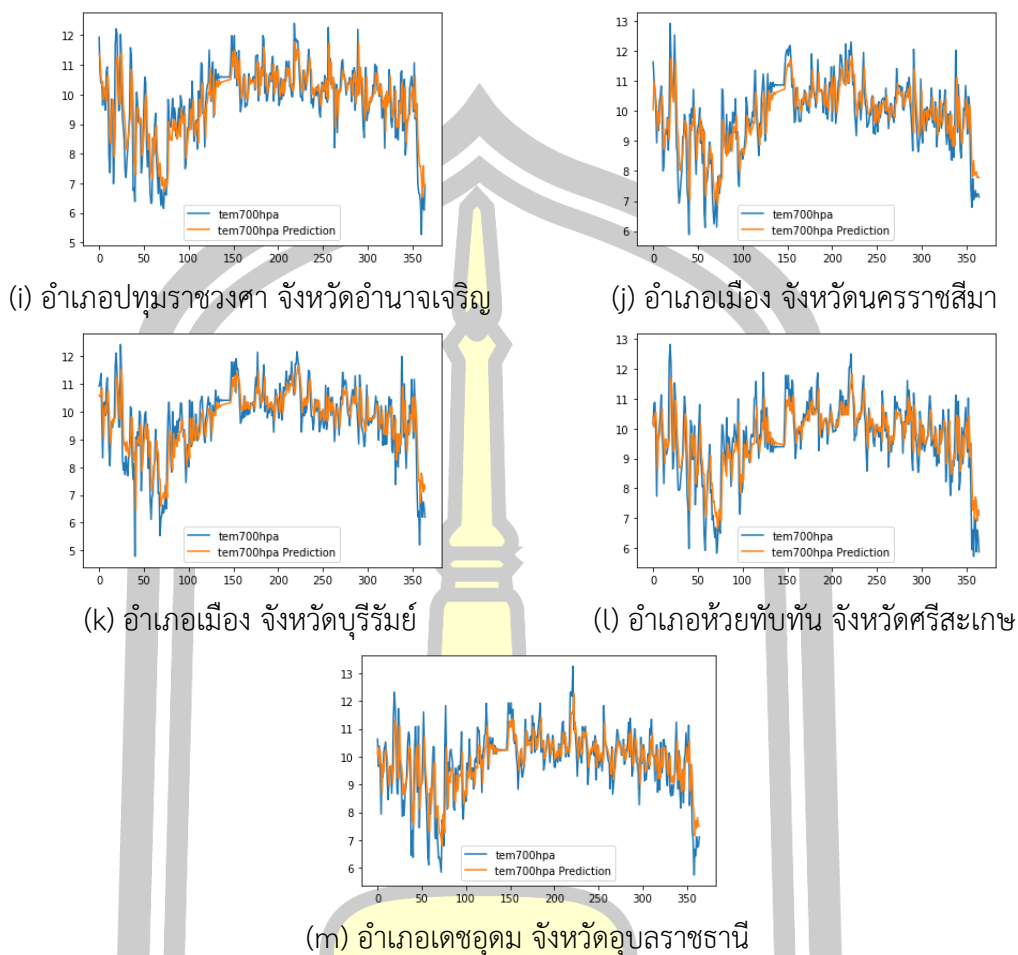
(f) อำเภอเมือง จังหวัดชัยภูมิ



(g) อำเภอบรบือ จังหวัดมหาสารคาม



(h) อำเภอเสลภูมิ จังหวัดร้อยเอ็ด



ภาพที่ 21 ค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิรายวัน ระดับ 700 hPa ปี 2021 วิธี ARIMA

* แนวตั้ง : อุณหภูมิ ระดับ 700 hPa (องศาเซลเซียส) แนวนอน : ช่วงเวลา (รายวัน)

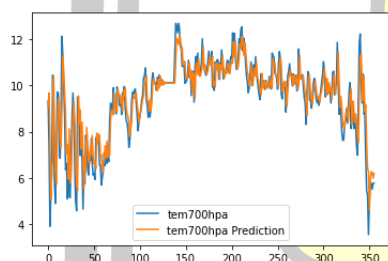
4.2.2 ตัวแบบการพยากรณ์เทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธี LSTM

การกำหนดตัวแบบ LSTM ได้แก่ Batches Size เท่ากับ 10, Epochs เท่ากับ 100, Dropout value เท่ากับ 0.2, time step เท่ากับ 10, verbose เท่ากับ 1, loss คือ mean squared error, optimizer คือ Adam สามารถวัดประสิทธิภาพในการพยากรณ์ ได้แก่ ค่า RMSE และ MAPE ให้ค่า ดังตาราง 18 ถือว่าให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์มีความแม่นยำสูงมาก และแสดงค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิรายวัน ระดับ 700 hPa ปี 2021 ดังภาพที่ 22

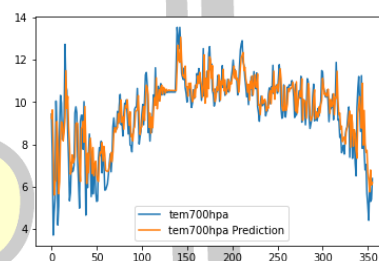
ตาราง 18 ผลการวิเคราะห์ตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธี LSTM อุณหภูมิรายวัน ระดับ 700 hPa

ละติจูด	ลองจิจูด	RMSE	MAPE
18	102	0.9001	0.0739
18	104	1.0098	0.0823

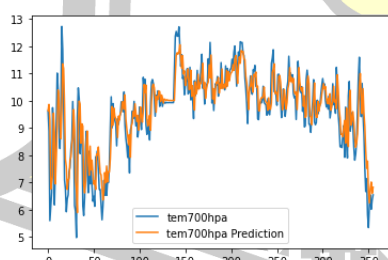
ละติจูด	ลองจิจูด	RMSE	MAPE
17	102	0.8312	0.0664
17	103	0.8524	0.0688
17	104	0.8671	0.0694
16	102	0.7342	0.0580
16	103	0.7871	0.0646
16	104	0.8253	0.0638
16	105	0.8343	0.0655
15	102	0.7731	0.0603
15	103	0.8166	0.0649
15	104	0.8347	0.0659
15	105	0.8527	0.0679



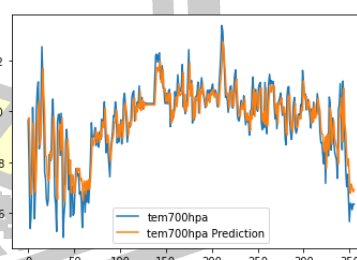
(a) อำเภอปากชม จังหวัดเลย



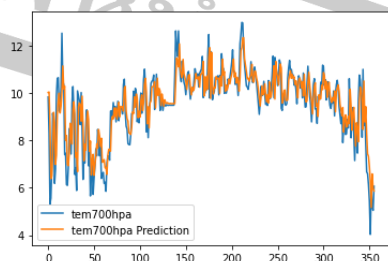
(b) อำเภอบึงโขงหลง จังหวัดบึงกาฬ



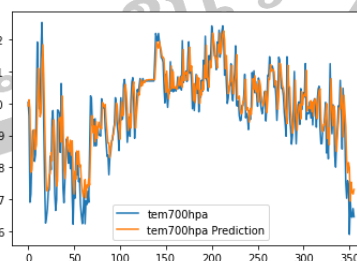
(c) อำเภอผาขาว จังหวัดเลย



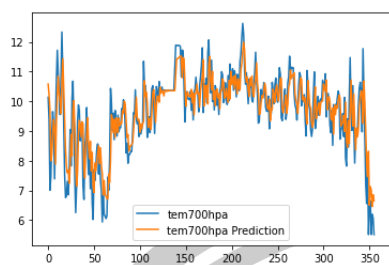
(d) อำเภอโนนสะอาด จังหวัดอุดรธานี



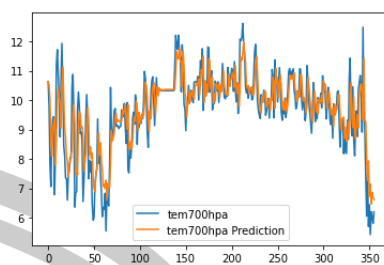
(e) อำเภอเมือง จังหวัดสกลนคร



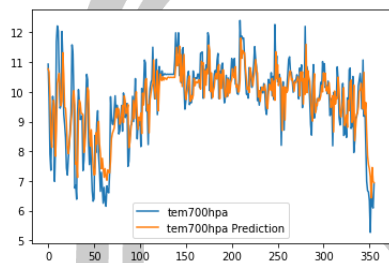
(f) อำเภอเมือง จังหวัดชัยภูมิ



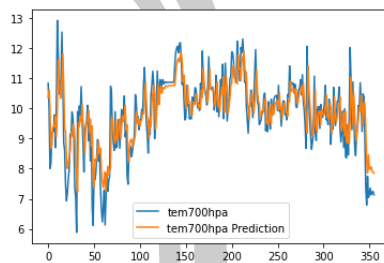
(g) อำเภอบรบือ จังหวัดมหาสารคาม



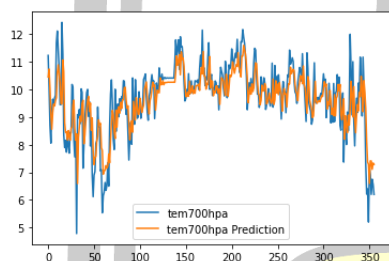
(h) อำเภอเสลภูมิ จังหวัดร้อยเอ็ด



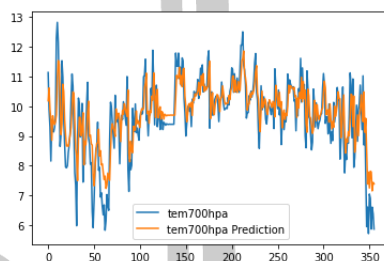
(i) อำเภอปทุมราชวงศา จังหวัดอำนาจเจริญ



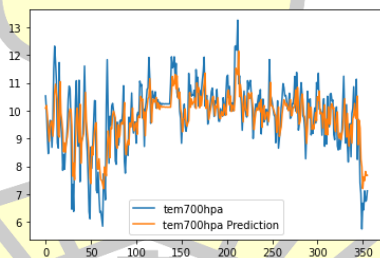
(j) อำเภอเมือง จังหวัดนครราชสีมา



(k) อำเภอเมือง จังหวัดบุรีรัมย์



(l) อำเภอห้วยทับทัน จังหวัดศรีสะเกษ



(m) อำเภอเดชอุดม จังหวัดอุบลราชธานี

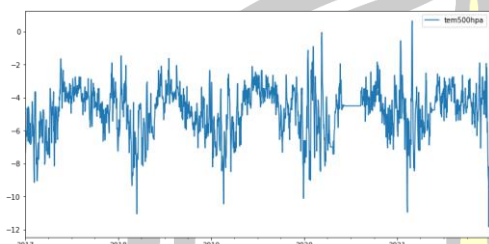
ภาพที่ 22 ค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิรายวัน ระดับ 700 hPa ปี 2021 วิธี LSTM

* แนวตั้ง : อุณหภูมิ ระดับ 700 hPa (องศาเซลเซียส) แนวนอน : ช่วงเวลา (รายวัน)

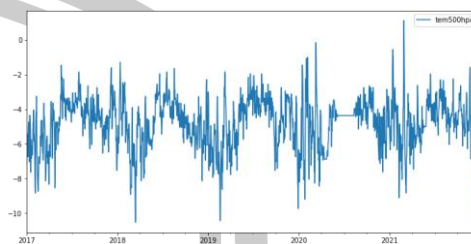
พหุบัณฑิต

4.3 การสร้างตัวแบบการพยากรณ์อุณหภูมิ ระดับ 500 hPa

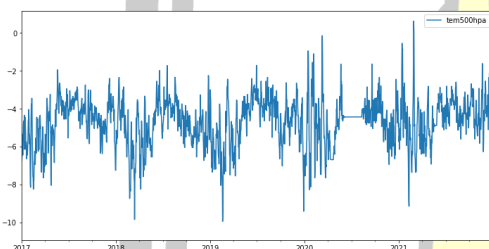
จากภาพที่ 23 ในช่วงเวลาเดือนมกราคม ค.ศ.2017 ถึงเดือนธันวาคม ค.ศ.2021 กราฟของอนุกรมเวลาที่มีการเปลี่ยนแปลงค่าในลักษณะคล้ายคลึงกันเป็นช่วง ๆ แต่ละช่วงมีขนาดไม่แตกต่างกันมาก ซึ่งแต่ละช่วงนานไม่เกิน 1 ปี



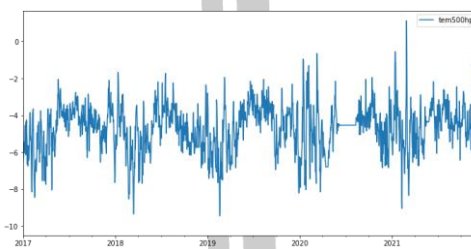
(a) อำเภอปากชม จังหวัดเลย



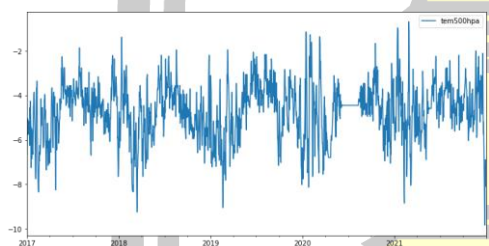
(b) อำเภอบึงโขงหลง จังหวัดบึงกาฬ



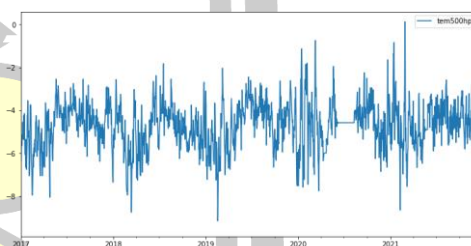
(c) อำเภอผาขาว จังหวัดเลย



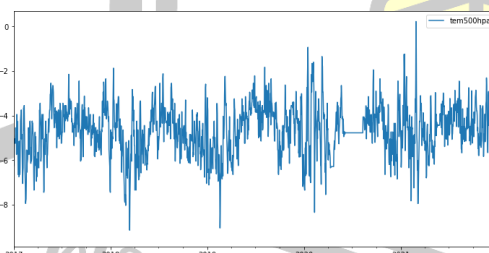
(d) อำเภอโนนสะอาด จังหวัดอุดรธานี



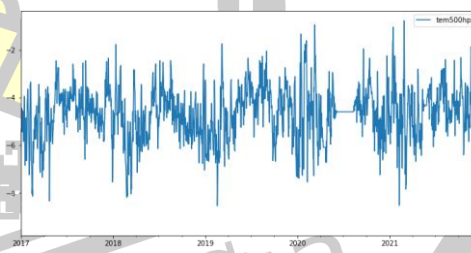
(e) อำเภอเมือง จังหวัดสกลนคร



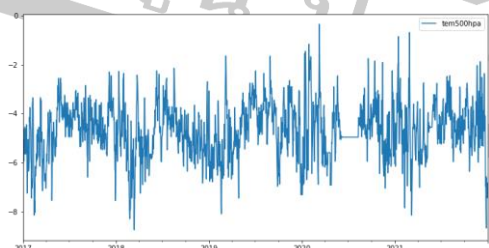
(f) อำเภอเมือง จังหวัดชัยภูมิ



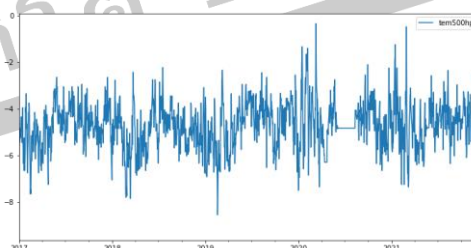
(g) อำเภوبرาหาร จังหวัดมหาสารคาม



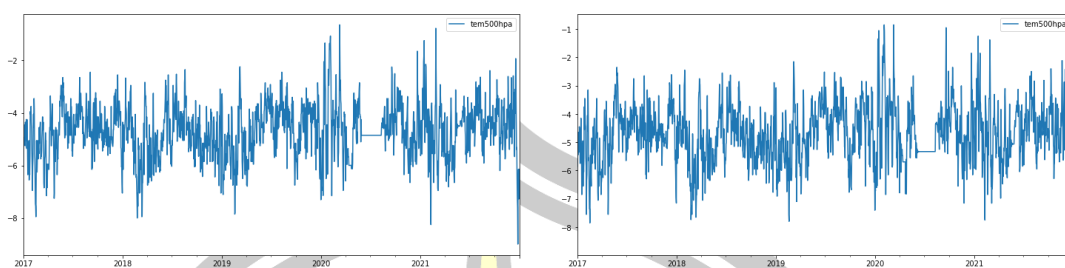
(h) อำเภอเสลภูมิ จังหวัดร้อยเอ็ด



(i) อำเภอปทุมราชวงศา จังหวัดอำนาจเจริญ

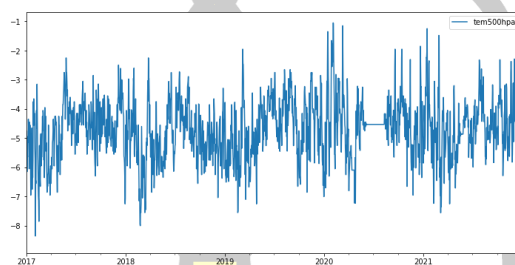


(j) อำเภอเมือง จังหวัดนครราชสีมา



(k) อำเภอเมือง จังหวัดบุรีรัมย์

(l) อำเภอห้วยทับทัน จังหวัดศรีสะเกษ



(m) อำเภอเดชอุดม จังหวัดอุบลราชธานี

ภาพที่ 23 กราฟอนุกรมรายวัน ระดับ 500 hPa ปี 2017-2021

* แนวตั้ง : อนุกรม ระดับ 500 hPa (องศาเซลเซียส) แนวนอน : ช่วงเวลา (รายวัน)

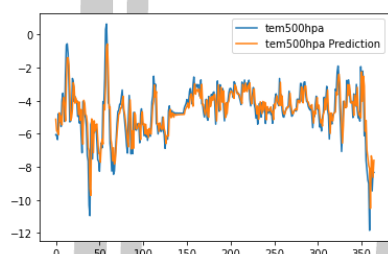
4.3.1 ตัวแบบการพยากรณ์เทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธี ARIMA

กำหนดตัวแบบ พิจารณาค่า AIC ที่น้อยที่สุด นำไปใช้ในการกำหนดตัวแบบ ARIMA(p,d,q) ที่คิดว่าเหมาะสมกับอนุกรมเวลา ได้ตัวแบบที่เหมาะสม ดังตาราง 19 และประสิทธิภาพในการพยากรณ์มีความแม่นยำสูงมาก จากความสามารถวัดประสิทธิภาพในการพยากรณ์ ได้แก่ ค่า RMSE และ MAPE และแสดงค่าพยากรณ์และค่าจริงของอนุกรมรายวัน ระดับ 500 hPa ปี 2021 ดังภาพที่ 24

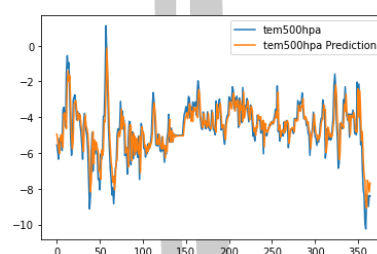
ตาราง 19 ผลการวิเคราะห์ตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธี ARIMA อนุกรมรายวัน ระดับ 500 hPa

ละติจูด	ลองจิจูด	Model	AIC	RMSE	MAPE
18	102	ARIMA(3,0,1)	4415.085	0.9470	0.1987
18	104	ARIMA(3,0,1)	4492.090	0.8945	0.1757
17	102	ARIMA(2,0,1)	4146.864	0.8338	0.1629
17	103	ARIMA(3,0,3)	4129.341	0.8428	0.1709
17	104	ARIMA(3,0,1)	4096.214	0.7929	0.1592
16	102	ARIMA(3,1,1)	3812.910	0.8072	0.2220
16	103	ARIMA(1,0,0)	4173.998	0.8454	0.1850
16	104	ARIMA(1,0,0)	4312.066	0.8675	0.1632

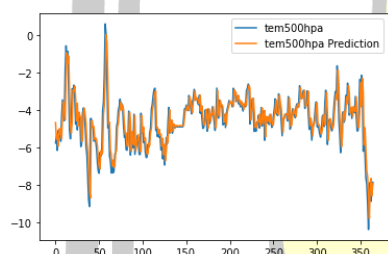
ละติจูด	ลองจิจูด	Model	AIC	RMSE	MAPE
16	105	ARIMA(3,0,2)	4093.084	0.7963	0.1601
15	102	ARIMA(3,1,1)	3768.494	0.7861	0.1554
15	103	ARIMA(2,1,1)	3959.315	0.7975	0.1523
15	104	ARIMA(3,0,2)	3925.250	0.7755	0.1453
15	105	ARIMA(1,1,2)	3896.297	0.7590	0.1363



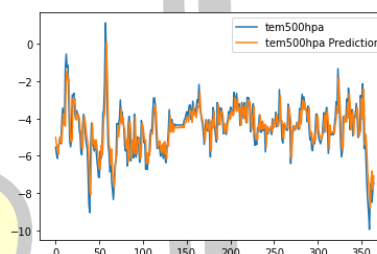
(a) อำเภอปากชม จังหวัดเลย



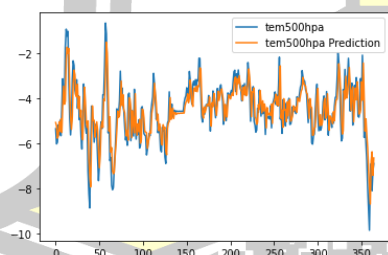
(b) อำเภอบึงโขงหลง จังหวัดบึงกาฬ



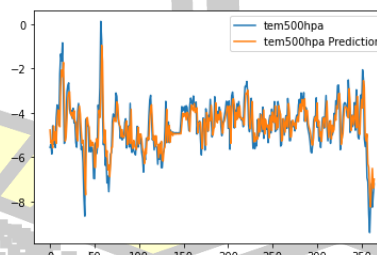
(c) อำเภอผาขาว จังหวัดเลย



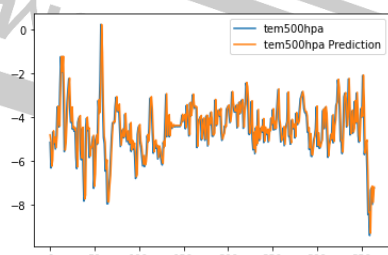
(d) อำเภอโนนสะอาด จังหวัดอุดรธานี



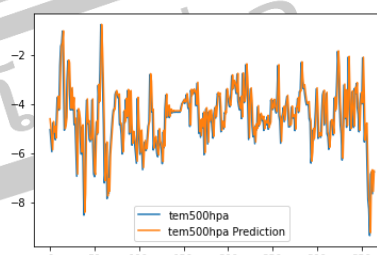
(e) อำเภอเมือง จังหวัดสกลนคร



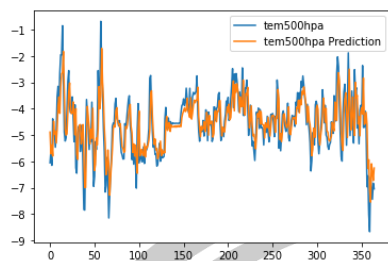
(f) อำเภอเมือง จังหวัดชัยภูมิ



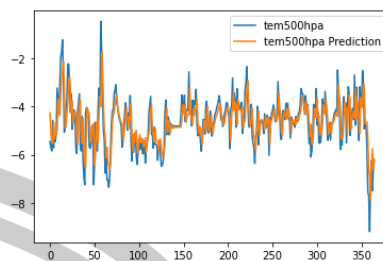
(g) อำเภอบรบือ จังหวัดมหาสารคาม



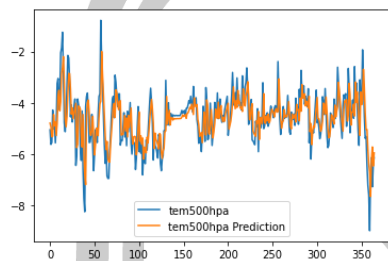
(h) อำเภอเสลภูมิ จังหวัดร้อยเอ็ด



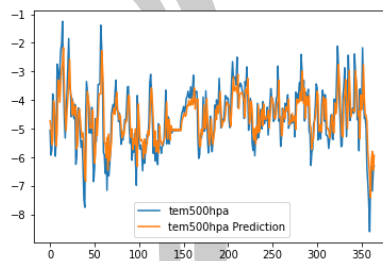
(i) อำเภอปทุมราชวงศา จังหวัดอำนาจเจริญ



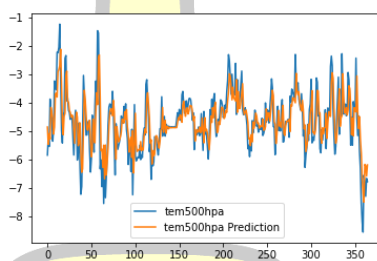
(j) อำเภอเมือง จังหวัดนครราชสีมา



(k) อำเภอเมือง จังหวัดบุรีรัมย์



(l) อำเภอห้วยทับทัน จังหวัดศรีสะเกษ



(m) อำเภอเดชอุดม จังหวัดอุบลราชธานี

ภาพที่ 24 ค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิรายวัน ระดับ 500 hPa ปี 2021 วิธี ARIMA

* แนวตั้ง : อุณหภูมิ ระดับ 500 hPa (องศาเซลเซียส) แนวนอน : ช่วงเวลา (รายวัน)

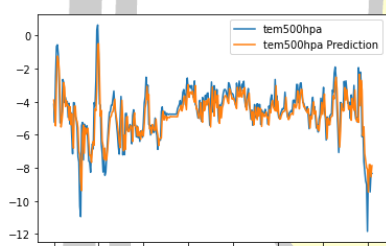
4.3.2 ตัวแบบการพยากรณ์เทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธี LSTM

การกำหนดตัวแบบ LSTM ได้แก่ Batches Size เท่ากับ 10, Epochs เท่ากับ 100, Dropout value เท่ากับ 0.2, time step เท่ากับ 10, verbose เท่ากับ 1, loss คือ mean squared error, optimizer คือ Adam สามารถวัดประสิทธิภาพในการพยากรณ์ ได้แก่ ค่า RMSE และ MAPE ให้ค่าดังตาราง 20 ถือว่าให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์มีความแม่นยำสูงมาก และแสดงค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิรายวัน ระดับ 500 hPa ปี 2021 ดังภาพที่ 25

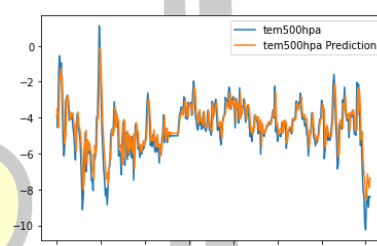
ตาราง 20 ผลการวิเคราะห์ตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธี LSTM อุณหภูมิรายวัน ระดับ 500 hPa

ละติจูด	ลองจิจูด	RMSE	MAPE
18	102	0.9473	0.1558
18	104	0.9099	0.1694

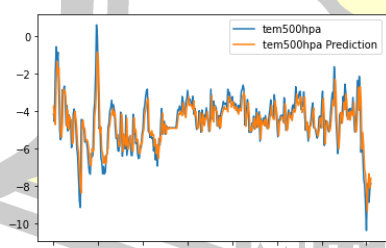
ละติจูด	ลองจิจูด	RMSE	MAPE
17	102	0.8172	0.1411
17	103	0.8381	0.1616
17	104	0.8148	0.1419
16	102	0.8070	0.1403
16	103	0.8055	0.1411
16	104	0.8171	0.1408
16	105	0.7945	0.1384
15	102	0.7890	0.1368
15	103	0.8116	0.1411
15	104	0.7766	0.1403
15	105	0.7519	0.1256



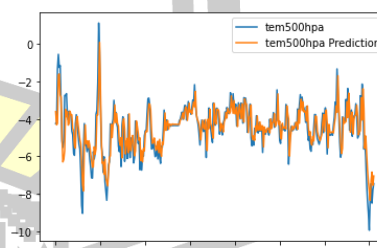
(a) อำเภอปากชม จังหวัดเลย



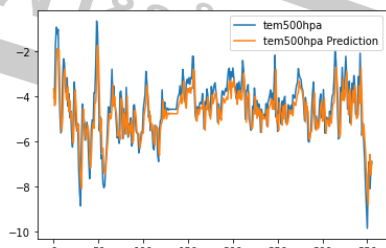
(b) อำเภอบึงโขงหลง จังหวัดบึงกาฬ



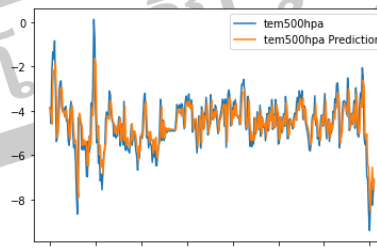
(c) อำเภอผาขาว จังหวัดเลย



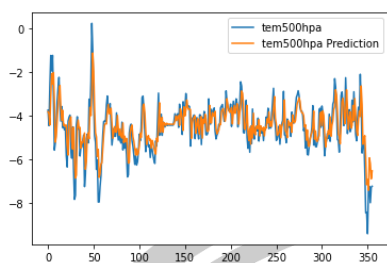
(d) อำเภอโนนสะอาด จังหวัดอุดรธานี



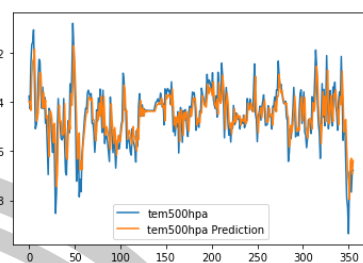
(e) อำเภอเมือง จังหวัดสกลนคร



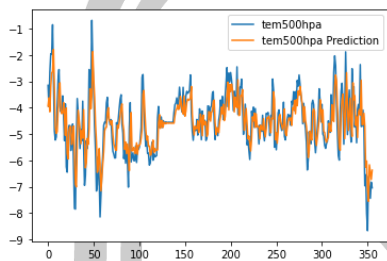
(f) อำเภอเมือง จังหวัดชัยภูมิ



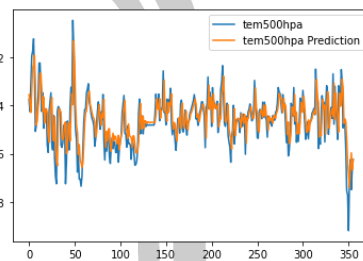
(g) อำเภอบรบือ จังหวัดมหาสารคาม



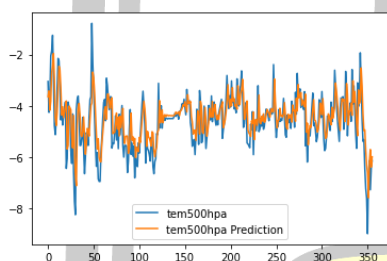
(h) อำเภอเสลภูมิ จังหวัดร้อยเอ็ด



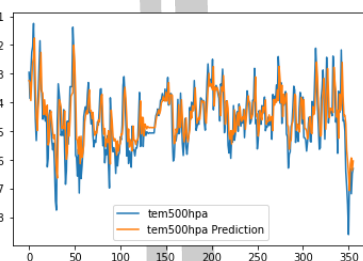
(i) อำเภอปทุมราชวงศา จังหวัดอำนาจเจริญ



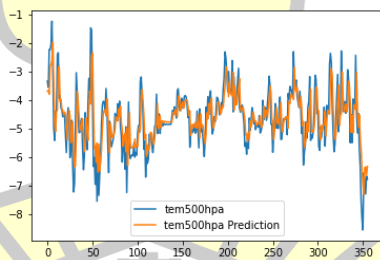
(j) อำเภอเมือง จังหวัดนครราชสีมา



(k) อำเภอเมือง จังหวัดบุรีรัมย์



(l) อำเภอห้วยทับทัน จังหวัดศรีสะเกษ



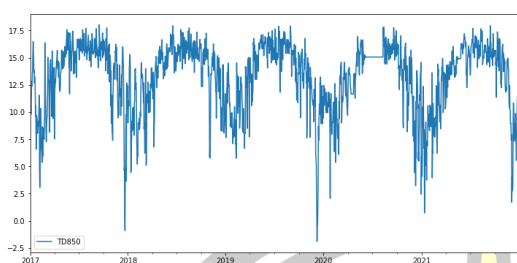
(m) อำเภอเดชอุดม จังหวัดอุบลราชธานี

ภาพที่ 25 ค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิรายวัน ระดับ 500 hPa ปี 2021 วิธี LSTM

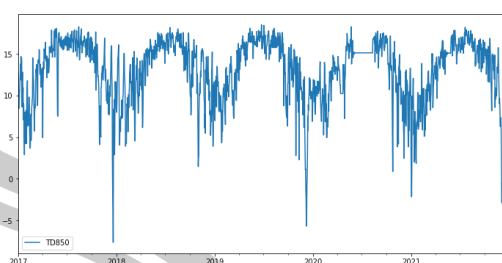
* แนวตั้ง : อุณหภูมิ ระดับ 500 hPa (องศาเซลเซียส) แนวนอน : ช่วงเวลา (รายวัน)

4.4 การสร้างตัวแบบการพยากรณ์อุณหภูมิจุดน้ำค้าง ระดับ 850 hPa

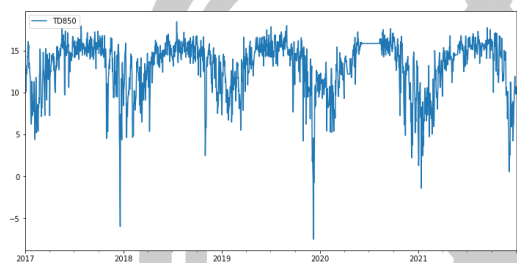
จากภาพที่ 26 ในช่วงเวลาเดือนมกราคม ค.ศ.2017 ถึงเดือนธันวาคม ค.ศ.2021 กราฟของอุณหภูมิมีการเปลี่ยนแปลงค่าในลักษณะคล้ายคลึงกันเป็นช่วง ๆ แต่ละช่วงมีขนาดไม่แตกต่างกันมาก ซึ่งแต่ละช่วงนานไม่เกิน 1 ปี



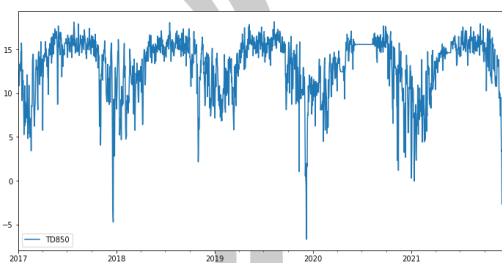
(a) อำเภอปากชม จังหวัดเลย



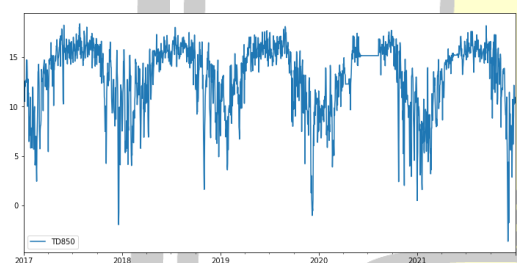
(b) อำเภอบึงโขงหลง จังหวัดบึงกาฬ



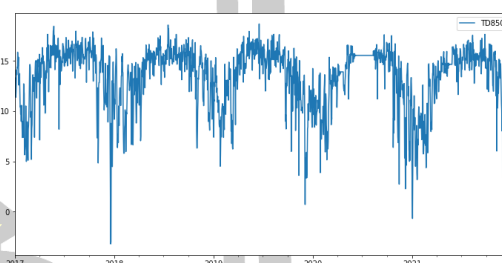
(c) อำเภอผาขาว จังหวัดเลย



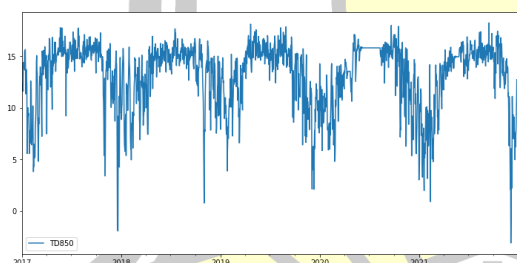
(d) อำเภอโนนสะอาด จังหวัดอุดรธานี



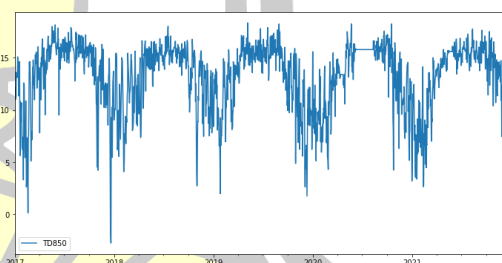
(e) อำเภอเมือง จังหวัดสกลนคร



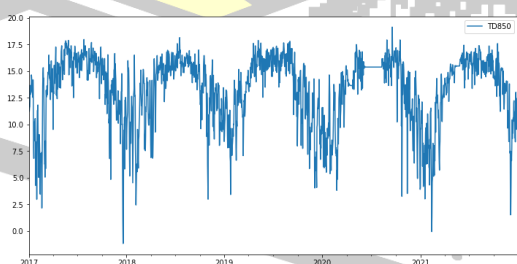
(f) อำเภอเมือง จังหวัดชัยภูมิ



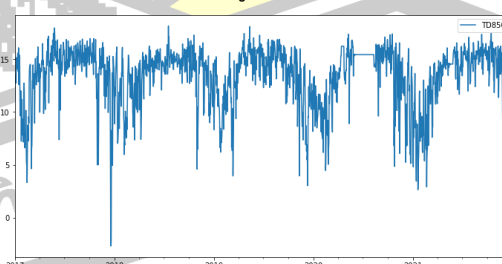
(g) อำเภอบรบือ จังหวัดมหาสารคาม



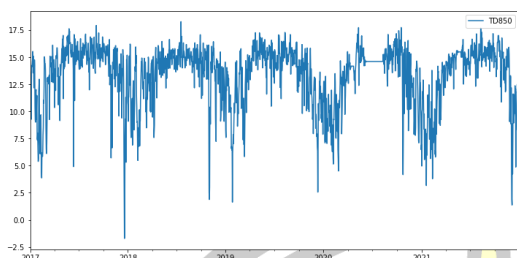
(h) อำเภอเสลภูมิ จังหวัดร้อยเอ็ด



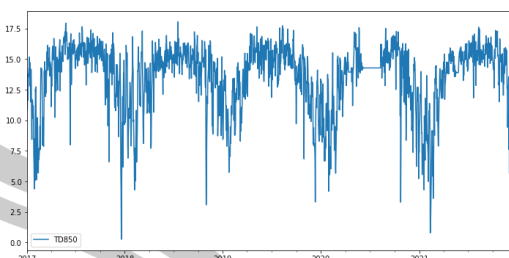
(i) อำเภอปทุมราชวงศา จังหวัดอำนาจเจริญ



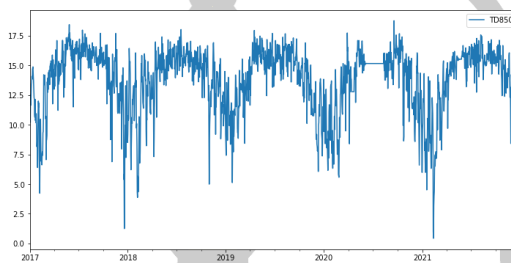
(j) อำเภอเมือง จังหวัดนครราชสีมา



(k) อำเภอเมือง จังหวัดบุรีรัมย์



(l) อำเภอห้วยทับทัน จังหวัดศรีสะเกษ



(m) อำเภอเดชอุดม จังหวัดอุบลราชธานี

ภาพที่ 26 กราฟอนุกรมภูมิอุตุนิยมวิทยา รายวัน ระดับ 850 hPa ปี 2017-2021

* แนวตั้ง : อนุกรมภูมิอุตุนิยมวิทยา ระดับ 850 hPa (องศาเซลเซียส) แนวนอน : ช่วงเวลา (รายวัน)

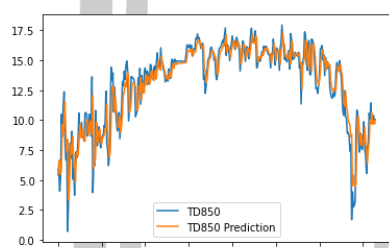
4.4.1 ตัวแบบการพยากรณ์เทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธี ARIMA

กำหนดตัวแบบ พิจารณาค่า AIC ที่น้อยที่สุด นำไปใช้ในการกำหนดตัวแบบ ARIMA(p,d,q) ที่คิดว่าเหมาะสมกับอนุกรมเวลา ได้ตัวแบบที่เหมาะสม ดังตาราง 21 และประสิทธิภาพในการพยากรณ์มีความแม่นยำสูงมาก จากความสามารถวัดประสิทธิภาพในการพยากรณ์ ได้แก่ ค่า RMSE และ MAPE และแสดงค่าพยากรณ์และค่าจริงของอนุกรมภูมิอุตุนิยมวิทยา รายวัน ระดับ 850 hPa ปี 2021 ดังภาพที่ 27

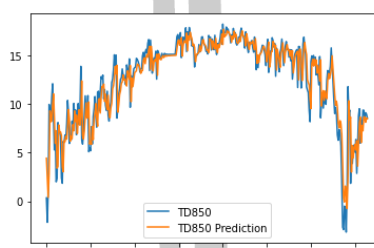
ตาราง 21 ผลการวิเคราะห์ตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธี ARIMA อนุกรมภูมิอุตุนิยมวิทยา รายวัน ระดับ 850 hPa

ละติจูด	ลองจิจูด	Model	AIC	RMSE	MAPE
18	102	ARIMA(3,0,1)	6720.557	1.4390	0.1328
18	104	ARIMA(2,0,1)	7350.452	1.7881	0.2061
17	102	ARIMA(2,0,2)	7120.232	1.6549	0.1784
17	103	ARIMA(2,0,1)	7251.710	1.7376	0.6962
17	104	ARIMA(2,0,1)	7114.506	1.7680	0.1849
16	102	ARIMA(2,0,1)	7119.657	1.5916	0.1955
16	103	ARIMA(2,0,1)	7068.375	1.6453	0.1542

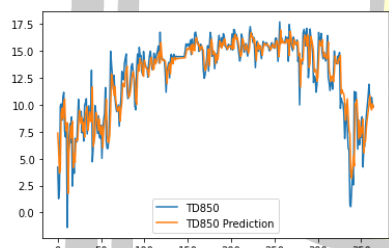
ละติจูด	ลองจิจูด	Model	AIC	RMSE	MAPE
16	104	ARIMA(2,0,1)	7104.060	1.6488	0.1910
16	105	ARIMA(3,0,2)	6902.531	1.4385	0.3108
15	102	ARIMA(2,0,1)	7122.886	1.6681	0.1502
15	103	ARIMA(3,0,2)	6997.778	1.5735	0.1224
15	104	ARIMA(2,0,1)	6780.174	1.4364	0.1266
15	105	ARIMA(3,0,1)	6477.204	1.4183	0.1298



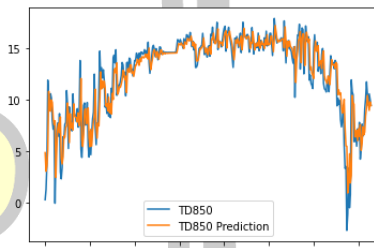
(a) อำเภอปากชม จังหวัดเลย



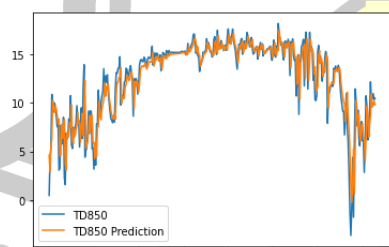
(b) อำเภอบึงโขงหลง จังหวัดบึงกาฬ



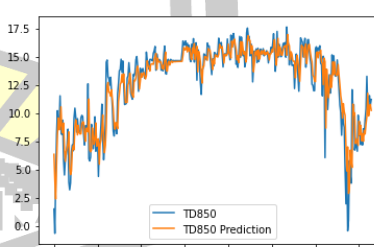
(c) อำเภอผาขาว จังหวัดเลย



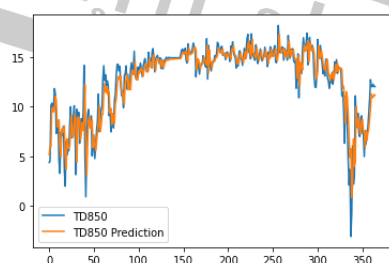
(d) อำเภอโนนสะอาด จังหวัดอุดรธานี



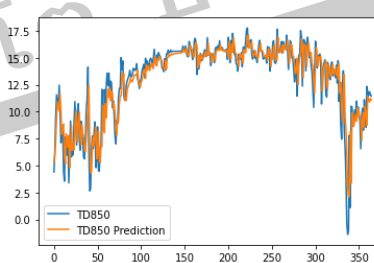
(e) อำเภอเมือง จังหวัดสกลนคร



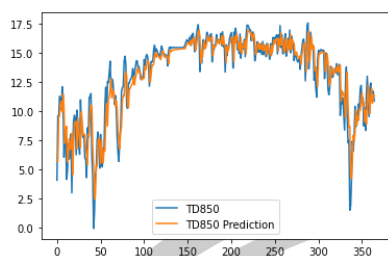
(f) อำเภอเมือง จังหวัดชัยภูมิ



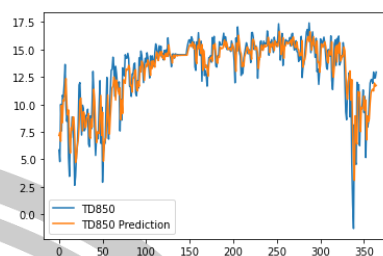
(g) อำเภอบรบือ จังหวัดมหาสารคาม



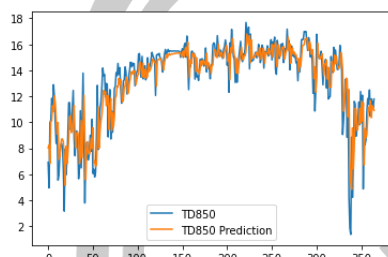
(h) อำเภอเสลภูมิ จังหวัดร้อยเอ็ด



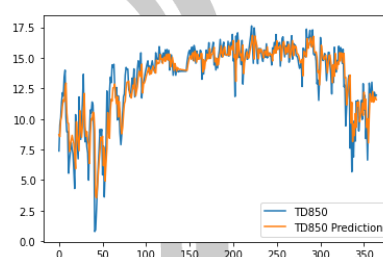
(i) อำเภอปทุมราชวงศา จังหวัดอำนาจเจริญ



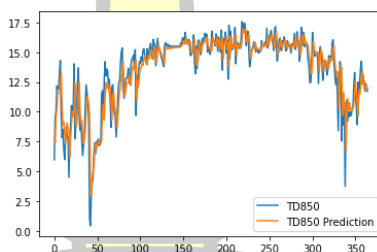
(j) อำเภอเมือง จังหวัดนครราชสีมา



(k) อำเภอเมือง จังหวัดบุรีรัมย์



(l) อำเภอห้วยทับทัน จังหวัดศรีสะเกษ



(m) อำเภอเดชอุดม จังหวัดอุบลราชธานี

ภาพที่ 27 ค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิจุดน้ำค้างรายวัน ระดับ 850 hPa ปี 2021 วิธี ARIMA

* แนวตั้ง : อุณหภูมิจุดน้ำค้าง ระดับ 850 hPa (องศาเซลเซียส) แนวนอน : ช่วงเวลา (รายวัน)

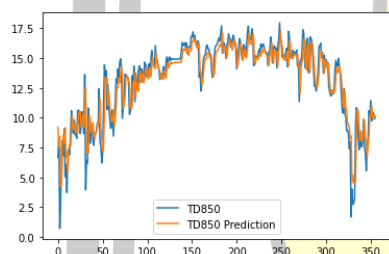
4.4.2 ตัวแบบการพยากรณ์เทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธี LSTM

การกำหนดตัวแบบ LSTM ได้แก่ Batches Size เท่ากับ 10, Epochs เท่ากับ 100, Dropout value เท่ากับ 0.2, time step เท่ากับ 10, verbose เท่ากับ 1, loss คือ mean squared error, optimizer คือ Adam สามารถวัดประสิทธิภาพในการพยากรณ์ ได้แก่ ค่า RMSE และ MAPE ให้ค่า ดังตาราง 22 ถือว่าให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์มีความแม่นยำสูงมาก และแสดงค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิจุดน้ำค้างรายวัน ระดับ 850 hPa ปี 2021 ดังภาพที่ 28

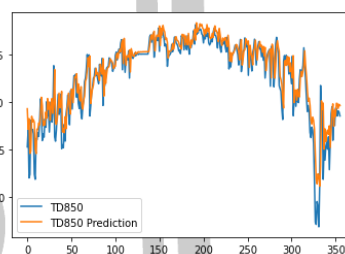
ตาราง 22 ผลการวิเคราะห์ตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธี LSTM อุณหภูมิจุดน้ำค้างรายวัน ระดับ 850 hPa

ละติจูด	ลองจิจูด	RMSE	MAPE
18	102	1.4189	0.0886
18	104	1.8326	0.1353

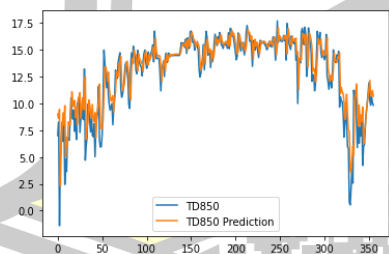
ละติจูด	ลองจิจูด	RMSE	MAPE
17	102	1.6846	0.1001
17	103	1.7059	0.1201
17	104	1.7772	0.2001
16	102	1.6941	0.1071
16	103	1.6390	0.1140
16	104	1.7631	0.1385
16	105	1.4573	0.0904
15	102	1.6472	0.1082
15	103	1.5991	0.1012
15	104	1.4611	0.0927
15	105	1.4356	0.0815



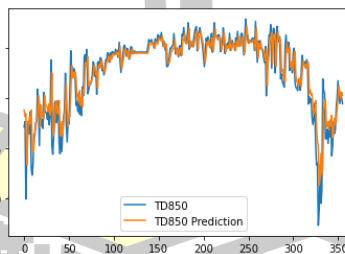
(a) อำเภอปากชม จังหวัดเลย



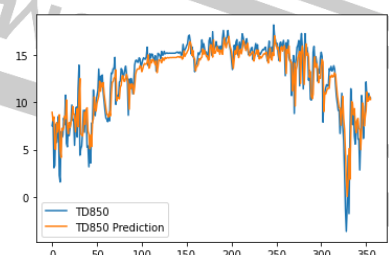
(b) อำเภอบึงโขงหลง จังหวัดบึงกาฬ



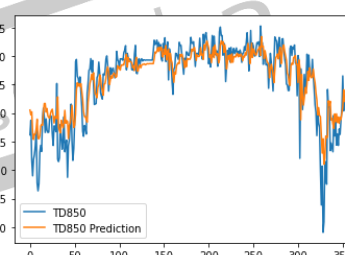
(c) อำเภอผาขาว จังหวัดเลย



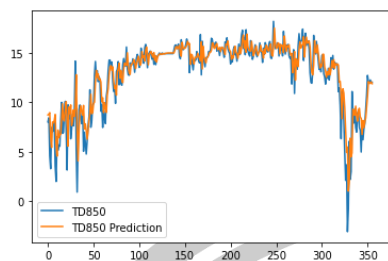
(d) อำเภอโนนสะอาด จังหวัดอุดรธานี



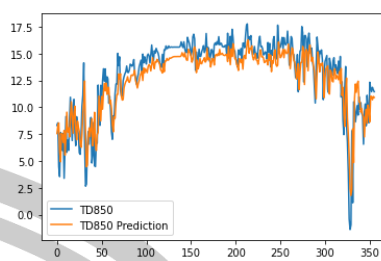
(e) อำเภอเมือง จังหวัดสกลนคร



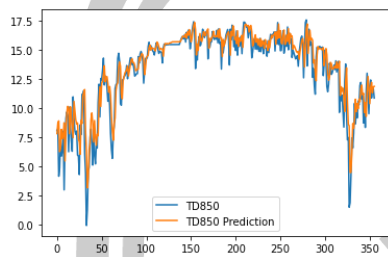
(f) อำเภอเมือง จังหวัดชัยภูมิ



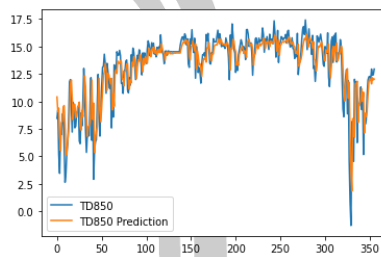
(g) อำเภอบรบือ จังหวัดมหาสารคาม



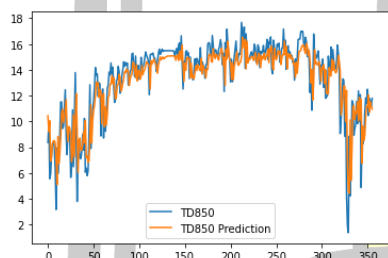
(h) อำเภอเสลภูมิ จังหวัดร้อยเอ็ด



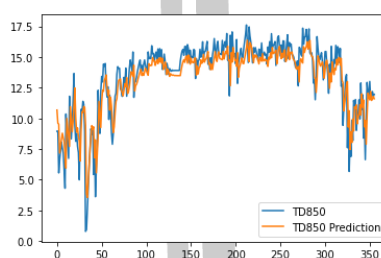
(i) อำเภอปทุมราชวงศา จังหวัดอำนาจเจริญ



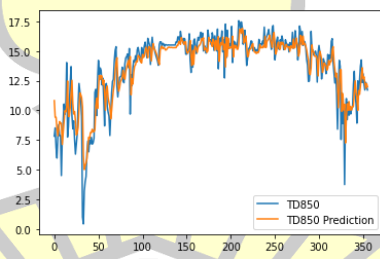
(j) อำเภอเมือง จังหวัดนครราชสีมา



(k) อำเภอเมือง จังหวัดบุรีรัมย์



(l) อำเภอห้วยทับทัน จังหวัดศรีสะเกษ



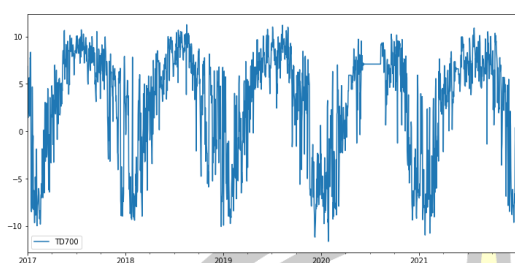
(m) อำเภอเดชอุดม จังหวัดอุบลราชธานี

ภาพที่ 28 ค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิจุดน้ำค้างรายวัน ระดับ 850 hPa ปี 2021 วิธี LSTM

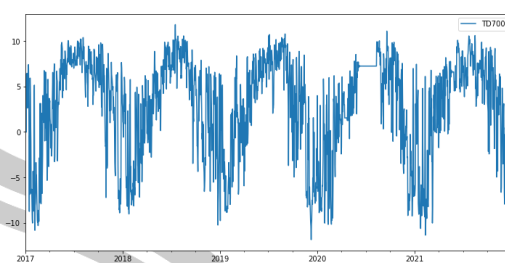
* แนวตั้ง : อุณหภูมิจุดน้ำค้าง ระดับ 850 hPa (องศาเซลเซียส) แนวนอน : ช่วงเวลา (รายวัน)

4.5 การสร้างตัวแบบการพยากรณ์อุณหภูมิจุดน้ำค้าง ระดับ 700 hPa

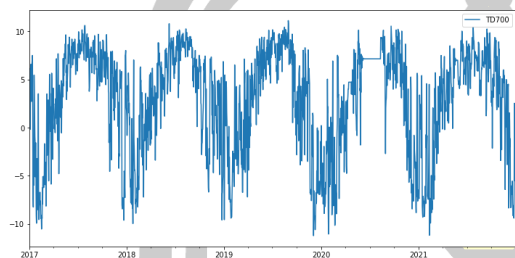
จากภาพที่ 29 ในช่วงเวลาเดือนมกราคม ค.ศ.2017 ถึงเดือนธันวาคม ค.ศ.2021 กราฟของอุณหภูมิเวลา มีการเปลี่ยนแปลงค่าในลักษณะคล้ายคลึงกันเป็นช่วง ๆ แต่ช่วงมีขนาดไม่แตกต่างกันมาก ซึ่งแต่ละช่วงนานไม่เกิน 1 ปี



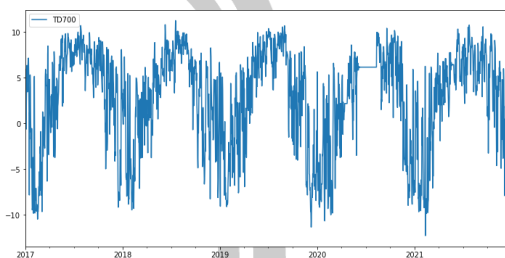
(a) อำเภอปากชม จังหวัดเลย



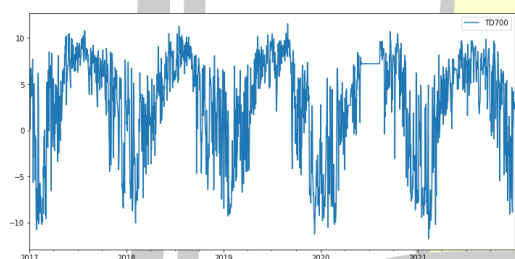
(b) อำเภอบึงโขงหลง จังหวัดบึงกาฬ



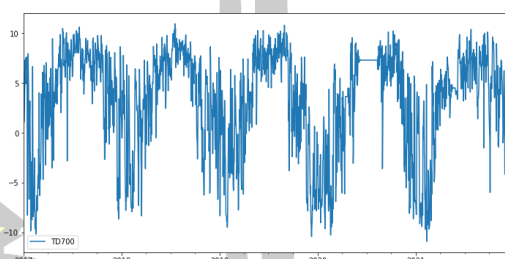
(c) อำเภอผาขาว จังหวัดเลย



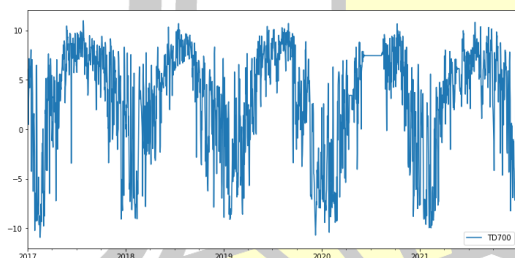
(d) อำเภอโนนสะอาด จังหวัดอุดรธานี



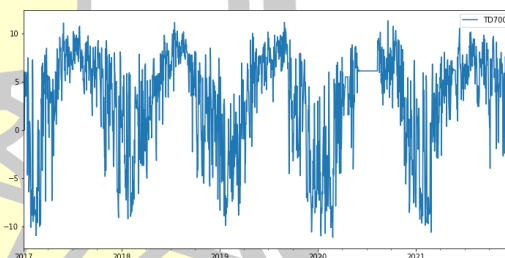
(e) อำเภอเมือง จังหวัดสกลนคร



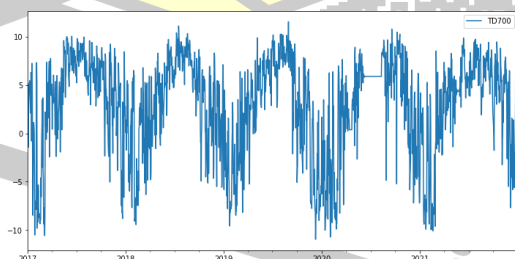
(f) อำเภอเมือง จังหวัดชัยภูมิ



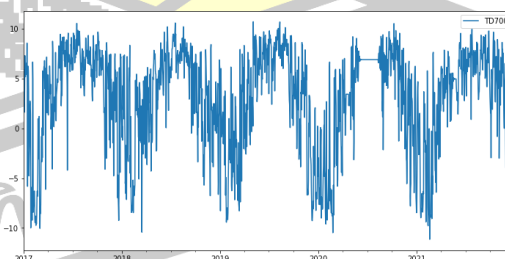
(g) อำเภอบรบือ จังหวัดมหาสารคาม



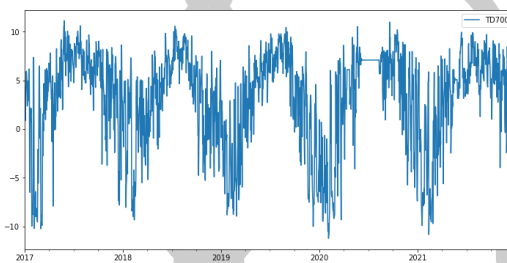
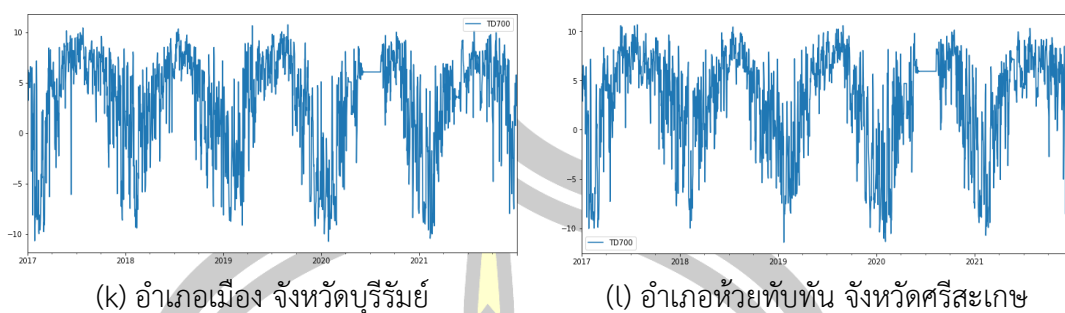
(h) อำเภอเสลภูมิ จังหวัดร้อยเอ็ด



(i) อำเภอปทุมราชวงศา จังหวัดอำนาจเจริญ



(j) อำเภอเมือง จังหวัดนครราชสีมา



ภาพที่ 29 กราฟอุณหภูมิจุดน้ำค้าง รายวัน ระดับ 700 hPa ปี 2017-2021

* แนวตั้ง : อุณหภูมิจุดน้ำค้าง ระดับ 700 hPa (องศาเซลเซียส) แนวนอน : ช่วงเวลา (รายวัน)

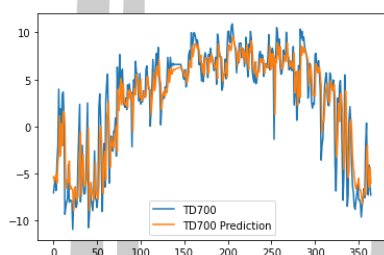
4.5.1 ตัวแบบการพยากรณ์เทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธี ARIMA

กำหนดตัวแบบ พิจารณาค่า AIC ที่น้อยที่สุด นำไปใช้ในการกำหนดตัวแบบ ARIMA(p,d,q) ที่คิดว่าเหมาะสมกับอนุกรมเวลา ได้ตัวแบบที่เหมาะสม ดังตาราง 23 และประสิทธิภาพในการพยากรณ์มีความแม่นยำสูงมาก จากความสามารถวัดประสิทธิภาพในการพยากรณ์ ได้แก่ ค่า RMSE และ MAPE และแสดงค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิจุดน้ำค้าง รายวัน ระดับ 700 hPa ปี 2021 ดังภาพที่ 30

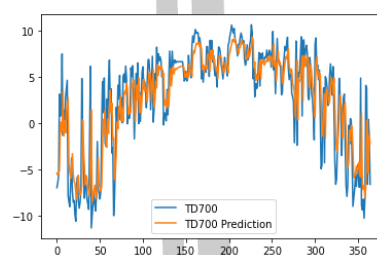
ตาราง 23 ผลการวิเคราะห์ตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธี ARIMA อุณหภูมิจุดน้ำค้าง รายวัน ระดับ 700 hPa

ละติจูด	ลองจิจูด	Model	AIC	RMSE	MAPE
18	102	ARIMA(2,0,2)	8713.799	2.5805	0.9174
18	104	ARIMA(2,0,1)	9094.027	3.0889	1.9328
17	102	ARIMA(3,0,1)	8818.815	2.6015	0.9624
17	103	ARIMA(2,0,1)	8925.068	2.8144	0.8861
17	104	ARIMA(3,0,1)	8962.677	2.9832	1.2366
16	102	ARIMA(2,0,1)	8848.161	2.6438	0.9608
16	103	ARIMA(2,0,1)	8993.589	2.7055	2.1220

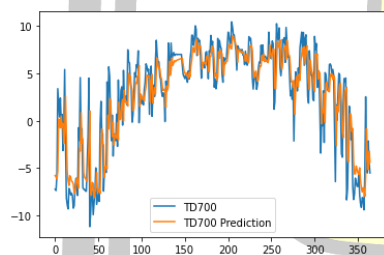
ละติจูด	ลองจิจูด	Model	AIC	RMSE	MAPE
16	104	ARIMA(2,0,1)	9086.415	2.7018	0.9861
16	105	ARIMA(2,0,1)	8951.856	2.5307	1.1243
15	102	ARIMA(2,0,1)	8965.088	2.6200	2.2973
15	103	ARIMA(2,0,1)	9009.352	2.7390	2.0866
15	104	ARIMA(2,0,1)	8948.455	2.6423	1.1050
15	105	ARIMA(2,0,1)	8845.621	2.7326	1.8671



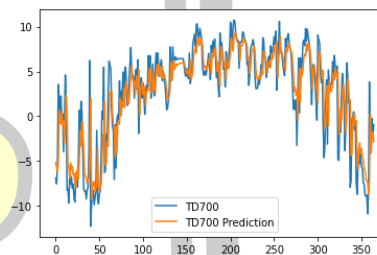
(a) อำเภอปากชม จังหวัดเลย



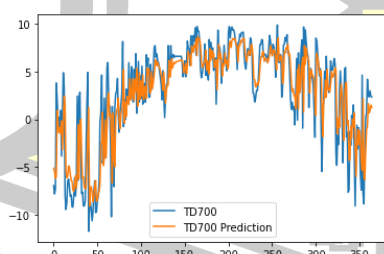
(b) อำเภอบึงโขงหลง จังหวัดบึงกาฬ



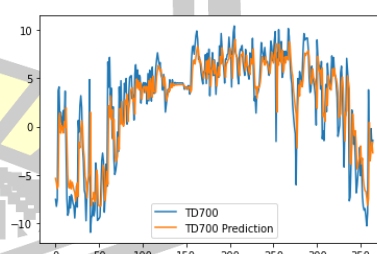
(c) อำเภอผาขาว จังหวัดเลย



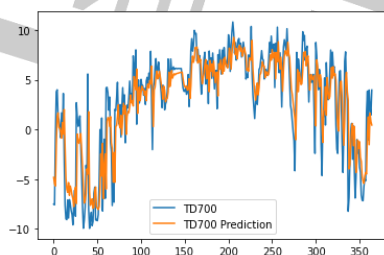
(d) อำเภอโนนสะอาด จังหวัดอุดรธานี



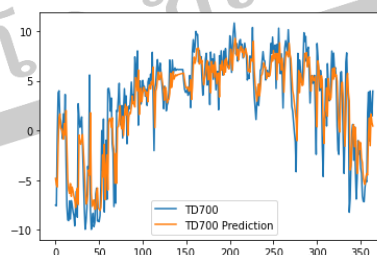
(e) อำเภอเมือง จังหวัดสกลนคร



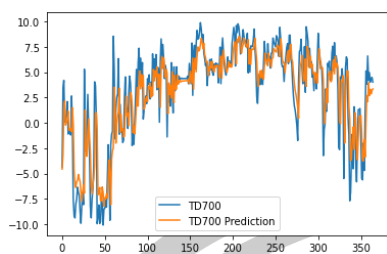
(f) อำเภอเมือง จังหวัดชัยภูมิ



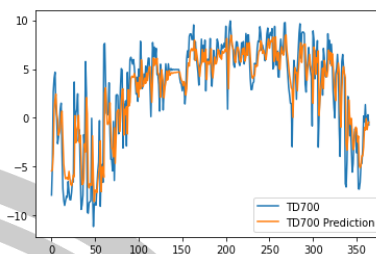
(g) อำเภอบรบือ จังหวัดมหาสารคาม



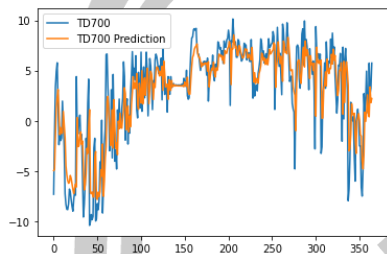
(h) อำเภอเสลภูมิ จังหวัดร้อยเอ็ด



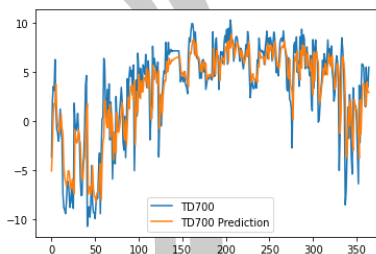
(i) อำเภอปทุมราชวงศา จังหวัดอำนาจเจริญ



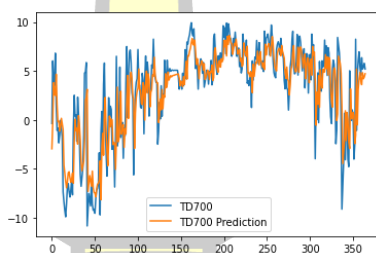
(j) อำเภอเมือง จังหวัดนครราชสีมา



(k) อำเภอเมือง จังหวัดบุรีรัมย์



(l) อำเภอห้วยทับทัน จังหวัดศรีสะเกษ



(m) อำเภอเดชอุดม จังหวัดอุบลราชธานี

ภาพที่ 30 ค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิจุดน้ำค้างรายวัน ระดับ 700 hPa ปี 2021 วิธี ARIMA

* แนวตั้ง : อุณหภูมิจุดน้ำค้าง ระดับ 700 hPa (องศาเซลเซียส) แนวนอน : ช่วงเวลา (รายวัน)

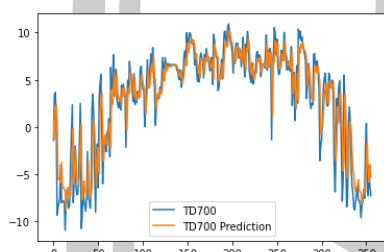
4.5.2 ตัวแบบการพยากรณ์เทคนิคการพยากรณ์ด้วยวิธี LSTM

การกำหนดตัวแบบ LSTM ได้แก่ Batches Size เท่ากับ 10, Epochs เท่ากับ 100, Dropout value เท่ากับ 0.2, time step เท่ากับ 10, verbose เท่ากับ 1, loss คือ mean squared error, optimizer คือ Adam สามารถวัดประสิทธิภาพในการพยากรณ์ ได้แก่ ค่า RMSE และ MAPE ให้ค่า ดังตาราง 24 ถือว่าให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์มีความแม่นยำสูงมาก และแสดงค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิจุดน้ำค้างรายวัน ระดับ 700 hPa ปี 2021 ดังภาพที่ 31

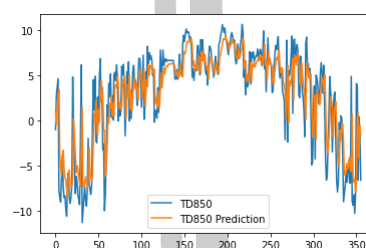
ตาราง 24 ผลการวิเคราะห์ตัวแบบการพยากรณ์ด้วยวิธี LSTM อุณหภูมิจุดน้ำค้างรายวัน ระดับ 700 hPa

ละติจูด	ลองจิจูด	RMSE	MAPE
18	102	2.6017	1.2884
18	104	3.0709	1.5026
17	102	2.5985	1.2260

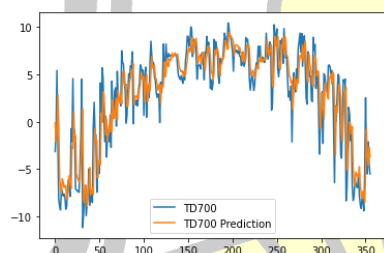
ละติจูด	ลองจิจูด	RMSE	MAPE
17	103	2.8327	1.4639
17	104	2.9824	3.0598
16	102	2.6477	0.9041
16	103	2.7895	1.0864
16	104	2.7340	1.8148
16	105	2.5354	1.7640
15	102	2.6505	1.5273
15	103	2.7722	1.3679
15	104	2.6581	1.0860
15	105	2.7858	0.9976



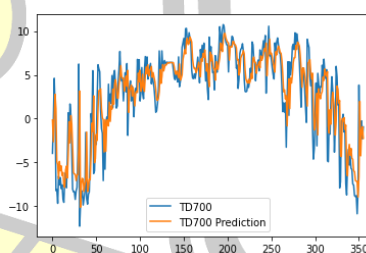
(a) อำเภอปากชม จังหวัดเลย



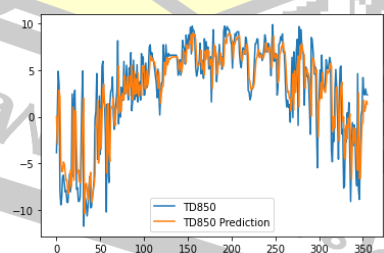
(b) อำเภอบึงโขงหลง จังหวัดบึงกาฬ



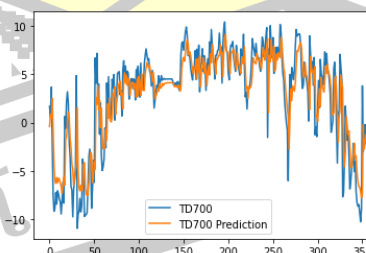
(c) อำเภอผาขาว จังหวัดเลย



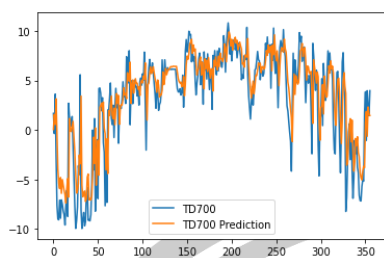
(d) อำเภอโนนสะอาด จังหวัดอุดรธานี



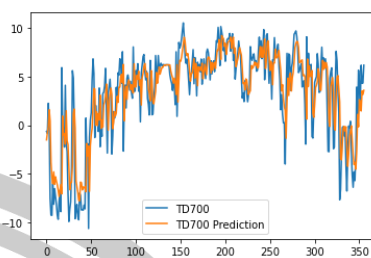
(e) อำเภอเมือง จังหวัดสกลนคร



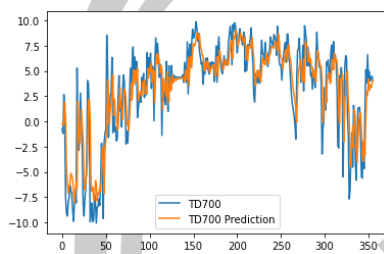
(f) อำเภอเมือง จังหวัดชัยภูมิ



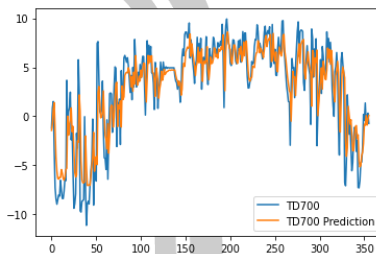
(g) อำเภอบรบือ จังหวัดมหาสารคาม



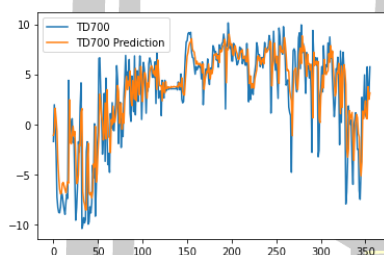
(h) อำเภอเสลภูมิ จังหวัดร้อยเอ็ด



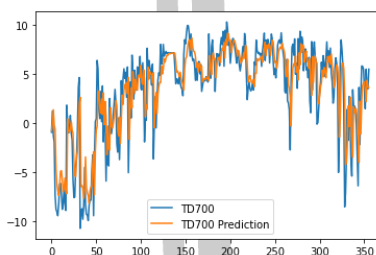
(i) อำเภอปทุมราชวงศา จังหวัดอำนาจเจริญ



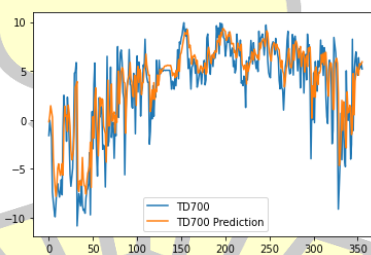
(j) อำเภอเมือง จังหวัดนครราชสีมา



(k) อำเภอเมือง จังหวัดบุรีรัมย์



(l) อำเภอห้วยทับทัน จังหวัดศรีสะเกษ



(m) อำเภอเดชอุดม จังหวัดอุบลราชธานี

ภาพที่ 31 ค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิจุดน้ำค้างรายวัน ระดับ 700 hPa ปี 2021 วิธี LSTM

* แนวตั้ง : อุณหภูมิจุดน้ำค้าง ระดับ 700 hPa (องศาเซลเซียส) แนวนอน : ช่วงเวลา (รายวัน)

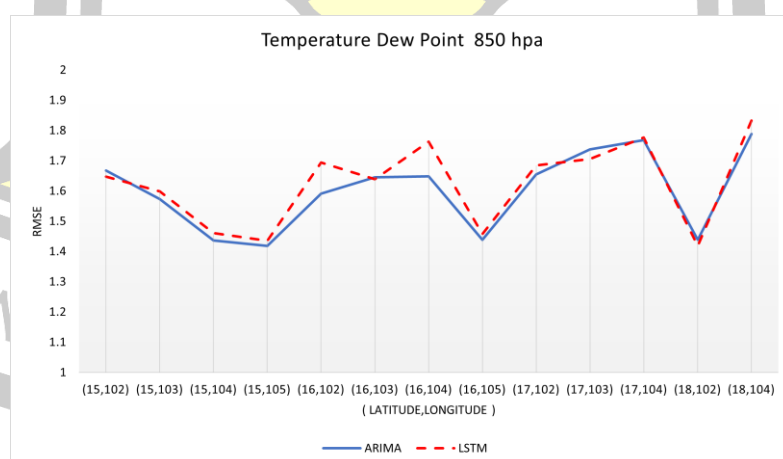
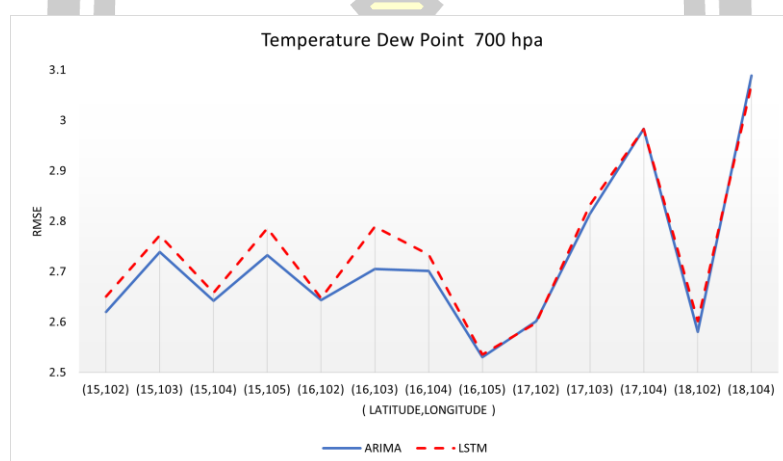
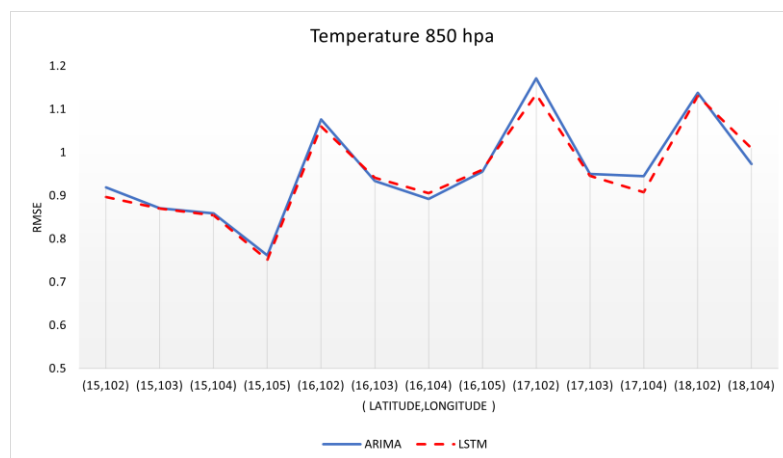
4.6 การสร้างตัวแบบการพยากรณ์ค่า K Index (KI)

จากการวิเคราะห์ตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อค่า KI ดังแสดงในสมการ (1) 1. อุณหภูมิ 500 hPa, 2. อุณหภูมิ 700 hPa, 3. อุณหภูมิ 850 hPa, 4. อุณหภูมิจุดน้ำค้าง 700 hPa และ 5. อุณหภูมิจุดน้ำค้าง 850 hPa จากการเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ จากค่า RMSE ARIMA และ LSTM ดังตาราง 25 และภาพที่ 32 เปรียบเทียบค่า RMSE ที่ต่ำที่สุดของแต่ละตัวแปร เพื่อนำไปคำนวณค่า KI ได้ดังตาราง 25 และ 26

ตาราง 25 ค่า RMSE ของตัวแบบ ARIMA และ LSTM

ละติจูด	ลองจิจูด	ARIMA					LSTM				
		T500	T700	T850	TD700	TD850	T500	T700	T850	TD700	TD850
18	102	0.9470	0.8841	1.1378	2.5805	1.4390	0.9473	0.9001	1.1306	2.6017	1.4189
18	104	0.8945	1.0109	0.9735	3.0889	1.7881	0.9099	1.0098	0.9604	3.0709	1.8326
17	102	0.8338	0.8114	1.1718	2.6015	1.6549	0.8172	0.8312	1.1347	2.5985	1.6846
17	103	0.8428	0.8417	0.9502	2.8144	1.7376	0.8381	0.8524	0.9460	2.8327	1.7059
17	104	0.7929	0.8611	0.9450	2.9832	1.7680	0.8148	0.8671	0.9080	2.9824	1.7772
16	102	0.8072	0.7241	1.0763	2.6438	1.5916	0.8070	0.7342	1.0601	2.6477	1.6941
16	103	0.8454	0.7948	0.9337	2.7055	1.6453	0.8055	0.7871	0.9411	2.7895	1.6390
16	104	0.8675	0.8198	0.8924	2.7018	1.6488	0.8171	0.8253	0.9061	2.7340	1.7631
16	105	0.7963	0.8244	0.9555	2.5307	1.4385	0.7945	0.8343	0.9600	2.5354	1.4573
15	102	0.7861	0.7713	0.9188	2.6200	1.6681	0.7890	0.7731	0.8969	2.6505	1.6472
15	103	0.7975	0.8222	0.8710	2.7390	1.5735	0.8116	0.8166	0.8703	2.7722	1.5991
15	104	0.7755	0.8250	0.8591	2.6423	1.4364	0.7766	0.8347	0.8547	2.6581	1.4611
15	105	0.7590	0.8469	0.7619	2.7326	1.4183	0.7519	0.8527	0.7517	2.7858	1.4356
ค่าเฉลี่ย		0.8266	0.8337	0.9574	2.7219	1.6006	0.8216	0.8399	0.9477	2.7430	1.6243





ภาพที่ 32 ประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์
(a) T500 (b) T700 (c) T850 (d) TD700 (e) TD850

ตาราง 26 ตัวแบบการพยากรณ์ที่นำมาใช้คำนวณค่า KI

ละติจูด	ลองจิจูด	Model				
		T500	T700	T850	TD700	TD850
18	102	ARIMA	ARIMA	LSTM	ARIMA	LSTM
18	104	ARIMA	LSTM	LSTM	LSTM	ARIMA
17	102	LSTM	ARIMA	LSTM	LSTM	ARIMA
17	103	LSTM	ARIMA	LSTM	ARIMA	LSTM
17	104	ARIMA	ARIMA	LSTM	LSTM	ARIMA
16	102	LSTM	ARIMA	LSTM	ARIMA	ARIMA
16	103	LSTM	LSTM	ARIMA	ARIMA	LSTM
16	104	LSTM	ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA
16	105	ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA	ARIMA
15	102	ARIMA	ARIMA	LSTM	ARIMA	LSTM
15	103	ARIMA	LSTM	LSTM	ARIMA	ARIMA
15	104	ARIMA	ARIMA	LSTM	ARIMA	ARIMA
15	105	LSTM	ARIMA	LSTM	ARIMA	ARIMA

ตาราง 27 ร้อยละของประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์

Model	T500	T700	T850	TD700	TD850
ARIMA	53.85%	76.92%	23.08%	76.92%	69.23%
LSTM	46.15%	23.08%	76.92%	23.08%	30.77%

การเปรียบเทียบค่า RMSE ที่ต่ำที่สุดของแต่ละตัวแปร เพื่อนำค่าพยากรณ์ไปคำนวณหาค่าพยากรณ์ของค่า KI ใน 1 วันล่วงหน้า ได้ดังตาราง 25 และ 26 พบว่า เทคนิค ARIMA เหมาะสมกับ 4 ตัวแปร ได้แก่ อุณหภูมิ 500 และ 700 hPa อุณหภูมิจุดน้ำค้าง 700 และ 850 hPa คิดเป็นร้อยละจากจำนวนจุดทั้งหมด คือ ร้อยละ 53.85, 76.92, 76.92 และ 69.23 ตามลำดับ และเทคนิค LSTM เหมาะสมกับอุณหภูมิ 850 hPa คิดเป็นร้อยละจากจำนวนจุดทั้งหมด คือ ร้อยละ 76.92 ตามที่ระบุในตาราง 27

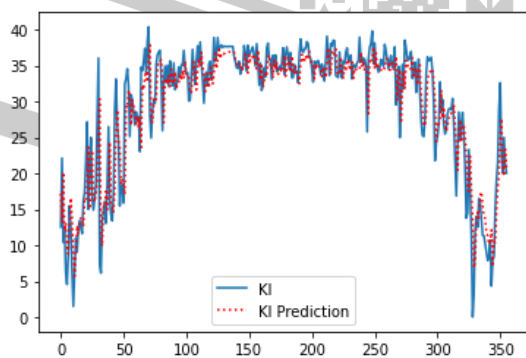
อย่างไรก็ตาม หากวิเคราะห์ตามค่าเฉลี่ยของค่า RMSE ดังตาราง 25 จะพบว่า เทคนิค ARIMA มี 3 ตัวแปรที่ให้ค่าเฉลี่ย RMSE ที่ต่ำกว่า LSTM ได้แก่ อุณหภูมิ 700 hPa อุณหภูมิจุดน้ำค้าง 700 และ 850 hPa และเทคนิค LSTM มี 2 ตัวแปรที่ให้ค่าเฉลี่ย RMSE ที่ต่ำกว่า ARIMA ได้แก่ อุณหภูมิ 500 และ 850 hPa เนื่องจาก ทั้ง 2 เทคนิคมีค่าเฉลี่ยของ RMSE ที่แตกต่างกันอยู่ในช่วง -0.0062 ถึง 0.0095 ซึ่งถือว่ามีความใกล้เคียงกันมาก ทั้ง 2 เทคนิคให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่แม่นยำสูงเช่นเดียวกัน

4.7 ผลการพยากรณ์ค่า K Index (KI)

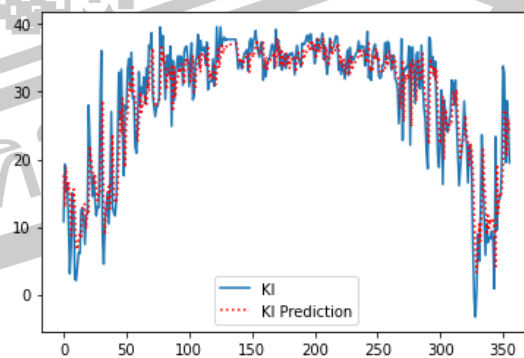
จากการวิเคราะห์ตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อค่า KI ดังแสดงในสมการ (1) ได้แก่ อุณหภูมิ 500 hPa, อุณหภูมิ 700 hPa, อุณหภูมิ 850 hPa, อุณหภูมิจุดน้ำค้าง 700 hPa และ อุณหภูมิจุดน้ำค้าง 850 hPa จากการเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ จึงได้ผลการพยากรณ์ค่า KI ที่ทำนายโดยตัวแบบที่ดีที่สุด พบว่า ค่า RMSE อยู่ในช่วง 3.7319-10.0813 และ ค่า MAPE อยู่ในช่วง 0.2161-1.0652 ดังตาราง 25 และภาพที่ 32 นั่นคือ ประสิทธิภาพของการพยากรณ์ KI มีความแม่นยำสูงมาก

ตาราง 28 ประสิทธิภาพ RMSE และ MAPE ของ KI

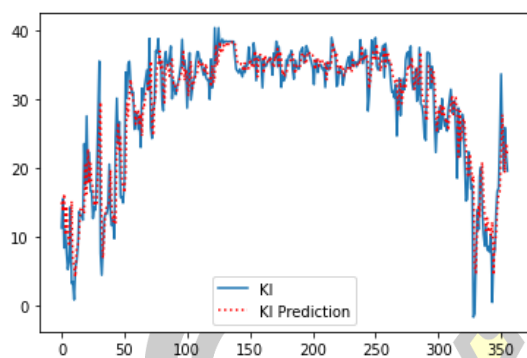
สถานี	ลองติจูด	อำเภอ	จังหวัด	RMSE	MAPE
18	102	ปากชม	เลย	3.7319	1.0652
18	104	บึงโขงหลง	บึงกาฬ	4.5776	0.2670
17	102	ผาขาว	เลย	3.8989	0.2619
17	103	โนนสะอาด	อุดรธานี	4.2628	0.2571
17	104	เมือง	สกลนคร	4.4502	0.2300
16	102	เมือง	ชัยภูมิ	3.9719	0.2511
16	103	บรบือ	มหาสารคาม	4.1251	0.4623
16	104	เสลภูมิ	ร้อยเอ็ด	4.0721	0.2213
16	105	ปทุมราชวงศา	อำนาจเจริญ	3.8703	0.2161
15	102	เมือง	นครราชสีมา	3.9356	0.3063
15	103	เมือง	บุรีรัมย์	4.0992	0.3941
15	104	ห้วยทับทัน	ศรีสะเกษ	10.0813	0.6597



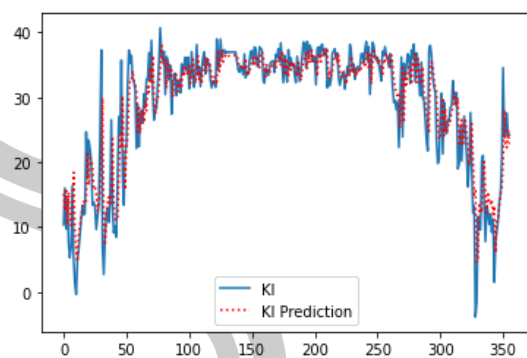
(a) อำเภอปากชม จังหวัดเลย



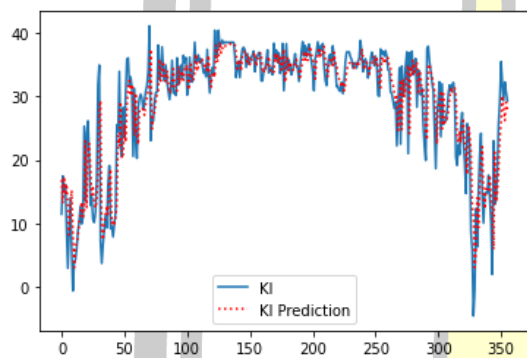
(b) อำเภอบึงโขงหลง จังหวัดบึงกาฬ



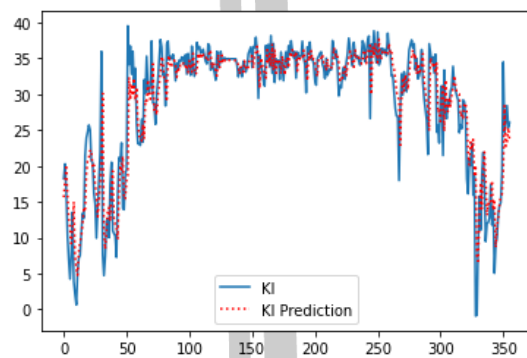
(c) อำเภอผาขาว จังหวัดเลย



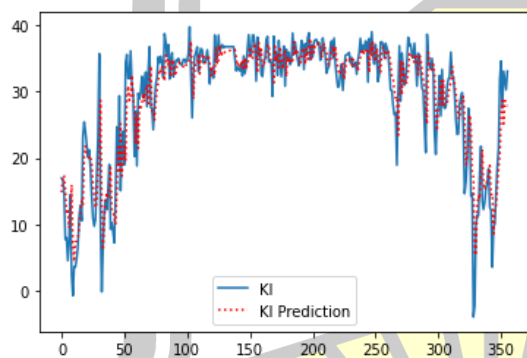
(d) อำเภอโนนสะอาด จังหวัดอุดรธานี



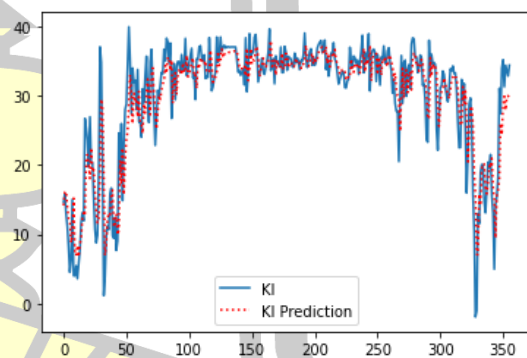
(e) อำเภอเมือง จังหวัดสกลนคร



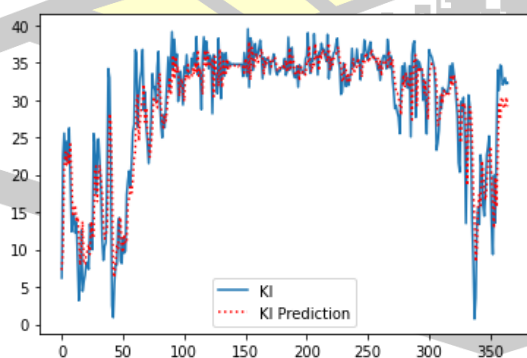
(f) อำเภอเมือง จังหวัดชัยภูมิ



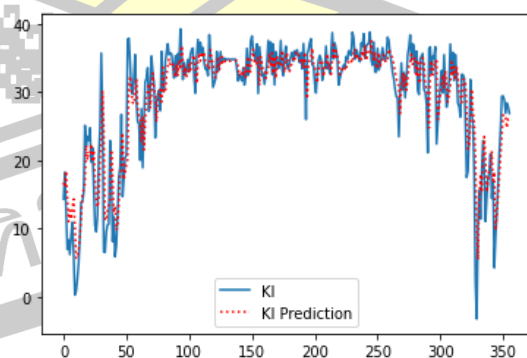
(g) อำเภอบรบือ จังหวัดมหาสารคาม



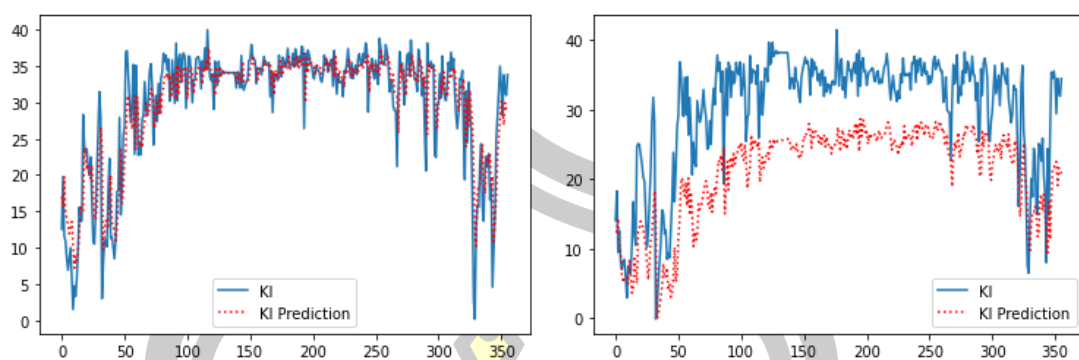
(h) อำเภอเสลภูมิ จังหวัดร้อยเอ็ด



(i) อำเภอปทุมราชวงศา จังหวัดอำนาจเจริญ

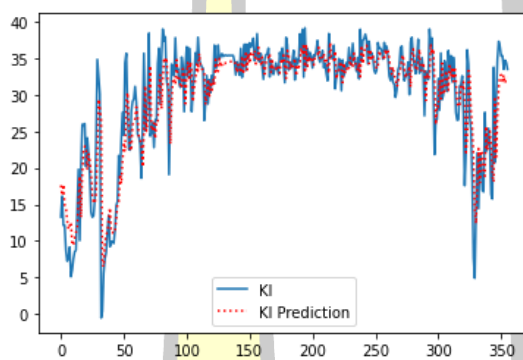


(j) อำเภอเมือง จังหวัดนครราชสีมา



(k) อำเภอเมือง จังหวัดบุรีรัมย์

(l) อำเภอห้วยทับทัน จังหวัดศรีสะเกษ



(m) อำเภอเดชอุดม จังหวัดอุบลราชธานี

ภาพที่ 33 ค่าพยากรณ์และค่าจริงของอุณหภูมิจุดน้ำค้างรายวัน ระดับ 700 hPa ปี 2021 วิธี LSTM

* แนวตั้ง : K Index แนวนอน : ช่วงเวลา (รายวัน)

พหุ ประสิทธิภาพ

บทที่ 5

สรุปผล และข้อเสนอแนะ

ในการศึกษาวิจัยการพัฒนาขั้นตอนวิธีการพยากรณ์ฝนฟ้าคะนอง มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบการพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบ ARIMA และ LSTM โดยใช้ข้อมูลอากาศชั้นบนจาก GFS ตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม ค.ศ.2017 ถึงวันที่ 31 ธันวาคม ค.ศ.2021 จำนวน 5 ปี ข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์ข้อมูลเป็นข้อมูลรายวัน ในเวลา 00UTC พื้นที่ที่ทำการศึกษา คือ ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ประเทศไทย ผู้วิจัยสามารถสรุปผลการวิเคราะห์ข้อมูล ดังนี้

5.1 สรุปผล

การสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ค่า KI เพื่อเปรียบเทียบการพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบ ARIMA และ LSTM โดยใช้ข้อมูลอากาศชั้นบน สามารถสรุปผลการวิเคราะห์ออกได้ ดังนี้

1. การวิเคราะห์ข้อมูลอากาศชั้นบนที่มีอิทธิพลต่อค่า KI ดังแสดงในสมการ (1) พบว่า อุณหภูมิ ระดับ 500 และ 700 hPa เหมาะสมกับแบบจำลอง ARIMA ร้อยละ 53.85 และ 76.92 ตามลำดับ อุณหภูมิจุดน้ำค้าง ระดับ 700 และ 850 hPa เหมาะสมกับแบบจำลอง ARIMA ร้อยละ 76.92 และ 69.23 ตามลำดับ และอุณหภูมิ ระดับ 850 hPa นั้นเหมาะสมแบบจำลอง LSTM มากกว่าร้อยละ 76.92 และเมื่อคำนวณเวลาในการวิเคราะห์ข้อมูล ARIMA ให้เวลาเฉลี่ยอยู่ที่ 68 วินาที และ LSTM ใช้เวลาเฉลี่ยอยู่ที่ 104 วินาที ดังนั้น จึงสรุปได้ว่าแบบจำลองที่เหมาะสมกับข้อมูลชุดนี้การพยากรณ์ด้วย วิธี ARIMA เหมาะสมกับตัวแปร อุณหภูมิ ระดับ 500 และ 700 hPa และ อุณหภูมิจุดน้ำค้าง ระดับ 700 และ 850 hPa อีกทั้ง LSTM เหมาะสมกับตัวแปร อุณหภูมิ ระดับ 850 hPa

2. ผลการพยากรณ์ค่า KI ค่า MAPE และ RMSE < 10 และหากดูจากค่าเฉลี่ย RMSE ดังตารางที่ 4.12 ผลต่างของค่าเฉลี่ยแต่ละวิธีไม่แตกต่างกันมาก อยู่ในช่วง -0.0212 ถึง 0.0097 มีค่าน้อยมาก ซึ่งถือได้ว่าเป็นการพยากรณ์ที่แม่นยำสูงมากและใกล้เคียงกัน นั่นคือ การพยากรณ์โดยใช้วิธีการพยากรณ์โดย ARIMA และ LSTM สามารถพยากรณ์ค่า KI ของวันถัดไปได้อย่างมีประสิทธิภาพสามารถใช้งานได้จริง เพื่อยืดเวลาการทำนาย KI จาก 6 - 8 ชั่วโมง

อย่างไรก็ตาม ข้อมูลพายุฝนฟ้าคะนองยังคงต้องติดตามสภาพอากาศและพิจารณาร่วมกับปัจจัยทางอุตุนิยมวิทยาอื่น ๆ การพยากรณ์โอกาสการเกิดพายุฝนฟ้าคะนองด้วยความแม่นยำสำหรับการแจ้งเตือนขึ้นสูงเกี่ยวกับสภาพอากาศเลวร้ายและความเสียหายที่เกิดจากพายุฝนฟ้าคะนอง เป็นสิ่งจำเป็นในธุรกิจการบินในอนาคต

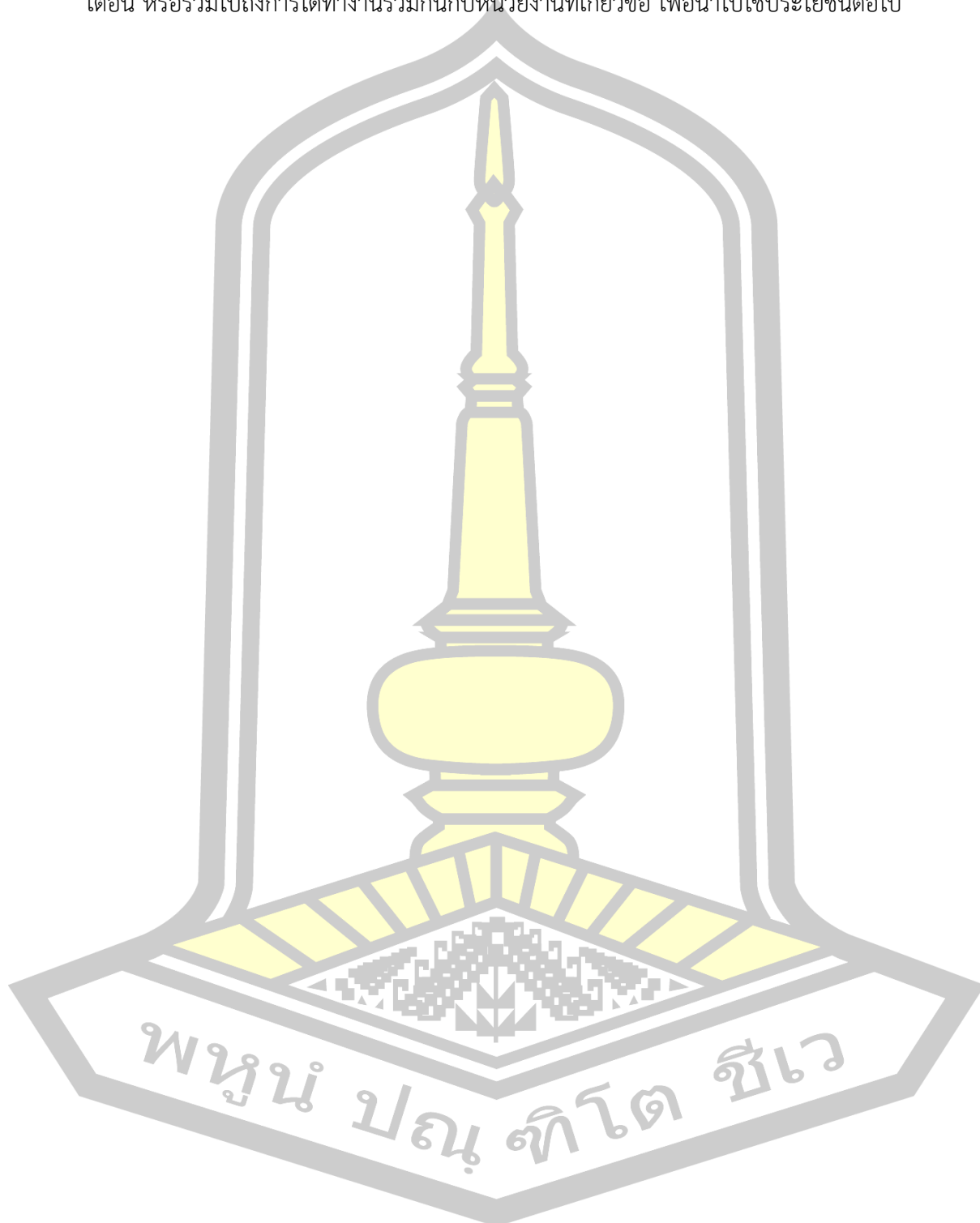
5.2 ข้อเสนอแนะ

1. ในงานวิจัยของ Verma et al., (2021) กล่าวว่า LSTM มีประสิทธิภาพดีกว่า ARIMA ในข้อมูลอนุกรมเวลา และด้วยเหตุนี้จึงไม่สามารถบอกได้อย่างแน่ชัดว่าแบบจำลองใดมีความเหมาะสมกับข้อมูลอนุกรมเวลาได้มากกว่า บอกได้เพียงว่า ข้อมูลที่นำมาใช้ชุดนี้เหมาะสมกับการเลือกแบบจำลองใดมากกว่าเท่านั้น
2. จากผลการวิจัยและข้อสรุปของการศึกษานี้ การวิจัยในอนาคตคือตัวแปรและดัชนีที่น่าสนใจทางอุตุนิยมวิทยาหลายตัวที่อาจนำไปใช้ในการศึกษาได้ และการเลือกแบบจำลองที่จะใช้จะขึ้นอยู่กับความเหมาะสม นอกจากนี้ อนุกรมเวลาที่มีข้อมูลมากขึ้นจะส่งผลต่อความแม่นยำที่สูงขึ้นเช่นกัน
3. ประสิทธิภาพด้านการใช้เวลาในการวิเคราะห์ข้อมูล ตัวแบบอื่น ๆ อาจจะมีใช้เวลาในการวิเคราะห์ข้อมูลที่น้อยกว่า เพื่อประสิทธิภาพการพยากรณ์ที่สูงกว่าอีกด้วย
4. จากการทดลองในงานวิจัยนี้ ได้ใช้ค่า Moving Average 7 วัน เพียงค่าเดียว เพื่อผลการทดลองที่ดียิ่งขึ้นควรศึกษาและทดลองค่าการเคลื่อนที่ในค่าอื่น ๆ เปรียบเทียบกันด้วย
5. ศึกษาการพยากรณ์แบบหลายตัวแปร เพื่อหาปัจจัยที่ส่งผลต่อการเกิดฝนฟ้าคะนองและเพื่อเพิ่มความแม่นยำมากยิ่งขึ้น
6. ส่วนตรวจอากาศการบิน ได้มีการตรวจอากาศบริเวณสนามบินเพื่อใช้ในการควบคุมการจราจร ทางอากาศ ให้เครื่องบินสามารถร่อนขึ้นและลงจอดได้อย่างปลอดภัย ตามระเบียบข้อบังคับและมาตรฐานสากลของ ICAO ต้องมีข้อมูลข่าวสารอุตุนิยมวิทยาการบินต่าง ๆ เช่น ข่าวการตรวจอากาศการบินแบบประจำและแบบพิเศษ (METAR & SPECI) ข่าวพยากรณ์อากาศสนามบิน (TAF) ข่าวพยากรณ์แนวโน้ม (TREND Forecast) ข่าวพยากรณ์เพื่อการบินขึ้น (Take – Off Condition) และข่าวคำเตือนลักษณะ อากาศร้ายที่จะเป็นอันตรายต่อการบิน (SIGMET Information & Aerodrome Warning) นั่นคือ การศึกษาการเกิดฝนฟ้าคะนองเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพและความถูกต้องในการพยากรณ์ ผู้วิจัยสามารถนำข้อมูลที่มีมาตรวจสอบบริเวณรอบสนามบินได้

5.3 การประยุกต์งานวิจัยเพื่อนำไปใช้ในชีวิตประจำวัน

การเปลี่ยนแปลงของภูมิอากาศของโลกที่ส่งผลต่ออัตราการเกิดพิบัติภัยเกี่ยวกับฝนฟ้าคะนองเป็นจำนวนมากอย่างต่อเนื่องและทวีความรุนแรงขึ้น ซึ่งหากเกิดขึ้นจะสร้างความเสียหายต่อชีวิตและทรัพย์สิน การพยากรณ์ฝนฟ้าคะนองในงานวิจัยนี้ สามารถนำไปใช้ประโยชน์ในการวางแผนป้องกันและรับมือความเสียหายของภัยพิบัติที่มีโอกาสจะเกิดขึ้น ไม่ว่าจะเป็นการใช้ชีวิตประจำวัน การประกอบอาชีพ และยังสำคัญอย่างมากต่อการเกษตรรวมถึงสำคัญต่ออุตสาหกรรมการบินอีกด้วย ดังนั้น ผู้วิจัยหวังเป็นอย่างยิ่งว่าผลงานวิจัยในครั้งนี้จะเป็นประโยชน์ต่อทั้งหน่วยงานราชการและเอกชน การเข้าถึงข้อมูลข่าวสารได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำ และในงานวิจัยครั้งต่อไปศึกษาและ

แสดงผลการพยากรณ์ได้เข้าถึงประชาชนได้ง่ายขึ้น เช่น การสร้างแอปพลิเคชัน การสร้างแผนที่แจ้งเตือน หรือรวมไปถึงการได้ทำงานร่วมกันกับหน่วยงานที่เกี่ยวข้อง เพื่อนำไปใช้ประโยชน์ต่อไป

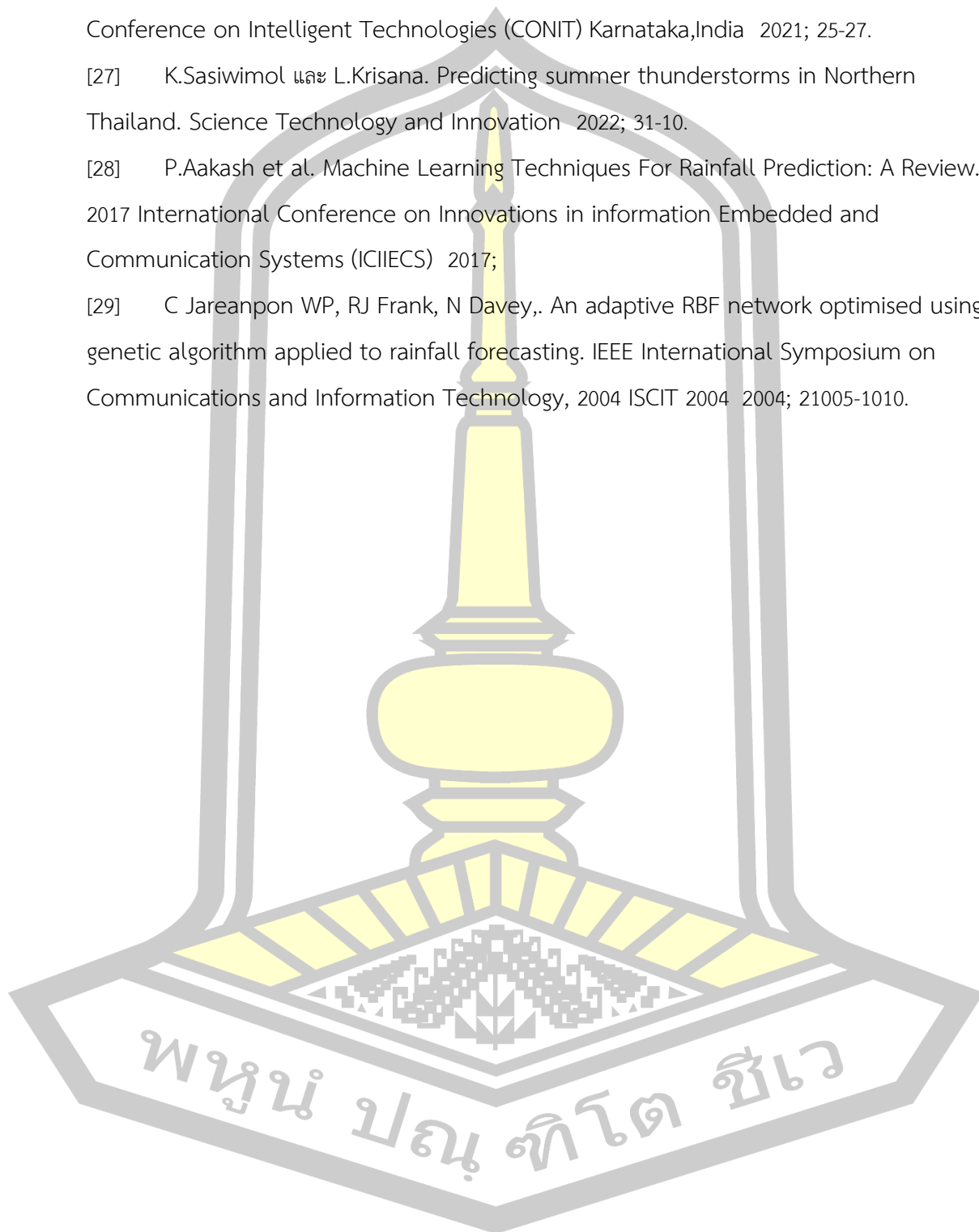


บรรณานุกรม

- [1] กรมอุตุนิยมวิทยา. แผนปฏิบัติการกรมอุตุนิยมวิทยา พ.ศ.2563-2567. กรมอุตุนิยมวิทยา; 2562.
- [2] ศูนย์อุตุนิยมวิทยาภาคตะวันออกเฉียงเหนือตอนล่าง. พายุฝนฟ้าคะนอง. 2561.
- [3] กรมอุตุนิยมวิทยา. พายุฝนฟ้าคะนอง. 2565.
- [4] ศูนย์อุตุนิยมวิทยาภาคตะวันออกเฉียงเหนือตอนบน. ขั้นตอนการปฏิบัติงาน การตรวจและรายงานอากาศการบิน. ศูนย์อุตุนิยมวิทยาภาคตะวันออกเฉียงเหนือตอนบน; 2563.
- [5] Service NW. National oceanic and atmospheric administration. Env Parameters and Indices.
<https://www.weather.gov/lmk/indices#:~:text=The%20K%20index%20is%20a,level%20moisture%20in%20the%20atmosphere.&text=in%20degrees%20C%2C%20where%20T%20represents%20temperature%2C%20Td%20represents%20dewpoint,depression%20at%20the%20indicated%20level.>
- [6] ศูนย์อุตุนิยมวิทยาภาคตะวันออกเฉียงเหนือตอนล่าง. แผนภูมิเทอร์โมไดนามิกส์แบบสกีวทีลอการิทึมพี. กรมอุตุนิยมวิทยา 2562;
- [7] ศูนย์อุตุนิยมวิทยาภาคเหนือ. การพยากรณ์แนวโน้มการแจ้งเตือนพายุฝนฟ้าคะนองบริเวณสนามบิน. 2561.
- [8] ชัชชฎา วันดี จิรัฏฐา ภูบุญอบ และฉัตรเกล้า เจริญผล. ประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูล การเลือกอาชีพโดยอัตโนมัติด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล.
- [9] มุกดา แม้นมิตร. อนุกรมเวลาและการพยากรณ์. สำนักพิมพ์ ประกายพริ้ง; 2549.
- [10] Elman JL. Finding Structure in Time. Cognitive Science 1990; 14[2]: 179–211.
- [11] Jozefowicz R, Zaremba W, Sutskever I. An Empirical Exploration of Recurrent Network Architectures. PMLR, 2015.
- [12] K. Greff RKS, J. Koutnik, B. R. Steunebrink and J. Schmidhuber,. LSTM: A Search Space Odyssey. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems 2017; 28[10]: 2222-2232.
- [13] V. Poleneni JKRaSAH. COVID-19 Prediction using ARIMA Model. 2021 11th International Conference on Cloud Computing, Data Science & Engineering (Confluence) 2021; 860-865.

- [14] วิศรุต แก้วมหา และ วริศ ปัญญาฉัตรพร. การคาดการณ์ผลตอบแทนในอนาคตของตราสารทุนหุ้นสามัญโดยการใช้ระบบคอมพิวเตอร์เรียนรู้ได้ด้วยตนเอง. วารสารนวัตกรรมธุรกิจ การจัดการ และสังคมศาสตร์ 2021; 2[3]: 108-123.
- [15] medium Website. <https://amr-khalil.medium.com/what-is-long-short-term-memory-lstm-cdd8c669a73e>.
- [16] วราฤทธิ์ พานิชกิจโกศลกุล. การพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายเดือนของสถานีอุตุนิยมวิทยาและสถานีอากาศเกษตรในภาคตะวันออกเฉียงเหนือ. วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี 2009; 17[2]: 1-12.
- [17] แก้ววิจิตร ธ. การเพิ่มประสิทธิภาพซอฟต์แวร์เรกเรชันในการพยากรณ์อนุกรมเวลา. มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี; 2559.
- [18] ยุพิน ไชยสมภาร และ ทวี ชัยพิมลผลิน. การพยากรณ์ระดับน้ำโดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากแบบจำลอง WRF-ECHAM5. วารสารมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ (สาขาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี) 2017; 9[17]: 83-90.
- [19] Tomoaki Kashiwao KN, Shin Ando, Kenji Ikeda, Moonyong Lee, Alireza Bahadori,. A neural network-based local rainfall prediction system using meteorological data on the Internet: A case study using data from the Japan Meteorological Agency. Applied Soft Computing 2017; 56317-330.
- [20] A. Kala and S. G. Vaidyanathan. Prediction of Rainfall Using Artificial Neural Network. 2018 International Conference on Inventive Research in Computing Applications (ICIRCA) 2018; 339-342.
- [21] A. Chand and R. Nand. Rainfall prediction using Artificial Neural Network in the South Pacific region. 2019 IEEE Asia-Pacific Conference on Computer Science and Data Engineering (CSDE) 2019; 1-7.
- [22] Yen M, Liu, DW., Hsin, YC. et al. Application of the deep learning for the prediction of rainfall in Southern Taiwan. Sci Rep 2019; 9[12774]:
- [23] Lee J, Kim C-G, Lee JE, Kim NW, Kim H. Application of Artificial Neural Networks to Rainfall Forecasting in the Geum River Basin, Korea. Water 2018; 10[10]: 1448. <https://www.mdpi.com/2073-4441/10/10/1448>
- [24] ชญานิน บุญมานะ และนันท กุลวานิช. การเปรียบเทียบความแม่นยำของการพยากรณ์ด้วยตัวแบบอนุกรมเวลาแบบผสม. วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี 2560; 25[2]: 177-190.
- [25] P.Yamak et al. A Comparison between ARIMA, LSTM, and GRU for Time Series Forecasting. Computing and Artificial Intelligence (ACAI'19) 2019; 19

- [26] Verma et al. Comparison of Time-Series Forecasting Models. 2021 International Conference on Intelligent Technologies (CONIT) Karnataka,India 2021; 25-27.
- [27] K.Sasiwimol และ L.Krisana. Predicting summer thunderstorms in Northern Thailand. Science Technology and Innovation 2022; 31-10.
- [28] P.Aakash et al. Machine Learning Techniques For Rainfall Prediction: A Review. 2017 International Conference on Innovations in information Embedded and Communication Systems (ICIIECS) 2017;
- [29] C Jareanpon WP, RJ Frank, N Davey,. An adaptive RBF network optimised using a genetic algorithm applied to rainfall forecasting. IEEE International Symposium on Communications and Information Technology, 2004 ISCIT 2004 2004; 21005-1010.



ประวัติผู้เขียน

ชื่อ	นางสาวครองขวัญ ภัคดีสอนสิทธิ์
วันเกิด	2 กันยายน พ.ศ.2541
สถานที่เกิด	จังหวัดมหาสารคาม
สถานที่อยู่ปัจจุบัน	10 ถนนฉิมพลีเจริญ ตำบลตลาด อำเภอเมือง จังหวัดมหาสารคาม 44000
ตำแหน่งหน้าที่การงาน	นิสิตระดับบัณฑิตศึกษา
สถานที่ทำงานปัจจุบัน	มหาวิทยาลัยมหาสารคาม
ประวัติการศึกษา	พ.ศ.2564 วิทยาศาสตรบัณฑิต (วท.บ.) สาขาสถิติ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม พ.ศ.2566 วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (วท.ม.) สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม
ผลงานวิจัย	YOUNG RISING STARS OF SCIENCE 2021, The Science Society of Thailand under the Patronage of His Majesty the King. (Silver Prize) for their Outstanding Undergraduate Research Project of Faculty of Science, Mahasarakham University entitled “Forecasting Model for the Chance of Thunderstorms in Upper Northeastern, Thailand” Awarded at 47th International Congress on Science, Technology and Technology-based Innovation. Krongkwan Paksonisit, Apichit Rittikul, Khanabhorn Kawattikul, Preut Thanarat and Chatklaw Jareanpon. (2023). "A novel algorithm for Thunderstorms prediction in Thailand using an Artificial neural network and the ARIMA Technique". Paper presented at the Proceedings of The Twenty-Eighth International Symposium on Artificial Life and Robotics (AROB 28th 2023). ISSN 2185-3797