

การพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนโดยใช้เทคนิคการปรับให้เรียบ เทคนิค ARIMA และเทคนิค Support Vector Machine Predicting Rainfall using Smoothing Techniques, ARIMA Techniques, and Support Vector Machine Techniques

ณพฐ์ โสภีพันธ์¹ นฤเบศ ลาภยิγγง¹ ขนิษฐา ชมภูวิเศษ¹ วิวรรณ กาญจนวจิ²
สุภาวดี สุวิธรรมมา² และนิภาดา จรัสเอี่ยม²

*Nop Sopipan, Narubet Lapyingyong, Kanittha Chompuvised, Viwan Kanjanavajee,
Suphawadee Suwithamma and Niphada Charatiam*

รับบทความ 19 มีนาคม 2567/ ปรับแก้ไข 5 มิถุนายน 2567/ ตอรับบทความ 6 มิถุนายน 2567

Received: March 19, 2024/ Revised: June 5, 2024/ Accepted: June 6, 2024

บทคัดย่อ

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนในจังหวัดนครราชสีมาโดยใช้วิธีพยากรณ์ของWinter's method(Winter' s Method) และเทคนิควิเคราะห์อนุกรมเวลาของบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins) และ วิธี Support Vector Machine แล้วเปรียบเทียบการพยากรณ์และหาวิธีที่เหมาะสมที่สุดมาใช้เป็นสารสนเทศในการวางแผนและเตรียมความพร้อมรับมือกับปัญหาที่จะเกิดจากการเปลี่ยนแปลงของน้ำฝนและสภาพอากาศของจังหวัดนครราชสีมา ผลจากการศึกษาวิจัย พบว่า เทคนิคการปรับให้เรียบสามารถใช้ได้กับตัวแบบ Winter's method ตัวแบบของ ARIMA พบว่าตัวแบบที่เหมาะสมคือ $ARIMA(0,0,0)(0,1,1)_2$ ซึ่งให้ค่า Akaike Information Criterion (AIC) ที่ให้ค่าน้อยที่สุด วิธีพยากรณ์ของ Support Vector Machine (SVM) ได้ใช้ตัวแบบ Support Vector Regression โดยตัวแบบทั้งสามได้การพยากรณ์ได้ค่าความคลาดเคลื่อนกับข้อมูลชุดชุดหาตัวแบบ (Training Set) ตัวแบบที่เหมาะสมมากที่สุดคือ ARIMA มีค่าวัดความคลาดเคลื่อน RMSE เป็น 64.52341 สำหรับการพยากรณ์ข้อมูลล่วงหน้า 3 ปี ชุดทดสอบ (Testing Set) วิธีที่เหมาะสมมากที่สุดคือ SVM มีค่าวัดความคลาดเคลื่อน RMSE เป็น 33.84099

คำสำคัญ : พยากรณ์ปริมาณน้ำฝน , วิธีการของWinter's method, ข้อมูลที่มีฤดูกาล, ARIMA, SVM.

Abstract

This research investigated rainfall forecasting in Nakhon Ratchasima Province using Winter's Method, Box-Jenkins time series analysis, and Support Vector Machine (SVM). The objective was to compare the forecasting performance of these methods and identify the most suitable approach for planning and preparing for potential issues arising from changes in rainfall and climate in the province. The results demonstrated that smoothing techniques are suitable for the Winter's Method model. The most appropriate ARIMA model was $ARIMA(0,0,0)(0,1,1)_2$, determined using the Akaike Information Criterion (AIC) with the lowest value. For Support Vector Machine (SVM) forecasting, Support Vector Regression (SVR) was

¹ หลักสูตรครุศาสตรมหาบัณฑิต สาขาคณิตศาสตร์ศึกษา คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏนครราชสีมา จังหวัดนครราชสีมา 30000

² หลักสูตรวิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาสถิติประยุกต์และวิทยาการข้อมูล คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏนครราชสีมา จังหวัดนครราชสีมา 30000

* Corresponding author: nop.s@nrru.ac.th

employed. For short-term forecasting (Training Set), ARIMA outperformed other methods with an RMSE of 64.52341. For long-term forecasting (Testing Set), SVM outperformed other methods with an RMSE of 33.84099.

Keywords : Predicting rainfall, Winter method, Seasonal data, ARIMA, SVM.

บทนำ

การมีน้ำอย่างเพียงพอและสม่ำเสมอต่อการเพาะปลูกและการเจริญเติบโตของพืชถือว่าเป็นข้อจำกัดที่สำคัญที่สุด หากแต่ว่าการที่ฝนตกหรือไม่ตกนั้นเป็นปัจจัยที่ควบคุมไม่ได้ ปริมาณน้ำฝนยังมีความแปรปรวนไม่แน่นอนและมีความแตกต่างกันในแต่ละพื้นที่อีกด้วย นอกจากนี้ฝนจะมีความสำคัญต่อการเกษตรแล้ว น้ำฝนเป็นทรัพยากรที่สำคัญและจำเป็นอย่างยิ่งสำหรับสิ่งมีชีวิตบนโลก มีประโยชน์ทั้งในด้านพลังงาน และชลประทาน การเปลี่ยนแปลงของปริมาณน้ำที่สูงขึ้นหรือลดลงกว่าปกติ จะมีผลกระทบและก่อให้เกิดความเสียหายทั้งทางด้านเศรษฐกิจ สังคม และสิ่งแวดล้อมอย่างมาก ถ้าปริมาณน้ำฝนเปลี่ยนแปลงในทางลดลงทำให้เกิดความแห้งแล้ง ซึ่งก่อให้เกิดความเสียหายในทางการเกษตร เกิดปัญหาการขาดแคลนน้ำอุปโภคและบริโภค ในทางตรงกันข้ามหากปริมาณน้ำฝนเปลี่ยนแปลงในทางเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็วก็จะทำให้เกิดปัญหาอุทกภัย แผ่นดินถล่ม และการชะล้างหน้าดินอย่างรวดเร็ว เป็นต้น ผลกระทบจากปรากฏการณ์ต่าง ๆ ทางธรรมชาติที่ส่งผลกระทบอย่างมากมายต่อสภาพอากาศในปัจจุบันส่งผลให้ปริมาณน้ำฝนในประเทศไทยต่ำกว่าปกติ สภาพอากาศเปลี่ยนไป ส่งผลให้ประชาชนขาดแคลนน้ำอุปโภคบริโภคและขาดแคลนน้ำเพื่อการเกษตรในบางพื้นที่โดยภัยแล้งทวีความรุนแรงสูงสุดในห้วงเดือนมีนาคม-เมษายนของทุกปี และบางช่วงเวลาผลกระทบทางธรรมชาติส่งผลให้มีปริมาณน้ำฝนมากกว่าปกติก่อให้เกิดปัญหาน้ำท่วมขัง ในขณะเดียวกันจากสภาพตามธรรมชาติที่มีอยู่เดิมนั้นจะมีต้นไม้ที่เป็นสิ่งเอื้ออำนวยทำให้เกิดฝนตก ต้นไม้จะดูดซับน้ำฝนไม่มีเกิดการท่วมขัง ปัญหาน้ำท่วมจึงไม่เกิดขึ้นแต่ในปัจจุบันมีการทำลายธรรมชาติตัดไม้ทำลายป่ากันมาก ต้นไม้ที่เป็นปราการกั้นน้ำตามธรรมชาติถูกทำลายลงเมื่อเกิดฝนหรือพายุ น้ำฝนจึงหลังทะลักสร้างความเสียหายให้กับชีวิตและทรัพย์สินของประชาชน ในบางที่ตั่งอยู่เชิงภูเขา มีต้นไม้ขึ้นอยู่เต็ม แต่มีการลักลอบตัดไม้ทำลายป่าไม้ เมื่อพายุฝนลงมา จึงพัดพาต้นไม้ลงจากภูเขาถล่มทลายชีวิตและบ้านเรือนทรัพย์สินของประชาชน

ฝนที่ตกในจังหวัดนครราชสีมาส่วนใหญ่เป็นฝนเนื่องจากพายุดีเปรสชันที่เคลื่อนตัวจากทะเลจีนใต้ ผ่านประเทศเวียดนามเข้าสู่ภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย ถ้าปีใดพายุดีเปรสชันจากทะเลจีนใต้เข้ามาทางภาคตะวันออกเฉียงเหนือได้น้อย ในปีนั้นบริเวณภาค

น้ำฝนเป็นปัจจัยที่สำคัญต่อการเกษตรอย่างยิ่ง

ตะวันออกเฉียงเหนือและจังหวัดนครราชสีมาจะมีความแห้งแล้งมีปริมาณฝนตกน้อย แต่โดยปกติแล้วพายุดีเปรสชันจะเคลื่อนผ่านเข้ามาในบริเวณภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ประมาณปีละ 2-3 ลูก ทำให้ปริมาณฝนอยู่ในเกณฑ์ดี ส่วนฝนที่เกิดจากมรสุมตะวันตกเฉียงใต้นั้นมีปริมาณน้อย เพราะจังหวัดนครราชสีมาตั้งอยู่ทางเหนือของเส้นกึ่งกลางกับเทือกเขาพนมดงรัก อยู่ทางใต้เป็นเครื่องกีดขวาง มิให้มรสุมตะวันตกเฉียงใต้พัดเข้ามาถึงโดยสะดวก จึงทำให้มีฝนตกน้อย

ปริมาณน้ำฝนได้รับอิทธิพลของลมมรสุมตะวันตกเฉียงใต้ซึ่งพัดมาจากมหาสมุทรอินเดีย ในช่วงเดือนสิงหาคมถึงเดือนตุลาคม จังหวัดนครราชสีมาประสบปัญหาน้ำท่วมบ่อยครั้งซึ่งครั้งสำคัญเคยเกิดมาแล้วหลายครั้ง เช่น พ.ศ. 2527, 2539, 2550, 2553 และในปี 2564 ซึ่งเกิดมาประมาณ 10 ปี ต่อครั้ง อันเนื่องมาสาเหตุมาจากเกิดจากปริมาณฝนที่ตกหนักเป็นระยะเวลานานติดต่อกันหลายวันมีปริมาณสูงกว่าปริมาณฝนเฉลี่ยทั้งเดือน อีกสาเหตุหนึ่งเนื่องจาก มีการก่อสร้างสิ่งกีดขวางทางน้ำในลำตะคองและลำบึงบูรพ์เป็นจำนวนมาก และขนาดของสิ่งก่อสร้างไม่ได้มาตรฐานพอเพียงที่จะระบายน้ำหลากในปริมาณและเวลาที่เหมาะสมได้ และมีการพัฒนาของเมืองและชุมชนอย่างต่อเนื่องทำให้มีการบุกรุกพื้นที่ สาธารณะประโยชน์ของลำน้ำ ทำให้ประสิทธิภาพการระบายน้ำของลำตะคอง ตอนล่างและลำบึงบูรพ์ลดลง โดยเฉพาะอย่างยิ่งปริมาณน้ำบางส่วนในลำบึงบูรพ์ได้ไหลล้นตลิ่งข้ามทางเลี้ยงเมือง(ถนนมิตรภาพบายพาสขอนแก่น) จึงทำให้ปริมาณน้ำจริงสูงกว่าปริมาณน้ำคาดการณ์มาก

จากการศึกษางานวิจัยเกี่ยวกับการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนมีการใช้เทคนิคการพยากรณ์อนุกรมเวลาหลาย เช่น วิธีพยากรณ์ของ Winter's method และเทคนิควิเคราะห์อนุกรมเวลาของบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins) หรือ Auto Regressive Integrated Moving Average(ARIMA) วิธี Support Vector Machine (SVM) การพยากรณ์การคาดการณ์ปริมาณน้ำฝนในประเทศไทยมีความสำคัญต่อการวางแผนการเกษตรและการจัดการภัยพิบัติมีการสำรวจแบบจำลองและเทคนิคต่าง ๆ เพื่อจุดประสงค์นี้เทคนิค Machine Learning เช่น Random Forest การถดถอยของเวกเตอร์ หลายชั้น และ

หน่วยความจำระยะสั้นระยะยาวถูกนำมาใช้เพื่อทำนายปริมาณน้ำฝนข้างหน้าหลายเดือน นอกจากนี้ แบบจำลองการทำนายตามฤดูกาลตามกายภาพโดยใช้ความผิดปกติของอุณหภูมิพื้นผิวทะเลได้แสดงให้เห็นถึงทักษะที่ดีขึ้นในการทำนายปริมาณน้ำฝน เช่น การดูดซึมข้อมูลด้วยข้อมูลสถานีอากาศอัตโนมัติช่วยเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนตกหนักในประเทศไทย (Thitipong, Kanchai. et al., 2023) หรือโมเดลที่รวมข้อมูลดาวเทียมอินฟราเรด เครื่องวัดฝน และการสังเกตด้วยเรดาร์ได้รับการพัฒนาเพื่อปรับปรุงการประมาณการปริมาณน้ำฝน ช่วยในการคาดการณ์น้ำท่วมสำหรับพื้นที่ต่ำ เช่น กรุงเทพฯ (Thippawan, Thodsan. et al., 2021)

วิธี Winter's method สามารถปรับปรุงการคาดการณ์ปริมาณน้ำฝนโดยการจับแนวโน้มและฤดูกาลในข้อมูลอนุกรมเวลาได้อย่างมีประสิทธิภาพ การศึกษาแสดงให้เห็นว่าวิธีฮอลต์-วินเทอร์มักใช้ในการคาดการณ์รูปแบบการฝน (Novika, Nur, Aini., et al. 2022, Vanessa, A., Otieno., et al. 2022, Bernard, M., Hlalele. 2022) เป็นที่ทราบกันดีว่ามีความสามารถในการจัดการกับข้อมูลปริมาณน้ำฝนตามฤดูกาลซึ่งมีความสำคัญต่อการคาดการณ์แนวโน้มในอนาคตอย่างแม่นยำ (Victor, Anthonysamy., et al. 2023) นอกจากนี้ วิธี Winter's method กรณีตัวแบบเชิงคูณ มีประสิทธิภาพในการคาดการณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มและฤดูกาล ให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าเมื่อเทียบกับวิธีการอื่น (Priyadarshani, Priyanka., et al. 2022) นอกจากนี้ วิธีการนี้ยังช่วยในการสร้างแบบจำลองและทำนายรูปแบบการฝนตกทำให้สามารถวางแผนและจัดการทรัพยากรน้ำเพื่อการเกษตรและใช้ในบ้านได้ดีขึ้น ดังนั้น การรวมวิธี Winter's method ในแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนสามารถนำไปสู่การปรับปรุงความแม่นยำและความน่าเชื่อถือในการทำนายแนวโน้มและรูปแบบการฝนตกได้

แบบจำลอง ARIMA ใช้สำหรับการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนในภูมิภาคต่างๆ เช่น อัสสัม เมฆาลัย และบริษัท เทศบาลโกลกาตาแบบจำลองเหล่านี้วิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาของรูปแบบการฝนเพื่อทำนายแนวโน้มในอนาคตด้วยการรวมค่าในอดีตของซีรีส์ โมเดล ARIMA คาดการณ์การกระจายปริมาณน้ำฝนอย่างแม่นยำ ช่วยในการจัดการภัยพิบัติ การวางแผนทรัพยากร และการตัดสินใจทางการเกษตรประสิทธิภาพของโมเดล ARIMA อยู่ที่ความสามารถในการจัดการกับความซับซ้อนของข้อมูลปริมาณน้ำฝน โดยให้การคาดการณ์ที่แม่นยำไปถึงห้าปีข้างหน้า นอกจากนี้ประสิทธิภาพของโมเดล ARIMA ยังเปรียบเทียบกับเทคนิคการถดถอยอื่น ๆ แสดงให้เห็นถึงความเหนือกว่าในการให้การคาดการณ์ที่เชื่อถือได้

สำหรับการจัดการน้ำในเมืองและวัตถุประสงค์ทางการเกษตร

โมเดล SVM ทำนายปริมาณน้ำฝนอย่างแม่นยำโดยใช้ประโยชน์จากความสามารถในการเรียนรู้ของเครื่องการศึกษาต่าง ๆ ได้เน้นถึงประสิทธิภาพของ SVM ในการทำนายปริมาณน้ำฝน ตัวอย่างเช่น การศึกษาโดย R Praveena et al. มุ่งเน้นไปที่แบบจำลอง เช่น การถดถอยโลจิสติกส์และ SVM สำหรับพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนที่แม่นยำ นอกจากนี้การวิจัย ได้เปรียบเทียบโมเดล SVM และ ARIMA แสดงให้เห็นว่า SVM มีอัตราความแม่นยำสูง 97.532% ในการทำนายฝนตามข้อมูลสภาพอากาศรายวัน (R, Praveena., et al. 2023) การค้นพบเหล่านี้เน้นประสิทธิภาพการทำนายที่แม่นยำของ SVM ในการจัดการลักษณะที่ซับซ้อนและระยะเหຍของข้อมูลปริมาณน้ำฝน ทำให้เป็นเครื่องมือที่มีค่าสำหรับการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนที่ถูกต้อง

แนวทางที่หลากหลายเหล่านี้มีส่วนช่วยในการคาดการณ์ปริมาณน้ำฝนที่แม่นยำและเชื่อถือได้มากขึ้น ในประเทศไทยเกี่ยวกับการพยากรณ์น้ำฝนมีการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง มีเทคโนโลยีใหม่ ๆ เช่น ปัญญาประดิษฐ์ (AI) และ การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ถูกนำมาใช้เพื่อพัฒนาโมเดลการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำมากขึ้น

งานวิจัยนี้ มุ่งเน้นไปที่การพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนในจังหวัดนครราชสีมาโดยใช้วิธีพยากรณ์ของ Winter's method ARIMA method และ วิธี SVM แลทำการเปรียบเทียบการพยากรณ์และหาวิธีที่เหมาะสมที่สุดมาใช้เป็นสารสนเทศในการวางแผนและเตรียมความพร้อมรับมือกับปัญหาที่จะเกิดจากการเปลี่ยนแปลงของน้ำฝนและสภาพอากาศของจังหวัดนครราชสีมา ซึ่งผลที่ได้จากการศึกษาวิจัยจะเป็นแนวทางสำหรับการวางแผนรับมือกับสถานการณ์น้ำที่จะเกิดขึ้นในอนาคตของจังหวัดนครราชสีมา

วิธีดำเนินการวิจัย

การเก็บรวบรวมข้อมูล

การเก็บรวบรวมข้อมูลจากศูนย์อุทกวิทยาและบริหารน้ำภาคตะวันออกเฉียงเหนือตอนล่าง กรมชลประทาน ดังต่อไปนี้

1. ประชากรในการศึกษา คือ ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ยต่อเดือนของจังหวัดนครราชสีมา
2. ตัวอย่าง คือ ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ยต่อเดือนของจังหวัดนครราชสีมา ตั้งแต่ เดือนมกราคม พ.ศ.2551 – ธันวาคม พ.ศ. 2564
3. ตัวแปรที่ใช้ในการศึกษาประกอบด้วย ตัวแปรอิสระ ได้แก่ ช่วงเวลา (รายเดือน) เดือนมกราคม

พ.ศ. 2551 – ธันวาคม พ.ศ. 2564 ตัวแปรตาม ได้แก่ ปริมาณน้ำฝนเฉลี่ยต่อเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2551 – ธันวาคม พ.ศ. 2564

การวิเคราะห์ข้อมูล

การวิเคราะห์ข้อมูลการวิจัยครั้งนี้มีขั้นตอนดังต่อไปนี้

1. นำข้อมูลปริมาณน้ำฝนเฉลี่ยต่อเดือนของจังหวัดนครราชสีมา ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2551 – ธันวาคม พ.ศ. 2564 โดยเก็บข้อมูลจากศูนย์อุทกวิทยาและบริหารน้ำภาคตะวันออกเฉียงเหนือตอนล่าง กรมชลประทาน คำนวณหาค่าสถิติเบื้องต้นโดยใช้โปรแกรมสำเร็จรูปทางสถิติ (R program) โดยชุดที่ 1 เป็นชุดข้อมูลที่ใช้การสร้างตัวแบบ (Training Set) 11 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม 2551 – ธันวาคม 2561

2. นำข้อมูลมาวิเคราะห์ตามขั้นตอนการพยากรณ์ด้วยวิธี Winter's method โดยการคำนวณระดับเริ่มต้น จากนั้นคำนวณค่าพารามิเตอร์ซึ่ง แบ่งได้เป็น 2 ประเภท คือ แบบ Additive Winter's Method และ แบบ Multiplicative Winter's Method ซึ่งงานวิจัยนี้ใช้แบบ Additive Winter's Method ซึ่งมีรูปแบบดังนี้

$$Y_t = b_0 + b_1t + S_t + a_t \text{ เมื่อ}$$

Y_t คือ ข้อมูลหรือค่าสังเกต ณ เวลา t

b_0 คือ ค่าแสดงระยะตัดแกนและอาจเรียกว่าเป็น

ส่วนประกอบถาวร

b_1 คือ ค่าแสดงความชันของแนวโน้มอาจเรียกสั้นๆว่าแนวโน้ม

S_t คือ ค่าที่แทนส่วนประกอบที่เป็นการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล

a_t คือ ค่าที่แทนส่วนประกอบของการรบกวนสุ่มตัวแบบพยากรณ์ที่ค่าเวลา 1 หน่วยล่วงหน้า คือ

$$\hat{Y}_t(1) = \hat{b}_0(n) + \hat{b}_1(n)1 + \hat{S}_{t+1}(t+1-s)$$

ค่าประมาณคำนวณได้เป็น

$$\hat{b}_0(n) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{S}_t(t-s)) + (1 - a_1)[\hat{b}_0(t-1) + \hat{b}_1(t-1)]$$

$$\hat{b}_1(t) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n [\hat{b}_0(t) - \hat{b}_0(t-1)] + (1 - a_2)\hat{b}_1(t-1)$$

$$\hat{S}_t(t) = a_3(Y_t - \hat{b}_0(t)) + (1 - a_3)\hat{S}_t(t-s)$$

โดยที่ค่า a_1, a_2 และ a_3 คือ ค่าคงที่ในการทำให้เรียบ

โดยที่ $0 < a_1 < 1, 0 < a_2 < 1$ และ

$0 < a_3 < 1$.

2. สร้างตัวแบบ วิธีพยากรณ์ของ Winter's method ARIMA

โดยตัวแบบ ARIMA เป็นตัวแบบที่สร้างจากวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์ โดยพยากรณ์ข้อมูลจากรูปแบบหลัก 2 รูปแบบ ได้แก่ รูปแบบ Autoregressive (AR) คือ รูปแบบที่กำหนดว่าค่าพยากรณ์ที่เวลาใดๆ ขึ้นอยู่กับค่าสังเกตก่อนหน้า และรูปแบบ Moving average (MA) คือ รูปแบบที่กำหนดว่า ค่าพยากรณ์ที่เวลาใดๆ ขึ้นอยู่กับค่าคลาดเคลื่อนก่อนหน้า และเรียกรูปแบบ AR รวมกับรูปแบบ MA ว่า รูปแบบ ARMA ซึ่งเป็นรูปแบบการวิเคราะห์อนุกรมเวลาที่ เป็นสเตชันนารี ในกรณีที่อนุกรมเวลาไม่เป็นสเตชันนารีจะต้องแปลงอนุกรมเวลาให้เป็นสเตชันนารี และเรียกรูปแบบที่ใช้วิเคราะห์อนุกรมเวลาที่แปลงให้เป็นสเตชันนารี ได้ว่า รูปแบบ ARIMA โดยมีรูปแบบทั่วไปที่เขียนในรูปของตัวดำเนินการย้อนกลับ (Backward shift operator: B) ใน รูปสมการดังนี้

$$q_p(B)Q_p(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D Y_t = f_q(B)j_Q(B^S)a_t$$

เมื่อ $BY_t = Y_{t-1}$ และ $B^k Y_t = Y_{t-k}$ โดยที่

$$f_q(B) = 1 - f_1B - f_2B^2 - \dots - f_qB^q$$

$$q_p(B) = 1 - q_1B - q_2B^2 - \dots - q_pB^p$$

$$Q_p(B^S) = 1 - Q_1B^S - Q_2B^{2S} - \dots - Q_pB^{pS}$$

$$j_Q(B^S) = 1 - j_1B^S - j_2B^{2S} - \dots - j_QB^{QS}$$

สำหรับการสร้างตัวแบบ ARIMA ต้องวิเคราะห์อนุกรมเวลา เพื่อกำหนดรูปแบบ ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)

5 ที่เหมาะสมกับอนุกรมเวลา โดยเป็นขั้นตอนในการเลือกอันดับ p, d, q เนื่องจากแนวโน้ม และอันดับ P, D, Q เนื่องจากฤดูกาล ซึ่งภาษา R มีฟังก์ชัน auto.arima() ที่ใช้ในการระบุรูปแบบ ARIMA(p,d,q)(P,D,Q)₅ ที่เหมาะสม ดังนั้น การพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบ ARIMA จึงมีแต่ละขั้นตอนได้ ดังนี้

2.1 ขั้นตอนรวบรวมข้อมูล จากข้อมูลทุติยภูมิที่ได้

2.2 ขั้นตอนที่น่าข้อมูลทุติยภูมิที่รวบรวมได้ มาสร้าง เป็นข้อมูลอนุกรมเวลา เรียงตามลำดับเวลา โดยมีคาบเวลาเป็นรายเดือน

2.3 ขั้นตอนการกำหนดรูปแบบของตัวแบบ ARIMA ที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลฝึกสอน โดยเป็นการกำหนดอันดับ p, d, q และอันดับ P, D, Q ของตัวแบบ ARIMA ด้วยฟังก์ชัน auto.arima()

2.4 ขั้นตอนการสร้างตัวแบบ ARIMA จากชุดข้อมูลฝึกสอน โดยนำค่าอันดับ p, d, q และ อันดับ P, D, Q ที่ได้จากขั้นตอนที่ 3 มาใช้สร้างตัว แบบ ARIMA ด้วยฟังก์ชัน arima()

2.5 ขั้นตอนการนำตัวแบบ ARIMA พยากรณ์ค่าสังเกตล่วงหน้า 12 คาบเวลา ด้วยฟังก์ชัน predict() ในภาษา R นำไปเปรียบเทียบกับชุดข้อมูลตรวจสอบ ซึ่งเป็นค่าสังเกตในช่วงเวลาเดียวกัน

2.6 ขั้นตอนการวัดความแม่นยำของการพยากรณ์ โดยนำค่าพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบมาเปรียบเทียบกับค่าจริงของชุดข้อมูลตรวจสอบ ด้วยการวัดค่าคลาดเคลื่อน ทางสถิติ ได้แก่ ค่า RMSE (Root Mean Square Error)

3. วิธี Support Vector Machine

วิธีการของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน SVM ที่วิจัยครั้งนี้ใช้คือ ซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชัน (SVR) เป็นเทคนิคที่ใช้ถูกนำเสนอโดย Vapnik มาวิเคราะห์ความถดถอยระหว่างอินพุตเวกเตอร์ (Input vector) และตัวแปรเอาต์พุต (Output variables) ซึ่งนำมาใช้กับการพยากรณ์อนุกรมเวลาได้ โดยเปลี่ยนการจำแนกคลาสด้วย SVM เป็นการทำนายค่าด้วย SVR ที่มีเป้าหมาย คือ ต้องการค้นหาความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างอินพุตเวกเตอร์ในมิติขนาด $n \times \hat{\mathbf{I}} \in \mathbb{R}^n$ และตัวแปรเอาต์พุต $(y \in \mathbb{R})$ และเนื่องจาก SVR ดัดแปลงมาจาก SVM ดังนั้น สมการความถดถอยของ SVR จึงคล้ายคลึงกับสมการไฮเปอร์เพลน (Hyperplane) ของ SVM โดยสมการความถดถอยของ SVR แสดงได้ดังสมการ $f(x) = w^T x + b$ เมื่อ w และ b เป็นความชันและ

ออฟเซต (Offset)ของเส้นความถดถอย โดยการกำหนดค่าของ w และ b ทำได้ด้วยการหาค่าต่ำสุดของสมการ

$$R = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{C}{l} \sum_{i=1}^l |y_i - f(x_i)|_e$$

การใช้เทคนิค SVR ทำนายค่าเอาต์พุตจากอินพุตเวกเตอร์ จะมีการสร้างท่อเอปซิลอน (Epsilon tube) โดยใช้ ฟังก์ชันสูญเสีย (Loss function) ที่มีหลากหลายรูปแบบ ในงานวิจัยนี้ใช้ฟังก์ชันสูญเสียแบบเอปซิลอนอินเซนซิฟ ($\mathcal{E}$ - insensitive loss function) ที่นำเสนอโดย Vapnik เพราะเป็นฟังก์ชันสูญเสีย ที่นิยมใช้ในงานวิจัยอย่างแพร่หลายโดยแสดงได้ดังสมการ

$$|y_i - f(x_i)|_e = \begin{cases} 0 & \text{if } |y_i - f(x_i)| \leq \epsilon \\ |y_i - f(x_i)| - \epsilon & \text{Otherwise} \end{cases}$$

การแก้ปัญหาของสมการ ที่มีเงื่อนไขตามสมการก่อนหน้าสามารถปรับให้อยู่ในรูปแบบการแก้ปัญหาแบบคูอัล (Dual problem) ด้วยการใช้ตัวคูณลากรองจ์ (Lagrange multipliers) ดังสมการ

$$\begin{aligned} & \text{Maximize } L_p(a_i, a_i^*) \\ & = - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l (a_i - a_i^*)(a_j - a_j^*) x_i^T x_j - \epsilon \sum_{i=1}^l (a_i + a_i^*) + \sum_{i=1}^l (a_i - a_i^*) y_i \\ & \text{Subject to } \sum_{i=1}^l (a_i - a_i^*) = 0 \\ & 0 \leq a_i \leq C, \quad i = 1, \dots, l \\ & 0 \leq a_i^* \leq C, \quad i = 1, \dots, l \end{aligned}$$

เมื่อ a_i, a_i^* เป็นตัวคูณลากรองจ์ C เป็นจำนวนเต็มที่เป็นค่าคงที่ ซึ่งเป็นค่าใช้จ่าย (Cost) เมื่อมีข้อผิดพลาด (Error) เกิดขึ้น $\mathcal{E}$ เป็นความกว้างของท่อเอปซิลอน หรือเป็นความคลาดเคลื่อนของชุดข้อมูลฝึกสอน และ l คือจำนวนของซัพพอร์ตเวกเตอร์ (Support vector) ซึ่งอินพุตเวกเตอร์ที่เป็นซัพพอร์ตเวกเตอร์ จะมี $a_i, a_i^* > 0$ ส่วนอินพุตเวกเตอร์ที่ไม่ใช่ซัพพอร์ตเวกเตอร์ จะมี $a_i, a_i^* = 0$ และหลังจากที่คำนวณค่า a_i และ a_i^* จากชุดข้อมูลฝึกสอน จะสามารถสร้างสมการ SVR เพื่อใช้ทำนายค่าเอาต์พุตจากอินพุตเวกเตอร์ ได้ดังสมการ

$$f(x) = w_0^T x + b = \sum_{i=1}^l (a_i - a_i^*) x_i^T x + b$$

โดยที่ เวกเตอร์ถ่วงน้ำหนัก (w_0) เป็นดังสมการ

$$w_0 = \sum_{i=1}^l (a_i - a_i^*) x_i$$

รูปแบบสมการถดถอยเชิงเส้นแต่ในกรณีที่เป็น การถดถอยแบบไม่เป็นเชิงเส้นสามารถส่งอินพุตเวกเตอร์ ไปยังมิติที่สูงขึ้น (High dimensional feature space) โดยใช้เคอร์เนลฟังก์ชัน(Kernel function) ซึ่งเคอร์เนล ฟังก์ชันที่ใช้ในวิจัยครั้งนี้คือ ลีเนียร์เคอร์เนล (Linear kernel): $k(x_j, x) = x_j^T x$

ดังนั้นสามารถเขียนใหม่ในรูปแบบการถดถอย ไม่เป็นเชิงเส้น โดยใช้เคอร์เนลฟังก์ชันได้ดังสมการ

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (a_i - a_i^*) k(x_i, x) + b$$

สำหรับงานวิจัยนี้ ดำเนินการเขียนโปรแกรมทุก ขั้นตอน ด้วยการใช้ภาษา R โดยการสร้างตัวแบบ พยากรณ์ด้วยเทคนิค SVR จะใช้ฟังก์ชัน svm() ใน แพคเกจชื่อ e1071 ที่เผยแพร่โดย David Meyer และ คณะ ในส่วนเก็บข้อมูลของภาษา R (CRAN repository of R language) ซึ่งการนำ SVR ไปใช้กับการพยากรณ์ อนุกรมเวลา จะต้องปรับชุดข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบของ อินพุตเวกเตอร์และทาร์เก็ต ($D = \{(x_i, y)\}_{i=1}^n$) จากนั้น สร้างตัวแบบพยากรณ์จำนวน 12 ตัวแบบ โดยเหตุผลที่ เลือกสร้างตัวแบบ จำนวน 12 ตัวแบบ เนื่องจาก อนุกรม เวลาที่นำมาศึกษา มีคาบเวลาเป็นรายเดือน และมีจำนวน คาบเวลาใน 1 ฤดูกาล เท่ากับ 12 คาบเวลา ตามรอบปี ปฏิทิน ซึ่งแต่ละตัวแบบ มีความแตกต่างที่จำนวนของ อินพุตเวกเตอร์ นั่นคือ ตัวแบบที่ 1 มีอินพุตเวกเตอร์ 1 ตัว เป็นค่าสังเกตล้าหลัง 1 คาบเวลา ไล่ไปตามลำดับ จนถึงตัวแบบที่ 12 มีอินพุตเวกเตอร์ 12 ตัว เป็นค่าสังเกต ล้าหลังตั้งแต่ 1 ถึง 12 คาบเวลา การสร้างตัวแบบ SVR จะต้องกำหนดค่าพารามิเตอร์ C และ $\mathcal{E}$ โดยแพคเกจ e1071 มีฟังก์ชัน tune() ที่ใช้สำหรับการกำหนดค่า C และ $\mathcal{E}$ ที่เหมาะสมที่สุด ดังนั้น จึงใช้ฟังก์ชัน tune() ใน การกำหนดค่า C และ $\mathcal{E}$ ให้กับตัวแบบ SVR

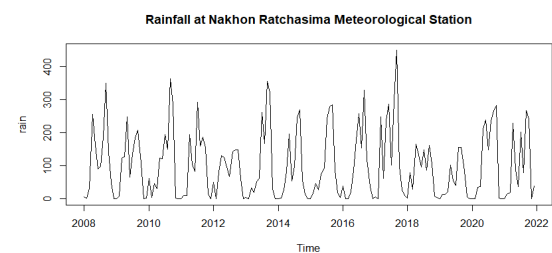
4. นำวิธีทั้งสามวิธีไปพยากรณ์ข้อมูลล่วงหน้า 3 ปี (Testing Set) ตั้งแต่ เดือนมกราคม 2562 – ธันวาคม 2564 จากนั้นนำไปเปรียบเทียบกับข้อมูลชุดที่ 2 เป็น ข้อมูลที่ใช้ในการประเมินตัวแบบโดยใช้ข้อมูล 3 ปี ตั้งแต่ เดือนมกราคม 2562 – ธันวาคม 2564

5. ใช้ค่า RMSE เป็นค่าประเมินตัวแบบที่มีความ เหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์น้ำฝนจังหวัดนครราชสีมา

ผลการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้ได้แบ่งผลการวิเคราะห์ข้อมูล อนุกรมเวลาของปริมาณน้ำฝนจังหวัดนครราชสีมา

วิเคราะห์ข้อมูลแยกเป็น 2 ส่วน คือ โดยใช้วิธีพยากรณ์ ของWinter's method และเทคนิควิเคราะห์อนุกรมเวลา ARIMA method และ วิธี Support Vector Machine และ การพยากรณ์ปริมาณน้ำฝน 3 ปีล่วงหน้า ทั้งประเมิน ค่าที่เกิดขึ้น ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาคือปริมาณน้ำฝนราย เดือนของจังหวัดนครราชสีมา ตั้งแต่ เดือนมกราคม 2551 ถึง ธันวาคม 2564 (จำนวน 168 ข้อมูล) :ซึ่งได้เก็บ รวบรวมข้อมูลจากสถานีอุตุนิยมวิทยานครราชสีมา ซึ่งใช้ ข้อมูลเพื่อสร้างตัวแบบซึ่งปริมาณน้ำฝนรายเดือนของ จังหวัดนครราชสีมา แสดงดังภาพที่ 1



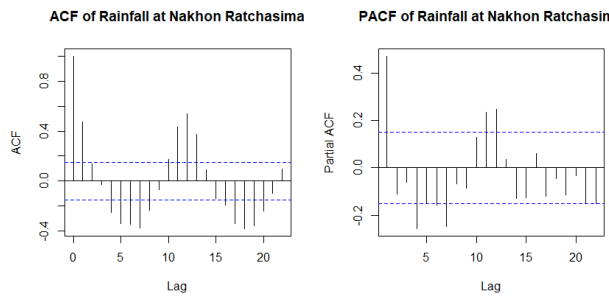
ภาพที่ 1 ปริมาณน้ำฝนรายเดือนจังหวัดนครราชสีมา ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2551 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2564

จากภาพที่ 1 จะเห็นว่าปริมาณน้ำฝนไม่แสดง แนวโน้ม แต่มีฤดูกาลซึ่งปริมาณน้ำฝนสูงสุดที่เกิดขึ้นใน เดือนกันยายน พ.ศ. 2548 ปริมาณน้ำฝนมีค่าเฉลี่ย 102.13 มม. จากนั้นทำการทดสอบการแจกแจงแบบปกติ ด้วย Shapiro-Wilk test พบว่าไม่มีการแจกแจงแบบปกติ และทดสอบความคงที่ของข้อมูลด้วย Augmented Dickey-Fuller Test พบว่าข้อมูลมีความคงที่ จะเห็นได้ จากภาพของ ACF และ PACF ของปริมาณน้ำฝน ดัง ตารางที่ 1 และภาพที่ 2

ตารางที่ 1 ค่าสถิติและการทดสอบข้อมูลปริมาณน้ำฝน ของจังหวัดนครราชสีมา

ตัวสถิติ	ค่าสถิติ	P-value
ค่าเฉลี่ย	102.13	
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	101.60	
ความเบ้	0.92	
ความโด่ง	0.02	
Shapiro-Wilk test	0.88*	0.00
Augmented Dickey-Fuller Test	-7.58*	0.01

*มีระดับนัยสำคัญ 0.05



ภาพที่ 2 ภาพของ ACF และ PACF ปริมาณน้ำฝนรายเดือนจังหวัดนครราชสีมา

การสร้างแบบจำลอง วิธีพยากรณ์ของ Winter's method (Winter's Method) สำหรับปริมาณน้ำฝนจังหวัดนครราชสีมา

จากภาพที่ 1 จะเห็นว่าปริมาณน้ำฝนไม่แสดงแนวโน้ม แต่มีฤดูกาลแบบบวก ซึ่งผลการวิเคราะห์และค่าสถิติต่างๆ ของตัวแบบแสดงในตารางที่ 2 ซึ่งประกอบด้วยค่าในแต่ละฤดูกาล และค่าสถิติในตัวแบบพยากรณ์

ตารางที่ 2 ค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบวิธีการพยากรณ์ของ Winter's method

พารามิเตอร์	ค่าพารามิเตอร์
a_1	0.11
a_2	0.01
a_3	0.23
$b_0^L(0)$	87.08
$b_1^L(0)$	-0.56
S_1	-80.44
S_2	-72.09
S_3	-36.27
S_4	16.17
S_5	55.34
S_6	34.01
S_7	68.62

พารามิเตอร์	ค่าพารามิเตอร์
S_8	83.8
S_9	181.24
S_{10}	88.24
S_{11}	-72.05
S_{12}	-75.87

ได้ตัวแบบการพยากรณ์คือ

$$\hat{Y}_t(l) = \hat{b}_0(t) + \hat{b}_1(t)l + \hat{S}_{t+1}(t+l-s)$$

โดย

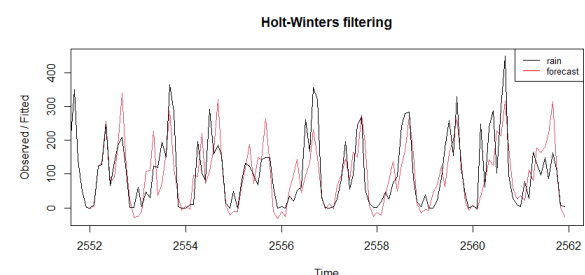
$$\hat{b}_0(t) = \frac{0.11(Y_t - \hat{S}(t-s))}{0.01 + 0.89[\hat{b}_0(t-1) + \hat{b}_1(t-1)]}$$

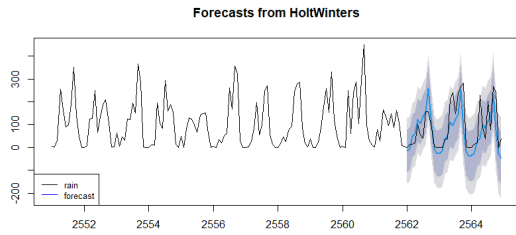
$$\hat{b}_1(t) = \frac{0.01[\hat{b}_0(t) - \hat{b}_0(t-1)]}{0.01 + 0.09\hat{b}_1(t-1)}$$

$$\hat{S}_t(t) = 0.23(Y_t - \hat{b}_0(t)) + 0.77\hat{S}_t(t-s)$$

$$\text{เมื่อ } \hat{b}_0^L(0) = 87.08, \hat{b}_1^L(0) = -0.56$$

จากนั้นทำการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบวิธีการข้างต้น พยากรณ์ได้ดังภาพที่ 3





ภาพที่ 3 การพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายเดือนจังหวัดนครราชสีมา
โดยวิธี Winter's method

การสร้างแบบจำลอง วิธีพยากรณ์ของ ARIMA method สำหรับปริมาณน้ำฝนจังหวัดนครราชสีมา

เมื่อพิจารณาการเคลื่อนไหวของข้อมูลในภาพที่ 2 พบว่า ข้อมูลของปริมาณน้ำฝนรายเดือนจังหวัดนครราชสีมา มีลักษณะที่คงที่จึงทำการหาผลต่างข้อมูลเฉพาะส่วนของฤดูกาลซึ่งค่าของแท่ง ACF PACF อยู่ในช่วงของสถิติทดสอบ จะมีเพียง Lag ของฤดูกาลที่มีค่าไม่เป็น 0 ซึ่งทำการหาผลต่าง 1 ครั้ง จึงสามารถทำการวิเคราะห์โดยใช้วิธีการของบอกซ์และเจนกินส์ โดยตัวแบบที่เหมาะสมของปริมาณน้ำฝนรายเดือนจังหวัดนครราชสีมา ที่เหมาะสมที่สุด คือ $ARIMA(0,0,0)(0,1,1)_{12}$ ซึ่งนำมาวิเคราะห์ค่าที่เหมาะสมที่สุดจากภาพ ACF ของความคลาดเคลื่อนของค่าพยากรณ์ ดังภาพที่ 4 และสถิติ Akaike Information Criterion (AIC) ที่ให้ค่าน้อยที่สุด พบว่าตัวแบบที่เหมาะสมมากที่สุดได้ประมาณค่าพารามิเตอร์ดังตารางที่ 4 ซึ่งสามารถเขียนเป็นตัวแบบได้ดังนี้

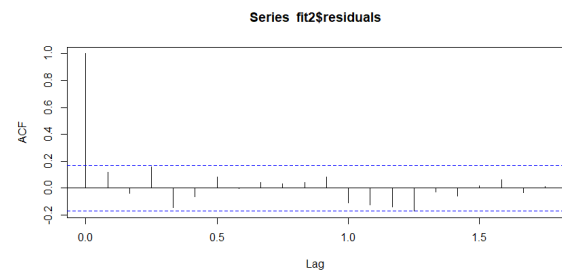
$$(1 - B^{12})^1 Y_t = (1 + 1B)e_t$$

จากนั้นทำการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบวิธีการข้างต้น
พยากรณ์ได้ดังภาพที่ 5

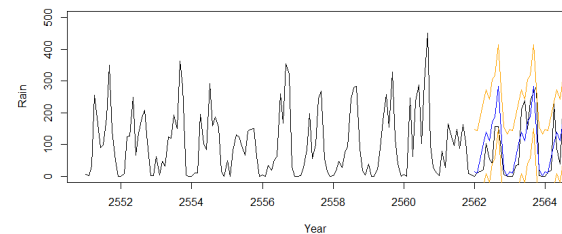
ตารางที่ 4 ค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ ARIMA ข้อมูลปริมาณน้ำฝน
ของจังหวัดนครราชสีมา

พารามิเตอร์	ค่าพารามิเตอร์	ส่วนเบี่ยงเบน เฉลี่ย	p- value
j_1	-1.00*	0.18	0.00
Box- Pierce test	5.2872		0.15
AIC	1368.58		

*มีระดับนัยสำคัญ 0.05



ภาพที่ 4 ACF ของความคลาดเคลื่อนของค่าพยากรณ์ด้วยวิธี
ARIMA

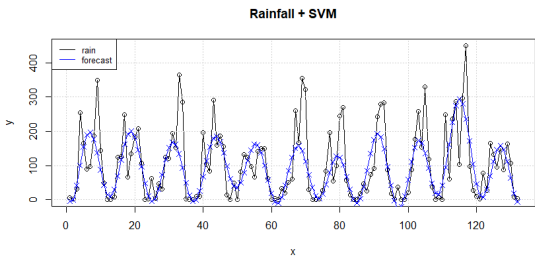


ภาพที่ 5 การพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายเดือนจังหวัดนครราชสีมา
โดยวิธี ARIMA

การสร้างแบบจำลอง วิธีพยากรณ์ของ Support Vector Machine (SVM) สำหรับปริมาณน้ำฝนจังหวัดนครราชสีมา

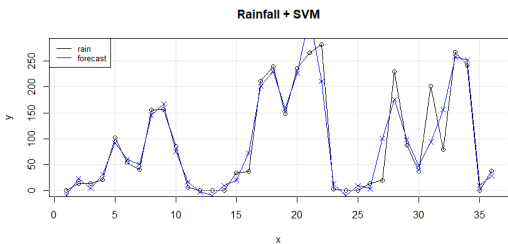
แบบจำลอง วิธีพยากรณ์ของ Support Vector Machine (SVM) สำหรับการสร้างตัวแบบ Support Vector Regression ที่ไม่เป็นเชิงเส้น งานวิจัยนี้ได้ทำการปรับค่า Gamma โดยใช้ค่า Gamma เป็น 10 ส่วน Kernel คือชุดของฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ในรูปแบบต่างๆ ที่กำหนดเป็น Kernel มีความแตกต่างของการแปลงผลข้อมูล Kernel จะทำงานโดยการรับข้อมูลเป็น

อินพุตและแปลงเป็นรูปแบบ ที่ต้องการในงานวิจัยนี้ได้ใช้ค่า Kernel เป็นแบบ Radial ซึ่งเมื่อพิจารณาชุดที่ 1 เป็นชุดข้อมูลที่ใช้การสร้างตัวแบบ (Training Set) ได้ค่า RMSE เป็น 74.09943 และกราฟของการสร้างตัวแบบแสดงให้เห็นดังภาพที่ 6



ภาพที่ 6 การพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายเดือนจังหวัดนครราชสีมา Training Set โดยวิธี SVM

นำกระบวนการทั้งหมดไปทำการพยากรณ์ ผลจากการสร้างตัวแบบ Support Vector Regression ไปพยากรณ์ Testing Set ตั้งแต่ เดือนมกราคม 2562 – ธันวาคม 2564 ซึ่งได้ค่า RMSE เป็น 33.84099 และกราฟของการสร้างตัวแบบแสดงให้เห็นดังภาพที่ 7



ภาพที่ 7 การพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายเดือนจังหวัดนครราชสีมา Testing Set โดยวิธี SVM

การประเมินตัวแบบที่มีความเหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์น้ำฝนจังหวัดนครราชสีมา

เมื่อพิจารณาตารางที่ 5 การพยากรณ์ข้อมูลปริมาณน้ำฝน โดยชุดที่ 1 เป็นชุดข้อมูลที่ใช้การสร้างตัวแบบ (Training Set) โดยใช้ข้อมูล 11 ปี ตั้งแต่ เดือนมกราคม 2551 – ธันวาคม 2561 วิธีที่เหมาะสมมากที่สุดคือ ARIMA มีค่าวัดความคลาดเคลื่อน RMSE เป็น 62.28357 สำหรับการพยากรณ์ข้อมูลล่วงหน้า 3 ปี Testing Set ตั้งแต่ เดือนมกราคม 2562 – ธันวาคม 2564 วิธีที่เหมาะสมมากที่สุดคือ SVM มีค่าวัดความคลาดเคลื่อน RMSE เป็น 33.84099 ดังตารางที่ 5

ตารางที่ 5 ค่าวัดความคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่มีความเหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์น้ำฝนจังหวัดนครราชสีมา

เทคนิคการพยากรณ์	Training Set	Testing Set
	RMSE	
Winter's method	72.56038	84.62343
ARIMA method	64.52341	64.71697
SVM method	74.09943	33.84099

อภิปรายผล

ข้อมูลปริมาณน้ำฝนของจังหวัดนครราชสีมาไม่แสดงแนวโน้ม แต่มีฤดูกาลซึ่งปริมาณน้ำฝนสูงสุดที่เกิดขึ้นในเดือนกันยายน พ.ศ. 2548 มี ปริมาณน้ำฝนมีค่าเฉลี่ย 102.13 มม. พบว่าไม่มีการแจกแจงแบบปกติ และข้อมูลมีความคงที่ พบว่า วิธีกรของ ARIMA พบว่าตัวแบบที่เหมาะสมของปริมาณน้ำฝนรายเดือนจังหวัดนครราชสีมาที่เหมาะสมที่สุดคือ $ARIMA(0,0,0)(0,1,1)_{12}$ ซึ่งนำมาวิเคราะห์ค่าที่เหมาะสมที่สุดจากสถิติ Akaike Information Criterion (AIC) ที่ให้ค่าน้อยที่สุด สอดคล้องกับงานวิจัยของ C., Vijayalakshmi., et al. (2022) ส่วนแบบจำลอง วิธีพยากรณ์ของ Support Vector Machine (SVM) ผู้วิจัยจะสร้างตัวแบบ Support Vector Regression เมื่อสร้างตัวแบบทั้งสามและทำการพยากรณ์เพื่อหาความคลาดเคลื่อนโดยชุดที่ 1 เป็นชุดข้อมูลที่ใช้การสร้างตัวแบบ (Training Set) โดยใช้ข้อมูล 11 ปี ตั้งแต่ เดือนมกราคม 2551 – ธันวาคม 2561 วิธีที่เหมาะสมมากที่สุดคือ ARIMA มีค่าวัดความคลาดเคลื่อน RMSE เป็น 62.28357 สำหรับการพยากรณ์ข้อมูลล่วงหน้า 3 ปี (Testing Set) ตั้งแต่ เดือนมกราคม 2562 – ธันวาคม 2564 วิธีที่เหมาะสมมากที่สุดคือ SVM มีค่าวัดความคลาดเคลื่อน RMSE เป็น 33.84099 สอดคล้องกับงานวิจัยของ R, Praveena., et al. (2023)

ข้อเสนอแนะ

การวิจัยนี้เป็นการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนในจังหวัดนครราชสีมาโดยใช้วิธีพยากรณ์ของ Winter's method (Winter's Method) และเทคนิควิเคราะห์อนุกรมเวลาของบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins) หรือ

ARIMA method และ วิธี Support Vector Machine โดยมีข้อเสนอแนะดังต่อไปนี้

1. ควรพยากรณ์ข้อมูลล่วงหน้าด้วยเทคนิคอื่นตลอดจนอาจจะต้องเพิ่มปัจจัยอื่นๆ เข้ามาสร้างตัวแบบและนำมาใช้ประกอบกันกับการวางแผนแก้ปัญหาที่ท่วม เช่น การวิเคราะห์อนุกรมเวลา การวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุ เป็นต้น
2. การพยากรณ์ ของ ข้อมูลน้ำฝนจังหวัดนครราชสีมา ยังพบว่าข้อมูลของปริมาณน้ำฝนยังไม่อยู่ในช่วงปัจจุบันหากมีสารสนเทศที่ครบถ้วนทันสมัยจะสามารถพยากรณ์ได้ทันเหตุการณ์
3. ในการพยากรณ์ปริมาณของข้อมูลจำนวนมาก ควรใช้เทคนิค ARMA ส่วนของข้อมูลปริมาณน้อยควรใช้เทคนิคของ SVM
4. ควรมีการนำการแจกแจงแบบอื่นมาประกอบการพิจารณา เช่น การแจกแจงแบบผสม เป็นต้น ในกรณีข้อมูลมีการแจกแจงแบบอื่น นอกเหนือจากการแจกแจงแบบปกติ

เอกสารอ้างอิง

- ทรงศิริ แต่สมบัติ. (2539). เทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณ. *สำนักพิมพ์ฟิสิกส์เซนเตอร์*. กรุงเทพฯ: ธนากร โชติช่วง และ สมชาย เล็กเจริญ (2561). การพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายเดือนในจังหวัดพัทลุง ณ ศูนย์อุทกวิทยาฯ ภาคใต้. *การประชุมวิชาการระดับชาติ วิทยาลัยนครราชสีมา ครั้งที่ 5, “วิจัยและพัฒนาสู่การขับเคลื่อนสังคมอย่างยั่งยืน”*, วันที่ 31 มีนาคม พ.ศ. 2561 ณ วิทยาลัยนครราชสีมา จังหวัดนครราชสีมา, หน้า 260-271.
- พูนศักดิ์ ศิริสนม. (2537). การพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนโดยใช้สาระอุตุนิยมวิทยาในเขตอำเภอเมืองจังหวัดเชียงใหม่ *วิทยานิพนธ์มหาบัณฑิต วิทยาศาสตร์ (สถิติประยุกต์)* บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.
- มุกดา แม้นมิตร. (2549). อนุกรมเวลาและการพยากรณ์. *ระบบบริการสารสนเทศภูมิอากาศ กรมอุตุนิยมวิทยา*. กรุงเทพฯ: โฟร์พริ้นติ้ง. สืบค้นเมื่อวันที่ 25 กุมภาพันธ์ 2563, จาก <http://climate.tmd.go.th/data/province/>
- วรจกณา กิรติวิบูลย์.(2558). การพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนอำเภอเมือง จังหวัดน่าน. *วารสารวิจัยและพัฒนา มจร.*, 38(3), 211-223.
- วราฤทธิ์ พานิชกิจโกศลกุล. (2552). การพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายเดือนของสถานีอุตุนิยมวิทยาและสถานีอากาศเกษตรในภาคตะวันออกเฉียงเหนือ. *วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี*, 17(2), 1-12.
- สมเกียรติ เกตุเอี่ยม (2548). เทคนิคการพยากรณ์: *นำศิลป์หาดีใหญ่*. พิมพ์ครั้งที่ 2, สงขลา สุพรรณิ อึ้งปัญสัตวงศ์. (2541). เทคนิคการพยากรณ์เชิงสถิติ.: *หน่วยผลิตเอกสาร คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น*. ขอนแก่น.
- Abraham , Bovas & Ledolter , Johannes. (1983). *Statistical Methods for Forecasting*. New York: John Willey & Sons.
- Bernard, M., Hlalele. (2022). A comparative analysis of holts-winters’ and neural network prediction models on annual bloemfontein’s precipitation: risk aversion. *Big Data In Agriculture*, doi: 10.26480/bda.01.2022.17.21
- Box, G. E., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time series analysis: forecasting and control: John Wiley & Sons*.
- Dong, Z., Wang, L., Gong, H., Limsakul, A., Fan, H., & Pimonsree, S. (2022). A skilful seasonal prediction for wintertime rainfall in southern Thailand. *International Journal of Climatology*, 42(16), pp.10048–10061. <https://doi.org/10.1002/joc.7882>
- Drucker, H., Burges, C. J., Kaufman, L., Smola, A., & Vapnik, V. (1997). Support vector regression machines. *Advances in neural information processing systems*, 9, pp.155-161.
- Eni, D.,&Adeyeye, F. (2015).Seasonal ARIMA Modeling and Forecasting of Rainfall in Warri Town, Nigeria. *Journal of Geoscience and Environment Protection*, 3, pp.91-98. doi: 10.4236/gep.2015.36015.M
- Fattah, J., Ezzine, L., Aman, Z., El Moussami, H., & Lachhab, A. (2018). Forecasting of demand using ARIMA model.

- International Journal of Engineering Business Management*, 10, pp. 251-262.
<https://doi.org/10.1177/1847979018808673>.
- Kalekar, P. S. (2004). Time series forecasting using holt-winters exponential smoothing. *Kanwal Rekhi school of information Technology*, 4329008(13), pp. 1-13.
- Lewis, C. D. (1982). Industrial and business forecasting methods: *A practical guide to exponential smoothing and curve fitting: Butterworth-Heinemann*.
- Makridakis, S. (1993). Accuracy measures: theoretical and practical concerns. *International journal of forecasting*, 9(4), pp. 527-529.
- Mitchell, T. M. (1997). Machine Learning. Professional Book Group 11 West 19th Street New York, NY United States: McGraw-Hill Inc.
- Noble, W. S. (2006). What is a support vector machine? *Nature biotechnology*, 24(12), pp. 1565-1567.
- Novika, Nur, Aini., Atiek, Iriany., Waego, Hadi, Nugroho., Faddli, L., Wibowo. (2022). Comparison of Adaptive Holt-Winters Exponential Smoothing and Recurrent Neural Network Model for Forecasting Rainfall in Malang City. *ComTech*, doi: 10.21512/comtech.v13i2.7570
- Priyadarshani, Priyanka., E., Nandakumar., R., Sangeetha. (2022). Holt-Winters Forecast on Seasonal Time Series Crop Insurance Data with Structural Outliers (2000-2018) Using Ms Excel. *Asian Journal of Agricultural Extension, Economics and Sociology*, pp. 442-453.
doi: 10.9734/ajaees/2022/v40i930986
- R, Praveena., T., Ganesh, Babu., M., Birunda., G., Sudha., P., Sukumar., J., Gnanasoundharam. (2023). Prediction of Rainfall Analysis Using Logistic Regression and Support Vector Machine. *Journal of physics*, 2466 , pp. 1-9
doi: 10.1088/1742-6596/2466/1/012032
- Salaeh N, Ditthakit P, Pinthong S, Hasan MA, Islam S, Mohammadi B, Linh NTT. Long-Short Term Memory Technique for Monthly Rainfall Prediction in Thale Sap Songkhla River Basin, *Thailand. Symmetry*. 2022; 14(8):1599. pp. 1-24.
<https://doi.org/10.3390/sym14081599>
- Sathish, G., Lakshmi Narasinhaiah, P. Mahesh Babu, Samrat Laha & Bharath Kumar, N. (2017). Time Series Analysis of Monthly Rainfall for Gangetic West Bengal Using Box Jenkins SARIMA Modeling. *Int.J.Curr.Microbiol.App.Sci*.6(7), pp. 2603-2610.
doi:<https://doi.org/10.20546/ijcmas.2017.607.307>
- Sidiq. (2018). Forecasting Rainfall with Time Series Model. *IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering* 407(2018) doi:10.1088/1757-899X/407/1/012154.
- Swain S., Nandi S., & Patel P. (2018) Development of an ARIMA Model for Monthly Rainfall Forecasting over Khordha District, Odisha, India. In: *Recent Findings in Intelligent Computing Techniques. Advances in Intelligent Systems and Computing*, 708, pp. 325-331.
- Thippawan, Thodsan., Falin, Wu., Kritanai, Torsri., Gongliu, Yang. (2021). Evaluation of 3DVAR Data Assimilation with Automatic Weather Station Data for Heavy Rainfall Forecasting in Thailand. doi: 10.1109/IGARSS47720.2021.9553961
- Thitipong, Kanchai., Nahatai, Tepkasetkul., Tippatai, Pongsart., Watcharin, Klongdee. (2023). Rainfall Data Fitting based on An Improved Mixture Cosine Model with Markov Chain. *WSEAS transactions on information science and applications*, 20(2023), pp. 28-33.
doi: 10.37394/23209.2023.20.4

- Vanessa, A., Otieno., Samuel, Wasikhuyu, Wanyonyi. (2022). Modeling and Forecasting of Rainfall Trends based on Historical Data in Bungoma County, Western Kenya using Holt Winters Method. *Asian Journal of Probability and Statistics*, 17(4), pp. 38-44.
doi: 10.9734/ajpas/2022/v17i430431
- Vapnik, V. (1995). The nature of statistical learning theory. *Springer new york google scholar. New York*.
- Vapnik, V., Golowich, S. E., & Smola, A. (1997). Support vector method for function 170 approximation, regression estimation, and signal processing. *Advances in neural information processing systems*, pp. 281-287.
- Victor, Anthonysamy., Khadar, Babu., Christophe, Chesneau. (2023). Heuristics approach for the Holt-Winters multiplicative method with new initial values. *Model Assisted Statistics and Applications*, doi: 10.3233/mas-221415
- Zhang, X.-D. (2020). Machine learning. In *A Matrix Algebra Approach to Artificial Intelligence*, Springer. pp. 223-440.