

โครงการวิศวกรรมชลประทาน

(02207499)

ที่ 2 / 2564

เรื่อง การประยุกต์ใช้วิธีการทางสถิติเพื่อการคาดการณ์ปริมาณฝนระยะยาว

The Used of Statistical Methods for Long – Term Rainfall Prediction

โดย

นางสาวสุรรัตน์ งามสะอาด

นางสาวปรีดา ลีไตรรงค์

เสนอ

ภาควิชาวิศวกรรมชลประทาน

คณะวิศวกรรมศาสตร์ กำแพงแสน มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

วิทยาเขตกำแพงแสน จังหวัดนครปฐม

เพื่อความสมบูรณ์แห่งปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต

(วิศวกรรมโยธา - ชลประทาน) พุทธศักราช 2564

ใบรับรองโครงการวิศวกรรมชลประทาน
ภาควิชาวิศวกรรมชลประทาน
คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

เรื่อง : การประยุกต์ใช้วิธีการทางสถิติเพื่อการคาดการณ์ปริมาณฝนระยะยาว

Title : The Used of Statistical Methods for Long – Term Rainfall Prediction

รายนามผู้ทำโครงการ

นางสาวสุรรัตน์ งามสะอาด

นางสาวปรีดา ลีไตรรงค์

ได้รับพิจารณาเห็นชอบโดย

ประธานกรรมการ

.....

(อ.ดร.เกษวรา สิทธิโชค)

...../...../.....

กรรมการ

.....

(ผศ.ดร.ไชยาพงษ์ เทพประสิทธิ์)

...../...../.....

กรรมการ

.....

(อ.ดร.ทรงศักดิ์ ภัทรารุฒิชัย)

...../...../.....

หัวหน้าภาควิชา

.....

(ผศ.ดร.ไชยาพงษ์ เทพประสิทธิ์)

...../...../.....

บทความวิจัย

การประยุกต์ใช้วิธีการทางสถิติเพื่อการคาดการณ์ปริมาณฝนระยะยาว

The Used of Statistical Methods for Long-Term Rainfall Prediction

ปิริดา ลีไตรรงค์¹ สุรรัตน์ งามสะอาด¹ เกศวรา สิทธิโชค^{1*}

¹ ภาควิชาวิศวกรรมชลประทาน คณะวิศวกรรมศาสตร์ กำแพงแสน มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ อำเภอกำแพงแสน จังหวัดนครปฐม 73140

Purida Leetrirong¹ Sureerat Ngarmsa-ard¹ Ketvara Sittichok^{1*}

¹ Department of Irrigation Engineering, Faculty of Engineering at Kamphaeng Saen, Kasetsart University Nakhon Pathom 73140

* Corresponding author.

E-mail: fengkrs@ku.ac.th

บทคัดย่อ

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประยุกต์ใช้วิธีการทางสถิติร่วมกับดัชนีภูมิอากาศโลกในการคาดการณ์ปริมาณฝนในช่วงฤดูฝนของพื้นที่บริเวณลุ่มน้ำยม 12-16 เดือนล่วงหน้าของสถานีตรวจวัดฝนจำนวน 11 สถานี โดยได้มีการนำดัชนีภูมิอากาศโลก 3 ดัชนี ได้แก่ Southern Oscillation Index (SOI), Multivariate ENSO Index Version 2 (MEI V.2) และ El Niño-Southern Oscillation (ENSO) และปริมาณฝนที่เกิดขึ้นก่อนหน้ามาใช้เป็นปัจจัยคาดการณ์ วิธีการทางสถิติ 3 วิธี ได้แก่ การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย (Simple linear regression), การวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุคูณ (Multiple linear regression) และการวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุนาม (Polynomial linear regression) ร่วมกับวิธีการลดอคติ (Bias) k-Cross validation method ที่อาจเกิดขึ้นในการสร้างแบบจำลองแบบจำลองทั้งหมดจะถูกประเมินประสิทธิภาพโดยดัชนีทางสถิติ 3 ดัชนีคือ Pearson's Coefficient Determination (r), Root Mean Square Error (RMSE) และ Total Volume Error (VE) ผลการศึกษาพบว่า Nino1+2 เป็นปัจจัยภูมิอากาศโลกที่มีอิทธิพลในการคาดการณ์ปริมาณฝนมากที่สุด รองลงมาได้แก่ปริมาณฝนก่อนหน้า และวิธีการทางสถิติที่สามารถคาดการณ์ปริมาณฝนได้ใกล้เคียงกับฝนจริงมากที่สุดคือ Polynomial linear regression รองลงมาคือ Multiple linear regression โดย Polynomial linear regression มีค่า r อยู่ระหว่าง 0.48 – 0.59 ค่า RMSE อยู่ระหว่าง 31.55 – 43.06 มิลลิเมตร และ VE มีค่าอยู่ระหว่าง -0.94 ถึง 0.24 % และ Multiple linear regression มีค่า r อยู่ระหว่าง 0.34 – 0.55 ค่า RMSE อยู่ระหว่าง 34.86 – 40.47 มิลลิเมตร และ VE มีค่าอยู่ระหว่าง -0.39 ถึง 0.12 %

คำสำคัญ

การคาดการณ์ปริมาณน้ำฝนระยะยาว, ดัชนีภูมิอากาศโลก, การวิเคราะห์การถดถอย

2

Abstract

The objective of this study is to investigate the use of large atmospheric circulation indices to forecast rainy rainfall for 11 rainfall stations located in Yom River basin 12 to 16 months in advance. Three large circulation indices; Southern Oscillation Index (SOI), Multivariate ENSO Index Version 2 (MEI V.2) and El Niño-Southern Oscillation (ENSO) including previous rainfalls were used as predictors. Three statistical regression methods which were simple and multiple linear regression and polynomial regression were employed. K-cross validation method was also used in this study for bias reduction of the models. Pearson's Coefficient Determination (r), Root Mean Square Error (RMSE) and Total Volume Error (VE) were used to estimate model performance. Results revealed that Nino1+2 showed the highest effective predictor followed by the previous rainfall. Polynomial regression and Multiple linear regression produced

acceptable forecasted rainfalls with r of 0.48 – 0.59, RMSE of 31.55 – 43.06 mm and VE of -0.94 ถึง 0.24%, and r of 0.34 – 0.55 RMSE of 34.86 – 40.47 mm and VE of -0.39 ถึง 0.12%, respectively.

Keywords

Long-term rainfall forecasting; Large atmospheric circulation index; Regression analysis

1. คำนำ

ในปัจจุบันประเทศไทยประสบปัญหาความแปรปรวนของการเกิดฝนทั้งในเชิงของปริมาณ รูปแบบ และความถี่ของการเกิด ความแปรปรวนดังกล่าวส่งผลให้การบริหารจัดการน้ำเป็นไปอย่างลำบากมากยิ่งขึ้น นอกจากนั้นในหลายพื้นที่ยังประสบปัญหาน้ำท่วมและภัยแล้งซ้ำซาก ซึ่งการบริหารจัดการภัยพิบัติดังกล่าวรวมถึงการบริหารจัดการน้ำที่มีประสิทธิภาพจำเป็นต้องมีข้อมูลการคาดการณ์ปริมาณฝนล่วงหน้า ผลการคาดการณ์ปริมาณฝนรายฤดูกาลเป็นข้อมูลหนึ่งที่มีความสำคัญที่จะช่วยให้หน่วยงานที่เกี่ยวข้องนำไปใช้เป็นหนึ่งในชุดข้อมูลในการตัดสินใจวางแผนการบริหารจัดการน้ำได้อย่างมีประสิทธิภาพ

การคาดการณ์ปริมาณฝนรายฤดูกาล (Seasonal rainfall forecasting) เป็นการคาดการณ์ปริมาณฝนล่วงหน้าระยะยาวโดยมีช่วงระยะเวลาคาดการณ์ที่มากกว่า 6 เดือนขึ้นไป สามารถแบ่งออกได้เป็น 2 วิธีการหลัก ได้แก่ การประยุกต์ใช้แบบจำลองทางกายภาพ (Physical models) และแบบจำลองทางสถิติ (Statistical models) ซึ่งแต่ละวิธีจะมีข้อจำกัดที่แตกต่างกัน อย่างไรก็ตามวิธีการทางสถิติเป็นวิธีการที่ได้รับความนิยมใช้เป็นอย่างมาก [1] ได้ทำการคาดการณ์ปริมาณฝนในประเทศไทยมาโดยมีการใช้แบบจำลอง Multiple Linear Regression (M) และแบบจำลอง Multi variables Polynomial Regression (MPR) ร่วมกับตัวแปรอุณหภูมิของเดือนมกราคม ปริมาณฝนและค่าดัชนีภูมิอากาศโลก India Ocean Dipole (IOD), SOI และ SST นอกจากนั้นจากงานวิจัยของ [2] ได้ทำการสร้างแบบจำลองทางสถิติสำหรับพยากรณ์ฝนมรสุมตะวันตกเฉียงใต้และตะวันตกเฉียงเหนือของอินเดียในช่วงเดือนมิถุนายน-เดือนกันยายน โดยวิธี Local Polynomial Regression

แบบ Non-Parametric Regression Method โดยการใช้ชุดตัวทำนาย ที่แตกต่างกัน 3 ชุดตัวทำนาย ซึ่งแบบจำลองดังกล่าวสามารถคาดการณ์ปริมาณฝนมรสุมได้ใกล้เคียงกับฝนจริงในระดับที่ยอมรับได้และสามารถทำนายฤดูมรสุมภัยแล้งได้อย่างแม่นยำ Polynomial regression ยังถูกนำมาใช้ในการคาดการณ์ปริมาณฝนในงานวิจัยของ [3] โดยได้มีการใช้ควบคู่กับปัจจัยภูมิอากาศโลกได้แก่ ข้อมูลอุณหภูมิผิวน้ำ

ข้อมูลที่ใช้เป็นการใช้วิธีการทางสถิติในการคาดการณ์ปริมาณฝนรายฤดูกาลได้แก่ข้อมูลดัชนีภูมิอากาศโลก (Large scale atmospheric circulation indices) ซึ่งข้อมูลดัชนีภูมิอากาศโลกจะถูกนำมาใช้เป็นตัวทำนายหรือตัวแปรตั้งต้น (Predictor) เพื่อคาดการณ์ปริมาณฝนที่อาจเกิดขึ้นในช่วงระยะยาว [5] ได้ทำการศึกษาการพยากรณ์ปริมาณฝนในประเทศไทยช่วงมรสุมฤดูร้อน ด้วยวิธี Linear regression และ Nonparametric regression ซึ่งทั้งสองวิธีสามารถคาดการณ์ปริมาณฝนได้ดีในช่วง 2-5 เดือนล่วงหน้า และพบว่าดัชนี SOI มีความสัมพันธ์กับปริมาณฝนในประเทศไทยช่วงฤดูฝนมากที่สุด [6] ได้ทำการศึกษาข้อมูลปริมาณฝนและอุณหภูมิรายเดือนในช่วง 50 ปี (2494-2543) พบว่าในปีที่เกิดเอลนีโญปริมาณฝนของประเทศไทยส่วนใหญ่จะต่ำกว่าปกติและความรุนแรงของเอลนีโญจะมีผลต่อปริมาณฝนในช่วงฤดูร้อนและต้นฤดูฝน ทั้งนี้ประเทศไทยเป็นส่วนหนึ่งในเอเชียที่ได้รับผลกระทบจากความแปรปรวนของสภาพภูมิอากาศโลก ปรากฏการณ์ ENSO เกี่ยวข้องกับความผิดปกติของสภาพภูมิอากาศในมหาสมุทรแปซิฟิก ซึ่งพบว่า ENSO มีผลกระทบต่อปริมาณฝนในประเทศ และ [7] ได้ทำการศึกษาปรากฏการณ์ ENSO และปรากฏการณ์ Indian Ocean Dipole (IOD) ต่ออิทธิพลการเกิดฝนของกลุ่มแม่น้ำ Mahaweli และ Kelani ในประเทศศรีลังกา ซึ่งการศึกษา

ครั้งนี้ได้ใช้ดัชนี Dipole Mode Index (DMI) และ MEI ผลจากการศึกษาทั้งในรูปแบบการคาดการณ์ของการใช้แต่ละดัชนี และการคาดการณ์โดยใช้ดัชนีแบบรวมกันมีผลอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้

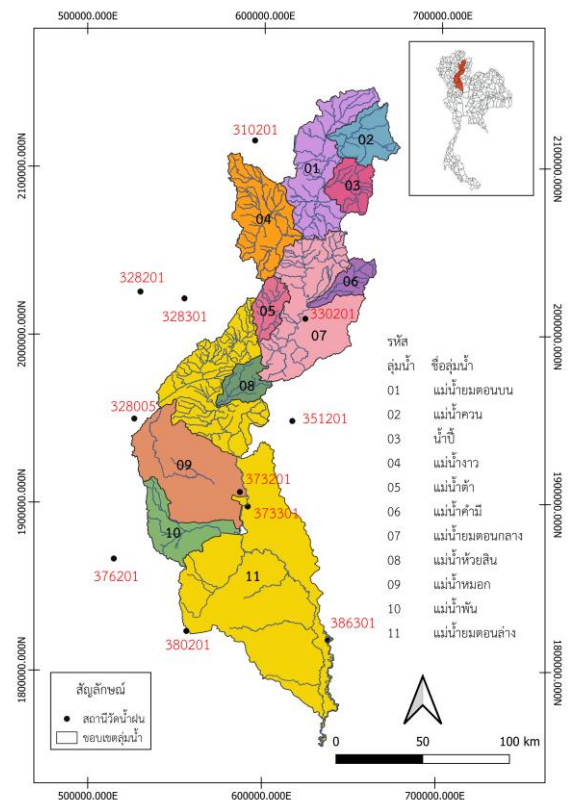
การศึกษาครั้งนี้มีวัตถุประสงค์หลักเพื่อประเมินถึงแนวทางการคาดการณ์ปริมาณในช่วงฤดูฝนของพื้นที่ศึกษา บริเวณลุ่มน้ำยม 12-16 เดือนล่วงหน้า โดยมีการเลือกใช้ปัจจัยคาดการณ์ (Predictors) จำนวนทั้งสิ้น 4 ปัจจัย ได้แก่ Southern Oscillation Index (SOI), Multivariate ENSO Index Version 2 (MEI V.2), El Niño-Southern Oscillation (ENSO) และปริมาณฝนของสถานีแต่ละสถานีย้อนหลัง ด้วยการประยุกต์ใช้วิธีทางสถิติทั้งหมด 3 วิธี ได้แก่ Simple Linear Regression (S), Multiple Linear Regression (M) และ Polynomial Linear Regression (P) และมีการประเมินความถูกต้องด้วยดัชนีทางสถิติ คือ Pearson's Coefficient Determination (r), Root Mean Square Error (RMSE) และ Total Volume Error (VE) ซึ่งในการศึกษานี้จะประเมินถึงช่วงเวลาที่เหมาะสมของตัวทำนายแต่ละตัวที่นำมาใช้ในการคาดการณ์ปริมาณฝนในช่วงฤดูฝนของพื้นที่ศึกษา ซึ่งจะสามารถระบุได้ถึงช่วงเวลาและตัวทำนายที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด และสามารถใช้เป็นแนวทางในการพัฒนาการคาดการณ์ปริมาณฝนหรือเป็นแนวทางในการเลือกตัวแปรภูมิอากาศโลกในอนาคตต่อไป

2. อุปกรณ์และวิธีการทดลอง

2.1 ขอบเขตพื้นที่การศึกษา

ลุ่มน้ำยมมีพื้นที่รวม 24,046.89 ตารางกิโลเมตร มีพื้นที่ครอบคลุมเขตการปกครอง 11 จังหวัด ได้แก่ พะเยา น่าน ลำปาง แพร่ ตาก กำแพงเพชร สุโขทัย พิษณุโลก อุตรดิตถ์ พิจิตร และนครสวรรค์ ลุ่มน้ำมีลักษณะแคบเรียวยาว วางตัวในแนวเหนือ – ใต้ มีอาณาเขตติดต่อกับลุ่มน้ำหลัก 4 ลุ่มน้ำคือ ทิศเหนือติดกับลุ่มน้ำโขง ทิศใต้ติดกับลุ่มน้ำปิง ทิศตะวันตกติดกับลุ่มน้ำวังและลุ่มน้ำปิง ทิศตะวันออกติดกับลุ่มน้ำ่าน มีความยาวตลอดลำน้ำประมาณ 735 กิโลเมตร แสดงดังรูปที่ 1 โดยมีช่วงของฤดูกาลต่างๆ ได้แก่

ฤดูฝนจะเกิดช่วงเดือนพฤษภาคม ถึงเดือนตุลาคม ฤดูแล้งเกิดช่วงปลาย เดือนตุลาคม ถึงเดือนกุมภาพันธ์ และฤดูร้อนเกิดในช่วงเดือนมีนาคม ถึงเดือนเมษายน [8] โดยในแต่ละปีที่ผ่านมา ลุ่มน้ำยมประสบปัญหาน้ำท่วมอย่างต่อเนื่อง ซึ่งมีสาเหตุเกิดจากพื้นที่ต้นน้ำลำธารถูกบุกรุกทำลายเป็นจำนวนมาก ประกอบกับสภาพทางกายภาพในลำน้ำยมที่แตกต่างกัน ซึ่งแม่น้ำยมตอนบนมีขนาดลำน้ำกว้างใหญ่ แต่ไม่มีเขื่อนกั้นกักน้ำที่มีขนาดใหญ่ช่วยชะลอปริมาณน้ำหลาก เมื่อเกิดฝนตกหนักจึงทำให้น้ำท่าไหลมาตามลำน้ำอย่างรวดเร็ว ก่อให้เกิดอุทกภัยในพื้นที่ลุ่มน้ำยมตั้งแต่จังหวัดแพร่ลงไป และแม่น้ำยมตอนล่างที่มีขนาดลำน้ำเล็ก ทำให้ความจุลำนน้ำลดลงไม่สามารถระบายน้ำที่ไหลหลากอย่างมากได้ทันเวลา จนทำให้น้ำเอ่อล้นตลิ่งเข้าท่วมพื้นที่ทางการเกษตรและพื้นที่เขตชุมชนริมน้ำจนทำให้ได้รับความเสียหายทางเศรษฐกิจอย่างมาก [9]



รูปที่ 1 แสดงขอบเขตลุ่มน้ำยม และตำแหน่งสถานีวัดน้ำฝน 11 สถานี บริเวณลุ่มน้ำยม

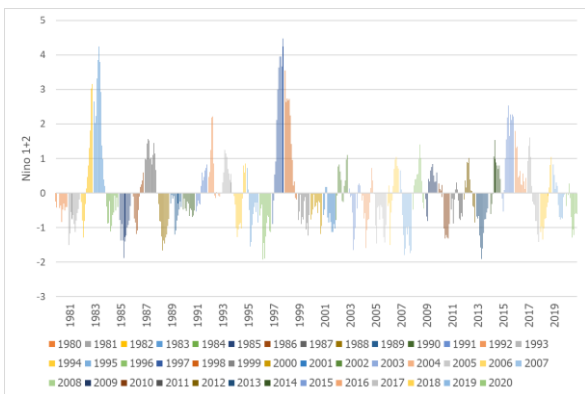
2.2 ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

2.2.1 ดัชนีภูมิอากาศโลก

ในการศึกษาครั้งนี้ได้นำดัชนีภูมิอากาศโลกมาใช้เป็นปัจจัยคาดการณ์ปริมาณฝนล่วงหน้าจำนวนทั้งสิ้น 3 ปัจจัย ได้แก่ Nino 1+2, Southern Oscillation Index (SOI) และ Multivariate ENSO Index Version 2 (MEI V.2) โดยมีรายละเอียดของแต่ละปัจจัยดังนี้

1) Nino 1+2

เป็นดัชนีที่ใช้ในการประเมินถึงความเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิผิวน้ำทะเลบริเวณตอนกลางในพื้นที่ของมหาสมุทรแปซิฟิก โดย Nino1+2 มีขอบเขตอยู่บริเวณ (0-10S, 80-90W) โดยดัชนี Nino1+2 เป็นดัชนีหนึ่งที่ใช้วัดความรุนแรงของการเกิดปรากฏการณ์ เอลนีโญ และลานีญา [10][11] ซึ่งเป็นดัชนีที่เกี่ยวข้องกับการเปลี่ยนแปลงปริมาณฝนของประเทศไทย แสดงข้อมูลรายเดือนเฉลี่ยของดัชนี Nino 1+2 ตั้งแต่ปี ค.ศ.1980-2020 ดังรูปที่ 2

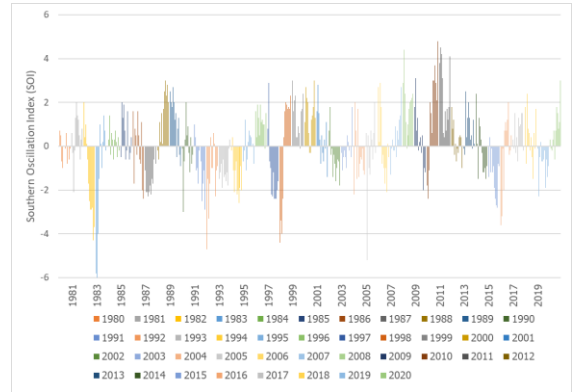


รูปที่ 2 ข้อมูลรายเดือนเฉลี่ยของดัชนี Nino 1+2

2) Southern Oscillation Index (SOI)

เป็นดัชนีมาตรฐานที่ใช้พิจารณาความแตกต่างของความกดอากาศบริเวณเขตทะเลระหว่างตาดิ และตารวิน ประเทศออสเตรเลีย SOI เป็นตัววัดความแปรปรวนของอากาศขนาดใหญ่ที่เกิดขึ้นระหว่างแปซิฟิกเขตร้อน ตะวันตก และตะวันออก ระหว่างเอลนีโญ และลานีญา โดยทั่วไป ช่วงเวลาของ SOI จะสัมพันธ์กับการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิมหาสมุทรแปซิฟิกเขตร้อนทางตะวันออก ค่าลบของ SOI แสดงถึงความกดอากาศต่ำกว่าปกติที่ตาดิ และความ

กดอากาศสูงกว่าปกติที่ตารวิน ค่าบวกของ SOI แสดง ถึงอุณหภูมิของทางทะเลทางตอนเหนือของออสเตรเลียมีอุณหภูมิอุ่นขึ้น [12] แสดงข้อมูลรายเดือนเฉลี่ยของดัชนี SOI ตั้งแต่ปี ค.ศ.1980-2020 ดังรูปที่ 3



รูปที่ 3 ข้อมูลรายเดือนเฉลี่ยของดัชนี SOI

3) Multivariate ENSO Index Version 2 (MEI V.2)

เป็นดัชนีปรากฏการณ์ ENSO หลายตัวแปร ซึ่งได้มีการรวมตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับมหาสมุทรและบรรยากาศมาใช้ในการประเมินดัชนี ENSO ได้แก่ Sea level pressure (SLP), Sea surface temperature (SST), Surface zonal winds (U), Surface meridional winds (V) และ Outgoing longwave radiation (OLR) เพื่อพิจารณาช่วงเวลาของ ENSO และลดผลกระทบความแปรปรวนระหว่างช่วงเวลาที่มีความถี่สูงขึ้น [13][14]] แสดงข้อมูลรายเดือนเฉลี่ยของดัชนี MEI V.2 ตั้งแต่ปี ค.ศ.1980-2020 ดังรูปที่ 4



รูปที่ 4 ข้อมูลรายเดือนเฉลี่ยของดัชนี MEI V.2

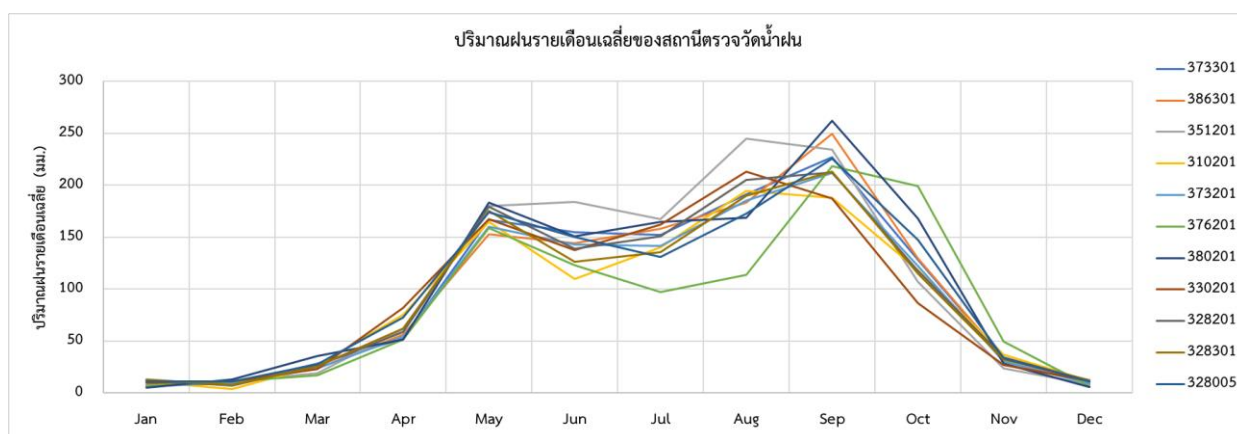
2.2.1 ปริมาณฝนตรวจวัด (Rainfall)

การศึกษาค้นคว้าครั้งนี้ได้นำข้อมูลปริมาณฝนจากกรมอุตุนิยมวิทยาของกลุ่มน้ำยม จำนวน 11 สถานี แสดงดังตารางที่ 1 ในช่วงปี พ.ศ.2528 – 2563 (39 ปี) มาใช้ในการศึกษา โดยปริมาณฝนจะถูกนำมาใช้เป็นทั้งตัวแปรต้น (Predictor) และตัวแปรตาม (Predictand) ซึ่งข้อมูลที่น่านำมาใช้เป็นตัวแปรต้นคือปริมาณฝนที่เกิดขึ้นก่อนในปีก่อนหน้าปีที่ต้องการคาดการณ์ ในขณะที่ตัวแปรตามคือปริมาณ

ฝนรวมเฉลี่ยราย 6 เดือน (พฤษภาคม – ตุลาคม) โดยจากข้อมูลการตรวจวัดที่ผ่านมาพบว่า มีปริมาณฝนรวมในช่วงฤดูฝนในพื้นที่ลุ่มน้ำยมมีค่าเท่ากับ 970 มิลลิเมตร แสดงดังรูปที่ 5 โดยข้อมูลปริมาณฝนของแต่ละสถานีได้ถูกนำมาทดสอบความกลมกลืนกันของข้อมูลโดยวิธีการ Double mass curve พร้อมกับได้ตรวจสอบความสมบูรณ์ของข้อมูลและการเติมข้อมูลด้วยวิธี Inverse Distance Weight (IDW)

ตารางที่ 1 แสดงข้อมูลสถานีตรวจวัดน้ำฝนของกรมอุตุนิยมวิทยา 11 สถานี

รหัสสถานี	ชื่อสถานี	พิกัดที่ตั้ง		ช่วงข้อมูล
		ละติจูด	ลองจิจูด	
310201	พะเยา	19° 8' 0'' 0	99° 54' 0'' 0	1985-2020
328005	เถิน	17° 38' 11'' 8	99° 14' 41'' 1	2005-2020
328201	ลำปาง	18° 17' 0'' 0	99° 31' 0'' 0	2008-2020
328301	สถานีอากาศเกษตรลำปาง	18° 19' 0'' 0	99° 17' 0'' 0	1980-2020
330201	แพร่	18° 10' 0'' 0	100° 10' 0'' 0	1980-2020
351201	อุตรดิตถ์	17° 37' 0'' 0	100° 6' 0'' 0	1980-2020
373201	สุโขทัย	17° 6' 22'' 0	99° 48' 0'' 0	2017-2020
373301	สถานีอากาศเกษตรศรีสำโรง	17° 9' 40'' 9	99° 51' 42'' 0	2008-2020
376201	ตาก	16° 52' 42'' 0	99° 8' 36'' 0	1980-2020
380201	กำแพงเพชร	16° 29' 12'' 5	99° 31' 37'' 1	1982-2020
386301	สถานีอากาศเกษตรพิจิตร	16° 26' 17'' 0	100° 17' 33'' 0	2008-2020



รูปที่ 5 แสดงปริมาณฝนเฉลี่ยรายเดือนของสถานีวัดน้ำฝน

2.3 วิธีการศึกษา

2.3.1 แบบจำลองทางสถิติ

การศึกษาค้นคว้าครั้งนี้ได้เลือกใช้วิธีการทางสถิติ 3 วิธี ได้แก่ วิธีการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย

(Simple linear regression: S), การวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุคูณ (Multiple linear regression: M) และการวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุนาม (Polynomial regression: P) ร่วมกับวิธีการ k-Cross validation ในการสร้าง

ความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยคาดการณ์ (ข้อมูลดัชนีภูมิอากาศโลก) และปัจจัยที่ถูกคาดการณ์ (ปริมาณฝน) โดยการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นอย่างง่ายเป็นการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระกับตัวแปรตามครั้งละ 1 ตัวแปร โดยสามารถแสดงความสัมพันธ์ได้ดังสมการที่ 1 การวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุคูณ เป็นการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระหลายตัวแปรกับตัวแปรตาม 1 ตัวแปร เพื่อประเมินถึงการใช้ตัวแปรอิสระร่วมกันในการเพิ่มประสิทธิภาพของแบบจำลอง(สมการที่ 2) และการวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุนาม เป็นการศึกษาการถดถอยเชิงพหุนาม เป็นรูปแบบหนึ่งของการวิเคราะห์การถดถอยที่ไม่ได้เป็นในรูปแบบของเชิงเส้นตรง โดยจะมีเพิ่มค่าการยกกำลังของตัวแปรที่นำมาใช้ในการคาดการณ์ (แสดงดังสมการที่ 3)

$$y = a + bx \quad (1)$$

$$y = a + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n \quad (2)$$

$$y = a + b_1x_1 + b_2x_2^2 + b_3x_3^3 + \dots + b_nx_n^n \quad (3)$$

โดยที่ x คือ ค่าของตัวแปรอิสระ (ปัจจัยคาดการณ์) y คือค่าของตัวแปรตาม (ปัจจัยที่ต้องการคาดการณ์) b คือค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของตัวแปรอิสระ x และ n คือจำนวนตัวแปรอิสระในสมการถดถอย

เพื่อลดค่าอคติที่อาจเกิดขึ้นจากการคาดการณ์ปริมาณฝนในการศึกษาครั้งนี้ จึงได้มีการประยุกต์ใช้วิธี k-Cross validation method ซึ่งเป็นวิธีการที่จะแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ช่วง ได้แก่ ช่วงการนำข้อมูลสร้างความสัมพันธ์ (Training period) และช่วงข้อมูลการทดสอบความสัมพันธ์ (Testing period) และมีการกำหนดค่า $k=1$ (1-year Cross validation) ซึ่งจะมีการนำข้อมูลชุดทดสอบความสัมพันธ์ออกจากชุดที่ใช้ในการคาดการณ์ในทุกครั้ง ดังนั้นในการสร้างความสัมพันธ์แต่ละครั้งจะมีการยกเว้นข้อมูล 1 ชุดตัวแปรทั้งตัวแปรคาดการณ์และตัวแปรที่ถูกคาดการณ์ ตัวอย่างเช่นในรอบที่ 1 ของการทดสอบ ข้อมูลตัวแปรคาดการณ์ (ปีก่อนหน้า) และข้อมูลตัวแปรที่ถูกคาดการณ์ (ปีที่คาดการณ์) จะถูกนำออกจากข้อมูลหลักเพื่อสร้างความสัมพันธ์ จากนั้นจึงนำผลจากการสร้างความสัมพันธ์มา

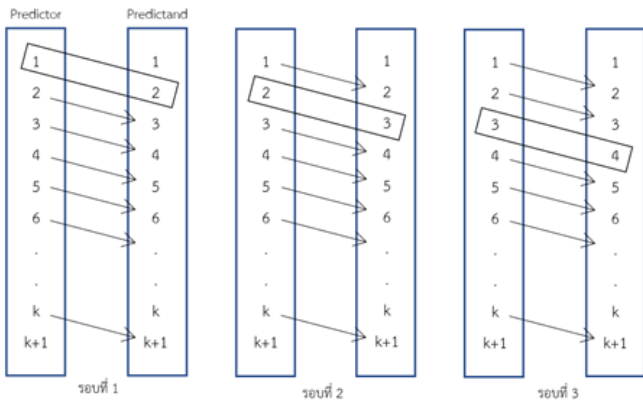
คาดการณ์ปริมาณฝนในปีที่นำออกจากระบบ ผลจากการคาดการณ์ในทุกปีทั้งหมดจะถูกรวบรวมเพื่อประเมินค่าความถูกต้องต่อไป

วิธีการทางสถิติทั้ง 3 วิธีจะถูกนำมาเปรียบเทียบเพื่อประเมินถึงประสิทธิภาพการนำไปใช้งานร่วมกับการใช้ปัจจัยคาดการณ์ทั้ง 4 ปัจจัย โดยการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นอย่างง่ายได้มีการเปรียบเทียบตัวแปรอิสระทั้งหมด 4 ตัวแปร การวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุคูณได้ทำการเปรียบเทียบโดยใช้ตัวแปรอิสระที่มีการสลับกลุ่มการวิเคราะห์ที่ต่างกันออกไป และการเปรียบเทียบการใช้ดีกรีของการวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุนาม โดยแบบจำลองทางสถิติทั้ง 3 วิธีได้มีการแสดงรายละเอียดดังตารางที่ 2 ซึ่งแบบจำลองทั้งหมดจะถูกทดสอบเพื่อการคาดการณ์ปริมาณฝนในช่วงฤดูฝน (พฤษภาคม – ตุลาคม) ล่วงหน้า 12-16 เดือน (12 to 16-month lead time) ดังนั้นช่วงเวลาสำหรับปัจจัยที่คาดการณ์จะถูกกำหนดให้อยู่ในช่วงระหว่างเดือนมกราคม – เมษายนของปีก่อนหน้า โดยมีการทดสอบทุกตัวแปรของปัจจัยคาดการณ์ในทุกช่วงเดือน ตัวอย่างเช่น ครั้งที่ 1 ทดสอบเดือนมกราคม ครั้งที่ 2 ทดสอบจากค่าเฉลี่ยของเดือนมกราคม-เดือนกุมภาพันธ์ จนกระทั่งการทดสอบดำเนินการไปถึงการทดสอบค่าเฉลี่ยปัจจัยคาดการณ์เดือนมกราคม-เดือนเมษายน จากนั้นจึงเริ่มทำการทดสอบอีกครั้งในเดือนกุมภาพันธ์ และครั้งต่อมาคือค่าเฉลี่ยของปัจจัยคาดการณ์ในเดือนกุมภาพันธ์-เดือนเมษายน เป็นต้น เพื่อหาช่วงเวลาที่เหมาะสมที่สุดในการคาดการณ์ แผนผังขั้นตอนการศึกษาแสดงดังรูปที่ 7

2.3.2 วิธีการ k-Cross Validation

k-Cross validation method ซึ่งเป็นวิธีการที่จะแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ช่วง ได้แก่ ช่วงการนำข้อมูลสร้างความสัมพันธ์ (Training period) และช่วงข้อมูลการทดสอบความสัมพันธ์ (Testing period) แสดงดังรูปที่ 6 และมีการกำหนดค่า $k=1$ (1-year Cross validation) การศึกษาครั้งนี้ได้มีการนำข้อมูลออกในแต่ละช่วง 1 ปี ดังนั้นในการสร้างความสัมพันธ์แต่ละครั้งจะมีการยกเว้นข้อมูล 1 ชุดตัวแปร

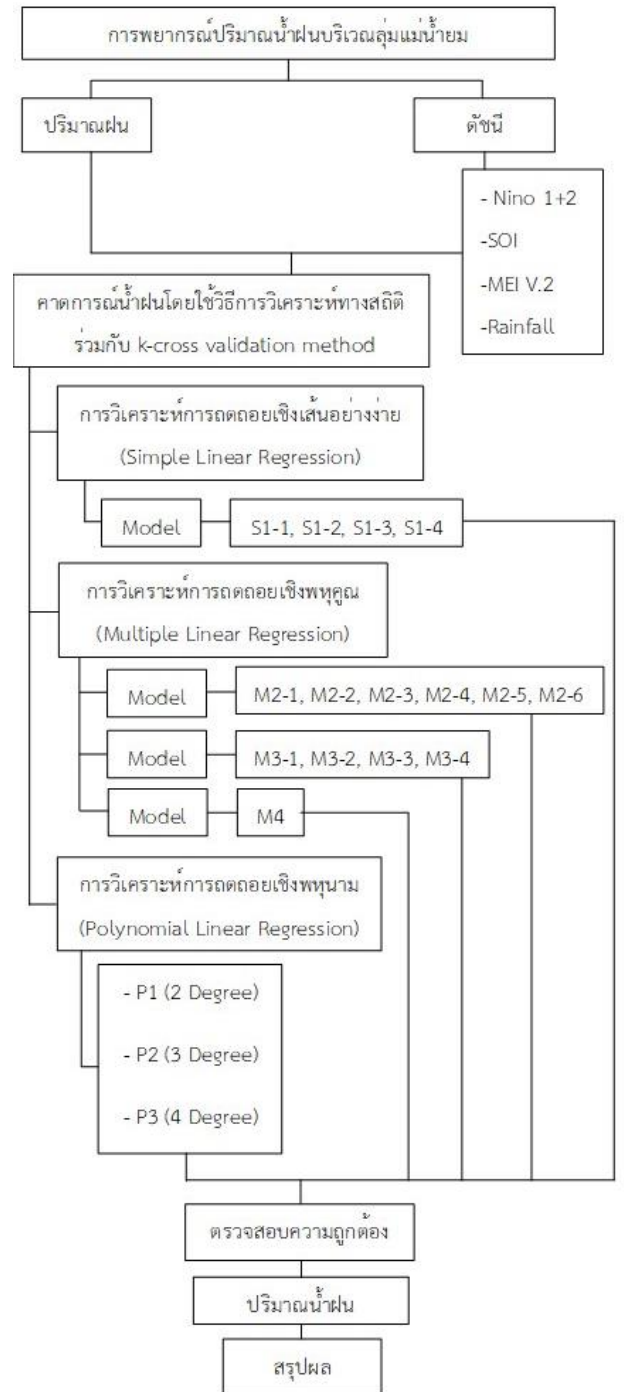
ทั้งตัวแปรคาดการณ์และตัวแปรที่ถูกคาดการณ์ ผลจากการคาดการณ์ในทุกปีทั้งหมดจะถูกรวบรวมเพื่อประเมินค่าความถูกต้องต่อไป



รูปที่ 6 แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง Predictor และ Predictand โดยวิธี k-Cross Validation

ตารางที่ 2 ตารางแสดงรายละเอียดแบบจำลอง

วิธีการทางสถิติ	Model	รายละเอียด Model
S	S 1-1	Nino1+2
	S 1-2	SOI
	S 1-3	MEI V.2
	S 1-4	Rainfall
M (2 Predictors)	M 2-1	Nino1+2, SOI
	M 2-2	Nino1+2, MEI V.2
	M 2-3	Nino1+2, Rainfall
	M 2-4	SOI, MEI V.2
	M 2-5	SOI, Rainfall
	M 2-6	MEI V.2, Rainfall
M (3 Predictors)	M 3-1	Nino1+2, SOI, MEI V.2
	M 3-2	Nino1+2, SOI, Rainfall
	M 3-3	Nino1+2, MEI V.2, Rainfall
	M 3-4	SOI, MEI V.2, Rainfall
M (4 Predictors)	M 4	Nino1+2, SOI, MEI V.2, Rainfall
P	P 1	2 Degree
	P 2	3 Degree
	P 3	4 Degree
	P 4	5 Degree



รูปที่ 7 แผนผังแสดงขั้นตอนการศึกษา

2.3.3 การประเมินค่าความถูกต้องและความแม่นยำ

ในการศึกษาครั้งนี้ได้มีการเลือกวิธีการประเมินข้อมูล 3 วิธีการคือ r, RMSE และ VE โดยที่ r เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ จะมีค่าอยู่ในช่วง -1 ถึง 1 หากมีค่าเข้าใกล้ 1 จะแสดงถึงว่าฝนคาดการณ์มีความสัมพันธ์กับฝนตรวจวัดสูง แสดงความสัมพันธ์ดังกล่าวที่ 4 ค่า RMSE จะมีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง ∞ หากมีค่าเข้าใกล้ 0 จะแสดงถึงว่าฝน

คาดการณ์มีความสัมพันธ์กับฝนตรวจวัดสูง โดยที่ k คือจำนวนชุดข้อมูล แสดงความสัมพันธ์ดังสมการที่ 5 และ VE ซึ่งเป็นวิธีการตรวจสอบถึงความแตกต่างของปริมาณฝนที่เกิดจากการตรวจวัดกับฝนจากการคาดการณ์ หากมีค่าเข้าใกล้ 0 จะแสดงถึงว่าฝนคาดการณ์มีความสัมพันธ์กับฝนตรวจวัดสูง โดยค่าที่ได้จะมีค่าเป็นร้อยละ แสดงความสัมพันธ์ดังสมการที่ 6 โดยที่ y คือค่าจากการตรวจวัด p คือ ค่าจากการคาดการณ์ จากข้อมูล i จนถึงจำนวนปีที่ n ที่คาดการณ์ทั้งหมด

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(p_i - \bar{p})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - \bar{p})^2}} \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \times \sum (y_i - p_i)^2} \quad (5)$$

$$VE = \left(\frac{\sum_{i=1}^n y_i - \sum_{i=1}^n p_i}{\sum_{i=1}^n y_i} \right) \times 100 \quad (6)$$

3. ผลการทดลองและวิจารณ์

จากการศึกษาการใช้วิธีการทางสถิติทั้ง 3 วิธี พบว่าการใช้วิธี S วิธี M และวิธี P ร่วมกับวิธีการ 1- year cross validation เพื่อคาดการณ์ปริมาณฝนในช่วงฤดูฝนของกลุ่มน้ำยมโดยเลือกใช้ดัชนีภูมิอากาศโลก 4 ดัชนี ของแต่ละสถานีตรวจวัดฝนจำนวนทั้งสิ้น 11 สถานี พบว่าแต่ละสถานีมีการใช้แบบจำลองและปัจจัยคาดการณ์รวมถึงช่วงเวลาของปัจจัยคาดการณ์ที่ดีที่สุดแตกต่างกันออกไป โดยมีรายละเอียดดังนี้

3.1 การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย

การสำหรับวิธี S จากรูปที่ 8 และตารางที่ 3 แสดงผลการคาดการณ์ที่ดีที่สุดของทั้ง 11 สถานี โดยพบว่าดัชนีที่มีอิทธิพลมากที่สุดสำหรับการคาดการณ์ในวิธีนี้ ได้แก่ดัชนี Nino 1+2 โดยดัชนี Nino1+2 ให้ผลการคาดการณ์ที่ดีที่สุดทั้งสิ้นจำนวน 6 สถานีจากทั้งหมด 11 สถานี มีค่า r อยู่ระหว่าง 0.14 - 0.53 ค่า RMSE อยู่ระหว่าง 35.13 – 48.49 มิลลิเมตร (ปริมาณฝนรวมรายฤดูกาศมีค่าเท่ากับ 969.89 มม.) และ VE มีค่าอยู่ระหว่าง -0.15 ถึง 0.50 % นอกจากนี้การใช้ข้อมูลในอดีตที่มีอิทธิพลต่อการคาดการณ์รองลงมา โดยแสดงผลที่ดีที่สุดของสถานีจำนวน 4 สถานี โดยช่วงเวลาที่ที่ดีที่สุดที่ใช้ในการคาดการณ์จะแตกต่างกันออกไปตามแต่ละ



รูปที่ 8 ปริมาณฝนตรวจวัดและฝนคาดการณ์ด้วยวิธี S

ตารางที่ 3 ตารางแสดงผลการคาดการณ์ของวิธี S

Station	Predictor	Period	r	RMSE	VE
				(mm)	(%)
373301	Rainfall	Jan.–Mar.	0.20	38.92	0.14
386301	Nino1+2	Jan.–Feb.	0.27	44.56	0.36
351201	Nino1+2	Jan.–Jan.	0.35	48.89	0.27
310201	SOI	Mar.–Mar.	0.26	35.92	0.04
373201	Nino1+2	Jan.–Feb.	0.53	39.39	-0.15
376201	Rainfall	Jan.–Jan.	0.19	35.13	-0.12
380201	Nino1+2	Feb.–Feb.	0.14	45.52	0.48
330201	Nino1+2	Feb.–Feb.	0.24	41.31	0.41
328201	Nino1+2	Jan.–Jan.	0.29	42.31	0.50
328301	Rainfall	Jan.–Jan.	0.20	44.20	0.21
328005	Rainfall	Jan.–Apr.	0.27	36.67	0.00

สถานีและแต่ละแบบจำลอง แต่จะสามารถสังเกตเห็นได้ว่า ช่วงเดือนมกราคมโดยส่วนใหญ่จะถูกใช้ในการคาดการณ์

3.2 การวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุคูณ

สำหรับวิธี M พบว่าส่วนใหญ่ดัชนีที่มีแนวโน้มที่จะสามารถเพิ่มประสิทธิภาพการคาดการณ์ปริมาณฝน คือ Nino1+2, SOI และ Rainfall โดยจาก 11 สถานี Nino1+2 มีอิทธิพลต่อการคาดการณ์ฝนจำนวน 8 สถานี มีค่า r อยู่ระหว่าง 0.20 – 0.55 ค่า RMSE อยู่ระหว่าง 35.28 – 45.53 มิลลิเมตร และ VE มีค่าอยู่ระหว่าง -0.39 ถึง 0.64 %, SOI มีอิทธิพลต่อการคาดการณ์ฝนจำนวน 6 สถานี มีค่า r อยู่ระหว่าง 0.29 – 0.55 ค่า RMSE อยู่ระหว่าง 34.86 – 44.27 มิลลิเมตร และ VE มีค่าอยู่ระหว่าง -0.39 ถึง 0.35 %

และ Rainfall มีอิทธิพลต่อการคาดการณ์ฝนจำนวน 8 สถานี มีค่า r อยู่ระหว่าง 0.20 – 0.53 ค่า RMSE อยู่ระหว่าง 34.86 – 45.53 มิลลิเมตร และ VE มีค่าอยู่ระหว่าง -0.13 ถึง 0.64 % ซึ่ง Nino1+2 ยังเป็นปัจจัยที่สามารถคาดการณ์ปริมาณฝนได้ใกล้เคียงกับฝนตรวจวัดมากที่สุดเหมือนกับวิธี S และจากรูปที่ 9 แสดงผลการคาดการณ์ที่ดีที่สุดของทั้ง 11 สถานี พบว่าโดยส่วนใหญ่แบบจำลอง M 2-3 สามารถคาดการณ์ปริมาณฝนได้ใกล้เคียงกับผลจริงมากที่สุด โดยค่า r อยู่ระหว่าง 0.20 – 0.55 ค่า RMSE อยู่ระหว่าง 35.28 – 45.53 มิลลิเมตร และ VE มีค่าอยู่ระหว่าง -0.39 ถึง 0.64 % นอกจากนี้ยังพบว่าในส่วนใหญ่ช่วงเดือนของปัจจัยตั้งต้นที่มีอิทธิพลต่อการคาดการณ์นั้นจะอยู่ในช่วงของเดือนมกราคม กุมภาพันธ์ และมีนาคม ดังแสดงในตารางที่ 4

ตารางที่ 4 ตารางแสดงผลการคาดการณ์ของวิธี M

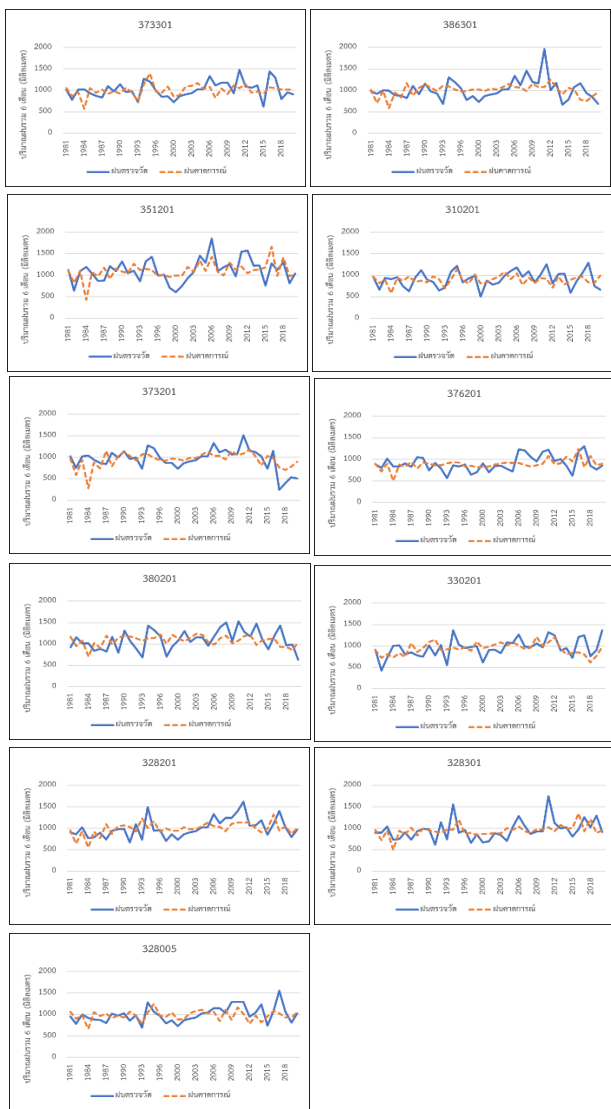
Station	Predictor	Period	r	RMSE	VE
				(mm)	(%)
373301	SOI, Rainfall	Mar.–Mar.	0.37	37.02	0.27
386301	Nino1+2, SOI	Mar.–Mar.	0.31	44.27	0.25
351201	Nino1+2, Rainfall	Feb.–Feb.	0.53	44.30	0.35
310201	SOI, Rainfall	Jan.–Jan.	0.34	34.86	-0.13
373201	Nino1+2, SOI	Jan.–Feb.	0.55	39.38	-0.39
376201	Nino1+2, Rainfall	Feb.–Feb.	0.27	35.28	0.47
380201	Nino1+2, Rainfall	Jan.–Feb.	0.20	45.53	0.60
330201	Nino1+2, SOI	Jan.–Jan.	0.40	38.79	0.35
328201	Nino1+2, SOI, Rainfall	Mar.–Mar.	0.41	40.47	0.12
328301	Nino1+2, Rainfall	Jan.–Jan.	0.34	42.55	0.64
328005	SOI, Rainfall	Jan.–Feb.	0.29	37.01	0.06

3.3 การวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุนาม

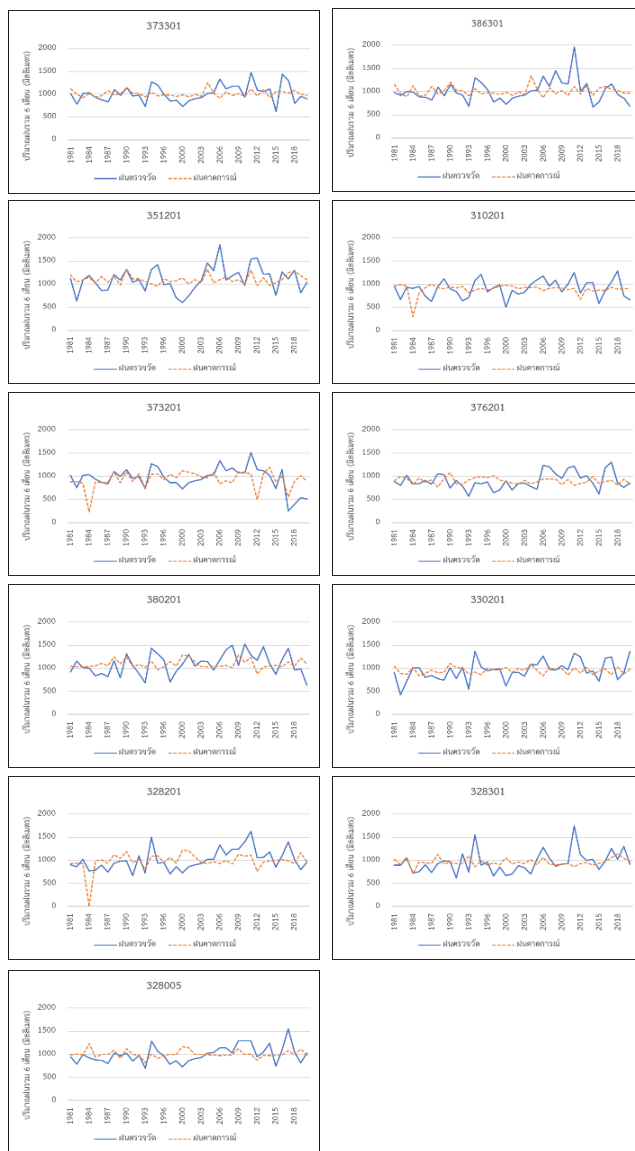
สำหรับวิธี P ในการคาดการณ์ปริมาณฝนล่วงหน้าของพื้นที่ลุ่มน้ำยมพบว่าในแต่ละสถานีมีปัจจัยคาดการณ์และช่วงเวลาที่ใช้ในการคาดการณ์ปริมาณฝนแตกต่างกันออกไป จากรูปที่ 10 แสดงผลการคาดการณ์ที่ดีที่สุดของทั้ง 11 สถานี พบว่าดัชนี Nino1+2 มีอิทธิพลต่อการคาดการณ์ปริมาณฝนในพื้นที่ลุ่มน้ำยมมากที่สุดจำนวน 6 สถานี มีค่า r

อยู่ระหว่าง 0.48 – 0.59 ค่า RMSE อยู่ระหว่าง 31.62 – 43.06 มิลลิเมตร และ VE มีค่าอยู่ระหว่าง -0.94 ถึง 0.24 % และ MEI V.2 เป็นอิทธิพลในการคาดการณ์ปริมาณฝนได้ดีรองลงมาโดย MEI V.2 มีอิทธิพลต่อการคาดการณ์ฝนจำนวน 5 สถานี ซึ่งมีค่า r อยู่ระหว่าง 0.31 – 0.59 ค่า RMSE อยู่ระหว่าง 31.55 – 48.81 มิลลิเมตร และ VE มีค่าอยู่ระหว่าง

-1.89 ถึง 0.52 % จะเห็นได้ชัดว่าดัชนี Nino1+2 ยังเป็นดัชนีที่สามารถคาดการณ์ปริมาณฝนได้ใกล้เคียงกับฝนตรวจวัดมากที่สุดเหมือนกับวิธี S และ M แต่ในทางกลับกันในวิธี P ดัชนี MEI V.2 กลับมีอิทธิพลมากกว่า SOI และ Rainfall ที่มีอิทธิพลในการคาดการณ์ฝนจากวิธี M นอกจากนี้ยังพบว่าช่วงเดือนกุมภาพันธ์ – เมษายน เป็นช่วงเดือนคาดการณ์ของปริมาณฝนพื้นที่ลุ่มน้ำยมได้ใกล้เคียงกับปริมาณฝนตรวจวัดมากที่สุดถึง 3 สถานี แสดงรายละเอียดดังตารางที่ 5 ซึ่งนอกจากจะแสดงให้เห็นถึงความแตกต่างของดัชนีที่ใช้ และช่วงที่คาดการณ์แล้ว ยังสามารถแสดงให้เห็นถึงความแตกต่างของการใช้วิธีการที่ต่างกันออกไป โดยในการคาดการณ์ฝนลุ่มน้ำยมนี้ พบว่าวิธีการที่ 5 สามารถคาดการณ์ฝนได้ดีที่สุด



รูปที่ 9 ปริมาณฝนตรวจวัดและฝนคาดการณ์ด้วยวิธี M



รูปที่ 10 ปริมาณฝนตรวจวัดและฝนคาดการณ์ด้วยวิธี P

ตารางที่ 5 ตารางแสดงผลการคาดการณ์ของวิธี P

Station	Predictor	Degree	Period	r	RMSE	VE
					(mm)	(%)
373301	Nino 1+2	3	Jan.–Mar.	0.59	31.62	0.24
386301	Nino 1+2	3	Jan.–Mar.	0.56	40.25	-0.94
351201	Nino 1+2	3	Feb.–Mar.	0.55	43.06	0.12
310201	MEI V.2	5	Mar.–Mar.	0.34	36.72	-1.19
373201	MEI V.2	4	Jan.–Feb.	0.38	45.73	-1.67
376201	Nino 1+2	5	Feb.–Apr.	0.48	31.97	-0.12
380201	MEI V.2	5	Feb.–Apr.	0.51	39.31	-0.10
330201	Nino 1+2	4	Feb.–Mar.	0.53	36.88	-0.84
328201	MEI V.2	4	Feb.–Apr.	0.31	48.81	-1.89
328301	Nino 1+2	5	Mar.–Mar.	0.48	40.89	-0.49
328005	MEI V.2	5	Mar.–Apr.	0.59	31.55	0.52

3.4 ผลการเปรียบเทียบการใช้วิธีทางสถิติและปัจจัย คาดการณ์ที่ต่างกัน

จากการใช้วิธีการทางสถิติทั้ง 3 วิธี พบว่าวิธีที่เหมาะสมในการคาดการณ์ปริมาณน้ำฝนบริเวณลุ่มน้ำยมมากที่สุดคือวิธี P โดยสามารถให้ค่าคาดการณ์ที่สูงกว่าวิธีการทางสถิติอื่นๆ ซึ่งมีสถานีที่มีความเหมาะสมในการใช้วิธี P ทั้งหมด 8 สถานี โดยมีค่า r อยู่ระหว่าง 0.48 – 0.59 ค่า RMSE อยู่ระหว่าง 31.55 – 43.06 มิลลิเมตร และ VE มีค่าอยู่ระหว่าง -0.94 ถึง 0.24 % และวิธี M ก็เป็นอีกหนึ่งวิธีที่สามารถใช้คาดการณ์ปริมาณฝนบริเวณลุ่มน้ำยมได้ ซึ่งมีสถานีที่มีความเหมาะสมในการใช้วิธี M ทั้งหมด 3 สถานี โดยมีค่า r อยู่ระหว่าง 0.34 – 0.55 ค่า RMSE อยู่ระหว่าง 34.86 – 40.47 มิลลิเมตร และ VE มีค่าอยู่ระหว่าง -0.39 ถึง 0.12 %

ในการคาดการณ์ครั้งนี้เมื่อใช้วิธี S พบว่าเป็นวิธีที่ยังไม่เหมาะสมกับการคาดการณ์ปริมาณน้ำฝนบริเวณลุ่มน้ำยมเนื่องจากเป็นวิธีที่มีความสามารถในการให้ผลคาดการณ์ที่ต่ำกว่าวิธีอื่นๆ ในทุกๆ สถานี และเมื่อทำการเปรียบเทียบปัจจัยคาดการณ์จะพบว่า ดัชนี Nino1+2 จะมีความสามารถในการเพิ่มความแม่นยำของผลคาดการณ์ให้สูงขึ้นได้ซึ่งพบว่ามีทั้งหมด 8 สถานีที่มีดัชนี Nino1+2 เป็นปัจจัยประกอบในการคาดการณ์ และพบว่าดัชนี MEI V.2 จะ

สามารถเพิ่มความแม่นยำในการคาดการณ์ได้เมื่อใช้ร่วมกับวิธี P ซึ่งในการวิเคราะห์พบว่ามี 2 สถานีที่สามารถให้ผลการคาดการณ์ที่แม่นยำ ในส่วนของดัชนี SOI และ Rainfall จะสามารถเพิ่มความแม่นยำในการคาดการณ์ได้เมื่อใช้ร่วมกับวิธี M ซึ่งในการวิเคราะห์พบว่ามี 3 สถานีสำหรับ SOI และ 2 สถานีสำหรับ Rainfall ที่สามารถให้ผลการคาดการณ์ที่แม่นยำ แสดงรายละเอียดดังตารางที่ 6

4. สรุปผลและเสนอแนะ

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประเมินถึงแนวทางการคาดการณ์ปริมาณฝนในช่วงฤดูฝนของลุ่มน้ำยมล่วงหน้า 12-16 เดือนของสถานีตรวจวัดฝนจำนวน 11 สถานี โดยใช้ปริมาณฝน และดัชนีภูมิอากาศโลก 3 ตัว ได้แก่ Nino1+2, SOI และ MEI V.2 เป็นตัวแปรต้น (Predictors) และปริมาณฝนของลุ่มน้ำยมเป็นตัวแปรตาม (Predictand) โดยใช้วิธีการทางสถิติทั้งหมด 3 วิธีคือการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย การวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุคูณ และการวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุนาม ร่วมกับวิธีการลดอคติ (Bias) ด้วยกระบวนการคาดการณ์ k-Cross validation method ความสัมพันธ์ของดัชนีภูมิอากาศโลกในช่วงเดือน

ตารางที่ 6 ผลเปรียบเทียบการใช้วิธีทางสถิติและปัจจัยคาดการณ์ที่ต่างกัน

Station	วิธีการทางสถิติ	predictor	r	RMSE	VE
				(mm)	(%)
373301	P	Nino1+2	0.59	31.62	0.24
386301	P	Nino1+2	0.56	40.25	-0.94
351201	P	Nino1+2	0.55	43.06	0.12
310201	M	SOI, Rainfall	0.34	34.86	-1.19
373201	M	Nino1+2, SOI	0.55	39.38	-1.67
376201	P	Nino1+2	0.48	31.97	-0.12
380201	P	MEI V.2	0.51	39.31	-0.10
330201	P	Nino1+2	0.53	36.88	-0.84
328201	M	Nino1+2, SOI, Rainfall	0.41	40.47	-1.89
328301	P	Nino1+2	0.48	40.89	-0.49
328005	P	MEI V.2	0.59	31.55	0.52

มกราคม-เดือนเมษายน และปริมาณฝนรายเดือนในช่วงฤดูฝนตั้งแต่เดือนพฤษภาคม-เดือนตุลาคม ได้ถูกนำมาทดสอบความสัมพันธ์ โดยผลจากการคาดการณ์จะถูกนำไปตรวจสอบความถูกต้องกับปริมาณฝนจากการตรวจวัด

ผลจากการศึกษาพบว่าดัชนีภูมิอากาศโลกที่ส่งผลทำให้ปริมาณฝนคาดการณ์มีค่าใกล้เคียงกับฝนตรวจวัดมากที่สุดคือดัชนี Nino1+2 ซึ่งดัชนีตัวอื่นๆจะให้ค่าคาดการณ์ฝนแตกต่างกันออกไป จากการใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นอย่างง่ายร่วมกับดัชนีภูมิอากาศโลกเมื่อใช้ Nino1+2 จะสามารถให้ค่าการคาดการณ์ที่ดีที่สุดเมื่อเทียบกับดัชนีตัวอื่นๆ สำหรับวิธีการวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุคูณโมเดลที่มีการใช้ดัชนีแบบ 2 ตัวขึ้นไปจะให้ค่าปริมาณฝนคาดการณ์ที่มีค่าใกล้เคียงกับฝนตรวจวัดมากที่สุดและพบว่าโมเดลที่มีการใช้ดัชนี Nino1+2, SOI และ Rainfall ร่วมอยู่ด้วยจะสามารถเพิ่มประสิทธิภาพในการคาดการณ์ให้สูงขึ้นได้ และจากการใช้วิธีการวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุคูณ พบว่าเมื่อใช้ดัชนีกำลัง 3 ขึ้นไปของสมการร่วมกับการใช้ดัชนี Nino 1+2 จะมีแนวโน้มทำให้ปริมาณฝนคาดการณ์มีค่าที่ใกล้เคียงกับฝนตรวจวัดมากที่สุด อย่างไรก็ตามการเลือกใช้วิธีการทางสถิติอื่นๆร่วมด้วย รวมถึงการเลือกใช้ตัวแปรหรือดัชนีทางภูมิอากาศโลกนั้นก็มีผลต่อความแม่นยำของผลคาดการณ์ ซึ่งการศึกษานี้สามารถใช้เป็นแนวทางในการเลือกใช้ดัชนีหรือเป็นแนวทางในการพัฒนาวิธีการให้สามารถประเมินปริมาณฝนรายฤดูกาลให้มีประสิทธิภาพมากขึ้นในอนาคตต่อไป

เอกสารอ้างอิง

- [1] Wint Thida Zaw and Thinn Thu Naing. 2008. Empirical Statistical Modeling of Rainfall Prediction over Myanmar. International Journal of Computer and Information Engineering 2(10): 3418-3421
- [2] Anil Kummar Rohilla, M. Rajeevan and D. S. Pai. 2008. Seasonal forecasts of Indian Summer Monsoon Rainfall using Local

- Polynomial based Non-Parametric Regression Model: Mausam 59: 77-86
- [3] เกศวรา สิทธิโชค. 2559. การคาดการณ์ปริมาณฝนรายฤดูกาลในพื้นที่ภูมิภาคเขตร้อนโดยการใช้แบบจำลอง ทางสถิติร่วมกับอุณหภูมิผิวน้ำทะเล. วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ 5 (3): 33-50
- [4] รติพร จันทร์กลิ่น, เกตุกาญจน์ ไชยจันทร์, กิตติศักดิ์ เกิดประสพและนิตยา เกิดประสพ. 2560. การพัฒนาแบบจำลองสำหรับคาดการณ์ปริมาณน้ำท่าบริเวณลุ่มน้ำมูล. วารสารวิชาการและวิจัย มทร.พระนคร 11(2).37-47
- [5] Nkrintra Singhrattna, Balaji Rajagopalan, Martyn Clark and K. Krishna Kumar. 2005. Seasonal Forecasting Thailand Summer Monsoon Rainfall. International Journal of Climatology 25: 649- 664. DOI: 10.1002/joc.1144
- [6] มันทนา พฤกษ์วัน และ นงศันดา อุประสิทธิ์วงศ์. 2545. รูปแบบของฝนและอุณหภูมิในประเทศไทย ปีเอนโซ และความสัมพันธ์กับดัชนีความผันแปรของระบบอากาศในซีกโลกใต้และอุณหภูมิผิวน้ำทะเลในมหาสมุทรแปซิฟิกเขตร้อน. กรุงเทพฯ: ฝ่ายวิชาการภูมิอากาศกองภูมิอากาศกรมอุตุนิยมวิทยา.
- [7] M. Thushara De Silva and George M. Hornberger. 2019. Identifying El Niño–Southern Oscillation influences on rainfall with classification models: implications for water resource management of Sri Lanka. Hydrology and Earth System Sciences 23: 1905-1929. DOI: 10.5194/hess-23-1905-2019

- [8] ศูนย์ป้องกันวิกฤติน้ำ กรมทรัพยากรน้ำ. 2559. ลุ่มน้ำยม [ข้อมูลวารสารอิเล็กทรอนิกส์]. วารสารการดำเนินการรวบรวมข้อมูลโครงการพัฒนาระบुकลิ่งข้อมูล 25 ลุ่มน้ำ และแบบจำลองน้ำท่วมน้ำแล้ง: 1-13.
- [9] Thai PR.net. 2020. กรมชลฯ ผุดแผนประทุระบายน้ำ 4 แห่งในลุ่มน้ำยม หวังแก้ปัญหาภัยแล้งอย่างยั่งยืนแหล่งที่มา:<https://www.ryt9.com/s/prg/3175177>, 22 กุมภาพันธ์ 2565
- [10] เปรม รังสิวณิซพงศ์, อภิชัย เอื้อคณารักษ์ และชัยวัฒน์ เอกวิวัฒน์พานิชย์. มปป. อิทธิพลของตัวแปรทางสมุทรศาสตร์ที่มีต่อปริมาณน้ำฝนในลุ่มน้ำเจ้าพระยา. น. 1320. ใน การประชุมวิชาการแห่งชาติ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขตกำแพงแสน ครั้งที่ 10. มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, นครปฐม
- [11] NCAR. 2018. Climate Data. แหล่งที่มา : <https://climatedataguide.ucar.edu/climate-data/nino-sst-indices-nino-12-3-34-4-oni-and-tni>, 27 กันยายน 2564
- [12] National Oceanic and Atmospheric Administration. 2021. Southern Oscillation Index (SOI). AvailableSource: <https://www.ncdc.noaa.gov/teleconnections/enso/indicators/soi/>, September 17, 2021.
- [13] เสาวนีย์ ศรีวิชา, ปิยภัทร บุชบาบดินทร์ และ บังอร กุมพล. 2559. ผลกระทบของเอลนีโญต่อปริมาณน้ำฝนในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย. วารสารวิทยาศาสตร์บูรพา 21 (3): 191-194. 2021
- [14] National Oceanic and Atmospheric Administration. 2021. Multivariate ENSO Index Version 2 (MEI V.2). Available Source: <https://psl.noaa.gov/enso/mei/>, September 17, 2021.