

## การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำป่าพะยอม โดยโปรแกรมเชิงพันธุกรรม Inflow Forecasting of Pa Phayom Reservoir using Genetic Programming

ณัฐภัทร ขำแก้ว<sup>2</sup> ณัฐพล แก้วทอง<sup>2</sup> และปกรณ์ ดิษฐกิจ<sup>1\*</sup>

Natapat Khamkaew<sup>2</sup> Natapon Kaewthong<sup>2</sup> and Pakorn Ditthakit<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>สาขาวิชาวิศวกรรมโยธา สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยวลัยลักษณ์

ตำบลไทยบุรี อำเภอลำปลายมาศ จังหวัดนครราชสีมา 80160

<sup>1</sup>Civil Engineering Program, School of Engineering and Technology, Walailak University,  
Thai buri, Thasala, Nakhon Si Thammarat 80160

<sup>2</sup>ภาควิชาวิศวกรรมโยธา คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลศรีวิชัย

ตำบลบ่อหย่าง อำเภอเมือง จังหวัดสงขลา 90000

<sup>2</sup>Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, Rajamangala University of Technology Srivijaya,  
Boyang Sub-district, Muang District, Songkhla Province 90000, Thailand

\*Email: dpakorn@mail.wu.ac.th

Received: 27 Sep 19

Revised: 30 Mar 20

Accepted: 08 Apr 20

### บทคัดย่อ

ความแม่นยำในการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำมีความสำคัญอย่างยิ่งสำหรับการดำเนินการอ่างเก็บน้ำ บทความนี้ นำเสนอการประยุกต์ใช้โปรแกรมเชิงพันธุกรรมซึ่งอาศัยกลไกในการถ่ายทอดทางพันธุกรรมทำให้คอมพิวเตอร์สามารถสร้างโปรแกรมขึ้น ด้วยตัวเองสำหรับการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำป่าพะยอม ล่วงหน้า 1 วัน 1 สัปดาห์ และ 1 เดือน ตามลำดับ ทำการ จัดเก็บรวบรวมข้อมูลรายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือนของปริมาณน้ำฝนและปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำป่าพะยอม จำนวน 10 ปี ระหว่างปี พ.ศ. 2550 ถึง พ.ศ. 2559 โดยชุดข้อมูลนำเข้าคือข้อมูลน้ำฝนและปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ แบ่งออกเป็น 4 กรณีศึกษา สำหรับแต่ละช่วงเวลาการพยากรณ์ ทำการแบ่งข้อมูลเป็น 2 ส่วนสำหรับแต่ละกรณีศึกษา ได้แก่ ชุดข้อมูลจำนวน 70% แรก สำหรับ ขั้นตอนการเรียนรู้ และชุดข้อมูลจำนวน 30% ที่เหลือ สำหรับขั้นตอนการทดสอบแบบจำลอง ทำการประเมินประสิทธิภาพการ พยากรณ์โดยใช้ค่าทางสถิติ ได้แก่ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ( $r$ ) ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (RMSE) ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAE) และ ค่าความแม่นยำรวม (CA) ทำการแปรค่าของพารามิเตอร์ต่าง ๆ แต่ละตัวของโปรแกรม เชิงพันธุกรรมสำหรับชุดข้อมูลที่ทำการศึกษเพื่อหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสม ผลการศึกษาพบว่าพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บ น้ำล่วงหน้า 1 วัน ให้ผลการพยากรณ์อยู่ในเกณฑ์ดี ซึ่งให้ค่า  $r$  (0.878 และ 0.069) RMSE (0.031 MCM/day และ 0.883 MCM/day) MAE (0.058 MCM/day และ 0.024 MCM/day) และ CA (0.110 และ 0.101) สำหรับขั้นตอนการเรียนรู้และทดสอบตามลำดับ ตามลำดับ การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำล่วงหน้า 1 สัปดาห์ และ 1 เดือน นั้นอยู่ในเกณฑ์ยอมรับได้โดยให้ค่า  $r$  อยู่ระหว่าง 0.5 - 0.7 สำหรับขั้นตอนการเรียนรู้และทดสอบ และค่า RMSE และ MAE เมื่อพิจารณาเฉลี่ยเป็นรายวันแล้วมีค่าใกล้เคียงกับ ค่า RMSE และ ของการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำล่วงหน้า 1 วัน แต่ยังไม่สามารถพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำในช่วงน้ำ หลากได้อย่างเหมาะสม ทั้งนี้ควรมีการปรับปรุงแบบจำลองดังกล่าวให้ทันสมัยอยู่เสมอเมื่อมีข้อมูลเพิ่มมากขึ้น

**คำสำคัญ:** ปริมาณน้ำไหลลงอ่างเก็บน้ำ โปรแกรมเชิงพันธุกรรม อ่างเก็บน้ำป่าพะยอม

### Abstract

Accuracy in reservoir inflow forecasting is significantly crucial for reservoir operation. This article presents the application of Genetic Programming (GP), which relies on genetic evolution and makes computer self-programming, for reservoir inflow forecasting at Pa Phayom reservoir for 1 day, 1 week, and 1 month ahead, respectively. Daily, weekly, and monthly data of rainfall and reservoir inflow at Phayom reservoir were collected for 10 years from 2007 to 2016 and then they were used as input data for 4 case studies in each time span of forecasts. For all study cases, the data sets were divided into two parts, i.e. the first 70% of data sets were for the training process and the other 30% of data sets were for the testing process. Models' performance was evaluated using 3 statistical indices: correlation coefficient ( $r$ ), root mean squared error (RMSE), mean absolute error (MAE), and combined accuracy (CA). Varying each GP's parameter for studied data sets was conducted to determine the optimal parameters. It was found that 1 day ahead reservoir inflow forecasting gave a satisfying performance with values of

r (0.878 and 0.069), RMSE (0.031 MCM/day and 0.883 MCM/day), MAE (0.058 MCM/day and 0.024 MCM/day), and CA (0.110 and 0.101) for training and testing processes, respectively. The reservoir inflow forecasting for 1 week and 1 month ahead showed acceptable results with correlation coefficient (r) between 0.5 and 0.7 for training and testing processes and gave values of RMSE and MAE close to those values of 1 day ahead reservoir inflow forecasting. However, they could not forecast reservoir inflow during floods optimally. The model should be kept up to date as more information is added.

**Keyword:** reservoir inflow, genetic programming, Pa Phayom reservoir

## 1. บทนำ

ในการดำเนินการอ่างเก็บน้ำอย่างมีประสิทธิภาพ เพื่อไม่ให้น้ำไหลล้นอ่างเก็บน้ำในช่วงฤดูน้ำหลากอันส่งผลต่อภาวะการเกิดน้ำท่วมในพื้นที่ท้ายอ่าง และมีปริมาณน้ำในอ่างเก็บน้ำอย่างเพียงพอต่อความต้องการใช้น้ำเนื่องจากกิจกรรมด้านท้ายอ่างเก็บน้ำ เช่น การเกษตร การผลิตน้ำประปา การใช้น้ำในภาคอุตสาหกรรม เป็นต้น จำเป็นอย่างยิ่งต้องทราบข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำล่วงหน้านอกเหนือไปจากการประเมินปริมาณการใช้น้ำท้ายอ่างเก็บน้ำในช่วงเวลาต่าง ๆ ดังนั้นความถูกต้องในการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำจึงมีความสำคัญ ปัจจุบันวิธีการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำมีหลายวิธี [1-8] เช่น แบบจำลองทางอุทกวิทยา (Hydrologic Model) การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis) เทคนิคการทำเหมืองข้อมูล (Data Mining Techniques) ตัวอย่างงานวิจัยที่ประยุกต์ใช้แบบจำลองทางอุทกวิทยา (Hydrologic Model) ในการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ เช่น การพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าในอนาคตภายใต้การเปลี่ยนแปลงลักษณะทางอุทกวิทยาและการปรับปรุงโครงสร้างอ่างเก็บน้ำด้วยเทคนิคเจเนติกอัลกอริทึม [9] การพยากรณ์น้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำด้วยฝนพยากรณ์และแบบจำลอง HEC-HMS [10] เช่นเดียวกับแบบจำลองทางอุทกวิทยา (Hydrologic Model) พบว่าการวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis) มีความนิยมใช้อย่างแพร่หลายตั้งแต่ในอดีตถึงปัจจุบันสำหรับการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ เช่น การวิเคราะห์อนุกรมเวลาและประยุกต์ใช้วิธีเจเนติกอัลกอริทึมเพื่อหาโค้งปฏิบัติงานอ่างเก็บน้ำที่เหมาะสม [2] การวิเคราะห์แนวโน้มปริมาณน้ำท่าที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำที่สำคัญในประเทศไทย [11]

สำหรับเทคนิคการทำเหมืองข้อมูลหรือบางครั้งเรียกว่าแบบจำลองการขับเคลื่อนด้วยข้อมูล (Data-Driven Model) นั้นพบว่าการประยุกต์ใช้สำหรับงานด้านอุทกวิทยา ชลประทาน และทรัพยากรน้ำ อย่างแพร่หลาย เช่น การประยุกต์ใช้วิธีนิวโรเจเนติกเพื่อการพยากรณ์ระดับน้ำ [12] การใช้แบบจำลองต้นไม้สำหรับการประมาณค่าสัมประสิทธิ์ความขรุขระในท่อ [13] การใช้โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการประเมินการกัดเซาะบริเวณตอม่อสะพาน [14] การใช้โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการทำนายน้ำป่าไหลหลาก [15] การประมาณค่าสัมประสิทธิ์ถาดวัดการระเหย [16], [17] และ

การพยากรณ์ข้อมูลฝนรายวัน [18] ยิ่งไปกว่านั้นยังพบว่ามีการประยุกต์วิธีการดังกล่าวสำหรับการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ เช่น โครงข่ายประสาทเทียม [3], [4], [5], [6], [7], [19] และแบบจำลองต้นไม้การตัดสินใจ [8], [19]

การโปรแกรมเชิงพันธุกรรม (Genetic Programming, GP) เป็นหนึ่งในเทคนิคการทำเหมืองข้อมูลและเลือกใช้ในการศึกษาครั้งนี้เนื่องจากผลลัพธ์ที่ได้เป็นสมการชัดเจน เช่นเดียวกับกับแบบจำลองต้นไม้การตัดสินใจ [16], [8] ทำให้สามารถทำความเข้าใจได้ง่าย ต่างจากโครงข่ายประสาทเทียมที่ไม่สามารถแสดงในรูปสมการชัดเจนได้ ยิ่งไปกว่านั้น GP ได้ประสบความสำเร็จในการประยุกต์ใช้สำหรับการบริหารจัดการทรัพยากรน้ำที่หลากหลาย เช่น การจัดการอ่างเก็บน้ำ [20] การประมาณค่าข้อมูลน้ำฝนที่ขาดหายไป [21] การพยากรณ์อัตราการไหลในลำน้ำ [22] การพยากรณ์น้ำท่วม [22], [23], [24] กราฟน้ำท่ากรณีเขื่อนพังทลาย [25] กราฟความสัมพันธ์ระหว่างระดับน้ำและปริมาตรเก็บกัก [26] การทำนายระดับน้ำได้ดิน [27] ดังนั้นในการศึกษาวิจัยครั้งนี้จึงประยุกต์การโปรแกรมเชิงพันธุกรรมสำหรับการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำป่าพะยอม ล่วงหน้า 1 วัน 1 สัปดาห์ และ 1 เดือน

## 2. วิธีการวิจัย

### 2.1 พื้นที่ศึกษา

อ่างเก็บน้ำป่าพะยอม ตั้งอยู่ที่ LATITUDE 7°45'30" เหนือ LONGITUDE 99°49'21" ตะวันออกหมายเลขแผนที่สเกล 1:50,000 ระบุว่า 4924II พิกัด 47 NN 583911 บ้านวังเลน ตำบลเกาะเต่า อำเภอป่าพะยอม จังหวัดพัทลุง มีรายละเอียดที่ตั้งดัง Figure 1 ระยะเวลาดำเนินการ เริ่มปี 2531 เสร็จ ปี 2535 เชื่อนประเภท เก็บกัก สูง 33.00 เมตร ยาว 255 เมตร สันเขื่อนกว้าง 8.00 เมตร ระดับสันเขื่อน +112.50 เมตร (รทก.) ระดับน้ำเก็บกัก +109.00 เมตร (รทก.) ระดับน้ำสูงสุด +110.50 เมตร (รทก.) พื้นที่ได้รับประโยชน์ เขตโครงการบ้านพร้าว จำนวน 35,700 ไร่ จำนวน 22 หมู่บ้าน 5 ตำบล คือ ต.เกาะเต่า ต.ป่าบอน ต.บ้านพร้าว ต.แหลมไตนต อ.ป่าพะยอม จ.พัทลุง และ ต.ขนหาด อ.ชะอวด จ.นครศรีธรรมราช [28]

## 2.2 การโปรแกรมเชิงพันธุกรรม

การโปรแกรมเชิงพันธุกรรม (Genetic Programming, GP) ถูกคิดค้นขึ้นโดย John R. Koza [29] เมื่อประมาณปี 1992 โดยใช้แนวคิดทางทฤษฎีวิวัฒนาการ GP เป็นรูปแบบหนึ่งของวิธีการค้นหา (Searching Techniques) คำตอบ หรือกฎ หรือแนวทางการแก้ปัญหา โดยการแทนคำตอบ หรือกฎ หรือแนวทางการแก้ปัญหาด้วยหน่วยโครงสร้างที่เรียกว่า

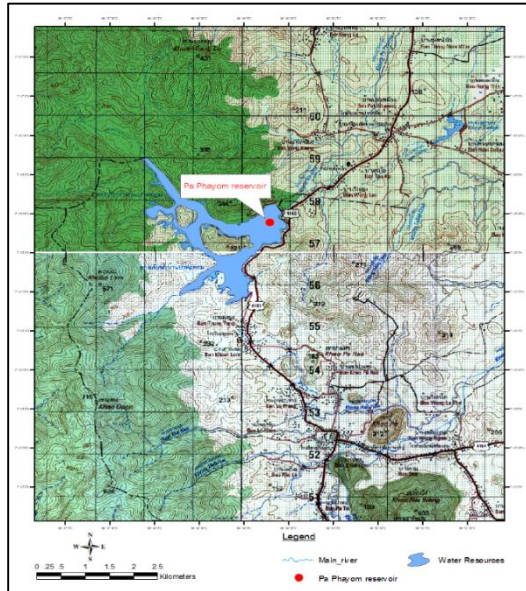


Figure 1 Location of Pa Phayom reservoir

โครโมโซม และผ่านกระบวนการคัดเลือกทางธรรมชาติ เพื่อที่จะให้ได้โครโมโซมที่ดีที่สุด ในการที่จะบอกว่าโครโมโซมใดเป็นโครโมโซมที่ดีที่สุดนั้น ต้องอาศัยฟังก์ชันค่าความแข็งแรง (Fitness Function) มาเป็นกฎเกณฑ์ในการวัดความสามารถในการอยู่รอดของโครโมโซม GP ใช้โครงสร้างแบบต้นไม้ในการแทนโครโมโซมในการแก้ปัญหาที่กำหนดไว้ โดยลักษณะโครงสร้างต้นไม้แต่ละแบบจะแทนคำตอบ กฎ หรือแนวทางการแก้ปัญหาแต่ละแนวทาง ต้นไม้แต่ละต้นประกอบไปด้วยเซตของฟังก์ชัน (Function) และเซตของเทอร์มินอล (Terminal) ฟังก์ชันที่ใช้มีได้หลายประเภทตามแต่ลักษณะของปัญหา ได้แก่ การดำเนินการคำนวณ (Arithmetic Operations) เช่น  $+$ ,  $-$ ,  $*$ ,  $/$  ฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ (Mathematical Functions) เช่น  $\sin$ ,  $\cos$ ,  $\exp$ ,  $\log$  การดำเนินการแบบมีเงื่อนไข (Conditional Branching Operations) เช่น if-then-else ฟังก์ชันที่ทำให้เกิดการวนซ้ำ (Iterative Functions) เช่น For-Next, Do-While ฟังก์ชันที่ทำให้เกิดการเวียนเกิด (Recursive Functions) ฟังก์ชันเฉพาะงานอื่น (Domain-Specific Functions) เป็นต้น ส่วนเทอร์มินอลนั้นแทนด้วยฟังก์ชันที่ไม่มีอาร์กิวเมนต์ (Argument) หรือ ค่าแอททริบิวต์ (Attribute) ที่ถูกกำหนดในผลลัพธ์แต่ละต้น GP จะถูกประเมินค่าความแข็งแรง/เหมาะสม (Fitness Value) จาก Fitness Function ที่ถูกกำหนดไว้ สำหรับ

การกำหนด Fitness Function ไม่มีสูตรหรือหลักการที่แน่นอน ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับลักษณะของปัญหาและสภาพการณ์ที่ถูกกำหนดขึ้น

ขั้นตอนการทำงานของ GP ดังแสดงใน Figure 2 ประกอบด้วย 1) การสุ่มเลือกประชากรเริ่มต้น (Random Initial Population) 2) การประเมินค่าความแข็งแรง (Fitness Evaluation) และพิจารณาเงื่อนไขการหยุดทำงาน 3) การคัดเลือกกลุ่มประชากรที่ดี (Selection) และ 4) การแลกเปลี่ยนทางพันธุกรรมและการกลายพันธุ์ (crossover and mutation) โดยกระบวนการทั้ง 4 ขั้นตอน จะดำเนินการวนซ้ำจนกระทั่งได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดและเป็นไปตามเงื่อนไขที่กำหนดไว้ ทั้งนี้ในการประยุกต์ใช้วิธี GP นั้น ต้องทำการหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม ได้แก่ 1) Population size 2) Crossover Probability 3) Mutation Probability 4) Reproduction Probability 5) Max Tree depth 6) Function Set และ 7) Generation Number ทั้งนี้ในการศึกษาครั้งนี้เลือกใช้โปรแกรม GPdotNET Version 4 ซึ่งเป็นซอฟต์แวร์รหัสเปิดในการศึกษา

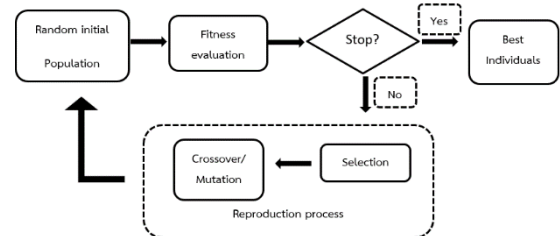


Figure 2 Step of the GP method [30]

## 2.3 การเก็บรวบรวมข้อมูล

ทำการเก็บรวบรวมและวิเคราะห์ข้อมูลปริมาณน้ำฝน และปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำรายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือน จากสถานีวัดน้ำอ่างเก็บน้ำป่าพะยอม จังหวัดพัทลุง ระยะเวลา 10 ปี (พ.ศ.2550 ถึง พ.ศ.2559) และทำการจัดเรียงข้อมูล พบว่ามีชุดข้อมูลสำหรับการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำรายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือน เท่ากับ 3,640 520 และ 130 ตามลำดับ โดยมีรายละเอียดชุดข้อมูลดังแสดงใน Table 1

Table 1 Data Type of rainfall and reservoir inflow at Pa Phayom reservoir

| Data type | number | rainfall (mm) |     |       | reservoir inflow (MCM) |      |      |
|-----------|--------|---------------|-----|-------|------------------------|------|------|
|           |        | max           | min | Avg.  | max                    | min  | Avg. |
| Daily     | 3640   | 288           | 0   | 6.16  | 2.23                   | 0    | 0.07 |
| Week      | 520    | 518.2         | 0   | 43.13 | 9.22                   | 0    | 0.49 |
| Month     | 130    | 1240          | 0   | 172.5 | 16.23                  | 0.06 | 1.95 |

## 2.4 การคัดเลือกชุดข้อมูลนำเข้าและกรณีศึกษา

ในการคัดเลือกชุดข้อมูลนำเข้า มีสมมติฐานดังนี้  
1) ปริมาณน้ำฝนเท่านั้นที่มีผลต่อปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำในอนาคต และ 2) ปริมาณน้ำฝนและปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ ณ เวลาปัจจุบัน และในอดีต มีผลต่อปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำในอนาคต เพื่อศึกษาถึงผลของจำนวนวันก่อนหน้าที่ใช้ต่อประสิทธิภาพการพยากรณ์ของแบบจำลอง ได้ทำการแปรค่าจำนวนวันก่อนหน้าของชุดข้อมูลปริมาณน้ำฝนและปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำซึ่งเป็นชุดข้อมูลนำเข้า (input data) และทำการคำนวณค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (r) ระหว่างชุดข้อมูลนำเข้าแต่ละตัวแปรกับชุดข้อมูลออก (output data) ทำการเลือกข้อมูลที่มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์สูงสุดไม่เกิน 4 อันดับแรกในการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำป่าพะยอมล่วงหน้า 1 วัน 1 สัปดาห์ และ 1 เดือน สามารถจัดกรณีศึกษาได้ 4 กรณีศึกษาสำหรับแต่ละช่วงระยะเวลาการพยากรณ์ล่วงหน้ารวมกรณีศึกษาทั้งหมดมี 12 กรณี มีรายละเอียดดังแสดงใน Table 2

**Table 2** Case studies of input and output data

| Case study | input data              | output data |
|------------|-------------------------|-------------|
| 1          | R(t),R(t-1)             | Q(t+1)      |
| 2          | R(t),Q(t)               | Q(t+1)      |
| 3          | R(t),Q(t),Q(t-1)        | Q(t+1)      |
| 4          | R(t),R(t-1),Q(t),Q(t-1) | Q(t+1)      |

Remark: Q(t) = reservoir inflow at the present day, week, or month  
Q(t+1) = reservoir inflow at one day, week, or month ahead  
Q(t-1) = reservoir inflow at the previous 1 day, week, or month  
R(t) = rainfall at the present day, week, or month  
R(t-1) = rainfall at the previous 1 day, week, or month

## 2.5 การทดสอบค่าพารามิเตอร์ของ GP ที่เหมาะสม

ในการทดสอบค่าพารามิเตอร์ของ GP ทั้ง 7 พารามิเตอร์นั้น เริ่มจาก การกำหนดค่า Population size เท่ากับ 500 ค่า Crossover Probability เท่ากับ 0.9 ค่า Mutation Probability เท่ากับ 0.05 ค่า Reproduction Probability เท่ากับ 0.2 ค่า Max Tree depth เท่ากับ 5 และ Function Set เท่ากับ +, -, \*, / ซึ่งเป็นค่า Default ของโปรแกรม GPdotNET Version 4 เป็นค่าคงที่ และทำการแปลค่า Generation Number ได้แก่ 500, 1,000, 1,500, 2,000, 2,500 และ 3,000 โดยพิจารณาค่า

Generation Number ที่เหมาะสม ที่ให้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (r) เข้าใกล้ 1 มากที่สุด และ ค่าความคลาดเคลื่อนมีค่าน้อยที่สุด และดำเนินการในทำนองเดียวกันสำหรับพารามิเตอร์ตัวอื่นๆที่เหลือ จนครบทั้ง 7 พารามิเตอร์

## 2.6 การพัฒนาแบบจำลอง GP เพื่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำป่าพะยอม

ขั้นตอนนี้เป็นการศึกษาประยุกต์ใช้โปรแกรม GPdotNET Version 4 เพื่อการพัฒนาแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำป่าพะยอม โดยทำการแบ่งข้อมูลเป็น 2 ส่วน ได้แก่ 1) ชุดข้อมูล 70% แรก สำหรับกระบวนการเรียนรู้ (Training) และ 2) ชุดข้อมูลจำนวน 30% ที่เหลือ สำหรับการทดสอบแบบจำลอง (testing) ซึ่งอยู่ในช่วงที่นิยมใช้กันโดยทั่วไป [3], [4], [5], [6], [7], [8], [19] นั้นหมายถึงจากการเก็บรวบรวมข้อมูลระยะเวลา 10 ปี (พ.ศ. 2550 ถึง พ.ศ. 2559) มีจำนวนข้อมูลทั้งสิ้น 3640 520 และ 130 สำหรับการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำป่าพะยอมรายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือน ตามลำดับ มีข้อมูลสำหรับกระบวนการเรียนรู้ รายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือน เท่ากับ 2548 364 และ 91 ชุดข้อมูลตามลำดับ และมีข้อมูลสำหรับกระบวนการทดสอบแบบจำลอง รายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือน เท่ากับ 1092 156 และ 39 ชุดข้อมูลตามลำดับ

## 2.7 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพ

ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองใช้ค่าทางสถิติ 4 ค่า ได้แก่ 1) ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (r) 2) ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (RMSE) 3) ค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAE) และ ค่าความแม่นยำรวม (CA) [31], [32] ซึ่งเป็นพารามิเตอร์ที่รวมกันระหว่าง RMSE MAE และ  $r^2$  โดยมีค่าเท่ากับ  $0.33(RMSE + MAE + (1 - r^2))$  โดยพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (r) เข้าใกล้ 1 มากที่สุด ค่าความคลาดเคลื่อนทั้งสอง และค่า CA มีค่าน้อยที่สุดสำหรับแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพที่ดี

## 3. ผลการวิจัยและอภิปรายผลการทดลอง

### 3.1 ผลการทดสอบค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม

ผลการทดสอบค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของ GP โดยทำการแปรค่าของพารามิเตอร์ต่างๆแต่ละตัว และเลือกใช้ค่า ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (r) 2) ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (RMSE) ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพพบว่า ค่า Generation number เท่ากับ 3000 ค่า Population size เท่ากับ 500 ค่า Crossover Probability เท่ากับ 0.9 ค่า Mutation Probability เท่ากับ 0.05 ค่า Reproduction Probability เท่ากับ 0.2 ค่า Max Tree depth เท่ากับ 5 และ Function Set ที่ใช้ครั้งนี้ได้แก่ +, -, \*, / รายละเอียดผลการทดสอบค่าพารามิเตอร์ของ GP ดังแสดงใน Table 3

Table 3 Testing results for determination of appropriate GP parameters

| Parameters               | varying parameters        | r        |         | RMSE (MCM) |         | Optimal Value        |
|--------------------------|---------------------------|----------|---------|------------|---------|----------------------|
|                          |                           | training | testing | training   | testing |                      |
| Population size          | 500                       | 0.72     | 0.694   | 0.069      | 0.058   | 500                  |
|                          | 1000                      | 0.707    | 0.613   | 0.103      | 0.099   |                      |
|                          | 1500                      | 0.706    | 0.598   | 0.107      | 0.11    |                      |
| Crossover Probability    | 0.6                       | 0.697    | 0.586   | 0.107      | 0.107   | 0.9                  |
|                          | 0.7                       | 0.71     | 0.623   | 0.103      | 0.1     |                      |
|                          | 0.8                       | 0.703    | 0.582   | 0.11       | 0.115   |                      |
|                          | 0.9                       | 0.72     | 0.694   | 0.069      | 0.058   |                      |
|                          | 0.95                      | 0.71     | 0.619   | 0.104      | 0.102   |                      |
| Mutation Probability     | 0.05                      | 0.72     | 0.694   | 0.069      | 0.058   | 0.05                 |
|                          | 0.1                       | 0.707    | 0.589   | 0.108      | 0.114   |                      |
|                          | 0.15                      | 0.705    | 0.586   | 0.108      | 0.113   |                      |
|                          | 0.2                       | 0.706    | 0.648   | 0.104      | 0.098   |                      |
|                          | 0.25                      | 0.705    | 0.582   | 0.11       | 0.117   |                      |
|                          | 0.3                       | 0.702    | 0.593   | 0.108      | 0.108   |                      |
| Reproduction Probability | 0.2                       | 0.72     | 0.694   | 0.069      | 0.058   | 0.2                  |
|                          | 0.3                       | 0.704    | 0.607   | 0.105      | 0.103   |                      |
|                          | 0.4                       | 0.706    | 0.65    | 0.103      | 0.096   |                      |
|                          | 0.5                       | 0.695    | 0.656   | 0.105      | 0.096   |                      |
| Max Tree depth           | 3                         | 0.705    | 0.573   | 0.108      | 0.122   | Initialize depth = 5 |
|                          | 5                         | 0.72     | 0.694   | 0.069      | 0.058   | Operation depth = 6  |
|                          | 7                         | 0.704    | 0.602   | 0.108      | 0.109   |                      |
| Function Set             | +, -, *, /                | 0.72     | 0.694   | 0.069      | 0.058   | +, -, *, /           |
|                          | +, -, *, /, sin, cos, tan | 0.704    | 0.62    | 0.107      | 0.104   |                      |
|                          | +, -, *, /, log           | 0.708    | 0.594   | 0.105      | 0.108   |                      |
|                          | +, -                      | 0.689    | 0.667   | 0.106      | 0.092   |                      |
| Generation number        | 500                       | 0.703    | 0.601   | 0.105      | 0.104   | 3000                 |
|                          | 1000                      | 0.697    | 0.672   | 0.106      | 0.094   |                      |
|                          | 1500                      | 0.691    | 0.647   | 0.108      | 0.098   |                      |
|                          | 2000                      | 0.663    | 0.671   | 0.113      | 0.094   |                      |
|                          | 2500                      | 0.696    | 0.656   | 0.107      | 0.098   |                      |
|                          | 3000                      | 0.878    | 0.883   | 0.069      | 0.058   |                      |

### 3.2 ผลการทดสอบประสิทธิภาพ

ในการทดสอบประสิทธิภาพการประยุกต์ใช้วิธีการโปรแกรมเชิงพันธุกรรม สำหรับการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ สามารถแสดงผลการศึกษาเป็น 3 ส่วน ได้แก่ 1) การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ 1 วันล่วงหน้า 2) การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ 1 สัปดาห์ล่วงหน้า 3)

การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ 1 เดือนล่วงหน้าและ  
ดังมีรายละเอียดผลการศึกษาดังต่อไปนี้

**การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ 1 วันล่วงหน้า**

ผลการพยากรณ์พบว่าประสิทธิภาพของแบบจำลองกรณีศึกษาที่ 2 ให้ผลการพยากรณ์มีประสิทธิภาพดีที่สุด โดยให้ค่า r RMSE MAE และ CA สำหรับขั้นตอนการเรียนรู้ เท่ากับ

0.878 0.069 ล้านลบ.ม./วัน 0.031 ล้านลบ.ม./วัน และ 0.110 ตามลำดับ และ ค่า r RMSE MAE และ CA สำหรับขั้นตอนการทดสอบ เท่ากับ 0.883 0.058 ล้านลบ.ม./วัน 0.024 ล้านลบ.ม./วัน และ 0.101 ตามลำดับ โดยวิธี GP ให้สมการชดเชยในการพยากรณ์น้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำล่งหน้า 1 วัน ดังนี้

$$Q(t+1) = (((0.432 * (((1.946 * 1.946) / (9.484 + R(t))) + (R(t) * 4.545))) * Q(t))) / ((Q(t) / ((2.206 - (R(t) * R(t))) * 0.396)) + (0.396 * 0.432))) \quad (1)$$

จากสมการพบว่าข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์คือ ปริมาณน้ำฝนที่สถานีอ่างเก็บน้ำป่าพะยอมของวันปัจจุบัน และปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำสุทธิของวันปัจจุบัน (รายละเอียดดังแสดงใน Table 4) กราฟเปรียบเทียบระหว่างปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำป่าพะยอมที่ได้จากการตรวจวัดและการพยากรณ์ แสดงดังใน Figure 4.a และ 4.b สำหรับขั้นตอนเรียนรู้และทดสอบตามลำดับ พบว่าสมการที่ได้พัฒนาขึ้นจากโปรแกรมเชิงพันธุกรรมสามารถพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ 1 วันล่วงหน้า ได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในช่วงเวลาที่มีปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำสูงสุดมีความคลาดเคลื่อนน้อยกว่า 0.70 ล้านลบ.ม./วัน

#### การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ 1 สัปดาห์ล่วงหน้า

ผลการพยากรณ์พบว่าประสิทธิภาพของแบบจำลองกรณีศึกษาที่ 2 ให้ผลการพยากรณ์มีประสิทธิภาพดีที่สุด โดยให้ค่า r RMSE MAE และ CA สำหรับขั้นตอนการเรียนรู้ เท่ากับ 0.659 0.618 ล้านลบ.ม./สัปดาห์ 0.270 ล้านลบ.ม./สัปดาห์ และ 0.485 ตามลำดับ และ ค่า r RMSE MAE และ CA สำหรับขั้นตอนการทดสอบ เท่ากับ 0.679 0.442 ล้านลบ.ม./สัปดาห์ 0.200 ล้านลบ.ม./สัปดาห์ และ 0.394 ตามลำดับ โดยวิธี GP ให้สมการชดเชยในการพยากรณ์น้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำล่งหน้า 1 สัปดาห์ ดังนี้

$$Q(t+1) = (((((1.058 + (Q(t) / (0.675 + R(t)))) * Q(t)) * 0.098) / (((R(t) * (1.264 / 2.346)) / ((1.264 * 0.098) - 2.346)) + (Q(t) / 1.264)) + 0.098)) \quad (2)$$

จากสมการพบว่าข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์คือ ปริมาณน้ำฝนที่สถานีอ่างเก็บน้ำป่าพะยอมของสัปดาห์ปัจจุบัน และปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำสุทธิของสัปดาห์ปัจจุบัน (รายละเอียดดังแสดงใน Table 4) กราฟเปรียบเทียบระหว่างปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำป่าพะยอมที่ได้จากการตรวจวัดและการพยากรณ์ แสดงดัง Figure 4.c และ 4.d สำหรับขั้นตอนเรียนรู้และทดสอบตามลำดับ พบว่าสมการที่ได้พัฒนาขึ้นจากโปรแกรมเชิงพันธุกรรมสามารถพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ 1 สัปดาห์ล่วงหน้า มีประสิทธิภาพที่ยอมรับได้ แม้ว่าจะให้ค่า r น้อยกว่าผลการพยากรณ์รายวัน แต่เมื่อเปรียบเทียบค่า RMSE และ MAE โดยพิจารณาเป็นรายวัน (ดังแสดงใน Figure 3) พบว่า

ให้ค่า 0.088 ล้านลบ.ม./วัน และ 0.039 ล้านลบ.ม./วัน ตามลำดับ สำหรับขั้นตอนการเรียนรู้ และ 0.063 ล้านลบ.ม./วัน และ 0.029 ล้านลบ.ม./วัน สำหรับขั้นตอนการทดสอบ ซึ่งใกล้เคียงกับผลการพยากรณ์รายวัน อย่างไรก็ตามพบว่าในช่วงเวลาที่มีปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำสูงสุด (Figure 4.c และ 4.d) มีค่าความคลาดเคลื่อนเท่ากับ 7.45 ล้านลบ.ม./สัปดาห์ แสดงให้เห็นว่ายังไม่สามารถพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าสู่อ่างเก็บน้ำในช่วงน้ำหลากได้อย่างเหมาะสม ทั้งนี้อาจเนื่องจากจำนวนชุดข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้มีน้อย

#### การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ 1 เดือนล่วงหน้า

ผลการพยากรณ์พบว่าประสิทธิภาพของแบบจำลองกรณีศึกษาที่ 2 ให้ผลการพยากรณ์มีประสิทธิภาพดีที่สุด ค่า r RMSE MAE และ CA สำหรับขั้นตอนการเรียนรู้ เท่ากับ 0.560 2.148 ล้านลบ.ม./เดือน 1.063 ล้านลบ.ม./เดือน และ 1.299 ตามลำดับ และ ค่า r RMSE MAE และ CA สำหรับขั้นตอนการทดสอบ เท่ากับ 0.524 1.636 ล้านลบ.ม./เดือน 1.003 ล้านลบ.ม./เดือน และ 1.121 ตามลำดับ โดยวิธี GP ให้สมการชดเชยในการพยากรณ์น้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำล่งหน้า 1 เดือน ดังนี้

$$Q(t+1) = (((((9.298 - (9.298 * Q(t))) * Q(t))) / (((R(t) * 5.202) + (7.085 - 3.118)) + R(t))) + R(t)) / 3.118) \quad (3)$$

จากสมการพบว่าข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์คือ ปริมาณน้ำฝนจากสถานีอ่างเก็บน้ำป่าพะยอมของเดือนปัจจุบัน และปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำสุทธิของเดือนปัจจุบัน (รายละเอียดดังแสดงใน Table 4) กราฟเปรียบเทียบระหว่างปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำป่าพะยอมที่ได้จากการตรวจวัดและการพยากรณ์ แสดงดัง Figure 4.e และ 4.f สำหรับขั้นตอนเรียนรู้และทดสอบตามลำดับ พบว่าสมการที่ได้พัฒนาขึ้นจากโปรแกรมเชิงพันธุกรรมสามารถพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ 1 เดือนล่วงหน้า ประสิทธิภาพยอมรับได้ แม้ว่าจะให้ค่า r น้อยกว่าผลการพยากรณ์รายวันและรายสัปดาห์ก็ตาม แต่เมื่อเปรียบเทียบค่า RMSE และ MAE โดยพิจารณาเป็นรายวัน (ดังแสดงใน Figure 3) พบว่าให้ค่า 0.072 ล้านลบ.ม./วัน และ 0.035 ล้านลบ.ม./วัน ตามลำดับ สำหรับขั้นตอนการเรียนรู้ และ 0.055 ล้านลบ.ม./วัน และ 0.033 ล้านลบ.ม./วัน สำหรับขั้นตอนการทดสอบ ซึ่งใกล้เคียงกับผลการพยากรณ์รายวันและรายสัปดาห์ อย่างไรก็ตามพบว่าในช่วงเวลาที่มีปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำสูงสุด (Figure 4.e และ 4.f) มีค่าความคลาดเคลื่อนเท่ากับ 14.37 ล้านลบ.ม./เดือน แสดงให้เห็นว่ายังไม่สามารถพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าสู่อ่างเก็บน้ำในช่วงน้ำหลากได้อย่างเหมาะสม ทั้งนี้อาจเนื่องจากจำนวนชุดข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้มีน้อย

**Table 4** Statistical indices of reservoir inflow forecasting for 1 day, 1 week, and 1 month ahead

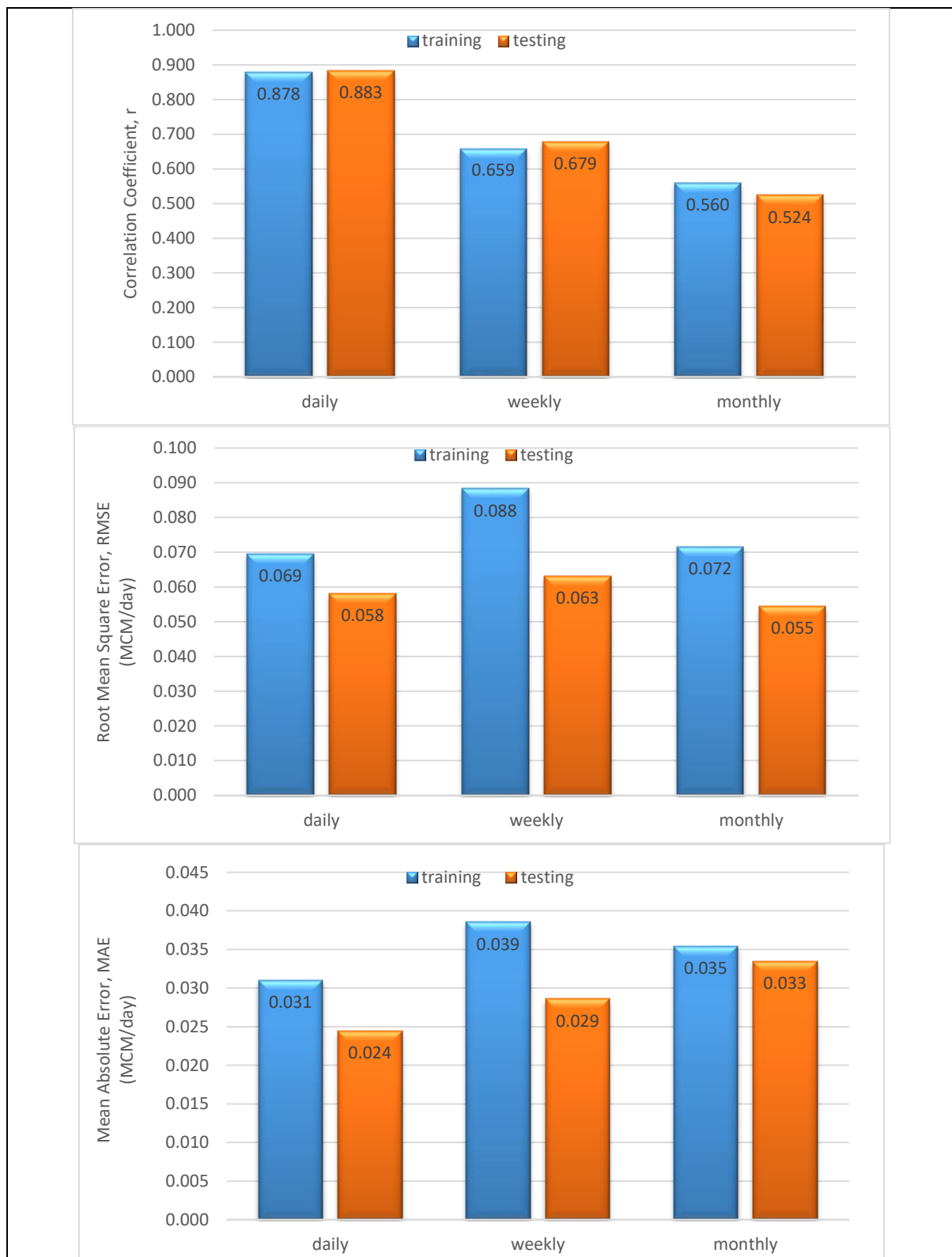
| Daily   |              |              |              |              |              |              |              |              |
|---------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| Cases   | r            |              | RMSE (MCM)   |              | MAE (MCM)    |              | CA           |              |
|         | training     | testing      | training     | testing      | training     | testing      | training     | testing      |
| 1       | 0.723        | 0.784        | 0.103        | 0.080        | 0.051        | 0.040        | 0.210        | 0.168        |
| 2       | <b>0.878</b> | <b>0.883</b> | <b>0.069</b> | <b>0.058</b> | <b>0.031</b> | <b>0.024</b> | <b>0.110</b> | <b>0.101</b> |
| 3       | 0.857        | 0.814        | 0.075        | 0.072        | 0.032        | 0.028        | 0.124        | 0.145        |
| 4       | 0.877        | 0.844        | 0.071        | 0.066        | 0.031        | 0.026        | 0.111        | 0.126        |
| Max     | 0.878        | 0.883        | 0.103        | 0.080        | 0.051        | 0.040        | 0.210        | 0.168        |
| Min     | 0.723        | 0.784        | 0.069        | 0.058        | 0.031        | 0.024        | 0.110        | 0.101        |
| Average | 0.834        | 0.831        | 0.080        | 0.069        | 0.036        | 0.030        | 0.139        | 0.135        |

| Weekly  |              |              |              |              |              |              |              |              |
|---------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| Cases   | r            |              | RMSE (MCM)   |              | MAE (MCM)    |              | CA           |              |
|         | training     | testing      | training     | testing      | training     | testing      | training     | testing      |
| 1       | 0.533        | 0.590        | 0.712        | 0.497        | 0.336        | 0.258        | 0.588        | 0.469        |
| 2       | <b>0.659</b> | <b>0.679</b> | <b>0.618</b> | <b>0.442</b> | <b>0.270</b> | <b>0.200</b> | <b>0.485</b> | <b>0.394</b> |
| 3       | 0.551        | 0.619        | 0.699        | 0.480        | 0.285        | 0.213        | 0.560        | 0.436        |
| 4       | 0.581        | 0.636        | 0.680        | 0.473        | 0.286        | 0.214        | 0.543        | 0.427        |
| Max     | 0.659        | 0.679        | 0.712        | 0.497        | 0.336        | 0.258        | 0.588        | 0.469        |
| Min     | 0.533        | 0.590        | 0.618        | 0.442        | 0.270        | 0.200        | 0.485        | 0.394        |
| Average | 0.581        | 0.631        | 0.677        | 0.473        | 0.294        | 0.221        | 0.544        | 0.431        |

| Monthly |              |              |              |              |              |              |              |              |
|---------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| Cases   | r            |              | RMSE (MCM)   |              | MAE (MCM)    |              | CA           |              |
|         | training     | testing      | training     | testing      | training     | testing      | training     | testing      |
| 1       | 0.494        | 0.466        | 2.285        | 1.792        | 1.156        | 1.099        | 1.399        | 1.225        |
| 2       | <b>0.560</b> | <b>0.524</b> | <b>2.148</b> | <b>1.636</b> | <b>1.063</b> | <b>1.003</b> | <b>1.299</b> | <b>1.121</b> |
| 3       | 0.418        | 0.369        | 2.713        | 1.924        | 1.345        | 1.197        | 1.628        | 1.328        |
| 4       | 0.511        | 0.419        | 2.227        | 1.770        | 1.100        | 1.071        | 1.355        | 1.222        |
| Max     | 0.560        | 0.524        | 2.713        | 1.924        | 1.345        | 1.197        | 1.628        | 1.328        |
| Min     | 0.418        | 0.369        | 2.148        | 1.636        | 1.063        | 1.003        | 1.299        | 1.121        |
| Average | 0.496        | 0.445        | 2.343        | 1.780        | 1.166        | 1.093        | 1.420        | 1.224        |



**Figure 3** Statistical indice based on daily average value of reservoir inflow forecasting for 1 day, 1 week and 1 month ahead

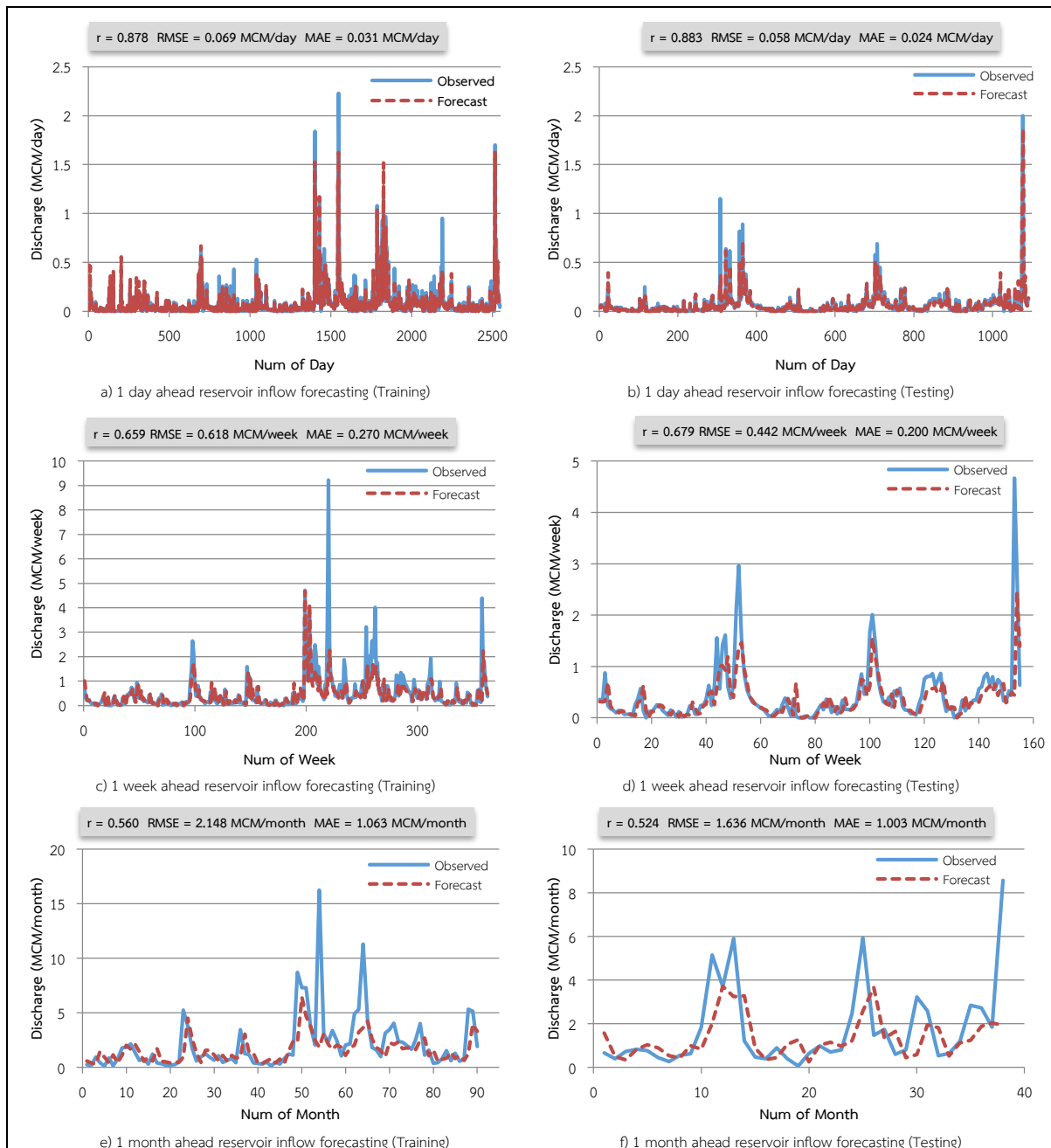


Figure 4 Observed and forecasted Reservoir inflow at Pa Phayom reservoir

#### 4. สรุป

ผลการทดสอบค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของ GP พบว่า ค่า Generation number เท่ากับ 3000 ค่า Population size เท่ากับ 500 ค่า Crossover Probability เท่ากับ 0.9 ค่า Mutation Probability เท่ากับ 0.05 ค่า Reproduction Probability เท่ากับ 0.2 ค่า Max Tree depth เท่ากับ 5 และ Function Set ที่ใช้ครั้งนี้ได้แก่ +, -, \*, /

ผลการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำป่าพะยอมล่วงหน้า 1 วัน ด้วยโปรแกรมเชิงพันธุกรรม โดยผลการพยากรณ์มีประสิทธิภาพอยู่ในเกณฑ์ดี ให้ค่าสัมประสิทธิ์

สหสัมพันธ์ ( $r$ ) มากกว่า 0.85 สำหรับขั้นตอนการเรียนรู้และทดสอบ และค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างผลการตรวจวัดและการพยากรณ์มีค่าน้อย สามารถนำไปใช้ประยุกต์ในการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำได้อย่างมีประสิทธิภาพ การพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำล่วงหน้า 1 สัปดาห์ และ 1 เดือน นั้นอยู่ในเกณฑ์ยอมรับได้โดยให้ค่า  $r$  อยู่ระหว่าง 0.5 - 0.7 สำหรับขั้นตอนการเรียนรู้และทดสอบ และค่า RMSE และ MAE เมื่อพิจารณาเฉลี่ยเป็นรายวันแล้วมีค่าใกล้เคียงกับ ค่า RMSE และ ของการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหล

เข้าอ่างเก็บล่วงหน้า 1 วัน แต่ยังไม่สามารถพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าสู่อ่างเก็บน้ำในช่วงน้ำหลากได้อย่างเหมาะสม ทั้งนี้ควรมีการปรับปรุงแบบจำลองให้ทันสมัยอยู่เสมอเมื่อมีข้อมูลเพิ่มมากขึ้น เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำให้ดีขึ้น

## 5. กิตติกรรมประกาศ

ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ เจ้าหน้าที่โครงการชลประทานพัทลุง สำนักชลประทานที่ 16 กรมชลประทาน ที่อนุเคราะห์ข้อมูลสำหรับการจัดทำวิจัยในครั้งนี้

## 6. References

- [1] Sudakaew, R. 2003. **Forecasting the Inflow Water of Sirket Reservoir Uttaradit Province.** Master of Science ( Applied Statistics) , Chiang Mai University. Chiang Mai.
- [2] Taewichit, C. 2004. **Inflow Using Time Series Analysis and Application of Genetic Algorithms for Optimal Reservoir Operation Rule Curve: Case Study of Thab Saloa Reservoir Project, Uthai Thani Province.** Master of Engineering ( Water Resources Engineering), Kasetsart University, Bangkok. (in Thai)
- [3] Kasempan, 2004. **Reservoir Inflow Forecasting by Artificial Neural Networks and Stochastic Model.** Master of Engineering ( Irrigation Engineering), Kasetsart University, Bangkok. (in Thai)
- [4] Sukkah, P. 2005. **Forecasting of Daily Inflow to Large Reservoir in Upper Ping River Basin Using Artificial Neural Network.** Master of Engineering ( Civil Engineering) , Chiang Mai University, Chiang Mai. (in Thai) 2005. **Forecasting of Daily Inflow to Large Reservoir in Upper Ping River Basin Using Artificial Neural Network,** Master of Engineering ( Civil Engineering) , Chiang Mai University, Chiang Mai. (in Thai)
- [5] Chaitrong, T. and Kayankarnnavy, C. 2005. **Flood forecasting in Ubolratana reservoir by artificial neural network for flood management,** Engineering Journal Kasetsart 19(56): 64-75. (in Thai)
- [6] Chinawongse, K. 2005. **Reservoir Inflow Forecasting of Dok- Krai and Nongplalai Reservoir Rayong Province by Artificial Neural Network.** Master of Engineering ( Irrigation Engineering) . Kasetsart University, Bangkok. (in Thai)
- [7] Pimpaporn, W., Poltong, P. and Kaewwichien, B. 2016. **Reservoir Inflow Forecasting Using Time Series Data Mining Techniques.** “Innovation for Competitiveness and Quality of life”, 29 April 2016. Pathum thani, Thailand. (in Thai)
- [8] Amloy, S. 2009. **Reservoir Inflow Forecasting by Decision Tree Model: A Case Study of Huay Nam Sai Reservoir Nakhon Si Thammarat Province.** Master of Engineering ( Water Resources Engineering) , Kasetsart University, Bangkok. (in Thai)
- [9] Tongsiri, J. and Kangrang, A. 2018. **Prediction of Future Inflow under Hydrological Variation Characteristics and Improvement of Nam Oon Reservoir Rule Curve using Genetic Algorithms Technique.** Mahasarakham University Journal of Science and Technology. 37(6): 775-788. (in Thai)
- [10] Yang, S.-C. and T.-H. Yang, **Uncertainty Assessment: Reservoir Inflow Forecasting with Ensemble Precipitation Forecasts and HEC-HMS.** Advances in Meteorology, 2014. 2014: p. 1-11.
- [11] Kallar, S. 2001. **Trend Analysis for Inflow into Importance Reservoirs in Thailand.** (Master of Engineering (Water Resources Engineering)), Kasetsart University. (in Thai)
- [12] Keawpachu, W. 2009. **The Application of Neuro-Genetic Approach for Water Level Forecasting of Thapi River at Amphoe Phrasaeng and Amphoe Khian Sa, Surattani Province.** Master of Engineering ( Water Resources Engineering) , Kasetsart University, Bangkok. (in Thai)
- [13] Najafzadeh, M. and et al. 2017. **Prediction of the friction factor in pipes using model tree.** ISH Journal of Hydraulic Engineering. 24(1): 9-15.

- [14] Choi, S.-U., Choi, B. and Choi, S. 2015. **Improving predictions made by ANN model using data quality assessment: An application to local scour around bridge piers.** Journal of Hydro informatics. 17(6): 977-989.
- [15] Artigue, G. and et al. 2012. **Flash Flood Forecasting in poorly gauged basins using neural networks: case study of the Gardon de Mialet basin (southern France).** Nat. Hazards Earth Syst. Sci. 12(11): 3307-3324.
- [16] Ditthakit, P. and Chinnarasri, C. 2012. **Estimation of Pan Coefficient using M5 Model Tree.** American Journal of Environmental Sciences. 8(2): 95-103.
- [17] Ditthakit, P. and Chinnarasri, C. 2011. **Estimation of Pan Evaporation Coefficient using Neuro-Genetic Approach.** American Journal of Environmental Sciences. 7(4): 397-401.
- [18] Weerasinghe, H. D. P. , Premaratne, H. L. and Sonnadara, D. U. J. 2010. **Performance of neural networks in forecasting daily precipitation using multiple sources.** Journal of the National Science Foundation of Sri Lanka. 38 (3): 163-170.
- [19] Esmaeilzadeh, B., Sattari, M. T. and Samadianfard, S. 2017. **Performance evaluation of ANNs and an M5 model tree in Sattarkhan Reservoir inflow prediction.** ISH Journal of Hydraulic Engineering 23(3): 283-292.
- [20] Fallah - Mehdipour, E., Bozorg Haddad, O. And Marino, M. A. 2013. **Developing reservoir operational decision rule by Genetic Programming.** Journal of Hydroinformatics 15(1): 103-119.
- [21] Che Ghani, N. Z., Abu Hasan, Z. and Tze Liang, L. 2014. **Estimation of Missing Rainfall Data Using GEP: Case Study of Raja River, Alor Setar, Kedah.** Advances in Artificial Intelligence. 2014: 5.
- [22] Watanabe, N. and et al. 2009. **Flood forecasting technology with radar-derived rainfall data using Genetic Programming.** Paper presented at the 2009 International Joint Conference on Neural Networks. 14-19 June 2009. Atlanta, GA, USA.
- [23] Mediero, L., Garrote, L. and Chavez- Jimenez, A. 2012 **Improving probabilistic flood forecasting through a data assimilation scheme based on genetic programming.** Natural Hazards and Earth System Sciences. 12: 3719-2012.
- [24] Ji, H., and et al. 2012. **Douhe Reservoir Flood Forecasting Model Based on Data Mining Technology.** Procedia Environmental Sciences. 12: 93-98.
- [25] Hakimzadeh, H., Nourani, V. and Amini, A. B. 2014. **Genetic Programming Simulation of Dam Breach Hydrograph and Peak Outflow Discharge.** Journal of Hydrologic Engineering 19(4): 757-768.
- [26] Li, H., Jiang, S. and Bao, X. 2009. **Application of Genetic Programming to Identifying Water-Level and Storage-Capacity Curve of the Xingxingshao Reservoir.** Paper presented at the 2009 Asia- Pacific Power and Energy Engineering Conference. 27- 31 March 2009. China.
- [27] Kasiviswanathan, K. S. and et al. 2016. **Genetic Programming based monthly groundwater level forecast models with uncertainty quantification.** Modeling Earth Systems and Environment. 2(1): 27.
- [28] Regional Irrigation Office 16. **Pa Phayom reservoir.**  
<http://www.irrigation.rid.go.th/rid16/kps/pattalung/papayom/index.html>. 1 September 2018. (in thai)

- [29] Koza, J. R. and Rice, J. P. 1992. **Automatic Programming of robots using Genetic Programming.** Paper presented at the Proceedings of the tenth national conference on Artificial intelligence, San Jose, California.
- [30] Obiedat, R. and et al. 2013. **Customer churn prediction using a hybrid Genetic Programming approach.** Academic Journals 8(27): 1289-1295.
- [31] Eray, O., C. Mert, and O. Kisi, **Comparison of multi- gene genetic programming and dynamic evolving neural- fuzzy inference system in modeling pan evaporation.** Hydrology Research, 2017. 49(4): p. 1221-1233.
- [32] Ikram, R., et al., **Daily streamflow prediction using optimally pruned extreme learning machine.** Journal of Hydrology, 2019. 577: p. 123981