

สวพ-ว- 5

รายงานผลการวิจัยฉบับสมบูรณ์

โครงการวิจัยทุนอุดหนุนการวิจัย มก. ประจำปีงบประมาณ 2546

โครงการวิจัยรหัส 05011620

ชื่อโครงการ

การประยุกต์ระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ในการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ

(Application of Artificial Neural Networks for Reservoir Inflow Forecasting)

โดย

ชื่อผู้วิจัยภาษาไทย

- | | |
|------------------------------|-----------------|
| 1. รศ.ดร.วราวุธ วุฒิวณิชย์ | หัวหน้าโครงการ |
| 2. รศ. สันติ ทองพำนัก | ผู้ร่วมงานวิจัย |
| 3. ผศ. นิมิตร เจริญนันทพัฒน์ | ผู้ร่วมงานวิจัย |
| 4. นายนักพันธุ์ เกษมพันธุ์ | ผู้ช่วยนักวิจัย |
| 5. นางสาวอารีญา ฤทธิมา | ผู้ช่วยนักวิจัย |

ภาควิชาวิศวกรรมชลประทาน

คณะวิศวกรรมศาสตร์ กำแพงแสน มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

พฤศจิกายน 2547

สวพ-ว- 5

รายงานผลการวิจัยฉบับสมบูรณ์

โครงการวิจัยทุนอุดหนุนการวิจัย มก. ประจำปีงบประมาณ 2546

โครงการวิจัยรหัส 05011620

ชื่อโครงการ : การประยุกต์ระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ในการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ

(Application of Artificial Neural Networks for Reservoir Inflow Forecasting)

โดย

ชื่อผู้วิจัยภาษาไทย	1. รศ.ดร.วราวุธ วุฒินิชย์	หัวหน้าโครงการ
	2. รศ. สันติ ทองพันธ์	ผู้ร่วมงานวิจัย
	3. ผศ. นิมิตร เติตฉันทพิพัฒน์	ผู้ร่วมงานวิจัย
	4. นายนักพันธ์ เกษมพันธ์	ผู้ช่วยนักวิจัย
	5. นางสาวอารียา ฤทธิมา	ผู้ช่วยนักวิจัย

ภาควิชาวิศวกรรมชลประทาน

คณะวิศวกรรมศาสตร์ กำแพงแสน มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์

พฤศจิกายน 2547

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ (ANNs) สำหรับการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ เลือกอ่างเก็บน้ำขนาดใหญ่ในพื้นที่ลุ่มน้ำมูลตอนบน จังหวัดนครราชสีมา 4 อ่างเก็บน้ำ คือ อ่างเก็บน้ำลำตะคอง อ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง อ่างเก็บน้ำมูลบน และอ่างเก็บน้ำลำแะ เป็นกรณีศึกษา การศึกษาแบ่งออกเป็น 2 กรณี คือกรณีการพยากรณ์แบบอ่างเก็บน้ำเดี่ยว (single reservoir) และกรณีการพยากรณ์แบบหลายอ่างเก็บน้ำ (multi reservoirs) แต่แต่ละกรณีได้ทำการพยากรณ์เป็นรายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือน โดยแบบจำลองการพยากรณ์ที่ใช้ข้อมูลซึ่งประกอบด้วยข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ และข้อมูลอุตุ-อุทกวิทยาของสถานีในเขตพื้นที่ลุ่มน้ำแตกต่างกัน 4 แบบ เพื่อศึกษาเปรียบเทียบคือแบบจำลอง A, B, C และ D คัดเลือกหาแบบจำลองที่เหมาะสม โดยใช้ค่า R^2 เป็นเกณฑ์ ข้อมูลอุตุ-อุทกวิทยาที่ใช้ประกอบด้วยข้อมูลน้ำท่า อุณหภูมิ ความชื้นสัมพัทธ์และความดันบรรยากาศ แบบจำลองแบบ A ใช้ข้อมูลทั้งหมดที่มี แบบจำลอง B เลือกใช้เฉพาะข้อมูลที่มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์กับปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างสูง แบบจำลอง C ใช้เฉพาะข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่าง และข้อมูลน้ำท่าโดยพิจารณาถึงสหสัมพันธ์ในตัวเองของข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่าง และแบบจำลอง D ใช้ข้อมูลฝนและน้ำท่าเป็นหลัก

ผลการศึกษาการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างของอ่างเก็บน้ำลำตะคอง อ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง อ่างเก็บน้ำมูลบน และอ่างเก็บน้ำลำแะ โดยใช้ข้อมูลระหว่างปี พ.ศ. 2530-2543, ปี พ.ศ. 2535-2543, ปี พ.ศ. 2538-2543 และ ปี พ.ศ. 2542-2543 ตามลำดับ พบว่ากรณีอ่างเก็บน้ำเดี่ยวซึ่งใช้ตัวแปรนำเข้าระหว่าง 8-15 ตัวแปร ตัวแปรส่งออก 1 ตัวแปร ชั้นซ่อน 2-3 ชั้น และใช้ Sigmoid เป็นฟังก์ชันแปลงค่า แบบจำลองรายเดือนให้ผลการพยากรณ์ดีกว่ารายสัปดาห์ และรายสัปดาห์ดีกว่ารายวัน เมื่อใช้ R^2 เป็นเกณฑ์ ค่า R^2 ของช่วงฝึกอบรม (train) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.90 – 0.97, 0.73 – 0.96 และ 0.74-0.86 สำหรับการพยากรณ์เดือน รายสัปดาห์ และรายวันตามลำดับ และค่า R^2 ของช่วงทดสอบ (test) มีค่าอยู่ระหว่าง 0.79 – 0.80, 0.45 – 0.74 และ 0.44 – 0.74 แบบจำลองที่ใช้ข้อมูลทั้งหมด (แบบจำลอง A) และแบบจำลองที่ใช้ข้อมูลที่มีสหสัมพันธ์กับปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำสูง (แบบจำลอง B) ให้ผลลัพธ์ในการพยากรณ์ที่ดีกว่า ความยาวของข้อมูลที่ใช้ฝึกอบรมมีผลต่อค่า R^2 ของการพยากรณ์

กรณีหลายอ่างเก็บน้ำทำการพยากรณ์ในทำนองเดียวกับกรณีอ่างเก็บน้ำเดียว ใช้ตัวแปรนำเข้า 14-28 ตัวแปร ตัวแปรส่งออก 4 ตัวแปร ชั้นซ่อน 2-3 ชั้น และใช้ Sigmoid เป็นฟังก์ชันแปลงค่า พบว่าให้ผลการพยากรณ์ทำนองเดียวกับกรณีอ่างเก็บน้ำเดียว คือ แบบจำลองการพยากรณ์รายเดือนให้ผลดีกว่ารายสัปดาห์ และรายวัน ค่า R^2 ของการฝึกอบรมรายเดือนมีค่าอยู่ระหว่าง 0.50 ถึง 0.96 แต่โดยทั่วไปมีค่ามากกว่า 0.7 ขึ้นไป ยกเว้นแบบจำลอง C ของอ่างเก็บน้ำมูลบน และลำแซะ ซึ่งมีค่า R^2 ต่ำกว่า 0.7 ผลการทดสอบโดยทั่วไปให้ค่า R^2 ต่ำกว่ากรณีอ่างเก็บน้ำเดียว ทั้งนี้เป็นเพราะข้อมูลระหว่างอ่างเก็บน้ำมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ต่ำ

Abstracts

The objectives of this research was to develop the reservoir inflow forecasting model using the artificial neural networks (ANNs). The 4 large scale reservoirs in the Upper Mun basin, Nakhon Ratchasima province, including Lam Takong, Lam Phra Phloeng, Mun Bon and Lam Chae reservoirs were selected as a case study. The study was divided into 2 cases ; single reservoirs and multi reservoirs inflow forecast. In each case, the daily, weekly and monthly reservoir inflow forecast were studied. The 4 forecasting model namely model A, B, C and D using different levels of input of inflow and hydro-meteorological data of the reservoir watershed area were studied in order to identify the most appropriate forecasting model using R^2 as the selection criteria. The hydro-meteorological data used in this study were, rainfall, temperature, relative humidity and atmospheric pressure. Model A used all the available data. Model B used the data having relatively high correlation coefficients. Model C used only reservoir inflow and stream runoff. The autocorrelation function of the reservoir inflow was considered in selection of the input variables to the model. Model D used only rainfall and runoff data.

The data between years 1987-2000 for Lam Takong, 1992-2000 for Lam Phra Phloeng, 1995-2000 for Mun Bon and 1999-2000 for Lam Chae were used in the study. The result showed that for the case of single reservoir forecasting using the 8-15 input variables, 2-3 hidden layers and sigmoidal transfer function, the monthly forecasting model performed better than the weekly model and the weekly model performed better than the daily model when R^2 was used as the selection criteria. The R^2 of ANNs training varied between 0.90-0.97, 0.73-0.96 and 0.74-0.86 for the monthly, weekly and daily models respectively. The R^2 of ANNs testing for monthly, weekly and daily models varied between 0.79-0.80, 0.45-0.74 and 0.44-0.74 respectively. The model using all the available data (model A) and model using relatively high correlated data (model B) performed better than the other 2 models. In case of multi reservoirs, the inflow forecast was studiedmode similiary to the case of single reservoir using 14-28 input variables, 2-3 hidden layers and sigmoidal transfer function. The study showed similar result as the case of single reservoir. The monthly model showed the better performance than the weekly and daily model. The R^2 of ANNs training varied between 0.50-0.96 but mostly exceeding 0.7 except the model C for Mun Bon and Lam Chae reservoirs. In general, R^2 of the multi reservoir

forecasting was lower than that of single reservoir because of lower correlation coefficient between the data of different reservoirs.

คำนำ

การพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลลงอ่างเก็บน้ำจะทำให้ทราบถึงปริมาณน้ำต้นทุนในอนาคต สำหรับการวางแผนจัดการอ่างเก็บน้ำ ถ้าการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำมีความแม่นยำ จะทำให้จะช่วยลดความผิดพลาดในการวางแผนจัดสรรน้ำจากอ่างเก็บน้ำ ถ้าการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำผิดพลาด อาจทำให้น้ำไม่พอใช้ หรือทำให้อุทกภัยในฤดูฝนมีความรุนแรงมากขึ้น ส่งผลเสียหายต่อชีวิตทรัพย์สิน เศรษฐกิจ และสังคมอย่างมหาศาล โดยทั่วไปในทางปฏิบัติการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ จะใช้สถิติข้อมูลในอดีตประกอบกับประสบการณ์ของผู้บริหารจัดการอ่างเก็บน้ำเป็นหลัก ซึ่งมักประสบปัญหาในเรื่องของความถูกต้อง และน่าเชื่อถือได้ในการพยากรณ์ ถึงแม้ว่าในทางวิชาการจะมีผู้พัฒนาแบบจำลองทางอุทกวิทยาขึ้นมามากมาย เพื่อช่วยในการวิเคราะห์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ แต่การใช้แบบจำลองทางอุทกวิทยาต้องการข้อมูลมาก การสอบเทียบแบบจำลองค่อนข้างยุ่งยาก จึงไม่ค่อยมีการนำมาใช้ไปทางปฏิบัติ ในการบริหารน้ำของอ่างเก็บน้ำในปัจจุบัน โดยเฉพาะอย่างยิ่งอ่างเก็บน้ำเพื่อการชลประทานประเทศไทย

งานวิจัยนี้ได้นำระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ (ANN) มาใช้ในการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำในกลุ่มน้ำตอนบน 4 อ่างเก็บน้ำ คือ อ่างเก็บน้ำลำตะคอง อ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง อ่างเก็บน้ำมูลบนและอ่างเก็บน้ำลำแจะ ทำการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเป็นรายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือน ซึ่งให้ผลเป็นที่น่าพอใจ นับว่าเป็นการสร้างองค์ความรู้ใหม่ในงานด้านวิศวกรรมชลประทาน รายงานผลการวิจัยนี้จึงมีประโยชน์โดยตรงต่อหน่วยงานที่ทำหน้าที่ดูแลอ่างเก็บน้ำ เช่น กรมชลประทาน และการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย ซึ่งยังขาดเทคนิคของการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ ซึ่งเป็นหัวใจสำคัญในการวางแผนบริหารงานอ่างเก็บน้ำให้เกิดประสิทธิภาพและประสิทธิผลสูงสุดต่อไป

รศ. ดร. วราวุธ วุฒินิชย์
หัวหน้าโครงการวิจัย

สัญลักษณ์

$Inflow_{LK}(t)$	=	ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำลำคองที่เวลา t
$Inflow_{LP}(t)$	=	ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำลำพระเพลิงที่เวลา t
$Inflow_{MB}(t)$	=	ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำมูลบนที่เวลา t
$Inflow_{LC}(t)$	=	ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำลำเซะที่เวลา t
$Flow_{M.79}(t)$	=	ปริมาณน้ำท่าที่สถานีวัดน้ำ M.79 ที่เวลา t
$Flow_{M.145}(t)$	=	ปริมาณน้ำท่าที่สถานีวัดน้ำ M.145 ที่เวลา t
$R_{25272}(t)$	=	ปริมาณฝนที่สถานีวัดน้ำฝน 25272 ที่เวลา t
$R_{25511}(t)$	=	ปริมาณฝนที่สถานีวัดน้ำฝน 25511 ที่เวลา t
$R_{255751}(t)$	=	ปริมาณฝนที่สถานีวัดน้ำฝน 255751 ที่เวลา t
$R_{255781}(t)$	=	ปริมาณฝนที่สถานีวัดน้ำฝน 255781 ที่เวลา t
$R_{25612}(t)$	=	ปริมาณฝนที่สถานีวัดน้ำฝน 25612 ที่เวลา t
$R_{25644}(t)$	=	ปริมาณฝนที่สถานีวัดน้ำฝน 25644 ที่เวลา t
$R_{25650}(t)$	=	ปริมาณฝนที่สถานีวัดน้ำฝน 25650 ที่เวลา t
$MinRH_{431301}(t)$	=	ความชื้นสัมพัทธ์ต่ำสุดประจำวันของสถานีตรวจวัดภูมิอากาศ 431301 ที่เวลา t
$MaxRH_{431301}(t)$	=	ความชื้นสัมพัทธ์สูงสุดประจำวันของสถานีตรวจวัดภูมิอากาศ 43101 ที่เวลา t
$MeanRH_{431301}(t)$	=	ความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ยประจำวันของสถานีตรวจวัดภูมิอากาศ 431301 ที่เวลา t
$MinTemp_{431301}(t)$	=	อุณหภูมิต่ำสุดประจำวันของสถานีตรวจวัดภูมิอากาศ 431301 ที่เวลา t
$MaxTemp_{431301}(t)$	=	อุณหภูมิสูงสุดประจำวันของสถานีตรวจวัดภูมิอากาศ 431301 ที่เวลา t
$MeanTemp_{431301}(t)$	=	อุณหภูมิเฉลี่ยประจำวันของสถานีตรวจวัดภูมิอากาศ 431301 ที่เวลา t
$MeanPress_{431301}(t)$	=	ความดันบรรยากาศเฉลี่ยประจำวันของสถานีตรวจวัดภูมิอากาศ 431301 ที่เวลา t

	สารบัญ	หน้า
หน้าปก		(i)
บทคัดย่อ		(ii)
Abstracts		(iv)
คำนำ		(vi)
สัญลักษณ์		(vii)
สารบัญ		(viii)
บทที่ 1 บทนำ		1
1.1 คำนำ		1
1.2 วัตถุประสงค์ของโครงการ		2
1.3 ขอบเขตของการวิจัย		2
บทที่ 2 การตรวจเอกสาร		3
2.1 คำนำ		3
2.2 ความเป็นมาและแนวคิดของระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์		3
2.3 หลักการทำงานของระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์		6
2.4 การออกแบบระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์		9
2.5 รูปแบบการเชื่อมโยงระหว่างนิวรอน (neurons)		9
2.6 กระบวนการเรียนรู้ของระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์		10
2.7 ขั้นตอนการคำนวณของระบบ โครงข่ายประสาทประดิษฐ์แบบของแบบแพร่กลับ		11
2.8 ค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์		13
2.9 การประยุกต์ใช้ระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ในการจัด การนำชลประทาน		14
บทที่ 3 รายละเอียดของพื้นที่ศึกษา		16
3.1 ลักษณะทั่วไปของกลุ่มน้ำมูลตอนบน		16
3.2 รายละเอียดอ่างเก็บน้ำที่ศึกษา		19

สารบัญ (ต่อ)

บทที่ 4	วิธีการศึกษา	21
	4.1 การรวบรวมและวิเคราะห์ข้อมูล	21
	4.2 การวิเคราะห์ความน่าเชื่อถือได้ของข้อมูล	22
	4.3 การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ทางสถิติของข้อมูล	23
	4.4 การกำหนดฟังก์ชันการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ	23
	4.5 การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์สำหรับการพยากรณ์	23
 บทที่ 5	 ผลและวิจารณ์	 29
	5.1 การวิเคราะห์ความน่าเชื่อถือได้ของข้อมูล	29
	5.2 การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ทางสถิติของข้อมูล	29
	5.3 การวิเคราะห์ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation Function)	38
	5.4 แบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำโดย ANNs กรณีอ่างเก็บน้ำเดี่ยว (Single Reservoir)	39
	5.4.1 แบบจำลองรายวัน	39
	5.4.2 แบบจำลองรายสัปดาห์	44
	5.4.3 แบบจำลองรายเดือน	50
	5.5 แบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำโดย ANNs กรณีหลายอ่างเก็บน้ำ (Multi Reservoirs)	56
	5.5.1 แบบจำลอง A	56
	5.5.2 แบบจำลอง B	57
	5.5.3 แบบจำลอง C	58
	5.5.4 แบบจำลอง D	59
	5.6 การฝึกอบรมและทดสอบ ANN กรณีอ่างเก็บน้ำเดี่ยว (Single Reservoir)	60
	5.6.1 อ่างเก็บน้ำลำตะคอง	60
	5.6.2 อ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง	63
	5.6.3 อ่างเก็บน้ำมูลบน	66
	5.6.4 อ่างเก็บน้ำลำแะ	69

สารบัญ (ต่อ)

5.7 การฝึกอบรมและทดสอบANNs กรณีหลายอ่างเก็บน้ำ (Multi Reservoirs)	72
5.7.1 การพยากรณ์รายวัน	72
5.7.2 การพยากรณ์รายสัปดาห์	75
5.7.3 การพยากรณ์รายเดือน	78
บทที่ 6 สรุปและข้อเสนอแนะ	82
6.1 สรุป	82
6.2 ข้อเสนอแนะ	84
เอกสารอ้างอิง	84
ภาคผนวก	87
ภาคผนวก ก อนุกรมเวลาของข้อมูลที่นำมาใช้ศึกษา	88
ภาคผนวก ข การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเอง	98
ภาคผนวก ค ค่าน้ำหนัก(Weights) และค่าความเอนเอียง(Biases)	106

บทที่ 1

บทนำ

1.1 คำนำ

อ่างเก็บน้ำคือกลไกที่มนุษย์สร้างขึ้นเพื่อกักเก็บน้ำในเวลาที่มียน้ำมากเกินความต้องการ ไว้ใช้ในเวลาที่ขาดแคลน อ่างเก็บน้ำขนาดใหญ่โดยทั่วไปจะถูกออกแบบใช้งานแบบอนุกรมประสงค์ เพื่อวัตถุประสงค์ต่าง ๆ เช่น การอุปโภคบริโภค การชลประทาน การอุตสาหกรรม การบรรเทาอุทกภัย การผลิตกระแสไฟฟ้า การคมนาคมทางน้ำ การควบคุมคุณภาพน้ำ การเพาะเลี้ยงสัตว์น้ำ และอื่น ๆ สิ่งสำคัญในการบริหารงานอ่างเก็บน้ำให้บรรลุวัตถุประสงค์ที่ตั้งไว้ คือการพยากรณ์ปริมาณน้ำต้นทุน และความต้องการใช้น้ำเพื่อวัตถุประสงค์ต่าง ๆ ถ้าผู้บริหารอ่างเก็บน้ำสามารถพยากรณ์ปริมาณน้ำที่จะไหลลงอ่างเก็บน้ำ (reservoir inflow) ได้ถูกต้องหรือใกล้เคียงกับความเป็นจริง จะสามารถวางแผนการใช้น้ำ การระบายน้ำจากอ่างเก็บน้ำได้อย่างถูกต้องเหมาะสม ลดปัญหาการขาดแคลนน้ำ หรือปัญหาน้ำท่วมได้อย่างมาก ในทางกลับกันถ้าผู้บริหารอ่างเก็บน้ำพยากรณ์ปริมาณน้ำที่จะไหลลงอ่างเก็บน้ำในช่วงฤดูแล้งผิดพลาด อาจก่อให้เกิดปัญหาการขาดแคลนน้ำหรือที่เรียกกันว่าภัยแล้ง ถ้าพยากรณ์ปริมาณน้ำที่จะไหลลงอ่างเก็บน้ำในช่วงฤดูฝนผิดพลาด อาจก่อให้เกิดปัญหาน้ำท่วม (อุทกภัย) ความรุนแรงของปัญหาขึ้นอยู่กับความแม่นยำในการพยากรณ์ บ่อยครั้งที่ปัญหาที่มีความรุนแรงมาก ก่อให้เกิดความเสียหายต่อผลผลิตทางการเกษตร ต่อชีวิตและทรัพย์สินอย่างมหาศาล ส่งผลกระทบต่อสภาพเศรษฐกิจ-สังคมของประเทศ และรัฐบาลต้องใช้งบประมาณจำนวนมากเพื่อแก้ปัญหาต่างๆ ที่ตามมา จึงมีความจำเป็นอย่างยิ่งที่จะต้องหาวิธีการในการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลลงอ่างเก็บน้ำที่มีความถูกต้องและเชื่อถือได้

1.2 วัตถุประสงค์ของโครงการ

- (1) ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำที่ต้องการพยากรณ์กับข้อมูลฝน ข้อมูลน้ำท่าอื่น ๆ และข้อมูลอุตุ-อุทกวิทยา
- (2) พัฒนาแบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ เพื่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ

1.3 ขอบเขตของการวิจัย

เป็นการพยากรณ์ระยะสั้น โดยมี Lead Time 1 วันถึง 1 เดือน โดยใช้อ่างเก็บน้ำในกลุ่มน้ำมูล ตอนบนจำนวน 4 อ่างเก็บน้ำ คือ อ่างเก็บน้ำลำตะคอง อ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง อ่างเก็บน้ำมูลบนและ อ่างเก็บน้ำลำแะ เป็นกรณีศึกษา

บทที่ 2

การตรวจเอกสาร

2.1 คำนำ

การพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลลงอ่างเก็บน้ำ (reservoir inflow) เป็นสิ่งที่มีความสำคัญยิ่งต่อการบริหารและจัดการอ่างเก็บน้ำ ได้มีการพัฒนาวิธีการในการพยากรณ์หลายวิธี อาทิเช่น การใช้แบบจำลองทางกายภาพ (physical หรือ conceptual) และแบบจำลองทางสถิติ (statistical หรือ empirical) (WMO, 1994) แต่ทั้งสองวิธีที่กล่าวมายังคงมีข้อบกพร่องที่สำคัญคือ วิธีแรกไม่ได้พิจารณาถึง nonlinear dynamic ของกระบวนการทางอุทกวิทยา ขณะที่วิธีที่ 2 ละเลยการพิจารณาถึงคุณสมบัติทางสโตคาสติกของระบบอุทกวิทยา เนื่องจากความยุ่งยากในการสร้างแบบจำลองลุ่มน้ำแบบ nonlinear ดังกล่าว จึงได้มีการนำเอาเทคนิคระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ (artificial neural networks) หรือเรียกสั้นๆ ว่า ANN's ซึ่งเป็นสาขาหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ มาช่วยในการจำลองระบบลุ่มน้ำเพื่อพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าหรือปริมาณน้ำที่ไหลลงอ่างเก็บน้ำ (Coulibaly *et al.*, 2000)

2.2 ความเป็นมาและแนวคิดของระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์

ANNs นับเป็นสาขาหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence, AI) ซึ่งพัฒนาขึ้นมาในยุคคอมพิวเตอร์ ANNs คือระบบการคำนวณที่สร้างเลียนแบบการทำงานของระบบสมองมนุษย์ เพื่อใช้ประโยชน์ในการคาดคะเนเหตุการณ์ของข้อมูลที่มีอยู่เช่นการพยากรณ์อากาศ การพยากรณ์หุ้นในตลาดหลักทรัพย์ และในปัจจุบันเริ่มมีการนำเอา ANNs มาใช้ในการพยากรณ์ด้านอุทกวิทยานอกจากนี้ได้มีการพัฒนา ANNs ไปใช้ประโยชน์ในสาขาอื่น ๆ มากมาย เช่น image processing และ pattern recognition ANNs มีชื่อเรียกอื่น ๆ อีก เช่น machine learning algorithm, natural intelligent system (วรารูธ, 2544)

ในปี ค.ศ.1943 ซึ่งเป็นปีแห่งการกำเนิดของศาสตร์ทางโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ในวงการวิทยาศาสตร์ โดย Mc Culloch และ Pitts ซึ่งได้เสนอแบบจำลองของระบบโครงข่ายประสาท และได้แสดงให้เห็นว่าสามารถเขียน โปรแกรมคอมพิวเตอร์จำลองการทำงานของระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ได้ (Veelenturf, 1995)

ปี ค.ศ. 1947 ระบบคอมพิวเตอร์ที่ทำงานเลียนแบบสมองมนุษย์ชุดแรกของโลกถูกสร้างและทดสอบโดย Minsky ซึ่งเมื่อคอมพิวเตอร์ดังกล่าวได้รับการป้อนตัวอย่างสำหรับการเรียนรู้เข้าไป ก็จะสามารถปรับอัตราการขยายสัญญาณในการเชื่อมโยงหรือ "น้ำหนักของการเชื่อมโยง" ระหว่างเซลล์ประสาทประดิษฐ์ได้เอง โดยอัตโนมัติ ซึ่งเป็นการแสดงการเรียนรู้จากตัวอย่างที่ถูกป้อนเข้าไป

ปี ค.ศ. 1962 Frank Rosenblatt ได้พัฒนาสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ขึ้น โดยใช้แบบจำลองที่ Mc Culloch และ Pitts ได้เสนอไว้ และยังเสนอวิธีการเรียนรู้แบบใหม่ซึ่งเรียกว่า perceptron เป็นการเรียนรู้แบบ "มีผู้สอน" (supervised learning) โดยการปรับค่าน้ำหนักของการเชื่อมโยง ซึ่งพิจารณาจากการเปรียบเทียบความรู้ของโครงข่ายประสาทประดิษฐ์กับความรู้ของ "ผู้สอน" (teacher) perceptron มีความเหมาะสมกับงานการจำแนกประเภท ซึ่งในระหว่างการเรียนรู้นั้น perceptron จะถูกสอนว่าข้อมูลตัวอย่างที่ป้อนเข้าไปแต่ละแบบนั้นจัดเป็นชนิดใดบ้าง หากปัญหาและข้อมูลตัวอย่างมีความเหมาะสม perceptron จะสามารถระบุชนิดของข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อนได้ถูกต้อง (Veelenturf, 1995)

ในช่วงต้นคริสต์ศตวรรษที่ 60 Widrow และ Hoff ได้พัฒนาอุปกรณ์ที่เรียกว่า ADALINE (adaptive linear combiner) และกฎการเรียนรู้แบบใหม่ที่มีประสิทธิภาพสูงเรียกว่า กฎการเรียนรู้ของ Widrow-Hoff เป็นการเรียนรู้แบบ "มีผู้สอน" ซึ่งในเวลาต่อมาอุปกรณ์ดังกล่าวได้รับการขยายแนวคิดไปเป็น MADALINE (Many ADALINEs) และได้ถูกนำไปประยุกต์ใช้ในการจดจำรูปแบบ (pattern recognition) การพยากรณ์ และระบบควบคุมที่จำเป็นต้องมีการปรับเปลี่ยนระบบไปตามสภาพแวดล้อมต่างๆ

ปี ค.ศ. 1982 John Hopfield ได้เสนอโครงข่าย Hopfield ซึ่งเป็นโครงข่ายแบบ recurrent สามารถนำมาประยุกต์ในการแก้ไขปัญหา The N Queens หรือ traveling salesman problem ซึ่งทำให้เขาได้รับรางวัลโนเบล สาขาฟิสิกส์ในปีนั้น ทำให้มีผู้สนใจ ANNs มากขึ้น สิ่งสำคัญในการพัฒนา ANNs ในยุคหลัง จะเป็นการค้นหาวิธีการหรือกระบวนการเรียนรู้ในการหาค่าน้ำหนัก (weights) ของโครงข่าย โดยการปรับ weights จากชั้น output ไปยังชั้น input ซึ่งเรียกว่าทฤษฎี back propagation การนำเสนอทฤษฎีดังกล่าวทำให้ ANNs ได้รับความนิยมนำมาใช้อย่างยิ่ง (Patterson, 1996)

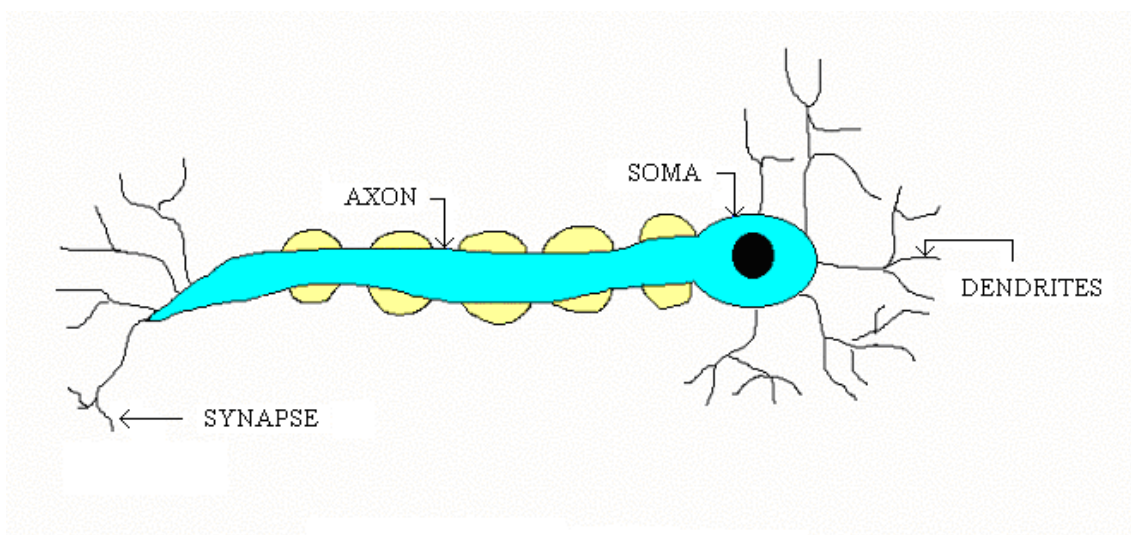
ในช่วงต้นทศวรรษที่ 90 เริ่มมีการนำ ANNs มาใช้ในงานวิศวกรรมแหล่งน้ำและอุทกวิทยา เช่น การทำนายระดับน้ำในแม่น้ำ แบบจำลองน้ำฝน-น้ำท่า การทำนายน้ำท่วม ฯลฯ ซึ่งได้รับผลเป็นที่น่าพอใจเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองทางคณิตศาสตร์อื่นๆ (Hagan and Demuth, 1996)

โครงข่ายประสาทประดิษฐ์เป็นแบบจำลองกล่องดำ (black box model) ไม่มีความจำเป็นที่จะต้องทำความเข้าใจเกี่ยวกับความสัมพันธ์ทางกายภาพของตัวแปรต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้อง ปัจจุบันการใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ในการพยากรณ์เป็นที่ยอมรับในความสามารถและควมมีประสิทธิภาพ (เสรี, 2544)

องค์ประกอบพื้นฐานของสมองมนุษย์คือนิวรอน (neurons) ซึ่งก็คือกลุ่มเซลล์ประสาทที่ทำหน้าที่ในการจดจำ คิด นำความรู้ และประสบการณ์ที่บันทึกไว้ในสมองมาใช้ตัดสินใจในชีวิตประจำวัน แต่ละ neurons อาจเชื่อมต่อกับ neurons อื่น ๆ มากถึง 200,000 neurons พลังสมองของมนุษย์เกิดจาก neurons จำนวนมากมาย และระบบการเชื่อมต่อแบบซับซ้อนของ neurons จำนวนมากเหล่านี้ neurons ของมนุษย์ตามหลักวิชาประสาทวิทยา (neuroscience) จะแบ่งออกเป็น 4 ส่วน ดังรูปที่ 2.1 แต่ละส่วนมีฟังก์ชันการทำงานดังนี้

Dendrites	คือ ส่วนที่ทำหน้าที่รับข้อมูล (accept inputs)
Soma	คือ ส่วนที่ประมวลผลข้อมูลเบื้องต้น (process inputs)
Axon	คือ ส่วนที่แปลงข้อมูลที่ได้ประมวลเบื้องต้นเป็นผลลัพธ์ที่ต้องการ (turn the processed input into output)
Synapses	คือ เส้นประสาทที่ทำหน้าที่เชื่อมต่อเพื่อการสื่อสารกับ neurons อื่นในระบบสมอง (electrochemical contact between neurons)

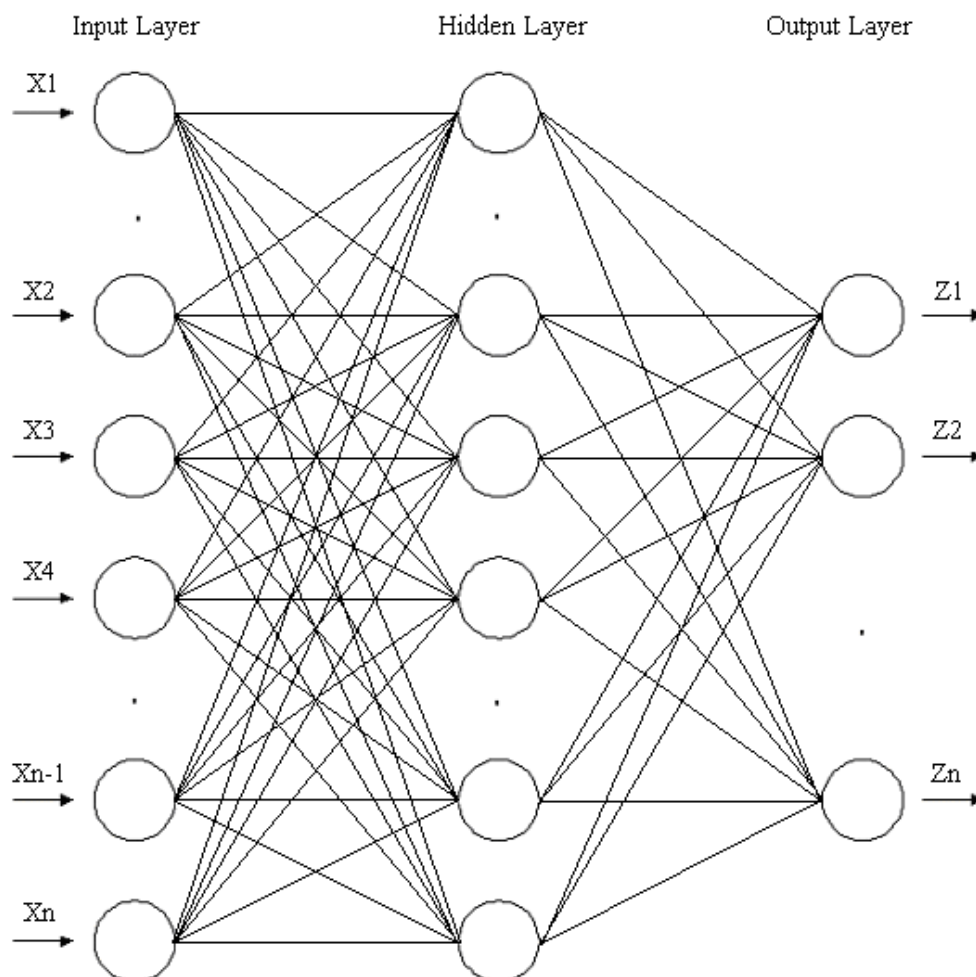
ในระบบประสาทของสมองมนุษย์ dendrites ทำหน้าที่รับข้อมูลจากแหล่งต่าง ๆ แล้วส่งให้ soma ประมวลผลข้อมูลเบื้องต้น หลังจากนั้น axon จะแปลงข้อมูลต่าง ๆ เป็นผลลัพธ์แล้ว synapses จะส่งผลลัพธ์ให้ neurons อื่นเพื่อช่วยกันสร้างผลลัพธ์ขั้นสุดท้าย ซึ่งความจริงแล้วการทำงานของระบบประสาทในสมองมนุษย์มีความซับซ้อนเกินกว่าที่มนุษย์จะเข้าใจได้ แนวความคิดเกี่ยวกับการทำงานของ neurons อย่างง่าย ๆ ดังกล่าวนำมาใช้ในการพัฒนา artificial neural networks



รูปที่ 2.1 โครงสร้างของนิวรอนในสมองมนุษย์

2.3 หลักการทำงานของระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์

ในระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ประกอบด้วย artificial neurons จำนวนมากเชื่อมต่อกันเป็นระบบโครงข่าย artificial neurons คือหน่วยพื้นฐานของ ANNs ซึ่งจำลองการทำงานของฟังก์ชันทั้ง 4 ใน neurons ของสมองมนุษย์ตามที่กล่าวไว้ในหัวข้อที่แล้ว อย่างไรก็ตาม artificial neurons มีโครงสร้างการทำงานที่ง่ายกว่า neurons ในสมองมนุษย์มาก รูปที่ 2.2 แสดงโครงสร้างการทำงานของ 1 neuron ถ้ากำหนดให้ข้อมูลที่ป้อนเข้าสู่ artificial neurons ตัวใดตัวหนึ่งคือ X_1, X_2, \dots, X_n ข้อมูลแต่ละตัวจะถูกคูณด้วย weight W_1, W_2, \dots, W_n ตามลำดับ artificial neurons จะนำข้อมูลทั้ง n ตัวมารวมกันซึ่งเรียกว่า activation ก่อนที่จะแปลง (transfer) ข้อมูลเป็นผลลัพธ์แล้วส่งให้ neurons ตัวอื่นไปประมวลผลในลักษณะเดียวกันเพื่อสร้างผลลัพธ์ขั้นสุดท้ายต่อไป



รูปที่ 2.2 โครงสร้างระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์

เมื่อ X = ข้อมูลป้อนเข้า (input data)

Z = ข้อมูลผลลัพธ์ที่ได้จากการประมวลผลของระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์

วิธีการประมวลผลเบื้องต้นของ artificial neurons โดยการนำข้อมูลทั้งหมดมารวมกัน (activation) ซึ่งสามารถแสดงในรูปของการหาผลบวก (summation) ดังสมการ

$$I = \sum W_i X_i \quad \text{-----(1)}$$

หลังจากนั้น artificial neurons จะแปลงค่าผลบวกหรือ activation (I) เป็นผลลัพธ์ (Y) โดยใช้ฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ที่ไม่ยุ่งยากมากนักเช่น logistic, linear, hyperbolic tangent, sine หรือ gaussian เป็นต้น

$$Y = f(I) \quad \text{-----}(2)$$

ฟังก์ชัน $f(I)$ คือ transfer function หรือ response function transfer function ที่นิยมใช้กันทั่วไปได้แก่ (เสรี, 2544)

(1) Logistic (Sigmoid Logistic)

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad \text{-----}(3)$$

(2) Symmetric Logistic

$$f(x) = \left[\frac{2}{1 + \exp(-x)} \right]^{-1} \quad \text{-----}(4)$$

(3) Linear

$$f(x) = x \quad \text{-----}(5)$$

(4) Sine

$$f(x) = \sin(x) \quad \text{-----}(6)$$

(5) Guassian

$$f(I) = \exp(-x^x) \quad \text{-----}(7)$$

(6) Hyperbolic Tangent

$$f(l) = \tanh(x) \text{-----}(8)$$

(7) Hyperbolic Secant

$$f(l) = \operatorname{sech}(x) \text{-----}(9)$$

ชั้นสุดท้าย artificial neurons ในส่วนที่ผลิตผลลัพธ์ (output layer) จะนำ Y ที่ได้จาก neurons ต่าง ๆ มาประมวลเป็นผลลัพธ์ชั้นสุดท้าย (Z) ในทำนองเดียวกับ neurons ตัวอื่น ๆ คือการ weight การหาผลบวก (summation) และแปลงค่า (transfer)

ปัจจุบันมีผู้พัฒนาซอฟต์แวร์สำเร็จรูปทางด้าน ANNs จำนวนมากทำให้การใช้ ANNs ได้ง่ายขึ้นไม่จำเป็นต้องเขียน โปรแกรมเอง (วราวุธ และอารยะ. 2545)

2.4 การออกแบบระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์

การออกแบบ ANNs เป็นขั้นตอนที่ยุ่งยากและซับซ้อน และต้องลองผิดและลองถูก (trial & error) พอสมควรก่อนที่จะได้ ANNs ที่ต้องการ ขั้นตอนการออกแบบ ANNs อธิบายได้ดังนี้

(1) กำหนด neurons ในแต่ละ layer โดยกำหนดให้ layer แรกคือ input layer และ layer สุดท้ายคือ output layer ส่วน layer ที่อยู่ตรงกลางเรียกว่า hidden layer อาจมี 1 หรือมากกว่า 1 layer ก็ได้ดังรูปที่ 2.2 จำนวน neurons ใน input layer จะเท่ากับจำนวน inputs(x) และจำนวน neurons ใน output layer จะเท่ากับจำนวน outputs (z) neurons ใน hidden layers คือ neurons ที่ทำหน้าที่ในการประมวลผลข้อมูลเพื่อแปลง inputs เป็น outputs

(2) กำหนดการเชื่อมโยง (connection) ระหว่าง neurons ซึ่งอยู่ต่าง layers และ neurons ใน layer เดียวกัน

(3) สอน network ให้เรียนรู้ (learn) ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลและผลลัพธ์ที่ต้องการเพื่อสร้างค่า connection weight (W_i) ที่เหมาะสม โดยใช้ชุดข้อมูลที่เรียกว่า training data set

2.5 รูปแบบของการเชื่อมโยงระหว่างนิวรอน (neurons)

neurons แต่ละตัวจะต่อกับ neurons ตัวอื่นตามระบบการเชื่อมต่อที่สร้างขึ้น output ของ neurons ตัวหนึ่งจะเป็น input ของ neurons ตัวอื่นต่อไป การเชื่อมต่ออาจเป็นแบบเชื่อมทางเดียว (unidirection) หรือแบบเชื่อม 2 ทาง (two-way connection) ก็ได้

neurons ใน layer หนึ่งอาจเชื่อมโยงหรือไม่เชื่อมโยงกับ neurons ตัวอื่นใน layer เดียวกันก็ได้ แต่ neurons ใน layer หนึ่งจะต้องเชื่อมโยงกับ neurons อย่างน้อย 1 ตัวใน layer อื่นเสมอ

การเชื่อมโยงของ neurons ระหว่าง layer ซึ่งเรียกว่า inter-layer connections สามารถแบ่งเป็นแบบต่าง ๆ ได้ดังนี้

(1) Fully Connected

neurons แต่ละตัวใน layer ที่ 1 จะเชื่อมต่อกับ neurons ทุกตัวใน layer ที่ 2

(2) Partially Connected

neurons แต่ละตัวใน layer ที่ 1 จะเชื่อมต่อกับ neurons บางตัวใน layer ที่ 2 เท่านั้น

(3) Feed Forward

neurons ใน layer ที่ 1 ส่ง output ให้ neurons ใน layer ที่ 2 แต่จะไม่ได้รับ feedback จาก neurons ใน layer ที่ 2

(4) Bi-Directional

ส่ง output จาก neurons ใน layer ที่ 2 จะถูกส่งกลับมาเป็น input ของ neurons ใน layer ที่ 1 ในโครงสร้างของ ANNs ที่ซับซ้อนมาก ๆ neurons จะมีการเชื่อมโยงกันเองใน layer เดียวกัน ซึ่งเรียกว่า intra-layer connection

2.6 กระบวนการเรียนรู้ระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์

artificial neurons สามารถเรียนรู้ได้เช่นเดียวกับสมองของมนุษย์ ดังนั้นบางคนจึงเรียก ANNs ว่า machine learning algorithm neurons เรียนรู้โดยการปรับค่า connection weight เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่มีค่าความคลาดเคลื่อน (error) น้อยที่สุด กำลังของการเชื่อมโยงระหว่าง neurons แสดงอยู่ในรูปของค่า weight

ความสามารถในการเรียนรู้ของ ANNs ขึ้นอยู่กับโครงสร้างของ ANNs ที่ออกแบบไว้และวิธีการในการฝึกอบรม (training) ซึ่งสามารถแบ่งวิธีการเรียนรู้ออกเป็น 2 แบบคือ

(1) Unsupervised Learning

ในระบบการเรียนรู้แบบ unsupervised learning นั้น hidden neurons จะปรับตัวเองโดยไม่ต้องความช่วยเหลือจากภายนอก ไม่ต้องมีตัวอย่างผลลัพธ์เพื่อให้ neurons ได้เรียนรู้ กระบวนการเรียนรู้แบบนี้เรียกว่า learning by doing

(2) Supervised Learning

เป็นระบบการเรียนรู้ซึ่งต้องการครูช่วยสอน ซึ่งครูในความหมายนี้คือ ชุดข้อมูลฝึกอบรม (training data set) neurons ใน hidden layer จะปรับค่า weight แบบสุ่ม (random) หรือหมุนเวียน (rotation) ตามผลของการคำนวณผลลัพธ์ ระบบการเรียนรู้แบบนี้อาจเรียกได้อีกอย่างหนึ่งว่า reinforcement learning

ระบบการเรียนรู้แบบ supervised ซึ่งนิยมใช้สำหรับกรณีที่มีหลาย layer และมีระบบการเชื่อมโยงแบบ feed forward คือ back propagation ซึ่งถือเป็นระบบการเรียนรู้ที่มีระบบการส่งข้อมูลเกี่ยวกับความคลาดเคลื่อน ในการคำนวณผลลัพธ์กลับไปปรับค่ากำลังในการเชื่อมโยงระหว่าง layer เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการคำนวณของระบบ (วรารุช, 2544)

2.7 ขั้นตอนการคำนวณของระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์แบบแพร่กลับ

เสรีและคณะ (2544) ได้สรุปขั้นตอนการคำนวณของระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์แบบแพร่กลับไว้ดังนี้

- (1) กำหนดค่า weight เริ่มต้นจากวิธีการสุ่ม โดยค่าที่สุ่มได้จะอยู่ในช่วงระหว่าง 0-1
- (2) แบ่งข้อมูลสำหรับการฝึกอบรม (training) และการทดสอบ (testing) โดยจะมีการแบ่งเป็นข้อมูล input และข้อมูล output
- (3) คำนวณโครงข่ายไปข้างหน้า ซึ่งแต่ละ neuron ของ hidden layer จะหาผลบวกของผลคูณระหว่าง weight และค่าของข้อมูล input ทั้งหมดหรือที่เรียกว่า activation

$$\text{โดยที่ } N_{j,m} = \sum_{i=1}^{n_m-1} W_{kj,m} O_{i,m-1} + \theta_{j,m} \quad \text{-----}(10)$$

และใช้ $N_{j,m}$ ซึ่งเป็นค่า activation เพื่อคำนวณหาค่า output ($O_{j,m}$)

$$O_{j,m} = f(N_{j,m}) \quad \text{-----}(11)$$

เมื่อ $N_{j,m}$ = ผลรวมของ neuron j ใน Layer m

$W_{ji,m}$ = ค่า weight ระหว่าง neuron j ใน layer m และ neuron i ใน layer $m-1$

$\theta_{j,m}$ = ค่าความเอนเอียง (bias value) ของ j ใน layer m

n_m = จำนวน neuron ใน hidden layer

$O_{i,0}$ = ค่าข้อมูล input ($X_{i,m-1}$)

(4) จำนวนใน output layer ในลักษณะเดียวกับใน hidden layer โดยมีการนำข้อมูลใน hidden layer มาเป็นข้อมูล input ใน output layer

(5) จำนวนพจน์ของความคลาดเคลื่อนของข้อมูล ($\delta_{j,m}$) ระหว่างค่าที่คำนวณได้ใน output layer กับค่าจริงที่เกิดขึ้น

$$\delta_{j,m} = f'(N_{j,m})(t_j - O_{j,m}) \quad \text{-----}(12)$$

$$\delta_{j,m} = f'(N_{j,m}) \sum W_{kj,m+1} \delta_{k,m+1} \quad \text{-----}(13)$$

$$\Delta W_{ji,m}(n+1) = \eta \delta_{j,m} O_{j,m+1} + \alpha \Delta W_{ji,m}(n) \quad \text{-----}(14)$$

เมื่อ η = ค่าอัตราการเรียนรู้

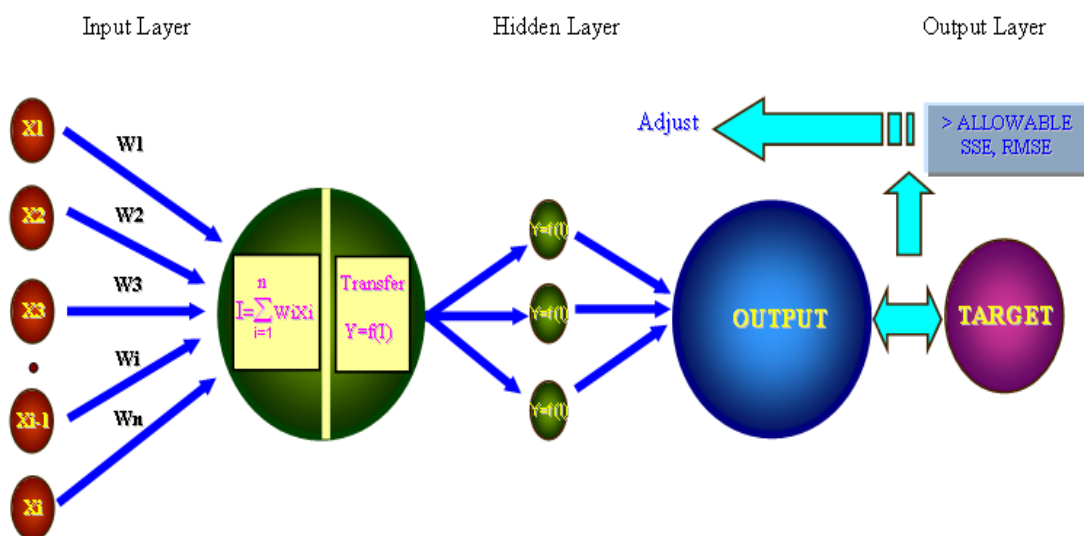
α = ค่าโมเมนตัม

t_j = ค่าของข้อมูล output ของชุดข้อมูลที่ j

(6) ปรับค่า weight ใหม่เพื่อใช้ในการคำนวณรอบหน้า ($n+1$) ดังนั้นค่า weight ใหม่จะได้

$$W_{ji,m}(n+1) = W_{ji,m} + \Delta W_{ji,m}(n+1) \quad \text{-----}(15)$$

(7) ทำซ้ำจากข้อ 2-6 จนกว่าจะได้ค่าระดับความคลาดเคลื่อนที่ต่ำกว่าที่กำหนดแล้วจะทำการหยุดโปรแกรมดังแสดงในรูปที่ 2.3



รูปที่ 2.3 อัลกอริทึมแบบแพร่กลับ (back propagation algorithm)

2.8 ค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์

วัตถุประสงค์หลักในการพยากรณ์คือการได้มาซึ่งข้อมูลที่ถูกต้องและแม่นยำ ในทางสถิติสามารถหาค่าความคลาดเคลื่อนของค่าที่ได้จากการพยากรณ์ได้หลายวิธี วิธีที่นิยมใช้มีดังนี้

- (1) ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสมบูรณ์ (Average Absolute Error, AAE)

$$AAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |target_i - forecast_i| \quad \text{-----(16)}$$

- (2) ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error, MSE)

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (target_i - forecast_i)^2 \quad \text{-----(17)}$$

- (3) ค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error, RMSE)

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{target}_i - \text{forecast}_i)^2} \quad \text{-----(18)}$$

เมื่อ N = จำนวนข้อมูลทั้งหมด
 Target = ค่าที่วัดได้
 Forecast = ค่าพยากรณ์ (เสรีและคณะ. 2544)

นอกจากนี้ Nash and Sutcliffe (1970) ได้พัฒนา Nash Efficiency Index สำหรับประเมินผลพยากรณ์ดังสมการ

$$R^2 = \text{EI} = \frac{\text{SSR}}{\text{SST}} \quad \text{-----(19)}$$

โดยที่ $\text{SSR} = \text{SST} - \text{SSE}$ -----(20)

$$\text{SST} = \sum_{i=1}^N [Y_i - \bar{Y}]^2 \quad \text{-----(21)}$$

และ $\text{SSE} = \sum_{i=1}^N [Y_i - \hat{Y}_i]^2$ -----(22)

เมื่อ Y_i = ปริมาณน้ำท่า
 \bar{Y} = ค่าเฉลี่ยของปริมาณน้ำท่า
 \hat{Y}_i = ค่าประมาณของปริมาณน้ำท่าในช่วงเวลา i ที่ได้จากแบบจำลอง

2.9 การประยุกต์ใช้ระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ในการจัดการน้ำชลประทาน

tingsanchali and manusthiparom (2001) ได้ประยุกต์ใช้ ANNs แบบ back propagation ในการคาดการณ์ระดับน้ำรายชั่วโมง (hourly water level) และปริมาณน้ำรายชั่วโมง (hourly discharge) ในแม่น้ำเจ้าพระยาเพื่อทำนายสภาวะน้ำท่วมที่จะเกิดขึ้น 3 ชั่วโมงล่วงหน้า จากการศึกษาพบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์สามารถคาดการณ์ปริมาณน้ำท่วมได้ค่อนข้างดี เนื่องจากเมื่อประเมินผลโดยใช้ดัชนีแสดงผลปฏิบัติงานทางสถิตินั้น ค่าที่ได้อยู่ในระดับที่น่าพอใจ

เสรี (2544) ได้ประยุกต์ใช้ ANNs ในการคาดการณ์ระดับน้ำและเดือนกักน้ำท่วมในเขตอำเภอหาดใหญ่ จังหวัดสงขลา โดยใช้ข้อมูลเหตุการณ์น้ำท่วมในปี พ.ศ. 2543 เป็นข้อมูลสำหรับฝึกอบรม (training data) และทำการทดสอบผลโดยใช้ข้อมูลเหตุการณ์ที่เคยเกิดขึ้นในอดีตคือปี พ.ศ. 2531 เป็นข้อมูลสำหรับทดสอบ (test data) ผลที่ได้พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์สามารถคาดการณ์ระดับน้ำอยู่ในระดับที่น่าพอใจ ทรงศักดิ์และวราวุธ (2546) ใช้ ANNs ในการพยากรณ์สภาพน้ำท่าในลุ่มน้ำลำภาชี พบว่า ANNs ให้ผลเป็นที่น่าพอใจ

Karunanithi *et al.* (1994) ใช้ ANNs เพื่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำของแม่น้ำ Huron โดยเปรียบเทียบกับ power model จากผลการศึกษาพบว่า ANNs จะให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำกว่า power model ในกรณีของการพยากรณ์ปริมาณน้ำซึ่งเป็นกระบวนการทางอุทกวิทยาที่มีความสลับซับซ้อน

Campolo *et al.* (1999) ได้พัฒนาโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ในการวิเคราะห์และทำนายระดับน้ำท่วมของแม่น้ำ Taghamento ในประเทศอิตาลีในช่วงเวลาที่มีฝนตกหนัก ซึ่งผลการศึกษาพบว่ามีความถูกต้องแม่นยำสูง

Liong *et al.* (2000) ได้ประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทประดิษฐ์เพื่อช่วยในการวางแผนป้องกันน้ำท่วมในประเทศบังคลาเทศ ซึ่งผลจากการศึกษาพบว่า ANNs เป็นเครื่องมือที่สามารถใช้ในการเตือนภัยน้ำท่วมอย่างได้ผล

Tokar and Markus (2000) ได้ศึกษากระบวนการน้ำฝน-น้ำท่าโดยใช้ ANNs เปรียบเทียบกับแบบจำลองกายภาพ (conceptual model) ใน 3 ลุ่มน้ำซึ่งมีความแตกต่างกันทางด้านภูมิอากาศและสภาพภูมิอากาศของประเทศสหรัฐอเมริกาคือ แม่น้ำ Fraser แม่น้ำ Raccon Creek และแม่น้ำ Little Patuxent โดยในแต่ละลุ่มน้ำจะใช้ ANNs เปรียบเทียบกับ ANNs เปรียบเทียบกับ Conceptual Water Balance Model (Watbal) Sacramento Soil Moisture Accounting Model (SAC-SMA) และ Simple Conceptual Rainfall-Runoff Model (SCRR) ตามลำดับ ซึ่งผลการศึกษาพบว่า ANNs ให้ความแม่นยำมากกว่าแบบจำลองทั้งสาม

ผลการทดลองเกี่ยวกับการประยุกต์ ANN's ในการพยากรณ์ทางด้านอุทกวิทยาพบว่า ANN's เป็นทางเลือกที่ดีที่หนึ่งในการจำลองฝน-น้ำท่า (Rainfall-Runoff Modeling) (Smith and Eli, 1995; Hsu *et al.*, 1993, 1995; Tokar and Johnson, 1999; Sojickumar and Thandaveswara, 1999) และในการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าและปริมาณน้ำที่ไหลลงอ่างเก็บน้ำ (Phien *et al.*, 2000; Ammala *et al.*, 2000; Kuo *et al.*, 1995; Coulibaly *et al.*, 2000; Jain *et al.*, 1999; Maier and Dandy, 2000; Tingsanchali and Gautam, 2000; Fernando and Jayawardma, 1998; Zhang and Trimble, 1996)

บทที่ 3

รายละเอียดของพื้นที่ศึกษา

3.1 ลักษณะทั่วไปของกลุ่มน้ำมูลตอนบน

ลักษณะพื้นที่ กลุ่มน้ำมูลตอนบนตั้งอยู่ในเขตจังหวัดนครราชสีมา บุรีรัมย์ และสุรินทร์ มีพื้นที่ 37,970 ตร.กม. หรือคิดเป็น 54.5% ของพื้นที่กลุ่มน้ำมูลทั้งหมดมีประชากรอาศัยอยู่ในลุ่มน้ำประมาณ 11.7 ล้านคน มีอ่างเก็บน้ำขนาดใหญ่ที่สำคัญ 4 อ่าง ซึ่งใช้เป็นพื้นที่ศึกษา คือ อ่างเก็บน้ำเขื่อนลำตะคอง ลำพระเพลิง มูลบนและลำเซะ ดังแสดงในรูปที่ 3.1

สภาพลุ่มน้ำ พื้นที่ส่วนใหญ่เป็นที่ราบสูง มีทิวเขาเป็นแนวยาวทางตอนใต้ พื้นที่ค่อย ๆ ลาดตัวลงมาทางทิศเหนือ ทิศตะวันออกเป็นที่ราบต่ำสุดบริเวณจังหวัดสุรินทร์ สภาพโดยทั่วไปมีลักษณะเป็นที่ราบสลับเนินเขาเป็นส่วนใหญ่ ความสูงของพื้นที่ลุ่มน้ำโดยเฉลี่ย 200 ม. (รทก.) แม่น้ำสำคัญคือ แม่น้ำมูล มีต้นกำเนิดทางตอนใต้ของจังหวัดนครราชสีมา ไหลผ่านตอนเหนือของจังหวัดบุรีรัมย์ สุรินทร์ ศรีสะเกษและอุบลราชธานี และไหลลงแม่น้ำโขงที่อำเภอโขงเจียม จังหวัดอุบลราชธานี

สภาพภูมิอากาศ สภาพภูมิอากาศโดยทั่วไปอยู่ภายใต้อิทธิพลของลมมรสุมตะวันตกเฉียงใต้ และลมมรสุมตะวันออกเฉียงเหนือ บางครั้งจะมีลมดีเปรสชันจากทะเลจีนใต้พัดผ่าน ทำให้ฝนตกหนักในฤดูฝน อิทธิพลมรสุมทั้งสองนี้ทำให้เกิดฤดูกาล 3 ฤดู คือ ฤดูฝน (กลางเดือนพฤษภาคม-ตุลาคม) ฤดูหนาว (พฤศจิกายน-กุมภาพันธ์) และ ฤดูร้อน (มีนาคม-กลางเดือนพฤษภาคม) เช่นเดียวกับสภาพภูมิอากาศในภาคตะวันออกเฉียงเหนือของประเทศไทย

ฝน ปริมาณน้ำฝนรายปีในพื้นที่ลุ่มน้ำมูลตอนบน แปรผันระหว่าง 1,000 – 1,300 มม. โดยเฉลี่ยรายปีประมาณ 1,170 มม. / ปี ปริมาณฝนในเขตจังหวัดนครราชสีมาเฉลี่ย 1,090 มม. / ปี บุรีรัมย์เฉลี่ย 1,158 มม. / ปี และสุรินทร์เฉลี่ย 1,255 มม. / ปี

ปริมาณน้ำท่า ปริมาณฝนที่ตกในลุ่มน้ำทำให้เกิดน้ำท่าไหลในลำน้ำ จากการศึกษาพื้นที่ลุ่มน้ำย่อย ในลุ่มน้ำมูลตอนบนทั้ง 3 จังหวัด พบว่ามีปริมาณน้ำท่าเฉลี่ยประมาณ 7,563 ล้าน ลบ.ม./ปี เป็นปริมาณน้ำท่าในเขตจังหวัดนครราชสีมา ประมาณ 3,414 ล้าน ลบ.ม./ปี ในบุรีรัมย์ ประมาณ 1,881 ล้าน ลบ.ม./ปี และสุรินทร์ ประมาณ 2,267 ล้าน ลบ.ม./ปี ปริมาณน้ำท่า ณ จุดออก (Outlet) ของลุ่มน้ำมูลตอนบน วัดที่สถานี M.5 อ.ราษีไศล จังหวัดศรีสะเกษ วัดได้ 6,251 ล้าน ลบ.ม./ปี แม่น้ำ ลำธาร ลำห้วยขนาดเล็กในลุ่มน้ำส่วนใหญ่มีน้ำไหลไม่ตลอดปี น้ำจะแห้งขอดในฤดูแล้งเป็นช่วงๆ

การใช้น้ำ แบ่งการใช้น้ำออกได้เป็น 3 ประเภทคือ การใช้น้ำเพื่อการอุปโภค-บริโภค การเกษตร และอุตสาหกรรม การใช้น้ำเพื่อการอุปโภค-บริโภค จะเพิ่มมากขึ้นตามจำนวนประชากร มาตรฐานทางด้านสุขอนามัย และการเจริญเติบโตของชุมชน การใช้น้ำเพื่อการเกษตรซึ่งเกี่ยวกับการเพาะปลูก ปศุสัตว์ และประมงจะเพิ่มมากขึ้นตามการเพิ่มของเนื้อที่ชลประทาน สำหรับการใช้น้ำเพื่อการอุตสาหกรรมจะเพิ่มขึ้นตามจำนวนโรงงานอุตสาหกรรมที่เพิ่มขึ้น จากการวิเคราะห์ปริมาณการใช้น้ำในสถานการณ์ช่วง ปี 2537 – 2539 และสถานการณ์ช่วง ปี 2540 – 2549 พบว่ามีความต้องการใช้น้ำเพื่อกิจกรรมต่างๆ ในลุ่มน้ำเพิ่มขึ้น ในระยะยาวจะมีการขาดแคลนน้ำอย่างรุนแรงและจะมีปัญหาความขัดแย้งเรื่องน้ำมากขึ้น โดยเฉพาะในลุ่มน้ำลำตะคอง ซึ่งมีการขยายตัวของชุมชนเมือง และอุตสาหกรรมสูง ถือว่าเป็นลุ่มน้ำที่มีสภาพการขาดแคลนน้ำสูงกว่าพื้นที่อื่นในลุ่มน้ำ (ทองเปลวและวรารุช. 2544) จึงจำเป็นต้องมีมาตรการในการแก้ไขปัญหา Kongjun and Vudhivanich(2004) ได้วิเคราะห์สภาวะการทอน้ำในลุ่มน้ำมูลบนและพัฒนาเกณฑ์การจัดสรรน้ำในสภาวะการขาดแคลนน้ำโดยพิจารณาถึงผลประโยชน์ ความยุติธรรมและความเชื่อมั่น

3.2 รายละเอียดอ่างเก็บน้ำที่ศึกษา

ลุ่มน้ำมูลตอนบนมีอ่างเก็บน้ำที่สำคัญ 4 อ่าง คือ อ่างเก็บน้ำลำตะคอง อ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง อ่างเก็บน้ำมูลบนและอ่างเก็บน้ำลำแะ ซึ่งมียรายละเอียดดังตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 รายละเอียดของอ่างเก็บน้ำทั้ง 4 ในลุ่มน้ำมูลตอนบน

รายละเอียดอ่างเก็บน้ำ	ลำตะคอง	ลำพระเพลิง	มูลบน	ลำแซะ
ที่ตั้ง	ลำตะคอง ต.คลองไผ่ อ.สีคิ้ว นครราชสีมา	ลำพระเพลิง ต.ตะขบ อ.ปักธงชัย นครราชสีมา	ลำนํ้ามูล ตอนบน ต.จระเข้หิน อ.ครบุรี นครราชสีมา	ลำแซะ ต.โคก กระชาย อ.ครบุรี นครราชสีมา
พื้นที่ลุ่มน้ำ (ตร.กม)	1,430	807	454	601
ปริมาณฝนเฉลี่ยรายปี (มม.)	920	1,112.3	1,047	1,039
ปริมาณน้ำไหลลงอ่างเก็บน้ำ เฉลี่ย (ล้าน ลบ.ม)	223.33	157.90	98.44	218
ระดับน้ำสูงสุด (ม. รทก)	280.30	273	228.90	228.50
ระดับน้ำเก็บกัก (ม. รทก)	277	263	221	213
ระดับน้ำต่ำสุด (ม. รทก)	261	240	208	227
ความจุที่ระดับน้ำเก็บกัก (ล้าน ลบ.ม)	310	110	141	275
ความจุที่ระดับน้ำต่ำสุด (ล้าน ลบ.ม)	20	4	7	7
ปริมาตรน้ำใช้งาน (ล้าน ลบ.ม)	290	106	134	268
ความสูงเขื่อน (ม. รทก)	40.30	16	32.70	
ระดับสันเขื่อน (ม. รทก)	282.30	247.50	230.70	231
ระดับสันทางน้ำล้น (ม. รทก)	273	245	221	221
ระบายน้ำได้สูงสุด (ลบ.ม/ วินาที)	1,530	140	960	2,210
พื้นที่ชลประทาน (ไร่)	127,540	67,760	44,600	113,750

บทที่ 4

วิธีการศึกษา

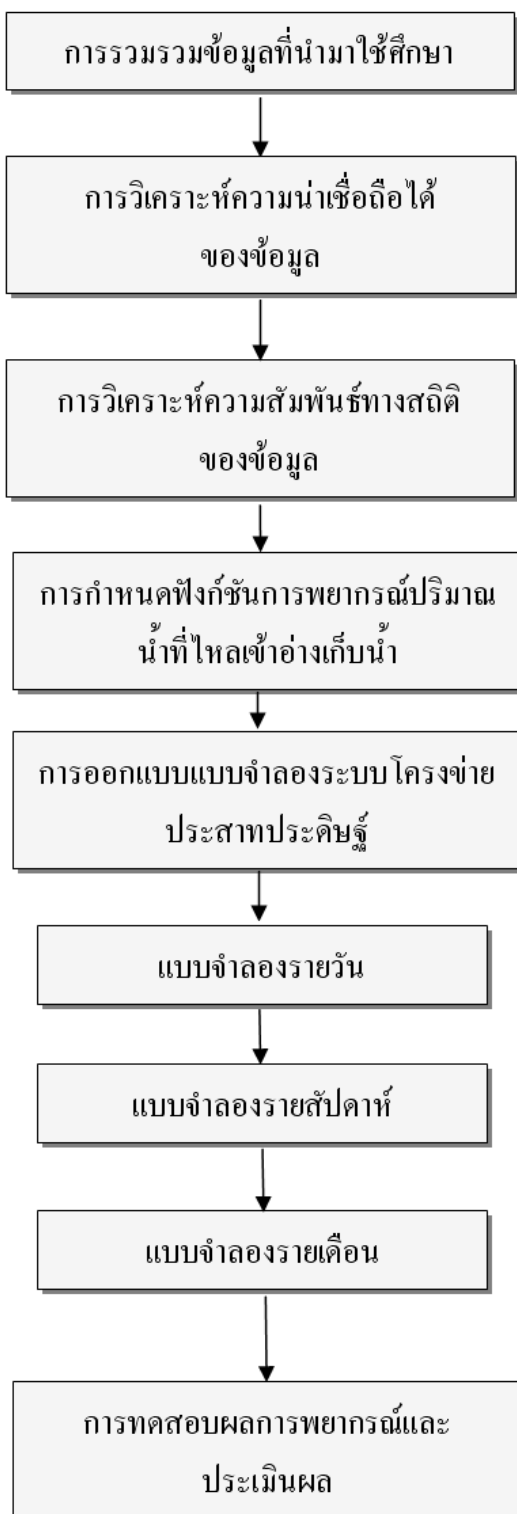
4.1 การรวบรวมข้อมูล

การศึกษานี้ได้ทำการรวบรวมข้อมูลและศึกษาสภาพอุตุ-อุทกวิทยาของกลุ่มน้ำมูลตอนบนซึ่งประกอบด้วย อ่างเก็บน้ำทั้ง 4 อ่าง ได้แก่ อ่างเก็บน้ำลำตะคอง อ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง อ่างเก็บน้ำมูลบนและอ่างเก็บน้ำลำแจะ

ข้อมูลที่นำมาใช้ศึกษาจะแตกต่างกันในแต่ละอ่างเก็บน้ำเนื่องมาจากช่วงข้อมูลที่มีความสมบูรณ์แตกต่างกัน จึงได้กำหนดให้ใช้ข้อมูลอ่างเก็บน้ำลำตะคองช่วงปี พ.ศ. 2530-2543 อ่างเก็บน้ำลำพระเพลิงช่วงปี พ.ศ. 2535-2543 อ่างเก็บน้ำมูลบนช่วงปี พ.ศ. 2538-2543 และสำหรับอ่างเก็บน้ำลำแจะช่วงปี พ.ศ. 2542-2543 ข้อมูลที่นำมาใช้ประกอบด้วยข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ ข้อมูลปริมาณน้ำท่าของสถานีต่างๆ ข้อมูลฝนของสถานีต่างๆ ในเขตพื้นที่แต่ละลุ่มน้ำ ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์ต่ำสุด-สูงสุด ข้อมูลอุณหภูมิต่ำสุด-สูงสุด และข้อมูลความกดอากาศของสถานีตรวจวัดอากาศต่างๆ ในลุ่มน้ำ รายละเอียดตำแหน่งที่ตั้งสถานีวัดน้ำฝนและน้ำท่าแสดงในรูปที่ 4.1 และ รายละเอียดของข้อมูลอุตุ-อุทกวิทยาที่ใช้ในการศึกษาแสดงในตารางที่ 4.1-4.4 ขั้นตอนการศึกษาแสดงในรูปที่ 4.2

4.2 การวิเคราะห์ความน่าเชื่อถือได้ของข้อมูล

การวิเคราะห์ความน่าเชื่อถือได้ของข้อมูลที่นำมาใช้ศึกษาโดยการพล็อตอนุกรมเวลาของข้อมูลดังกล่าว เพื่อพิจารณาและตรวจสอบความผิดปกติของข้อมูลที่มีอยู่ในเบื้องต้น ตลอดจนพิจารณาความผันแปร (Variation) ของข้อมูล ถ้าพบว่ามีข้อมูลผิดปกติ จะทำการตรวจสอบในรายละเอียดว่าควรตัดข้อมูลผิดปกติทิ้งหรือทำการปรับค่าต่อไป และถ้าพบว่ามีข้อมูลขาดหายไป จะทำการเติมข้อมูลที่ขาดหายไป ก่อนนำมาใช้วิเคราะห์ในลำดับถัดไป



รูปที่ 4.2 แผนการศึกษา

4.3 การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ทางสถิติของข้อมูล

วิเคราะห์หาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (correlation coefficient) ของข้อมูลที่นำมาศึกษาทั้งที่เกิดในเวลาเดียวกัน (concurrent) ในลักษณะของ correlation coefficient matrix และเกิดต่างเวลากัน (lag) ในลักษณะของ autocorrelation function เพื่อนำความสัมพันธ์ที่ได้มากำหนดฟังก์ชันการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างในลำดับถัดไป

4.4 การกำหนดฟังก์ชันการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ

กำหนดฟังก์ชันการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างจาก correlation coefficient matrix และ autocorrelation coefficient ที่ได้จากผลการวิเคราะห์ข้างต้นใน 3 รูปแบบคือ รูปแบบฟังก์ชันการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำรายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือน ตามลำดับ

4.5 ออกแบบแบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์

ทำการออกแบบแบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ (artificial neural networks) สำหรับพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ 3 แบบจำลองดังนี้คือ

- (1) แบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำรายวัน (daily model)
- (2) แบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำรายสัปดาห์ (weekly model)
- (3) แบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำรายเดือน (monthly model)

ในที่นี้ได้กำหนดตามรูปแบบฟังก์ชันการพยากรณ์ตามที่กล่าวมาในหัวข้อ 4.4 ในลักษณะเดียวกันทั้ง 3 แบบจำลอง โดยในเบื้องต้นได้กำหนดจำนวน neurons ใน input และ output layers ตลอดจนจำนวน hidden layers และจำนวน neurons ใน hidden layers จากนั้นทำการฝึกอบรม (training) ระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์จนกระทั่งได้ค่า efficiency index (EI) ดีที่สุด

4.6 การทดสอบผลการพยากรณ์และประเมินผล

ในขั้นตอนสุดท้ายจะทำการทดสอบ (testing) การพยากรณ์โดยเลือกใช้ระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่ได้จากการฝึกอบรมที่ให้ค่าประสิทธิภาพในรูปของ efficiency index (EI) หรือ R^2 ที่ดีที่สุดมาทำการทดสอบ

ตารางที่ 4.1 รายละเอียดข้อมูลอุทกวิทยาและข้อมูลอุณิษย์มหาวิทยาลัยท่าช้างอ่างเก็บน้ำลำตะคอง

No.	Variable code	Description	Location	Drainage area (km ²)	Latitude °N	Longitude °E	Type of data	Unit	Length of records
1	Inflow	Lam Takhong reservoir inflow	Lam Takhong reservoir, Nakhon Ratchasima	1,430	14-51-15	101-31-58	daily inflow	mcm.	1 July 1992-31 March 2000
2	FlowM.89	Streamflow at M.89 Mun, Lam Takhong	Lam Takhong near vaccine serum office, Pak Chong, Nakhon Ratchasima	665	14-41-46	101-25-07	daily flow	mcm.	1 July 1992-31 March 2000
3	R25541	Rainfall at station 25541	Lam Lathong(M.38C),A.Sikhiu, Nakhon Ratchasima		14-52-06	101-33-53	daily rainfall	mm.	1 July 1992-31 March 2000
4	R25062	Rainfall at station 25062	A.Sung Noen,Nakhon Ratchasima		14-53-50	101-43-33	daily rainfall	mm.	1 July 1992-31 March 2000
5	R25013	Rainfall at station 25013	A.Muang Nakhon Ratchasima		14-58-10	102-06-13	daily rainfall	mm.	1 July 1992-31 March 2000
6	R25612	Rainfall at station 25612	Agriculture office, A.Pak Chong, Nakhon Ratchasima		14-42-0	101-25-0	daily rainfall	mm.	1 July 1992-31 March 2000
7	R25644	Rainfall at station 25644	Lam Takhong watershed research station, Nakhon Ratchasima		14-32-0	101-20-0	daily rainfall	mm.	1 July 1992-31 March 2000
8	R25650	Rainfall at station 25650	Chok Chai 4 farm(M.89A), A. Pak Chong, Nakhon Ratchasima		14-41-46	101-25-0	daily rainfall	mm.	1 July 1992-31 March 2000
9	R25272	Rainfall at station 25272	Pak Chong agrometeorological station, A. Pak Chong, Nakhon Ratchasima		14-42-48	101-25-16	daily rainfall	mm.	1 July 1992-31 March 2000
10	MinRH 431301	Minimum relative humidity at station 431301	Pak Chong agrometeorological station, A. Pak Chong, Nakhon Ratchasima		14-42-48	101-25-16	daily relative humidity	%	1 July 1992-31 March 2000
11	MaxRH 431301	Maximum relative humidity at station 431301	Pak Chong agrometeorological station, A. Pak Chong, Nakhon Ratchasima		14-42-48	101-25-16	daily relative humidity	%	1 July 1992-31 March 2000
12	MinTemp 431301	Minimum temperature at station 431301	Pak Chong agrometeorological station, A. Pak Chong, Nakhon Ratchasima		14-42-48	101-25-16	daily temperature	°C	1 July 1992-31 March 2000
13	MaxTemp 431301	Maximum temperature at station 431301	Pak Chong agrometeorological station, A. Pak Chong, Nakhon Ratchasima		14-42-48	101-25-16	daily temperature	°C	1 July 1992-31 March 2000

ตารางที่ 4.2 รายละเอียดข้อมูลอุทกวิทยาและข้อมูลอุณหภูมิต่ำสำหรับอ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง

No.	Variable code	Description	Location	Drainage area (km ²)	Latitude °N	Longitude °E	Type of data	Unit	Length of records
1	Inflow	Lam Phra Phloeng reservoir inflow	Lam Phra Phloeng reservoir, Nakhon Ratchasima	807	14-35-15	101-49-02	daily inflow	mcm.	1 July 1992-31 March 2000
2	FlowM.145	Streamflow at M.145 Mun,Lam Phra Phloeng	Lam Phra Phloeng at Ban Wang Takhian Thong, Nakhon Ratchasima	333	14-29-28	101-41-13	daily flow	mcm.	1 July 1992-31 March 2000
3	R25511	Rainfall at station 25511 (LP.Dam)	Lam Phra Phloeng (M.33), A. Pak Thong Chai Nakhon Ratchasima		14-35-20	101-50-30	daily rainfall	mm.	1 July 1987-31 March 2000
4	R25102	Rainfall at station 25102	A. Pak Thong Chai, Nakhon Ratchasima		14-43-06	102-01-32	daily rainfall	mm.	1 July 1987-31 March 2000
5	R25093	Rainfall at station 25093	A.Chok Chai, Nakhon Ratchasima		14-43-50	102-10-0	daily rainfall	mm.	1 July 1987-31 March 2000
6	R25152	Rainfall at station 25152	Ban San Chao Pho School, A. Pak Thong Chai, Nakhon Ratchasima		14-23-00	101-53-00	daily rainfall	mm.	1 July 1987-31 March 2000
7	R25751	Rainfall at station 25751	Ban Wang Ta-Khian Thong, A.Pakchong Nakhon Ratchasima		14-29-57	101-41-34	daily rainfall	mm.	1 July 1992-31 March 2000
8	R25781	Rainfall at station 25781	Ban Tha Nam Sab (M.147) K.A. Wang Nam Khieo, Nakhon Ratchasima		14-28-10	101-39-45	daily rainfall	mm.	1 July 1992-31 March 2000
9	MeanRH 431401	Mean relative humidity at station 431301	Chok Chai station, A. Chok Chai, Nakhon Ratchasima		14-43-50	102-10-0	daily relative humidity	%	1 July 1992-31 March 2000
10	MinTemp 431401	Minimum temperature at station 431401	Chok Chai station, A. Chok Chai, Nakhon Ratchasima		14-43-50	102-10-0	daily temperature	°C	1 July 1992-31 March 2000
11	MaxTemp 431401	Maximum temperature at station 431401	Chok Chai station, A. Chok Chai, Nakhon Ratchasima		14-43-50	102-10-0	daily temperature	°C	1 July 1992-31 March 2000
12	MeanTemp 431401	Mean temperature at station 431401	Chok Chai station, A. Chok Chai, Nakhon Ratchasima		14-43-50	102-10-0	daily temperature	°C	1 July 1992-31 March 2000
13	MeanPres 431401	Mean Pressure at station 431401	Chok Chai station, A. Chok Chai, Nakhon Ratchasima		14-43-50	102-10-0	daily Pressure	Hecoto pascal	1 July 1992-31 March 2000
14	MeanRH 431201	Mean relative humidity at station 431201	A. Muang, Nakhon Ratchasima		14-58-10	102-06-13	daily relative humidity	%	1 July 1992-31 March 2000
15	MinTemp 431201	Minimum temperature at station 431201	A. Muang, Nakhon Ratchasima		14-58-10	102-06-13	daily temperature	°C	1 July 1992-31 March 2000
16	MaxTemp 431201	Maximum temperature at station 431201	A. Muang, Nakhon Ratchasima		14-58-10	102-06-13	daily temperature	°C	1 July 1992-31 March 2000
17	MeanTemp 431201	Mean temperature at station 431201	A. Muang, Nakhon Ratchasima		14-58-10	102-06-13	daily temperature	°C	1 July 1992-31 March 2000
18	MeanPres 431201	Mean Pressure at station 431201	A. Muang, Nakhon Ratchasima		14-58-10	102-06-13	daily Pressure	Hecoto pascal	1 July 1992-31 March 2000

ตารางที่ 4.3 รายละเอียดข้อมูลอุทกวิทยาและข้อมูลอุตุภูมิวิทยาสำหรับอ่างเก็บน้ำมูลบน

No.	Variable code	Description	Location	Drainage area (km ²)	Latitude ° N	Longitude ° E	Type of data	Unit	Length of records
1	Inflow	Munbon reservoir inflow	Munbon reservoir, Nakhon Ratchasima	454	14-28-54	109-09-17	daily inflow	mcm.	1 April 1995-31 January 2000
2	FlowM.49B	Streamflow at M.49B Mun	Ban Na, Khon Buri, Nakhon Ratchasima	434	14-29-41	102-09-37	daily flow	mcm.	1 April 1995-31 January 2000
3	R25093	Rainfall at station 25093 (LP.)	A. Chok Chai, Nakhon Ratchasima		14-43-50	102-10-0	daily rainfall	mm.	1 April 1995-31 January 2000
4	R25112	Rainfall at station 25112	A. Khon Buri, Nakhon Ratchasima		14-31-12	102-14-36	daily rainfall	mm.	1 April 1995-31 January 2000
6	R25152	Rainfall at station 25152 (LP.)	Ban San Chao Pho School, A. Pak Thong Chai, Nakhon Ratchasima		14-23-00	101-53-00	daily rainfall	mm.	1 April 1995-31 January 2000
7	MinRH 431301	Minimum relative humidity at station 431301	Pak Chong agrometeorological station, A. Pak Chong, Nakhon Ratchasima		14-42-48	101-25-16	daily relative humidity	%	1 April 1995-31 January 2000
8	MaxRH 431301	Maximum relative humidity at station 431301	Pak Chong agrometeorological station, A. Pak Chong, Nakhon Ratchasima		14-42-48	101-25-16	daily relative humidity	%	1 April 1995-31 January 2000
9	MinTemp 431301	Minimum temperature at station 25272	Pak Chong agrometeorological station, A. Pak Chong, Nakhon Ratchasima		14-42-48	101-25-16	daily	°C	1 April 1995-31 January 2000
10	MaxTemp 431301	Maximum temperature at station 431301	Pak Chong agrometeorological station, A. Pak Chong, Nakhon Ratchasima		14-42-48	101-25-16	daily	°C	1 April 1995-31 January 2000
11	MeanRH 431401	Mean relative humidity at station 431401	Chok Chai station, A. Chok Chai, Nakhon Ratchasima		14-43-50	102-10-0	daily relative	%	1 April 1995-31 January 2000
12	MinTemp 431401	Minimum temperature at station 431401	Chok Chai station, A. Chok Chai, Nakhon Ratchasima		14-43-50	102-10-0	daily	°C	1 April 1995-31 January 2000
13	MaxTemp 431401	Maximum temperature at station 431401	Chok Chai station, A. Chok Chai, Nakhon Ratchasima		14-43-50	102-10-0	daily	°C	1 April 1995-31 January 2000
14	MeanTemp 431401	Mean temperature at station 431401	Chok Chai station, A. Chok Chai, Nakhon Ratchasima		14-43-50	102-10-0	daily	°C	1 April 1995-31 January 2000
15	MeanPres 431401	Mean Pressure at Station 431401	Chok Chai station, A. Chok Chai, Nakhon Ratchasima		14-43-50	102-10-0	daily Pressure	Hecoto pascal	1 April 1995-31 January 2000
16	MeanRH 431201	Mean relative humidity at station 431201	A. Muang, Nakhon Ratchasima		14-58-10	102-06-13	daily relative	%	1 April 1995-31 January 2000
17	MinTemp 431201	Minimum temperature at station 431201	A. Muang, Nakhon Ratchasima		14-58-10	102-06-13	daily	°C	1 April 1995-31 January 2000
18	MaxTemp 431201	Maximum temperature at station 431201	A. Muang, Nakhon Ratchasima		14-58-10	102-06-13	daily	°C	1 April 1995-31 January 2000
19	MeanTemp 431201	Mean temperature at station 431201	A. Muang, Nakhon Ratchasima		14-58-10	102-06-13	daily	°C	1 April 1995-31 January 2000
20	MeanPres 431201	Mean Pressure at Station 431201	A. Muang, Nakhon Ratchasima		14-58-10	102-06-13	daily Pressure	Hecoto pascal	1 April 1995-31 January 2000

ตารางที่ 4.4 รายละเอียดข้อมูลอุทกวิทยาและข้อมูลอุตุนิยมวิทยาสำหรับอ่างเก็บน้ำลำทะนะ

No.	Variable Code	Description	Location	Drainage Area (km2)	Latitude °N	Longitude °E	Type of Data	Unit	Length of Records Record
1	Inflow	Lam Chae reservoir inflow	Lam Chae reservoir, Nakhon Ratchasima	601	14-22-30	102-13-43	daily inflow	mm.	1 January 1999-31 March 2002
2	FlowM.81	Streamflow at M.81 (Mun,Lam Chae)	Ban Map Kiat, Khon Buri, Nakhon Ratchasima	482	14-23-51	102-15-20	daily flow	mm.	1 January 1999-31 March 2002
3	R25093	Rainfall at station 25093 (LP.)	A. Chok Chai, Nakhon Ratchasima		14-43-50	102-10-0	daily rainfall	mm.	1 January 1999-31 March 2002
4	R25112	Rainfall at station 25112	A. Khon Buri, Nakhon Ratchasima		14-31-12	102-14-36	daily rainfall	mm.	1 January 1999-31 March 2002
5	R25152	Rainfall at station 25152 (LP.)	Ban San Chao Pho School, A. Pak Thong Chai		14-23-00	101-53-00	daily rainfall	mm.	1 January 1999-31 March 2002
6	MinRH 431301	Minimum at station 431301	Pak Chong agrometeorological station, A. Pak Chong, Nakhon Ratchasima		14-42-48	101-25-16	daily relative humidity	%	1 January 1999-31 March 2002
7	MaxRH 431301	Maximum at station 431301	Pak Chong agrometeorological station, A. Pak Chong, Nakhon Ratchasima		14-42-48	101-25-16	daily relative humidity	%	1 January 1999-31 March 2002
8	MinTemp 431301	Minimum temperature at station 431301	Pak Chong agrometeorological station, A. Pak Chong, Nakhon Ratchasima		14-42-48	101-25-16	daily temperature	°C	1 January 1999-31 March 2002
9	MaxTemp 431301	Maximum temperature at station 431301	Pak Chong agrometeorological station, A. Pak Chong, Nakhon Ratchasima		14-42-48	101-25-16	daily temperature	°C	1 January 1999-31 March 2002
10	MeanRH 431401	Mean relative humidity at station 431301	Chok Chai station , A. Chok Chai, Nakhon Ratchasima		14-43-50	102-10-0	daily relative humidity	%	1 January 1999-31 March 2002
11	MinTemp 431401	Minimum temperature at station 431401	Chok Chai station , A. Chok Chai, Nakhon Ratchasima		14-43-50	102-10-0	daily temperature	°C	1 January 1999-31 March 2002
12	MaxTemp 431401	Maximum temperature at station 431401	Chok Chai station , A. Chok Chai, Nakhon Ratchasima		14-43-50	102-10-0	daily temperature	°C	1 January 1999-31 March 2002
13	MeanTemp 431401	Mean temperature at station 431401	Chok Chai station , A. Chok Chai, Nakhon Ratchasima		14-43-50	102-10-0	daily temperature	°C	1 January 1999-31 March 2002
14	MeanPres 431401	Mean Pressure at station 431401	Chok Chai station , A. Chok Chai, Nakhon Ratchasima		14-43-50	102-10-0	daily Pressure	Hecoto pascal	1 January 1999-31 March 2002
15	MeanRH 431201	Mean relative humidity at station 431201	A. Muang, Nakhon Ratchasima		14-58-10	102-06-13	daily relative humidity	%	1 January 1999-31 March 2002
16	MinTemp 431201	Minimum temperature at station 431201	A. Muang, Nakhon Ratchasima		14-58-10	102-06-13	daily temperature	°C	1 January 1999-31 March 2002
17	MaxTemp 431201	Maximum temperature at station 431201	A. Muang, Nakhon Ratchasima		14-58-10	102-06-13	daily temperature	°C	1 January 1999-31 March 2002
18	MeanTemp 431201	Mean temperature at station 431201	A. Muang, Nakhon Ratchasima		14-58-10	102-06-13	daily temperature	°C	1 January 1999-31 March 2002
19	MeanPres 431201	Mean Pressure at station 431201	A. Muang, Nakhon Ratchasima		14-58-10	102-06-13	daily Pressure	Hecoto pascal	1 January 1999-31 March 2002

บทที่ 5

ผลและวิจารณ์

5.1 การวิเคราะห์ความน่าเชื่อถือได้ของข้อมูล

การตรวจสอบความน่าเชื่อถือได้ของข้อมูลรายวัน โดยการพล็อตอนุกรมเวลาของข้อมูล ดังแสดงในภาคผนวก ก และวิเคราะห์ค่าสถิติเบื้องต้นของข้อมูลได้แก่ ค่าต่ำสุด-สูงสุด ค่าเฉลี่ย (mean) ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (standard deviation) ของข้อมูลรายวัน ตลอดจนค่าเฉลี่ยรายเดือนของข้อมูล วิเคราะห์สหสัมพันธ์ของข้อมูลและตรวจสอบ missing data ซึ่งพบว่าข้อมูลของแต่ละสถานีมี missing data อยู่หลายช่วง โดยเฉพาะข้อมูลฝนและข้อมูลอุณหภูมิจากสถานี 431301 และช่วงที่ข้อมูลขาดหายไปไม่ตรงกัน บางช่วงข้อมูลขาดหายไปเป็นเดือนจึงต้องพิจารณาตัดข้อมูลบางส่วนทิ้ง เหลือไว้เฉพาะช่วงที่มีข้อมูลครบทุกสถานี

5.2 การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ทางสถิติของข้อมูล

รายละเอียดข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่าง ข้อมูลน้ำฝนและข้อมูลอุตุ-อุทกวิทยาอื่น ๆ ของอ่างเก็บน้ำทั้ง 4 ที่ใช้ในการศึกษาแสดงอยู่ในตารางที่ 5.1 – 5.4 ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ทางสถิติในรูปของแมตริกซ์สหสัมพันธ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรต่าง ๆ ที่นำมาใช้ศึกษาแสดงอยู่ในตารางที่ 5.5 – 5.8 ซึ่งสามารถพิจารณาแยกรายละเอียดของข้อมูลในแต่ละอ่างได้ดังนี้

(1) อ่างเก็บน้ำลำตะคอง ข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่าง (inflow) ของอ่างเก็บน้ำลำตะคองมีความสัมพันธ์กับข้อมูลปริมาณน้ำท่าของสถานี M.89 ก่อนข้างสูง คือมีค่าสหสัมพันธ์สหสัมพันธ์เท่ากับ 0.70 รองลงมาคือความสัมพันธ์กับข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ยของสถานี 431201 และสถานี 431401 มีค่าสหสัมพันธ์สหสัมพันธ์เท่ากับ 0.34 และ 0.33 ตามลำดับ ในขณะที่ข้อมูลฝนจากสถานีต่าง ๆ มีความสัมพันธ์กับข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างไม่มากนัก โดยมีค่าสหสัมพันธ์สหสัมพันธ์อยู่ในช่วง 0.11-0.18

(2) อ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง ข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำลำพระเพลิงมีความสัมพันธ์กับข้อมูลปริมาณน้ำท่าของสถานี M.145 ก่อนข้างสูง คือมีค่าสหสัมพันธ์สหสัมพันธ์เท่ากับ 0.79 รองลงมาคือความสัมพันธ์กับข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ยของสถานี 431201 และ

สถานี 431401 มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เท่ากับ 0.38 และ 0.37 ตามลำดับ ในขณะที่ข้อมูลฝนจากสถานีต่าง ๆ มีความสัมพันธ์กับข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างไม่มากนัก โดยมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์อยู่ในช่วง 0.19-0.24

(3) อ่างเก็บน้ำมูลบน ข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำมูลบนมีความสัมพันธ์กับข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ยของสถานี 431201 อ.เมือง จ.นครราชสีมา ก่อนข้างดี คือมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เท่ากับ 0.34 รองลงมาคือความสัมพันธ์กับข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ยของสถานี 431401 และข้อมูลฝนของสถานี 25112 มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เท่ากับ 0.32 และ 0.23 ตามลำดับ

(4) อ่างเก็บน้ำลำแะ ข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำลำแะมีความสัมพันธ์กับข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ยของสถานี 431401 อ.โชคชัย จ.นครราชสีมา ก่อนข้างดี คือมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เท่ากับ 0.56 รองลงมาคือความสัมพันธ์กับข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ยของสถานี 431201 และข้อมูลฝนของสถานี 25152 มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เท่ากับ 0.54 และ 0.32 ตามลำดับ

ผลจากการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ทางสถิติของข้อมูลข้างต้นแสดงให้เห็นว่า ข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างของทั้ง 4 อ่างเก็บน้ำ มีความสัมพันธ์กับข้อมูลปริมาณน้ำท่า ข้อมูลฝน และข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ยก่อนข้างสูงเมื่อเทียบกับข้อมูลตัวแปรอื่น ๆ ดังนั้นจึงได้ทำการวิเคราะห์ autocorrelation function ของข้อมูลตัวแปรดังกล่าวเพิ่มเติม เพื่อศึกษาหาความสัมพันธ์ในตัวเองของข้อมูลเพื่อนำไปใช้ประกอบการพิจารณากำหนดแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์สำหรับการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างในขั้นตอนถัดไป ซึ่งผลจากการศึกษาสามารถพิจารณาโดยแยกรายละเอียดได้ดังนี้

ตารางที่ 5.1 รายละเอียดข้อมูลอุตุนิยมวิทยาของอ่างเก็บน้ำลำตะคองที่ใช้ในการศึกษา

Data	Duration of Data	Number of Records	Unit	Min.	Max.	Mean	SD.	Annual Average
Inflow	1-Jul-87 to 30-Mar-00	4658	mcm.	0	31.502	0.6799	1.45	226.2
FlowM89	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4658	mcm.	0.0	31.5	0.7	1.5	248.2
R25541	1-Sep-90 to 31-Mar-00	4658	mcm.	0.1	14.0	0.5	0.9	189.3
R25062	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4658	mm.	0.0	82.5	2.5	7.8	923.1
R25013	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4505	mm.	0.0	104.5	2.1	7.4	758.7
R25612	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4657	mm.	0.0	111.6	2.8	8.8	1029.9
R25644	1-Jul-87 to 31-Mar-00	3435	mm.	0.0	162.0	2.4	8.6	641.5
R25650	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4598	mm.	0.0	180.0	3.4	10.2	1232.7
R25272	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4658	mm.	0.0	127.4	3.4	10.2	1253.3
MeanRH 431201	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4536	%	39.0	95.0	69.4	9.3	
MinTemp 431201	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4658	°C	8.3	28.0	22.6	3.0	
MaxTemp 431201	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4654	°C	19.2	42.2	32.9	3.3	
MeanTemp 431201	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4658	°C	14.8	34.2	27.3	2.7	
MeanPres 431201	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4658	hecoto pascal	1000.6	1022.7	1009.4	3.7	
MinRH 431301	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4658	%	14.0	95.0	51.7	11.5	
MaxRH 431301	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4399	%	48.0	100.0	94.5	4.9	
MinTemp 431301	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4402	°C	6.6	27.1	20.3	3.4	
MaxTemp 431301	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4638	°C	17.3	39.4	31.6	2.9	
MeanRH 431401	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4637	%	44.0	96.0	72.5	8.9	
MinTemp 431401	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4658	°C	6.5	27.7	22.2	3.2	
MaxTemp 431401	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4658	°C	18.6	41.1	32.7	3.1	
MeanTemp 431401	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4658	°C	14.2	33.4	27.0	2.7	
MeanPres 431401	1-Jul-89 to 31-Mar-00	3927	hecoto pascal	1000.6	1022.3	1009.6	3.6	

ตารางที่ 5.2 รายละเอียดข้อมูลอุตุ-อุตุนิยมวิทยาของอ่างเก็บน้ำลำพระเพลิงที่ใช้ในการศึกษา

Data	Duration of Data	Number of Records	Unit	Min.	Max.	Mean	SD.	Annual Average
Inflow	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4657	mcm.	0.0	39.0	0.5	1.6	184.8
FlowM145	1-Sep-90 to 31-Mar-00	3473	mcm.	0.0	12.7	0.3	0.7	93.8
R25511	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4594	mm.	0.0	112.6	3.1	9.3	1120.6
R25102	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4566	mm.	0.0	115.4	2.5	8.6	880.7
R25093	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4658	mm.	0.0	147.5	2.8	8.7	1029.7
R25152	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4657	mm.	0.0	128.3	3.2	9.2	1153.8
R25751	1-Jul-90 to 31-Mar-00	3425	mm.	0.0	120.1	3.1	9.1	1112.7
R25781	1-Jul-92 to 31-Mar-00	2831	mm.	0.0	155.8	3.4	9.6	1223.6
MeanRH 431201	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4658	%	39.0	95.0	69.4	9.3	
MinTemp 431201	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4654	°C	8.3	28.0	22.6	3.0	
MaxTemp 431201	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4658	°C	19.2	42.2	32.9	3.3	
MeanTemp 431201	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4658	°C	14.8	34.2	27.3	2.7	
MeanPres 431201	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4658	hecoto pascal	1000.6	1022.7	1009.4	3.7	
MinRH 431301	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4399	%	14.0	95.0	51.7	11.5	
MaxRH 431301	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4402	%	48.0	100.0	94.5	4.9	
MinTemp 431301	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4638	°C	6.6	27.1	20.3	3.4	
MaxTemp 431301	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4637	°C	17.3	39.4	31.6	2.9	
MeanRH 431401	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4658	%	44.0	96.0	72.5	8.9	
MinTemp 431401	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4658	°C	6.5	27.7	22.2	3.2	
MaxTemp 431401	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4658	°C	18.6	41.1	32.7	3.1	
MeanTemp 431401	1-Jul-87 to 31-Mar-00	4658	°C	14.2	33.4	27.0	2.7	
MeanPres 431401	1-Jul-89 to 31-Mar-00	3927	hecoto pascal	1000.6	1022.3	1009.6	3.6	

ตารางที่ 5.3 รายละเอียดข้อมูลอุตุนิยมวิทยาของอ่างเก็บน้ำมูลบนที่ใช้ในการศึกษา

Basic Statistics	Duration of Data	Number of Records	Unit	Min.	Max.	Mean	SD.	Annual Average
Inflow	1-Apr-95 to 3-Jan-00	1767	mcm.	0.0	10.2	0.2	0.5	82.7
R25093	1-Apr-95 to 3-Jan-00	1767	mm.	0.0	147.5	3.0	8.7	1084.3
R25112	1-Apr-95 to 3-Jan-00	1767	mm.	0.0	80.3	2.0	6.3	734.5
R25521	1-Apr-95 to 3-Jan-00	1674	mm.	0.0	144.0	3.1	9.5	1081.5
R25152	1-Apr-95 to 3-Jan-00	1767	mm.	0.0	95.9	3.2	8.5	1160.1
MeanRH 431201	1-Apr-95 to 3-Jan-00	1767	%	39.0	94.0	69.9	9.4	
MinTemp 431201	1-Apr-95 to 3-Jan-00	1767	°C	8.3	27.6	22.9	2.9	
MaxTemp 431201	1-Apr-95 to 3-Jan-00	1767	°C	20.2	42.2	33.0	3.3	
MeanTemp 431201	1-Apr-95 to 3-Jan-00	1767	°C	14.8	34.2	27.5	2.7	
MeanPres 431201	1-Apr-95 to 3-Jan-00	1767	hecoto pascal	1001.0	1021.8	1009.2	3.5	
MinRH 431301	1-Apr-95 to 3-Jan-00	1691	%	23.0	95.0	53.0	11.1	
MaxRH 431301	1-Apr-95 to 3-Jan-00	1692	%	62.0	100.0	94.4	5.4	
MinTemp 431301	1-Apr-95 to 3-Jan-00	1747	°C	6.6	27.1	20.8	3.1	
MaxTemp 431301	1-Apr-95 to 3-Jan-00	1747	°C	19.5	39.4	31.3	2.9	
MeanRH 431401	1-Apr-95 to 3-Jan-00	1767	%	44.0	96.0	73.1	8.8	
MinTemp 431401	1-Apr-95 to 3-Jan-00	1767	°C	6.5	27.6	22.4	3.2	
MaxTemp 431401	1-Apr-95 to 3-Jan-00	1767	°C	20.9	41.1	32.8	3.1	
MeanTemp 431401	1-Apr-95 to 3-Jan-00	1767	°C	14.2	33.4	27.0	2.7	
MeanPres 431401	1-Apr-95 to 3-Jan-00	1767	hecoto pascal	1001.1	1021.7	1009.4	3.5	

ตารางที่ 5.4 รายละเอียดข้อมูลอุตุ-อุตุนิยมวิทยาของอ่างเก็บน้ำลำแซะที่ใช้ในการศึกษา

Basic Statistics	Duration of Data	Nuber of Records	Unit	Min.	Max.	Mean	SD.	Annual Average
Inflow	1-Jan-99 to 31-Mar-02	456	mcm.	0.0	5.7	0.6	0.9	214.8
R25093	1-Jan-99 to 31-Mar-02	456	mm.	0.0	60.1	2.8	7.8	1014.5
R25112	1-Jan-99 to 31-Mar-02	455	mm.	0.0	60.0	1.7	5.2	604.5
R25152	1-Jan-99 to 31-Mar-02	456	mm.	0.0	95.9	3.6	9.0	1312.6
MeanRH 431201	1-Jan-99 to 31-Mar-02	456	%	44.0	92.0	69.5	9.6	
MinTemp 431201	1-Jan-99 to 31-Mar-00	456	°C	8.3	27.0	22.3	3.3	
MaxTemp 431201	1-Jan-99 to 31-Mar-00	456	°C	20.2	40.0	32.4	3.5	
MeanTemp 431201	1-Jan-99 to 31-Mar-00	456	°C	14.8	31.9	26.8	2.9	
MeanPres 431201	1-Jan-99 to 31-Mar-02	456	hecoto pascal	1001.4	1021.8	1009.2	3.8	
MinRH 431301	1-Jan-99 to 31-Mar-02	440	%	14.0	95.0	51.3	12.7	
MaxRH 431301	1-Jan-99 to 31-Mar-02	439	%	48.0	100.0	91.2	8.1	
MinTemp 431301	1-Jan-99 to 31-Mar-02	456	°C	8.4	25.6	20.7	2.9	
MaxTemp 431301	1-Jan-99 to 31-Mar-02	456	°C	19.5	37.0	30.3	3.0	
MeanRH 431401	1-Jan-99 to 31-Mar-02	456	%	47.0	92.0	73.5	8.5	
MinTemp 431401	1-Jan-99 to 31-Mar-02	456	°C	6.5	26.3	21.7	3.6	
MaxTemp 431401	1-Jan-99 to 31-Mar-02	456	°C	20.9	39.2	32.2	3.3	
MeanTemp 431401	1-Jan-99 to 31-Mar-02	456	°C	14.2	31.2	26.4	2.9	
MeanPres 431401	1-Jan-99 to 31-Mar-02	456	hecoto pascal	1001.9	1021.7	1009.4	3.7	

ตารางที่ 5.6 แมตริกซ์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรต่างๆ สำหรับอ่างเก็บน้ำลำพะเพลิง

variables	Inflow	Flow	R25152	R25511	R25751	R25781	MeanRH	MinTemp	MaxTemp	MeanTemp	MeanPres	MinTemp	MaxTemp	MeanTemp	MeanRH	MinTemp	MaxTemp	MeanTemp	MeanRH	
	M145																			
Inflow	1.00																			
FlowM145	0.79	1.00																		
R25152	0.19	0.21	1.00																	
R25511	0.20	0.24	0.29	1.00																
R25751	0.23	0.32	0.40	0.44	1.00															
R25781	0.24	0.30	0.37	0.36	0.70	1.00														
MeanRH431201	0.38	0.39	0.33	0.32	0.33	0.33	1.00													
MinTemp431201	0.12	0.09	0.18	0.13	0.16	0.15	0.32	1.00												
MaxTemp431201	-0.12	-0.16	-0.03	-0.04	-0.03	-0.03	-0.27	0.65	1.00											
MeanTemp431201	-0.04	-0.06	0.04	0.01	0.03	0.02	-0.07	0.87	0.91	1.00										
MeanPres431201	-0.10	-0.08	-0.22	-0.13	-0.17	-0.16	-0.28	-0.79	-0.61	-0.74	1.00									
MinTemp431401	0.14	0.12	0.20	0.15	0.17	0.17	0.37	0.98	0.62	0.84	-0.79	1.00								
MaxTemp431401	-0.13	-0.16	-0.05	-0.05	-0.03	-0.04	-0.30	0.61	0.97	0.88	-0.56	0.57	1.00							
MeanTemp431401	-0.02	-0.04	0.05	0.01	0.04	0.03	-0.02	0.88	0.89	0.99	-0.74	0.86	0.88	1.00						
MeanRH431401	0.37	0.38	0.31	0.33	0.32	0.32	0.94	0.28	-0.31	-0.10	-0.22	0.32	-0.36	-0.10	1.00					

ตารางที่ 5.7 เมตริกสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรต่างๆ สำหรับอ่างเก็บน้ำมูลบน

variables	Inflow	R25521	R25093	R25152	R25112	MeanRH	MinTemp	MaxTemp	MeanTemp	MeanPres	MinTemp	MaxTemp	MeanTemp	MeanRH	MeanPres	
						431201	431201	431201	431201	431201	431401	431401	431401	431401	431401	
Inflow	1.00															
R25521	0.20	1.00														
R25093	0.20	0.32	1.00													
R25152	0.18	0.24	0.26	1.00												
R25112	0.23	0.45	0.44	0.24	1.00											
MeanRH431201	0.34	0.31	0.32	0.32	0.32	1.00										
MinTemp431201	0.14	0.14	0.16	0.19	0.14	0.32	1.00									
MaxTemp431201	-0.09	-0.04	0.00	-0.03	-0.04	-0.29	0.65	1.00								
MeanTemp431201	0.01	0.01	0.03	0.04	0.00	-0.09	0.86	0.92	1.00							
MeanPres431201	-0.16	-0.13	-0.18	-0.21	-0.15	-0.28	-0.76	-0.59	-0.71	1.00						
MinTemp431401	0.17	0.16	0.15	0.20	0.15	0.38	0.98	0.61	0.83	-0.77	1.00					
MaxTemp431401	-0.10	-0.05	-0.01	-0.04	-0.04	-0.31	0.61	0.97	0.89	-0.55	0.57	1.00				
MeanTemp431401	0.03	0.02	0.03	0.05	0.02	-0.03	0.88	0.89	0.99	-0.72	0.86	0.88	1.00			
MeanRH431401	0.32	0.30	0.33	0.31	0.29	0.94	0.27	-0.34	-0.13	-0.20	0.32	-0.38	-0.11	1.00		
MeanPres431401	-0.17	-0.13	-0.18	-0.22	-0.15	-0.28	-0.76	-0.58	-0.70	1.00	-0.77	-0.54	-0.72	-0.21	1.00	

ตารางที่ 5.8 เมตริกสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรต่างๆ สำหรับอ่างเก็บน้ำลำแจะ

variables	Inflow	R25093	R25112	R25152	MeanRH	MinTemp	MaxTemp	MeanTemp	MeanPres	MeanRH	MinTemp	MaxTemp	MeanTemp	MeanPres
					431201	431201	431201	431201	431201	431401	431401	431401	431401	431401
Inflow	1.00													
R25093	0.23	1.00												
R25112	0.19	0.49	1.00											
R25152	0.32	0.28	0.22	1.00										
MeanRH431201	0.54	0.38	0.33	0.35	1.00									
MinTemp431201	0.25	0.18	0.16	0.24	0.45	1.00								
MaxTemp431201	-0.17	0.01	0.01	0.00	-0.14	0.65	1.00							
MeanTemp431201	0.02	0.05	0.04	0.10	0.07	0.87	0.91	1.00						
MeanPres431201	-0.16	-0.15	-0.06	-0.16	-0.26	-0.79	-0.73	-0.83	1.00					
MeanRH431401	0.56	0.40	0.33	0.35	0.94	0.38	-0.20	0.01	-0.19	1.00				
MinTemp431401	0.27	0.18	0.17	0.24	0.49	0.99	0.61	0.85	-0.78	0.41	1.00			
MaxTemp431401	-0.19	0.00	0.00	-0.01	-0.15	0.62	0.98	0.89	-0.68	-0.23	0.59	1.00		
MeanTemp431401	0.04	0.05	0.05	0.11	0.14	0.89	0.89	0.99	-0.82	0.04	0.88	0.88	1.00	
MeanPres431401	-0.16	-0.15	-0.06	-0.17	-0.26	-0.79	-0.72	-0.82	1.00	-0.19	-0.78	-0.68	-0.82	1.00

5.3 การวิเคราะห์ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation Function)

ผลการวิเคราะห์ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองของอ่างเก็บน้ำลำตะคอง ลำพระเพลิง มูลบน และลำแะ สามารถสรุปได้ดังนี้

(1) อ่างเก็บน้ำลำตะคอง ผลการวิเคราะห์ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองของข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างที่ช่วงเวลาต่างกัน (lag k) เท่ากับ 7 ให้ค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองค่อนข้างสูง กล่าวคือมีค่าอยู่ในช่วงระหว่าง 0.35-0.78 นอกจากนี้ข้อมูลปริมาณน้ำท่าที่สถานี M.89 ที่ lag k เท่ากับ 7 ยังให้ค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองสูงอีกด้วยคืออยู่ในช่วงระหว่าง 0.38-0.79 ซึ่งจะนำมาใช้ในการกำหนดแบบจำลอง ในขณะที่ข้อมูลตัวแปรอื่น ๆ ให้ค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองที่ช่วงเวลาต่างกันไม่สูงนัก ดังนั้นจึงไม่นำมาใช้ในการกำหนดแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์

(2) อ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง ผลการวิเคราะห์ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองของข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างที่ช่วงเวลาต่างกัน (lag k) เท่ากับ 7 ให้ค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองค่อนข้างสูง กล่าวคือมีค่าอยู่ในช่วงระหว่าง 0.24-0.73 นอกจากนี้ข้อมูลปริมาณน้ำท่าที่ของสถานี M.145 ที่ lag k เท่ากับ 7 ยังให้ค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองสูงอีกด้วยคืออยู่ในช่วงระหว่าง 0.33-0.75 ซึ่งได้นำมาใช้ในการกำหนดแบบจำลอง ในขณะที่ข้อมูลตัวแปรอื่น ๆ ให้ค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองที่ช่วงเวลาต่างกันไม่สูงนัก ดังนั้นจึงไม่นำมาใช้ในการกำหนดแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์

(3) อ่างเก็บน้ำมูลบน ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ของข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างที่ช่วงเวลาต่างกัน (Lag k) เท่ากับ 30 ให้ค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองค่อนข้างสูง กล่าวคือมีค่าอยู่ในช่วงระหว่าง 0.17-0.82 แสดงให้เห็นว่าอิทธิพลของข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างที่ช่วงเวลาที่แตกต่างกันมีอิทธิพลซึ่งกันและกันค่อนข้างสูง ในขณะที่ข้อมูลตัวแปรอื่น ๆ ให้ค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองที่ช่วงเวลาต่างกันไม่สูงนัก ดังนั้นจึงไม่นำมาใช้ในการกำหนดแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ เนื่องจากอาจทำให้แบบจำลองที่มีตัวแปรมากเกินไปและมีผลต่อความเร็วในการทำงานของคอมพิวเตอร์

(4) อ่างเก็บน้ำลำแะ ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองของข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างที่ช่วงเวลาต่างกัน (lag k) เท่ากับ 30 ให้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเองค่อนข้างสูง กล่าวคือมีค่าอยู่ในช่วงระหว่าง 0.42-0.85 ในขณะที่ข้อมูลตัวแปรอื่น ๆ ให้ค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองที่ช่วงเวลาต่างกันไม่สูงนัก ดังนั้นจึงไม่นำมาใช้ในการกำหนดแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์

5.4 แบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำโดย ANNs กรณีอ่างเก็บน้ำเดี่ยว (Single Reservoir)

ผลที่ได้จากการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ ทั้งในลักษณะของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (correlation matrix) และฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองสามารถนำมากำหนดฟังก์ชันการพยากรณ์ ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำทั้ง 4 อ่าง ในกรณีแยกพิจารณาแต่ละอ่างเก็บน้ำ (single reservoir) โดยมี รูปแบบของแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ดังนี้

5.4.1 แบบจำลองรายวัน

(1) อ่างเก็บน้ำลำตะคอง แบบจำลองรายวันพัฒนาจากข้อมูลรายวันที่ระหว่างวันที่ 1 กรกฎาคม พ.ศ. 2530 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2541 จำนวน 4202 ค่า เพื่อกำหนดฟังก์ชันพยากรณ์ ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำลำตะคอง ซึ่งแบ่งออกได้เป็น 4 แบบ คือ แบบจำลอง A, B, C และ D เพื่อการศึกษาเปรียบเทียบหาแบบจำลองที่เหมาะสมต่อไป แบบจำลองทั้ง 4 แบบ มีรายละเอียด ดังต่อไปนี้

แบบจำลอง A ใช้ตัวแปรนำเข้า (input) จำนวนทั้งหมด 10 ตัวแปร ได้แก่ ข้อมูลปริมาณน้ำที่ ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ ข้อมูลปริมาณน้ำท่าของสถานี M.89 ข้อมูลฝนของสถานี 25272, 25612, 25644, 25650 และข้อมูลอุณหภูมิตามวิทยาซึ่งประกอบด้วย ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์ต่ำสุด-สูงสุดของสถานี 401301 และข้อมูลอุณหภูมิต่ำสุด-สูงสุดของสถานี 401301

$$\text{Inflow}_{LK}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{LK}(t), \text{Flow}_{M.89}(t), \text{R}_{25272}(t), \text{R}_{25612}(t), \text{R}_{25644}(t), \\ \text{R}_{25650}(t), \text{Min}_{RH431301}(t), \text{Max}_{RH431301}(t), \text{Min}_{Temp431301}(t), \\ \text{Max}_{Temp431301}(t) \}$$

แบบจำลอง B ใช้ตัวแปรนำเข้าจำนวน 8 ตัวแปร โดยได้ตัดตัวแปรนำเข้าของแบบจำลอง A ออก 2 ตัวแปรคือ ข้อมูลฝนของสถานี 25644 และ 25650 เนื่องจากตำแหน่งของสถานีวัดน้ำฝน ตั้งอยู่ห่างกับตำแหน่งของอ่างเก็บน้ำมาก นอกจากนี้ข้อมูลยังไม่ค่อยสมบูรณ์ กล่าวคือมีข้อมูลขาด หายไปค่อนข้างมาก ต้องอาศัยการเติมข้อมูลโดยวิธี distance weighted จากข้อมูลของสถานีอื่น ดังนั้นจึงไม่ได้นำตัวแปรมาร่วมพิจารณาในการกำหนดรูปแบบฟังก์ชันการพยากรณ์สำหรับ แบบจำลองนี้

$$\text{Inflow}_{\text{LK}}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{\text{LK}}(t), \text{FlowM.89}(t), \text{R25272}(t), \text{R25612}(t), \text{MinRH431301}(t), \\ \text{MaxRH431301}(t), \text{MinTemp431301}(t), \text{MaxTemp431301}(t) \}$$

แบบจำลอง C และ D ได้นำผลของการศึกษาฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (autocorrelation function) มาพิจารณาในการกำหนดรูปแบบฟังก์ชันการพยากรณ์ ซึ่งผลการศึกษาข้างต้นพบว่า ข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างและข้อมูลปริมาณน้ำท่าของสถานี M.89 ยังคงมีอิทธิพลของสหสัมพันธ์ในตัวเองค่อนข้างสูง โดยเฉพาะอย่างยิ่งที่ช่วงเวลาต่างกัน (lag k) เท่ากับ 50 ในขณะที่ข้อมูลฝนของสถานี 25272 อิทธิพลของสหสัมพันธ์ในตัวเองพอประมาณ และเนื่องจากตำแหน่งของสถานีตั้งอยู่ใกล้กับตำแหน่งของอ่างเก็บน้ำมาก ดังนั้นจึงได้นำฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองมาพิจารณาร่วมในการกำหนดรูปแบบฟังก์ชันการพยากรณ์ด้วย อย่างไรก็ตามเพื่อให้แบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์สำหรับการพยากรณ์มีขนาดใหญ่เกินไปจึงได้พิจารณาอิทธิพลของฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองที่ช่วงเวลาต่างกัน (lag k) เท่ากับ 3 เท่านั้นในการนำมากำหนดรูปแบบของแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ โดยมีรายละเอียดของแบบจำลองดังนี้คือ **แบบจำลอง C** นำอิทธิพลของสหสัมพันธ์ในตัวเองของข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างมาพิจารณา โดยมีตัวแปรนำเข้าจำนวน 5 ตัวแปรประกอบด้วย ข้อมูล Inflow (t), Inflow (t-1), Inflow (t-2) และ Inflow (t-3) และข้อมูลปริมาณน้ำท่าของสถานี M.89 **แบบจำลอง D** อาศัยอิทธิพลสหสัมพันธ์ในตัวเอง ของข้อมูลฝนสถานี 25272 เป็นหลักเพื่อกำหนดรูปแบบฟังก์ชันการพยากรณ์ โดยมีตัวแปรนำเข้าจำนวน 6 ตัวแปรประกอบด้วย ข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างในเดือน t ข้อมูลปริมาณน้ำท่าของสถานี M.89 ในเวลา t และข้อมูลฝนของสถานี 25272 ในเวลาที่ t, t-1, t-2 และ t-3

แบบจำลอง C

$$\text{Inflow}_{\text{LK}}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{\text{LK}}(t), \text{FlowM.89}(t-3), \text{FlowM.89}(t-2), \text{FlowM.89}(t-1), \\ \text{FlowM.89}(t) \}$$

แบบจำลอง D

$$\text{Inflow}_{\text{LK}}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{\text{LK}}(t), \text{FlowM.89}(t), \text{R25272}(t-3), \text{R25272}(t-2), \text{R25272}(t-1), \\ \text{R25272}(t) \}$$

(2) **อ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง** แบบจำลองรายวันพัฒนาจากข้อมูลรายระหว่งวันที่ 1 กรกฎาคม พ.ศ. 2535 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2541 จำนวน 2375 ค่า เพื่อกำหนดฟังก์ชันการพยากรณ์ ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำลำพระเพลิงซึ่งแบ่งออกได้เป็น 4 แบบ ในทำนองเดียวกับกรณีอ่างเก็บน้ำลำตะคอง ดังรายละเอียดต่อไปนี้

แบบจำลอง A ใช้ตัวแปรนำเข้าทั้งหมด 15 ตัวแปรได้แก่ ข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ ข้อมูลน้ำท่าจากสถานีวัดน้ำท่า M.145 ข้อมูลฝนของสถานี 25152, 25511, 25751 และ 25781 และข้อมูลอุตุนิยมวิทยาซึ่งประกอบด้วย ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย อุณหภูมิเฉลี่ยและต่ำสุด-สูงสุด และความดันบรรยากาศ ของสถานี 431201 ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย อุณหภูมิเฉลี่ยและต่ำสุด-สูงสุด 431401 สำหรับความดันบรรยากาศของสถานี 431401 มีค่าเท่ากับสถานี 431201 จึงตัดออกไปเพื่อลดข้อมูลนำเข้าแบบจำลองให้น้อยลง

$$\begin{aligned} \text{Inflow}_{LP}(t+1) = f \{ & \text{Inflow}(t), \text{FlowM.145}(t), \text{R25152}(t), \text{R25511}(t), \text{R25751}(t), \\ & \text{R25781}(t), \text{MeanRH431201}(t), \text{MinTemp431201}(t), \text{MaxTemp431201}(t), \\ & \text{MeanTemp431201}(t), \text{MeanPres431201}(t), \text{MinTemp431401}(t), \text{MaxTemp431401}(t), \\ & \text{MeanTemp431401}(t), \text{MeanRH431401}(t) \} \end{aligned}$$

แบบจำลอง B ใช้ตัวแปรนำเข้าทั้งหมด 8 ตัวแปร ที่มีค่าสัมพันธ์สหสัมพันธ์กับ $\text{Inflow}(t+1)$ ก่อนข้างสูงกว่าตัวแปรอื่นๆ คือ $\text{Inflow}(t)$ ปริมาณฝนทั้ง 4 สถานีข้างต้น ค่าความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ยและค่าความดันบรรยากาศ ของสถานีวัดอากาศ 431201

$$\begin{aligned} \text{Inflow}_{LP}(t+1) = f \{ & \text{Inflow}_{LP}(t), \text{FlowM.145}(t), \text{R25152}(t), \text{R25511}(t), \text{R25751}(t), \\ & \text{R25781}(t), \text{MeanRH431201}(t), \text{MeanPres431201}(t) \} \end{aligned}$$

แบบจำลอง C ใช้ตัวแปรนำเข้า 5 ตัวแปร โดยนำผลของการศึกษาฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองมาพิจารณาในการกำหนดรูปแบบฟังก์ชันการพยากรณ์ซึ่งผลการศึกษาพบว่าข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างมีอิทธิพลของสหสัมพันธ์ในตัวเองค่อนข้างสูงในช่วงเวลาที่ต่างกันไม่มากนัก จึงนำมาพิจารณาในการกำหนดรูปแบบการพยากรณ์ โดยใช้ข้อมูล $\text{Inflow}(t-3)$, $\text{Inflow}(t-2)$, $\text{Inflow}(t-1)$ และ $\text{Inflow}(t)$ ร่วมกับปริมาณน้ำท่าที่สถานี M.145

$$\text{Inflow}_{LP}(t+1) = f\{\text{Inflow}_{LP}(t-3), \text{Inflow}_{LP}(t-2), \text{Inflow}_{LP}(t-1), \text{Inflow}_{LP}(t), \text{FlowM.145}(t)\}$$

แบบจำลอง D ใช้ข้อมูล Inflow(t) ข้อมูลสถานีวัดน้ำท่า M.145 และข้อมูลฝนของสถานี ห้วงงานคือสถานี 25511 ย้อนหลังไปถึง t-3 โดยใช้ผลจากการศึกษาฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง ประกอบการพิจารณาเช่นเดียวกับแบบจำลอง C โดยแบบจำลอง D ใช้ตัวแปรนำเข้าจำนวน 6 ตัวแปร

$$\text{Inflow}_{LP}(t+1) = f\{\text{Inflow}_{LP}(t), \text{FlowM.145}(t), \text{R25511}(t), \text{R25511}(t-3), \text{R25511}(t-2), \text{R25511}(t-1)\}$$

(3) **อ่างเก็บน้ำมูลบน** แบบจำลองรายวันพัฒนาจากข้อมูลรายระหว่างวันที่ 1 เมษายน พ.ศ. 2538 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2541 จำนวน 1371 ค่า เพื่อกำหนดฟังก์ชันการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำน้ำมูลบนซึ่งแบ่งออกได้เป็น 4 แบบดังต่อไปนี้

แบบจำลอง A ใช้ตัวแปรนำเข้าจำนวนทั้งหมด 15 ตัวแปร ได้แก่ ข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้า อ่างเก็บน้ำ ข้อมูลฝนของสถานี 25521, 25093, 25152 และ 25112 และข้อมูลอุตุนิยมวิทยาซึ่งประกอบด้วย ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย อุณหภูมิเฉลี่ยและต่ำสุด-สูงสุด และ ความกดอากาศของสถานี 431201 ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย อุณหภูมิเฉลี่ยและต่ำสุด-สูงสุด และ ความกดอากาศของสถานี 431401 ส่วนข้อมูลน้ำท่าของสถานี M.49B ไม่ได้นำมาใช้เนื่องจากไม่มีการตรวจวัดตั้งแต่ปี พ.ศ. 2526 จึงไม่มีข้อมูลปัจจุบัน

$$\text{Inflow}_{MB}(t+1) = f\{\text{Inflow}_{MB}(t), \text{R25521}(t), \text{R25093}(t), \text{R25152}(t), \text{R25112}(t), \text{MeanRH431201}(t), \text{MinTemp431201}(t), \text{MaxTemp431201}(t), \text{MeanTemp431201}(t), \text{MeanPres431201}(t), \text{MinTemp431401}(t), \text{MaxTemp431401}(t), \text{MeanTemp431401}(t), \text{MeanRH431401}(t), \text{MeanPres431401}(t)\}$$

แบบจำลอง B ใช้ตัวแปรนำเข้า 11 ตัวแปร โดยตัดความดันบรรยากาศและอุณหภูมิเฉลี่ยออกเนื่องจากมีความสัมพันธ์กับ inflow ก่อนข้างต่ำเมื่อเทียบกับตัวแปรอื่นๆ

$$\text{Inflow}_{\text{MB}}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{\text{MB}}(t), \text{R25521}(t), \text{R25093}(t), \text{R25152}(t), \text{R25112}(t), \\ \text{MeanRH431201}(t), \text{MinTemp431201}(t), \text{MaxTemp431201}(t), \text{MinTemp431401}(t), \\ \text{MeanRH431401}(t), \text{MaxTemp431401}(t) \}$$

แบบจำลอง C ใช้ผลการศึกษาฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองมาพิจารณาในการกำหนดรูปแบบฟังก์ชันการพยากรณ์ซึ่งผลการศึกษาพบว่าข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างมีสหสัมพันธ์ในตัวเองค่อนข้างสูงในช่วงเวลาต่างกันไม่มากนัก จึงนำมาพิจารณาในการกำหนดรูปแบบการพยากรณ์โดยใช้ข้อมูล $\text{Inflow}(t-3)$, $\text{Inflow}(t-2)$, $\text{Inflow}(t-1)$ และ $\text{Inflow}(t)$

$$\text{Inflow}_{\text{MB}}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{\text{MB}}(t-3), \text{Inflow}_{\text{MB}}(t-2), \text{Inflow}_{\text{MB}}(t-1), \text{Inflow}_{\text{MB}}(t) \}$$

แบบจำลอง D ใช้เพียงข้อมูล $\text{Inflow}(t)$ ข้อมูลฝน อุณหภูมิและค่าความชื้นสัมพัทธ์ที่สถานี 431201 และ 431401 เนื่องจากมีความสัมพันธ์กับ Inflow สูง แบบจำลอง D ใช้ตัวแปรนำเข้า 10 ตัวแปร

$$\text{Inflow}_{\text{MB}}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{\text{MB}}(t), \text{R25521}(t), \text{R25152}(t), \text{R25112}(t), \text{MeanRH431201}(t), \\ \text{MinTemp431201}(t), \text{MaxTemp431201}(t), \text{MinTemp431401}(t), \text{MeanRH431401}(t), \\ \text{MaxTemp431401}(t) \}$$

(4) อ่างเก็บน้ำลำแะ แบบจำลองรายวันพัฒนาจาก ข้อมูลรายวันระหว่างวันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2542 ถึง 28 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2544 จำนวน 790 ค่า เพื่อกำหนดฟังก์ชันการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำลำแะซึ่งแบ่งออกได้เป็น 4 แบบดังต่อไปนี้

แบบจำลอง A ใช้ตัวแปรนำเข้า 14 ตัวแปร ได้แก่ ข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ ข้อมูลฝนของสถานี 25093, 25152 และ 25112 และข้อมูลอุตุนิยมวิทยาซึ่งประกอบด้วย ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย อุณหภูมิเฉลี่ยและต่ำสุด-สูงสุด และ ความกดอากาศของสถานี 431201 ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย อุณหภูมิเฉลี่ยและต่ำสุด-สูงสุด และ ความกดอากาศของสถานี 431401 โดยข้อมูลสถานีวัดน้ำท่า M.81 ไม่ได้นำมาใช้เนื่องจากไม่มีการตรวจวัดมาตั้งแต่ปี พ.ศ. 2533 จึงไม่มีข้อมูลปัจจุบัน

$$\text{Inflow}_{LC}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{LC}(t), R25093(t), R25152(t), 25112(t), \text{MeanRH431201}(t), \\ \text{MinTemp431201}(t), \text{MaxTemp431201}(t), \text{MeanTemp431201}(t), \text{MeanPres431201}(t), \\ \text{MinTemp431401}(t), \text{MaxTemp431401}(t), \text{MeanTemp431401}(t), \text{MeanRH431401}(t), \\ \text{MeanPres431401}(t) \}$$

แบบจำลอง B ใช้ตัวแปรนำเข้าทั้งหมด 10 ตัวแปร โดยตัดอุณหภูมิเฉลี่ยและความกดอากาศออกเนื่องจากมีความสัมพันธ์กับ inflow ก่อนข้างต่ำเมื่อเทียบกับตัวแปรอื่นๆ

$$\text{Inflow}_{LC}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{LC}(t), R25093(t), R25152(t), 25112(t), \text{MeanRH431201}(t), \\ \text{MinTemp431201}(t), \text{MaxTemp431201}(t), \text{MinTemp431401}(t), \text{MaxTemp431401}(t), \\ \text{MeanRH431401}(t) \}$$

แบบจำลอง C ใช้ผลของการศึกษาฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองมาพิจารณาในการกำหนดรูปแบบฟังก์ชันการพยากรณ์ซึ่งผลการศึกษาพบว่าข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างมีอิทธิพลของสหสัมพันธ์ในตัวเองค่อนข้างสูงในช่วงเวลาที่ต่างกันไม่มากนัก จึงนำมาพิจารณาในการกำหนดรูปแบบการพยากรณ์ โดยใช้ตัวแปรนำเข้า 4 ตัวแปร

$$\text{Inflow}_{LC}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{LC}(t), \text{Inflow}_{LC}(t-3), \text{Inflow}_{LC}(t-2), \text{Inflow}_{LC}(t-1) \}$$

แบบจำลอง D ใช้ตัวแปรนำเข้า 4 ตัวแปร คือ ปริมาณน้ำฝนใน 3 สถานีดังกล่าวและ $\text{Inflow}(t)$ เนื่องจากปริมาณฝนมีความสัมพันธ์ค่อนข้างดีกับ inflow

$$\text{Inflow}_{LC}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{LC}(t), R25093(t), R25152(t), R25112(t) \}$$

5.4.2 แบบจำลองรายสัปดาห์

(1) อ่างเก็บน้ำลำตะคอง แบบจำลองรายสัปดาห์พัฒนาจากข้อมูลรายสัปดาห์ระหว่างวันที่ 1 กรกฎาคม พ.ศ. 2530 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2541 จำนวน 600 ค่า เพื่อกำหนดฟังก์ชันการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำลำตะคองซึ่งแบ่งออกเป็น 4 แบบ ดังต่อไปนี้

แบบจำลอง A ใช้ตัวแปรนำเข้า 10 ตัวแปรได้แก่ ข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ ข้อมูลปริมาณน้ำท่าของสถานี M.89 ข้อมูลฝนของสถานี 25272, 25612, 25644, 25650 และข้อมูลอุณหภูมิต่ำสุด-สูงสุดของสถานี 401301 และข้อมูลอุณหภูมิต่ำสุด-สูงสุดของสถานี 401301

$$\text{Inflow}_{\text{LK}}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{\text{LK}}(t), \text{FlowM.89}(t), \text{R25272}(t), \text{R25612}(t), \text{R25644}(t), \\ \text{R25650}(t), \text{MinRH431301}(t), \text{MaxRH431301}(t), \text{MinTemp431301}(t), \\ \text{MaxTemp431301}(t) \}$$

แบบจำลอง B ใช้ตัวแปรนำเข้า 8 ตัวแปร โดยได้ตัดข้อมูลนำเข้าของแบบจำลอง A ในส่วนของข้อมูลฝนของสถานี 25644 และ 25650 ออก เนื่องจากตำแหน่งของสถานีวัดน้ำฝนตั้งอยู่ห่างกับตำแหน่งของอ่างเก็บน้ำมาก นอกจากนี้ข้อมูลยังไม่ค่อยสมบูรณ์ กล่าวคือมีข้อมูลขาดหายไปค่อนข้างมาก ต้องอาศัยการเติมข้อมูลโดยวิธี distance weighted โดยใช้ข้อมูลจากสถานีอื่น ดังนั้นจึงไม่ได้นำทั้ง 2 ตัวแปรข้างต้นมาพิจารณาร่วมในการกำหนดรูปแบบฟังก์ชันการพยากรณ์สำหรับแบบจำลองนี้

$$\text{Inflow}_{\text{LK}}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{\text{LK}}(t), \text{FlowM.89}(t), \text{R25272}(t), \text{R25612}(t), \text{MinRH431301}(t), \\ \text{MaxRH431301}(t), \text{MinTemp431301}(t), \text{MaxTemp431301}(t) \}$$

แบบจำลอง C และ D ได้นำผลของการศึกษาฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองมาพิจารณาในการกำหนดรูปแบบฟังก์ชันการพยากรณ์ ซึ่งผลการศึกษาข้างต้นพบว่าข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างและข้อมูลปริมาณน้ำท่าของสถานี M.89 ยังคงมีอิทธิพลของสหสัมพันธ์ในตัวเองค่อนข้างสูง โดยเฉพาะอย่างยิ่งที่ช่วงเวลาต่างกัน (lag k) เท่ากับ 50 ในขณะที่ข้อมูลฝนของสถานี 25272 อิทธิพลของสหสัมพันธ์ในตัวเองมีค่าพอประมาณ แต่เนื่องจากตำแหน่งของสถานีตั้งอยู่ใกล้กับตำแหน่งของอ่างเก็บน้ำมาก ดังนั้นจึงได้นำฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองมาร่วมพิจารณาในการกำหนดรูปแบบฟังก์ชันการพยากรณ์ อย่างไรก็ตามเพื่อให้แบบจำลอง โครงข่ายประสาทประดิษฐ์สำหรับการพยากรณ์มีขนาดใหญ่จนเกินไปจึงได้พิจารณาอิทธิพลของฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองที่ช่วงเวลาต่างกัน (lag k) เท่ากับ 3 เท่านั้น กรณี **แบบจำลอง C** อิทธิพลของสหสัมพันธ์ในตัวเองของข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างถูกนำมาพิจารณา โดยมีตัวแปรนำเข้า จำนวน 5 ตัวแปรประกอบด้วยข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างในที t, t-1, t-2 และ t-3 และข้อมูลปริมาณน้ำท่าของสถานี M.89

แบบจำลอง D อาศัยอิทธิพลของสหสัมพันธ์ในตัวเองของข้อมูลฝนสถานี 25272 เป็นหลักเพื่อกำหนดรูปแบบฟังก์ชันการพยากรณ์ โดยมีตัวแปรนำเข้า 6 ตัวแปรประกอบด้วย ข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างในเดือน t ข้อมูลปริมาณน้ำท่าของสถานี M.89 ในเวลา t และข้อมูลฝนของสถานี 25272 ในเวลาที่ $t, t-1, t-2$ และ $t-3$

แบบจำลอง C

$$\text{Inflow}_{\text{LK}}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{\text{LK}}(t), \text{FlowM.89}(t-3), \text{FlowM.89}(t-2), \text{FlowM.89}(t-1), \text{FlowM.89}(t) \}$$

แบบจำลอง D

$$\text{Inflow}_{\text{LK}}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{\text{LK}}(t), \text{FlowM.89}(t), \text{R25272}(t-3), \text{R25272}(t-2), \text{R25272}(t-1), \text{R25272}(t) \}$$

(2) **อ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง** แบบจำลองรายสัปดาห์พัฒนาจากข้อมูลรายสัปดาห์ระหว่างวันที่ 1 กรกฎาคม พ.ศ. 2535 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2541 จำนวน 339 ค่าเพื่อกำหนดฟังก์ชันการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำลำพระเพลิงซึ่งแบ่งออกเป็น 4 แบบดังต่อไปนี้

แบบจำลอง A ใช้ตัวแปรนำเข้า 15 ตัวแปรได้แก่ ข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ ข้อมูลน้ำท่าจากสถานีวัดน้ำท่า M.145 ข้อมูลฝนของสถานี 25152, 25511, 25751 และ 25781 และ ข้อมูลอุณหภูมิจึงประกอบด้วย ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย อุณหภูมิเฉลี่ยและต่ำสุด-สูงสุด และความดันบรรยากาศ ของสถานี 431201 ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย อุณหภูมิเฉลี่ยและต่ำสุด-สูงสุด 431401 สำหรับความดันบรรยากาศของสถานี 431401 มีค่าเท่ากับสถานี 431201 จึงตัดออกไปเพื่อลดข้อมูลป้อนแบบจำลองให้น้อยลง

$$\begin{aligned} \text{Inflow}_{\text{LP}}(t+1) = f \{ & \text{Inflow}_{\text{LP}}(t), \text{FlowM.145}(t), \text{R25152}(t), \text{R25511}(t), \text{R25751}(t), \\ & \text{R25781}(t), \text{MeanRH431201}(t), \text{MinTemp431201}(t), \text{MaxTemp431201}(t), \\ & \text{MeanTemp431201}(t), \text{MeanPres431201}(t), \text{MinTemp431401}(t), \text{MaxTemp431401}(t), \\ & \text{MeanTemp431401}(t), \text{MeanRH431401}(t) \} \end{aligned}$$

แบบจำลอง B ใช้ตัวแปรนำเข้า 8 ตัวแปร ที่มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์กับ Inflow (t+1) ก่อนข้างสูงกว่าตัวแปรอื่นๆ คือ Inflow(t) ปริมาณฝนทั้ง 4 สถานีข้างต้น ค่าความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ยและค่าความดันบรรยากาศ ของสถานีวัดอากาศ 431201

$$\text{Inflow}_{LP}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{LP}(t), \text{FlowM.145}(t), \text{R25152}(t), \text{R25511}(t), \text{R25751}(t), \text{R25781}(t), \text{MeanRH431201}(t), \text{MeanPres431201}(t) \}$$

แบบจำลอง C ใช้ตัวแปรนำเข้า 5 ตัวแปร โดยได้นำผลของการศึกษาฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองมาพิจารณาในการกำหนดรูปแบบฟังก์ชันการพยากรณ์ซึ่งผลการศึกษาพบว่าข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างมีอิทธิพลของสหสัมพันธ์ในตัวเองค่อนข้างสูงในช่วงเวลาต่างกันไม่มากนัก จึงนำมาพิจารณาในการกำหนดรูปแบบการพยากรณ์ โดยใช้ข้อมูล Inflow(t-3), Inflow(t-2), Inflow(t-1) และ Inflow(t) ร่วมกับปริมาณน้ำท่าที่สถานี M.145

$$\text{Inflow}_{LP}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{LP}(t-3), \text{Inflow}_{LP}(t-2), \text{Inflow}_{LP}(t-1), \text{Inflow}_{LP}(t), \text{FlowM.145}(t) \}$$

แบบจำลอง D ใช้ข้อมูล Inflow(t) ข้อมูลสถานีวัดน้ำท่า M.145 และข้อมูลฝนของสถานีหัวงานคือสถานี 25511 ย้อนหลังไปถึง t-3 และใช้ผลจากการศึกษาฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองประกอบการพิจารณาเช่นเดียวกับแบบจำลอง C โดยแบบจำลอง D นี้ใช้ตัวแปรนำเข้า 6 ตัวแปร

$$\text{Inflow}_{LP}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{LP}(t), \text{FlowM.145}(t), \text{R25511}(t), \text{R25511}(t-3), \text{R25511}(t-2), \text{R25511}(t-1) \}$$

(3) **อ่างเก็บน้ำมูลบน** แบบจำลองรายสัปดาห์พัฒนาจากข้อมูลรายสัปดาห์ระหว่างวันที่ 1 เมษายน พ.ศ. 2538 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2541 จำนวน 196 ค่า เพื่อกำหนดฟังก์ชันการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำมูลบนซึ่งแบ่งออกได้เป็น 4 แบบ เพื่อการศึกษาเปรียบเทียบดังต่อไปนี้

แบบจำลอง A ใช้ตัวแปรนำเข้าจำนวน 15 ตัวแปร ได้แก่ ข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ ข้อมูลฝนของสถานี 25521, 25093, 25152 และ 25112 และข้อมูลอุตุนิยมวิทยาซึ่งประกอบด้วย ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย อุณหภูมิเฉลี่ยและต่ำสุด-สูงสุด และ ความกดอากาศ

ของสถานี 431201 ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย อุณหภูมิเฉลี่ยและต่ำสุด-สูงสุด และ ความกดอากาศ ของสถานี 431401 โดยข้อมูลสถานีวัดน้ำท่า M.49B ไม่ได้นำมาใช้เนื่องจากไม่มีการตรวจวัดมาตั้งแต่ปี พ.ศ. 2526 จึงไม่มีข้อมูลปัจจุบัน

$$\text{Inflow}_{\text{MB}}(t+1) = f\{\text{Inflow}_{\text{MB}}(t), \text{R25521}(t), \text{R25093}(t), \text{R25152}(t), \text{R25112}(t), \\ \text{MeanRH431201}(t), \text{MinTemp431201}(t), \text{MaxTemp431201}(t), \text{MeanTemp431201}(t), \\ \text{MeanPres431201}(t), \text{MinTemp431401}(t), \text{MaxTemp431401}(t), \text{MeanTemp431401}(t), \\ \text{MeanRH431401}(t), \text{MeanPres431401}(t)\}$$

แบบจำลอง B ใช้ ตัวแปรนำเข้า 11 ตัวแปร โดยตัดความดันบรรยากาศและอุณหภูมิเฉลี่ยออกเนื่องจากมีความสัมพันธ์กับ inflow ค่อนข้างต่ำเมื่อเทียบกับตัวแปรอื่นๆ

$$\text{Inflow}_{\text{MB}}(t+1) = f\{\text{Inflow}_{\text{MB}}(t), \text{R25521}(t), \text{R25093}(t), \text{R25152}(t), \text{R25112}(t), \\ \text{MeanRH431201}(t), \text{MinTemp431201}(t), \text{MaxTemp431201}(t), \text{MinTemp431401}(t), \\ \text{MeanRH431401}(t), \text{MaxTemp431401}(t)\}$$

แบบจำลอง C ใช้ผลของการศึกษาฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองมาพิจารณาในการกำหนดรูปแบบฟังก์ชันการพยากรณ์ซึ่งผลการศึกษาพบว่าข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างมีอิทธิพลของสหสัมพันธ์ในตัวเองค่อนข้างสูงในช่วงเวลาต่างกันไม่มากนัก จึงนำมาพิจารณาในการกำหนดรูปแบบการพยากรณ์ โดยใช้ข้อมูล $\text{Inflow}(t-3)$, $\text{Inflow}(t-2)$, $\text{Inflow}(t-1)$ และ $\text{Inflow}(t)$

$$\text{Inflow}_{\text{MB}}(t+1) = f\{\text{Inflow}_{\text{MB}}(t-3), \text{Inflow}_{\text{MB}}(t-2), \text{Inflow}_{\text{MB}}(t-1), \text{Inflow}_{\text{MB}}(t)\}$$

แบบจำลอง D ใช้เพียงข้อมูล $\text{Inflow}(t)$ ข้อมูลฝน อุณหภูมิและค่าความชื้นสัมพัทธ์ที่สถานี 431201 และ 431401 เนื่องจากมีความสัมพันธ์กับ Inflow สูงแบบจำลอง D ใช้ตัวแปรนำเข้าจำนวน 10 ตัวแปร

$$\text{Inflow}_{\text{MB}}(t+1) = f\{\text{Inflow}_{\text{MB}}(t), \text{R25521}(t), \text{R25152}(t), 25112(t), \text{MeanRH431201}(t), \\ \text{MinTemp431201}(t), \text{MaxTemp431201}(t), \text{MinTemp431401}(t), \text{MeanRH431401}(t), \\ \text{MaxTemp431401}(t)\}$$

(4) อ่างเก็บน้ำลำแะ แบบจำลองรายสัปดาห์พัฒนาจากข้อมูลรายสัปดาห์ระหว่างวันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2542 ถึง 28 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2544 จำนวน 168 ค่า เพื่อกำหนดฟังก์ชันการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำลำแะซึ่งแบ่งออกได้เป็น 4 แบบดังต่อไปนี้

แบบจำลอง A ใช้ตัวแปรนำเข้าทั้งหมด 14 ตัวแปร ได้แก่ ข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ ข้อมูลฝนของสถานี 25093, 25152 และ 25112 และข้อมูลอุณหภูมิตามเวลาที่ประกอบด้วย ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย อุณหภูมิเฉลี่ยและต่ำสุด-สูงสุด และ ความกดอากาศของสถานี 431201 ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย อุณหภูมิเฉลี่ยและต่ำสุด-สูงสุด และ ความกดอากาศ ของสถานี 431401 ข้อมูลสถานีวัดน้ำท่า M.81 ไม่ได้นำมาใช้เนื่องจากไม่มีการตรวจวัดมาตั้งแต่ปี พ.ศ. 2533 จึงไม่มีข้อมูลปัจจุบัน

$$\text{Inflow}_{\text{LC}}(t+1) = f\{\text{Inflow}_{\text{LC}}(t), \text{R25093}(t), \text{R25152}(t), 25112(t), \text{MeanRH431201}(t), \\ \text{MinTemp431201}(t), \text{MaxTemp431201}(t), \text{MeanTemp431201}(t), \text{MeanPres431201}(t), \\ \text{MinTemp431401}(t), \text{MaxTemp431401}(t), \text{MeanTemp431401}(t), \text{MeanRH431401}(t), \\ \text{MeanPres431401}(t)\}$$

แบบจำลอง B ใช้ตัวแปรนำเข้าทั้งหมด 10 ตัวแปร โดยตัดอุณหภูมิเฉลี่ยและความกดอากาศออกเนื่องจากมีความสัมพันธ์กับ inflow ก่อนข้างต่ำเมื่อเทียบกับตัวแปรอื่นๆ

$$\text{Inflow}_{\text{LC}}(t+1) = f\{\text{Inflow}_{\text{LC}}(t), \text{R25093}(t), \text{R25152}(t), 25112(t), \text{MeanRH431201}(t), \\ \text{MinTemp431201}(t), \text{MaxTemp431201}(t), \text{MinTemp431401}(t), \text{MaxTemp431401}(t), \\ \text{MeanRH431401}(t)\}$$

แบบจำลอง C ใช้ผลการศึกษาฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองมาพิจารณาในการกำหนดรูปแบบฟังก์ชันการพยากรณ์ซึ่งผลการศึกษาพบว่าข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างมีอิทธิพลของ

สหสัมพันธ์ในตัวเองค่อนข้างสูงในช่วงเวลาต่างกันไม่มากนัก จึงนำมาพิจารณาในการกำหนดรูปแบบการพยากรณ์ ใช้ตัวแปรนำเข้า 4 ตัวแปร

$$\text{Inflow}_{LC}(t+1) = f\{\text{Inflow}_{LC}(t), \text{Inflow}_{LC}(t-3), \text{Inflow}_{LC}(t-2), \text{Inflow}_{LC}(t-1)\}$$

แบบจำลอง D ใช้ตัวแปรนำเข้า 4 ตัวแปร คือ ปริมาณน้ำฝนใน 3 สถานีดังกล่าวและ $\text{Inflow}(t)$ เนื่องจากปริมาณฝนมีความสัมพันธ์ค่อนข้างดีกับ inflow

$$\text{Inflow}_{LC}(t+1) = f\{\text{Inflow}_{LC}(t), R25093(t), R25152(t), R25112(t)\}$$

5.4.3 แบบจำลองรายเดือน

(1) **อ่างเก็บน้ำลำตะคอง** แบบจำลองรายเดือนพัฒนาจากข้อมูลรายเดือนระหว่างวันที่ 1 กรกฎาคม พ.ศ. 2530 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ.2541 จำนวน 138 ค่า เพื่อกำหนดฟังก์ชันการพยากรณ์ ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำลำตะคองซึ่งแบ่งออกเป็น 4 แบบดังต่อไปนี้

แบบจำลอง A ใช้ตัวแปรนำเข้า 10 ตัวแปรได้แก่ ข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ ข้อมูลปริมาณน้ำท่าของสถานี M.89 ข้อมูลฝนของสถานี 25272, 25612, 25644, 25650 และข้อมูล อุตุณิยมวิทยาซึ่งประกอบด้วย ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์ต่ำสุด-สูงสุดของสถานี 401301 และข้อมูล อุณหภูมิต่ำสุด-สูงสุดของสถานี 401301

$$\begin{aligned} \text{Inflow}_{LK}(t+1) = f\{ & \text{Inflow}_{LK}(t), \text{FlowM.89}(t), R25272(t), R25612(t), R25644(t), \\ & R25650(t), \text{MinRH431301}(t), \text{MaxRH431301}(t), \text{MinTemp431301}(t), \\ & \text{MaxTemp431301}(t)\} \end{aligned}$$

แบบจำลอง B ใช้ตัวแปรนำเข้า 8 ตัวแปร โดยได้ตัดข้อมูลนำเข้าของแบบจำลอง A ในส่วนของข้อมูลฝนของสถานี 25644 และ 25650 ออก เนื่องจากตำแหน่งของสถานีวัดน้ำฝนตั้งอยู่ห่างกับ ตำแหน่งของอ่างเก็บน้ำมาก นอกจากนี้ข้อมูลไม่ค่อยสมบูรณ์ กล่าวคือข้อมูลขาดหายไปค่อนข้างมาก ต้องอาศัยการเติมข้อมูลโดยวิธี distance weighted โดยใช้ข้อมูลจากสถานีอื่น ดังนั้น

จึงไม่ได้นำทั้ง 2 ตัวแปรข้างต้นมาพิจารณาร่วมในการกำหนดรูปแบบฟังก์ชันการพยากรณ์สำหรับแบบจำลองนี้

$$\text{Inflow}_{LK}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{LK}(t), \text{FlowM.89}(t), \text{R25272}(t), \text{R25612}(t), \text{MinRH431301}(t), \text{MaxRH431301}(t), \text{MinTemp431301}(t), \text{MaxTemp431301}(t) \}$$

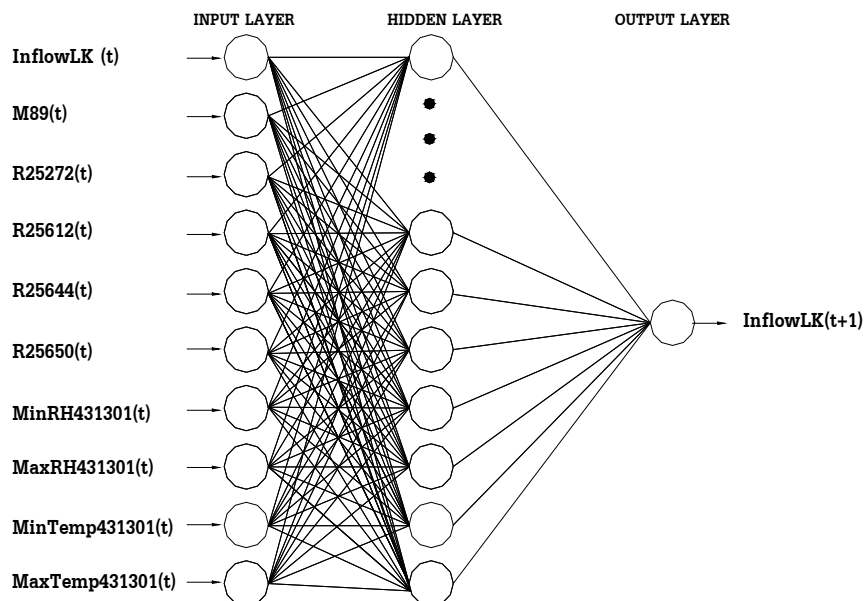
แบบจำลอง C และ D ได้นำผลของการศึกษาฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองมาพิจารณาในการกำหนดรูปแบบฟังก์ชันการพยากรณ์ ซึ่งผลการศึกษาข้างต้นพบว่าข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างและข้อมูลปริมาณน้ำท่าของสถานี M.89 ยังคงมีอิทธิพลของสหสัมพันธ์ในตัวเองค่อนข้างสูง โดยเฉพาะอย่างยิ่งที่ช่วงเวลาต่างกัน (lag k) เท่ากับ 50 ในขณะที่ข้อมูลฝนของสถานี 25272 อิทธิพลของสหสัมพันธ์ในตัวเองมีค่าพอประมาณ แต่เนื่องจากตำแหน่งของสถานีตั้งอยู่ใกล้กับตำแหน่งของอ่างเก็บน้ำมาก ดังนั้นจึงได้นำฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองมาร่วมพิจารณาในการกำหนดรูปแบบฟังก์ชันการพยากรณ์ อย่างไรก็ตามเพื่อให้แบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์สำหรับการพยากรณ์มีขนาดใหญ่จนเกินไปจึงได้พิจารณาอิทธิพลของฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองที่ช่วงเวลาต่างกัน (lag k) เท่ากับ 3 เท่านั้น กรณี **แบบจำลอง C** อิทธิพลของสหสัมพันธ์ในตัวเองของข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างถูกนำมาพิจารณา โดยมีตัวแปรนำเข้า 5 ตัวแปรประกอบด้วย ข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างใน $t, t-1, t-2$ และ $t-3$ และข้อมูลปริมาณน้ำท่าของสถานี M.89 **แบบจำลอง D** อาศัยอิทธิพลของสหสัมพันธ์ในตัวเองของข้อมูลฝนสถานี 25272 เป็นหลักเพื่อกำหนดรูปแบบฟังก์ชันการพยากรณ์ โดยมีตัวแปรนำเข้า 6 ตัวแปรประกอบด้วย ข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างในเดือน t ข้อมูลปริมาณน้ำท่าของสถานี M.89 ในเวลา t และข้อมูลฝนของสถานี 25272 ในเวลาที่ $t, t-1, t-2$ และ $t-3$ สำหรับตัวอย่างแบบจำลองโครงข่ายประสาทประดิษฐ์แสดงในรูปแบบที่ 5.1

แบบจำลอง C

$$\text{Inflow}_{LK}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{LK}(t), \text{FlowM.89}(t-3), \text{FlowM.89}(t-2), \text{FlowM.89}(t-1), \text{FlowM.89}(t) \}$$

แบบจำลอง D

$$\text{Inflow}_{LK}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{LK}(t), \text{FlowM.89}(t), \text{R25272}(t-3), \text{R25272}(t-2), \text{R25272}(t-1), \text{R25272}(t) \}$$



รูปที่ 5.1 โครงสร้าง ANNs ของแบบจำลองแบบแบบ A ของอ่างเก็บน้ำลำตะคองสำหรับการพยากรณ์รายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือน

(2) อ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง แบบจำลองรายเดือน ได้พัฒนาจากข้อมูลรายเดือนระหว่างวันที่ 1 กรกฎาคม พ.ศ. 2535 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2541 จำนวน 78 ค่า เพื่อกำหนดฟังก์ชันการพยากรณ์ ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำลำพระเพลิงซึ่งแบ่งออกเป็น 4 แบบดังต่อไปนี้

แบบจำลอง A ใช้ตัวแปรนำเข้า 15 ตัวแปร ได้แก่ ข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ ข้อมูลน้ำท่าจากสถานีวัดน้ำท่า M.145 ข้อมูลฝนของสถานี 25152, 25511, 25751 และ 25781 และ ข้อมูลอุณหภูมิตามวิทยาซึ่งประกอบด้วย ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย อุณหภูมิเฉลี่ยและต่ำสุด-สูงสุด และความดันบรรยากาศ ของสถานี 431201 ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย อุณหภูมิเฉลี่ยและต่ำสุด-สูงสุด 431401 สำหรับความดันบรรยากาศของสถานี 431401 มีค่าเท่ากับสถานี 431201 จึงตัดออกไปเพื่อลดข้อมูลป้อนแบบจำลองให้น้อยลง

$$\begin{aligned} \text{Inflow}_{LP}(t+1) = f \{ & \text{Inflow}_{LP}(t), \text{FlowM.145}(t), \text{R25152}(t), \text{R25511}(t), \text{R25751}(t), \\ & \text{R25781}(t), \text{MeanRH431201}(t), \text{MinTemp431201}(t), \text{MaxTemp431201}(t), \\ & \text{MeanTemp431201}(t), \text{MeanPres431201}(t), \text{MinTemp431401}(t), \text{MaxTemp431401}(t), \\ & \text{MeanTemp431401}(t), \text{MeanRH431401}(t) \} \end{aligned}$$

แบบจำลอง B ใช้ตัวแปรนำเข้า 8 ตัวแปร ที่มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์กับ inflow ก่อนข้างสูงกว่าตัวแปรอื่นๆ คือ Inflow(t) ปริมาณฝนทั้ง 4 สถานีข้างต้น ค่าความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย และค่าความดันบรรยากาศ ของสถานีวัดอากาศ 431201

$$\text{Inflow}_{LP}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{LP}(t), \text{FlowM.145}(t), \text{R25152}(t), \text{R25511}(t), \text{R25751}(t), \text{R25781}(t), \text{MeanRH431201}(t), \text{MeanPres431201}(t) \}$$

แบบจำลอง C ใช้ตัวแปรนำเข้า 5 ตัวแปร โดยได้นำผลของการศึกษาฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองมาพิจารณาในการกำหนดรูปแบบฟังก์ชันการพยากรณ์ซึ่งผลการศึกษาพบว่าข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างมีอิทธิพลของสหสัมพันธ์ในตัวเองค่อนข้างสูงในช่วงเวลาต่างกันไม่มากนัก จึงนำมาพิจารณาในการกำหนดรูปแบบการพยากรณ์ โดยใช้ข้อมูล Inflow(t-3), Inflow(t-2), Inflow(t-1) และ Inflow(t) ร่วมกับปริมาณน้ำท่าที่สถานี M.145

$$\text{Inflow}_{LP}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{LP}(t-3), \text{Inflow}(t-2), \text{Inflow}(t-1), \text{Inflow}(t), \text{FlowM.145}(t) \}$$

แบบจำลอง D ใช้ข้อมูล Inflow(t) ข้อมูลสถานีวัดน้ำท่า M.145 และข้อมูลฝนของสถานีหัวงานคือสถานี 25511 ย้อนหลังไปถึง t-3 และใช้ผลจากการศึกษาฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองประกอบการพิจารณาเช่นเดียวกับแบบจำลอง C โดยแบบจำลอง D นี้ใช้ตัวแปรนำเข้า 6 ตัวแปร

$$\text{Inflow}_{LP}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{LP}(t), \text{FlowM.145}(t), \text{R25511}(t), \text{R25511}(t-3), \text{R25511}(t-2), \text{R25511}(t-1) \}$$

(3) **อ่างเก็บน้ำมูลบน** แบบจำลองรายเดือนพัฒนาจากข้อมูลรายเดือนระหว่าง 1 เมษายน พ.ศ. 2538 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2541 จำนวน 45 ค่า เพื่อกำหนดฟังก์ชันการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำมูลบนซึ่งแบ่งออกได้เป็น 4 แบบดังต่อไปนี้

แบบจำลอง A ใช้ตัวแปรนำเข้า 15 ตัวแปร ได้แก่ ข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ ข้อมูลฝนของสถานี 25521, 25093, 25152 และ 25112 และข้อมูลอุตุนิยมวิทยาซึ่งประกอบด้วย ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย อุณหภูมิเฉลี่ยและต่ำสุด-สูงสุด และ ความกดอากาศ ของสถานี 431201 ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย อุณหภูมิเฉลี่ยและต่ำสุด-สูงสุด และ ความกดอากาศของ

สถานี 431401 โดยข้อมูลสถานีวัดน้ำท่า M.49B ไม่ได้นำมาใช้เนื่องจากไม่มีการตรวจวัดมาตั้งแต่ปี พ.ศ. 2526 จึงไม่มีข้อมูลปัจจุบัน

$$\text{Inflow}_{\text{MB}}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{\text{MB}}(t), \text{R25521}(t), \text{R25093}(t), \text{R25152}(t), \text{R25112}(t), \\ \text{MeanRH431201}(t), \text{MinTemp431201}(t), \text{MaxTemp431201}(t), \text{MeanTemp431201}(t), \\ \text{MeanPres431201}(t), \text{MinTemp431401}(t), \text{MaxTemp431401}(t), \text{MeanTemp431401}(t), \\ \text{MeanRH431401}(t), \text{MeanPres431401}(t) \}$$

แบบจำลอง B ใช้ตัวแปรนำเข้า 11 ตัวแปร โดยตัดความดันบรรยากาศและอุณหภูมิเฉลี่ยออกเนื่องจากมีความสัมพันธ์กับ inflow ก่อนข้างต่ำเมื่อเทียบกับตัวแปรอื่นๆ

$$\text{Inflow}_{\text{MB}}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{\text{MB}}(t), \text{R25521}(t), \text{R25093}(t), \text{R25152}(t), \text{R25112}(t), \\ \text{MeanRH431201}(t), \text{MinTemp431201}(t), \text{MaxTemp431201}(t), \text{MinTemp431401}(t), \\ \text{MeanRH431401}(t), \text{MaxTemp431401}(t) \}$$

แบบจำลอง C ใช้ผลของการศึกษาฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองมาพิจารณาในการกำหนดรูปแบบฟังก์ชันการพยากรณ์ซึ่งผลการศึกษาพบว่าข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างมีอิทธิพลของสหสัมพันธ์ในตัวเองค่อนข้างสูงในช่วงเวลาต่างกันไม่มากนัก จึงนำมาพิจารณาในการกำหนดรูปแบบการพยากรณ์ โดยใช้ข้อมูล $\text{Inflow}(t-3)$, $\text{Inflow}(t-2)$, $\text{Inflow}(t-1)$ และ $\text{Inflow}(t)$

$$\text{Inflow}_{\text{MB}}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{\text{MB}}(t-3), \text{Inflow}_{\text{MB}}(t-2), \text{Inflow}_{\text{MB}}(t-1), \text{Inflow}_{\text{MB}}(t) \}$$

แบบจำลอง D ใช้เพียงข้อมูล $\text{Inflow}(t)$ ข้อมูลฝน อุณหภูมิและค่าความชื้นสัมพัทธ์ที่สถานี 431201 และ 431401 เนื่องจากมีความสัมพันธ์กับ Inflow สูงแบบจำลอง D ใช้ตัวแปรนำเข้าจำนวน 10 ตัวแปร

$$\text{Inflow}_{\text{MB}}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{\text{MB}}(t), \text{R25521}(t), \text{R25152}(t), \text{R25112}(t), \text{MeanRH431201}(t), \\ \text{MinTemp431201}(t), \text{MaxTemp431201}(t), \text{MinTemp431401}(t), \text{MeanRH431401}(t), \\ \text{MaxTemp431401}(t) \}$$

(4) **อ่างเก็บน้ำลำแซะ** แบบจำลองรายเดือนพัฒนาจากข้อมูลรายเดือนระหว่างวันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2542 ถึง 28 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2544 จำนวน 38 ค่า เพื่อกำหนดฟังก์ชันการพยากรณ์ ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำลำแซะซึ่งแบ่งออกได้เป็น 4 แบบดังต่อไปนี้

แบบจำลอง A ใช้ตัวแปรนำเข้า 14 ตัวแปร ได้แก่ ข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ ข้อมูลฝนของสถานี 25093, 25152 และ 25112 และข้อมูลอุตุนิยมวิทยาซึ่งประกอบด้วย ข้อมูล ความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย อุณหภูมิเฉลี่ยและต่ำสุด-สูงสุด และ ความกดอากาศของสถานี 431201 ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย อุณหภูมิเฉลี่ยและต่ำสุด-สูงสุด และ ความกดอากาศของสถานี 431401 ข้อมูลสถานีวัดน้ำท่า M.81 ไม่ได้นำมาใช้เนื่องจากไม่มีการตรวจวัดมาตั้งแต่ปี พ.ศ.2533 จึง ไม่มีข้อมูลปัจจุบัน

$$\text{Inflow}_{LC}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{LC}(t), R25093(t), R25152(t), 25112(t), \text{MeanRH431201}(t), \text{MinTemp431201}(t), \text{MaxTemp431201}(t), \text{MeanTemp431201}(t), \text{MeanPres431201}(t), \text{MinTemp431401}(t), \text{MaxTemp431401}(t), \text{MeanTemp431401}(t), \text{MeanRH431401}(t), \text{MeanPres431401}(t) \}$$

แบบจำลอง B ใช้ตัวแปรนำเข้า 10 ตัวแปร โดยตัดอุณหภูมิเฉลี่ยและความกดอากาศออก เนื่องจากมีความสัมพันธ์กับ inflow ก่อนข้างต่ำเมื่อเทียบกับตัวแปรอื่นๆ

$$\text{Inflow}_{LC}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{LC}(t), R25093(t), R25152(t), 25112(t), \text{MeanRH431201}(t), \text{MinTemp431201}(t), \text{MaxTemp431201}(t), \text{MinTemp431401}(t), \text{MaxTemp431401}(t), \text{MeanRH431401}(t) \}$$

แบบจำลอง C ใช้ผลการศึกษาสัมพันธ์ในตัวเองมาพิจารณาในการกำหนดรูปแบบ ฟังก์ชันการพยากรณ์ซึ่งผลการศึกษาพบว่าข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างมีอิทธิพลของสหสัมพันธ์ใน ตัวเองค่อนข้างสูงในช่วงเวลาต่างกันไม่มากนัก จึงนำมาพิจารณาในการกำหนดรูปแบบการพยากรณ์ 4 ตัวแปร

$$\text{Inflow}_{LC}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{LC}(t), \text{Inflow}_{LC}(t-3), \text{Inflow}_{LC}(t-2), \text{Inflow}_{LC}(t-1) \}$$

แบบจำลอง D ใช้ข้อมูลนำเข้า 4 ตัวแปร คือ ปริมาณน้ำฝนใน 3 สถานีดังกล่าวและ Inflow(t) เนื่องจากปริมาณฝนมีความสัมพันธ์ค่อนข้างดีกับ inflow

$$\text{Inflow}_{LC}(t+1) = f \{ \text{Inflow}_{LC}(t), R25093(t), R25152(t), R25112(t) \}$$

5.5 แบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำโดย ANNs กรณีหลายอ่างเก็บน้ำ (Multi Reservoirs)

แบบจำลองรายวัน รายสัปดาห์และรายเดือน จะมีโครงสร้างเหมือนกัน โดยแบบจำลองรายวันใช้ข้อมูลรายระหว่างวันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2542 ถึง 28 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2544 จำนวน 790 ค่า แบบจำลองรายสัปดาห์และรายเดือนใช้ข้อมูลในช่วงเวลาดังกล่าว 113 ค่า และ 26 ค่าตามลำดับ เพื่อกำหนดฟังก์ชันการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าระบบอ่างเก็บน้ำทั้ง 4 อ่าง ซึ่งมีแบบจำลองทั้งสิ้น 4 แบบจำลองในลักษณะเดียวกับการพยากรณ์กรณีอ่างเก็บน้ำเดียวในหัวข้อ 5.4 ดังต่อไปนี้

5.5.1 แบบจำลอง A

ใช้ข้อมูลเป็นตัวแปรนำเข้า 28 ตัวแปรคือ ข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำทั้ง 4 อ่างเก็บน้ำ ข้อมูลปริมาณน้ำฝน ข้อมูลปริมาณน้ำท่า และข้อมูลอุตุนิยมวิทยา คือ อุณหภูมิ ความชื้นสัมพัทธ์ และความกดอากาศ เนื่องจากตัวแปรแต่ละตัวมีค่าสัมพันธ์กันอยู่ ในเกณฑ์ดี

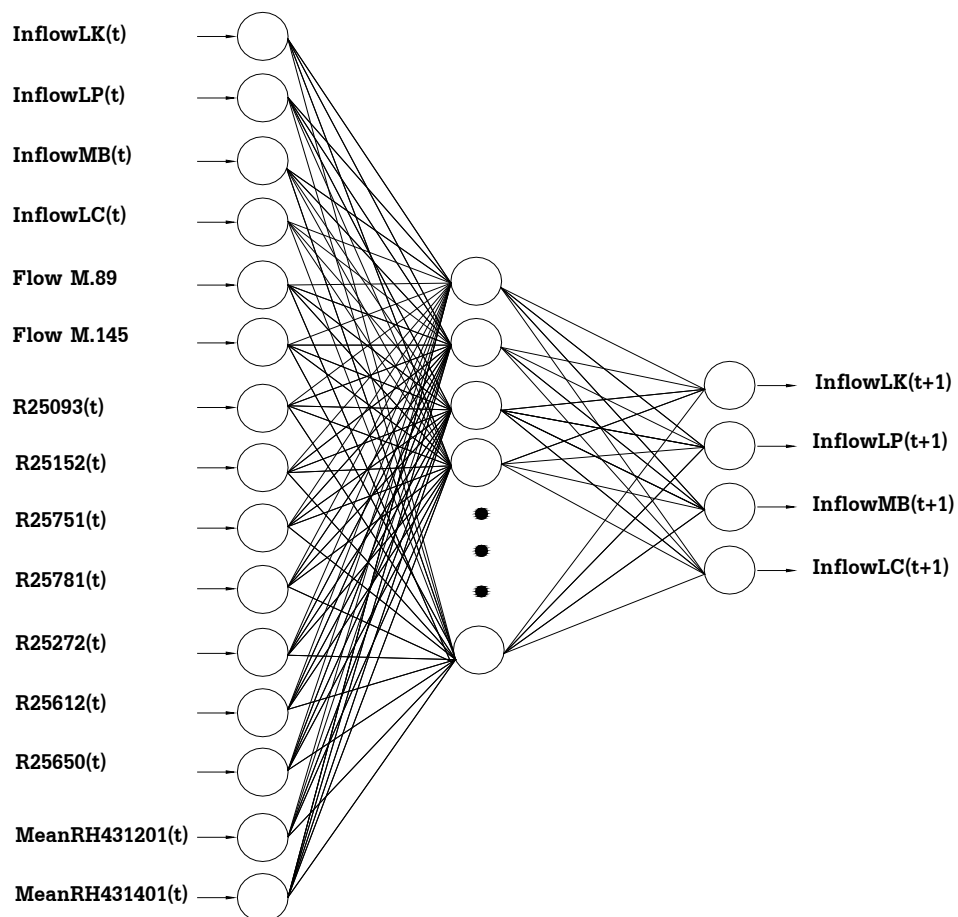
$$\begin{aligned} \text{INFLOW}(t) = f \{ & \text{Inflow}_{LK}(t), \text{Inflow}_{LP}(t), \text{Inflow}_{MB}(t), \text{Inflow}_{LC}(t), \text{FlowM.89}(t), \\ & \text{FlowM.145}(t), R25093(t), R25112(t), R25152(t), R25751(t), R25781(t), R25272(t), \\ & R25612(t), R25650(t), \text{MeanRH431201}(t), \text{MinTemp431201}(t), \text{MaxTemp431201}(t), \\ & \text{MeanTemp431201}(t), \text{MeanPres431201}(t), \text{MeanRH431401}(t), \text{MinTemp431401}(t), \\ & \text{MaxTemp431401}(t), \text{MeanTemp431401}(t), \text{MeanPres431401}(t), \text{MaxRH431301}(t), \\ & \text{MinRH431301}(t), \text{MinTemp431301}(t), \text{MaxTemp431301}(t) \} \end{aligned}$$

เมื่อ $\text{INFLOW}(t)$ คือ เวกเตอร์ของ $\text{Inflow}_{LK}(t+1), \text{Inflow}_{LP}(t+1), \text{Inflow}_{MB}(t+1), \text{Inflow}_{LC}(t+1)$

5.5.2 แบบจำลอง B

ใช้ข้อมูลเป็นตัวแปรนำเข้า 15 ตัวแปร ประกอบไปด้วยปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำทั้ง 4 อ่างเก็บน้ำ ข้อมูลน้ำท่าของสถานี M.89 และสถานี M.145 ข้อมูลปริมาณน้ำฝน สำหรับข้อมูล อุตุณิยมวิทยาเลือกใช้เฉพาะ ความชื้นสัมพัทธ์ซึ่งมีความสัมพันธ์กับปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำสูงกว่าตัวแปรอุตุณิยมวิทยาอื่นๆ โดยโครงสร้าง ANNs ของแบบจำลอง B แสดงในรูปที่ 5.2

$$\text{INFLOW}(t) = f \{ \text{Inflow}_{\text{LK}}(t), \text{Inflow}_{\text{LP}}(t), \text{Inflow}_{\text{MB}}(t), \text{Inflow}_{\text{LC}}(t), \text{Flow}_{\text{M.89}}(t), \text{Flow}_{\text{M.145}}(t), \text{R25093}(t), \text{R25152}(t), \text{R25751}(t), \text{R25781}(t), \text{R25272}(t), \text{R25612}(t), \text{R25650}(t), \text{MeanRH431201}(t), \text{MeanRH431401}(t) \}$$

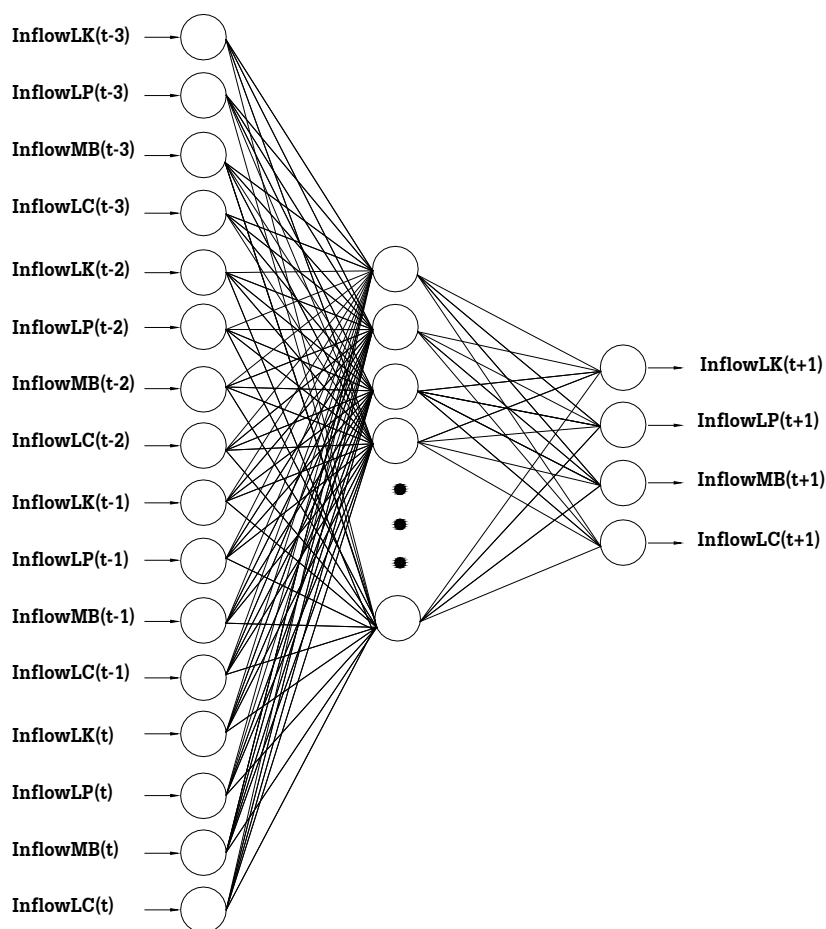


รูปที่ 5.2 โครงสร้าง ANNs ของแบบจำลอง B สำหรับการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้า อ่างเก็บน้ำลำตะคอง ลำพระเพลิง มูลบน และ ลำแะ

5.5.3 แบบจำลอง C

แบบจำลอง C ใช้ตัวแปรนำเข้า 16 ตัวแปร ประกอบไปด้วย ข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำทั้ง 4 อ่าง โดยมี lag time t-1 ถึง t-3 จากผลการวิเคราะห์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเอง พบว่ามีความสัมพันธ์กันจึงนำเฉพาะข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำมาใช้ในการสร้างแบบจำลอง โครงสร้าง ANNs ของแบบจำลอง C แสดงในรูปที่ 5.3

$$\text{INFLOW}(t) = f \{ \text{Inflow}_{\text{LK}}(t-3), \text{Inflow}_{\text{LP}}(t-3), \text{Inflow}_{\text{MB}}(t-3), \text{Inflow}_{\text{LC}}(t-3), \\ \text{Inflow}_{\text{LK}}(t-2), \text{Inflow}_{\text{LP}}(t-2), \text{Inflow}_{\text{MB}}(t-2), \text{Inflow}_{\text{LC}}(t-2), \text{Inflow}_{\text{LK}}(t-1), \text{Inflow}_{\text{LP}}(t-1), \\ \text{Inflow}_{\text{MB}}(t-1), \text{Inflow}_{\text{LC}}(t-1), \text{Inflow}_{\text{LK}}(t), \text{Inflow}_{\text{LP}}(t), \text{Inflow}_{\text{MB}}(t), \text{Inflow}_{\text{LC}}(t) \}$$

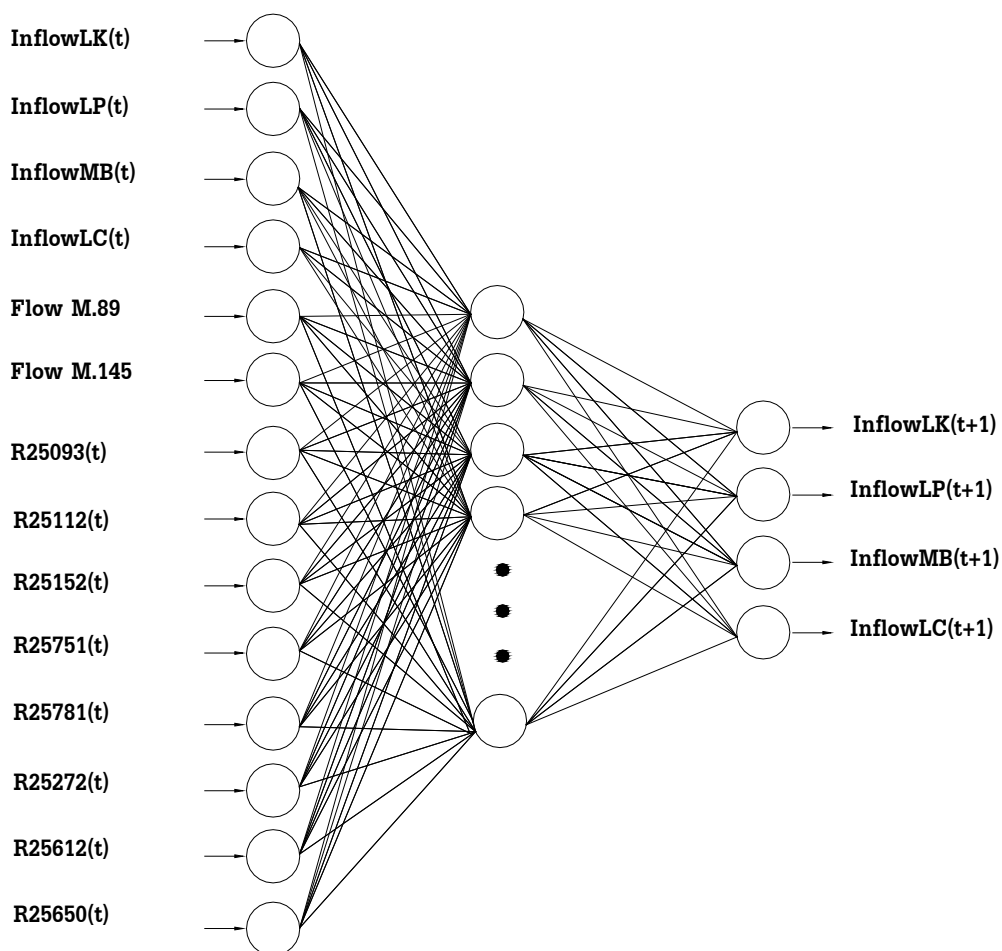


รูปที่ 5.3 โครงสร้าง ANNs ของแบบจำลอง C สำหรับการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำลำตะคอง ลำพระเพลิง มูลบน และ ลำแะ

5.5.4 แบบจำลอง D

แบบจำลอง D ใช้ข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำทั้ง 4 อ่าง ข้อมูลน้ำท่า และข้อมูลฝน
 โครงสร้าง ANNs ของแบบจำลอง D แสดงในรูปที่ 5.4

$$\text{INFLOW}(t) = f \{ \text{Inflow}_{\text{LK}}(t), \text{Inflow}_{\text{LP}}(t), \text{Inflow}_{\text{MB}}(t), \text{Inflow}_{\text{LC}}(t), \text{FlowM.89}(t), \\ \text{FlowM.145}(t), \text{R25093}(t), \text{R25112}(t), \text{R25152}(t), \text{R25751}(t), \text{R25781}(t), \text{R25272}(t), \\ \text{R25612}(t), \text{R25650}(t) \}$$



รูปที่ 5.4 โครงสร้าง ANNs ของแบบจำลอง D สำหรับการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้า
 อ่างเก็บน้ำลำตะคอง อ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง อ่างเก็บน้ำมูลบน
 และอ่างเก็บน้ำลำแจะ

5.6 การฝึกอบรมและทดสอบ ANNs กรณีอ่างเก็บน้ำเดี่ยว(Single Reservoir)

ในการศึกษาจะใช้การเรียนรู้ของ ANNs แบบ back propagation algorithm สำหรับฝึกอบรมและทดสอบการพยากรณ์ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำรายวัน รายสัปดาห์และรายเดือน โดยทำการเปลี่ยนแปลงใช้ transfer function แบบต่างๆ ผสมกับ logistic function เนื่องจากผลการศึกษาที่กล่าวมาข้างต้นทั้งแบบจำลองรายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือนบ่งชี้ให้เห็นว่าแบบจำลองที่ใช้ฟังก์ชัน logistic เป็น transfer function ให้ผลการฝึกอบรมค่อนข้างดีเมื่อเทียบกับฟังก์ชันอื่น ๆ จึงใช้ logistic function เป็นหลักในการเรียนรู้ของแบบจำลอง สำหรับผลการศึกษากล่าวถึงในแต่ละอ่างเก็บน้ำดังนี้

5.6.1 อ่างเก็บน้ำลำตะคอง

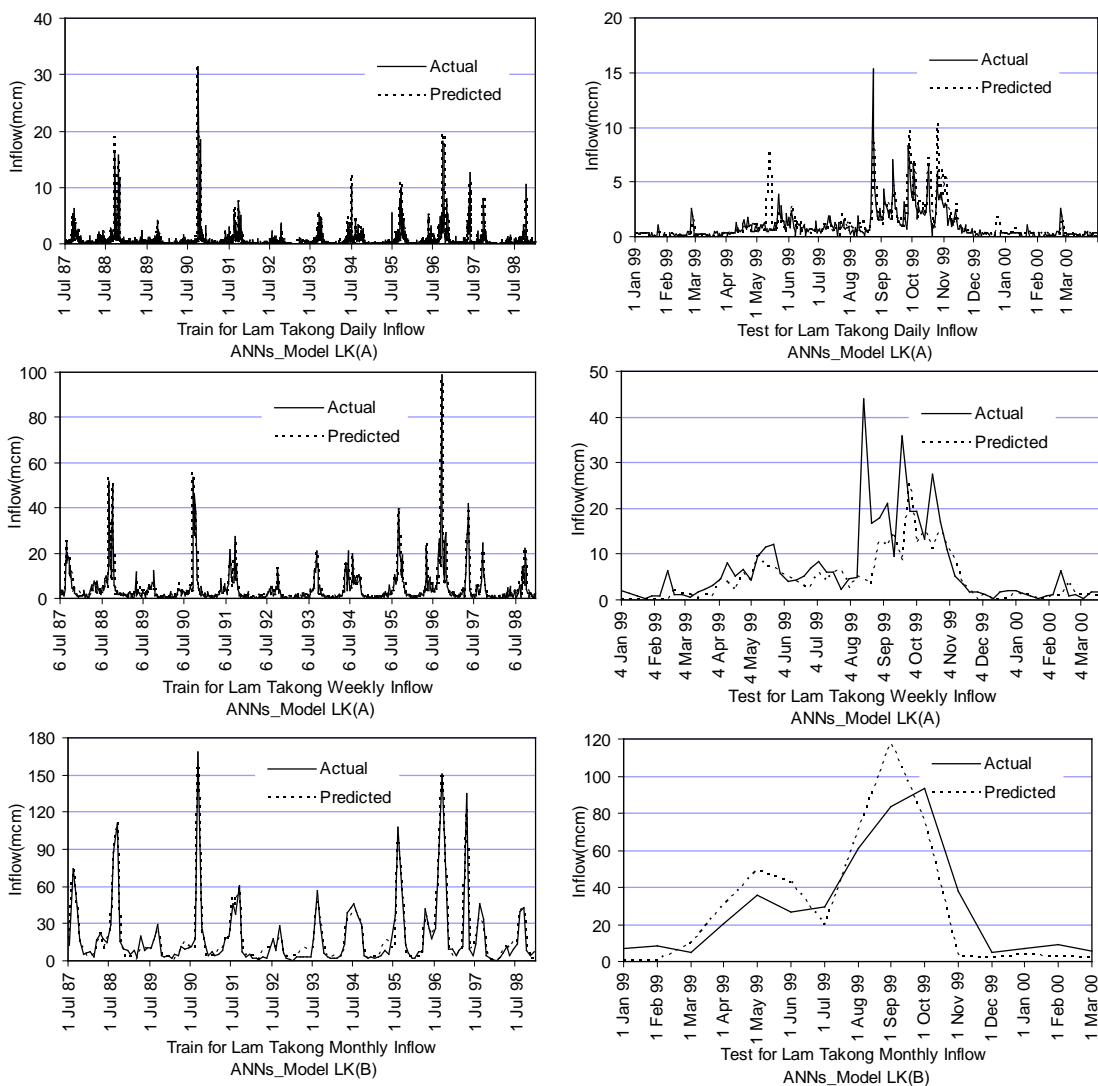
ในการศึกษารูปแบบการพยากรณ์ทั้งรายวัน รายสัปดาห์และรายเดือน ใช้ตัวแปรนำเข้าเหมือนกันในทั้ง 4 แบบจำลอง (แบบจำลอง A, B, C และ D) แต่จำนวน hidden layer ในแต่ละแบบจำลอง แตกต่างกัน

ผลการฝึกอบรมแบบจำลองรายวัน รายสัปดาห์และรายเดือนพบว่าค่า R^2 ที่ดีที่สุดคือ 0.86, 0.96 และ 0.97 ตามลำดับ และผลการทดสอบแบบจำลองได้ค่า R^2 เท่ากับ 0.55, 0.59 และ 0.80 สำหรับแบบจำลองรายวัน รายสัปดาห์และรายเดือนตามลำดับดังรูปที่ 5.11 และรูปที่ 5.12 ค่า R^2 จากการฝึกอบรมและทดสอบแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์รายเดือนมีค่าสูงที่สุดรองลงมาก็คือรายสัปดาห์และรายวัน แบบจำลองที่ใช้ sigmoid transfer function เป็นหลักให้ผลการฝึกฝนและพยากรณ์ที่ดีกว่า transfer function ชนิดอื่นๆ โครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์รายวัน รายสัปดาห์และรายเดือนคือแบบจำลองแบบ A, A และ B ตามลำดับ โดยตัวแปรนำเข้าของแบบจำลองดังกล่าว ประกอบไปด้วยข้อมูลทางอุตุ-อุทกวิทยา รายละเอียดโครงข่ายประสาทประดิษฐ์ที่เหมาะสมแสดงในตารางที่ 5.9 ค่าพารามิเตอร์ของ ANNs คือค่า momentum และ learning rate มีผลต่อความแม่นยำในการเรียนรู้ค่อนข้างน้อย แต่ถ้าพารามิเตอร์ดังกล่าวมีค่าสูงจะช่วยให้โครงข่ายเรียนรู้ได้เร็วขึ้น ต่างจากค่า initial weight ซึ่งเป็นค่ากำหนดเริ่มต้นให้กับโครงข่ายที่มีผลต่อความแม่นยำในการฝึกอบรมบ้าง ส่วนสำคัญที่สุดที่ทำให้โครงข่ายประสาท

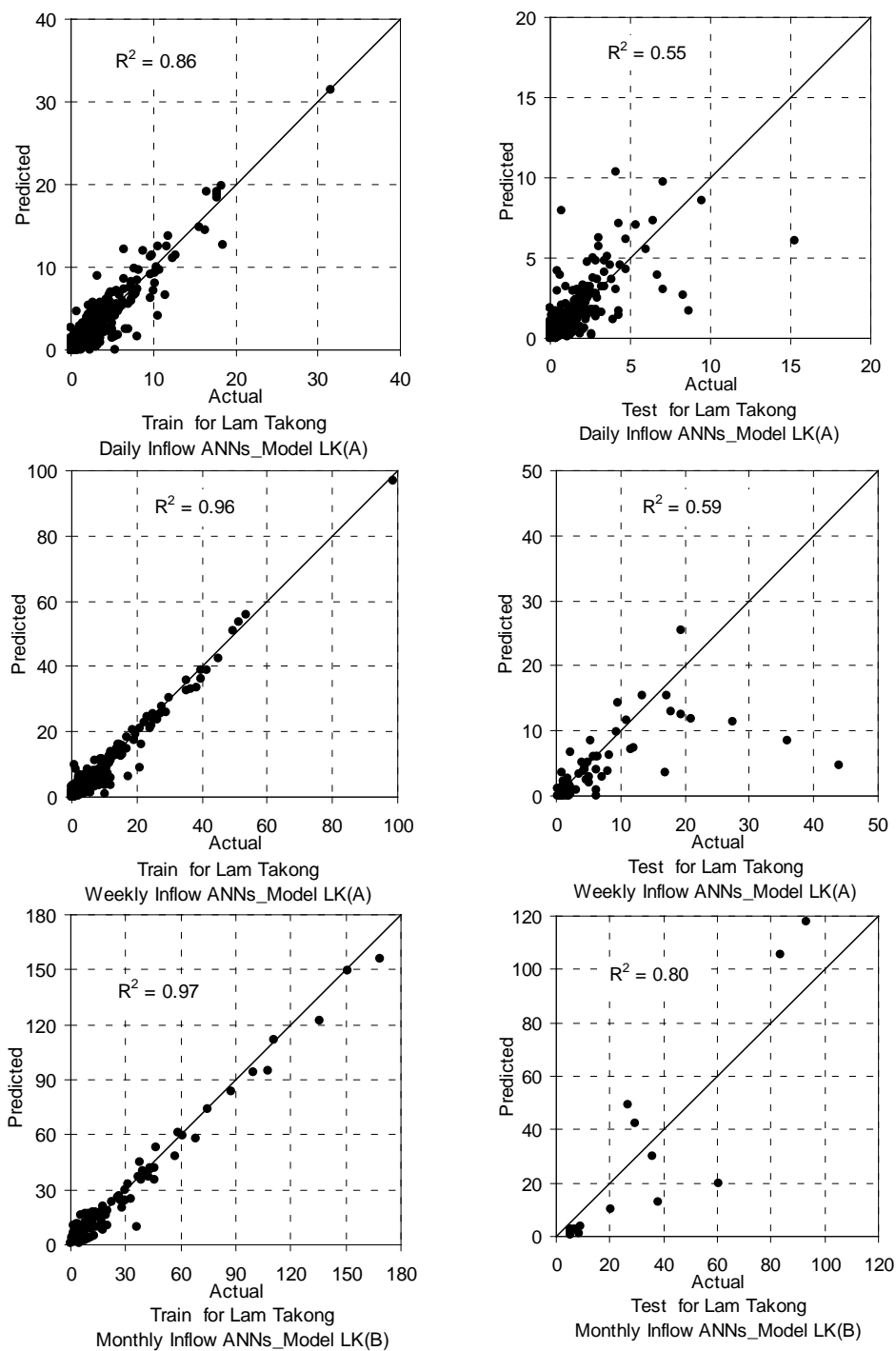
ประดิษฐ์ประสบความสำเร็จในการเรียนรู้ก็คือ transfer function และจำนวน hidden layer และ hidden node ของโครงข่ายประสาทประดิษฐ์

ตารางที่ 5.9 การฝึกอบรมและทดสอบ ANNs สำหรับอ่างเก็บน้ำลำตะคอง

Model		Structure	Initial Weight	Momentum	Learning Rate	R -Square	
Time	Model Name					Train	Test
Daily	LK A	10-63-1	0.9	0.9	0.9	0.86	0.55
Weekly	LK A	10-14-14-1	0.9	0.9	0.9	0.96	0.59
Monthly	LK B	8-5-5-5-1	0.9	0.9	0.9	0.97	0.80



รูปที่ 5.5 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วย ANNs กับค่าที่วัดได้จริงสำหรับอ่างเก็บน้ำลำตะคอง



รูปที่ 5.6 Scatter Diagram เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วย ANNs กับค่าที่วัดได้จริง
สำหรับอ่างเก็บน้ำตำตะคอง

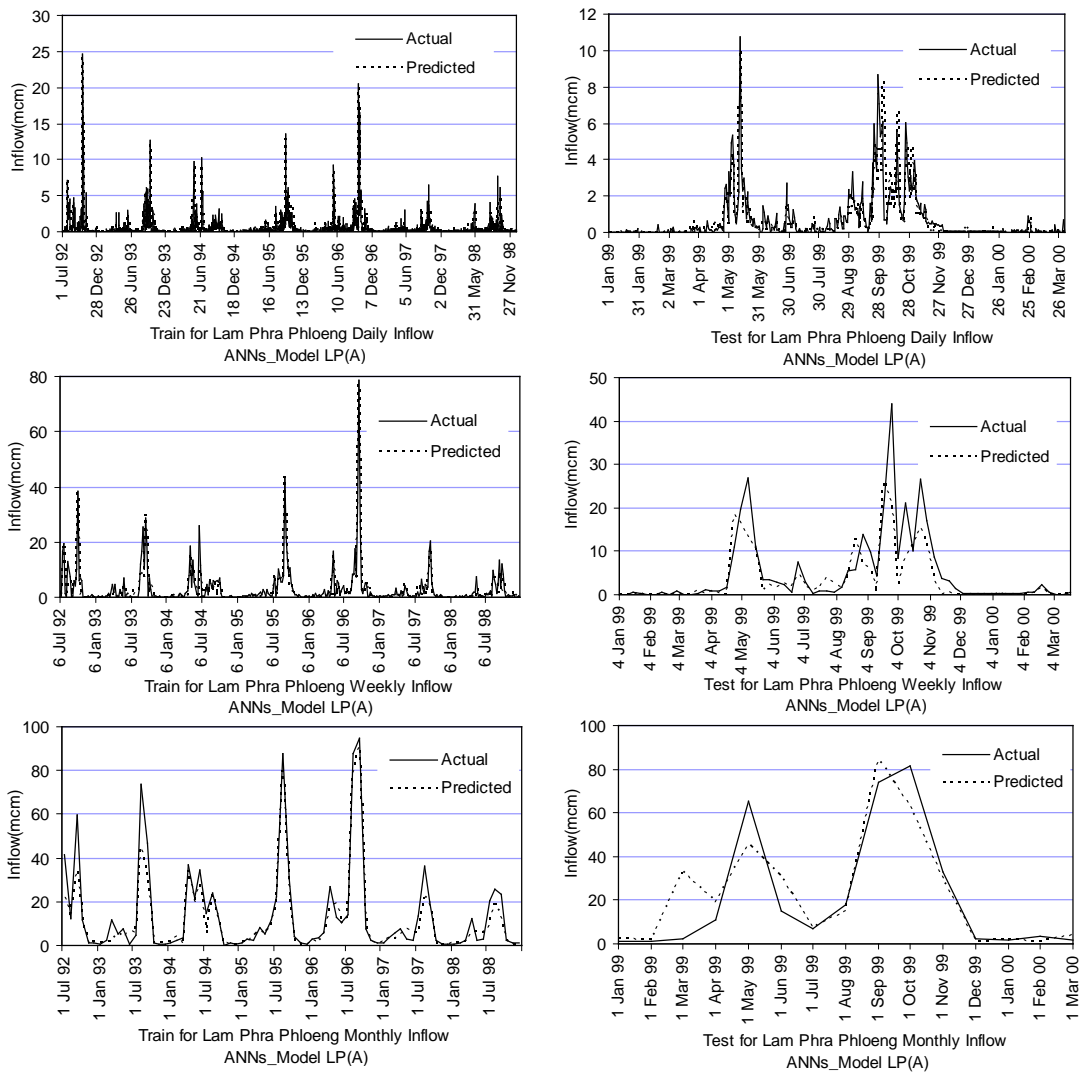
5.6.2 อ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง

ในทำนองเดียวกับอ่างเก็บน้ำลำตะคองการพยากรณ์รายวัน รายสัปดาห์และรายเดือนแบบจำลอง A, B, C และ D ใช้ตัวแปรนำเข้าเหมือนกัน แต่จำนวน hidden layer ในแต่ละแบบจำลองแตกต่างกันไป

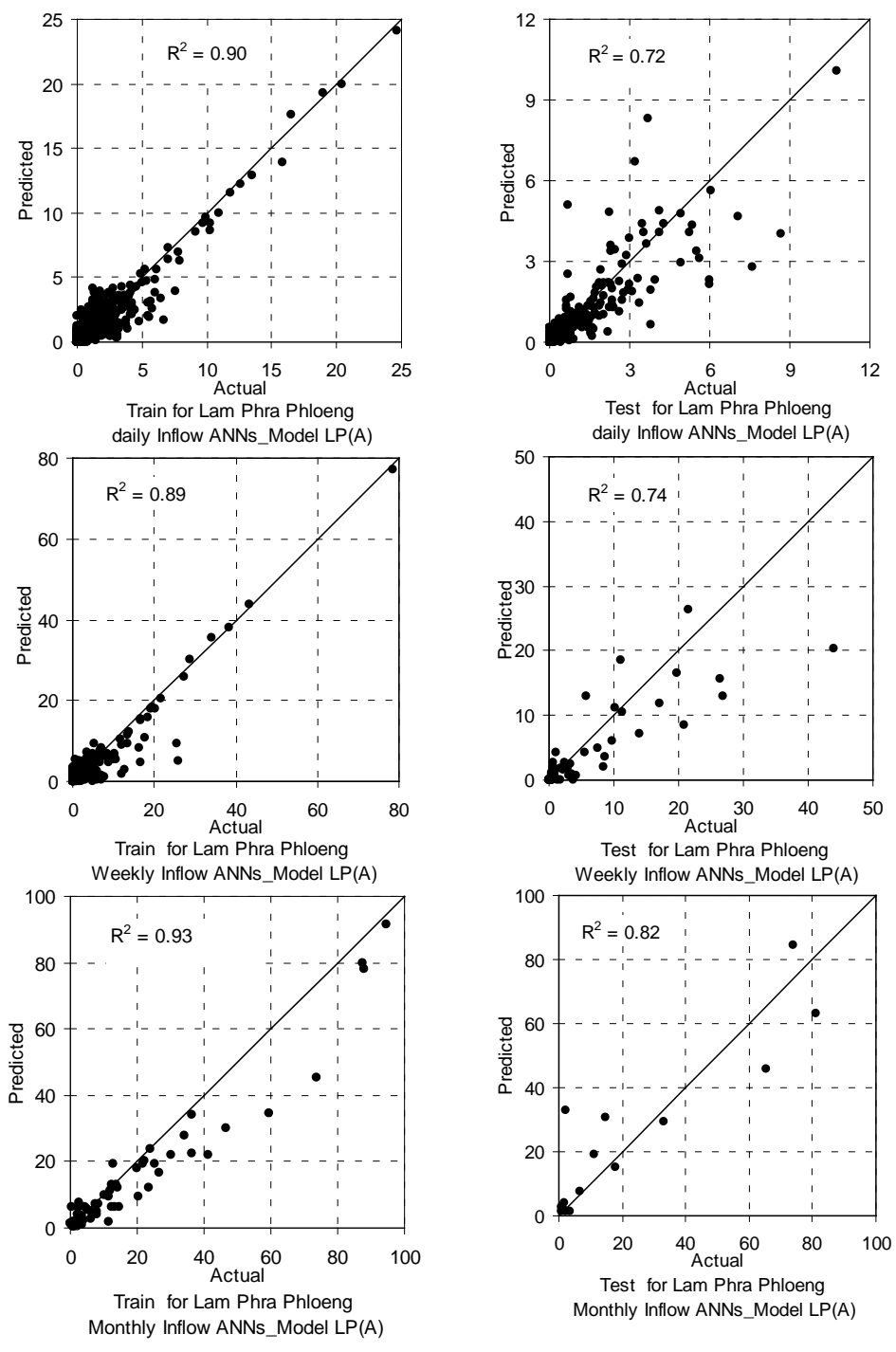
ผลการฝึกอบรมสำหรับการพยากรณ์รายวัน รายสัปดาห์และรายเดือนพบว่า ค่า R^2 ที่ดีที่สุดคือ 0.90, 0.89 และ 0.93 ตามลำดับ และผลการทดสอบแบบจำลองได้ค่า R^2 เท่ากับ 0.72, 0.74 และ 0.82 สำหรับแบบจำลองรายวัน รายสัปดาห์และรายเดือนตามลำดับดังรูปที่ 5.7 และรูปที่ 5.8 ค่า R^2 จากการฝึกอบรมและทดสอบแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์รายเดือนมีค่าสูงที่สุด ส่วนรายสัปดาห์และรายวันผลการฝึกอบรมและทดสอบแบบจำลองได้ผลที่ใกล้เคียงกัน แบบจำลองที่ใช้ sigmoid transfer function เป็นหลักให้ผลการฝึกฝนและพยากรณ์ที่ดีกว่า transfer function ชนิดอื่นๆ โครงข่ายที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์รายวัน รายสัปดาห์และรายเดือนคือแบบจำลองแบบ A ตัวแปรนำเข้าของแบบจำลองดังกล่าว ประกอบไปด้วยข้อมูลทางอุตุ-อุทกวิทยา รายละเอียดโครงข่ายที่เหมาะสมแสดงในตารางที่ 5.10 ส่วนพารามิเตอร์ของ ANNs คือค่า momentum และ learning rate จะมีผลต่อความแม่นยำในการเรียนรู้ค่อนข้างน้อย แต่ถ้าพารามิเตอร์ดังกล่าวมีค่าสูงจะช่วยให้โครงข่ายเรียนรู้ได้เร็วขึ้น ต่างจากค่า initial weight ซึ่งเป็นค่ากำหนดเริ่มต้นให้กับโครงข่ายที่อาจจะมีผลต่อความแม่นยำในการฝึกอบรมบ้าง ส่วนสำคัญที่สุดที่ทำให้โครงข่ายประสบความสำเร็จในการเรียนรู้ก็คือ transfer function และจำนวน hidden layer และ hidden node ของโครงข่าย

ตารางที่ 5.10 การฝึกอบรมและทดสอบ ANNs สำหรับอ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง

Time	Model		Structrue	Initial Weight	Momentum	Learning Rate	R -Square	
	Model Name						Train	Test
Daily	LP A		15-17-17-17-1	0.8	0.8	0.8	0.90	0.72
Weekly	LP A		15-10-10-10-1	0.8	0.8	0.8	0.89	0.74
Monthly	LP A		15-5-5-5-1	0.8	0.8	0.8	0.93	0.82



รูปที่ 5.7 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วย ANNs กับค่าที่วัดได้จริงสำหรับอ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง



รูปที่ 5.8 Scatter Diagram เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วย ANNs กับค่าที่วัดได้จริง สำหรับอ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง

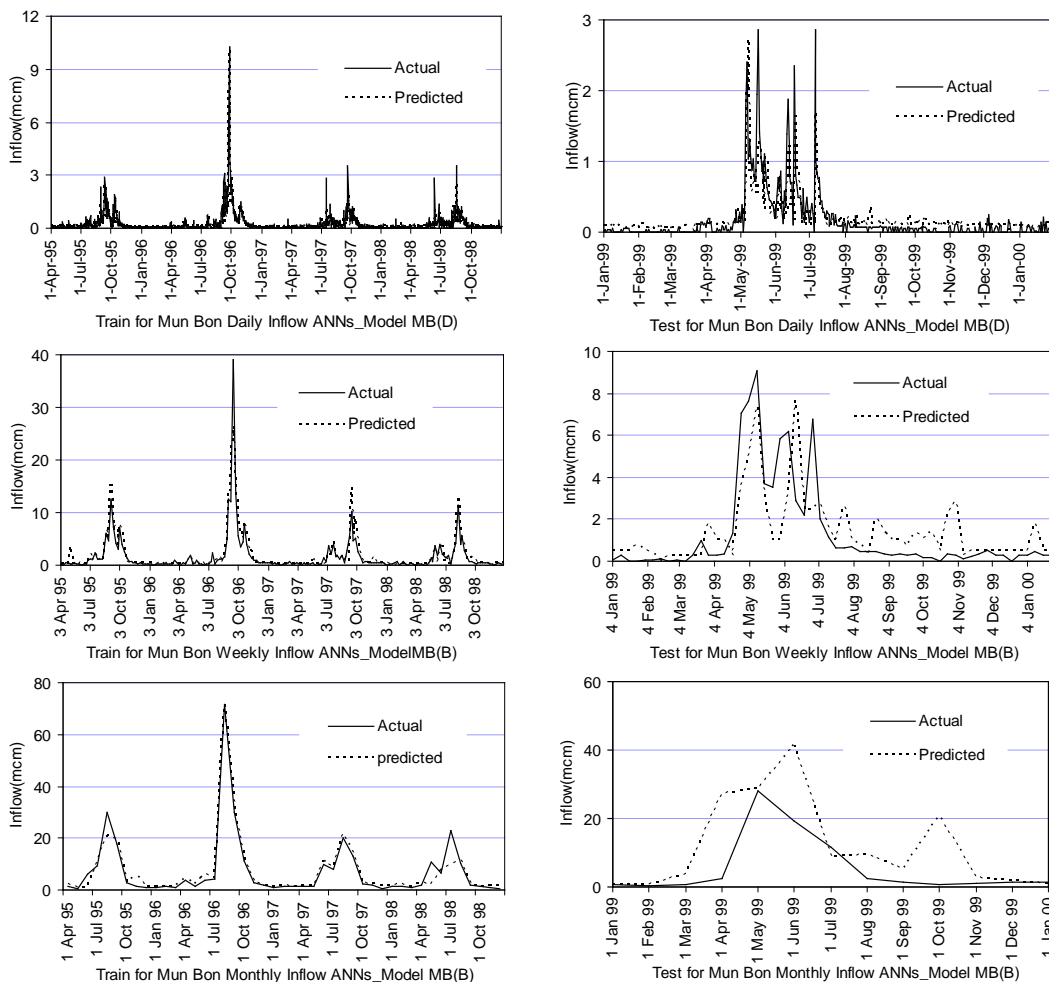
5.6.3 อ่างเก็บน้ำมูลบน

ในงานองเดียวกับอ่างเก็บน้ำลำตะคองและลำพระเพลิงการพยากรณ์รายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือน แบบจำลอง A, B, C และ D ใช้ตัวแปรนำเข้าเหมือนกัน แต่จำนวน hidden layer ในแต่ละแบบจำลองแตกต่างกันไป

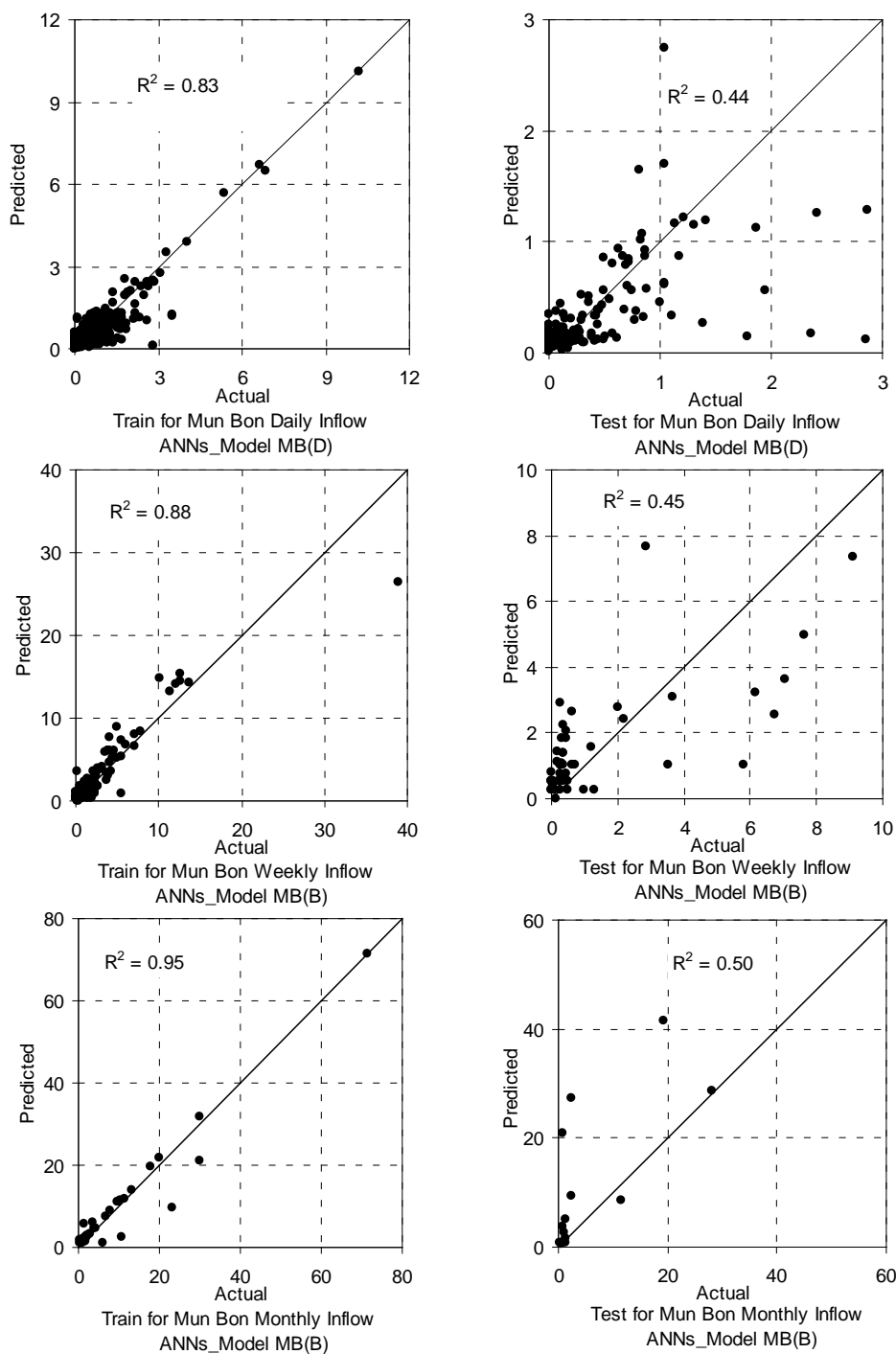
ผลการฝึกอบรมสำหรับการพยากรณ์รายวัน รายสัปดาห์และรายเดือนพบว่า ค่า R^2 ที่ดีที่สุดคือ 0.83, 0.88 และ 0.95 ตามลำดับ และผลการทดสอบแบบจำลองได้ค่า R^2 เท่ากับ 0.44, 0.45 และ 0.50 สำหรับแบบจำลองรายวัน รายสัปดาห์และรายเดือนตามลำดับดังรูปที่ 5.9 และรูปที่ 5.10 ค่า R^2 จากการฝึกอบรมและทดสอบแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์รายเดือนมีค่าสูงที่สุด ส่วนรายสัปดาห์และรายวันผลการฝึกอบรมและทดสอบแบบจำลองได้ผลที่ใกล้เคียงกัน แบบจำลองที่ใช้ sigmoid transfer function เป็นหลักให้ผลการฝึกฝนและพยากรณ์ที่ดีกว่า transfer function ชนิดอื่นๆ โครงข่ายที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์รายวัน รายสัปดาห์และรายเดือนคือแบบจำลองแบบ D, B และ B ตามลำดับ ตัวแปรนำเข้าของแบบจำลองดังกล่าว ประกอบไปด้วยข้อมูลทางอุตุ-อุทกวิทยา รายละเอียดโครงข่ายที่เหมาะสมแสดงในตารางที่ 5.11 ส่วนพารามิเตอร์ของ ANNs คือค่า momentum และ learning rate จะมีผลต่อความแม่นยำในการเรียนรู้ค่อนข้างน้อย แต่ถ้าพารามิเตอร์ดังกล่าวมีค่าสูงจะช่วยให้โครงข่ายเรียนรู้ได้เร็วขึ้น ต่างจากค่า initial weight ซึ่งเป็นค่ากำหนดเริ่มต้นให้กับโครงข่ายที่อาจจะมีผลต่อความแม่นยำในการฝึกอบรมบ้าง ส่วนสำคัญที่สุดที่ทำให้โครงข่ายประสบความสำเร็จในการเรียนรู้ก็คือ transfer function และจำนวน hidden layer และ hidden node ของโครงข่าย

ตารางที่ 5.11 การฝึกอบรมและทดสอบ ANNs สำหรับอ่างเก็บน้ำมูลบน

Model		Structrue	Initial Weight	Momentum	Learning Rate	R -Square	
Time	Model Name					Train	Test
Daily	MB D	10-13-13-13-1	0.9	0.9	0.9	0.83	0.44
Weekly	MB B	11-6-6-6-1	0.9	0.9	0.9	0.88	0.45
Monthly	MB B	11-4-4-4-1	0.9	0.9	0.9	0.95	0.50



รูปที่ 5.9 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วย ANNs กับค่าที่วัดได้จริงสำหรับอ่างเก็บน้ำมูลบน



รูปที่ 5.10 Scatter Diagram เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วย ANNs กับค่าที่วัดได้จริง สำหรับอ่างเก็บน้ำมูลบน

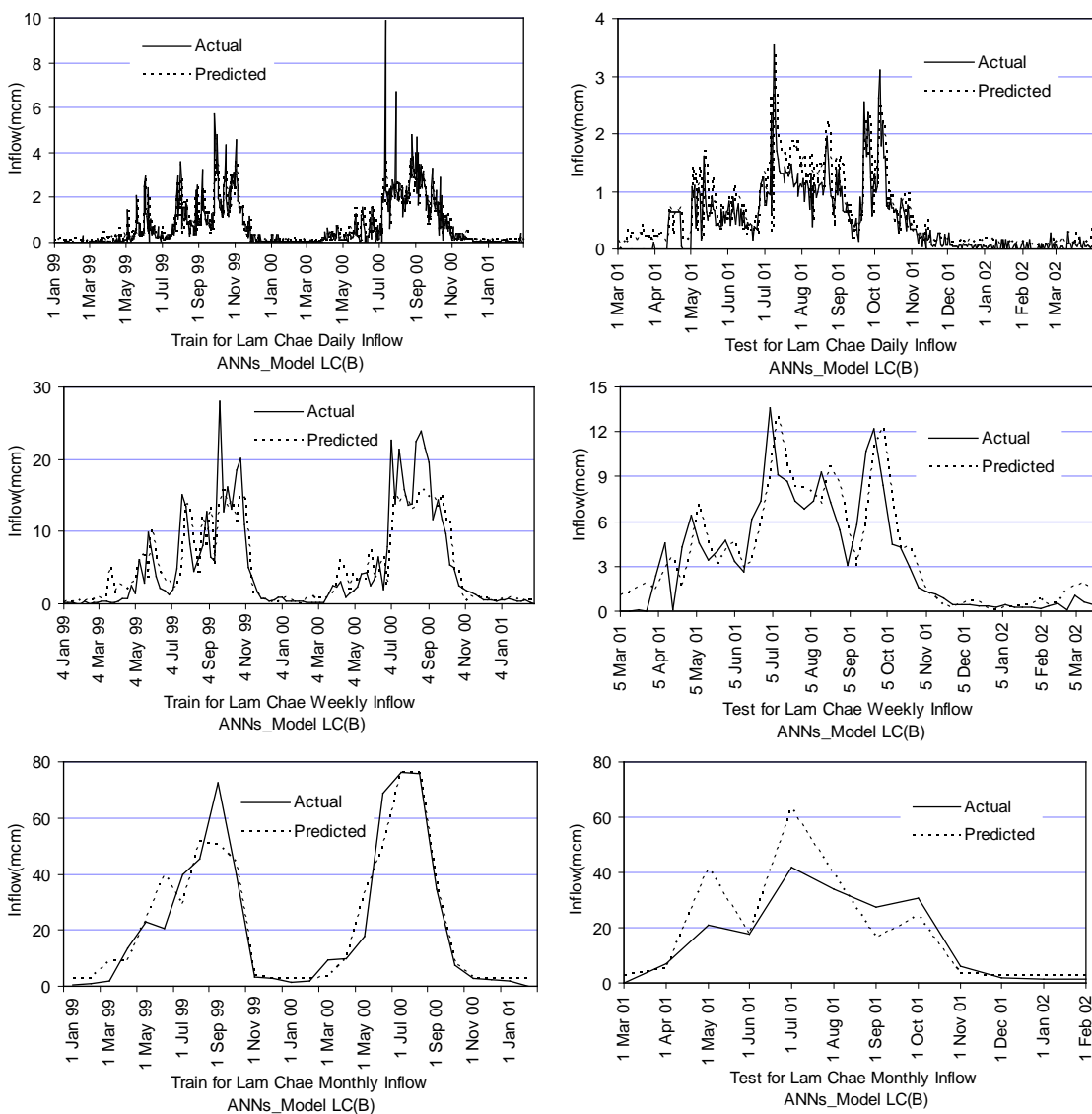
5.6.4 อ่างเก็บน้ำลำแซะ

ในการทำงานเกี่ยวกับอ่างเก็บน้ำอื่นๆ การพยากรณ์รายวัน รายสัปดาห์และรายเดือนแบบจำลอง A, B, C และ D ใช้ตัวแปรนำเข้าเหมือนกัน แต่จำนวน hidden layer ในแต่ละแบบจำลองแตกต่างกันไป

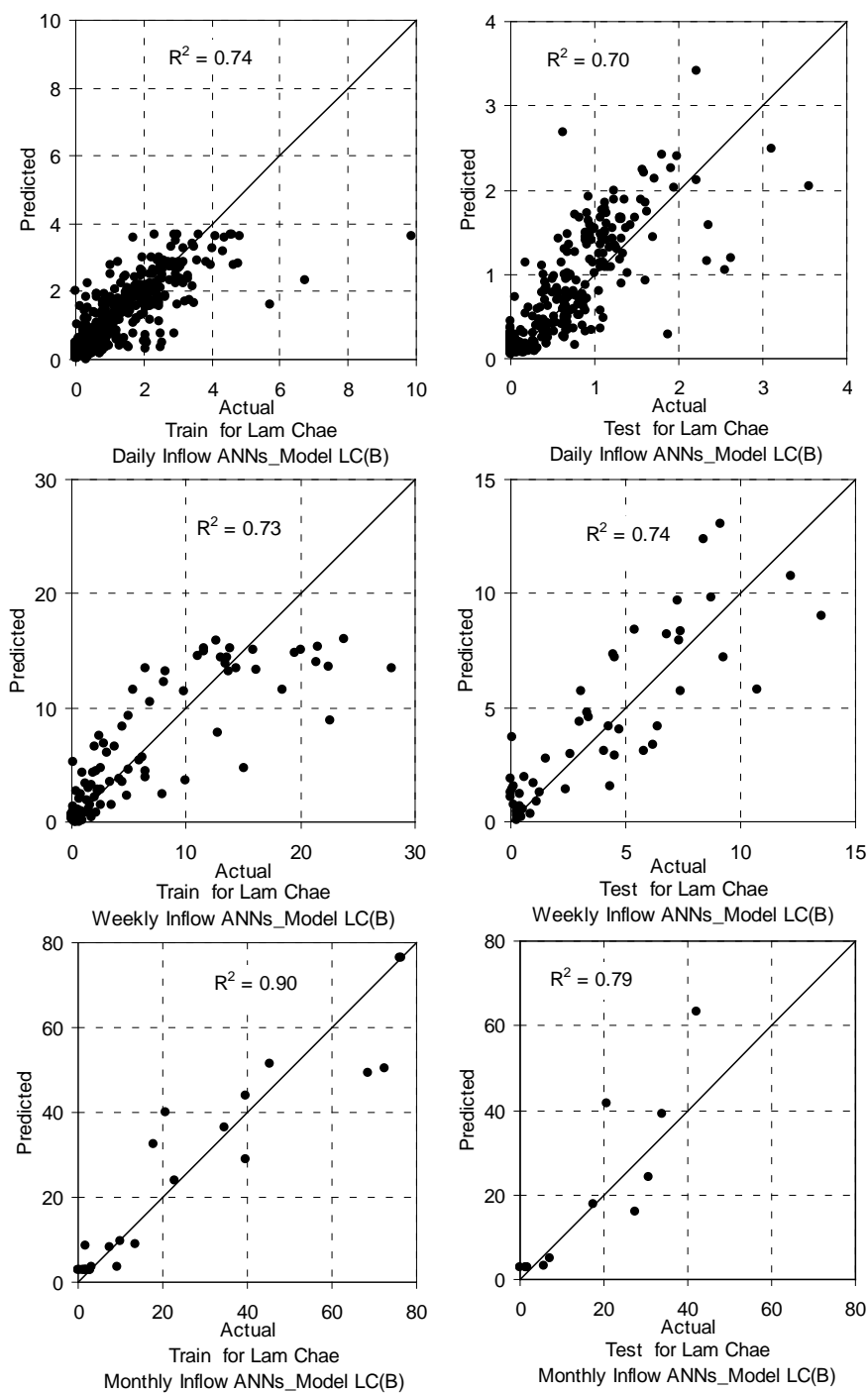
ผลการฝึกอบรมสำหรับการพยากรณ์รายวัน รายสัปดาห์และรายเดือนพบว่า ค่า R^2 ที่ดีที่สุดคือ 0.74, 0.73 และ 0.90 ตามลำดับ และผลการทดสอบแบบจำลองได้ค่า R^2 เท่ากับ 0.70, 0.74 และ 0.79 สำหรับแบบจำลองรายวัน รายสัปดาห์และรายเดือนตามลำดับดังรูปที่ 5.11 และรูปที่ 5.12 ค่า R^2 จากการฝึกอบรมและทดสอบแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์รายเดือนมีค่าสูงที่สุด ส่วนรายสัปดาห์และรายวันผลการฝึกอบรมและทดสอบแบบจำลองได้ผลที่ใกล้เคียงกัน แบบจำลองที่ใช้ sigmoid transfer function เป็นหลักให้ผลการฝึกฝนและพยากรณ์ที่ดีกว่า transfer function ชนิดอื่นๆ โครงข่ายที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์รายวัน รายสัปดาห์และรายเดือนคือแบบจำลองแบบ B ตัวแปรนำเข้าของแบบจำลองดังกล่าว ประกอบไปด้วยข้อมูลทางอุตุ-อุทกวิทยา รายละเอียดโครงข่ายที่เหมาะสมแสดงในตารางที่ 5.12 ส่วนพารามิเตอร์ของ ANNs คือค่า momentum และ learning rate จะมีผลต่อความแม่นยำในการเรียนรู้ค่อนข้างน้อย แต่ถ้าพารามิเตอร์ดังกล่าวมีค่าสูงจะช่วยให้โครงข่ายเรียนรู้ได้เร็วขึ้น ต่างจากค่า initial weight ซึ่งเป็นค่ากำหนดเริ่มต้นให้กับโครงข่ายที่อาจจะมีผลต่อความแม่นยำในการฝึกอบรมบ้าง ส่วนสำคัญที่สุดที่ทำให้โครงข่ายประสบความสำเร็จในการเรียนรู้ก็คือ transfer function และจำนวน hidden layer และ hidden node ของโครงข่าย

ตารางที่ 5.12 การฝึกอบรมและทดสอบ ANNs สำหรับอ่างเก็บน้ำลำแซะ

Time	Model		Structrue	Initial Weight	Momentum	Learning Rate	R -Square	
	Model Name						Train	Test
Daily	LC B		10-8-8-8-1	0.9	0.9	0.9	0.74	0.70
Weekly	LC B		10-8-8-1	0.9	0.9	0.9	0.73	0.74
Monthly	LC B		10-3-3-3-1	0.9	0.9	0.9	0.90	0.79



รูปที่ 5.11 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วย ANNs กับค่าที่วัดได้จริงสำหรับอ่างเก็บน้ำลำแชะ



รูปที่ 5.12 Scatter Diagram เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วย ANNs กับค่าที่วัดได้จริง
สำหรับอ่างเก็บน้ำลำแจะ

5.7 การฝึกอบรมและทดสอบ ANNs กรณีหลายอ่างเก็บน้ำ(Multi Reservoirs)

5.7.1 การพยากรณ์รายวัน

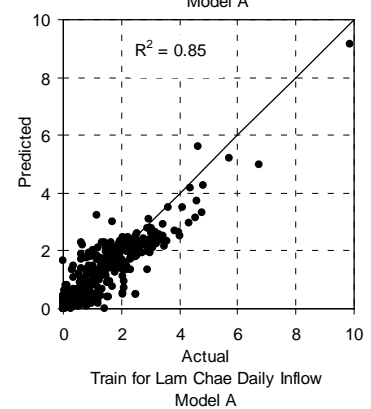
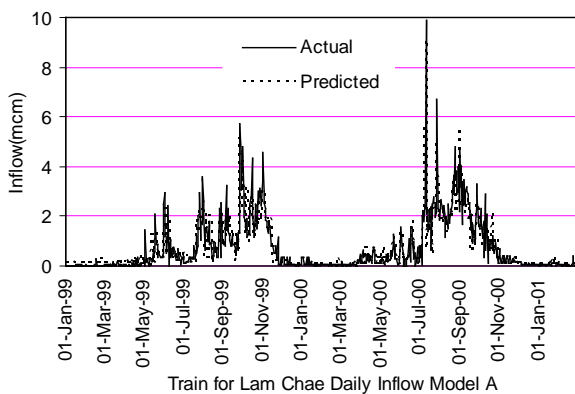
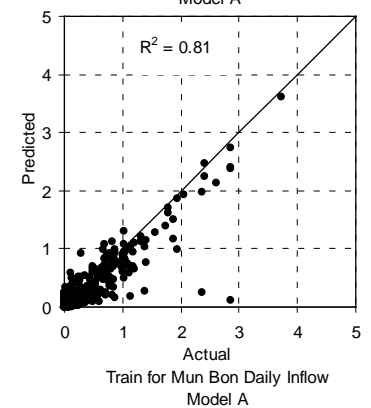
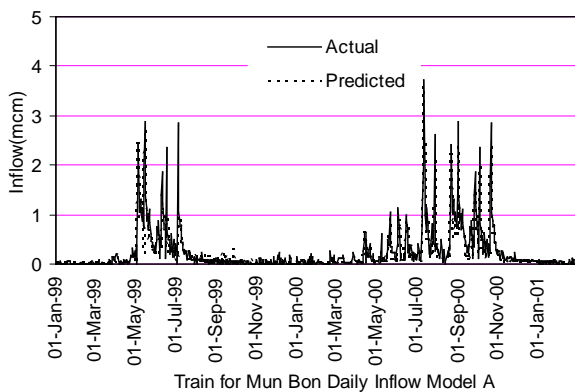
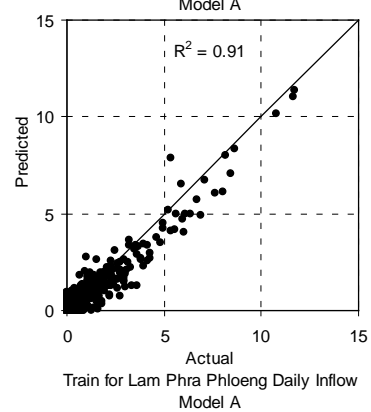
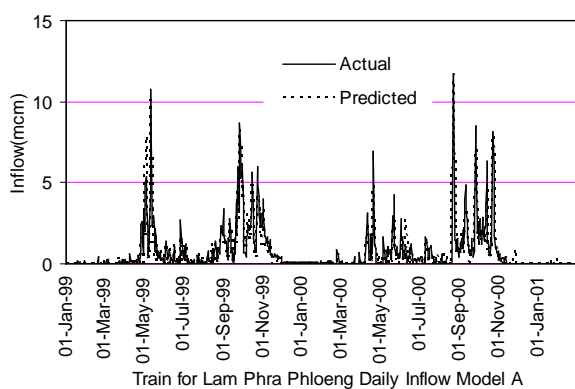
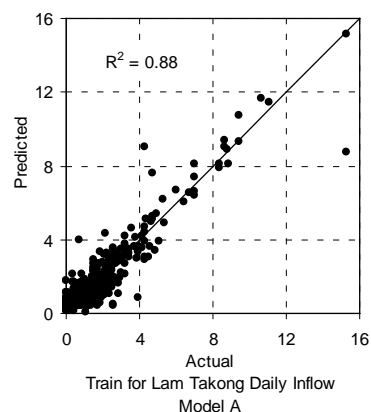
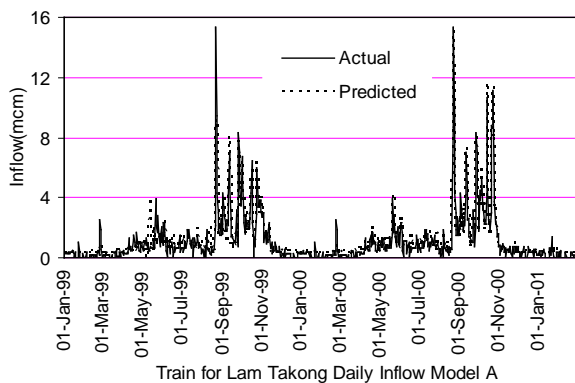
สำหรับการพยากรณ์รายวันแบบจำลองแบบ A ซึ่งใช้ข้อมูลที่เกี่ยวข้องของทุกตัวแปร มีโครงสร้างแบบ 28-14-14-14-4 และใช้ sigmoid transfer function ให้ค่า R^2 จากการฝึกอบรมดีที่สุด R^2 เท่ากับ 0.88, 0.91, 0.81 และ 0.85 สำหรับอ่างเก็บน้ำลำตะคอง อ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง อ่างเก็บน้ำมูลบน และอ่างเก็บน้ำลำแจะตามลำดับ ดังตารางที่ 5.13 และรูปที่ 5.13 ส่วนการทดสอบแบบจำลองนั้นอ่างเก็บน้ำลำแจะให้ค่า R^2 เท่ากับ 0.72 ดังรูปที่ 5.14 ส่วนสามอ่างเก็บน้ำที่เหลือผลการทดสอบแบบจำลองไม่ดีเท่าที่ควร จึงสามารถสรุปได้ว่ากรณีพิจารณาเป็นอ่างเก็บน้ำเดี่ยว(single reservoir) ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่าในภาพรวมสำหรับการพยากรณ์เป็นรายวัน เนื่องมาจากข้อมูลที่นำมาใช้ในแต่ละอ่างเก็บน้ำสัมพันธ์กันโดยตรง ไม่ต้องใช้ข้อมูลของอ่างเก็บน้ำอื่น ทำให้แบบจำลองเรียนรู้ได้ง่ายขึ้น

ตารางที่ 5.13 การฝึกอบรมและทดสอบ ANNs สำหรับการพยากรณ์เป็นรายวัน

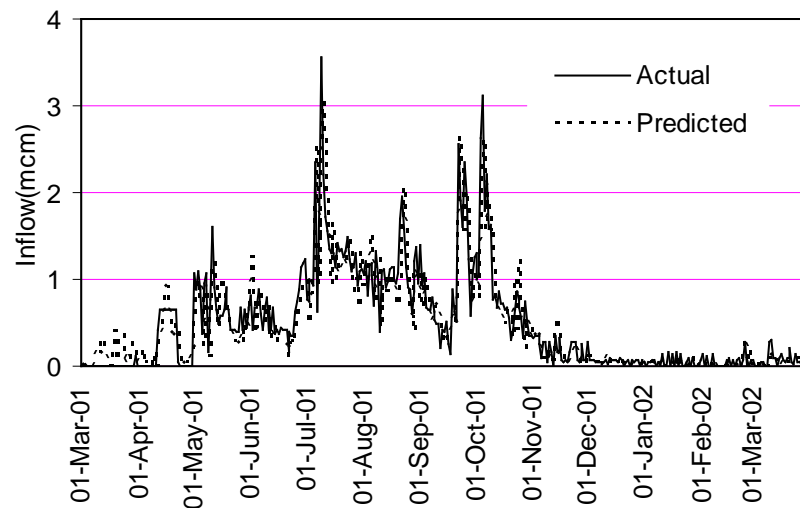
กรณีหลายอ่างเก็บ

น้ำ

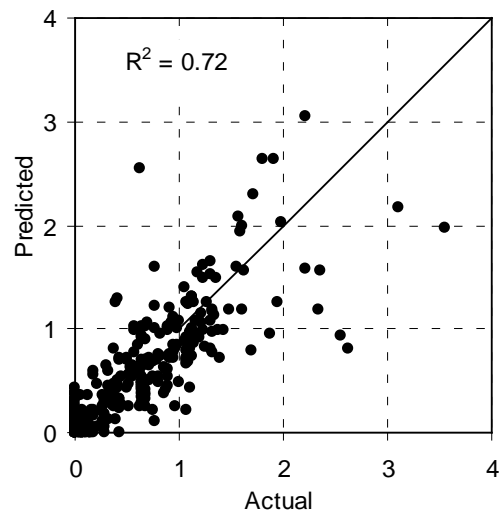
Model	Parameters			ANNs Structure	R^2 Train				R^2 Test			
	Learning	Momentum	Initial		LK	LP	MB	LC	LK	LP	MB	LC
	Rate		Weight									
A	0.8	0.8	0.8	28-22-22-4	0.82	0.84	0.72	0.81	0.29	0.32	0.02	0.57
	0.8	0.8	0.8	28-14-14-14-4	0.88	0.91	0.81	0.85	0.15	0.16	0.02	0.54
B	0.8	0.8	0.8	15-18-18-4	0.80	0.83	0.69	0.80	0.28	0.41	0.06	0.64
	0.8	0.8	0.8	15-12-12-12-4	0.72	0.79	0.64	0.73	0.35	0.38	0.04	0.72
C	0.8	0.8	0.8	16-18-18-4	0.82	0.81	0.74	0.83	0.24	0.34	0.05	0.63
	0.8	0.8	0.8	16-12-12-12-4	0.83	0.84	0.76	0.83	0.20	0.28	0.03	0.60
D	0.8	0.8	0.8	14-18-18-4	0.81	0.82	0.68	0.80	0.27	0.33	0.05	0.64
	0.8	0.8	0.8	14-12-12-12-4	0.81	0.85	0.70	0.82	0.15	0.29	0.02	0.58



รูปที่ 5.13 การฝึกอบรม ANNs สำหรับการพยากรณ์รายวันกรณีหลายอ่างเก็บน้ำ



Test for Lam Chae Daily Inflow Model B



Test for Lam Chae Daily Inflow Model B

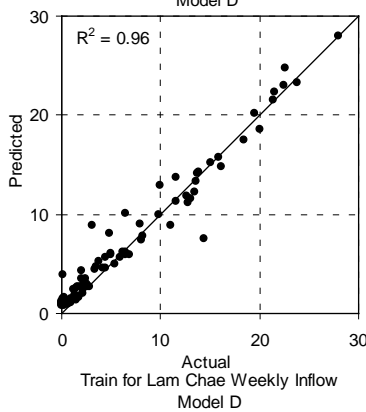
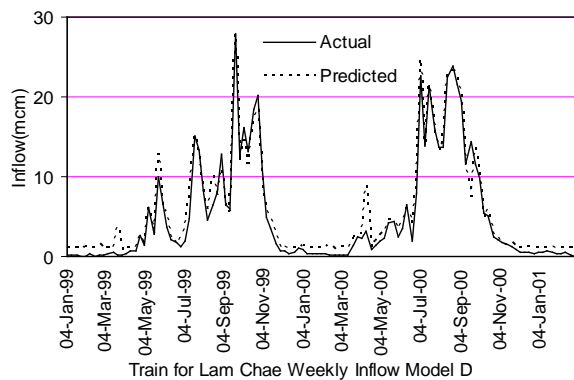
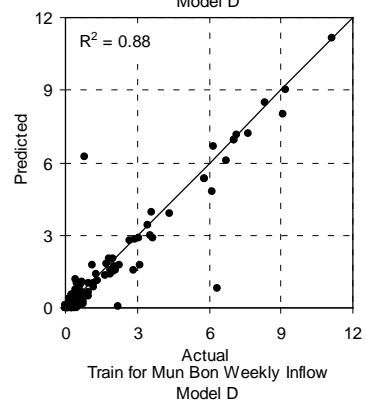
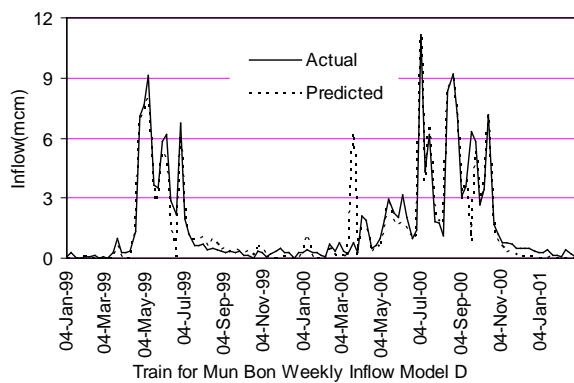
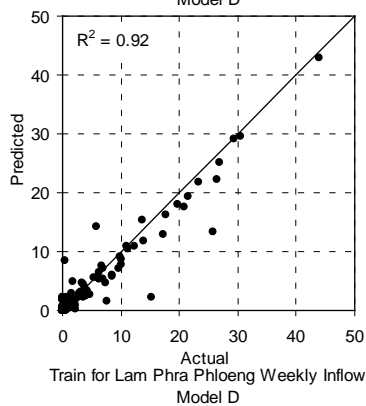
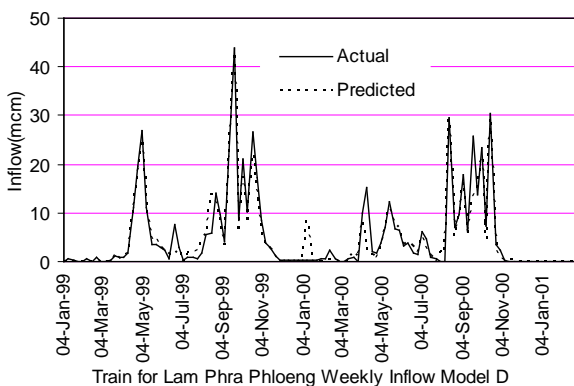
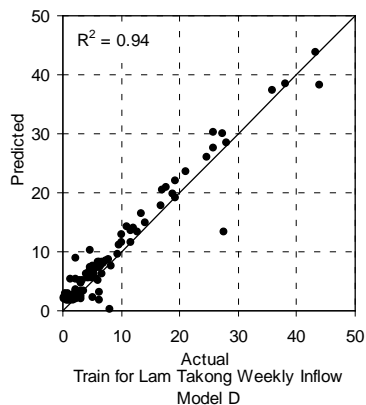
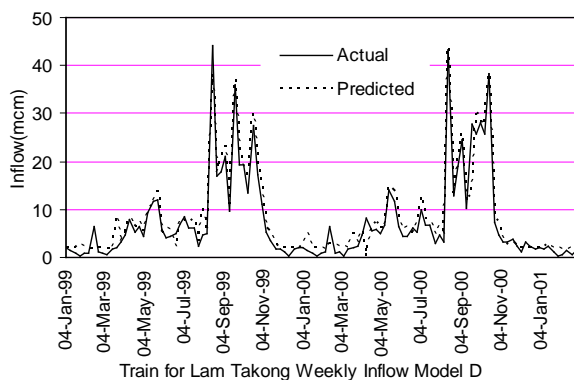
รูปที่ 5.14 การทดสอบ ANNs สำหรับการพยากรณ์รายวันกรณีหลายอ่างเก็บน้ำ

5.7.2 การพยากรณ์รายสัปดาห์

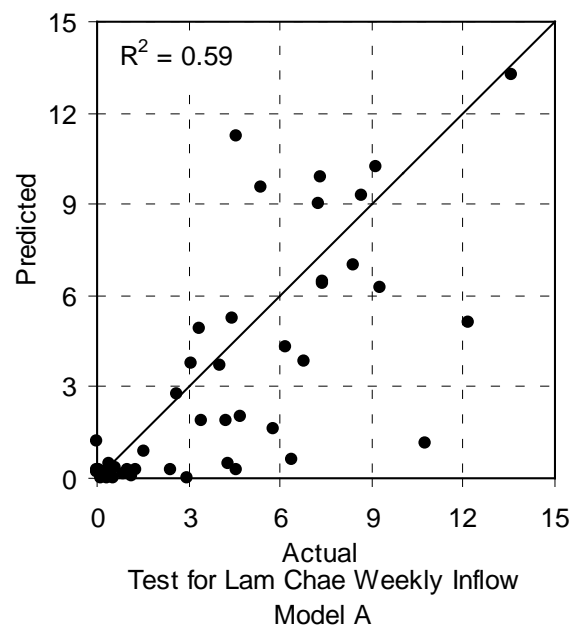
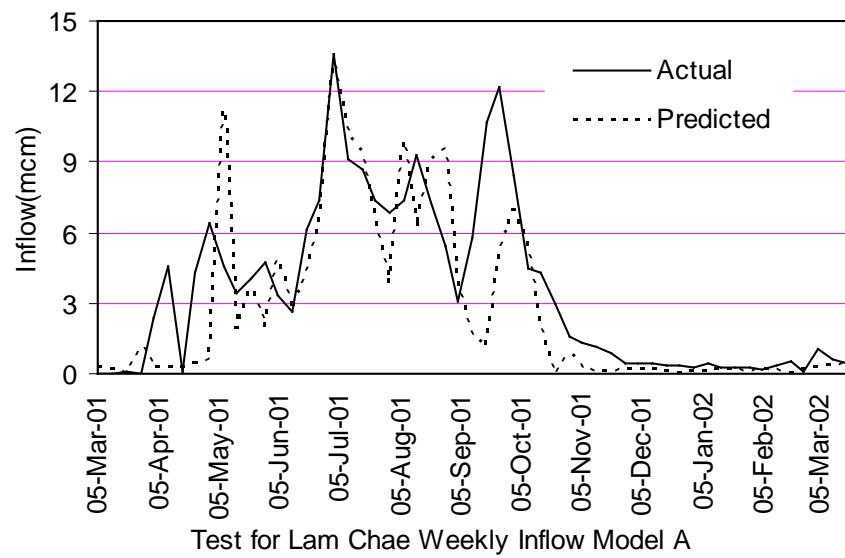
การพยากรณ์รายสัปดาห์แบบจำลองแบบ D ซึ่งใช้ข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำทั้ง 4 อ่าง ข้อมูลน้ำท่าและข้อมูลฝน เป็นตัวแปรนำเข้า มีโครงสร้างแบบ 14-10-10-4 และใช้ sigmoid transfer function ให้ความ R^2 จากการฝึกอบรมที่ดีที่สุด R^2 เท่ากับ 0.94, 0.92, 0.88 และ 0.96 สำหรับ อ่างเก็บน้ำลำตะคอง อ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง อ่างเก็บน้ำมูลบน และอ่างเก็บน้ำลำห้วยตามลำดับ ดังตารางที่ 5.14 และรูปที่ 5.15 ส่วนการทดสอบแบบจำลองนั้นแบบจำลองแบบ A ของอ่างเก็บน้ำลำห้วยให้ความ R^2 ของการทดสอบเท่ากับ 0.59 ดังรูปที่ 5.16 ส่วนอีกสามอ่างเก็บน้ำที่เหลือ ผลการทดสอบแบบจำลองไม่ดีเท่าที่ควร จึงสามารถสรุปได้ว่ากรณีพิจารณาเป็นอ่างเก็บน้ำเดี่ยว(single reservoir) ให้ผลการพยากรณ์รายสัปดาห์ที่ต่ำกว่าในภาพรวม เนื่องจากข้อมูลที่นำมาใช้ในแต่ละอ่างเก็บน้ำสัมพันธ์กันโดยตรง ไม่ต้องใช้ข้อมูลของอ่างเก็บน้ำอื่นซึ่งมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ต่ำ

ตารางที่ 5.14 การฝึกอบรมและทดสอบ ANNs สำหรับการพยากรณ์เป็นรายสัปดาห์ กรณีหลายอ่างเก็บน้ำ

Model	Parameters				R^2				R^2			
	Learning Momentum		Initial	ANNs	Train				Test			
	Rate	Weight	LK		LP	MB	LC	LK	LP	MB	LC	
A	0.8	0.8	0.8	28-13-13-4	0.63	0.68	0.82	0.87	0.48	0.21	0.05	0.59
	0.8	0.8	0.8	28-9-9-9-4	0.69	0.74	0.85	0.78	0.43	0.17	0.06	0.45
B	0.8	0.8	0.8	15-10-10-4	0.51	0.49	0.66	0.73	0.51	0.20	0.08	0.57
	0.8	0.8	0.8	15-7-7-7-1	0.75	0.77	0.91	0.94	0.25	0.30	0.08	0.40
C	0.8	0.8	0.8	16-10-10-4	0.92	0.89	0.89	0.98	0.58	0.21	0.05	0.39
	0.8	0.8	0.8	16-7-7-7-4	0.81	0.70	0.64	0.81	0.39	0.23	0.25	0.47
D	0.8	0.8	0.8	14-10-10-4	0.94	0.92	0.88	0.96	0.54	0.40	0.15	0.54
	0.8	0.8	0.8	14-6-6-6-4	0.44	0.39	0.37	0.74	0.55	0.05	0.09	0.40



รูปที่ 5.15 การฝึกอบรม ANNs สำหรับการพยากรณ์รายสัปดาห์กรณีหลายอ่างเก็บน้ำ



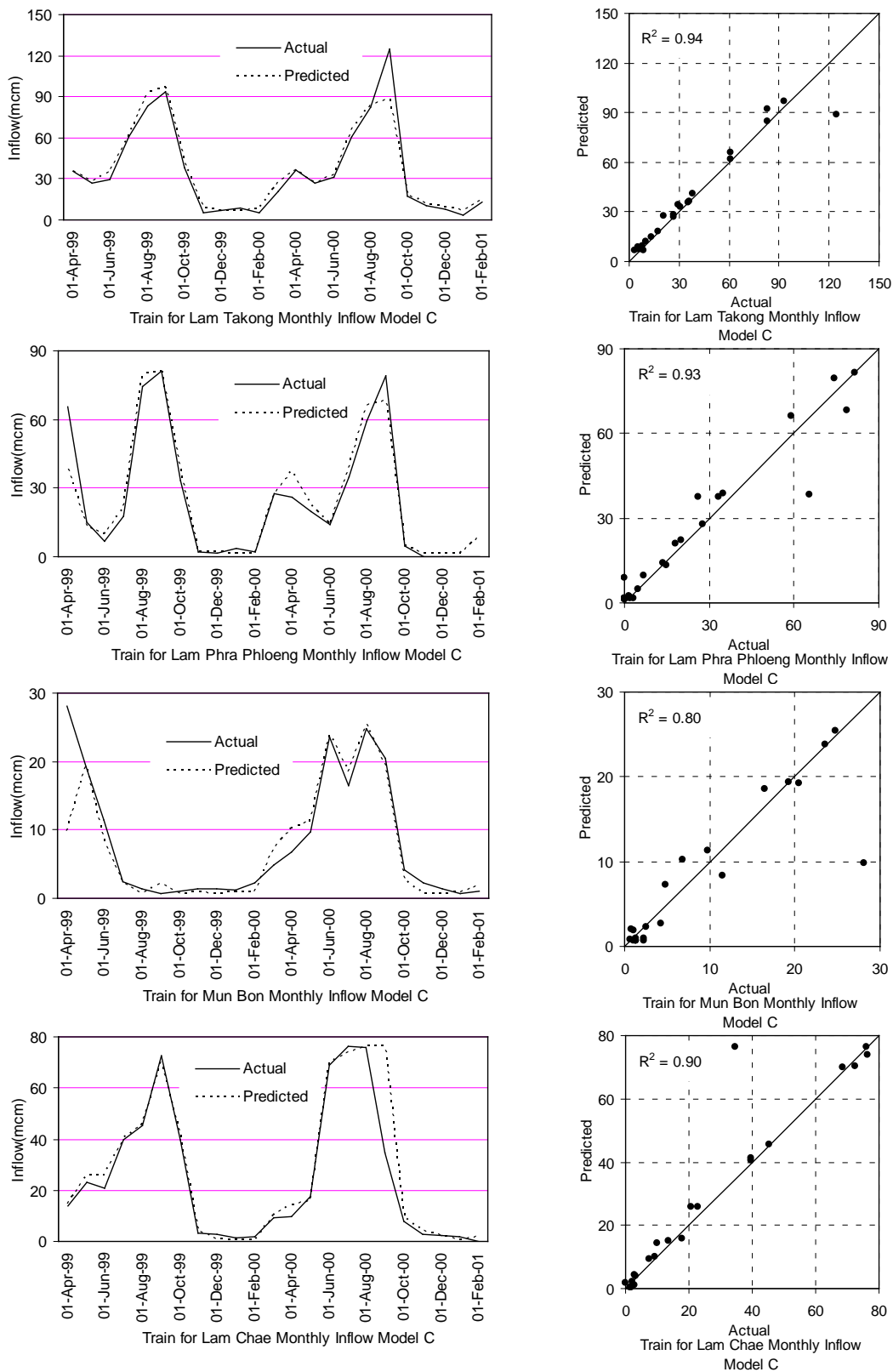
รูปที่ 5.16 การทดสอบ ANNs สำหรับการพยากรณ์รายสัปดาห์กรณีหลายอ่างเก็บน้ำ

5.7.3 การพยากรณ์รายเดือน

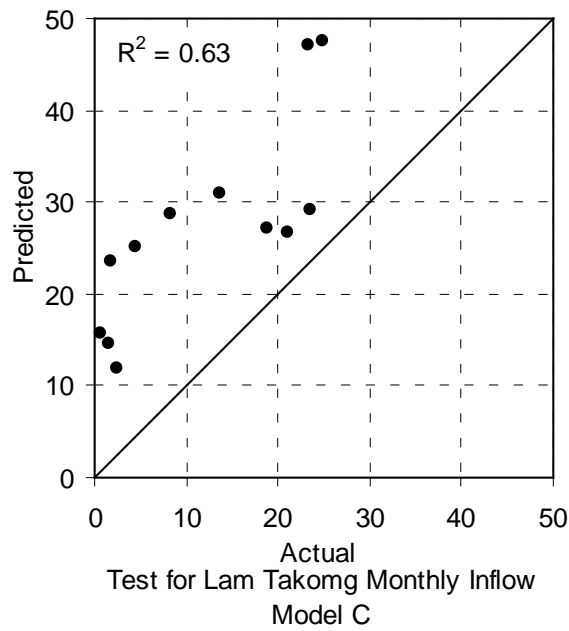
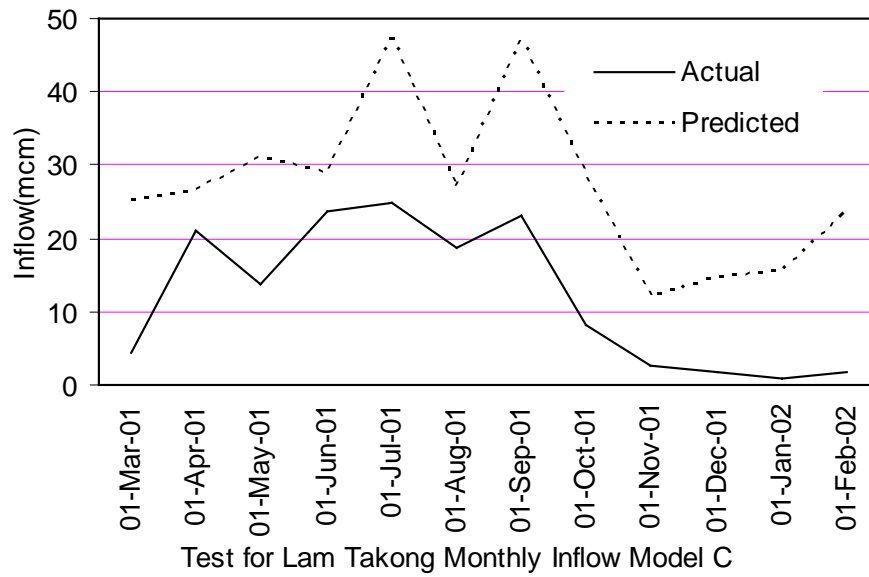
การพยากรณ์รายเดือนแบบจำลองแบบ C ซึ่งใช้เพียงข้อมูลปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำทั้ง 4 อ่าง ย้อนหลังไป 3 ช่วงเวลาเป็นตัวแปรนำเข้า มีโครงสร้างแบบ 16-8-8-4 และใช้ sigmoid transfer function ให้ค่า R^2 จากการฝึกอบรมดีที่สุด R^2 เท่ากับ 0.94, 0.93, 0.80 และ 0.90 สำหรับอ่างเก็บน้ำลำตะคอง อ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง อ่างเก็บน้ำมูลบน และอ่างเก็บน้ำลำแจะตามลำดับ ดังตารางที่ 5.15 และรูปที่ 5.17 ส่วนการทดสอบแบบจำลองนั้นอ่างเก็บน้ำลำตะคองให้ค่า R^2 ของการทดสอบดีที่สุดเท่ากับ 0.63 ดังรูปที่ 5.18 ส่วนอีกสามอ่างเก็บน้ำที่เหลือ ผลการทดสอบแบบจำลองไม่ดีเท่าที่ควร จึงสามารถสรุปได้ว่ากรณีพิจารณาเป็นอ่างเก็บน้ำเดี่ยว(single reservoir) ให้ผลการพยากรณ์รายเดือนที่ดีกว่าในภาพรวม ในทำนองเดียวกับการพยากรณ์รายสัปดาห์

ตารางที่ 5.15 การฝึกฝนและทดสอบ ANNs สำหรับการพยากรณ์เป็นรายเดือนกรณีหลายอ่างเก็บน้ำ

Model	Parameters				R^2				R^2			
	Learning Momentum		Initial	ANNs	Train				Test			
	Rate		Weight		LK	LP	MB	LC	LK	LP	MB	LC
A	0.8	0.8	0.8	28-21-4	0.84	0.89	0.96	0.77	0.56	0.19	0.04	0.51
	0.8	0.8	0.8	28-10-10-4	0.90	0.93	0.82	0.78	0.57	0.38	0.06	0.61
B	0.8	0.8	0.8	15-14-4	0.88	0.85	0.91	0.85	0.17	0.23	0.04	0.22
	0.8	0.8	0.8	15-7-7-4	0.83	0.89	0.89	0.79	0.16	0.22	0.04	0.12
C	0.8	0.8	0.8	16-14-4	0.89	0.78	0.50	0.69	0.63	0.24	0.05	0.43
	0.8	0.8	0.8	16-8-8-4	0.94	0.93	0.80	0.90	0.57	0.33	0.05	0.48
D	0.8	0.8	0.8	14-14-4	0.88	0.84	0.71	0.78	0.27	0.32	0.08	0.36
	0.8	0.8	0.8	14-7-7-4	0.85	0.91	0.85	0.96	0.33	0.24	0.04	0.07



รูปที่ 5.17 การฝึกอบรม ANNs สำหรับการพยากรณ์รายเดือนกรณีหลายอ่างเก็บน้ำ



รูปที่ 5.18 การทดสอบ ANNs สำหรับการพยากรณ์รายเดือนกรณีหลายอ่างเก็บน้ำ

ผลการฝึกอบรม ANNs ซึ่งมีรูปแบบแบบจำลองแตกต่างกัน 4 แบบ เพื่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำกรณีพิจารณาหลายอ่างเก็บน้ำพร้อมกัน (multi reservoirs) พบว่าแบบจำลองรายเดือนมีค่า R^2 จากการฝึกอบรมมากที่สุด รองลงมาเป็นแบบจำลองรายสัปดาห์และรายวัน ตามลำดับ แต่เมื่อพิจารณาเปรียบเทียบกับกรณีพิจารณาเป็นอ่างเก็บน้ำเดี่ยว (single reservoir) พบว่ากรณีพิจารณาเป็นอ่างเก็บน้ำเดี่ยว R^2 สูงกว่า ทั้งนี้เนื่องจากกรณีพิจารณาหลายอ่างเก็บน้ำพร้อมกัน มีข้อมูลเพื่อใช้ฝึกอบรมสั้นเพียง 2 ปี จึงทำให้การฝึกอบรมไม่ดีเท่าที่ควร

ในส่วนของ การทดสอบแบบจำลองพบว่าค่า R^2 ที่ได้ต่ำกว่ากรณีอ่างเก็บน้ำเดี่ยว (single reservoir) เนื่องจากข้อมูลที่ใช้ฝึกอบรมมีจำนวนน้อย การเรียนรู้ของแบบจำลองจึงค่อนข้างจำกัด ทำให้แบบจำลองขาดความยืดหยุ่นเมื่อนำมาทดสอบจึงได้ผลไม่ดีเท่าที่ควร อย่างไรก็ตามเมื่อพิจารณาว่าใช้ข้อมูลเพียง 2 ปีในการสร้างแบบจำลอง แต่สามารถพยากรณ์มีความแม่นยำ 50-60 % ก็ถือว่าใช้ได้ในระดับหนึ่งเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองทางอุทกวิทยาอื่นๆ

กรณีพิจารณาหลายอ่างเก็บน้ำพร้อมกัน ใช้ตัวแปรนำเข้าค่อนข้างมากและบางตัวแปรมีความสัมพันธ์สับสนกันต่ำ จึงไม่ประสบผลสำเร็จในการเรียนรู้เท่าที่ควร เนื่องจากข้อมูลบางค่ามีความสัมพันธ์กับปริมาณน้ำที่ไหลเข้าของอ่างเก็บน้ำของอ่างเก็บน้ำหนึ่งแต่อาจมีความสัมพันธ์น้อยหรือไม่มีความสัมพันธ์กันเลยปริมาณน้ำที่ไหลเข้าของอ่างเก็บน้ำของอ่างเก็บน้ำอื่น แต่เมื่อทำการพยากรณ์แบบหลายอ่างเก็บน้ำพร้อมกันก็ต้องนำตัวแปรนั้นใส่เข้าไปด้วย ทำให้แบบจำลองไม่มีประสิทธิภาพเท่าที่ควร ต่างจากการพยากรณ์แบบอ่างเก็บน้ำเดี่ยวที่ถึงแม้แบบจำลองบางแบบมีตัวแปรนำเข้ามาก แต่ก็เป็นตัวแปรที่มีความสัมพันธ์เกี่ยวข้องกันอยู่ ผลการศึกษาการพยากรณ์โดยแบบจำลองรูปแบบต่างๆพบว่า การพยากรณ์แบบอ่างเก็บน้ำเดี่ยวมีความเหมาะสมสำหรับการพยากรณ์มากกว่า ทั้งในแง่ของการใช้งานและการสร้างแบบจำลอง เพราะใช้ข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำที่จะพยากรณ์เท่านั้น

บทที่ 6

สรุปและข้อเสนอแนะ

6.1 สรุป

ผลการศึกษาเพื่อหารูปแบบของ ANNs ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำรายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือน สำหรับ 4 อ่างเก็บน้ำในกลุ่มน้ำมูลตอนบนคือ อ่างเก็บน้ำลำตะคอง อ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง อ่างเก็บน้ำมูลบน และอ่างเก็บน้ำลำแะ สามารถสรุปได้ดังนี้

(1) กรณีอ่างเก็บน้ำเดี่ยว (single reservoir)

โครงสร้าง ANNs ของแต่ละอ่างเก็บน้ำมีรูปแบบดังนี้

อ่างเก็บน้ำลำตะคอง รูปแบบ ANNs ที่เหมาะสมคือโครงข่ายแบบ 10-63-1, 10-14-14-1 และ 8-5-5-5-1 สำหรับการพยากรณ์รายวัน รายสัปดาห์และรายเดือนตามลำดับ

อ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง รูปแบบ ANNs ที่เหมาะสมคือโครงข่ายแบบ 15-17-17-17-1, 15-10-10-10-1 และ 15-5-5-5-1 สำหรับการพยากรณ์รายวัน รายสัปดาห์และรายเดือนตามลำดับ

อ่างเก็บน้ำมูลบน รูปแบบ ANNs ที่เหมาะสมคือโครงข่าย 10-13-13-13-1, 11-6-6-6-1 และ 11-4-4-4-1 สำหรับการพยากรณ์รายวัน รายสัปดาห์และรายเดือนตามลำดับ

อ่างเก็บน้ำลำแะ รูปแบบ ANNs ที่เหมาะสมคือโครงข่าย 10-8-8-8-1, 10-8-8-1 และ 10-3-3-3-1 สำหรับการพยากรณ์รายวัน รายสัปดาห์และรายเดือนตามลำดับ

ทุกอ่างเก็บน้ำใช้ transfer function แบบ sigmoidal

(2) กรณีหลายอ่างเก็บน้ำ(multi reservoir)

โครงสร้าง ANNs สำหรับการพยากรณ์รายวัน รายสัปดาห์ และรายเดือน คือ 28-14-14-14-4, 14-10-10-4, 16-8-8-4 ตามลำดับ และใช้ transfer function แบบ sigmoidal

(3) ผลการฝึกอบรม ANNs ทั้งกรณีอ่างเก็บน้ำเดี่ยวและหลายอ่างเก็บน้ำการพยากรณ์รายเดือนให้ ค่า R^2 สูงที่สุด รองลงมาเป็นรายสัปดาห์และรายวันตามลำดับ

(4) การใช้ข้อมูลน้ำฝน ข้อมูลน้ำท่า ข้อมูลปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ และข้อมูลภูมิอากาศ ได้ แก่อุณหภูมิ ความชื้นสัมพัทธ์ และความกดอากาศเป็นตัวแปรนำเข้าจะให้ผลการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำมากที่สุด

(5) ค่าพารามิเตอร์ของ ANNs ได้แก่ momentum และ learning rate มีผลต่อความแม่นยำในการพยากรณ์ค่อนข้างน้อย ส่วนค่า transfer function มีผลต่อการเรียนรู้และความแม่นยำในการพยากรณ์ ดังนั้นในการสร้าง ANNs ควรให้ความสนใจในการเลือก transfer function เป็นพิเศษ นอกเหนือจากการปรับแก้จำนวน (hidden layer) และจำนวนนิวรอนใน hidden layer

6.2 ข้อเสนอแนะ

(1) ANNs ใช้สำหรับพยากรณ์ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำในช่วงระยะเวลาหนึ่งเท่านั้น หากสภาพทางกายภาพของพื้นที่มีการเปลี่ยนแปลงควรมีการปรับเทียบแบบจำลองอีกครั้งเพื่อความแม่นยำในการพยากรณ์มากขึ้น

(2) การฝึกอบรม ANNs ควรเลือกฝึกอบรมให้พอดีไม่มากหรือน้อยเกินไป เพราะเข้าฝึกอบรมมากก็จะเกิดการยึดติดกับรูปแบบที่ฝึกอบรมมากเกินไป (overfitting) เหมือนเป็นการจำไม่ใช่การเรียนรู้ เมื่อเจอสภาพที่ไม่เคยรู้มาก่อนก็จะไม่พยากรณ์ได้ไม่แม่นยำ

(3) backpropagation algorithm มีข้อเสียคือ การเรียนรู้ของแบบจำลองใช้เวลาค่อนข้างนาน ควรมีการศึกษาเทคนิคอื่นเปรียบเทียบ

(4) การเลือกโครงสร้างและค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ของ ANNs เป็นปัจจัยสำคัญที่จะนำไปสู่ความสำเร็จในการเรียนรู้ของแบบจำลอง ในการศึกษานี้ได้เลือกใช้วิธีแนวทางแบบล่างขึ้นบน (bottom-up approaches) เป็นการเริ่มจากโครงสร้างขนาดเล็กแล้วค่อยๆ เพิ่มจำนวนนิวรอนขึ้นเรื่อยๆ ซึ่งเป็นวิธีที่ง่ายแต่อาจประสบปัญหา overfitting จึงควรพิจารณาวิธีการเลือกโครงข่ายที่เหมาะสมแบบอื่นๆ ร่วมด้วย เช่น ใช้ genetic algorithm และวิธีการเรียนรู้แบบต่อลดหลั่นลำดับ (cascade correlation learning) ที่ปรับปรุงมาจากเรียนรู้แบบย้อนกลับ (backpropagation learning) ซึ่งจะทำได้แบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์มากขึ้น

เอกสารอ้างอิง

- ทรงศักดิ์ ภัทราวุฒิชัย และ วราวุธ วุฒิวณิชย์. 2546. การพยากรณ์สภาพน้ำท่าในลุ่มน้ำลำภาชีโดยระบบโครงข่ายประสาทประดิษฐ์. น. 480-489. ใน การประชุมทางวิชาการของมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ครั้งที่ 41 (สาขาวิศวกรรมศาสตร์และสถาปัตยกรรมศาสตร์). มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, กรุงเทพฯ.
- ทองเปลว กองจันทร์ และวราวุธ วุฒิวณิชย์. 2544. สภาวะการขาดน้ำของกลุ่มน้ำตอนบน. การประชุมวิศวกรรมแหล่งน้ำแห่งชาติครั้งที่ 1. วิศวกรรมสถานแห่งประเทศไทยในพระบรมราชูปถัมภ์, กรุงเทพฯ. น. 72-81.
- วราวุธ วุฒิวณิชย์. 2544. Artificial Neural Networks. ชลกรณฉบับวันชชาติ, สมาคมศิษย์เก่าวิศวกรรมชลประทานในพระบรมราชูปถัมภ์, กรุงเทพฯ. น. 89-102.
- วราวุธ วุฒิวณิชย์ และอารยะ เหล่าสุวรรณ. 2545. Artificial Neural Networks Softwares. ชลกรณฉบับวันชชาติ สมาคมศิษย์เก่าวิศวกรรมชลประทานในพระบรมราชูปถัมภ์. กรุงเทพฯ.
- เสรี ศุภราทิตย์. 2544. คู่มือการพยากรณ์น้ำโดยโครงข่ายใยประสาทเทียม. สถาบันพัฒนาการชลประทาน. นนทบุรี.
- เสรี ศุภราทิตย์ ชัยยุทธ ชินณะราศรี และทรงพล โนนสว่าง. 2544. การพยากรณ์ระดับน้ำที่หาดใหญ่โดยโครงข่ายใยประสาทเทียม. การประชุมวิศวกรรมแหล่งน้ำแห่งชาติ ครั้งที่ 1. วิศวกรรมสถานแห่งประเทศไทย ในพระบรมราชูปถัมภ์, กรุงเทพฯ.
- Ammala, J., Zhang, B., and R.S. Govindaraju. 2000. Comparison of ANN's and empirical approaches for predicting watershed runoff, J. Water Resour. Plng, Mgmt, ASCE. 126(3): 156-166.
- ASCE Task Committee. 2000a. Artificial Neural Networks in Hydrology I: Preliminary Concepts. J. Hydrologic Engrg. 5(2): 115-123.
- ASCE Task Committee. 2000b. Artificial Neural Networks in Hydrology II: Hydrologic Applications. J. Hydrologic Engrg. 5(2): 124-137.
- Campolo, M., P. Andreussi and A. Soldati. 1999. River Flood Forecasting with Neural Model. Water Resour. Res. 35: 1191-1197.

- Coulibaly, P., Anctil, F. and B. Bobee. 2000. Daily reservoir inflow forecasting using artificial Neural networks with stopped training approaches, *J. of Hydro.*, Elsevier. 230: 244-257.
- Fernando, D. A. and A. W. Jayawardma. 1998. Runoff forecasting using RBF networks with OLS algorithm. *J. Hydrol. ASCE*. 3(3): 203-209.
- Hagan, M.T. and H. B. Demuth. 1996. *Neural network design*. PWS Publ. Co, Boston.
- Hsu, K-L., V. Gupta and S. Sorooshian. 1995. Artificial Neural Network Modeling of The Rainfall-Runoff Process. *Water Resour. Res.* 31: 2517-2530.
- Jain, S. K., A. Das and D.K. Srivastava. 1999. Application of Ann for Reservoir Inflow Prediction and Operation. *J. Water Res. Plng. And Mgmt.* 125(5): 263-271.
- Karunanithi, N., E.J. Grenney, D. Whitley and K. Bovee. 1994. Neural Networks for River Flow Prediction. *J. Comp. in Civ. Engrg.* 8(2): 201-220.
- Kongjun, T. and Vudhivanch. 2004. Multicriteria Decision Modeling for Multireservoir Water Allocation During Shortage :A Case Study of Upper Mun Basin. *Suranaree J. Sci. Technol.* 11(1) :30-38.
- Kuo, J.T., Chu, W.S. and Y. J. Lin. 1995. Proposed daily streamflow forecasting model for Reservoir operation. *J. Water Resour. Plng. Mgmt., ASCE*. 121(2) : 132-143.
- Liong, S.Y., W.H Lim and G.N. Paudyal. 2000. River Stage Forecasting in Bangladesh: Neural Network Approach. *J. Comp. in Civ. Engrg.* 8(2): 201-220.
- Nash, J.E. and J.V. Sutcliffe. 1970. River Flow Forecasting Through Conceptual Model, Part I: a Discussion of Principles, *J. Hydrol.* 10(3): 282-290.
- Maier, H. and G. C. Dandy. 2000. Neural networks for prediction and forecasting of water Resources variables : A Review of Modeling Issues and Applications, *Environ. Modeling & Software*, Elsevier. 15 : 101-124.
- Patterson, D. W. 1996. *Artificial Neural Networks Theory and Application*. Prentice Hall Simon & Schuster(Asia) Pte Ltd., Singapore.

- Phien, H. N., Tien, H.L., Phuetohan, W. and N. Dukpa. 2000. B-spline networks for daily flow Forecasting, ecosystem and flood 2000, Int. European-Asian Workshop, Hanoi, Vietnam. 27-29.
- Sojikumar, N. and B. S. Thandaveswara. 1999. A non-linear rainfall-runoff model using and artificial neural network, *J. Hydro.*, Elsevier. 216 : 32-55.
- Tingsanchali, T. and C. Manusthiparom. 2001. A neural network model for flood forecasting tidal rivers, Water Engineering and Management Program, School of Civil Engineering, Asian Institute of Technology, Thailand.
- Tingsanchail, T. and M. R. Gautam. 2000. Application of Tank, NAM, ARMA and neural network models to flood forecasting. *J. Hydro. Processes*, John Wiley and Sons Publisher, U.K. 14 : 2473-2487.
- Tokar, A.S. and M. Markus. 2000. Precipitation-Runoff Modeling Using Artificial Neural Networks and Conceptual Models. *J. Hydrologic Engrg.* 5(2): 156-161.
- Veelenturf, L.P.J. 1995. Analysis and Applications of Artificial Neural Networks. Prentice Hall International(UK) Ltd., Hertfordshire.
- Zhang, E. Y. and P. Trimble. 1996. Forecasting water availability by applying neural networks with global and solar indices. Proc. 16th Annual Am. Geophy, Union, USA.

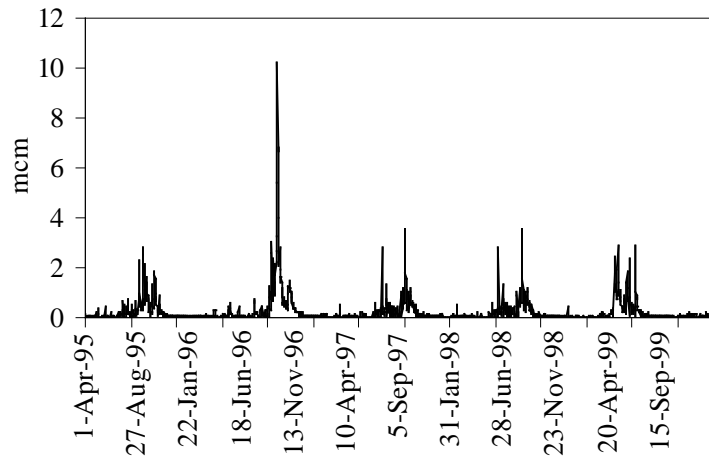
ภาคผนวก

ภาคผนวก ก อนุกรมเวลาของข้อมูลที่น่ามาใช้ศึกษา

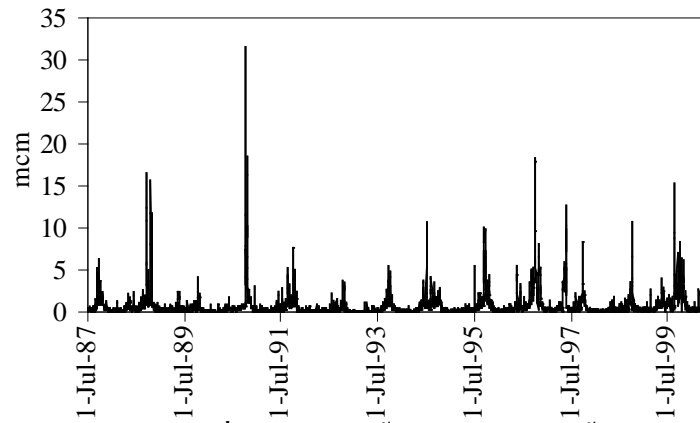
ภาคผนวก ข การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเอง

ภาคผนวก ค ค่าน้ำหนัก(Weights) และค่าความเอนเอียง(Biases)

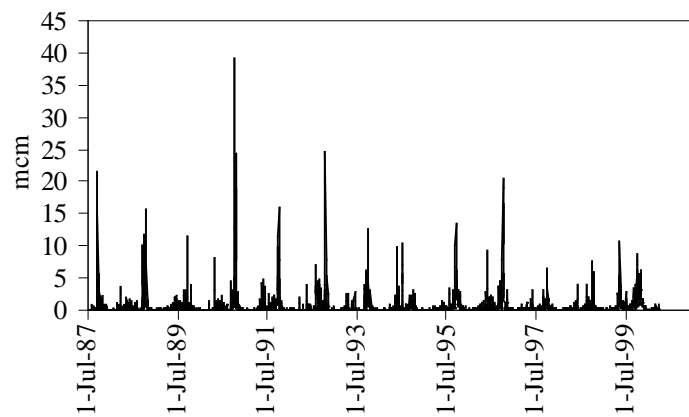
ภาคผนวก ก
อนุกรมเวลาของข้อมูลที่น่ามาใช้ศึกษา



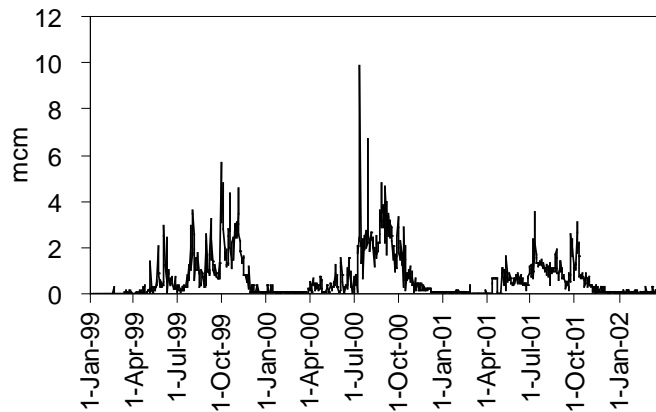
ภาพผนวกที่ ก1 ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำมุดบน



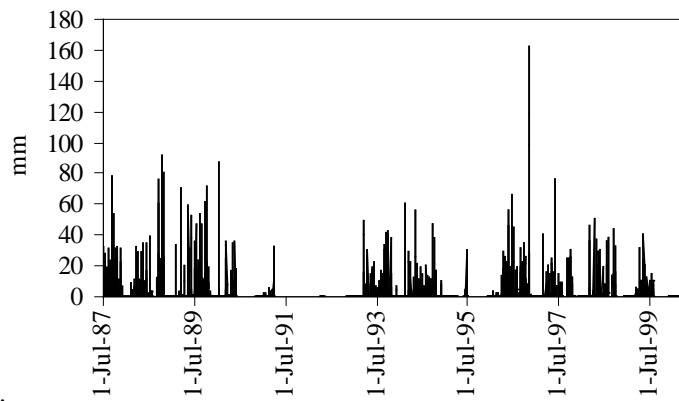
ภาพผนวกที่ ก2 ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำลำตะคอง



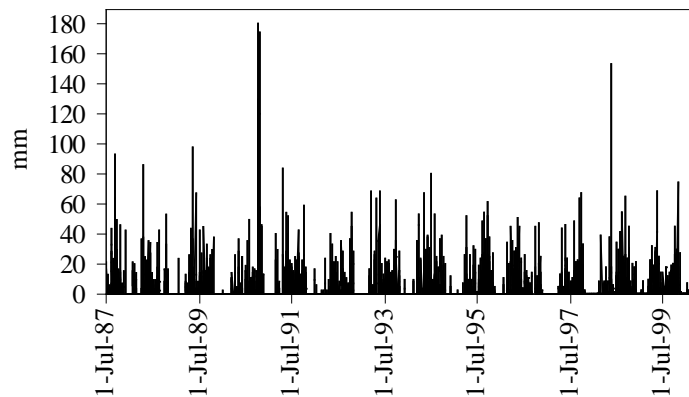
ภาพผนวกที่ ก3 ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง



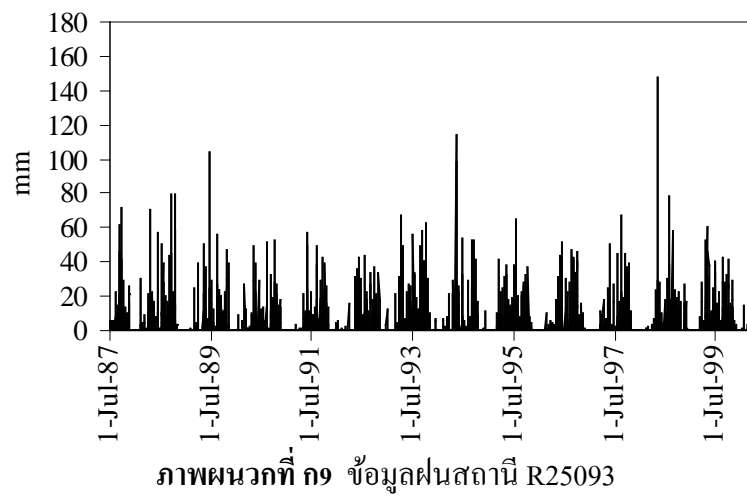
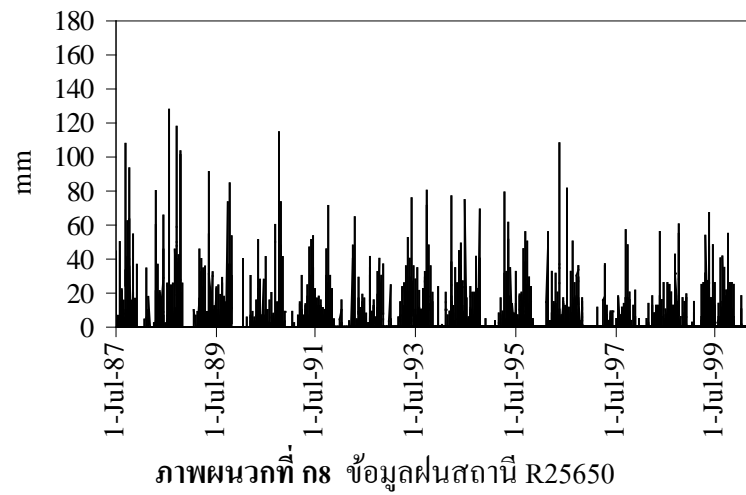
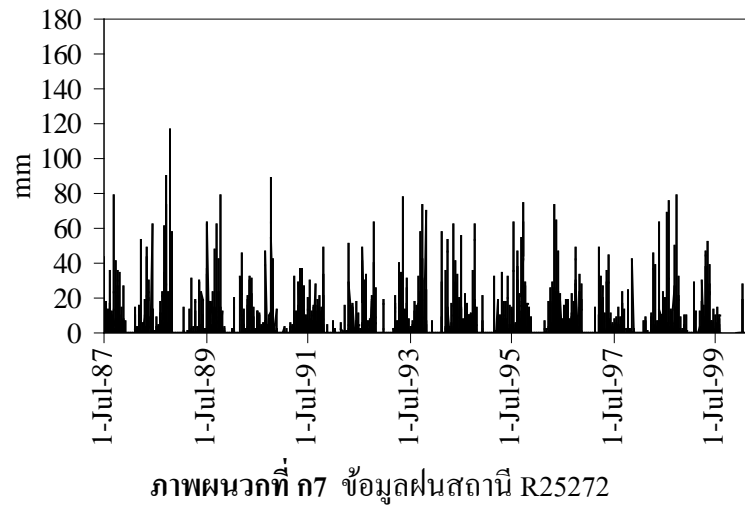
ภาพผนวกที่ ก4 ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างเก็บน้ำลำพระ

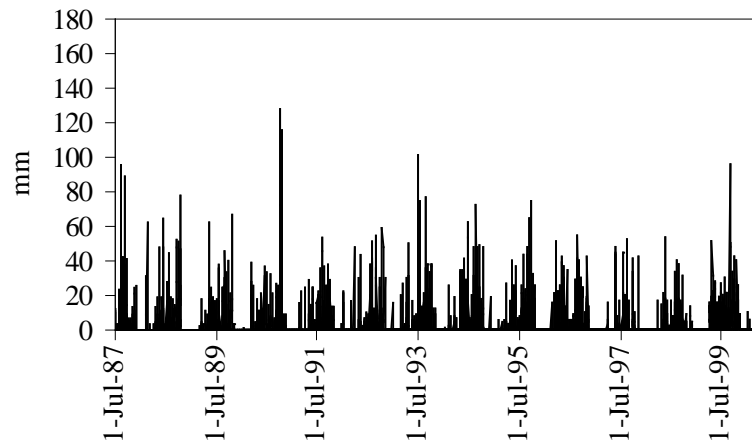


ภาพผนวกที่ ก5 ข้อมูลฝนสถานี R25612

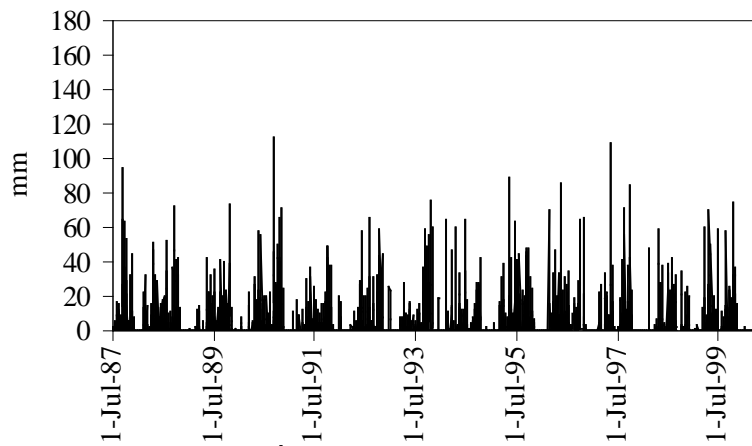


ภาพผนวกที่ ก6 ข้อมูลฝนสถานี R25644

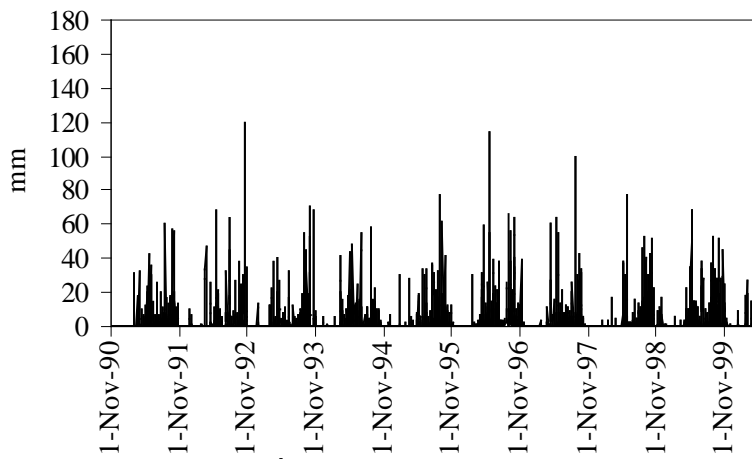




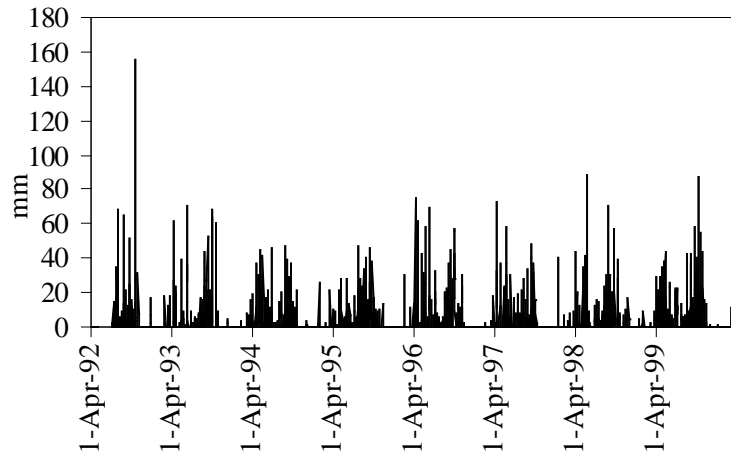
ภาพผนวกที่ ก10 ข้อมูลฝนสถานี R25152



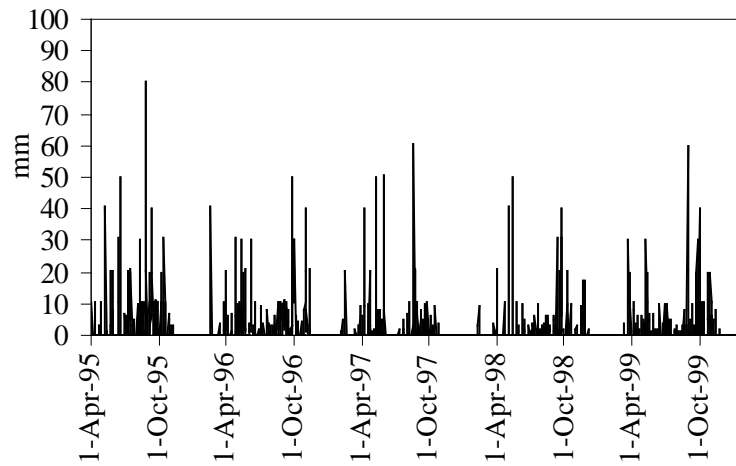
ภาพผนวกที่ ก11 ข้อมูลฝนสถานี R25511



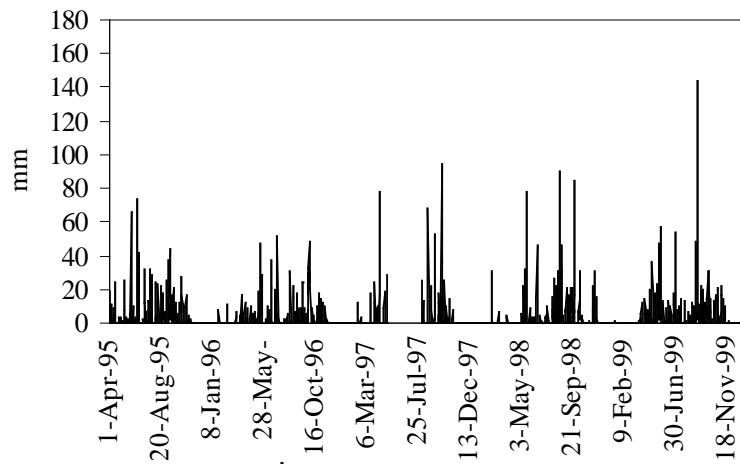
ภาพผนวกที่ ก12 ข้อมูลฝนสถานี R25751



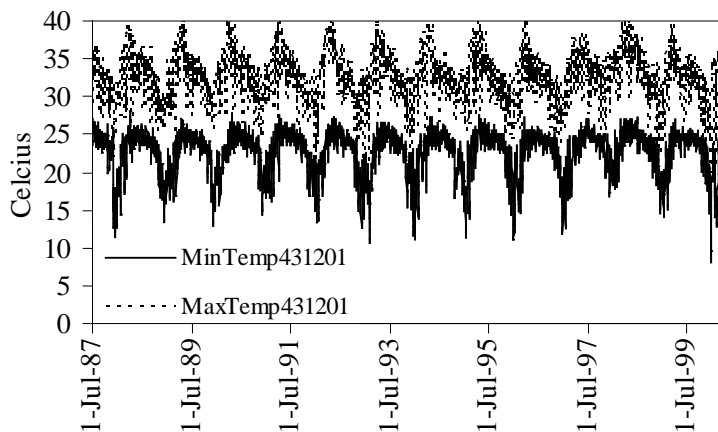
ภาพผนวกที่ ก13 ข้อมูลฝนสถานี R25781



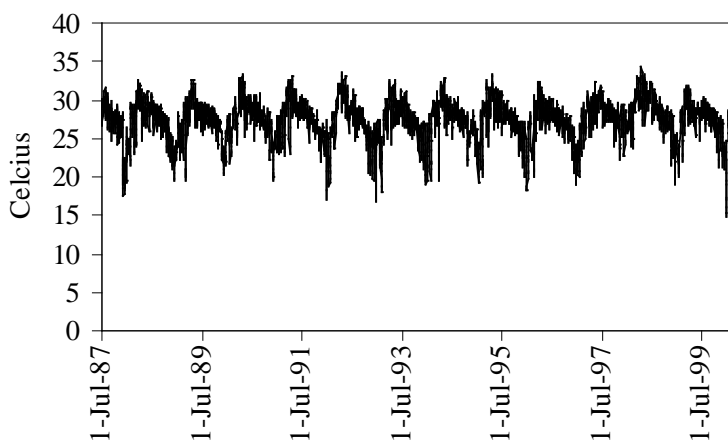
ภาพผนวกที่ ก14 ข้อมูลฝนสถานี R25112



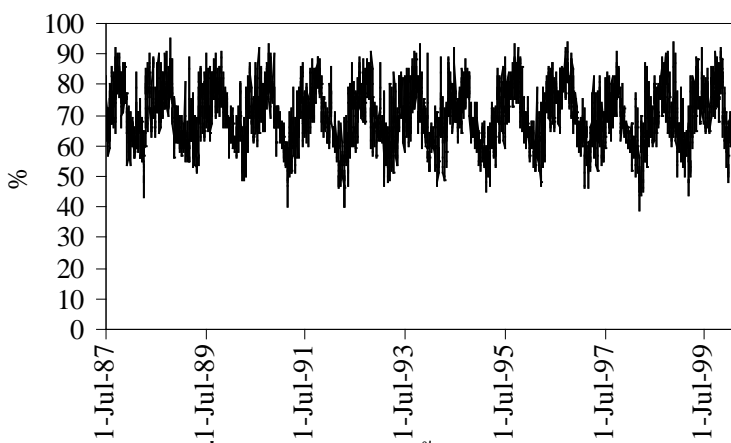
ภาพผนวกที่ ก15 ข้อมูลฝนสถานี R25521



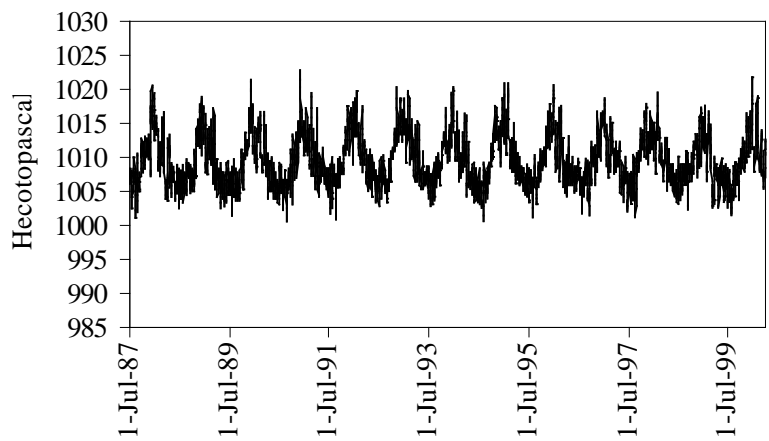
ภาพผนวกที่ ก16 ข้อมูลอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุดสถานี 431201



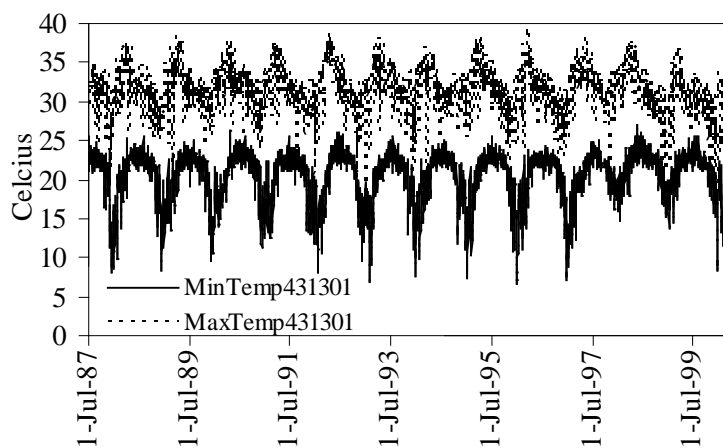
ภาพผนวกที่ ก17 ข้อมูลอุณหภูมิเฉลี่ยสถานี 431201



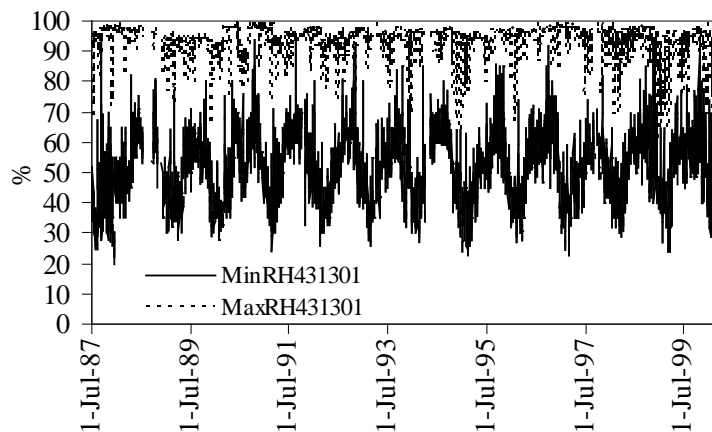
ภาพผนวกที่ ก18 ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ยสถานี 431201



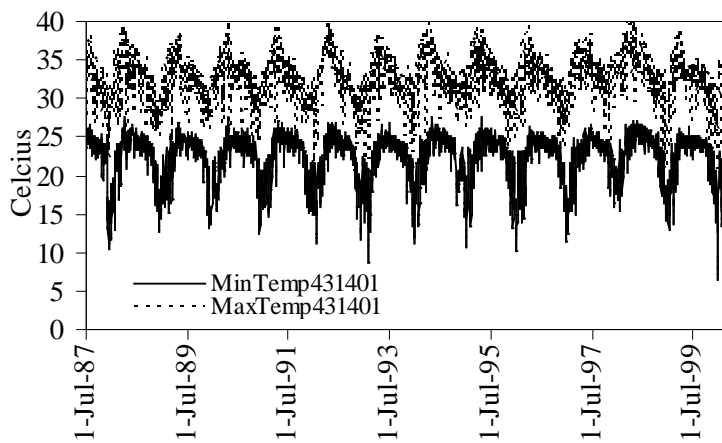
ภาพผนวกที่ ก19 ข้อมูลความกดอากาศเฉลี่ยสถานี 431201



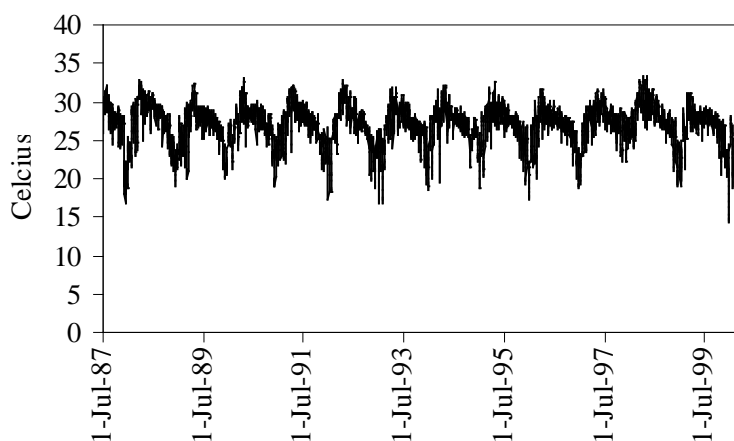
ภาพผนวกที่ ก20 ข้อมูลอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุดสถานี 431301



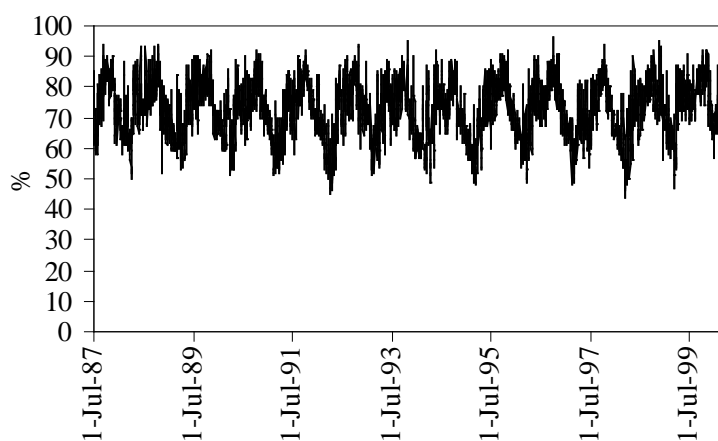
ภาพผนวกที่ ก21 ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์สูงสุด-ต่ำสุดสถานี 431301



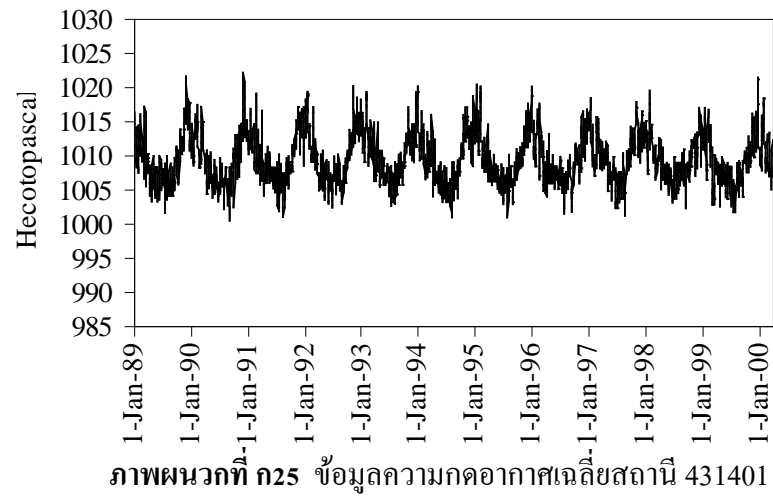
ภาพผนวกที่ ก22 ข้อมูลอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุดสถานี 431401



ภาพผนวกที่ ก23 ข้อมูลอุณหภูมิเฉลี่ยสถานี431401

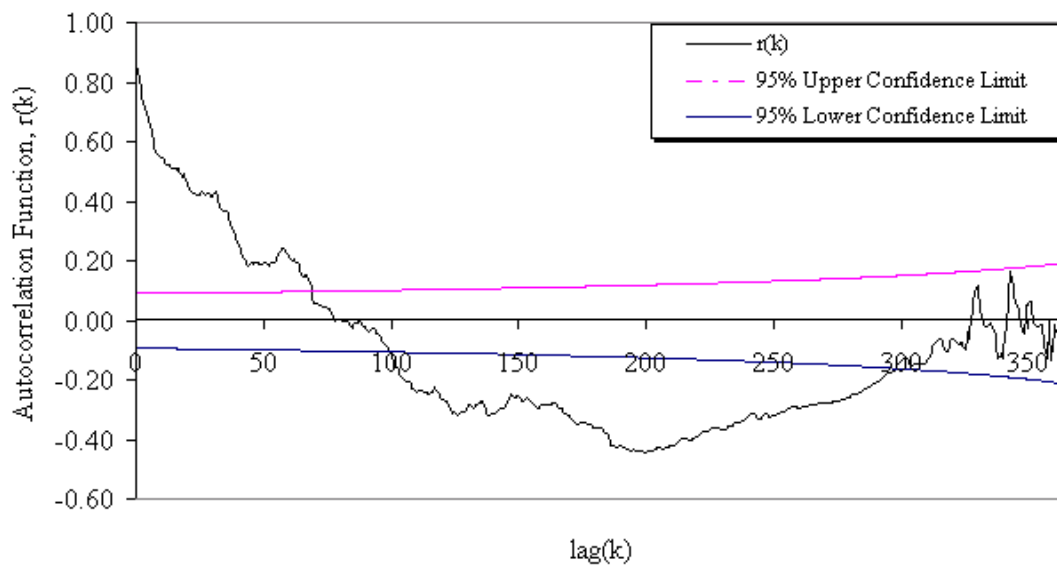


ภาพผนวกที่ ก24 ข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ยสถานี431401

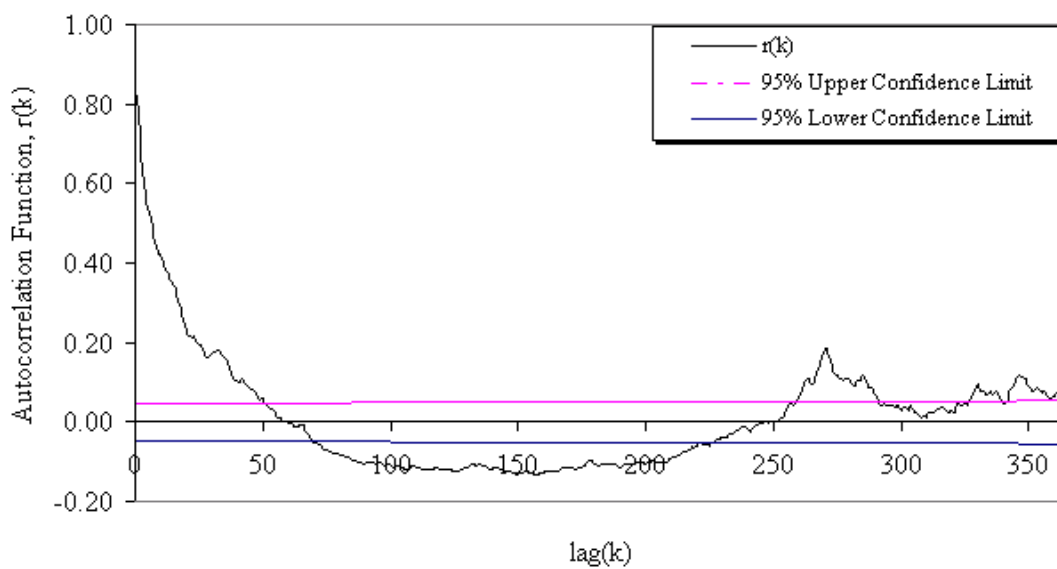


ภาคผนวก ข

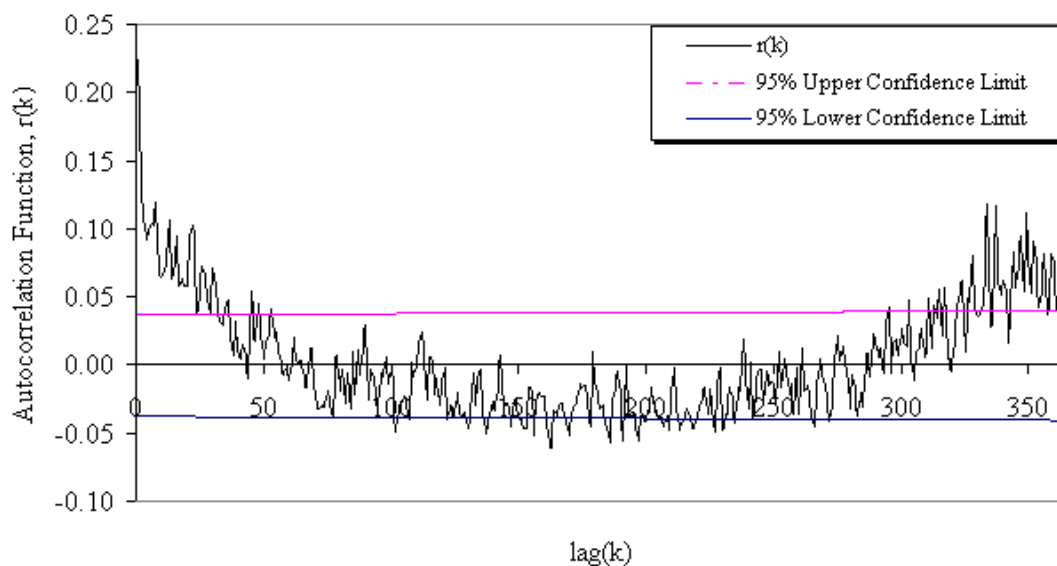
การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation Coefficients)



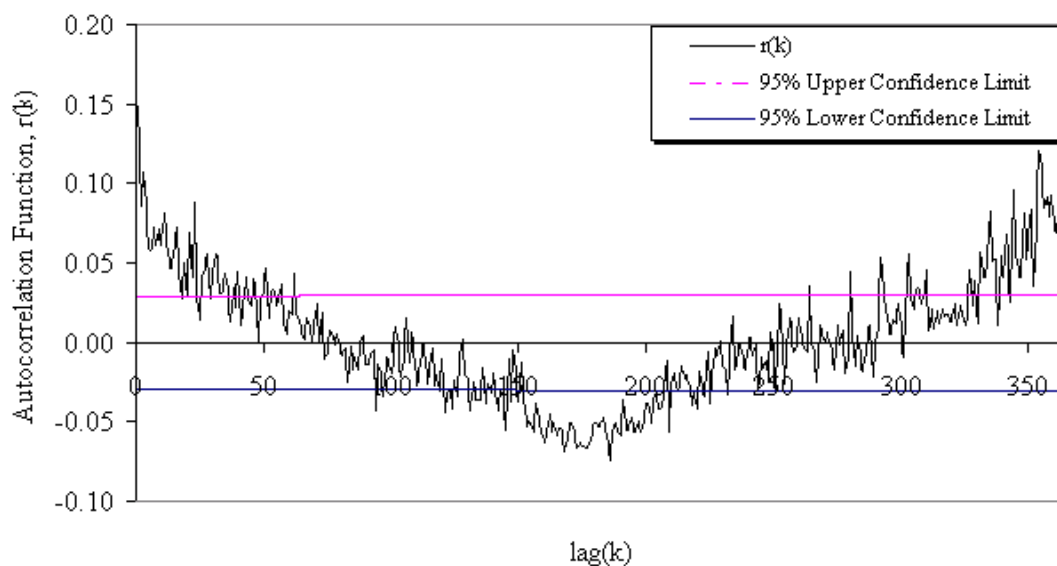
ภาพผนวกที่ ข1 Autocorrelation Function สำหรับ Inflow ของอ่างเก็บน้ำมุลบน



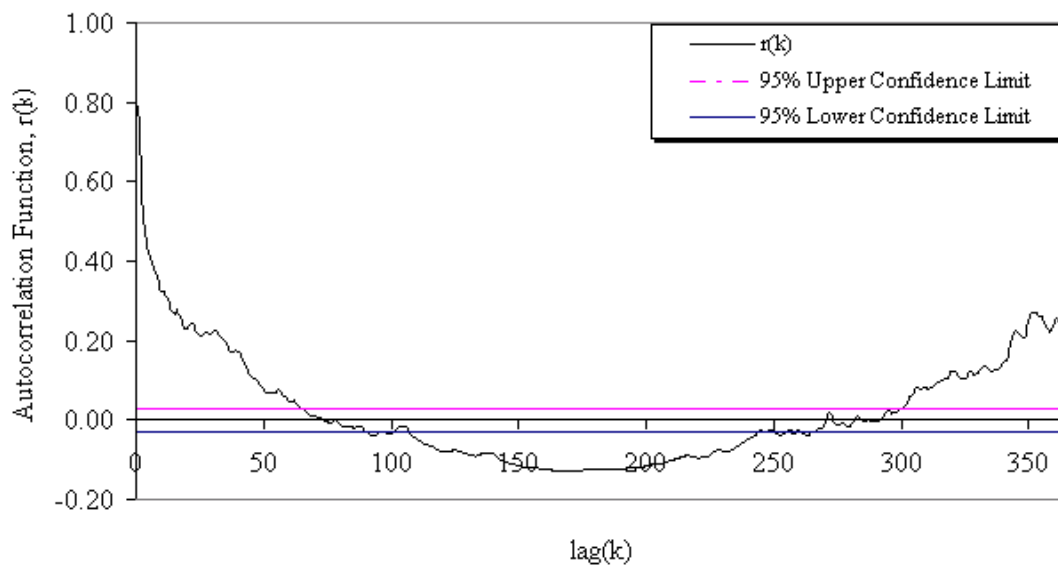
ภาพผนวกที่ ข2 Autocorrelation Function สำหรับ Inflow ของอ่างเก็บน้ำด้าแซะ



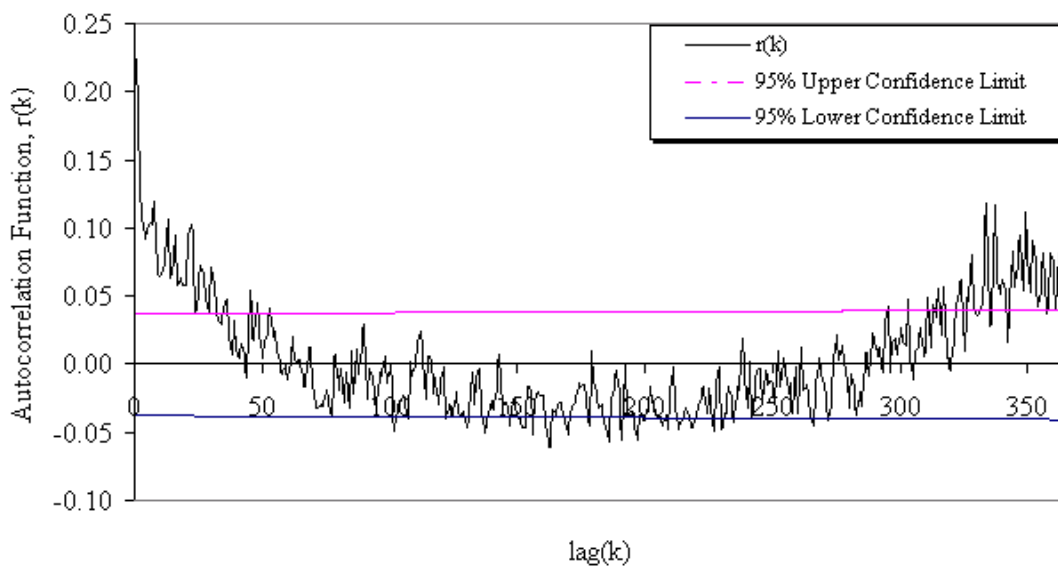
ภาพผนวกที่ ข3 Autocorrelation Function สำหรับ Inflow ของอ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง



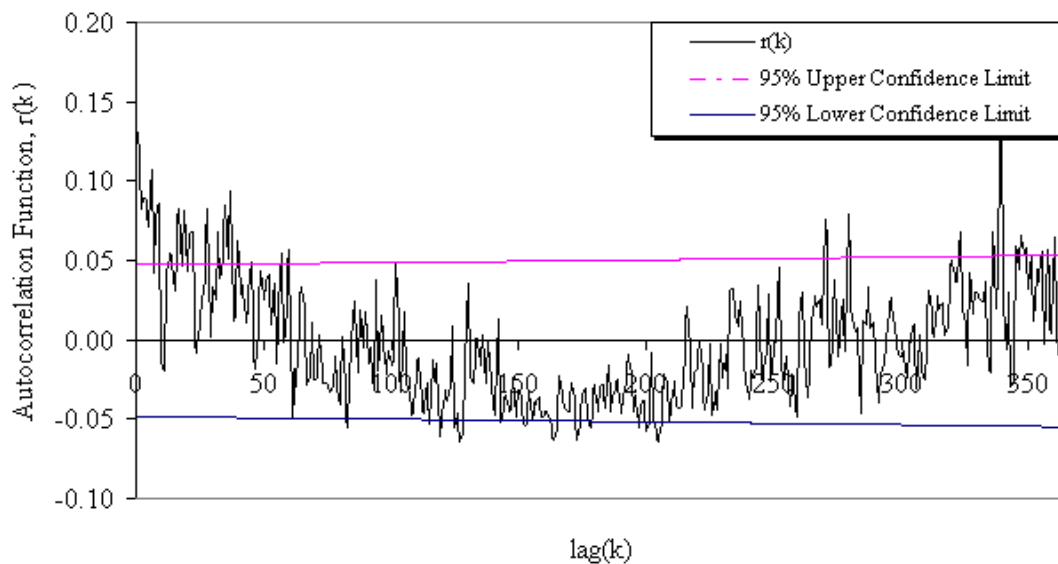
ภาพผนวกที่ ข4 Autocorrelation Function สำหรับ Inflow ของอ่างเก็บน้ำลำตะคอง



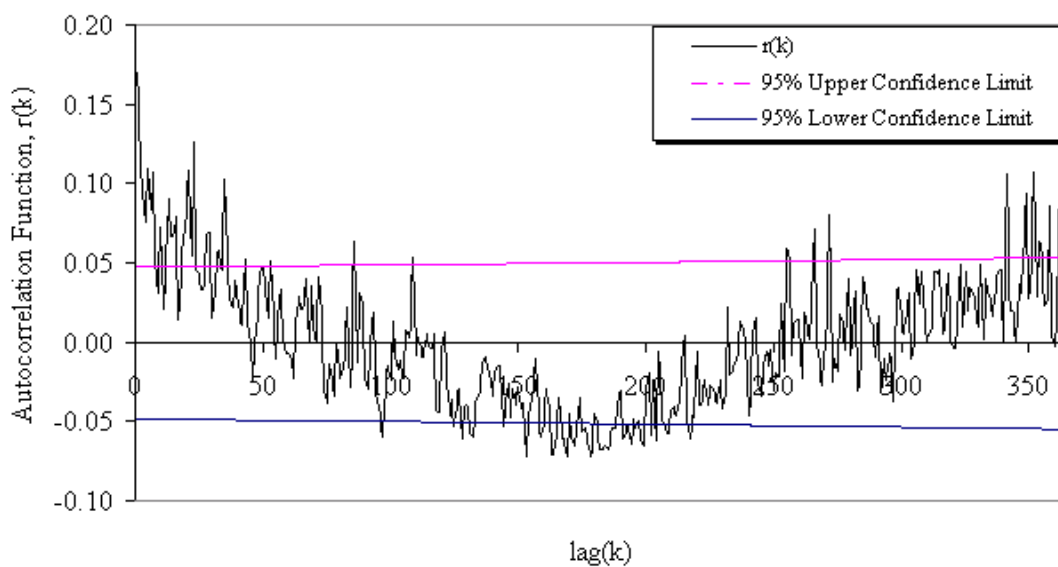
ภาพผนวกที่ ข5 Autocorrelation Function สำหรับน้ำท่าที่สถานี M. 89



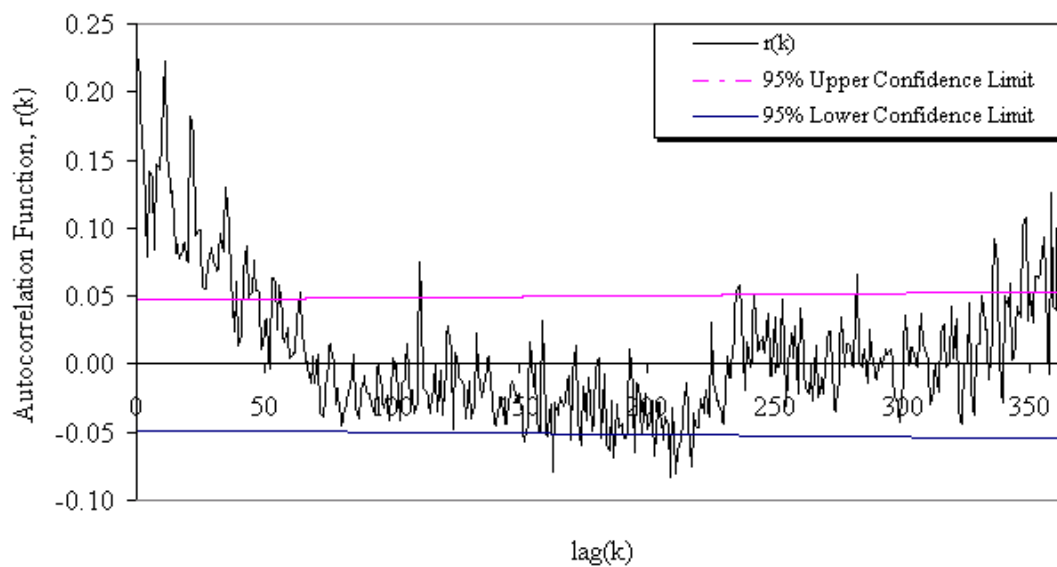
ภาพผนวกที่ ข6 Autocorrelation Function สำหรับน้ำท่าที่สถานี M. 145



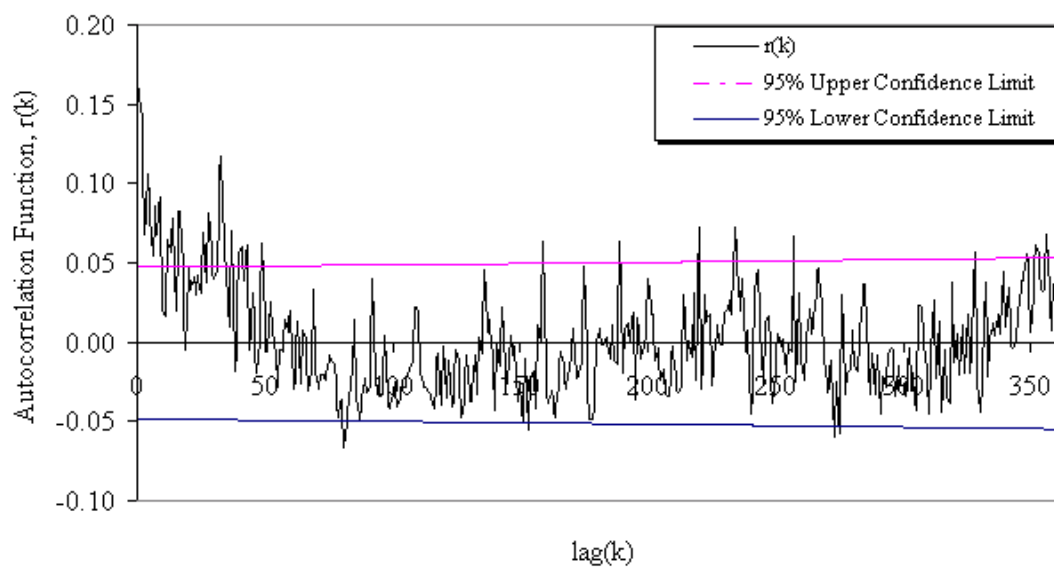
ภาพผนวกที่ ข7 Autocorrelation Function สำหรับฝนที่สถานี R25521



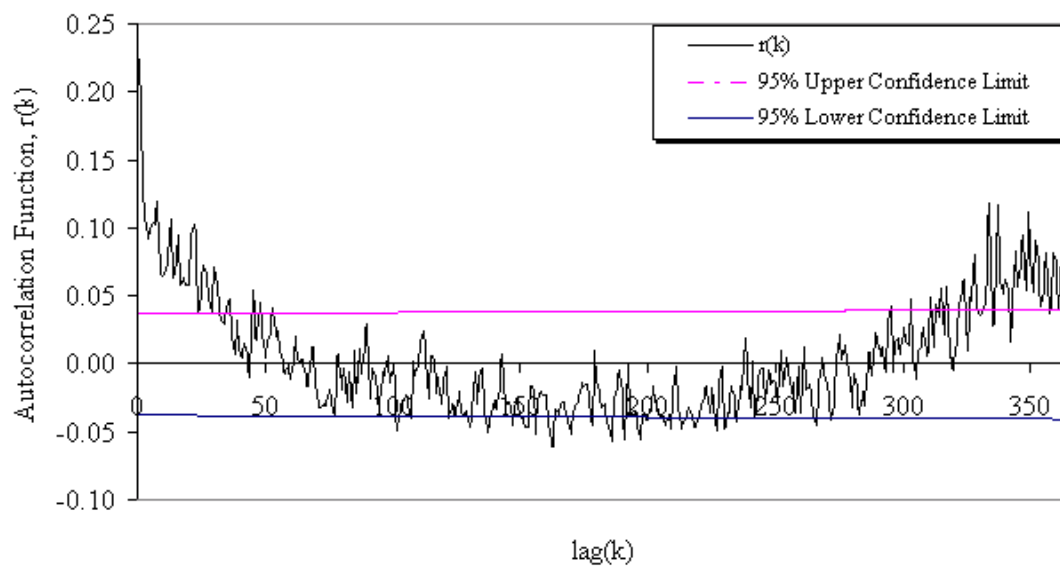
ภาพผนวกที่ ข8 Autocorrelation Function สำหรับฝนที่สถานี R25093



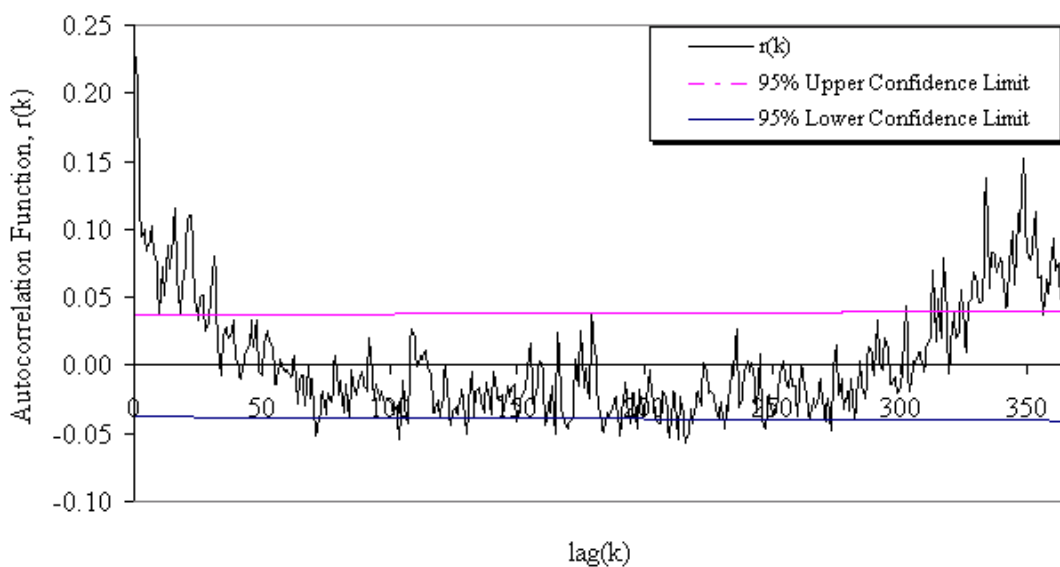
ภาพผนวกที่ ข9 Autocorrelation Function สำหรับฝนที่สถานี R25152



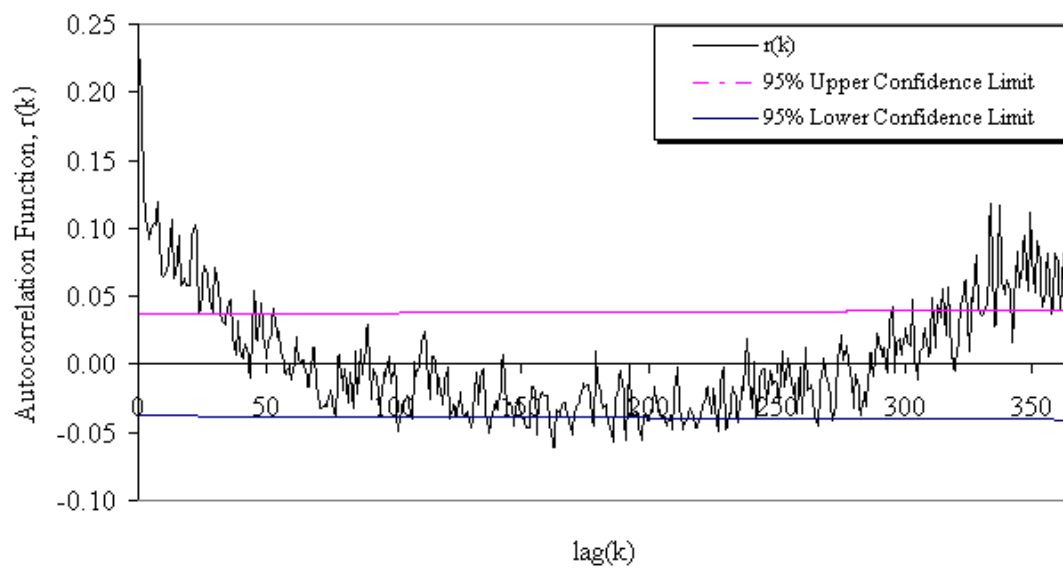
ภาพผนวกที่ ข10 Autocorrelation Function สำหรับฝนที่สถานี R25112



ภาพผนวกที่ ข11 Autocorrelation Function สำหรับฝนที่สถานี R25511



ภาพผนวกที่ ข12 Autocorrelation Function สำหรับฝนที่สถานี R25781



ภาพผนวกที่ ข13 Autocorrelation Function สำหรับฝนที่สถานี R25751

ภาคผนวก ค

ค่าน้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases)

ตารางผนวกที่ ค1 ค่าน้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases) สำหรับการพยากรณ์รายวัน

โดย ANNs[10-63-1] ของอ่างเก็บน้ำลำตะคอง

Layer	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases
2	1	1	-2.00830		7	1	-0.43890		13	1	-0.43890	
		2	-3.33130			2	-0.63680			2	-0.63680	
		3	0.82205			3	0.15259			3	0.15259	
		4	-5.38650			4	-1.03050			4	-1.03050	
		5	5.98721			5	-0.17850			5	-0.17850	
		6	1.90444			6	-0.17870			6	-0.17870	
		7	-0.43240			7	-0.38000			7	-0.38000	
		8	-1.04740			8	-0.69930			8	-0.69930	
		9	6.77526			9	-0.65270			9	-0.65270	
		10	3.39092	0.16951		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440
	2	1	-2.81980		8	1	-0.43890		14	1	-0.43890	
		2	-0.65260			2	-0.63680			2	-0.63680	
		3	-4.88200			3	0.15259			3	0.15259	
		4	4.99490			4	-1.03050			4	-1.03050	
		5	-1.20490			5	-0.17850			5	-0.17850	
		6	-1.56600			6	-0.17870			6	-0.17870	
		7	1.36264			7	-0.38000			7	-0.38000	
		8	-5.09100			8	-0.69930			8	-0.69930	
		9	2.84962			9	-0.65270			9	-0.65270	
		10	1.06325	-0.86670		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440
	3	1	-19.17600		9	1	-0.43890		15	1	-0.43890	
		2	-8.88950			2	-0.63680			2	-0.63680	
		3	-0.87960			3	0.15259			3	0.15259	
		4	-1.11520			4	-1.03050			4	-1.03050	
		5	0.67714			5	-0.17850			5	-0.17850	
		6	0.64770			6	-0.17870			6	-0.17870	
		7	0.12142			7	-0.38000			7	-0.38000	
		8	1.98903			8	-0.69930			8	-0.69930	
		9	-0.90650			9	-0.65270			9	-0.65270	
		10	0.29154	-2.44880		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440
4	1	-0.43890		10	1	-0.43890		16	1	-0.43890		
	2	-0.63680			2	-0.63680			2	-0.63680		
	3	0.15259			3	0.15259			3	0.15259		
	4	-1.03050			4	-1.03050			4	-1.03050		
	5	-0.17850			5	-0.17850			5	-0.17850		
	6	-0.17870			6	-0.17870			6	-0.17870		
	7	-0.38000			7	-0.38000			7	-0.38000		
	8	-0.69930			8	-0.69930			8	-0.69930		
	9	-0.65270			9	-0.65270			9	-0.65270		
	10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440	
5	1	-0.43890		11	1	-0.43890		17	1	-0.43890		
	2	-0.63680			2	-0.63680			2	-0.63680		
	3	0.15259			3	0.15259			3	0.15259		
	4	-1.03050			4	-1.03050			4	-1.03050		
	5	-0.17850			5	-0.17850			5	-0.17850		
	6	-0.17870			6	-0.17870			6	-0.17870		
	7	-0.38000			7	-0.38000			7	-0.38000		
	8	-0.69930			8	-0.69930			8	-0.69930		
	9	-0.65270			9	-0.65270			9	-0.65270		
	10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440	
6	1	-0.43890		12	1	-0.43890		18	1	-0.43890		
	2	-0.63680			2	-0.63680			2	-0.63680		
	3	0.15259			3	0.15259			3	0.15259		
	4	-1.03050			4	-1.03050			4	-1.03050		
	5	-0.17850			5	-0.17850			5	-0.17850		
	6	-0.17870			6	-0.17870			6	-0.17870		
	7	-0.38000			7	-0.38000			7	-0.38000		
	8	-0.69930			8	-0.69930			8	-0.69930		
	9	-0.65270			9	-0.65270			9	-0.65270		
	10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440	

ตารางผนวกที่ ค1 (ต่อ) ค่าน้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases) สำหรับการพยากรณ์
รายวัน โดยANNs[10-63-1] ของอ่างเก็บน้ำลำตะคอง

Layer	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases
2	19	1	-0.43890		25	1	-0.43890		31	1	-0.43890	
		2	-0.63680			2	-0.63680			2	-0.63680	
		3	0.15259			3	0.15259			3	0.15259	
		4	-1.03050			4	-1.03050			4	-1.03050	
		5	-0.17850			5	-0.17850			5	-0.17850	
		6	-0.17870			6	-0.17870			6	-0.17870	
		7	-0.38000			7	-0.38000			7	-0.38000	
		8	-0.69930			8	-0.69930			8	-0.69930	
		9	-0.65270			9	-0.65270			9	-0.65270	
		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440
	20	1	-0.43890		26	1	-0.43890		32	1	-0.43890	
		2	-0.63680			2	-0.63680			2	-0.63680	
		3	0.15259			3	0.15259			3	0.15259	
		4	-1.03050			4	-1.03050			4	-1.03050	
		5	-0.17850			5	-0.17850			5	-0.17850	
		6	-0.17870			6	-0.17870			6	-0.17870	
		7	-0.38000			7	-0.38000			7	-0.38000	
		8	-0.69930			8	-0.69930			8	-0.69930	
		9	-0.65270			9	-0.65270			9	-0.65270	
		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440
	21	1	-0.43890		27	1	-0.43890		33	1	-0.43890	
		2	-0.63680			2	-0.63680			2	-0.63680	
		3	0.15259			3	0.15259			3	0.15259	
		4	-1.03050			4	-1.03050			4	-1.03050	
		5	-0.17850			5	-0.17850			5	-0.17850	
		6	-0.17870			6	-0.17870			6	-0.17870	
		7	-0.38000			7	-0.38000			7	-0.38000	
		8	-0.69930			8	-0.69930			8	-0.69930	
		9	-0.65270			9	-0.65270			9	-0.65270	
		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440
22	1	-0.43890		28	1	-0.43890		34	1	-0.43890		
	2	-0.63680			2	-0.63680			2	-0.63680		
	3	0.15259			3	0.15259			3	0.15259		
	4	-1.03050			4	-1.03050			4	-1.03050		
	5	-0.17850			5	-0.17850			5	-0.17850		
	6	-0.17870			6	-0.17870			6	-0.17870		
	7	-0.38000			7	-0.38000			7	-0.38000		
	8	-0.69930			8	-0.69930			8	-0.69930		
	9	-0.65270			9	-0.65270			9	-0.65270		
	10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440	
23	1	-0.43890		29	1	-0.43890		35	1	-0.43890		
	2	-0.63680			2	-0.63680			2	-0.63680		
	3	0.15259			3	0.15259			3	0.15259		
	4	-1.03050			4	-1.03050			4	-1.03050		
	5	-0.17850			5	-0.17850			5	-0.17850		
	6	-0.17870			6	-0.17870			6	-0.17870		
	7	-0.38000			7	-0.38000			7	-0.38000		
	8	-0.69930			8	-0.69930			8	-0.69930		
	9	-0.65270			9	-0.65270			9	-0.65270		
	10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440	
24	1	-0.43890		30	1	-0.43890		36	1	-0.43890		
	2	-0.63680			2	-0.63680			2	-0.63680		
	3	0.15259			3	0.15259			3	0.15259		
	4	-1.03050			4	-1.03050			4	-1.03050		
	5	-0.17850			5	-0.17850			5	-0.17850		
	6	-0.17870			6	-0.17870			6	-0.17870		
	7	-0.38000			7	-0.38000			7	-0.38000		
	8	-0.69930			8	-0.69930			8	-0.69930		
	9	-0.65270			9	-0.65270			9	-0.65270		
	10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440	

ตารางผนวกที่ ค1 (ต่อ) ค่าน้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases) สำหรับการพยากรณ์

รายวัน โดยANNs[10-63-1] ของอ่างเก็บน้ำลำตะคอง

Layer	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases
2	37	1	-0.43890		43	1	-0.43890		49	1	-0.43890	
		2	-0.63680			2	-0.63680			2	-0.63680	
		3	0.15259			3	0.15259			3	0.15259	
		4	-1.03050			4	-1.03050			4	-1.03050	
		5	-0.17850			5	-0.17850			5	-0.17850	
		6	-0.17870			6	-0.17870			6	-0.17870	
		7	-0.38000			7	-0.38000			7	-0.38000	
		8	-0.69930			8	-0.69930			8	-0.69930	
		9	-0.65270			9	-0.65270			9	-0.65270	
		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440
	38	1	-0.43890		44	1	-0.43890		50	1	-0.43890	
		2	-0.63680			2	-0.63680			2	-0.63680	
		3	0.15259			3	0.15259			3	0.15259	
		4	-1.03050			4	-1.03050			4	-1.03050	
		5	-0.17850			5	-0.17850			5	-0.17850	
		6	-0.17870			6	-0.17870			6	-0.17870	
		7	-0.38000			7	-0.38000			7	-0.38000	
		8	-0.69930			8	-0.69930			8	-0.69930	
		9	-0.65270			9	-0.65270			9	-0.65270	
		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440
	39	1	-0.43890		45	1	-0.43890		51	1	-0.43890	
		2	-0.63680			2	-0.63680			2	-0.63680	
		3	0.15259			3	0.15259			3	0.15259	
		4	-1.03050			4	-1.03050			4	-1.03050	
		5	-0.17850			5	-0.17850			5	-0.17850	
		6	-0.17870			6	-0.17870			6	-0.17870	
		7	-0.38000			7	-0.38000			7	-0.38000	
		8	-0.69930			8	-0.69930			8	-0.69930	
		9	-0.65270			9	-0.65270			9	-0.65270	
		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440
40	1	-0.43890		46	1	-0.43890		52	1	-0.43890		
	2	-0.63680			2	-0.63680			2	-0.63680		
	3	0.15259			3	0.15259			3	0.15259		
	4	-1.03050			4	-1.03050			4	-1.03050		
	5	-0.17850			5	-0.17850			5	-0.17850		
	6	-0.17870			6	-0.17870			6	-0.17870		
	7	-0.38000			7	-0.38000			7	-0.38000		
	8	-0.69930			8	-0.69930			8	-0.69930		
	9	-0.65270			9	-0.65270			9	-0.65270		
	10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440	
41	1	-0.43890		47	1	-0.43890		53	1	-0.43890		
	2	-0.63680			2	-0.63680			2	-0.63680		
	3	0.15259			3	0.15259			3	0.15259		
	4	-1.03050			4	-1.03050			4	-1.03050		
	5	-0.17850			5	-0.17850			5	-0.17850		
	6	-0.17870			6	-0.17870			6	-0.17870		
	7	-0.38000			7	-0.38000			7	-0.38000		
	8	-0.69930			8	-0.69930			8	-0.69930		
	9	-0.65270			9	-0.65270			9	-0.65270		
	10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440	
42	1	-0.43890		48	1	-0.43890		54	1	-0.43890		
	2	-0.63680			2	-0.63680			2	-0.63680		
	3	0.15259			3	0.15259			3	0.15259		
	4	-1.03050			4	-1.03050			4	-1.03050		
	5	-0.17850			5	-0.17850			5	-0.17850		
	6	-0.17870			6	-0.17870			6	-0.17870		
	7	-0.38000			7	-0.38000			7	-0.38000		
	8	-0.69930			8	-0.69930			8	-0.69930		
	9	-0.65270			9	-0.65270			9	-0.65270		
	10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440	

ตารางผนวกที่ ค1 (ต่อ) ค่าน้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases) สำหรับการพยากรณ์
รายวัน โดยANNs[10-63-1] ของอ่างเก็บน้ำลำตะคอง

Layer	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases
2	55	1	-0.43890		58	1	-0.43890		61	1	-0.43890	
		2	-0.63680			2	-0.63680			2	-0.63680	
		3	0.15259			3	0.15259			3	0.15259	
		4	-1.03050			4	-1.03050			4	-1.03050	
		5	-0.17850			5	-0.17850			5	-0.17850	
		6	-0.17870			6	-0.17870			6	-0.17870	
		7	-0.38000			7	-0.38000			7	-0.38000	
		8	-0.69930			8	-0.69930			8	-0.69930	
		9	-0.65270			9	-0.65270			9	-0.65270	
		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440
	56	1	-0.43890		59	1	-0.43890		62	1	-0.43890	
		2	-0.63680			2	-0.63680			2	-0.63680	
		3	0.15259			3	0.15259			3	0.15259	
		4	-1.03050			4	-1.03050			4	-1.03050	
		5	-0.17850			5	-0.17850			5	-0.17850	
		6	-0.17870			6	-0.17870			6	-0.17870	
		7	-0.38000			7	-0.38000			7	-0.38000	
		8	-0.69930			8	-0.69930			8	-0.69930	
		9	-0.65270			9	-0.65270			9	-0.65270	
		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440
	57	1	-0.43890		60	1	-0.43890		63	1	-0.43890	
		2	-0.63680			2	-0.63680			2	-0.63680	
		3	0.15259			3	0.15259			3	0.15259	
		4	-1.03050			4	-1.03050			4	-1.03050	
		5	-0.17850			5	-0.17850			5	-0.17850	
		6	-0.17870			6	-0.17870			6	-0.17870	
		7	-0.38000			7	-0.38000			7	-0.38000	
		8	-0.69930			8	-0.69930			8	-0.69930	
		9	-0.65270			9	-0.65270			9	-0.65270	
		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440		10	-0.41030	-0.97440
3	1	1	-7.82800		1	22	-0.45200		1	43	-0.45200	
		2	-3.96040			23	-0.45200			44	-0.45200	
		3	-13.07500			24	-0.45200			45	-0.45200	
		4	-0.45200			25	-0.45200			46	-0.45200	
		5	-0.45200			26	-0.45200			47	-0.45200	
		6	-0.45200			27	-0.45200			48	-0.45200	
		7	-0.45200			28	-0.45200			49	-0.45200	
		8	-0.45200			29	-0.45200			50	-0.45200	
		9	-0.45200			30	-0.45200			51	-0.45200	
		10	-0.45200			31	-0.45200			52	-0.45200	
		11	-0.45200			32	-0.45200			53	-0.45200	
		12	-0.45200			33	-0.45200			54	-0.45200	
		13	-0.45200			34	-0.45200			55	-0.45200	
		14	-0.45200			35	-0.45200			56	-0.45200	
		15	-0.45200			36	-0.45200			57	-0.45200	
		16	-0.45200			37	-0.45200			58	-0.45200	
		17	-0.45200			38	-0.45200			59	-0.45200	
		18	-0.45200			39	-0.45200			60	-0.45200	
		19	-0.45200			40	-0.45200			61	-0.45200	
		20	-0.45200			41	-0.45200			62	-0.45200	
		21	-0.45200			42	-0.45200			63	-0.45200	8.31230

ตารางผนวกที่ ค2 ค่าน้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases) สำหรับการพยากรณ์ราย
สัปดาห์โดยANNs[10-14-14-1] ของอ่างเก็บน้ำลำตะคอง

Layer	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases
2	1	1	-5.74640		6	1	-3.96620		11	1	0.20028	
		2	0.75590			2	-1.02870			2	0.18146	
		3	2.46167			3	1.96546			3	-0.52750	
		4	2.19368			4	-5.26190			4	0.19681	
		5	19.68140			5	7.13550			5	0.12968	
		6	8.97694			6	-4.79200			6	1.11012	
		7	6.73310			7	-7.47080			7	0.69539	
		8	2.14426			8	-5.56170			8	-0.85100	
		9	-3.16010			9	3.60557			9	-0.71180	
		10	12.22980	-10.42800		10	10.78580	-0.78910		10	-1.57770	0.44639
	2	1	-2.06450		7	1	1.47698		12	1	-3.91930	
		2	2.37712			2	0.21822			2	5.83503	
		3	4.09887			3	-2.07270			3	-5.83690	
		4	-6.54380			4	1.00699			4	-17.17700	
		5	-7.17250			5	8.83796			5	6.66320	
		6	-6.82830			6	-9.44010			6	2.66491	
		7	-6.10610			7	6.83013			7	5.44547	
		8	5.26505			8	-3.58820			8	-4.10560	
		9	-1.21610			9	-3.19500			9	6.37536	
		10	6.28088	4.12219		10	-3.88620	-1.00580		10	-2.68590	-4.06280
	3	1	-11.16700		8	1	-1.49980		13	1	-10.31700	
		2	-12.49800			2	-1.55400			2	6.72264	
		3	4.95772			3	0.89794			3	1.53868	
		4	-4.75490			4	2.16322			4	8.87042	
		5	3.05535			5	0.49069			5	-6.06360	
		6	-2.09450			6	3.76976			6	12.41300	
		7	-4.81800			7	-4.18490			7	3.28580	
		8	-1.38010			8	-3.83420			8	-8.62300	
		9	3.29394			9	-0.25180			9	0.20094	
		10	6.37557	-1.40290		10	-0.33910	0.86827		10	-7.31710	1.66645
4	1	-3.08880		9	1	0.60195		14	1	-3.08880		
	2	11.18740			2	0.15238			2	11.18740		
	3	8.90702			3	-0.61690			3	8.90702		
	4	-4.05740			4	0.15429			4	-4.05740		
	5	6.77929			5	0.80311			5	6.77929		
	6	-1.57670			6	0.54747			6	-1.57670		
	7	-2.32980			7	1.33362			7	-2.32980		
	8	0.32381			8	-0.57720			8	0.32381		
	9	2.24296			9	-0.94540			9	2.24296		
	10	5.85525	-3.14810		10	-1.71970	-0.17220		10	5.85525	-3.14810	
5	1	-0.81740		10	1	5.49994						
	2	-0.46440			2	-0.33430						
	3	-2.08000			3	2.03428						
	4	1.20151			4	-6.56360						
	5	1.61088			5	-4.05280						
	6	0.99243			6	-2.76330						
	7	1.20041			7	-0.37820						
	8	3.22098			8	2.52255						
	9	-0.58090			9	12.29010						
	10	-1.67360	-1.73800		10	-6.94170	-8.49180					

ตารางผนวกที่ ค2 (ต่อ) ค่าน้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases) สำหรับการพยากรณ์ราย
สัปดาห์โดย ANNs[10-14-14-1] ของอ่างเก็บน้ำลำตะคอง

Layer	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases
3	1	1	-11.99700	-1.94810	5	1	4.21124	-3.60830	9	1	-2.54720	0.70415
		2	5.51572			2	0.01188			2	-0.32840	
		3	10.07540			3	-2.07910			3	3.13990	
		4	5.59217			4	-1.42930			4	-0.53690	
		5	-1.58100			5	-2.51240			5	1.08284	
		6	-5.69750			6	7.22415			6	-5.43020	
		7	-7.48830			7	-2.07950			7	1.73297	
		8	-0.65820			8	-2.27960			8	-0.32480	
		9	-1.04120			9	-0.74320			9	-0.53150	
		10	0.58162			10	3.47248			10	3.29279	
		11	-0.65400			11	-1.43330			11	-0.56910	
		12	6.30912			12	-2.14080			12	-2.32870	
		13	7.56642			13	4.50072			13	3.65460	
		14	5.59217			14	-1.42930			14	-0.53690	
	2	1	-7.34570	0.06609	6	1	-2.51550	-0.29520	10	1	1.25589	0.26705
		2	-1.42740			2	-0.70530			2	-1.69560	
		3	-1.63760			3	2.52922			3	1.35671	
		4	-1.32310			4	0.11804			4	-1.35150	
		5	-1.01290			5	-1.16980			5	2.67779	
		6	1.02816			6	0.44936			6	-2.31800	
		7	-1.39680			7	-0.21470			7	-0.21320	
		8	-2.17170			8	0.00840			8	-0.80480	
		9	-1.11350			9	-0.32500			9	-0.42590	
		10	9.69626			10	-0.31800			10	-3.84140	
		11	-1.07740			11	-0.13050			11	-0.62440	
		12	-4.37650			12	3.10717			12	-0.11760	
		13	-1.05210			13	0.19628			13	2.34502	
		14	-1.32310			14	0.11804			14	-1.35150	
	3	1	-2.20250	-0.31940	7	1	2.08049	2.45927	11	1	-11.99700	-1.94810
		2	0.59937			2	-6.81230			2	5.51572	
		3	1.79641			3	-1.80490			3	10.07540	
		4	0.03293			4	-1.94540			4	5.59217	
		5	0.66855			5	-0.56360			5	-1.58100	
		6	-1.21280			6	0.23757			6	-5.69750	
		7	2.38294			7	-3.39810			7	-7.48830	
		8	1.83597			8	3.18854			8	-0.65820	
		9	1.00897			9	-0.54060			9	-1.04120	
		10	0.60223			10	2.79431			10	0.58162	
		11	1.00508			11	0.22373			11	-0.65400	
		12	0.56037			12	0.60002			12	6.30912	
		13	3.80612			13	-1.26460			13	7.56642	
		14	0.03293			14	-1.94540			14	5.59217	
4	1	1.95295	0.07483	8	1	-1.48920	-1.29320	12	1	-7.34570	0.06609	
	2	-2.84730			2	-1.46700			2	-1.42740		
	3	4.88809			3	-0.50530			3	-1.63760		
	4	-3.22630			4	-0.35290			4	-1.32310		
	5	-0.36030			5	-0.40590			5	-1.01290		
	6	2.09722			6	1.49232			6	1.02816		
	7	3.15909			7	-0.45140			7	-1.39680		
	8	-0.53190			8	-0.69600			8	-2.17170		
	9	0.30098			9	-0.51980			9	-1.11350		
	10	0.49912			10	1.22783			10	9.69626		
	11	0.41324			11	-0.42790			11	-1.07740		
	12	-1.66910			12	-1.15510			12	-4.37650		
	13	1.25631			13	-0.71700			13	-1.05210		
	14	-3.22630			14	-0.35290			14	-1.32310		

ตารางผนวกที่ ค2 (ต่อ) ค่าน้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases) สำหรับการพยากรณ์ราย
สัปดาห์โดย ANNs[10-14-14-1] ของอ่างเก็บน้ำลำตะคอง

Layer	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases
3	13	1	-2.20250	-0.31940	14	1	1.95295	0.07483
		2	0.59937			2	-2.84730	
		3	1.79641			3	4.88809	
		4	0.03293			4	-3.22630	
		5	0.66855			5	-0.36030	
		6	-1.21280			6	2.09722	
		7	2.38294			7	3.15909	
		8	1.83597			8	-0.53190	
		9	1.00897			9	0.30098	
		10	0.60223			10	0.49912	
		11	1.00508			11	0.41324	
		12	0.56037			12	-1.66910	
		13	3.80612			13	1.25631	
		14	0.03293			14	-3.22630	
4	1	1	-5.06820	4.99075				
		2	6.62715					
		3	3.04483					
		4	-6.32890					
		5	5.47009					
		6	-3.63420					
		7	7.37394					
		8	1.36669					
		9	-3.91280					
		10	-3.32680					
		11	-5.06820					
		12	6.62715					
		13	3.04483					
		14	-6.32890					

ตารางผนวกที่ ค4 คำน้้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases) สำหรับการพยากรณ์รายวัน
โดยANNs[15-17-17-17-1] ของอ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง

Layer	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases
2	1	1	-2.22431	-4.53416	5	1	0.99730	1.28854	9	1	0.22189	0.87350
		2	-2.23961			2	0.52164			2	0.67621	
		3	0.37675			3	-0.38520			3	-0.94242	
		4	0.54175			4	-0.21111			4	-0.13275	
		5	-0.46691			5	0.58426			5	0.02973	
		6	-0.35325			6	-0.66505			6	-0.52198	
		7	-0.10296			7	0.33439			7	0.14830	
		8	0.15478			8	-0.23091			8	-0.01757	
		9	0.11893			9	0.39962			9	-0.46010	
		10	0.21835			10	-0.80269			10	0.12172	
		11	0.02622			11	-0.05318			11	-0.98677	
		12	-0.28436			12	0.49897			12	-0.28631	
		13	-0.27127			13	0.06488			13	0.35930	
		14	-0.42218			14	0.00978			14	0.28245	
		15	0.09813			15	0.42001			15	-0.80220	
2	1	1	-0.29358	0.14737	6	1	-1.08937	-0.17209	10	1	1.10865	1.80439
		2	0.51933			2	-0.33968			2	1.82946	
		3	1.35799			3	-0.25633			3	0.40748	
		4	0.08355			4	-0.01890			4	1.31612	
		5	-0.64590			5	0.08740			5	-0.86486	
		6	0.70458			6	-0.66980			6	0.71606	
		7	0.17536			7	0.40688			7	-0.08772	
		8	0.53514			8	-0.22034			8	0.33056	
		9	-0.10010			9	0.06648			9	0.50734	
		10	0.71143			10	0.39194			10	0.25353	
		11	-0.05319			11	0.22158			11	-0.32893	
		12	-0.97908			12	0.80541			12	1.57652	
		13	0.34044			13	-0.19188			13	-0.32768	
		14	-0.12969			14	0.53835			14	0.69524	
		15	0.50224			15	0.59271			15	0.29543	
3	1	1	0.48733	-0.18498	7	1	-0.61134	-0.25691	11	1	-0.33076	-1.02172
		2	0.25947			2	0.69853			2	-0.03619	
		3	1.87682			3	-0.23219			3	-0.61954	
		4	0.39576			4	0.79635			4	0.09786	
		5	-1.04735			5	1.26729			5	0.48150	
		6	-0.11998			6	1.01791			6	0.77887	
		7	-0.09813			7	0.44100			7	-0.84354	
		8	-0.14375			8	0.56295			8	0.64140	
		9	0.45346			9	-0.61030			9	0.42680	
		10	-0.38225			10	0.70168			10	-0.19864	
		11	-0.80118			11	0.39480			11	-0.65278	
		12	-0.33802			12	-0.41090			12	-0.63573	
		13	-0.43705			13	-0.46039			13	-0.14695	
		14	-0.31599			14	-0.27653			14	0.18473	
		15	-0.41023			15	0.29748			15	1.03390	
4	1	1	1.24079	0.55356	8	1	-1.46960	-0.56165	12	1	1.29545	2.01321
		2	1.38126			2	0.63134			2	0.23539	
		3	0.21334			3	0.18863			3	-0.02664	
		4	0.28797			4	-0.01696			4	0.01722	
		5	0.56539			5	0.19055			5	0.23421	
		6	0.01852			6	0.18351			6	-0.15142	
		7	-0.97569			7	0.30174			7	0.20796	
		8	-0.31554			8	0.04428			8	-0.30096	
		9	-0.74866			9	0.36061			9	0.14222	
		10	-0.22302			10	0.16793			10	0.02735	
		11	-0.86580			11	-0.19833			11	0.22649	
		12	0.53835			12	-0.37777			12	0.43066	
		13	-0.41132			13	0.40962			13	-0.40305	
		14	0.36540			14	-0.23663			14	0.19510	
		15	-0.01563			15	0.32804			15	0.31788	

ตารางผนวกที่ ค4 (ต่อ) ค่าน้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases) สำหรับการพยากรณ์
รายวันโดยANNs[15-17-17-17-1] ของอ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง

Layer	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	
3	7	1	1.03323		11	1	-0.77381		15	1	1.00941		
		2	-0.08775			2	0.58744			2	0.03407		
		3	-0.17798			3	0.72846			3	0.20547		
		4	-0.80499			4	0.76592			4	-1.02407		
		5	-0.29848			5	0.24470			5	0.60560		
		6	-0.03718			6	-0.02538			6	-0.67522		
		7	0.47775			7	0.94260			7	-0.30873		
		8	-1.07523			8	0.04233			8	-0.36169		
		9	-0.25085			9	0.47079			9	0.75566		
		10	-1.07281			10	1.04217			10	-0.33300		
		11	0.35765			11	-0.96361			11	0.21724		
		12	0.43161			12	-0.64816			12	0.30037		
		13	0.57115			13	0.00647			13	0.53474		
		14	-0.67813			14	0.94905			14	-0.57873		
		15	-0.83153			15	0.21602			15	0.07481		
		16	-0.60058			16	0.44389			16	-0.80689		
				-0.45649		0.25299				0.47561	-0.55198		
	8	1	-0.87498		12	1	0.77955		16	1	0.77855		
		2	-0.58281			2	0.69061			2	0.02642		
		3	0.37843			3	0.10063			3	-0.57621		
		4	0.36784			4	-0.02964			4	-0.78594		
		5	-0.29091			5	0.31135			5	-0.31761		
		6	-0.09062			6	-0.95168			6	0.16023		
		7	-0.40498			7	-0.90945			7	-0.84458		
		8	-0.81163			8	0.16093			8	0.65183		
		9	0.18420			9	-0.07905			9	0.21368		
		10	0.25954			10	0.20201			10	0.22370		
		11	-0.66681			11	-0.20796			11	-0.12289		
		12	-0.75399			12	0.62721			12	0.71422		
		13	-0.68305			13	-0.67383			13	-0.69491		
		14	0.43399			14	-0.25950			14	-0.43571		
		15	-0.39464			15	-0.01144			15	-0.42828		
		16	0.89414			16	-0.07213			16	-0.48874		
				-0.18082		0.26901				0.36888	0.14939		
	9	1	-0.23379		13	1	1.14758		17	1	-0.53247		
		2	-0.01490			2	0.12744			2	0.44217		
		3	-0.10799			3	-0.30409			3	-0.13204		
		4	-0.78655			4	0.09872			4	0.43843		
		5	0.49093			5	0.31318			5	0.26409		
		6	-0.21157			6	0.10267			6	0.74653		
		7	-0.58226			7	-0.86226			7	-0.35000		
		8	-0.15120			8	0.77360			8	0.57758		
		9	-0.36012			9	0.56539			9	0.36112		
		10	0.42062			10	0.06270			10	-0.39759		
		11	0.17544			11	-0.43600			11	0.77127		
		12	0.77631			12	-0.42888			12	-0.27237		
		13	-0.64386			13	-0.11922			13	0.49840		
		14	-0.15707			14	-0.29124			14	-0.12997		
		15	-0.78119			15	0.08353			15	0.62641		
		16	-0.19950			16	-1.27787			16	0.70314		
				0.03757		0.31467				0.30995	0.16108		
	10	1	1.25741		14	1	-1.19312						
		2	-0.87941			2	-0.27469						
		3	-0.43043			3	0.78353						
		4	0.28125			4	0.56399						
		5	0.73224			5	0.26396						
		6	-0.67063			6	-0.54221						
		7	-0.00845			7	0.00499						
		8	0.33329			8	0.39902						
		9	0.51497			9	-0.97244						
		10	-1.31998			10	0.53213						
		11	1.09767			11	0.68470						
		12	0.06074			12	0.60860						
		13	-1.05087			13	0.56415						
		14	-0.36810			14	0.10277						
		15	-0.05670			15	-0.02778						
		16	-0.26396			16	-0.45003						
				-0.46901		-0.02983			0.29464	-0.37068			

ตารางผนวกที่ ๓๔ (ต่อ) ค่าน้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases) สำหรับการพยากรณ์
รายวันโดยANNs[15-17-17-17-1] ของอ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง

Layer	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases
4	1	1	-0.06533		5	1	0.10813		9	1	0.05898	
		2	-0.00313			2	-0.28712			2	-0.40528	
		3	0.02859			3	-0.30717			3	0.66222	
		4	-0.36914			4	0.55213			4	0.32079	
		5	-0.26504			5	-0.37491			5	-0.35572	
		6	0.06365			6	-0.53722			6	0.44166	
		7	-0.94109			7	0.41699			7	0.41331	
		8	-0.47165			8	0.47150			8	-0.56746	
		9	-0.94860			9	-0.45754			9	-0.32709	
		10	-0.98374			10	-0.74465			10	0.98387	
		11	0.67721			11	-0.78895			11	-0.97398	
		12	-0.86024			12	-1.00313			12	0.26442	
		13	0.14924			13	0.53797			13	0.08537	
		14	0.24091			14	-0.02773			14	-0.42993	
		15	-0.04479			15	0.25312			15	0.76171	
		16	-0.74524			16	0.01617			16	-0.07509	
		17	0.13823	-0.09542		17	-0.36428	-0.91978		17	-1.01996	-0.14009
2	1	1	-0.83463		6	1	-0.11447		10	1	0.13727	
		2	-0.27898			2	-0.58831			2	-0.57420	
		3	0.18952			3	0.43806			3	-0.71567	
		4	-0.93456			4	0.49964			4	0.68780	
		5	-0.20091			5	-1.22832			5	0.50846	
		6	0.64750			6	0.56766			6	0.57972	
		7	0.00501			7	0.13374			7	0.21734	
		8	-0.63389			8	0.00354			8	0.17467	
		9	-0.91159			9	-0.53999			9	-0.05359	
		10	-0.64775			10	-0.45063			10	0.92266	
		11	0.72833			11	-0.42546			11	-1.02510	
		12	-0.76619			12	0.25944			12	-0.09252	
		13	-0.83824			13	-0.58982			13	-0.51574	
		14	0.74690			14	0.41090			14	-0.79338	
		15	-0.15334			15	0.26601			15	0.23963	
		16	-0.71129			16	-1.21322			16	-0.07542	
		17	-0.32638	0.39448		17	-0.46507	-0.00723		17	-0.25537	-0.31182
3	1	1	-0.41355		7	1	-0.70609		11	1	-0.14721	
		2	0.17903			2	-1.06233			2	-0.30920	
		3	0.24547			3	0.86747			3	-0.05062	
		4	-0.78710			4	-0.30371			4	0.62713	
		5	0.36345			5	-0.66936			5	-0.29122	
		6	0.32854			6	0.56656			6	0.08155	
		7	-0.09564			7	-0.98995			7	0.44254	
		8	-0.50604			8	-0.03620			8	-0.62800	
		9	-0.51845			9	-0.22440			9	-0.65464	
		10	0.49855			10	-0.18206			10	-0.22251	
		11	-0.26746			11	0.78069			11	-0.12420	
		12	-1.04079			12	0.10341			12	-0.50206	
		13	-0.11515			13	-0.62633			13	-0.41227	
		14	0.09402			14	0.34592			14	-0.32460	
		15	-0.21722			15	-0.85226			15	0.59910	
		16	0.16568			16	-0.02348			16	-0.33001	
		17	-0.65081	-0.64934		17	-0.29030	-0.59110		17	-0.47053	-0.19443
4	1	1	-1.05214		8	1	-0.03861		12	1	-0.95123	
		2	0.02341			2	0.13690			2	0.13633	
		3	-0.28315			3	0.27228			3	0.60426	
		4	-0.23193			4	0.22582			4	0.00144	
		5	-0.04905			5	-0.64123			5	0.22235	
		6	0.66646			6	0.79139			6	-0.48238	
		7	-0.95338			7	-0.72440			7	-0.84213	
		8	0.18884			8	0.60221			8	-0.38949	
		9	-0.05918			9	-0.87171			9	0.06722	
		10	-0.44852			10	-0.07974			10	0.06973	
		11	-0.27774			11	-0.02306			11	0.47824	
		12	-0.62013			12	-1.02926			12	-1.03465	
		13	-0.31115			13	-0.64004			13	-0.12262	
		14	-0.00149			14	-0.47886			14	0.22235	
		15	0.13798			15	-0.27870			15	-0.40456	
		16	0.38954			16	-1.10267			16	-1.00423	
		17	-0.07503	-0.46748		17	0.28930	-0.28140		17	0.39121	-0.96485

ตารางผนวกที่ ค4 (ต่อ) ค่าน้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases) สำหรับการพยากรณ์
รายวัน โดยANNs[15-17-17-17-1] ของอ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง

Layer	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases		
4	13	1	-0.13728		15	1	1.14452		17	1	0.53669			
		2	-0.68656			2	0.53686			2	-0.31521			
		3	-0.17169			3	-0.44950			3	0.14656			
		4	0.06716			4	0.65058			4	0.03089			
		5	-0.83447			5	0.61490			5	-0.73263			
		6	0.19970			6	-0.44686			6	0.43981			
		7	0.11816			7	-0.09607			7	0.08669			
		8	0.79319			8	-0.85861			8	-0.56860			
		9	0.45038			9	0.35768			9	-0.20497			
		10	-0.07576			10	1.17171			10	0.28318			
		11	-0.66110			11	-0.30915			11	0.45039			
		12	-0.60138			12	0.48900			12	-0.97988			
		13	-0.81706			13	0.79011			13	-0.30806			
		14	-0.48816			14	0.27132			14	0.17347			
		15	-0.27446			15	1.28445			15	-0.75915			
		16	0.56655			16	0.60547			16	-0.73700			
		17	-0.14172	-0.88193		17	-0.40404	-0.29135		17	-0.71128	-0.57346		
	14	1	1	-0.79500		16	1	-0.33974						
			2	-0.25913				2	-1.03334					
			3	-0.29804				3	-0.81887					
			4	-0.57976				4	-0.16665					
			5	0.34400				5	0.34399					
			6	-0.38472				6	0.33559					
			7	0.84181				7	-0.02302					
			8	-0.33907				8	0.41366					
			9	-0.12624				9	-0.91294					
			10	0.50230				10	0.04804					
			11	-0.70534				11	0.20305					
			12	-0.32616				12	0.18394					
			13	0.65701				13	-0.84670					
			14	-0.14454				14	0.54385					
			15	-0.09475				15	0.39639					
			16	-0.70907				16	-0.97662					
			17	-0.86894	-0.78475			17	-0.38123					-0.58589
5	1	1	0.65504											
		2	0.72192											
		3	-0.23642											
		4	0.32395											
		5	-0.11087											
		6	0.29745											
		7	1.01848											
		8	0.82808											
		9	-0.51655											
		10	-0.45073											
		11	-0.29443											
		12	0.52746											
		13	0.18658											
		14	-0.46890											
		15	-1.66807											
		16	0.16902											
		17	0.30073	-0.06411										

ตารางผนวกที่ ค5 ค่าน้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases) สำหรับการพยากรณ์ราย
สัปดาห์โดยANNs[15-10-10-10-1] ของอ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง

Layer	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases
2	1	1	0.93669		5	1	-6.92651		9	1	-0.60348	
		2	-0.49817			2	-5.27826			2	-0.56533	
		3	1.00308			3	-1.70680			3	1.18187	
		4	0.84975			4	2.02650			4	3.75208	
		5	0.66385			5	1.19897			5	4.40177	
		6	-0.94497			6	-4.96008			6	-2.72352	
		7	0.46737			7	-2.69045			7	-1.73891	
		8	1.57196			8	-0.43728			8	2.22445	
		9	-0.09766			9	0.80852			9	1.45382	
		10	-1.35345			10	4.27400			10	1.13396	
		11	-0.41689			11	-0.57655			11	-2.25121	
		12	0.44607			12	-4.66414			12	-2.58194	
		13	0.95822			13	-0.18508			13	1.75262	
		14	0.03902			14	-0.71361			14	1.29056	
		15	-0.19069	-1.76070		15	-1.51124	4.50875		15	2.65338	-2.84093
2	2	1	0.27823		6	1	-0.00066		10	1	-2.84547	
		2	-0.29070			2	-0.31893			2	2.11209	
		3	0.29947			3	0.19611			3	1.63798	
		4	0.61378			4	-0.22219			4	-3.97033	
		5	0.03385			5	0.25216			5	-0.86367	
		6	-0.30949			6	-0.02761			6	-1.62756	
		7	0.30695			7	0.07405			7	-0.63124	
		8	0.59576			8	0.21186			8	-0.14838	
		9	0.19963			9	-0.02545			9	1.22244	
		10	-0.13241			10	-0.33657			10	2.61701	
		11	0.21325			11	-0.03177			11	-0.05034	
		12	0.23151			12	0.20399			12	-0.51819	
		13	0.29407			13	0.08349			13	0.05905	
		14	0.09859			14	-0.12871			14	1.22449	
		15	0.16214	-0.32116		15	-0.18088	-0.09052		15	2.50410	3.02688
3	3	1	0.84165		7	1	0.50113					
		2	0.29834			2	1.74242					
		3	-4.76124			3	0.26061					
		4	0.31882			4	-3.24611					
		5	-3.09461			5	1.94230					
		6	-3.33216			6	2.31847					
		7	-0.01088			7	0.86169					
		8	1.93341			8	-1.99072					
		9	1.36520			9	-0.90598					
		10	0.75667			10	-0.81414					
		11	-1.09589			11	-0.50072					
		12	-0.04159			12	1.09086					
		13	1.40484			13	-0.64217					
		14	1.45824			14	-0.87206					
		15	3.08934	-3.24755		15	-2.61585	3.11921				
4	4	1	0.03460		8	1	0.05511					
		2	-0.70567			2	1.49237					
		3	0.19377			3	-0.36272					
		4	0.80961			4	-0.68911					
		5	-0.12146			5	0.25156					
		6	-0.57437			6	0.76725					
		7	0.08930			7	0.01497					
		8	0.70112			8	-0.95687					
		9	0.02407			9	0.03020					
		10	-0.22074			10	0.73355					
		11	0.19729			11	-1.27193					
		12	0.14892			12	-0.24374					
		13	0.38851			13	-0.26254					
		14	0.03749			14	0.06763					
		15	0.07790	-0.39718		15	0.29708	0.40151				

ตารางผนวกที่ คร (ต่อ) ค่าน้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases) สำหรับการพยากรณ์ราย
สัปดาห์โดยANNs[15-10-10-10-1] ของอ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง

Layer	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases
3	1	1	0.92522	-0.84590	6	1	-0.70340	-0.79056
		2	2.23373			2	-1.19429	
		3	-0.00201			3	-0.40079	
		4	1.22842			4	-1.59676	
		5	1.47360			5	-0.91538	
		6	6.47137			6	1.89296	
		7	-4.12296			7	-0.53511	
		8	3.32271			8	-0.97993	
		9	-2.73469			9	2.44119	
		10	-2.45577			10	2.01292	
	2	1	0.05603	-0.24275	7	1	0.83995	0.48317
		2	0.23499			2	1.34758	
		3	-0.06936			3	0.49684	
		4	-0.07940			4	1.02638	
		5	0.09247			5	1.08486	
		6	1.35756			6	2.59114	
		7	-0.66637			7	-1.13813	
		8	0.33928			8	1.81775	
		9	-0.00315			9	-0.46232	
		10	-0.01976			10	-0.57979	
	3	1	0.40658	0.21600	8	1	0.06082	-0.40055
		2	0.79461			2	0.12511	
		3	0.15061			3	-0.15376	
		4	0.52966			4	0.02462	
		5	0.59004			5	0.16342	
		6	1.32212			6	1.57602	
		7	-0.54052			7	-0.81997	
		8	0.95840			8	0.43772	
		9	-0.41945			9	-0.03305	
		10	-0.45382			10	-0.10072	
	4	1	0.74316	0.51728	9	1	-0.01256	-0.31157
		2	1.26702			2	-0.13682	
		3	0.57330			3	-0.31988	
		4	0.80561			4	-0.36213	
		5	0.98152			5	-0.06966	
		6	2.15915			6	0.85942	
		7	-0.86180			7	-0.38963	
		8	1.58457			8	-0.17959	
		9	-0.48272			9	0.48754	
		10	-0.41240			10	0.26878	
	5	1	0.13466	-0.30436	10	1	-0.73120	-0.68260
		2	0.27619			2	-1.14952	
		3	-0.04902			3	-0.58491	
		4	0.07509			4	-0.94246	
		5	0.12142			5	-0.92538	
		6	1.61451			6	-1.75750	
		7	-0.96668			7	0.66310	
		8	0.43917			8	-1.47954	
		9	-0.23029			9	0.28439	
		10	-0.28201			10	0.22324	
4	1	1	-4.23615	2.47726				
		2	0.88119					
		3	-0.01012					
		4	-1.45034					
		5	1.06972					
		6	2.82068					
		7	-1.94714					
		8	1.06279					
		9	0.58305					
		10	1.52686					

ตารางผนวกที่ ค6 ค่าน้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases) สำหรับการพยากรณ์รายเดือน
โดยANNs[15-5-5-1] ของอ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง

Layer	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	
2	1	1	-2.27959	1.15922	4	1	-7.99753	-1.58163	
		2	-8.52338			2	6.38594		
		3	4.22729			3	-6.83653		
		4	9.69085			4	15.76007		
		5	-2.24446			5	-8.32670		
		6	0.33073			6	-0.15212		
		7	12.73411			7	-14.04773		
		8	-6.53964			8	2.93576		
		9	-1.62341			9	9.98126		
		10	3.98134			10	1.98248		
		11	10.01081			11	2.79360		
		12	1.67698			12	-2.94738		
		13	-5.33570			13	9.41203		
		14	1.03445			14	3.96354		
		15	9.79275			15	-0.06857		
	2	1	1	-1.54614	4.38624	5	1	-0.61228	-2.60263
			2	1.02954			2	9.67671	
			3	1.96186			3	-0.47893	
			4	1.71915			4	-10.75476	
			5	7.97298			5	0.94220	
			6	7.47816			6	-1.86296	
			7	1.52253			7	-17.16390	
			8	4.31386			8	4.42303	
			9	-0.42278			9	6.09298	
			10	2.63270			10	-9.34077	
			11	-12.72212			11	-4.30342	
			12	-3.98677			12	10.45120	
			13	1.51986			13	3.35111	
			14	-1.27826			14	3.83589	
			15	-0.48419			15	-9.89918	
	3	1	1	-0.22900	4.39567				
			2	4.97558					
			3	0.75817					
			4	-7.43927					
			5	-6.19715					
			6	-6.52572					
			7	-10.07469					
			8	-0.13489					
			9	1.80921					
			10	2.87211					
			11	1.71747					
			12	-6.99077					
			13	-0.32803					
			14	-0.82115					
			15	1.21254					

ตารางผนวกที่ ค6 (ต่อ) ค่าน้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases) สำหรับการพยากรณ์รายเดือน โดยANNs[15-5-5-5-1] ของอ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง

Layer	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases
3	1	1	-1.82399	-0.16972	4	1	1.52068	0.15973
		2	1.70800			2	-1.77712	
		3	-0.95656			3	1.26589	
		4	-1.08975			4	1.43615	
		5	-1.80509			5	1.53280	
	2	1	-0.04666	-0.09879	5	1	1.12439	0.34553
		2	0.09660			2	-0.67106	
		3	0.05610			3	0.67299	
		4	0.68431			4	-0.05132	
		5	0.32064			5	0.49677	
	3	1	-1.62138	0.06900				
		2	1.79839					
		3	-1.44062					
		4	-1.56861					
		5	-1.47385					
4	1	1	-0.89551	-0.23150	4	1	-1.68791	0.09954
		2	-0.03929			2	-0.00483	
		3	-0.73973			3	-1.95215	
		4	0.99915			4	1.75071	
		5	0.19004			5	1.04161	
	2	1	1.16422	-0.03786	5	1	-0.74241	-0.17239
		2	0.40903			2	-0.06557	
		3	1.28760			3	-1.02991	
		4	-1.57342			4	0.84280	
		5	-0.47517			5	0.39056	
	3	1	-1.14439	0.12927				
		2	-0.33944					
		3	-1.38131					
		4	1.20990					
		5	0.91625					
5	1	1	-0.68038	1.80864				
		2	2.79917					
		3	-1.42840					
		4	-2.24363					
		5	-0.76216					

ตารางผนวกที่ ค6 (ต่อ) ค่าน้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases) สำหรับการพยากรณ์รายเดือน โดยANNs[15-5-5-5-1] ของอ่างเก็บน้ำลำพระเพลิง

Layer	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases
3	1	1	-1.82399	-0.16972	4	1	1.52068	0.15973
		2	1.70800			2	-1.77712	
		3	-0.95656			3	1.26589	
		4	-1.08975			4	1.43615	
		5	-1.80509			5	1.53280	
	2	1	-0.04666	-0.09879	5	1	1.12439	0.34553
		2	0.09660			2	-0.67106	
		3	0.05610			3	0.67299	
		4	0.68431			4	-0.05132	
		5	0.32064			5	0.49677	
	3	1	-1.62138	0.06900				
		2	1.79839					
		3	-1.44062					
		4	-1.56861					
		5	-1.47385					
4	1	1	-0.89551	-0.23150	4	1	-1.68791	0.09954
		2	-0.03929			2	-0.00483	
		3	-0.73973			3	-1.95215	
		4	0.99915			4	1.75071	
		5	0.19004			5	1.04161	
	2	1	1.16422	-0.03786	5	1	-0.74241	-0.17239
		2	0.40903			2	-0.06557	
		3	1.28760			3	-1.02991	
		4	-1.57342			4	0.84280	
		5	-0.47517			5	0.39056	
	3	1	-1.14439	0.12927				
		2	-0.33944					
		3	-1.38131					
		4	1.20990					
		5	0.91625					
5	1	1	-0.68038	1.80864				
		2	2.79917					
		3	-1.42840					
		4	-2.24363					
		5	-0.76216					

ตารางผนวกที่ ๑๗ ค่าน้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases) สำหรับการพยากรณ์รายวัน
โดยANNs[10-13-13-13-1] ของอ่างเก็บน้ำมูลบน

Layer	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases
2	1	1	-5.85994		6	1	1.50138		11	1	-8.68114	
		2	0.25903			2	3.44999			2	3.61748	
		3	0.01657			3	0.47451			3	2.42062	
		4	-2.48437			4	0.55756			4	0.96122	
		5	-0.76148			5	1.13225			5	-2.18881	
		6	1.08032			6	0.03268			6	0.60522	
		7	5.54415			7	-2.04006			7	-0.12867	
		8	-0.68762			8	1.64311			8	3.94897	
		9	-1.79514			9	-0.14584			9	2.03121	
		10	1.14785	-6.93284		10	-2.64182	-0.05539		10	-2.31455	0.98367
	2	1	-14.13571		7	1	-4.89434		12	1	-5.50615	
		2	0.07580			2	-0.57635			2	6.43026	
		3	0.07070			3	2.87792			3	2.90460	
		4	2.76404			4	3.94052			4	-1.72254	
		5	1.86961			5	-0.43607			5	-1.15165	
		6	-1.43516			6	1.68921			6	1.29434	
		7	0.14386			7	-1.98281			7	-0.54998	
		8	-4.26543			8	-0.06615			8	7.09038	
		9	-2.65718			9	0.43041			9	-0.22148	
		10	-0.36248	-8.33250		10	-1.82907	-1.07548		10	-0.95653	0.94995
	3	1	-9.14965		8	1	7.38047		13	1	-2.41220	
		2	3.85108			2	-3.52355			2	0.33283	
		3	2.00887			3	1.09735			3	5.43244	
		4	0.47193			4	-1.83606			4	-1.35708	
		5	-4.30574			5	3.26549			5	4.74856	
		6	1.23127			6	-2.54381			6	0.23763	
		7	1.01546			7	0.89466			7	-1.15301	
		8	6.18437			8	-2.01029			8	1.88858	
		9	2.41585			9	0.73207			9	-0.01402	
		10	-0.48117	-0.65699		10	3.39385	0.98388		10	-3.17265	-2.50157
4	1	-2.04064		9	1	2.94737						
	2	3.50993			2	-1.55871						
	3	5.98701			3	0.69416						
	4	1.73503			4	0.30655						
	5	1.42049			5	0.58143						
	6	-0.86324			6	-2.57558						
	7	-0.31665			7	0.28532						
	8	5.47598			8	-0.71504						
	9	-0.16894			9	1.08879						
	10	1.03347	4.39373		10	2.09631	0.59579					
5	1	10.52105		10	1	-0.08632						
	2	-0.46166			2	0.77095						
	3	1.64675			3	5.97648						
	4	-2.02257			4	0.33896						
	5	6.47065			5	2.68522						
	6	-1.07422			6	0.39854						
	7	-2.54523			7	-1.74471						
	8	-1.47944			8	3.26757						
	9	-2.26691			9	0.64417						
	10	-0.37848	1.02628		10	-1.12145	1.34117					

ตารางผนวกที่ ๑๗ (ต่อ) ค่าน้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases) สำหรับการพยากรณ์
รายวัน โดยANNs[10-13-13-13-1] ของอ่างเก็บน้ำมูลบน

Layer	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases
3	1	1	-1.31896		6	1	-2.31875		11	1	0.53743	
		2	-0.66839			2	-4.91182			2	0.35097	
		3	-1.85327			3	-4.17993			3	0.05968	
		4	-1.68865			4	1.70361			4	-0.77225	
		5	0.44625			5	5.99681			5	-0.63739	
		6	-2.08564			6	1.25743			6	0.02201	
		7	-0.39913			7	-4.92750			7	-0.44421	
		8	0.46421			8	2.62529			8	-1.14039	
		9	0.90135			9	1.52331			9	-1.02646	
		10	-1.01382			10	3.89657			10	-0.43219	
		11	-1.43869			11	-1.97177			11	-0.90047	
		12	-1.12188			12	-3.09904			12	-1.11083	
		13	-0.68413	-1.23145		13	4.78441	-1.05138		13	-0.26866	-0.77371
	2	1	-0.05672		7	1	-0.09456		12	1	-0.91865	
		2	-1.17906			2	-0.46561			2	-1.26272	
		3	-1.96978			3	-0.76293			3	-1.25748	
		4	-1.39604			4	-0.69936			4	-1.86263	
		5	1.09984			5	-0.47671			5	0.57637	
		6	-0.99386			6	-0.64104			6	-1.76625	
		7	-0.48811			7	-1.46075			7	-1.49192	
		8	0.63438			8	-0.21667			8	0.85663	
		9	0.30039			9	-0.77198			9	0.71711	
		10	-2.36644			10	0.47510			10	-2.19750	
		11	-1.56430			11	-0.16523			11	-2.56901	
		12	-1.11086			12	-0.99928			12	-1.03840	
		13	-1.57642	-1.10338		13	-0.25241	-1.18690		13	-1.18240	-1.32195
	3	1	2.10098		8	1	-0.33622		13	1	-4.61175	
		2	1.79878			2	-0.32529			2	-7.10125	
		3	2.13919			3	-1.87258			3	0.89126	
		4	1.07906			4	-0.48005			4	3.16875	
		5	-1.82316			5	1.30779			5	0.50051	
		6	-0.77381			6	-0.20979			6	2.32303	
		7	0.12650			7	-0.66749			7	-1.43018	
		8	-3.28782			8	0.87924			8	1.55193	
		9	-0.89741			9	0.94000			9	2.13880	
		10	0.81720			10	-0.61524			10	-0.94061	
		11	1.54338			11	-0.94610			11	1.23056	
		12	2.40775			12	-2.32135			12	-2.69703	
		13	2.46550	-2.50107		13	-1.40762	-0.96356		13	-3.53383	1.28076
	4	1	-1.68105		9	1	-0.55685					
		2	-2.50996			2	-1.08439					
		3	0.52316			3	-1.83498					
		4	-0.44730			4	-0.71324					
		5	-0.56726			5	-0.25185					
		6	-0.84396			6	0.12861					
		7	-0.90138			7	-1.09331					
		8	-0.32492			8	0.80050					
		9	-0.51760			9	0.22802					
		10	-1.86880			10	-0.66618					
		11	-0.61860			11	-1.58435					
		12	-1.38653			12	-1.92755					
		13	-1.57421	0.59603		13	-0.74446	0.13780				
	5	1	0.45056		10	1	-1.45513					
		2	0.62250			2	-1.67950					
		3	1.33333			3	-1.22301					
		4	1.30550			4	-0.69674					
		5	-1.20624			5	0.13235					
		6	2.28238			6	-0.60734					
		7	1.07541			7	-0.77954					
		8	-1.15237			8	0.46705					
		9	0.24550			9	-0.58160					
		10	1.23062			10	-1.10490					
		11	2.47717			11	-0.43532					
		12	2.51357			12	-2.06757					
		13	1.22685	1.47976		13	-1.20389	-0.45461				

ตารางผนวกที่ ๗ (ต่อ) ค่าน้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases) สำหรับการพยากรณ์
รายวันโดยANNs[10-13-13-1] ของอ่างเก็บน้ำมูลบน

Layer	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases
4	1	1	-0.95977		5	1	0.33002		9	1	-0.96919	
		2	-0.47697			2	-1.17142			2	-1.16072	
		3	-0.81426			3	-0.69926			3	-0.89771	
		4	-0.06901			4	-0.83285			4	-1.54664	
		5	-0.57529			5	-0.97824			5	-1.20459	
		6	-2.47278			6	-2.38819			6	-2.55371	
		7	-0.35118			7	0.74396			7	0.24672	
		8	-0.00091			8	-1.09749			8	0.18380	
		9	-1.11740			9	-1.63593			9	-0.75605	
		10	-0.18710			10	-0.36369			10	-0.01132	
		11	0.99680			11	1.24711			11	-0.11956	
		12	-0.42196			12	-0.56506			12	0.45875	
		13	-1.35025	-1.50739		13	-0.99804	-1.31025		13	-1.10680	-0.63008
	2	1	-0.84364		6	1	-1.24536		10	1	-0.35771	
		2	-0.37396			2	-1.62186			2	-1.36006	
		3	-0.70874			3	2.47195			3	-0.10038	
		4	-1.17164			4	-0.65746			4	0.11819	
		5	-0.08971			5	2.31543			5	-1.26274	
		6	-2.47736			6	-1.36775			6	-1.63882	
		7	0.75305			7	0.06829			7	-0.21119	
		8	-1.08832			8	-0.97279			8	-1.77182	
		9	-1.48213			9	-0.52575			9	-1.66321	
		10	-0.67662			10	-0.48530			10	-0.42980	
		11	-0.29114			11	0.10501			11	0.79954	
		12	0.08798			12	-2.48598			12	-0.10765	
		13	-0.84398	-2.10435		13	0.14061	0.27404		13	-1.83334	-1.46668
	3	1	-1.25345		7	1	-1.30990		11	1	-1.04084	
		2	0.04339			2	-0.29699			2	-0.32156	
		3	-0.45806			3	-0.15528			3	-0.64216	
		4	-0.54939			4	-0.89921			4	-1.22716	
		5	-0.76067			5	-1.25701			5	-0.62241	
		6	-2.06902			6	-2.14093			6	-2.51455	
		7	-0.29404			7	-0.01775			7	-0.49559	
		8	-1.17336			8	0.19947			8	0.07422	
		9	-1.05833			9	-1.42973			9	-0.42869	
		10	-0.13198			10	-0.16559			10	-0.36756	
		11	-0.03013			11	0.06834			11	-0.15553	
		12	-1.16975			12	0.03229			12	0.17623	
		13	-1.43245	-1.57455		13	-1.51048	-1.36438		13	-1.17566	-1.49512
	4	1	-0.18197		8	1	-0.76299		12	1	0.15809	
2		-1.57412		2		-0.81601		2		-0.95310		
3		-0.82660		3		-0.42075		3		-1.90621		
4		-0.35119		4		-0.76152		4		-1.05781		
5		-0.90927		5		-0.66343		5		-0.19706		
6		-2.64310		6		-2.44329		6		-3.07534		
7		-0.20699		7		0.63859		7		-0.96658		
8		-0.68425		8		-0.64535		8		-0.76255		
9		-0.98423		9		-0.08949		9		-0.85729		
10		-1.25729		10		-1.24436		10		-1.51765		
11		-0.26514		11		1.21101		11		-0.37371		
12		0.14979		12		-0.87504		12		-1.05178		
13		-0.88115	-1.18742	13		-1.13960	-1.88373	13		-0.11887	-0.82642	

ตารางผนวกที่ ค7 (ต่อ) ค่าน้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases) สำหรับการพยากรณ์
รายวัน โดยANNs[10-13-13-13-1] ของอ่างเก็บน้ำมูลบน

Layer	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases
4	13	1	-0.07651	
		2	-1.25571	
		3	-1.26260	
		4	-0.18285	
		5	-0.92471	
		6	-3.11245	
		7	-0.06043	
		8	-0.56069	
		9	-0.91575	
		10	-1.01746	
		11	-0.06261	
		12	-0.89417	
		13	-0.50262	
5	1	1	-1.84695	
		2	-2.01458	
		3	-1.91246	
		4	-1.96416	
		5	-1.93888	
		6	-3.06927	
		7	-1.91395	
		8	-1.92392	
		9	-1.87060	
		10	-1.89944	
		11	-1.90040	
		12	-2.04691	
		13	-2.00269	

ตารางผนวกที่ ค8 ค่าน้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases) สำหรับการพยากรณ์ราย
สัปดาห์โดยANNs[10-6-6-1] ของอ่างเก็บน้ำมูลบน

Layer	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases
2	1	1	-8.58751		4	1	-8.90592	
		2	6.04457			2	-6.75485	
		3	2.58815			3	-0.89666	
		4	-2.66152			4	2.86255	
		5	2.04485			5	-0.09699	
		6	-1.83271			6	-0.41024	
		7	2.77694			7	-10.12816	
		8	1.04104			8	4.15990	
		9	-2.30977			9	-0.81547	
		10	1.94948			10	-3.22824	
		11	1.30797			11	-1.70002	
	2	1	7.32043		5	1	5.84063	
		2	-3.14199			2	-0.85199	
		3	1.62244			3	-5.15993	
		4	-0.54233			4	2.97869	
		5	0.21886			5	-0.26106	
		6	2.57158			6	1.00286	
		7	2.50710			7	-0.29638	
		8	-3.40106			8	2.64143	
		9	-1.81967			9	3.12116	
		10	-2.84489			10	-0.84038	
		11	2.47578			11	-0.63538	
	3	1	7.63236		6	1	2.16236	
		2	-3.31376			2	-0.88843	
		3	4.39557			3	-2.56933	
		4	3.75559			4	2.78852	
		5	-2.22507			5	-1.05216	
		6	2.85889			6	-0.27407	
		7	-0.84435			7	2.36613	
		8	-2.17242			8	-6.43818	
		9	2.49533			9	-4.38405	
		10	0.54403			10	6.02627	
		11	-0.15056			11	6.68607	
3	1	1	5.16560		4	1	-1.22983	
		2	1.48538			2	-1.57053	
		3	0.41490			3	-1.50629	
		4	1.39208			4	2.93659	
		5	-6.62665			5	-1.35555	
		6	2.82296			6	3.32132	
	2	1	-3.30802		5	1	2.64390	
		2	1.41860			2	-1.87454	
		3	3.09697			3	-2.28937	
		4	-4.88518			4	-2.98639	
		5	2.77757			5	-0.76652	
		6	4.61095			6	1.42105	
	3	1	0.24671		6	1	2.32776	
		2	-0.19148			2	-4.69394	
		3	3.45052			3	-0.42210	
		4	-1.08777			4	4.97488	
		5	0.90375			5	1.52189	
		6	-3.94922			6	0.72975	

ตารางผนวกที่ ๓๘ (ต่อ) ค่าน้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases) สำหรับการพยากรณ์ราย
สัปดาห์โดยANNs[10-6-6-6-1] ของอ่างเก็บน้ำมูลบน

Layer	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases
4	1	1	1.67500		4	1	-2.52668	
		2	2.64613			2	-2.71349	
		3	-4.28364			3	-2.95314	
		4	-4.19528			4	-1.55345	
		5	-6.23006			5	2.24634	
		6	-0.36382	-0.09181		6	-2.02194	0.75394
	2	1	-0.37573		5	1	-0.56948	
		2	1.39884			2	0.56928	
		3	-0.31933			3	-0.15667	
		4	-2.62999			4	0.99395	
		5	-0.23342			5	-1.63870	
		6	-1.34010	-1.18107		6	0.69171	-3.29657
	3	1	-3.90963		6	1	2.42315	
		2	-4.15101			2	-4.29759	
		3	2.26637			3	-1.16599	
		4	2.74971			4	-1.18039	
		5	6.28022			5	-3.37725	
		6	0.60776	-4.34767		6	0.35217	-0.33274
5	1	1	3.47334					
		2	1.26160					
		3	-0.63292					
		4	0.94808					
		5	-0.99265					
		6	-1.42964	-1.49810				

ตารางผนวกที่ ค9 ค่าน้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases) สำหรับการพยากรณ์รายเดือน โดยANNs[10-4-4-4-1] ของอ่างเก็บน้ำมูลบน

Layer	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases
2	1	1	1.65225		3	1	1.17712	
		2	1.15241			2	-6.02380	
		3	-2.89496			3	-10.91422	
		4	-4.50955			4	-9.72920	
		5	2.67243			5	2.25228	
		6	4.06864			6	-0.45298	
		7	3.02597			7	-0.21506	
		8	3.77553			8	-0.64230	
		9	-1.64088			9	-2.04042	
		10	1.92046			10	0.14795	
		11	-5.89524	-1.67400		11	2.19140	-2.17184
	2	1	-1.05207		4	1	-2.61159	
		2	5.34936			2	9.65769	
		3	0.80803			3	-7.31534	
		4	1.83824			4	-2.26740	
		5	5.52632			5	8.00318	
		6	1.39731			6	-4.37376	
		7	1.80804			7	2.37461	
		8	-1.27126			8	1.97181	
		9	4.43076			9	4.48375	
		10	0.52063			10	1.30154	
		11	-1.29843	2.46294		11	2.55203	-1.44411
3	1	1	5.06493		3	1	3.00507	
		2	-3.01295			2	4.62072	
		3	-7.25651			3	-6.03473	
		4	-4.86434	0.66158		4	-8.11255	-2.31145
	2	1	8.94222		4	1	2.81262	
		2	-5.65993			2	-5.11267	
		3	-8.96774			3	-4.73064	
		4	-0.27037	-0.85238		4	-2.14747	1.59506
4	1	1	-1.97600		3	1	-1.47215	
		2	-4.58183			2	-3.05925	
		3	-1.82995			3	-1.34234	
		4	-0.96419	-1.19825		4	-1.90128	-1.88602
	2	1	-2.52025		4	1	-3.67577	
		2	-2.33079			2	-2.35976	
		3	-1.49358			3	-4.00872	
		4	-1.65581	-1.93663		4	-4.11942	3.85127
5	1	1	-1.81186					
		2	-1.77404					
		3	-1.91536					
		4	-3.80472	2.49252				

ตารางผนวกที่ ค10 ค่าน้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases) สำหรับการพยากรณ์รายวัน
โดยANNs[10-8-8-8-1] ของอ่างเก็บน้ำลำน้ำแฉะ

Layer	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases
2	1	1	5.45105		4	1	4.44891		7	1	6.58250	
		2	-1.39230			2	1.99249			2	-0.79401	
		3	-2.34323			3	0.26153			3	-0.49059	
		4	-0.29132			4	2.08347			4	-1.00342	
		5	1.00241			5	0.97132			5	2.14316	
		6	-1.36984			6	0.73124			6	0.57415	
		7	-1.34730			7	-3.68646			7	0.95754	
		8	0.87201			8	0.06977			8	2.25522	
		9	-1.23651			9	0.51716			9	1.94078	
		10	-1.26094	1.22880		10	-2.43227	-0.46117		10	-0.68925	1.09314
	2	1	12.75418		5	1	3.49437		8	1	-11.82313	
		2	-7.56718			2	1.35455			2	-7.86247	
		3	-0.20183			3	1.40247			3	4.94611	
		4	2.79289			4	-1.50514			4	2.23554	
		5	-4.14742			5	0.87944			5	-0.35820	
		6	1.54719			6	0.49909			6	-1.52626	
		7	0.46168			7	-0.38756			7	-3.16115	
		8	2.14325			8	0.31573			8	0.02375	
		9	0.87574			9	-0.09681			9	-2.82888	
		10	-1.59287	3.73814		10	0.03925	0.56325		10	0.58254	-4.45850
	3	1	-0.67105		6	1	4.48558					
		2	-2.80129			2	2.20909					
		3	3.54448			3	2.18180					
		4	-2.76062			4	3.43009					
		5	0.14782			5	1.12964					
		6	1.85217			6	1.61408					
		7	3.51208			7	-4.12630					
		8	-3.26736			8	1.88119					
		9	-0.22676			9	2.32972					
		10	2.29276	-0.55966		10	-3.35543	-1.10608				
3	1	1	0.45387		4	1	-1.77701		7	1	-0.24701	
		2	2.88148			2	-1.94144			2	0.90817	
		3	-2.56137			3	-2.23032			3	-1.20148	
		4	2.41650			4	-0.27501			4	0.97673	
		5	-1.11299			5	-1.87843			5	0.18979	
		6	4.45055			6	-0.24923			6	1.39030	
		7	0.34691			7	-1.37965			7	-0.07897	
		8	-5.17978	-3.13573		8	0.61456	-0.18633		8	-2.13195	-1.66781
	2	1	-0.47919		5	1	-0.70843		8	1	2.86242	
		2	1.90678			2	3.09300			2	3.56547	
		3	-1.39893			3	-2.75978			3	1.78485	
		4	0.38085			4	1.97987			4	0.14484	
		5	-0.15666			5	-0.63823			5	2.88535	
		6	1.76285			6	3.25048			6	-1.80032	
		7	0.03228			7	0.93477			7	3.00110	
		8	-3.52404	-1.57779		8	-5.91973	-2.41707		8	-2.03976	-4.28649
	3	1	0.45196		6	1	2.14540					
		2	1.82810			2	2.67241					
		3	-2.86476			3	-1.57382					
		4	1.13340			4	1.24148					
		5	-0.18543			5	-0.11804					
		6	2.99664			6	1.12345					
		7	0.92631			7	0.33736					
		8	-4.69135	-2.56614		8	-3.86848	-2.78788				

ตารางผนวกที่ 10 (ต่อ) ค่าน้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases) สำหรับการพยากรณ์
รายวัน โดยANNs[10-8-8-1] ของอ่างเก็บน้ำลำเซะ

Layer	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases		
4	1	1	-2.76554		4	1	-1.26279		7	1	-2.27503			
		2	0.55477				2	0.07792				2	-1.06912	
		3	-0.57123				3	-2.07212				3	-1.55775	
		4	1.53053				4	-0.15566				4	1.02187	
		5	-1.75180				5	-1.39413				5	-1.14733	
		6	-0.28067				6	-1.28405				6	-0.63854	
		7	-0.60482				7	-0.24020				7	0.74792	
		8	-0.94089	-2.45120			8	-0.91557			-2.33923	8	-0.75457	-2.52199
	2	1	-2.06651		5	1	-2.36292		8	1	-1.89532			
		2	0.01673				2	-0.82863				2	-1.45779	
		3	-0.87561				3	-1.10479				3	-1.64964	
		4	1.21297				4	0.48059				4	-0.01039	
		5	-2.50447				5	-1.07987				5	-0.77007	
		6	-0.45688				6	-1.45976				6	-0.25692	
		7	0.20910				7	0.69886				7	-0.72532	
		8	-0.81820	-2.52598			8	-0.71894			-2.48930	8	-0.83232	-2.41717
	3	1	-2.01513		6	1	-1.88241							
		2	-0.16121				2	-0.94930						
		3	-1.51698				3	-1.74647						
		4	0.52629				4	0.21515						
		5	-0.89491				5	-1.47856						
		6	-1.25376				6	0.28295						
		7	-0.80984				7	-0.87148						
		8	-0.74317	-2.46593			8	-0.88057	-2.45557					
5	1	1	-2.58638											
		2	-2.64107											
		3	-2.57210											
		4	-2.56679											
		5	-2.58935											
		6	-2.57790											
		7	-2.59045											
		8	-2.54166	-0.41128										

ตารางผนวกที่ ค11 ค่าน้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases) สำหรับการพยากรณ์ราย
สัปดาห์โดยANNs[10-8-8-1] ของอ่างเก็บน้ำลำแชะ

Layer	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases
2	1	1	1.41676		4	1	2.25184		7	1	0.09076	
		2	-0.48724			2	-0.39359			2	-0.31724	
		3	-0.69238			3	0.57380			3	-0.27694	
		4	0.35284			4	0.44941			4	0.46541	
		5	0.82573			5	0.70716			5	0.03702	
		6	0.79122			6	0.85809			6	0.04495	
		7	-0.55971			7	-0.96185			7	0.13586	
		8	-0.68091			8	-0.33039			8	0.68763	
		9	0.10393			9	0.15659			9	0.30099	
		10	-0.00979	-1.08192		10	0.03234	0.28892		10	-0.83112	-0.62172
	2	1	-0.05150		5	1	4.38059		8	1	-2.11356	
		2	-0.20056			2	0.58915			2	-0.66144	
		3	-0.33813			3	1.33568			3	-0.30598	
		4	-0.16108			4	-0.26539			4	-0.09137	
		5	0.21829			5	-0.49530			5	-0.54402	
		6	-0.85314			6	1.84727			6	-0.64524	
		7	-0.45880			7	-0.05941			7	-0.71746	
		8	0.54022			8	-0.00829			8	0.17465	
		9	-0.84856			9	0.76446			9	-1.10593	
		10	-0.28011	-0.08852		10	0.24588	0.14325		10	-0.39161	0.44823
	3	1	-0.47102		6	1	2.30928					
		2	-0.45437			2	0.03579					
		3	0.04637			3	1.02305					
		4	-0.51925			4	0.44001					
		5	0.86303			5	-0.80444					
		6	0.39671			6	1.20645					
		7	0.53440			7	-0.78612					
		8	-0.39295			8	0.34588					
		9	0.34546			9	1.06870					
		10	0.33773	-0.75664		10	-0.34391	-0.33678				
3	1	1	-0.70714		4	1	-0.57748		7	1	-0.87494	
		2	0.14311			2	-0.86705			2	-0.75841	
		3	0.41899			3	-0.62095			3	-0.74762	
		4	-0.81947			4	-0.78869			4	-0.14750	
		5	-2.40304			5	-2.11247			5	-0.88146	
		6	-0.42502			6	-1.20010			6	0.06453	
		7	-0.42082			7	-0.59107			7	-0.71580	
		8	1.05015	-0.72719		8	1.03329	0.48404		8	0.31090	-0.95087
	2	1	-1.22890		5	1	-1.18989		8	1	-0.00613	
		2	-0.75157			2	0.46865			2	0.68248	
		3	-0.76381			3	0.07555			3	0.08550	
		4	-0.16686			4	-0.62607			4	-1.08037	
		5	0.26121			5	-1.13268			5	-2.36956	
		6	0.89505			6	-0.94836			6	-1.37758	
		7	-1.17994			7	-0.10971			7	0.37408	
		8	-1.47147	-0.44023		8	-0.95836	-0.40128		8	0.13109	0.09465
	3	1	-0.09074		6	1	0.24399					
		2	-0.55995			2	-0.12601					
		3	-1.38137			3	-0.88374					
		4	-0.70006			4	-0.17660					
		5	0.65306			5	-0.15812					
		6	-0.07786			6	-0.72797					
		7	0.14033			7	-0.66358					
		8	-0.97743	-0.92323		8	0.01580	-1.34694				
4	1	1	-1.13371									
		2	0.55608									
		3	0.40238									
		4	-1.12506									
		5	-0.75753									
		6	-0.22439									
		7	-0.51440									
		8	-1.08921	0.11804								

ตารางผนวกที่ ค12 ค่าน้ำหนัก(weights)และค่าความเอนเอียง(biases) สำหรับการพยากรณ์รายเดือน โดยANNs[10-3-3-1] ของอ่างเก็บน้ำลำตะเป

Layer	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases	Neuron (j)	Neuron (i)	Weights	Biases
2	1	1	-4.34724	-0.03685	2	1	0.36684	3.14857	3	1	5.88454	-3.24360
		2	-1.45864			2	-2.27743			2	-2.20778	
		3	2.56736			3	-0.82761			3	-0.39033	
		4	1.87761			4	-4.23619			4	3.22219	
		5	-2.56034			5	-1.38060			5	-3.90670	
		6	-0.63336			6	-2.65237			6	1.74417	
		7	1.22541			7	-4.09543			7	0.34137	
		8	-2.93576			8	2.66045			8	-2.49825	
		9	0.42081			9	-1.61372			9	0.52577	
		10	1.01416			10	-3.33497			10	0.93162	
3	1	1	-0.50143	-2.99842	2	1	3.83337	-2.48111	3	1	-1.36654	-1.12751
		2	-3.29694			2	5.69814			2	-2.17817	
		3	5.57175			3	-2.08782			3	2.71774	
4	1	1	-0.66521	-2.79126	2	1	-5.38127	0.73988	3	1	-1.65757	-2.40699
		2	0.35775			2	4.29799			2	4.25765	
		3	-1.23415			3	-1.38158			3	-2.43253	
5	1	1	-0.80535	2.38377								
		2	-2.55294									
		3	-1.96818									