บทที่ 3
ทฤษฎีที่ใช้

3.1 ความต้องการใช้น้ำ

ความต้องการใช้น้ำของโครงการเกิดจากกิจกรรมต่างๆ หลายด้าน เช่น การอุปโภค-บริโภค การชลประทาน การเลี้ยงสัตว์ การประมง และการอุตสาหกรรม เป็นต้น โดยการประเมินปริมาณความต้องการใช้น้ำในกิจกรรมต่างๆ นั้นมีรายละเอียดดังนี้

3.1.1 ความต้องการใช้น้ำเพื่ออุปโภค-บริโภค

การประเมินความต้องการใช้น้ำเพื่ออุปโภค-บริโภคพิจารณาจากตัวแปรทางด้านประชากรและอัตราการใช้น้ำ โดยอัตราการใช้น้ำแยกพิจารณาออกเป็น 2 ประเภท คือ อัตราการใช้น้ำสำหรับชุมชนเมืองและสำหรับชุมชนชนบท

3.1.2 ความต้องการใช้น้ำเพื่อการอุตสาหกรรม

การประเมินความต้องการใช้น้ำเพื่อการอุตสาหกรรมพิจารณาตามประเภทของอุตสาหกรรมซึ่งมีความสัมพันธ์กับอัตราการใช้น้ำ

3.1.3 ความต้องการใช้น้ำเพื่อการชลประทาน

จากการจำแนกความต้องการใช้น้ำออกเป็นด้านต่างๆ นั้น ความต้องการใช้น้ำเพื่อการชลประทานเป็นความต้องการใช้น้ำที่มีความซับซ้อนมากที่สุด โดยมีความผันแปรตามปัจจัยต่างๆ เช่น ปัจจัยด้านความต้องการใช้น้ำของพืช ปริมาณน้ำซึมลึกลงดิน ปริมาณฝนใช้การ และประสิทธิภาพการใช้น้ำ เป็นต้น นอกจากนี้ปัจจัยด้านความต้องการใช้น้ำของพืชยังมีความผันแปรไปตามสภาพภูมิอากาศในพื้นที่อีกด้วย

การคำนวณหาความต้องการน้ำเพื่อการชลประทานนั้นอาศัยแบบจำลองความต้องการใช้น้ำชลประทาน (Irrigation Water Demand) โดยผลลัพธ์ที่ได้จากการจำลอง คือ ปริมาณความต้องการน้ำชลประทานของโครงการชลประทานที่หัวงาน

I21609894X

รายละเอียดของแบบจำลองประกอบด้วย

(1) แบบจำลองฝนใช้การ (Effective Rainfall Model)

ปริมาณฝนใช้การหรือปริมาณฝนที่สามารถนำมาใช้แทนน้ำชลประทานได้ขึ้นอยู่กับองค์ประกอบที่สำคัญๆ คือ ปริมาณฝนที่ตกในแต่ละช่วงเวลา ปริมาณการใช้น้ำของพืช ความเคยชินของชาวนาต่อการเก็บกักน้ำชลประทานไว้ในแปลงนา และความสูงของคันนา เช่น ชาวนานิยมเก็บน้ำชลประทานไว้ในแปลงนาที่ระดับต่ำ เมื่อฝนตกลงมาก็มีความสามารถที่เก็บน้ำฝนไว้ในแปลงนาได้มาก เป็นต้น นอกจากนี้เห็นได้ว่าในสัปดาห์ที่มีฝนตกน้อย เปอร์เซ็นต์ของฝนใช้การสูงกว่าสัปดาห์ที่มีฝนตกมากและยังขึ้นอยู่กับปริมาณฝนที่ตกในสัปดาห์ก่อนๆ เป็นสำคัญด้วย แบบจำลองฝนใช้การแบ่งออกเป็น 2 กรณี คือ

(1.1) *แบบจำลองฝนใช้การสำหรับการเพาะปลูกข้าว* พัฒนาขึ้นจากแบบจำลองพฤติกรรมการดำเนินกิจกรรมการเพาะปลูกของพืชที่เกี่ยวข้อง โดยอาศัยหลักการสมดุลของน้ำ (Water Balance) โดยใช้ Daily Consumptive Use, Daily Weighted Rainfall พฤติกรรมการเพาะปลูกพืชของเกษตรกร ลักษณะทางกายภาพของแปลงเพาะปลูกเพื่อจำลองหาฝนใช้การรายวันแล้วรวบรวมเป็นฝนใช้การรายสัปดาห์

(1.2) *แบบจำลองฝนใช้การสำหรับการเพาะปลูกพืชอื่น* สำหรับการหาฝนใช้การของพืชอื่น แตกต่างจากการหาฝนใช้การของข้าวกล่าวคือ ในการเพาะปลูกพืชอื่นส่วนใหญ่ไม่ต้องการน้ำขังบนแปลงเพาะปลูก ฉะนั้นระดับน้ำในแปลงนาจึงลดลงเหลือ 2 ระดับ กล่าวคือ ระดับน้ำในแปลงนาก่อนการส่งน้ำและหลังการส่งน้ำ ระดับน้ำในแปลงนาก่อนการส่งน้ำคำนวณหาจากความลึกของรากพืชในดินกับความชื้นในดินก่อนถึง Wilting Point แล้วแปลงความชื้นในดินดังกล่าวในช่วงความลึกของรากพืชมาเป็นความลึกของน้ำ และระดับน้ำในแปลงนาหลังการส่งน้ำ คือ ปริมาณน้ำในดินบริเวณช่วงความลึกรากพืชหรือปริมาณน้ำที่พืชสามารถนำไปใช้ได้ โดยปกติความชื้นในดินที่ Field Capacity เป็นความชื้นที่ดินสามารถอุ้มน้ำไว้ได้หลังการให้น้ำชลประทาน 2 วัน ฉะนั้นความลึกของน้ำหลังการส่งน้ำจึงเท่ากับความชื้นในดินบริเวณช่วงความลึกของรากพืชที่ Field Capacity จนก่อนถึง Wilting Point โดยแปลงเป็นความลึกของน้ำรวมกับการใช้น้ำของพืชอีก 2 วัน ได้ความลึกของน้ำที่พืชสามารถนำไปใช้ได้ เมื่อฝนตกลงมามากกว่าความลึกดังกล่าว ณ เวลาใดๆ

(2) แบบจำลองความต้องการน้ำชลประทาน (Irrigation Demand Model)

แบบจำลองความต้องการน้ำชลประทานเป็นแบบจำลองที่ใช้คำนวณหาความต้องการน้ำชลประทานและ Return Flow เป็นรายสัปดาห์ แล้วรวบรวมเป็นรายเดือนโดยแบ่งพื้นที่ชลประทานของลุ่มน้ำออกเป็นบล็อก (Block) สมการที่ใช้คำนวณความต้องการน้ำชลประทาน ประกอบด้วย

(2.1) Crop Evapotranspiration (CRETP)

CRETP = WCRCF x PETP

เมื่อ WCRCF คือ Weekly Weighted Crop Coefficient หรือปริมาณการใช้น้ำของพืชตามน้ำหนักของพื้นที่รายสัปดาห์

PETP คือ Weekly Potential Evapotranspiration, มม./สัปดาห์

CRETP คือ Weekly Crop Evapotranspiration, มม./สัปดาห์

(2.2) Land Preparation Water (LPW) กำหนดให้การใช้น้ำในการเตรียมแปลงผันแปร 2 ช่วง คือ ในฤดูฝนและในฤดูแล้งและกำหนดให้มีน้ำในแปลงนาเพื่อใช้ในการปักดำหลังจากเตรียมแปลงด้วย ดังนั้น ปริมาณความต้องการน้ำ คือ

LPW = LPW + ST ในฤดูฝน

และ LPD = LPD + ST ในฤดูแล้ง

เมื่อ TCRETP = CRETP + LPW

และ TCRETP = CRETP + LPD

LPW คือ Wet Season Land Preparation Water, มม./สัปดาห์

LPD คือ Dry Season Land Preparation Water, มม./สัปดาห์

TCRETP คือ Total Weekly Crop Water Requirement, มม./สัปดาห์

ST คือ ความลึกของน้ำเพื่อใช้ปักดำ (หลังเตรียมแปลงแล้วเสร็จ)

(2.3) Effective Rainfall (ERFL) หรือฝนใช้การของแต่ละสัปดาห์

$$ERFL = FUNC \times WRFL$$

เมื่อ ERFL คือ Effective Rainfall, มม./ สัปดาห์

FUNC คือ Effective Rainfall Function ได้จาก Effective Rainfall Model

WRFL คือ Weighted Rainfall, มม./ สัปดาห์

(2.4) Farm Water Requirement (FWR) ปริมาณน้ำที่ส่งไปให้ที่แปลงเพาะปลูก เป็นปริมาณน้ำที่พืชต้องการในแปลงเพาะปลูกที่ลบจากปริมาณของฝนใช้การแล้วหารด้วย ประสิทธิภาพในการส่งน้ำทั้งหมด

$$FWR = \frac{TCREPT - ERFL}{FEFF}$$

เมื่อ FWR = Farm Water Requirement, มม./ สัปดาห์

FEFF = Farm Efficiency, %

(2.5) Crop Water Requirement (CWR) ความต้องการใช้น้ำของพืช คำนวณได้จากการเปลี่ยนแปลงความลึกของน้ำที่ต้องการคูณด้วยพื้นที่เพาะปลูกพืช

$$CWR = \frac{FWR \times AREAC \times 1600}{1{,}000 \times 1{,}000{,}000}$$

เมื่อ CWR = Crop Water Requirement, ล้าน ลบ.ม./สัปดาห์

AREAC = Area Of Any Crop, ไร่

(2.6) Final Diversion Demand (DWR) ความต้องการน้ำที่ปากคลองส่งน้ำสายใหญ่ คำนวณได้จากการคิดประสิทธิภาพของคลองส่งน้ำที่ต้องส่งไปให้แก่พืช

$$DWR = \frac{CWR}{CEFF}$$

เมื่อ DWR = ความต้องการน้ำที่ปากคลองส่งน้ำสายใหญ่, ล้าน ลบ.ม./สัปดาห์

CEFF = Canal Efficiency, %

(2.7) Return Flow (RF) หรือปริมาณน้ำที่เหลือใช้จากโครงการชลประทาน คำนวณได้จากผลต่างระหว่างปริมาณน้ำที่ส่งไปยังแปลงเพาะปลูกและปริมาณฝนที่ตกกับปริมาณน้ำที่พืชใช้

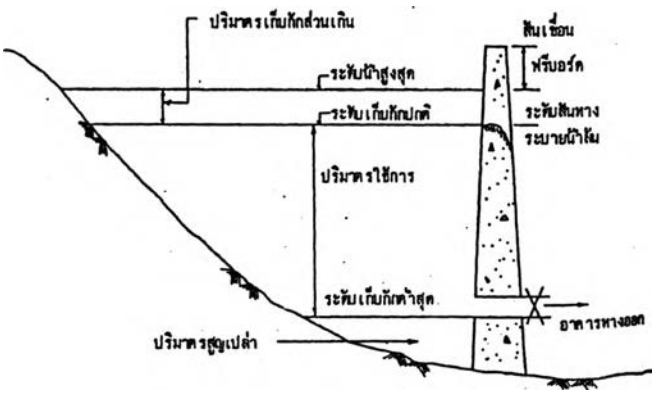
3.1.4 ความต้องการใช้น้ำเพื่อรักษาสมดุลนิเวศวิทยา

การใช้น้ำเพื่อรักษานิเวศน์ท้ายอ่างเก็บน้ำ เป็นการปล่อยน้ำจากอ่างเก็บน้ำลงลำน้ำเดิม เพื่อรักษานิเวศน์ด้านท้ายอ่างเก็บน้ำ และสิทธิการใช้น้ำของประชากรท้ายอ่างเก็บน้ำ จำนวนน้ำที่ปล่อยจากอ่างเก็บน้ำกำหนดขึ้นจากการศึกษาหา Flow duration ของลำน้ำแห่งนั้น และกำหนดค่าปริมาณน้ำไว้ที่ 80%ของช่วงเวลาทั้งปี หรือกำหนดจากปริมาณน้ำต่ำสุดที่ไหลในฤดูแล้งของลำน้ำ

3.2 การบริหารอ่างเก็บน้ำ

3.2.1 ส่วนประกอบของอ่างเก็บน้ำ

อ่างเก็บน้ำทั่วๆ ไป มีการแบ่งปริมาตรอ่างออกเป็นส่วนต่างๆ ตามวัตถุประสงค์ในการใช้งานดังแสดงในรูป 3-1



ที่มา วราวุธ (2541)

รูป 3-1 การแบ่งปริมาตรอ่างเก็บน้ำ

ระดับเก็บกักต่ำสุด (Minimum pool level) คือระดับน้ำต่ำสุดที่สามารถเอาน้ำจากอ่างออกไปใช้ ปริมาตรอ่างที่อยู่ต่ำกว่าระดับเก็บกักต่ำสุดนี้เรียกว่าปริมาตรสูญเปล่า (Dead Storage) เนื่องจากปกติไม่มีการนำเอาปริมาณน้ำในส่วนนี้ไปใช้

ระดับเก็บกักปกติ (Normal pool level) คือระดับกักเก็บน้ำสูงสุดของอ่างในการปฏิบัติงานตามปกติ (Normal operation) ซึ่งบางครั้งเรียกว่าระดับน้ำสูงสุดปกติ (Normal high water level) ปริมาตรเก็บกักที่อยู่ระหว่างระดับเก็บกักต่ำสุดและระดับเก็บกักปกติเรียกว่าปริมาตรใช้การ (Active Storage)

ระดับน้ำสูงสุด (Maximum water surface) คือระดับน้ำสูงสุดที่ยอมให้เกิดขึ้นในอ่างเก็บน้ำในช่วงเวลาที่มีน้ำท่วมใหญ่เคลื่อนตัวเข้าสู่อ่าง ปริมาตรอ่างที่อยู่ระหว่างระดับน้ำสูงสุดและระดับเก็บกักปกติเรียกว่าปริมาตรเก็บกักน้ำส่วนเกิน (Surcharge Storage) เป็นปริมาตรอ่างที่ทำหน้าที่หน่วงคลื่นน้ำท่วมไม่ให้เคลื่อนที่ไปทางด้านท้ายน้ำเร็วและมีอัตรามากเกินไปจนก่อให้เกิดน้ำท่วมทางด้านท้ายน้ำ

3.2.2 นโยบายการจัดการอ่างเก็บน้ำ

นโยบายการจัดการอ่างเก็บน้ำ สามารถแบ่งออกได้ 3 เขต ตามลักษณะและวิธีการในการบริหารจัดสรรน้ำ ดังนี้

เขตที่ 1 คือ ช่วงระดับต่ำสุดและระดับวิกฤตต่ำสุด เป็นการดำเนินงานในภาวะแห้งแล้งและเป็นช่วงที่มีปริมาณน้ำต้นทุนจำกัด ซึ่งอาจไม่เพียงพอสำหรับความต้องการตลอดฤดูกาล ดังนั้นปริมาณน้ำที่ปล่อยจากอ่างเก็บน้ำควรลดลงตามปริมาณน้ำที่มีอยู่

เขตที่ 2 คือ ช่วงระหว่างระดับวิกฤตต่ำสุดและระดับวิกฤตสูงสุด เป็นช่วงที่มีปริมาณน้ำต้นทุนอย่างเพียงพอ ดังนั้นปริมาณน้ำที่ปล่อยจากอ่างเท่ากับความต้องการน้ำในช่วงเวลานั้น

เขตที่ 3 คือ ช่วงระหว่างระดับวิกฤตสูงสุดและระดับสูงสุด เป็นช่วงการดำเนินงานในภาวะน้ำท่วม มีปริมาณน้ำในอ่างค่อนข้างมาก ซึ่งถ้าอยู่ในช่วงฤดูน้ำหลากต้องเหลือปริมาณกักเก็บส่วนหนึ่งไว้สำหรับปริมาณน้ำจากพายุฝนที่อาจเกิดขึ้นได้ ดังนั้นจึงต้องรักษาระดับน้ำในอ่างไว้ที่ระดับวิกฤตสูงสุดโดยการปล่อยน้ำส่วนเกินไปด้านท้ายน้ำ

สมการสมดุลน้ำ ที่ใช้ในแบบจำลองการจัดการน้ำในอ่าง คือ

$$S_t = S_{t-1} + I_t + R_t - O_t - L_t - E_t$$

เมื่อ S_t คือ ปริมาณน้ำที่เก็บกักไว้ที่สิ้นเดือน t

S_{t-1} คือ ปริมาณน้ำที่เก็บกักไว้ที่สิ้นเดือน t-1

I_t คือ ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างในช่วงเดือน t

R_t คือ ปริมาณฝนที่ตกลงในบริเวณอ่างเก็บน้ำในช่วงเดือน t

O_t คือ ปริมาณน้ำที่ปล่อยออกจากอ่างในช่วงเดือน t

L_t คือ ปริมาณน้ำที่สูญเสียเนื่องจากการรั่วซึมจากอ่างในช่วงเดือน t

E_t คือ ปริมาณน้ำที่สูญเสียเนื่องจากการระเหยจากผิวอ่างในช่วงเดือน t

โดยที่ R_t และ E_t เป็นฟังก์ชั่นของพื้นที่ผิวของอ่างเก็บน้ำ

ส่วน L_t มีค่าเท่ากับ $\frac{(S_t + S_{t-1})}{2x365} x0.10$ ลูกบาศก์เมตรต่อวัน

3.2.3 เกณฑ์การปฏิบัติงานอ่างเก็บน้ำ

การปฏิบัติงานอ่างเก็บน้ำ (Reservoir Operations) หมายถึง การเก็บกักน้ำในอ่างและการส่งน้ำจากอ่างเพื่อวัตถุประสงค์ต่างๆ โดยมีการวางแผนการล่วงหน้าว่าควรเก็บกักและส่งน้ำจากอ่างในแต่ละช่วงเวลาเป็นปริมาณเท่าใด และมีการปฏิบัติงานตามแผนที่วางไว้ตราบเท่าที่สภาพในอนาคตเป็นไปตามที่คาดคะเนไว้ ถ้าสภาพในอนาคตต่างจากที่คาดคะเนไว้ในตอนวางแผน การปฏิบัติงานอาจต่างจากแผนที่วางไว้เพื่อลดสภาวะการขาดแคลนน้ำหรือน้ำไหลล้นอ่าง

การปฏิบัติงานอ่างเก็บน้ำในปัจจุบันนิยมใช้ Rule Curves ซึ่งเป็นกฎการปฏิบัติงานที่ตั้งไว้ล่วงหน้า เพื่อกำหนดการปล่อยน้ำตามระดับเก็บกักของอ่างเก็บน้ำในขณะนั้น Rule Curves ถูกสร้างขึ้นโดยใช้ข้อมูลในช่วงเวลาวิกฤติเป็นสำคัญ นอกจากนี้ Rule Curves ยังสร้างความเชื่อมั่นว่าน้ำในอ่างมีเพียงพอตามความต้องการในอนาคต โดยที่ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างในอนาคตต้องไม่วิกฤติมากไปกว่าข้อมูลปริมาณการไหลเข้าในอดีต เมื่อทราบสภาวะของอ่างเก็บน้ำในปัจจุบันแล้ว ผู้ปฏิบัติงานอาจตัดสินใจปล่อยน้ำตาม Rule Curves และตามประสบการณ์ของผู้ปฏิบัติงานเอง

เกณฑ์การปฏิบัติงานอ่างมีหลายแบบ แต่ละแบบบอกปริมาณน้ำที่ต้องการปล่อยจากอ่างหรือไม่ก็บอกปริมาณที่ต้องการเก็บกักในอ่างในช่วงเวลาต่างๆ ของปี เรียกว่าโค้งกฎการปฏิบัติงาน (Rule Curves) หรือบางประเภทแบ่งปริมาตรอ่างออกเป็นโซนต่างๆ แต่ละโซนมีนโยบายการปล่อยน้ำ (Release Policy) ต่างกันออกไป

Salas และ Hall (1998) กล่าวว่าในปัจจุบันได้มีการพัฒนาเกณฑ์ในการปฏิบัติงานอ่างเก็บน้ำในรูปแบบต่างๆ ไม่ว่าเป็นโค้งการปฏิบัติงาน ตาราง หรือสมการต่างๆ ที่พัฒนาขึ้นมาโดยพื้นฐานแล้วพบว่า ประสบการณ์จากการวางแผนและปฏิบัติงานอ่างเก็บน้ำรวมถึงเทคนิคในการลองผิดลองถูกนำมาซึ่งเกณฑ์การปฏิบัติงานในหลายๆ รูปแบบ ภายใต้วัตถุประสงค์การใช้งานอ่างเก็บน้ำและข้อแม้ที่กำหนดขึ้นมา

(1) กระบวนการปฏิบัติงานและนโยบายการปฏิบัติงานอ่างเก็บน้ำ (Operating Policy and Procedure) หมายถึง กลวิธี ความรู้ ความเข้าใจ สมการ ตาราง หรือการตัดสินใจต่างๆ เพื่อปล่อยน้ำจากอ่างเก็บน้ำและผันไปใช้ภายใต้สภาวะปัจจุบันของระบบหรือสภาวะที่ได้ทำนายไว้ในอนาคตข้างหน้าซึ่งโดยทั่วไปแล้วสภาวะของระบบ หมายถึง ระดับน้ำ ปริมาตร ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำ ระดับน้ำและอัตราการไหลที่จุดควบคุมเป็นต้น

กระบวนการปฏิบัติงานประกอบด้วย แนวทางและเกณฑ์ต่างๆ ซึ่งช่วยประกอบการตัดสินใจปล่อยน้ำจากอ่างเก็บน้ำและผันน้ำไปใช้จริงๆ ซึ่งแนวทางหรือเกณฑ์เหล่านี้เรียกว่านโยบายการปฏิบัติงานหรือเกณฑ์การปฏิบัติงาน (Operating Policy / Operating Rule) นโยบายของการปฏิบัติงานอาจมีรูปแบบแตกต่างกันออกไป เช่น โค้งกฎการปฏิบัติงาน (Rule Curve) ในรูปของปริมาตรหรือระดับน้ำในอ่างเก็บน้ำ อัตราการไหลและระดับน้ำที่จุดควบคุม การแบ่งโซนปริมาตรเก็บกัก ตลอดจนอัตราการไหลและระดับน้ำของโซนต่างๆ

(2) ประเภทของนโยบายการปฏิบัติงาน

(2.1) *Target Flow and Stage* เป็นนโยบายการปฏิบัติงานที่กำหนดในรูปของโซนอัตราการไหลและระดับน้ำเป้าหมายที่จุดควบคุมต่างๆ ซึ่งเปลี่ยนแปลงไปตามฤดูกาล โดยที่โซนเหล่านี้สร้างขึ้นเพื่อให้เกิดความยืดหยุ่นมากยิ่งขึ้นในการตัดสินใจปล่อยน้ำและผันน้ำไปใช้ในระบบ

(2.2) *Target State Level or Volume (Rule Curve)* เป็นนโยบายการปฏิบัติงานในรูปของระดับน้ำหรือปริมาตรน้ำเก็บกักในอ่างที่กำหนดขึ้นเพื่อเป็นแนวทางสำหรับผู้ปฏิบัติงานอ่างเก็บน้ำในแต่ละฤดูกาล หรือเรียกอีกอย่างหนึ่งว่า Guide Curve หรือ Rule Curve ซึ่งอาจมีโค้งเดียวหรือหลายๆ โค้งก็ได้ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับสภาวะต่างๆ ที่เป็นไปได้ รวมถึงปริมาณน้ำไหลเข้าที่ทำนายไว้ในแต่ละปี

(2.3) *นโยบายการปฏิบัติงานสำหรับใช้ตัดสินใจในอนาคต* ระบบอ่างเก็บน้ำมีวัตถุประสงค์เพื่อให้การสูญเสียน้ำเกิดขึ้นน้อยที่สุดและจัดสรรน้ำให้เกิดความยุติธรรมระหว่างผู้ใช้น้ำกลุ่มต่างๆ นโยบายการปฏิบัติงานมีดังนี้

- ถ้าปริมาณน้ำมีไม่เพียงพอกับปริมาณความต้องการทั้งหมดต้องแบ่งส่วนของการขาดน้ำร่วมกันโดยนำสัดส่วนความต้องการน้ำมาพิจารณา

- ระบบอ่างเก็บน้ำมีวัตถุประสงค์เพื่อรักษาระดับน้ำทางด้านท้ายน้ำของจุดควบคุมไว้ให้ได้มากที่สุด

- ลำดับความสำคัญของการปฏิบัติงานอ่างเก็บน้ำอาจส่งผลให้ไปลดผลประโยชน์เพื่อการพักผ่อนหย่อนใจได้ ดังนั้นจึงจำเป็นต้องรักษาระดับน้ำในอ่างโดยไม่ก่อให้เกิดผลกระทบรุนแรงต่อวัตถุประสงค์ดังกล่าว ในขณะเดียวกันนโยบายนี้มีข้อเสียที่สำคัญก็คืออาจเกิดการสูญเสียน้ำได้ในอนาคตอันเนื่องมาจากเกิดการไหลล้นทางด้านท้ายอ่างเก็บน้ำ

3.2.4 การสร้างเกณฑ์การปฏิบัติงานอ่างเก็บน้ำ

การสร้างเกณฑ์การปฏิบัติงานอ่างเก็บน้ำในการศึกษานี้ได้อาศัยวิธีพื้นฐานของความน่าจะเป็นคือวิธี Probability based Rule Curves (วราวุธ และอารียา 2545) มาสร้างโค้งกฎการปฏิบัติงาน

(1) Upper Rule Curve

หลักทฤษฎี Upper Rule Curve เป็นระดับน้ำในอ่างมากที่สุดที่ทำให้ความเสี่ยงต่อการที่อ่างมีปริมาตรไม่พอรับน้ำนองอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ ระดับน้ำในอ่างที่มากที่สุดเปลี่ยนแปลงไปตามเวลา (เดือน)

ระดับน้ำระหว่าง Upper Rule Curve และระดับเก็บกักปกติ (Normal Pool) เรียกว่า Flood Control Reserve

ให้ VFC_t = Volume of Flood Control Reserve ในเดือน t

NRI_t = ปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างสุทธิในเดือน t

(Net Reservoir Inflow Volume = Reservoir Inflow – Reservoir Outflow) เป็นตัวแปรสุ่ม

NRI_t = $I_t + (1\text{-}C)AxR_t + AxE_t - D_t$

เมื่อ I_t = ปริมาณน้ำไหลเข้าอ่างในเดือน t (ล้าน ลบ.ม.)

R_t = ปริมาณฝนที่ตกลงในอ่างในเดือน t (ล้าน ลบ.ม.)

C = ค่าสัมประสิทธิ์น้ำท่า

A = พื้นที่ผิวน้ำในอ่างที่ระดับเก็บกักปกติ (ตร.กม.)

E_t = ปริมาณการระเหยจากอ่างในเดือน t

= 0.80Epan

D_t = ความต้องการน้ำจากอ่างในเดือน t (ล้าน ลบ.ม.)

$P (NRI_t > VFC_t) < Risk$

(2) Lower Rule Curve

หลักทฤษฎี Lower Rule Curve เป็นระดับน้ำในอ่างที่ควรรักษาไว้เพื่อหลีกเลี่ยงความเสี่ยงต่อการขาดแคลนน้ำในอนาคต หรือความเสี่ยงต่อการขาดแคลนน้ำในอนาคตอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้

$$P (VBUF_t + \sum_{i=t}^{D} NRI_t < 0) \quad < Risk \quad (\text{เมื่อ} \sum_{i=t}^{D} NRI_t < 0)$$

$$P (- \sum_{i=t}^{D} NRI_t > VBUF_t) \quad < Risk$$

เมื่อ D = เดือนที่สิ้นสุดฤดูแล้ง

$VBUF_t$ = ปริมาณน้ำในอ่างที่ระดับที่ควรรักษาไว้ (Lower Rule Curves)

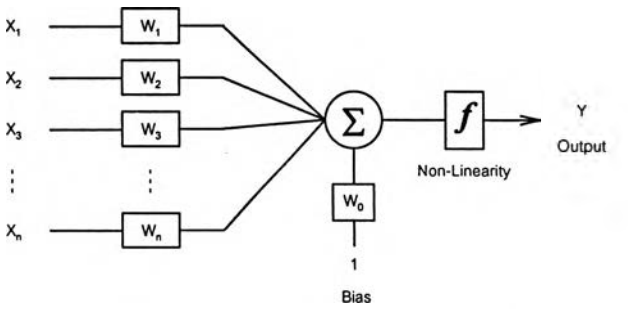
3.3 แบบจำลองโครงข่ายใยประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

โครงข่ายใยประสาทเทียมเป็นแนวคิดที่ถูกออกแบบให้ทำงานเช่นเดียวกับสมองของมนุษย์ ซึ่งประกอบไปด้วยหน่วยประมวลผล (Processing Element) ซึ่งมีเซลล์หลายๆเซลล์ทำหน้าที่คล้ายกับเซลล์สมองของมนุษย์ โดยที่แต่ละเซลล์โยงใยติดต่อกันโดยส่งสัญญาณเป็นตัวแปรออก (Output) ผ่านส่วนที่เรียกว่า ไซแนพส์ (Synapses) กลายมาเป็นตัวแปรนำเข้า (Input) ของส่วนที่เรียกว่า เดนไดรต์ (Dendrites) และเมื่อผ่านกระบวนการประมวลผลได้ตัวแปรออก ในส่วนที่เรียกว่า แอ็กซอน (Axon) ในแต่ละเซลล์รับรู้ข้อมูลจากหลายทาง แล้วส่งต่อไปยังเซลล์อื่นๆ โดยใช้หลักการของการเชื่อมโยงเซลล์สมอง

ปัจจุบันการใช้แบบจำลองโครงข่ายใยประสาทเทียมเป็นที่ยอมรับในความสามารถและความมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะการจำลองพฤติกรรมการไหลที่มีความสลับซับซ้อนไม่เชิงเส้นและแปรเปลี่ยนไปกับเวลา นอกจากยังใช้ได้ดีกับพฤติกรรมการไหลที่ผู้ใช้ไม่มีความจำเป็นที่ต้องทำความเข้าใจเกี่ยวกับความสัมพันธ์ทางกายภาพของตัวแปรต่างๆ ที่เกี่ยวข้อง เช่น ในกรณีของน้ำท่วมฉับพลัน เป็นต้น อย่างไรก็ตามทั้งนี้ไม่ได้หมายความว่า แบบจำลองโครงข่ายใยประสาทเทียมไม่คำนึงถึงทฤษฎีหรือข้อมูลจากการทำงาน ในทางตรงกันข้ามแบบจำลองช่วยลดความยุ่งยากในการใช้แบบจำลองและยังสามารถระบุรูปแบบของความสัมพันธ์ที่กำลังค้นหาได้อย่างถูกต้อง

3.3.1 หลักการของโครงข่ายใยประสาทเทียม

หลักการทำงานเบื้องต้นของโครงข่ายใยประสาทเทียมได้แสดงไว้ในรูป 3-2 ซึ่งสามารถอธิบายได้ว่า ในการทำงานของโครงข่ายอาจมี Input หลายตัวที่เป็นตัวกระตุ้นให้เกิด Output โดยที่แต่ละ Input มีอิทธิพลต่อ Output ต่างกันซึ่งวัดได้จากค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight)



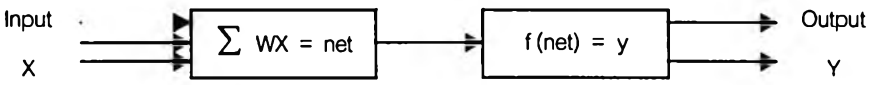
ที่มา Rumelhart (1986)

รูป 3-2 หลักการทำงานเบื้องต้นของ ANN

จากรูป $X(X_1, X_2, X_3)$ จัดเป็น Input ที่มีความสัมพันธ์กับ Y ที่เป็น Output แบบไม่เชิงเส้น (Non-Linearity) ดังนั้นได้ฟังก์ชัน F(Net) ที่เป็นแบบไม่เชิงเส้น (Non-Linearity Function) ดังสมการ (ดูรูป 3-3)

$$F(Net) = X_1W_1 + X_2W_2 + X_3W_3$$

$$= \sum XW$$



ที่มา Rumelhart (1986)

รูป 3-3 ฟังก์ชันการกระตุ้น

ในกระบวนการทำงานของโครงข่ายใยประสาทเทียม มีกระบวนการเรียนรู้หลายรูปแบบหรือหลายทฤษฎี การเรียนรู้มีวัตถุประสงค์ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) ให้เหมาะสมนำมาซึ่งค่า Output ที่ใกล้เคียงกับเป้าหมายมากขึ้น

ในการศึกษาครั้งนี้ใช้โครงข่ายใยประสาทเทียมชนิดวิธีปรับแก้ค่าย้อนกลับ (Back Propagation Neural Network, BPNN) โดยโครงสร้างประกอบด้วย ชั้นตัวแปรนำเข้า (Input Layer) ชั้นตัวแปรซ่อน (Hidden Layer) และชั้นตัวแปรออก (Output Layer) ในแต่ละชั้นประกอบด้วยหน่วยย่อย (Nodes) ซึ่งแต่ละหน่วยของแต่ละชั้นนั้นถูกเชื่อมโยงด้วยค่าน้ำหนัก (Weight) ลักษณะการทำงานทำงานแบบเคลื่อนที่ไปข้างหน้าอย่างเดียวแต่มีการปรับแก้ค่าน้ำหนักย้อนกลับ

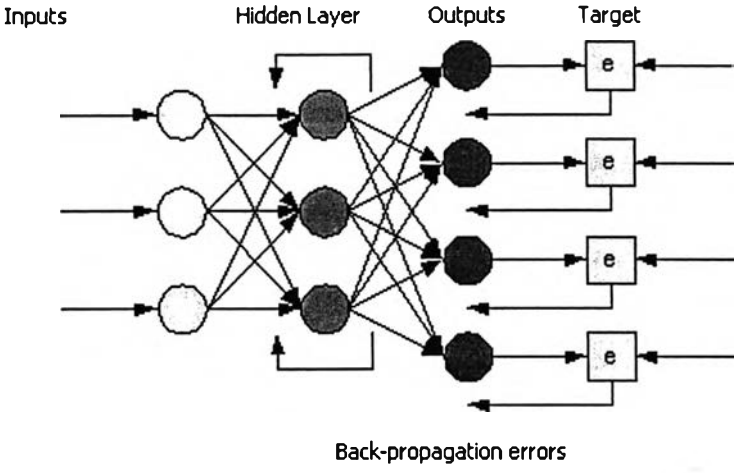
3.3.2 แบบจำลองโครงข่ายใยประสาทเทียมที่มีการเรียนรู้แบบ Back-propagation (BP)

โครงสร้างของ ANN ประเภทที่ได้รับความนิยมสูงสุด คือ โครงข่าย Multilayer Perceptron โดยการเรียนรู้แบบ Back-propagation (BP) ซึ่งแบบจำลองดังกล่าวประกอบด้วยโครงสร้างทั้งหมด 3 ชั้น คือ Input Layer, Hidden Layer และ Output Layer สำหรับกระบวนการเรียนรู้ใช้วิธีการเรียนรู้จากรูปแบบของข้อมูล Input และ Output ที่มีอยู่ โดยที่ข้อมูล Input ถูกป้อนเข้าไปในแต่ละหน่วยในชั้นแรก จากนั้นแต่ละข้อมูล Input ถูกคูณด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight)

เฉพาะของการเชื่อมโยงระหว่างชั้น ซึ่งค่าเริ่มต้นของค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) อาจถูกสุ่ม (Random) ผลคูณที่ได้นำมารวมกันเพื่อแปลงเป็น Output โดยผ่านฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation Function) จากนั้น Output ที่ได้ถูกนำไปเปรียบเทียบกับข้อมูลจริงหรือเป้าหมาย โดยมีการปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนักเพื่อลดค่าความแตกต่างหรือข้อผิดพลาดในแต่ละรอบของการคำนวณ การปรับค่าถ่วงน้ำหนักนี้ดำเนินการไปจนกระทั่งข้อผิดพลาดมีค่าน้อยกว่าค่าที่ยอมรับได้การคำนวณจึงสิ้นสุด รูป 3-4 แสดงโครงข่าย MLFF ที่ปรับปรุงเพื่อใช้ในการเรียนรู้แบบ Back-Propagation ซึ่งการเชื่อมโยงโครงข่ายย้อนกลับใช้ในขั้นตอนกระบวนการเรียนรู้เท่านั้น

(1) ขั้นตอนการเรียนรู้ภายในแบบจำลอง BPNN

สำหรับขั้นตอนการเรียนรู้ภายในแบบจำลอง BPNN นั้นประกอบด้วยสองขั้นตอนหลักคือ การคำนวณไปข้างหน้า (Network Pass) ซึ่งเป็นการประมวลข้อมูลจากชั้นตัวแปรนำเข้าสู่ชั้นตัวแปรออก และขั้นตอนที่สองคือ การคำนวณย้อนกลับ (Backward Pass) ซึ่งใช้ค่าผลต่างระหว่างค่าสังเกต(ข้อมูลจริง)และค่าคำนวณจากแบบจำลองในชั้นตัวแปรออกเป็นการปรับแก้ค่าความสัมพันธ์ระหว่างชั้น โดยมีขั้นตอนดังต่อไปนี้



ที่มา Rumelhart (1986)

รูป 3-4 โครงข่าย MLFF เรียนรู้แบบ Back-propagation

(1.1) แปลงข้อมูลนำเข้าและข้อมูลออกให้อยู่ในรูปแบบมาตรฐาน (Normalization) โดยในที่นี้มีค่าอยู่ระหว่าง 0.15-0.85

(1.2) สมมุติค่าเริ่มต้นของค่าถ่วงน้ำหนักและค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ในโครงสร้างแบบจำลอง

(1.3) กำหนดเงื่อนไขการหยุดการทำงานของกระบวนการเรียนรู้ เช่น ระดับความผิดพลาดที่ยอมรับได้ หรือจำนวนรอบการคำนวณ

การคำนวณไปข้างหน้า (Network Pass)

(1.4) ในชั้นตัวแปรนำเข้า (Input Layer) แต่ละหน่วย (X_i , i = 1, 2,..., N) รับค่าตัวแปรนำเข้า X_i และส่งต่อไปยังชั้นตัวแปรซ่อนซึ่งอยู่ถัดไป

(1.5) ในชั้นตัวแปรซ่อน (Hidden Layer) แต่ละหน่วย (Z_j , j = 1, 2,..., N) รับค่าผลรวมของผลคูณระหว่างตัวแปรนำเข้า X_i และค่าน้ำหนักระหว่างชั้นตัวแปรนำเข้าและชั้นตัวแปรซ่อน W_{ij}

$$Zin_j = W_{oj} + \sum x_i W_{ij}$$

เมื่อ W_{oj} คือ ค่าเอนเอียงในชั้นตัวแปรซ่อน j

X_i คือ ค่าตัวแปรนำเข้าในชั้นตัวแปรนำเข้า

W_{ij} คือ ค่าน้ำหนักระหว่างหน่วย i ในชั้นตัวแปรนำเข้าและหน่วย j ในชั้นตัวแปรซ่อน

หลังจากนั้นค่า Zin_j ถูกแปลงผ่านฟังก์ชั่นกระตุ้นแบบซิกมอยด์ ค่าที่ได้เป็นค่าตัวแปรออกจากชั้นตัวแปรซ่อนเพื่อส่งผ่านให้ชั้นต่อไป

$$Z_j = f(Zin_j)$$

เมื่อ f คือ ฟังก์ชั่นกระตุ้นแบบซิกมอยด์ ดังแสดง

$$f(Zin_j) = \frac{1}{1+\exp(-x)}$$

(1.6) ในชั้นตัวแปรออก (Output Layer) ก็คำนวณเช่นเดียวกับชั้นตัวแปรซ่อนในข้อ (1.5) โดยแต่ละหน่วย (Y_k , k = 1, 2,..., n) รับค่าผลรวมของผลคูณระหว่างตัวแปรนำเข้า Z_j และค่าน้ำหนักระหว่างชั้นตัวแปรซ่อนและชั้นตัวแปรออก W_{jk}

$$Yin_k = W_{ok} + \sum Z_j W_{jk}$$

เมื่อ W_{ok} คือ ค่าเอนเอียงในชั้นตัวแปรซ่อน k

W_{jk} คือ ค่าน้ำหนักระหว่างหน่วย j ในชั้นตัวแปรซ่อนและหน่วย k ในชั้นตัวแปรออก

หลังจากนั้นค่า Yin_k ถูกแปลงผ่านฟังก์ชั่นกระตุ้นแบบซิกมอยด์ ค่าที่ได้เป็นผลลัพธ์จากแบบจำลอง

$$Y_k = f(Yin_k)$$

การคำนวณย้อนกลับ (Backward Pass)

(1.7) เมื่อคำนวณถึงชั้นตัวแปรออก ค่าผลลัพธ์จากแบบจำลองแต่ละหน่วยในชั้นตัวแปรออก ถูกนำไปคำนวณพจน์ความผิดพลาด (δ_k) โดยเทียบกับข้อมูลจริง

$$\delta_k = (T_k - y_k) f'(Yin_k)$$

เมื่อ T_k คือ ค่าที่ได้จากข้อมูลจริง

$f'()$ คือ อนุพันธ์ของฟังก์ชั่นกระตุ้นแบบซิกมอยด์

$$f'(Yin_k) = f(Yin_k) x (1 - f(Yin_k))$$

เมื่อได้พจน์ความผิดพลาด (δ_k) แล้วจึงทำการคำนวณค่าปรับแก้น้ำหนักระหว่างชั้นตัวแปรออกและชั้นตัวแปรซ่อน $\Delta W_{jk}(n+1)$ เพื่อใช้ปรับแก้ค่า $w_{jk}()$

$$\Delta W_{jk}(n+1) = \eta \delta_k Y_k + \alpha \Delta W_{jk}(n)$$

เมื่อ η คือ ค่าอัตราการเรียนรู้ มีค่าระหว่าง 0 ถึง 1

α คือ ค่าโมเมนตัม มีค่าระหว่าง 0 ถึง 1

$\Delta W_{jk}(n)$ คือ ค่าปรับแก้น้ำหนักระหว่างหน่วย j ในชั้นตัวแปรซ่อนและหน่วย k ในชั้นตัวแปรออก ในรอบที่ n (ในรอบที่ n = 1 มีค่าเท่ากับ 0)

(1.8) สำหรับชั้นตัวแปรซ่อนก็คำนวณพจน์ความผิดพลาด (δ_j) เช่นเดียวกับชั้นตัวแปรออก

$$\delta_j = \sum \delta_k W_{jk} f'(Zin_j)$$

นำค่าพจน์ความผิดพลาด (δ_j) ที่ได้คำนวณค่าปรับแก้น้ำหนักระหว่างชั้นตัวแปรนำเข้าและชั้นตัวแปรซ่อน $\Delta W_{ij}(n+1)$ เพื่อใช้ปรับแก้ค่า $W_{ij}()$

$$\Delta W_{ij}(n+1) = \eta \delta_j Z_j + \alpha \Delta W_{ij}(n)$$

$\Delta W_{ij}(n)$ คือ ค่าปรับแก้น้ำหนักระหว่างหน่วย i ในชั้นตัวแปรนำเข้าและหน่วย j ในชั้นตัวแปรซ่อน ในรอบที่ n (ในรอบที่ n = 1 มีค่าเท่ากับ 0)

(1.9) สำหรับแต่ละหน่วย (Y_k, k = 1, 2,..., n) ในชั้นตัวแปรออกทำการปรับแก้ค่าน้ำหนักเพื่อใช้ในการคำนวณใหม่ในรอบที่ n+1

$$W_{jk}(n+1) = W_{jk}(n) + \Delta W_{jk}(n+1)$$

สำหรับแต่ละหน่วย (Z_j, j = 1, 2,..., n) ในชั้นตัวแปรซ่อนก็ทำการปรับแก้ค่าน้ำหนักเพื่อใช้ในการคำนวณใหม่ในรอบที่ n+1 เช่นเดียวกัน

$$W_{ij}(n+1) = W_{ij}(n) + \Delta W_{ij}(n+1)$$

(1.10) ทำการคำนวณใหม่ตั้งแต่ข้อที่ (1.9) และ หยุดการทำซ้ำตามเงื่อนไขการหยุดการทำงานของกระบวนการเรียนรู้ในข้อที่ (1.3)

(1.11) แปลงค่าผลลัพธ์ที่ได้จากคำนวณ Y_k กลับให้อยู่ในรูปปกติ (Denormalization)

จากขั้นตอนการคำนวณทั้งหมดสามารถสรุปดังรูป 3-5

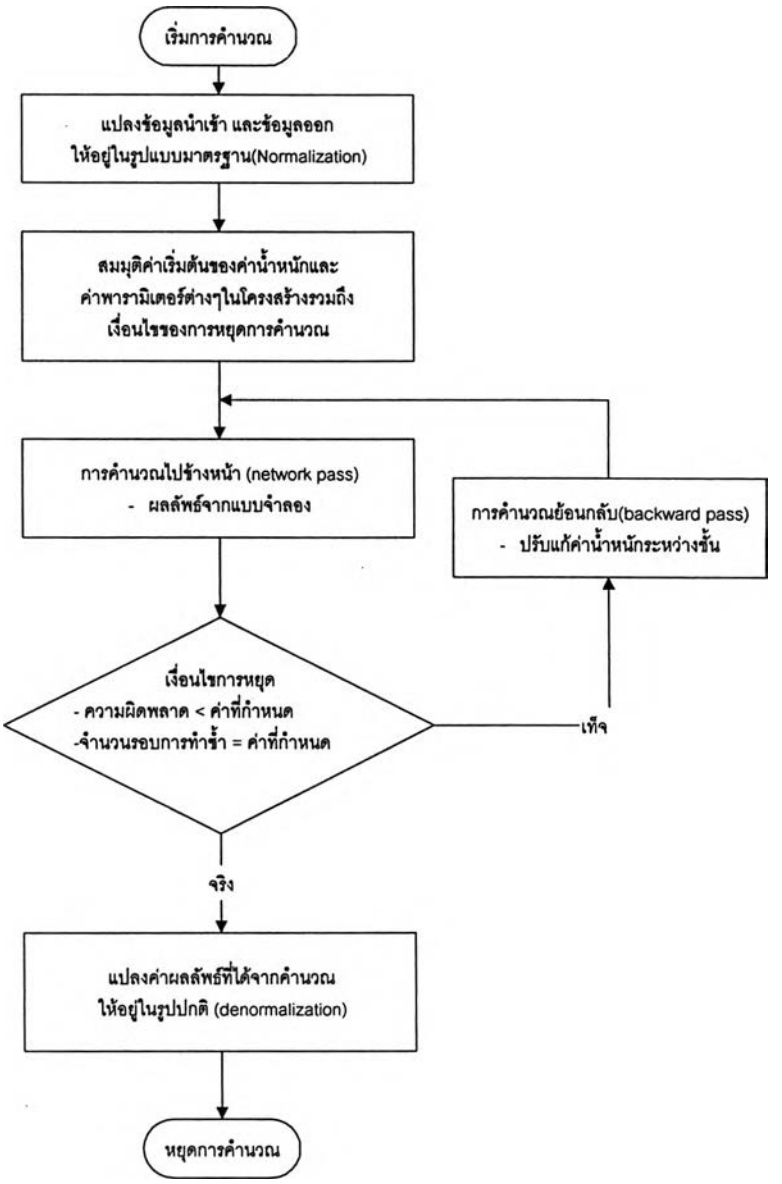
(2) ตัวแปรและองค์ประกอบภายในแบบจำลอง BPNN

(2.1) จำนวนหน่วยในชั้นตัวแปรซ่อนและจำนวนชั้นตัวแปรซ่อน

ในช่วงแรกยังไม่มีแนวทางการกำหนดโครงสร้างในชั้นตัวแปรซ่อนที่ชัดเจน ส่วนใหญ่ใช้การลองผิดลองถูกซึ่งใช้เวลานาน เพื่อหาโครงสร้างที่เหมาะสม ต่อมาจึงมีการกำหนดโครงสร้างให้สัมพันธ์กับจำนวนหน่วยในชั้นตัวแปรนำเข้า เช่น จำนวนหน่วยในชั้นตัวแปรซ่อนเป็นจำนวนเท่าของจำนวนหน่วยในชั้นตัวแปรนำเข้า ต่อมามีการใช้ทฤษฎีการหาค่าที่เหมาะสมมาประยุกต์ใช้ เช่น Genetic Algorithm (เสรี 2002)

(2.2) ฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation Function)

ฟังก์ชันการกระตุ้นที่นิยมใช้กันอยู่ทั่วไปมีหลายแบบทั้งแบบฟังก์ชันเชิงเส้นและฟังก์ชันไม่เชิงเส้น โดยที่ฟังก์ชันไม่เชิงเส้นที่นิยมใช้ ได้แก่ ฟังก์ชัน Sigmoid ฟังก์ชัน Hyperbolic เป็นต้น



ที่มา พงษ์ศักดิ์ (2546)

รูป 3-5 ขั้นตอนการทำงานของการเรียนรู้ของแบบจำลอง BPNN

สำหรับฟังก์ชันการกระตุ้นที่ใช้ในกระบวนการเรียนรู้ BP ต้องอยู่ในขอบเขตและสามารถหาอนุพันธ์ของฟังก์ชันได้ โดยฟังก์ชันซิกมอยด์เป็นฟังก์ชันที่ได้รับความนิยมใช้สูงสุด ทั้งนี้เนื่องจากมีค่าอยู่ระหว่าง 0 กับ 1 และในการหาค่าอนุพันธ์ของฟังก์ชันนี้สามารถหาค่าได้สะดวกโดยไม่ต้องคำนวณค่าเอกซ์โพเนนเชียลใหม่ทุกๆ ครั้งที่มีการคำนวณ กล่าวคือ

$$f(x) = \frac{1}{1+\exp(-\beta x)}$$

(2.3) อัตราการเรียนรู้ (Learning, η)

อัตราการเรียนรู้เป็นตัวหนึ่งในการกำหนดขนาดการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก โดยทั่วไปกำหนดให้เป็นค่าคงที่ระหว่าง 0.05 - 0.90 หากเลือกค่าที่สูงเกินไปทำให้การเดินทางไปหาความคลาดเคลื่อนที่ต่ำที่สุดมีการแกว่งและอาจไม่มีการลู่เข้าหาคำตอบที่ต้องการ ในทางตรงข้ามการเลือกค่าอัตราการเรียนรู้ที่น้อยเกินไปก็เป็นการสิ้นเปลืองเวลาในการคำนวณ

(2.4) ค่าโมเมนตัม (Momentum, α)

ในกระบวนการเรียนรู้ ค่าโมเมนตัมอาจใช้หรือไม่ใช้ก็ได้ อย่างไรก็ตามการเพิ่มค่าโมเมนตัมช่วยป้องกันการแกว่งของระบบ การเพิ่มค่าโมเมนตัมเป็นการเพิ่มสัดส่วนน้ำหนักของค่าถ่วงน้ำหนัก การเพิ่มสัดส่วนดังกล่าวช่วยป้องกันการเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักที่รุนแรงหรือผิดปกติ ค่าโมเมนตัมเป็นค่าบวกที่น้อยกว่า 1 โดยทั่วไปมีค่าระหว่าง 0.5 ถึง 0.9

(2.5) จำนวนรอบการทำซ้ำ

ในกระบวนการเรียนรู้ จำนวนรอบการทำซ้ำเป็นเงื่อนไขหนึ่งของการหยุดการทำงานของแบบจำลอง โดยทั่วไปไม่มีการกำหนดว่าต้องใช้จำนวนรอบเท่าใด หากกำหนดจำนวนรอบการทำซ้ำน้อยเกินไปทำให้การเรียนรู้ของแบบจำลองอาจยังไม่สมบูรณ์ แต่หากกำหนดมากเกินไปก็เป็นการสิ้นเปลืองเวลา

3.3.3 การกำหนดความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์

วัตถุประสงค์หลักในการพยากรณ์ คือ การได้มาซึ่งผลการคำนวณที่ถูกต้องและแม่นยำในทางสถิติ ตัวแปรสำคัญที่นิยมใช้ในการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองมีดังนี้

(1) **ดรรชนีวัดประสิทธิภาพ** (Efficiency index, EI)

$$EI = \frac{\sum_{i=1}^{N}(Qi-\overline{Q})^2 - \sum_{i=1}^{N}(Qi-Fi)^2}{\sum_{i=1}^{N}(Qi-\overline{Q})^2}$$

$$= \frac{SST-SSE}{SST}$$

เมื่อ SST **คือ** ค่าความแปรปรวนทั้งหมดในตัวแปร Q

SSE **คือ** ผลรวมของผลต่างยกกำลังสองระหว่างตัวแปร Q และ F

Qi **คือ** ค่าจริงหรือค่าเป้าหมายของตัวแปร Q ณ เวลา i

$\overline{Q}$ **คือ** ค่าเฉลี่ยของตัวแปร Q โดย $\overline{Q} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} Qi$

Fi **คือ** ผลการคำนวณที่ได้ ณ เวลา i

N **คือ** จำนวนข้อมูลทั้งหมด

(2) **ค่ารากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย** (Root Mean Square Error, RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(Q_i - F_i)^2}$$

(3) **ค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์** (Mean absolute deviation, MAD) **เป็นค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์ที่วัดจากค่าความคลาดเคลื่อนโดยไม่คำนึงถึงทิศทางของความคลาดเคลื่อน มีหน่วยวัดเดียวกับค่าสังเกต**

$$MAD = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|Q_i - F_i\right|$$

(4) ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error, MSE) เป็นค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์ที่วัดจากค่าความคลาดเคลื่อน ค่า MSE ไวต่อความคลาดเคลื่อนที่มีขนาดใหญ่ เพราะได้จากการนำค่าความคลาดเคลื่อนแต่ละค่ามายกกำลังสอง

$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(Qi - Fi)^2$$

(5) ค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์สูงสุด (Maximum Absolute Error)

$$\text{Max. Absolute error} = \text{Max.}\left|Q_i - F_i\right|$$

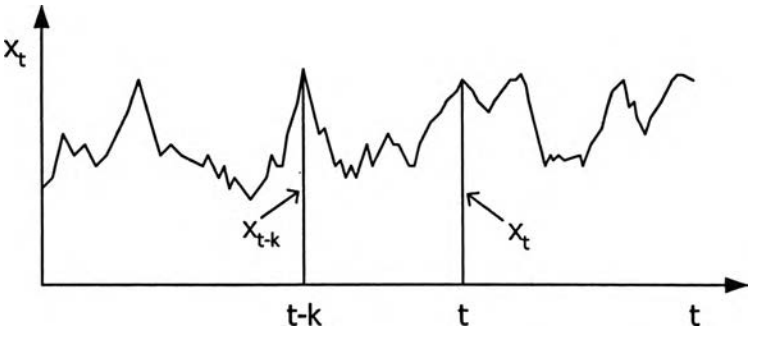
3.4 ฟังก์ชันความสัมพันธ์ของตัวแปรเดียวกันและต่างกันเทียบกับเวลา

ในการศึกษาครั้งนี้ได้นำฟังก์ชันความสัมพันธ์มาใช้ในการวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series) ของข้อมูลน้ำฝนและน้ำท่ารายวัน เพื่อใช้พิจารณาถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่างๆ ที่นำเข้าสู่แบบจำลองกับผลลัพธ์ เป็นแนวทางในการคัดเลือกชุดตัวแปรนำเข้าที่เหมาะสมสู่แบบจำลอง ANN สำหรับการพยากรณ์อัตราการไหลรายวัน

ฟังก์ชันความสัมพันธ์แบ่งเป็น 2 ประเภท คือ ฟังก์ชันความสัมพันธ์ของตัวแปรเดียวกันเทียบกับเวลา (Autocorrelation Function) ซึ่งพิจารณาถึงเฉพาะความสัมพันธ์ระหว่างอนุกรมเวลาชนิดเดียวกัน เช่น ปริมาณน้ำท่าวันนี้มีความสัมพันธ์กับปริมาณน้ำท่าวันที่แล้วมามากน้อยเพียงใด เป็นต้น ส่วนฟังก์ชันความสัมพันธ์อีกประเภท คือ ฟังก์ชันความสัมพันธ์ของตัวแปรต่างกันเทียบกับเวลา (Cross Correlation Function) ใช้พิจารณาความสัมพันธ์ระหว่างอนุกรมเวลาต่างชนิดกัน 2 ชุด เช่น การพิจารณาความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณน้ำท่าวันนี้กับปริมาณน้ำฝนที่ตกในวันที่แล้วๆ มา เป็นต้น และนอกจากนี้ ฟังก์ชันความสัมพันธ์ของตัวแปรเดียวกันเทียบกับเวลายังสามารถแบ่งออกได้เป็น ฟังก์ชันความสัมพันธ์ของตัวแปรเดียวกันในส่วนสุดท้ายเทียบกับเวลา (Partial Autocorrelation Function) (ธนพล 2545)

3.4.1 การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวแปรเดียวกันเทียบกับเวลา

การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวแปรเดียวกันเทียบกับเวลา (Autocorrelation Analysis)เป็นการวิเคราะห์หาค่าความสัมพันธ์ของตัวแปรชนิดเดียวกันเทียบกับช่วงเวลาถัดไป k หน่วยเวลา (Lag Time) ดังรูป 3-6 โดยการพิจารณาค่าความสัมพันธ์นั้น พิจารณาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตัวเดียวกันแต่เวลาต่างกันครั้งละ 2 ตัว เช่น การพิจารณาความสัมพันธ์ระหว่าง X_t กับ X_{t-1} หรือ X_t กับ X_{t-2} เป็นต้น การวิเคราะห์หาค่าความสัมพันธ์แบบนี้ไม่คำนึงถึงตัวแปร ณ เวลาอื่นๆ เข้ามาเกี่ยวข้องเลย ดังนั้นค่าความสัมพันธ์ที่ได้อาจไม่ใช่ค่าความสัมพันธ์ที่แท้จริงระหว่างตัวแปรทั้งสอง หากตัวแปรนั้นๆ มีอิทธิพลของตัวแปร ณ เวลาอื่นๆ ที่ไม่ได้นำมาพิจารณาแฝงอยู่ด้วย เช่น X_t นอกจากขึ้นอยู่หรือมีความสัมพันธ์กับ X_{t-1} แล้วนั้น ในความเป็นจริง X_t ยังอาจขึ้นอยู่กับปัจจัยอื่นๆ อีก เช่น X_{t-2} หรือ X_{t-3}



ที่มา ธนพล (2545)

รูป 3-6 นิยามค่าความสัมพันธ์แบบ Autocorrelation ของอนุกรมเวลาต่อเนื่องชุดหนึ่ง

ค่าความสัมพันธ์แบบ Autocorrelation ที่ใช้วัดความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปร X_t กับ X_{t+k} นั้นเรียกว่า ค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์แบบ Autocorrelation เขียนแทนด้วย ρ_k สำหรับกลุ่มตัวแปรทั้งหมด (Population) และ r_k สำหรับกลุ่มตัวแปรตัวอย่าง (Sampling) ซึ่งสามารถหาค่าได้โดย

$$\rho_k = \frac{Cov(X_t, X_{t+k})}{Var(X_t)} = \frac{\sum_{t=1}^{N-k}(X_t-\mu)(X_{t+k}-\mu)}{\sum_{t=1}^{N}(X_t-\mu)^2}$$

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{N-k}(X_t - \bar{X})(X_{t+k} - \bar{X})}{\sum_{t=1}^{N}(X_t - \bar{X})^2}$$

เมื่อ $k = 1, 2 \ldots$

ในกรณีที่อนุกรมเวลามีข้อมูลไม่มาก (N<30) ในการหาค่า r_k ให้ใช้สมการข้างล่างนี้แทน

$$r_k = \frac{Cov(X_t, X_{t+k})}{\sqrt{\left(Var(X_t) \cdot Var(X_{t+k})\right)}}$$

$$= \frac{\sum_{t=1}^{N-k}(X_t - \bar{X}_t)(X_{t+k} - \bar{X}_{t+k})}{\sqrt{\sum_{t=1}^{N-k}(X_t - \bar{X}_t)^2 \sum_{t=1}^{N-k}(X_{t+k} - \bar{X}_{t+k})^2}}$$

เมื่อ $Cov(X_t, X_{t+k})$ คือ ค่าความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปร X_t, และ X_{t+k} (Covariance)

$Var(X_t)$ คือ ค่าความแปรปรวนของตัวแปร (Variance)

N คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

ค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์แบบ Autocorrelation นี้มีค่าตั้งแต่ -1 ถึง +1 ถ้า r_k มีค่าเป็นบวก แสดงว่าข้อมูลที่ห่างกันระยะเวลา k มีความสัมพันธ์กันในเชิงบวก นั้น คือ ถ้า X_t มาก X_{t+k} มีค่ามากด้วย แต่ถ้า r_k มีค่าเป็นลบ แสดงว่าข้อมูลที่ห่างกันระยะเวลา k มีความสัมพันธ์กันในทางลบ นั่นคือ ถ้า X_t มาก X_{t+k} มีค่าน้อยตาม และถ้า $r_k = 0$ แสดงว่าข้อมูลที่ห่างกันระยะเวลา k ไม่มีความสัมพันธ์ขึ้นต่อกันเลย

เมื่อนำค่าสัมประสิทธิ์ของความสัมพันธ์แบบ Autocorrelation ไปเขียนกราฟความสัมพันธ์กับ k ได้กราฟซึ่งเรียกว่า กราฟความสัมพันธ์ตัวแปรเดียวกัน (Correlogram) หรือฟังก์ชันความสัมพันธ์ของตัวแปรชนิดเดียวกันเทียบกับเวลา (Autocorrelation Function)

3.4.2 การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวแปรเดียวกันในส่วนสุดท้ายเทียบกับเวลา

การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวแปรเดียวกันในส่วนสุดท้ายเทียบกับเวลา (Partial Autocorrelation Analysis) เป็นอีกวิธีหนึ่งที่ใช้ในการหาค่าความสัมพันธ์ของตัวแปรชนิดเดียวกัน เพื่อใช้ในการพิจารณาว่าตัวแปรชนิดเดียวกันมีความสัมพันธ์กันถึงอันดับจำกัด (Order) หรือช่วงเวลาถัดไป k กี่หน่วยเวลา (ธนพล 2545)

การวิเคราะห์โดยวิธีนี้นั้น นำค่า ρ_k (เมื่อ k = 1, 2, ... N) ที่คำนวณได้จากหัวข้อที่แล้วมาเขียนให้อยู่ในรูปของสมการเส้นตรง ที่คำนึงถึงความสัมพันธ์ระหว่างค่า ρ_k กับค่า ρ_0 ถึง ρ_{k-1} ดังเช่น

$$\rho_1 = \varphi_1(1)\rho_0$$

$$\rho_2 = \varphi_1(2)\rho_0 + \varphi_2(2)\rho_1$$

$$\rho_k = \varphi_1(k)\rho_0 + \varphi_2(k)\rho_2 + \ldots\ldots + \varphi_k(k)\rho_{k-1}$$

โดยค่าความสัมพันธ์ในส่วนสุดท้าย ซึ่งพิจารณาถึงค่าความสัมพันธ์ระหว่างค่า ρ_k และ ρ_{k-1} นั้นเรียกว่า ค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของตัวแปรเดียวกันในส่วนสุดท้าย ณ เวลา k เขียนแทนด้วย $\phi_k(k)$ สามารถพิจารณาได้จากสมการรูปทั่วไป (Salas et.al., 1980)

$$\rho_j = \phi_1(k)\rho_{j-1} + \phi_2(k)\rho_{j-2} + \ldots\ldots + \phi_k(k)\rho_{j-k}$$

เมื่อ $j = 1, 2, \ldots, k$

เมื่อนำค่า $\phi_k(k)$ มาเขียนกราฟความสัมพันธ์กับหน่วยเวลา k เรียกว่า กราฟความสัมพันธ์ของตัวแปรเดียวกันในส่วนสุดท้าย (Partial Correlogram) หรือฟังก์ชันความสัมพันธ์ของตัวแปรเดียวกันในส่วนสุดท้ายเทียบกับเวลา (Partial Autocorrelation Function)

จากกราฟ Correlogram และ Partial Correlogram ถ้าตัวแปรมีความสัมพันธ์หรือขึ้นอยู่ต่อกัน (Dependent Variables) ค่า r_k และ $\phi_k(k)$ มีค่าใกล้ 1 ซึ่งหมายถึงตัวแปรหรือค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ในตัวเอง ณ หน่วยเวลานั้นๆ มีค่ามากควรแก่การสนใจ แต่ถ้าตัวแปรเป็นอิสระต่อกัน (Independent Variables) ค่า r_k และ $\phi_k(k)$ มีค่าเป็น 0 หรือมีค่าใกล้ 0 ซึ่ง

หมายถึงตัวแปรนั้นๆ ไม่ควรแก่การสนใจ โดยขอบเขตที่ยอมรับได้ว่าตัวแปรเป็นอิสระต่อกัน ที่ระดับนัยสำคัญ 95% นั้นสามารถประมาณได้จากสมการ (ชัยโรจน์ 2539)

$$r_k(95\%) = \pm 2\sigma_{r_k}$$

$$= \pm 2\sqrt{\frac{1}{N}}$$

เมื่อ σ_{r_k} คือ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่า r_k และ $\varphi_k(k)$

N คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

3.4.3 การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวแปรต่างกันเทียบกับเวลา

การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวแปรต่างกันเทียบกับเวลา (Cross Correlation) เป็นวิธีการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลอนุกรมเวลา 2 ชุด (X_t, Y_t) เมื่อชุดหนึ่ง (Y_t) เป็นตัวแปรตามของอีกชุดหนึ่ง (X_t) ตัวอย่างเช่น ความสัมพันธ์ระหว่างน้ำท่าที่เกิดจากน้ำฝน หรือความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณน้ำที่ไหลเข้าอ่างเก็บน้ำกับอัตราการละลายของหิมะ เป็นต้น ซึ่งการวิเคราะห์แบบนี้แตกต่างกับการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวแปรเดียวกันเทียบกับเวลาที่พิจารณาความสัมพันธ์เฉพาะในอนุกรมเวลาชุดนั้นๆ เพียงอย่างเดียว (X_t, X_{t+k}) โดยค่าความสัมพันธ์ระหว่างอนุกรมเวลา 2 ชุดนั้นๆ เรียกว่า ค่าสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์แบบ Cross Correlation เขียนแทนด้วย ρ_{xy} หรือ r_{xy} ซึ่งสามารถคำนวณได้จากสมการ (Salas J.D. et al, 1980)

$$\rho_{xy} = \frac{Cov(X_t, Y_t)}{\sqrt{(Var(X_t) \cdot Var(Y_t))}}$$

$$= \frac{\sum_{t=1}^{N}(X_t - \mu_x)(Y_t - \mu_y)}{\sqrt{\sum_{t=1}^{N}(X_t - \mu_x)^2 \sum_{t=1}^{N}(Y_t - \mu_y)^2}}$$

$$r_{xy} = \frac{\sum_{t=1}^{N}(X_t - \bar{X})(Y_t - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{t=1}^{N}(X_t - \bar{X})^2 \sum_{t=1}^{N}(Y_t - \bar{Y})^2}}$$