



คู่มือการปฏิบัติงาน (Work Manual)

การใช้แบบจำลอง ANNs

ส่วนอุทกวิทยา
สำนักบริหารจัดการน้ำและอุทกวิทยา
กรมชลประทาน

กันยายน พ.ศ. ๒๕๖๐

คู่มือการปฏิบัติงาน (Work Manual)

การใช้แบบจำลอง ANNs

รหัสคู่มือ.....

หน่วยงานที่จัดทำ

ฝ่ายสารสนเทศและพยากรณ์น้ำ

สำนักบริหารจัดการน้ำและอุทกวิทยา

ที่ปรึกษา

ผู้อำนวยการส่วนอุทกวิทยา

หัวหน้าฝ่ายสารสนเทศและพยากรณ์น้ำ

ผู้อำนวยการศูนย์อุทกวิทยาชลประทานภาคตะวันออกเฉียงเหนือตอนล่าง

นางสาวปจรรย์ สิงห์โต นักอุทกวิทยาปฏิบัติการ

นางสาวดวงฤทัย มงคลเคหา นักอุทกวิทยาปฏิบัติการ

พิมพ์ครั้งที่

จำนวน.....เล่ม

เดือน สิงหาคม พ.ศ. ๒๕๖๐

คำนำ

ในสถานการณ์น้ำปัจจุบัน สภาพอากาศมีการเปลี่ยนแปลงอย่างต่อเนื่อง อีกทั้งการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิประเทศทำให้ทิศทางการไหลของน้ำมีการเปลี่ยนแปลง ซึ่งส่งผลต่อการคาดการณ์ในช่วงสภาวะวิกฤติเป็นสิ่งที่ยุ่งยาก ซับซ้อนและมีความไม่แน่นอนอยู่มาก เพื่อใช้ในการเตือนภัยและการบริหารจัดการน้ำมีค่าความคลาดเคลื่อน ในปัจจุบันการรายงานสถานการณ์น้ำต้องรวดเร็ว แม่นยำและถูกต้อง จึงจำเป็นต้องใช้แบบจำลองช่วยในการคาดการณ์พยากรณ์ ปัจจุบันแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks ; ANNs) เป็นศาสตร์อีกแขนงหนึ่งของระบบปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) ที่ได้เข้ามามีบทบาทกับปัญหาเชิงซ้อนและสามารถประยุกต์ใช้กับการคาดการณ์ปริมาณน้ำล้นอ่างระบายวันได้อย่างมีประสิทธิภาพ

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks - ANN) เป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ (Mathematic Model) ชนิดหนึ่งที่ใช้ความสามารถในการเรียนรู้จากประสบการณ์ โดยอาศัยข้อมูลในอดีตของข้อมูลปริมาณฝน, ปริมาณน้ำท่า และระดับน้ำเท่านั้น (Rainfall Runoff Relationship) มาใช้สอนให้ระบบโครงข่ายฯ ให้เกิดการรู้จำ ทั้งนี้ให้ใช้ข้อมูลที่มีค่าความสัมพันธ์ต่อกันสูง ต่อการเกิดน้ำท่าในลำน้ำ ซึ่งจากการศึกษาพบว่า ผลการคาดการณ์ปริมาณน้ำระบายวันล่วงหน้าที่ได้อยู่ในเกณฑ์ที่น่าเชื่อถือได้ประมาณ 1-3 วัน หรือ 72 ชั่วโมงล่วงหน้า

ส่วนอุทกวิทยา สำนักบริหารจัดการน้ำและอุทกวิทยาจัดทำคู่มือองค์ความรู้การใช้แบบจำลอง ANNs เพื่อนำมาใช้ในการรันผลค่าคาดการณ์ปริมาณน้ำท่าแต่ละสถานี ในการเตือนภัยและการบริหารจัดการน้ำในองค์กรให้มีประสิทธิภาพ

คณะผู้จัดทำฝ่ายสารสนเทศและพยากรณ์น้ำ

สำนักบริหารจัดการน้ำและอุทกวิทยา

กรมชลประทาน

สารบัญ

	หน้า
วัตถุประสงค์	๑
ขอบเขต	๑
คำจำกัดความ	๑
หน้าที่ความรับผิดชอบ	๒
Work Flow	๓
ขั้นตอนการปฏิบัติงาน	๔
ระบบติดตามประเมินผล	๒๕
เอกสารอ้างอิง	๒๙
แบบฟอร์มที่ใช้	๒๙
ภาคผนวก	๓๐-๔๓
๑) แบบฟอร์มการจัดทำ Rating Curve	๓๐
๒) ตัวอย่างกรณีศึกษาตัวอย่างการจัดทำ Rating Curve	๓๑
๓) ตัวอย่างการคำนวณ Manning's Formula	๓๒
๔) วัฒนธรรมการของ ANNs	๓๓

คู่มือการปฏิบัติงาน การใช้แบบจำลอง ANNs

๑. วัตถุประสงค์

- ๑.๑ เพื่อศึกษาและประยุกต์ใช้แบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการคาดการณ์ปริมาณน้ำท่า ล่วงหน้า ๑ - ๓ วัน
- ๑.๒ เพื่อศึกษาการกำหนดหน่วยนำเข้าข้อมูลและโครงสร้างของแบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทเทียม
- ๑.๓ เพื่อศึกษาความแม่นยำในการคาดการณ์ปริมาณน้ำท่าล่วงหน้า ๑- ๓ วันของระบบโครงข่ายประสาทเทียม
- ๑.๔ เพื่อเผยแพร่ผลการคาดการณ์ปริมาณน้ำท่า ล่วงหน้า ๑- ๓ วัน ด้วยแบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทเทียม

๒. ขอบเขต

คู่มือการใช้แบบจำลอง ANNs สำหรับผู้ปฏิบัติงานที่เกี่ยวข้อง ได้แก่ นักอุทกวิทยา ลูกจ้าง/พนักงานราชการ ที่มีการเปลี่ยนแปลงโอน/ย้าย/เข้ามาใหม่ ซึ่งประกอบด้วยขั้นตอนสำคัญ ดังนี้

- ๒.๑ การเตรียมข้อมูลระดับน้ำและจุดสำรวจปริมาณน้ำ
- ๒.๒ การกำหนดค่า Parameters ต่างๆ สำหรับการ Training
- ๒.๓ การกำหนดค่า Parameters ต่างๆ สำหรับการ Testing
- ๒.๔ การรันผลแบบจำลอง ANNs
- ๒.๕ การนำเสนอผลจากแบบจำลองในรูปแบบกราฟ

๓. การเขียนคำจำกัดความ

๓.๑ โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks - ANN) คือแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ (Mathematic Model) ชนิดหนึ่งที่ใช้ความสามารถในการเรียนรู้จากประสบการณ์ โดยอาศัยข้อมูลในอดีตของข้อมูลปริมาณฝน, ปริมาณน้ำท่า และระดับน้ำเท่านั้น (Rainfall Runoff Relationship) มาใช้สอนให้ระบบโครงข่ายฯ ให้เกิดการรู้จำ

๓.๒ การกำหนดค่า Training คือ การสอน Network ให้เรียนรู้ (learn) ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลและผลลัพธ์ที่ต้องการ เพื่อสร้างค่า Connection weight (W_i) ที่เหมาะสม โดยใช้ชุดข้อมูลที่เรียกว่า training data set โดยจะ ควบคุมความเร็วของการปรับแก้ Weights โดยการกำหนด learning parameter (η) และ

momentum โดยจะใช้ค่าจากปริมาณน้ำในปี่น้ำน้อย น้ำกลาง และน้ำสูง ซึ่งต้องเลือกข้อมูลปีที่แตกต่างจาก Testing

๓.๓ การกำหนดค่า Testing คือ การกำหนดค่าการทดสอบจากการเรียนรู้ (learn) เพื่อตรวจสอบผลการรัน Output ว่าใกล้เคียงกับค่าจริง โดยจะใช้ค่าจากปริมาณน้ำในปี่น้ำน้อย น้ำกลาง และน้ำสูง ซึ่งต้องเลือกข้อมูลปีที่แตกต่างจาก Training

๓.๔ R^2 (ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์) คือ ค่าสัมประสิทธิ์ที่เป็นตัวกำหนดค่าความสัมพันธ์ ใช้วัดความสัมพันธ์แนวโน้มของกราฟ ๒ เส้น ถ้าใกล้ ๑ แสดงว่ากราฟมีแนวโน้มไปในทิศทางเดียวกัน (ผลการพยากรณ์ที่ดี ค่า $R > ๐.๘$ และค่า R^2 ควรมากกว่า ๐.๖)

๓.๕ ค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error, RMSE) คือ ซึ่งแสดงถึงค่าที่คลาดเคลื่อนโดยเฉลี่ยจากค่าจริงไปเท่าไร และควรมีค่าความคลาดเคลื่อนจากค่าจริงน้อยที่สุด หรือมีค่าเข้าใกล้ ๐ - ๑ จะดีที่สุด

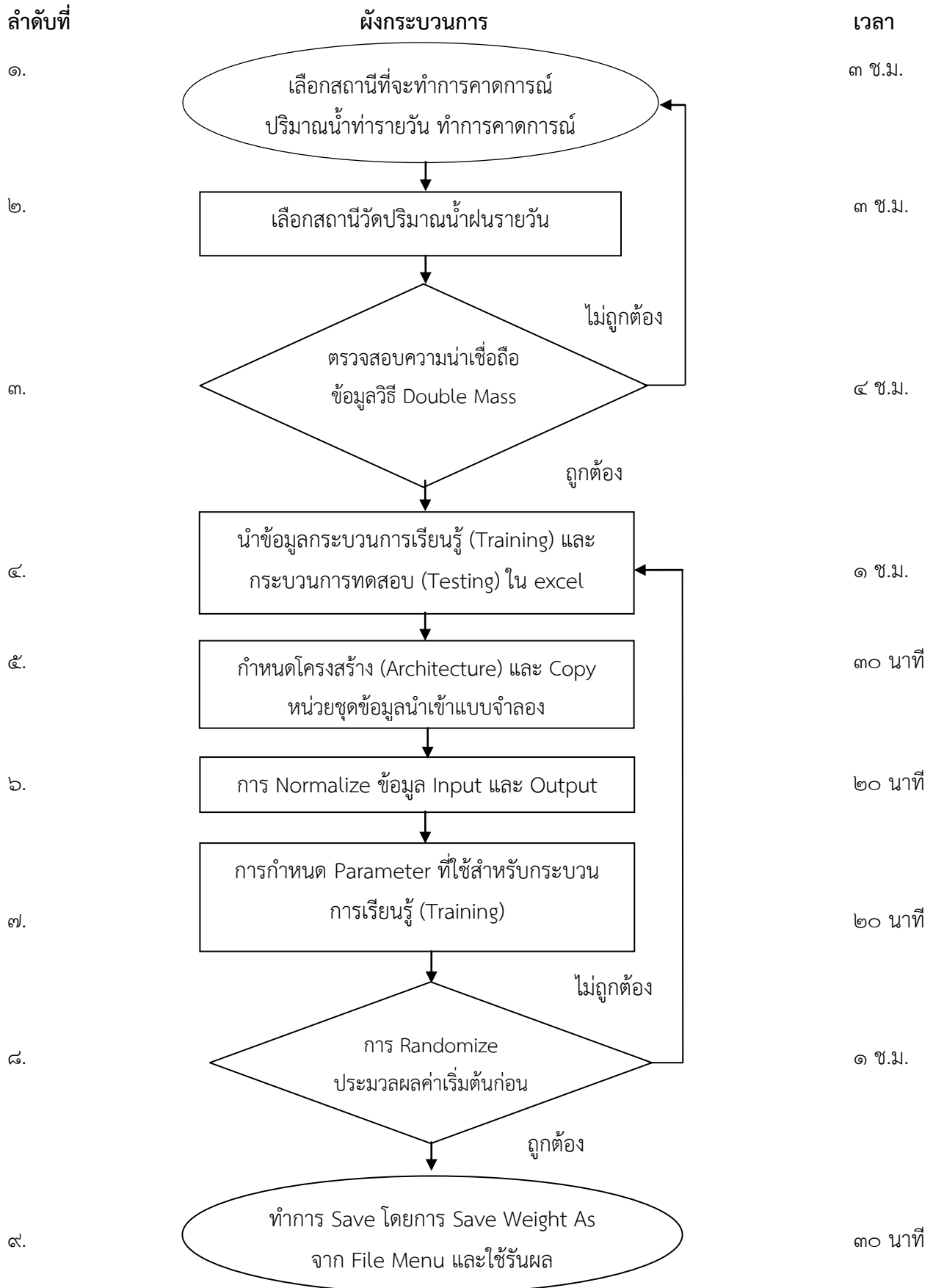
๔. หน้าที่ความรับผิดชอบ

๔.๑ ผู้อำนวยการส่วนอุทกวิทยา รับทราบและสนับสนุนการใช้แบบจำลอง ANNs

๔.๒ หัวหน้าฝ่ายสารสนเทศและพยากรณ์น้ำ พิจารณาก่อนกรอง ความถูกต้องการใช้แบบจำลอง ANNs เปรียบเทียบกับค่าจริง

๔.๕ ผู้ปฏิบัติงานในกลุ่มน้ำที่รับผิดชอบการใช้แบบจำลอง ANNs จัดเตรียมข้อมูลปริมาณน้ำท่าและปริมาณน้ำฝนเพื่อกำหนดค่า Training และ ค่า Testing ในการรันผลนำมาใช้ในการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าสถานีนี้นั้นๆ ให้แล้วเสร็จ เพื่อให้หัวหน้าฝ่ายสารสนเทศและพยากรณ์น้ำตรวจสอบความถูกต้อง

Work Flow กระบวนการใช้แบบจำลอง ANNs

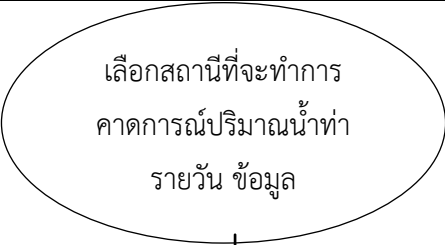

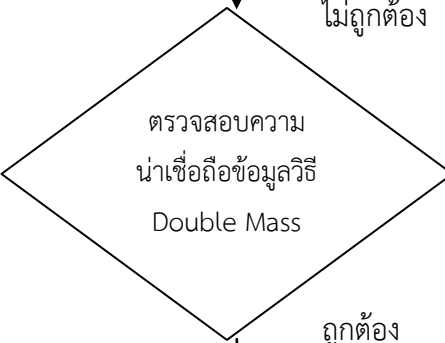
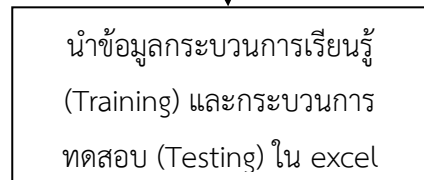



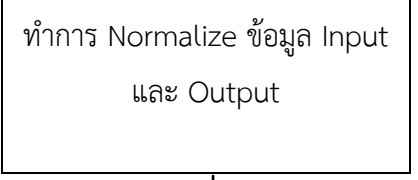
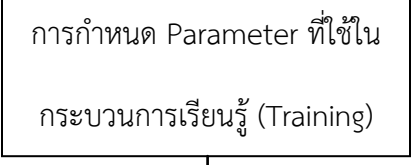
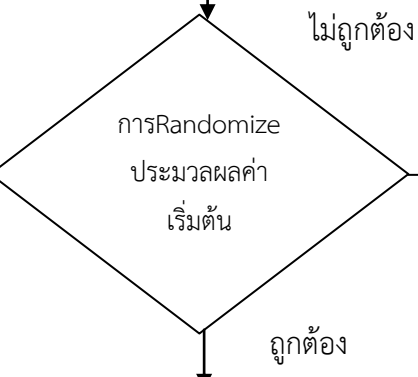
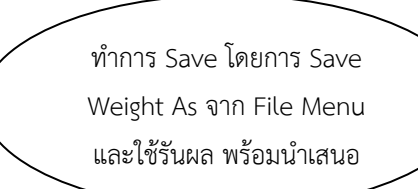
รวมเวลาทั้งหมด ๑๓ ช.ม. ๔๐ นาที ต่อ ๑ สถานี

Work Flow

ชื่อกระบวนการ : กระบวนการใช้แบบจำลอง ANNs

ตัวชี้วัดผลลัพธ์กระบวนการจัดทำคู่มือการปฏิบัติงาน : ร้อยละ ๗๐ ของการใช้แบบจำลอง ANNs ในการพยากรณ์ปริมาณน้ำท่าที่มีความถูกต้องใกล้เคียงกับค่าจริง

ลำดับ	ผังกระบวนการ	ระยะเวลา	รายละเอียดงาน	มาตรฐานคุณภาพงาน	ผู้รับผิดชอบ
๑.		๓ ช.ม.	<p>๑. เลือกสถานที่ที่จะทำการคาดการณ์ ปริมาณน้ำท่ารายวันล่วงหน้าควรจะเป็น สถานที่ที่มีความสำคัญและเป็นตัวแทนของ ลำน้ำลุ่มน้ำหลัก</p> <p>๒. สถานที่ที่มีความมั่นคงในเรื่องตำแหน่ง ที่ตั้ง</p>	- ข้อมูลมีช่วงระยะเวลา การเก็บข้อมูลที่ยาวนาน ต่อเนื่องและไม่ขาดหาย	ผู้รับผิดชอบ ลุ่มน้ำ
๒.		๓ ช.ม.	๑. เลือกสถานีวัดปริมาณน้ำฝนรายวัน เฉพาะสถานีสำรวจข้อมูลที่มีอิทธิพลกับ สถานีวัดปริมาณน้ำท่าที่จะทำการ คาดการณ์	- ข้อมูลมีช่วงระยะเวลา การเก็บข้อมูลที่ยาวนาน ต่อเนื่องและไม่ขาดหาย	ผู้รับผิดชอบ ลุ่มน้ำ
๓.		๔ ช.ม.	๑. การตรวจสอบความน่าเชื่อถือของข้อมูล รายเดือนระหว่างข้อมูลฝนและข้อมูล ปริมาณน้ำมากกว่า ๒๐ ปี ย้อนหลัง โดยใช้ วิธีการ Double Mass Curve เพื่อเลือกข้อมูล ที่มีความถูกต้องและหาแนวโน้มของ ความสัมพันธ์	- ค่า สัม ป ระ ส ท ห์ สัม พัน ธ์ ที่ เกิน ก ว่า ๐.๘๐ - ข้อมูลเกาะกลุ่มอยู่บน เส้นสมการ	ผู้รับผิดชอบ ลุ่มน้ำ
๔.		๔ ช.ม.	<p>๑. จำนวนหน่วยในชั้นนำเข้า (Input) ประกอบด้วยข้อมูลปริมาณน้ำท่ารายวัน และข้อมูลปริมาณน้ำฝน</p> <p>๒. จำนวนหน่วยในชั้นแสดงผล (Output) โดยใช้ข้อมูลปริมาณน้ำท่ารายวันจริงของ สถานที่ทำการคาดการณ์</p>	- ข้อมูลปริมาณน้ำฝน รายวันและปริมาณน้ำท่า รายวัน หลังจากแยกเป็น ข้อมูลน้ำมาก ปีน้าปกติ และปีน้ำน้อย	ผู้รับผิดชอบ ลุ่มน้ำ

ลำดับ	ผังกระบวนการ	ระยะเวลา	รายละเอียดงาน	มาตรฐานคุณภาพงาน	ผู้รับผิดชอบ
๕.	 <pre> graph TD Start(()) --> A[กำหนดโครงสร้าง (Architecture) และ Copy หน่วยชุดข้อมูลนำเข้าแบบจำลอง] </pre>	๓๐ นาที	<ol style="list-style-type: none"> กำหนดโครงสร้าง (Architecture) ตรง Layer Size เพื่อเป็นการกำหนด Node Layer ในชั้นนำเข้า (Input Layer) และชั้นแสดงผล (Output Layer) Copy หน่วยชุดข้อมูลนำเข้าแบบจำลอง ทำการ Paste Pats (Linked) กระบวนการเรียนรู้ (Training) และ Paste Tst Pats (Linked) กระบวนการทดสอบ (Testing) 	- กำหนด Layer Size ให้ถูกต้องในชั้นนำเข้า (Input Layer) และชั้นแสดงผล (Output Layer)	ผู้รับผิดชอบ ลุ่มน้ำ
๖.	 <pre> graph TD A --> B[ทำการ Normalize ข้อมูล Input และ Output] </pre>	๒๐ นาที	<ol style="list-style-type: none"> ทำการ Normalize ข้อมูล Input และ Output 	- ความถูกต้องของการ Normalize ข้อมูล Input และ Output ที่มีค่าสถิติยอมรับได้	ผู้รับผิดชอบ ลุ่มน้ำ
๗.	 <pre> graph TD B --> C[การกำหนด Parameter ที่ใช้ในกระบวนการเรียนรู้ (Training)] </pre>	๒๐ นาที	<ol style="list-style-type: none"> ทำการกำหนด Parameter ที่ใช้สำหรับกระบวนการเรียนรู้ (Training) ทำการเลือก Algorithm จาก Setup Menu ในกระบวนการเรียนรู้ (Training) 	- ตรวจสอบความถูกต้องค่า Parameter เป็นไปตามค่าที่กำหนดที่ยอมรับได้	ผู้รับผิดชอบ ลุ่มน้ำ
๘.	 <pre> graph TD C --> D{การ Randomize ประมวลผลค่าเริ่มต้น} D -- "ไม่ถูกต้อง" --> C D -- "ถูกต้อง" --> E[ทำการ Save โดยการ Save Weight As จาก File Menu และใช้รันผล พร้อมนำเสนอ] </pre>	๑ ช.ม.	<ol style="list-style-type: none"> ทำการ Randomize เพื่อให้โปรแกรมประมวลผลกำหนดค่าเริ่มต้นให้ก่อน จากนั้นทำการ Run โปรแกรมประมวลผลระบบโครงข่ายประสาทเทียม 	- ความถูกต้องของการ Randomize ที่มีค่าสถิติยอมรับได้	ผู้รับผิดชอบ ลุ่มน้ำ
๙.	 <pre> graph TD E([ทำการ Save โดยการ Save Weight As จาก File Menu และใช้รันผล พร้อมนำเสนอ]) </pre>	๓๐ นาที	<ol style="list-style-type: none"> ทำการ Save โดยการ Save Weight As จาก File Menu โดยเมื่อ ทำการ Save เสร็จ File จะมีนามสกุล .wgt ทำการ Run ข้อมูล จัดทำกราฟเปรียบเทียบระหว่างค่าพยากรณ์ล่วงหน้า ๓ วันและค่าจริง 	- ค่าพยากรณ์มีค่าใกล้เคียงกับค่าจริง - การเผยแพร่ผลการคาดการณ์ทางเว็บไซต์	ผู้รับผิดชอบ ลุ่มน้ำ

สรุปกระบวนการใช้แบบจำลอง ANNs กรมชลประทาน

กระบวนการใช้แบบจำลอง กรมชลประทาน ประกอบด้วยขั้นตอนสำคัญดังนี้

- ๑.๑ จัดเตรียมข้อมูลปริมาณน้ำรายวันในปีน้ำสูง น้ำกลาง และน้ำต่ำ เพื่อกำหนดค่า Training โดยเวลาการไหลของน้ำตามจริง
- ๑.๒ จัดเตรียมข้อมูลปริมาณน้ำรายวันในปีน้ำสูง น้ำกลาง และน้ำต่ำ เพื่อกำหนดค่า Testing โดยเวลาการไหลของน้ำตามจริง
- ๑.๓ การกำหนด Architecture ตรง Layer Size ดังแสดงไว้ในรูปที่ ๓ โดยให้จำนวน Input Node และ Output Node ตรงกับ ข้อมูลที่จะ Training และ Testing
- ๑.๔ ทำการ Normalized ข้อมูล ตรง Data Menu และกำหนดช่วง Normalized Data สำหรับ Input และ Output
- ๑.๕ กำหนดค่า Parameters ต่างๆ สำหรับการ Training
- ๑.๖ ทำการ Run ข้อมูล
- ๑.๗ การ Save ทำการ Save Weight As จาก File Menu โดยเมื่อทำการ Save เสร็จ File จะมีนามสกุล .wgt หลังจากนั้นจึงทำการ Save Net As จาก File Menu เมื่อ Save เสร็จนามสกุลจะเป็น .net
- ๑.๘ การแก้ไขครั้งต่อไปก็เพียงทำการเรียก File ที่ทำจาก Excel และ เรียก File นามสกุล .net และเติมข้อมูลปริมาณน้ำทำในวันนั้นๆ พร้อมรันผล
- ๑.๙ นำค่าพยากรณ์น้ำทำจำนวน ๓ วัน ที่ได้จาก ANNs มาจัดทำกราฟนำเสนอใน excel

ความเป็นมา

ปัจจัยในการเกิดปริมาณน้ำท่าในลำน้ำขึ้นอยู่กับองค์ประกอบการหมุนเวียนของน้ำในระบบอุทกวิทยา สิ่งที่เป็นข้อมูลข้อมูลนำเข้าให้กับระบบอุทกวิทยา ได้แก่ ข้อมูลด้านอุตุนิยมและอุทกวิทยาโดยเฉพาะอย่างยิ่งข้อมูลฝนเป็นสำคัญ ดังนั้น ปริมาณฝนจึงมีความสัมพันธ์กับการเกิดปริมาณน้ำท่าในลำน้ำเป็นสำคัญ (Rainfall Runoff Relationship) ในระยะหลังการคาดการณ์ปริมาณน้ำท่าในลำน้ำที่ตำแหน่งต่างๆ ในพื้นที่ลุ่มน้ำ แบบจำลองแบบกล่องดำ (Black Box Model) ได้รับความนิยมมาก ซึ่งแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANNs) เป็นหนึ่งในแบบจำลองดังกล่าวและใช้ได้ง่าย ไม่ซับซ้อน อาศัยเพียงข้อมูลที่มีความสัมพันธ์ต่อกันที่ดีเท่านั้นก็พอ โดยไม่จำเป็นต้องใช้ข้อมูลตัวแปรขององค์ประกอบย่อยต่างๆ ในระบบมากมาย ดังเช่นการใช้แบบจำลองแบบโปร่งใส (Transparency Model)

แบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทเทียมเป็นแบบจำลองชนิด Black Box Model ที่ได้รับความนิยมในการนำมาประยุกต์ใช้คาดการณ์ปริมาณน้ำท่าล่วงหน้า ที่อาศัยข้อมูลที่มีค่าสัมพันธ์สัทธิสัมพันธ์ที่มีผลต่อปริมาณน้ำท่าในลำน้ำเท่านั้น มาใช้ในการเรียนรู้ให้กับแบบจำลอง ดังนั้นการเลือกข้อมูลปริมาณฝนรายวันและข้อมูลปริมาณน้ำท่ารายวันในแต่ละสถานีในพื้นที่ลุ่มน้ำ มาใช้เป็นข้อมูลนำเข้าให้กับแบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทเทียมจึงเป็นกระบวนการที่สำคัญ

แนวคิดและทฤษฎี Artificial Neural Networks : ANNs

โครงข่ายประสาทเทียม เป็นแนวคิดที่ถูกออกแบบให้ทำงานเช่นเดียวกับสมองมนุษย์ ซึ่งประกอบไปด้วยหน่วยประมวลผล (Processing Elements) ซึ่งมีเซลล์หลายๆ ตัวที่ทำหน้าที่คล้ายกับเซลล์สมองของมนุษย์ โดยที่แต่ละเซลล์จะโยงใยติดต่อกันโดยส่งสัญญาณออกเป็นเอาต์พุต (Output) ของส่วนที่เรียกว่า เดนไดรต์ (Dendrites) และเมื่อผ่านกระบวนการประมวลผลจะได้เอาต์พุตออกมาในส่วนที่เรียกว่าแอกซอน (Axon) ในแต่ละเซลล์จะรับรู้ข้อมูลจากหลายทาง แล้วส่งต่อไปยังเซลล์อื่นๆ โดยใช้หลักการ Synaptic Strength ของการเชื่อมโยงเซลล์สมอง

ส่วนวิธีการประมวลผลภายใน โดยเซลล์ประสาทแต่ละเซลล์จะมีจุดเชื่อมโยงระหว่างการทำงานเป็น ๒ ลักษณะ คือ ลักษณะการกระตุ้น (Excitatory) เป็นการทำให้สัญญาณที่ส่งผ่านเข้ามามีความถี่ลดลง ซึ่งแบบจำลองของ ANN จะมีอัตราขยายหรือหดได้เมื่อถูกกำหนดด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก (Weights) สำหรับความสัมพันธ์ระหว่างเซลล์ประสาทกับเซลล์ประสาทเทียม ดังแสดงไว้ตารางที่ ๑

ตารางที่ ๑ แสดงความสัมพันธ์ระหว่างเซลล์ประสาทเทียม

ลำดับ	เซลล์ประสาท	เซลล์ประสาทเทียม
๑	ตัวเซลล์ (Cell Body)	ยูนิต (Unit)
๒	เดนไดรต์ (Dendrites)	ตัวแปรอินพุต (Input)
๓	แอกซอน (Axon)	ตัวแปรเอาต์พุต (Output)
๔	ไซแนปส์ (Synapse)	ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight)
๕	ความเร็วในการทำงานช้า	ความเร็วในการทำงานสูง
๖	มีเซลล์จำนวนมาก (ประมาณ ๑๐ ^{๑๑} ยูนิต)	มีเซลล์จำนวนน้อยกว่า (เป็นหลักร้อย)

ขั้นตอนการปฏิบัติงาน

๑. กระบวนการในการเตรียมข้อมูลและคัดเลือกข้อมูล สำหรับนำเข้าระบบโครงข่ายประสาทเทียม (ANNs) ประกอบด้วย

๑.๑ เลือกสถานที่ที่จะทำการคาดการณ์ปริมาณน้ำท่ารายวัน โดยมีเกณฑ์ในการเลือกสถานที่ดังนี้

๑.๑.๑ สถานที่ที่จะทำการคาดการณ์ปริมาณน้ำท่ารายวันล่วงหน้าควรจะเป็นสถานที่ที่มีความสำคัญและเป็นตัวแทนของลำน้ำในกลุ่มน้ำย่อยและลุ่มน้ำหลัก โดยเฉพาะอย่างยิ่งเป็นสถานที่ที่จะหาปริมาณการไหลในลำน้ำที่จุดที่จะคาดการณ์ เพื่อเตือนภัยล่วงหน้าจะเป็นจุดที่มีความเสี่ยงต่อการเกิดอุทกภัย หรือเป็นจุดออกของกลุ่มน้ำย่อยและลุ่มน้ำหลัก

๑.๑.๒ สถานที่ที่เลือกมาทำการคาดการณ์ควรเป็นสถานที่ที่มีความมั่นคงในเรื่องตำแหน่งที่ตั้ง ไม่มีการเคลื่อนย้ายสถานที่ มีการจัดเก็บข้อมูล ที่มีความต่อเนื่อง มีช่วงระยะเวลาการเก็บข้อมูลที่ยาวนาน ต่อเนื่องและไม่ขาดหาย

๑.๒ ตรวจสอบค่าความน่าเชื่อถือของข้อมูลกับข้อมูลปริมาณน้ำท่ารายปี โดยวิธี Double Mass Curve เพื่อเลือกว่าข้อมูลปีใดมีความถูกต้อง สำหรับใช้เป็นเกณฑ์ในการเลือกข้อมูลของปีนั้นมาใช้

๑.๓ การเลือกสถานีวัดปริมาณน้ำฝนรายวัน และสถานีวัดปริมาณน้ำท่ารายวันในพื้นที่ลุ่มน้ำจะเลือกเฉพาะสถานีสำรวจข้อมูลที่มีอิทธิพล กับสถานีวัดปริมาณน้ำท่าที่จะทำการคาดการณ์ได้ โดยทั่วไปมีหลักเกณฑ์ดังนี้

๑.๓.๑ ใช้ลักษณะทางกายภาพของกลุ่มน้ำ

๑.๓.๒ ใช้หลักความสัมพันธ์ของข้อมูลทางคณิตศาสตร์ โดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R^2)

๑.๓.๓ ใช้หลักเกณฑ์การทดลองทายค่าเลือกสถานี (Trial and Error) เพื่อหาตัวแปรนำเข้าไปในชั้นรับข้อมูล (Input Layer)

ในการดำเนินการครั้งนี้จะใช้หลักการเลือกสถานีที่มีอิทธิพลตามค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ โดยจะเลือกสถานีวัดปริมาณน้ำท่ารายวันและสถานีวัดปริมาณน้ำท่ารายวันอื่น ๆ ในพื้นที่ลุ่มน้ำที่มีอิทธิพลตามเกณฑ์การวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ กับสถานีที่เลือกทำการคาดการณ์ปริมาณน้ำท่ารายวันล่วงหน้า โดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของข้อมูลรายปีให้ค่าเกินกว่า ๐.๘๐ สำหรับค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลปริมาณน้ำท่ารายวันของสถานีคาดการณ์ กับข้อมูลปริมาณน้ำท่ารายวันของสถานีอื่น ๆ ในลุ่มน้ำ ส่วนค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างสถานีปริมาณน้ำท่ารายวัน กับสถานีปริมาณน้ำฝนรายวัน แล้วแต่ที่จะพิจารณาเป็นกรณีไปตามความจำเป็น

๑.๔ นำข้อมูลปริมาณน้ำท่ารายวันในอดีตตลอดช่วงระยะเวลา ๑ ปี ของแต่ละปีมาพล็อตเทียบกับแกนเวลา ในระยะยาว จะได้ Hydrograph ของปริมาณน้ำท่าในช่วงระยะยาวพิจารณาร่วมกับข้อมูลปริมาณน้ำท่ารายปี (Annual Runoff) และข้อมูลปริมาณน้ำสูงสุดประจำปี (Momentary Peak) แล้วแบ่งเกณฑ์ออกเป็น ๓ กลุ่ม คือ กลุ่มข้อมูลปีน้ำมาก กลุ่มข้อมูลปีน้ำปกติ และกลุ่มข้อมูลปีน้ำแล้ง ในการศึกษาครั้งนี้จะให้ความสำคัญกับข้อมูลปีน้ำปกติและปีน้ำมาก โดยเฉพาะอย่างยิ่งข้อมูลปีน้ำมากที่มีประวัติการเกิดน้ำท่วม เพื่อใช้คาดการณ์น้ำท่าของปีน้ำมากและปีน้ำปกติ

๑.๕ ทำการจัดแบ่งข้อมูลปริมาณน้ำฝนรายวันและปริมาณน้ำท่ารายวัน หลังจากแยกเป็นข้อมูลน้ำมากและปีน้ำปกติ ออกเป็น ๒ ชุด โดยชุดแรกสำหรับกระบวนการเรียนรู้ (Training) เพื่อให้แบบจำลองให้เกิดการเรียนรู้จำ

และข้อมูลชุดที่สองใช้สำหรับขบวนการทดสอบ (Testing) ในกระการเรียนรู้และกระบวนการทดสอบจะใช้ข้อมูลในช่วงฤดูน้ำหลาก ซึ่งแล้วแต่ลักษณะช่วงการเกิดปริมาณน้ำสูงสุด (Peak) ในแต่ละลุ่มน้ำที่ทำการศึกษา

๑.๖ การวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์เทียบกับระยะเวลาย้อนหลัง ของสถานีแต่ละสถานีที่มีอิทธิพลตามค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์กับสถานีที่จะทำการคาดการณ์ เพื่อหาว่าระยะเวลาย้อนหลังเป็นจำนวนวันถึงวันที่เท่าไร ที่มีอิทธิพลต่อการเกิดปริมาณการไหลในลำน้ำที่วันปัจจุบันที่สถานีที่ทำการคาดการณ์ โดยค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลปริมาณน้ำท่าของสถานีคาดการณ์กับข้อมูลน้ำท่าของสถานีอื่นๆ จะใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่เกินกว่า ๐.๘๐ ส่วนค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลปริมาณน้ำท่ารายวันของสถานีคาดการณ์กับข้อมูลปริมาณฝนรายวันสถานีอื่น จะพิจารณาถึงวันย้อนหลังที่เริ่มให้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เริ่มมีค่าลดลง (เนื่องจากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ให้ ค่าต่ำ)

ตัวแปรที่ใช้คือ ปริมาณฝนและปริมาณน้ำท่าในลุ่มน้ำที่ศึกษา มาทำการหาความสัมพันธ์โดยการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ระหว่าง ๒ ตัวแปรใดๆ ซึ่งตัวแปร ๒ ตัวใดๆ จะเป็นตัวแปรระหว่างค่าปริมาณน้ำท่ารายวันของสถานีที่จะทำการคาดการณ์ กับค่าปริมาณน้ำฝนรายวัน และปริมาณน้ำท่ารายวันของสถานีใกล้เคียง ในกรณีที่เป็นตัวแปรชนิดเดียวกัน เช่น ปริมาณน้ำท่ารายวันเหมือนกันจะเรียกว่า Auto - Correlation และในกรณีเป็นตัวแปรต่างชนิดกัน เช่นปริมาณฝนรายวันกับปริมาณน้ำท่ารายวัน จะเรียกว่า Cross - Correlation

ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ระหว่างตัวแปร ๒ ตัว X และ Y หาได้โดย

$$r = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{[\sum (x_i - \bar{x})^2 \cdot \sum (y_i - \bar{y})^2]}}$$

ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ที่มีค่าเข้าใกล้ ๑ แสดงถึงตัวแปร ๒ ตัว มีความสัมพันธ์กันมาก ถ้าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มีค่าเป็น ๐ แสดงถึงตัวแปร ๒ ตัว ไม่มีค่าความสัมพันธ์กัน และถ้าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มีค่าเข้าใกล้ - ๑ แสดงถึงตัวแปร ๒ ตัว มีความสัมพันธ์กันในทิศทางตรงกันข้าม ซึ่งในการเลือก ค่าสถานีใกล้เคียงมาใช้เป็นตัวแปรในชั้นข้อมูลนำเข้า จะเลือกเฉพาะสถานีที่ให้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มีค่าเกินกว่า ๐.๘๐ มาใช้งาน สำหรับความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลปริมาณน้ำท่ารายวันที่สถานีคาดการณ์กับข้อมูลสถานีวัดปริมาณน้ำท่าอื่น

ภายหลังจากได้สถานีที่มีอิทธิพลต่อสถานีที่จะทำการคาดการณ์ปริมาณน้ำท่ารายวัน สิ่งที่ต้องพิจารณาอีกประการหนึ่งคือ ระยะเวลาย้อนหลังเป็นจำนวนวันของข้อมูลของสถานีใดๆ ที่มีอิทธิพลต่อสถานี ที่จะทำการคาดการณ์ ที่มีผลต่อข้อมูลในวันปัจจุบันของค่าปริมาณน้ำท่ารายวันของสถานีที่จะทำการคาดการณ์ ในการนำมาใช้เป็นตัวแปรในการคาดการณ์ซึ่งในการเลือกจำนวนวันย้อนหลัง จะใช้ค่าสัมประสิทธิ์ สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร ๒ ตัว ที่ต่างเวลากัน หาได้โดย

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{N-K} (x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x})}{\sum_{t=1}^N (x_t - \bar{x})^2} \dots\dots (๙)$$

จากสมการข้างต้น สามารถลดรูปให้อยู่ในรูปแบบ

$$r_k = \frac{1}{N - K} \sum_{t=1}^{N-K} (x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x}) \dots\dots (๑๐)$$

ในการเลือกจำนวนวันย้อนหลังที่มีผลต่อค่าปริมาณน้ำท่ารายวันของวันปัจจุบันของสถานีที่จะทำการคาดการณ์ จะเลือกจากวันปัจจุบันถึงวันย้อนหลังที่ทำให้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มีค่ามากกว่า ๐.๐ มาใช้งานสำหรับความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณน้ำท่าที่สถานีคาดการณ์กับข้อมูลปริมาณน้ำท่ารายวันสถานีอื่นส่วนความสัมพันธ์ของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลปริมาณน้ำท่ารายวันกับข้อมูลปริมาณฝนรายวัน จะพิจารณาที่ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เริ่มมีค่าลดลง เนื่องจากมีค่าต่ำ

๑.๗ การตรวจสอบความน่าเชื่อถือของข้อมูลรายเดือนระหว่างข้อมูลฝนและข้อมูลปริมาณน้ำมากกว่า ๒๐ ปีย้อนหลัง โดยใช้วิธีการ Double Mass Curve เพื่อเลือกข้อมูลที่มีความถูกต้องและหาแนวโน้มของความสัมพันธ์ดังกล่าว

๒. การกำหนดหน่วยนำเข้าแบบจำลองระบบโครงข่ายไฮดรอสายเทียม มีขั้นตอนดังนี้

๒.๑ จำนวนหน่วยในชั้นนำเข้า (Input) ประกอบด้วยข้อมูลปริมาณน้ำท่ารายวันและข้อมูลปริมาณน้ำฝนรายวันของสถานีต่างๆ ที่มีอิทธิพลกับสถานีที่ทำการคาดการณ์ และมีอิทธิพลเทียบกับระยะเวลาย้อนหลัง (Lag time) ที่วันรวมกับข้อมูลปริมาณน้ำท่ารายวันของสถานีที่ทำการคาดการณ์ของวันปัจจุบัน ตามแต่ละกรณีของกลุ่มน้ำที่ศึกษา

๒.๒ จำนวนหน่วยในชั้นแสดงผล (Output) โดยใช้ข้อมูลปริมาณน้ำท่ารายวันจริงของสถานีที่ทำการคาดการณ์ ๑-๓ วันล่วงหน้า (ในกระบวนการสอนได้จากการป้องกันข้อมูลในอดีตเข้าไป เพื่อให้แบบจำลองเกิดการเรียนรู้ส่วนในกระบวนการทดสอบได้จากค่าที่คำนวณได้จากแบบจำลอง) สิ่งที่ต้องการในชั้นตอนนี้คือ จำนวนเอาต์พุต (Output) ที่ต้องการจำนวน กี่วัน ดังรูปที่ ๑

Training	Input	Output	Period			
Pattern	QC2	QP17 _{t-1}	QY16 _{t-2}	QNSA _{t-3}	C2 _{t-1}	Date
1	396	131	75	323	350	12 มี.ค. 49
2	380	107	82	321	400	13 มี.ค. 49
3	400	136	88	317	427	14 มี.ค. 49
4	427	144	93	279	462	15 มี.ค. 49
5	462	136	96	256	504	16 มี.ค. 49
6	504	154	97	235	543	17 มี.ค. 49
7	543	142	97	176	576	18 มี.ค. 49
8	576	146	95	175	591	19 มี.ค. 49
9	591	140	89	182	591	20 มี.ค. 49
10	591	177	83	187	573	21 มี.ค. 49
11	573	189	74	175	543	22 มี.ค. 49
12	543	185	67	180	508	23 มี.ค. 49
13	508	123	63	213	489	24 มี.ค. 49
14	489	142	61	240	458	25 มี.ค. 49
15	458	111	57	293	435	26 มี.ค. 49
16	435	109	53	344	431	27 มี.ค. 49
17	431	111	51	369	466	28 มี.ค. 49

รูปที่ ๑ การเตรียมหน่วยนำเข้าแบบจำลอง

๒.๓ นำข้อมูลที่เตรียมใน Microsoft Excel เข้าสู่โปรแกรมประมวลผลระบบโครงข่ายประสาทเทียม WinNN๑.๖ ในกระบวนการเรียนรู้ (Training) และกระบวนการทดสอบ (Testing) ดังรูปที่ ๒

The screenshot shows an Excel spreadsheet with the following data:

Row	Pattern	QC2 _t	QP17 _{t-1}	QY16 _{t-12}	QN8A _{t-11}	C2 _{t+1}	Date	Output	Period
4	1	408	311	15.6	345	440	1 ก.ค. 38	638.1	
5	2	440	321	15.6	328	451	2 ก.ค. 38	645.2	
6	3	451	301	15.2	301	428	3 ก.ค. 38	625.5	
7	4	428	284	14.0	289	358	4 ก.ค. 38	600.2	
8	5	358	173	13.4	285	293	5 ก.ค. 38	592.2	
9	6	293	108	12.4	286	312	6 ก.ค. 38	608.0	
10	7	312	126	10.9	272	353	7 ก.ค. 38	629.6	
11	8	353	173	9.7	249	398	8 ก.ค. 38	638.6	
12	9	398	190	8.9	205	440	9 ก.ค. 38	657.0	
13	10	440	193	8.5	148	499	10 ก.ค. 38	669.9	
14	11	499	241	8.1	191	502	11 ก.ค. 38	655.5	
15	12	502	220	7.6	222	440	12 ก.ค. 38	667.8	
16	13	440	179	7.1	236	443	13 ก.ค. 38	706.0	
17	14	443	185	6.5	241	491	14 ก.ค. 38	737.4	
18	15	491	205	6.3	249	494	15 ก.ค. 38	753.7	
19	16	494	182	6.3	217	550	16 ก.ค. 38	751.7	
20	17	550	256	6.3	202	561	17 ก.ค. 38	738.3	

รูปที่ ๒ การเตรียมข้อมูลในกระบวนการ Training and Testing

๒.๔ จัดเตรียมข้อมูล โดยใช้โปรแกรม Microsoft Excel จัดเรียงให้อยู่ในรูปแบบของหน่วยนำเข้าแบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทเทียม ตามแต่ละรูปแบบของกลุ่มน้ำนั้นๆ ที่ศึกษา ซึ่งแต่ละกลุ่มน้ำจะมี ไฟล์ (files) ของ Excel สำหรับการคาดการณ์ล่วงหน้า ๑, ๒ และ ๓ วัน แยกจากกัน ตามรูปที่ ๓

1	Testing	Input				Output	Period	
2	Pattern	QC ₂	QP17 ₊₁	QY16 ₊₁₂	QN8A ₊₁₁	C2 ₊₁	Date	
492	490	1835	225	219	919	1876	2 ก.ย. 60	1772.465
493	491	1876	265	220	923	1867	3 ก.ย. 60	1784.161
494	492	1867	306	220	928	1858	4 ก.ย. 60	1818.199
495	493	1858	281	220	922	1835	5 ก.ย. 60	1813.365
496	494	1835	288	219	919	1800	6 ก.ย. 60	1803.836
497	495	1800	278	216	911	1	7 ก.ย. 60	1784.469
498	496		291	215	904		8 ก.ย. 60	1753.402
499	497			214	901		9 ก.ย. 60	1777.891
500	498			213	897		10 ก.ย. 60	1662.869
501	499			212	899		11 ก.ย. 60	
502	500						12 ก.ย. 60	
503	501						13 ก.ย. 60	

1	Testing	Input				Output	Period		
2	Pattern	QC ₂	QP17 ₊₀	QY16 ₊₀	QN8A ₊₀	C2 ₊₀	Date		
483	481	1822	284	229	908	1867	24 ส.ค. 60	1691.913	1692.383
484	482	1826	288	226	891	1872	25 ส.ค. 60	1684.108	1684.614
485	483	1835	288	223	873	1849	26 ส.ค. 60	1675.67	1676.194
486	484	1867	302	221	862	1835	27 ส.ค. 60	1667.221	1667.769
487	485	1872	281	219	861	1840	28 ส.ค. 60	1682.558	1683.09
488	486	1849	237	218	879	1826	29 ส.ค. 60		1674.139
489	487	1835	228	217	906	1835	30 ส.ค. 60		1653.417
490	488	1840	225	219	919	1876	31 ส.ค. 60		1660.378
491	489	1826	225	220	923	1867	1 ก.ย. 60		1671.487
492	490	1835	265	220	928	1858	2 ก.ย. 60		1667
493	491	1876	306	220	922	1835	3 ก.ย. 60		1691.746
494	492	1867	281	219	919	1800			1727.668
495	493	1858	288	216	911	3			1710.166
496	494	1835	278	215	904	3			1701.537
497	495	1800	291	214	901	3			1679.691
498	496			213	897				1662.869
499	497			212	899				

1	Testing	Input				Output	Period	ขีดจำกัดใหม่(cms.)			
2	Pattern	QC ₂	QP17 ₊₀	QY16 ₊₀	QN8A ₊₀	C2 ₊₀	Date				
481		1822	284	229	908	1867	24 ส.ค. 60	1691.913	1692.383	1691.546	1691.561
482		1826	288	226	891	1872	25 ส.ค. 60	1684.108	1684.614		1683.73
483		1835	288	223	873	1849	26 ส.ค. 60	1675.67	1676.194		1675.282
484		1867	302	221	862	1835	27 ส.ค. 60	1667.221	1667.769		
485		1872	281	219	861	1840	28 ส.ค. 60	1682.558	1683.09		
486		1849	237	218	879	1826	29 ส.ค. 60		1674.139		
487		1835	228	217	906	1835	30 ส.ค. 60		1653.417		
488		1840	225	219	919	1876	31 ส.ค. 60		1660.378		
489		1826	225	220	923	1867	1 ก.ย. 60		1671.487		
490		1835	265	220	928	1858	2 ก.ย. 60		1667		
491		1876	306	220	922	1835	3 ก.ย. 60		1691.746		
492		1867	281	219	919	1800			1727.668		
493		1858	288	216	911	3			1710.166		
494		1835	278	215	904	3			1701.537		
495		1800	291	214	901	3			1679.691		
496				213	897				1662.869		
497				212	899						

รูปที่ ๓ การเตรียมข้อมูลคาดการณ์ล่วงหน้า ๑, ๒ และ ๓ วัน

๓ ขั้นตอนการประมวลผลโปรแกรมระบบโครงข่ายประสาทเทียม WinNN ๑.๖

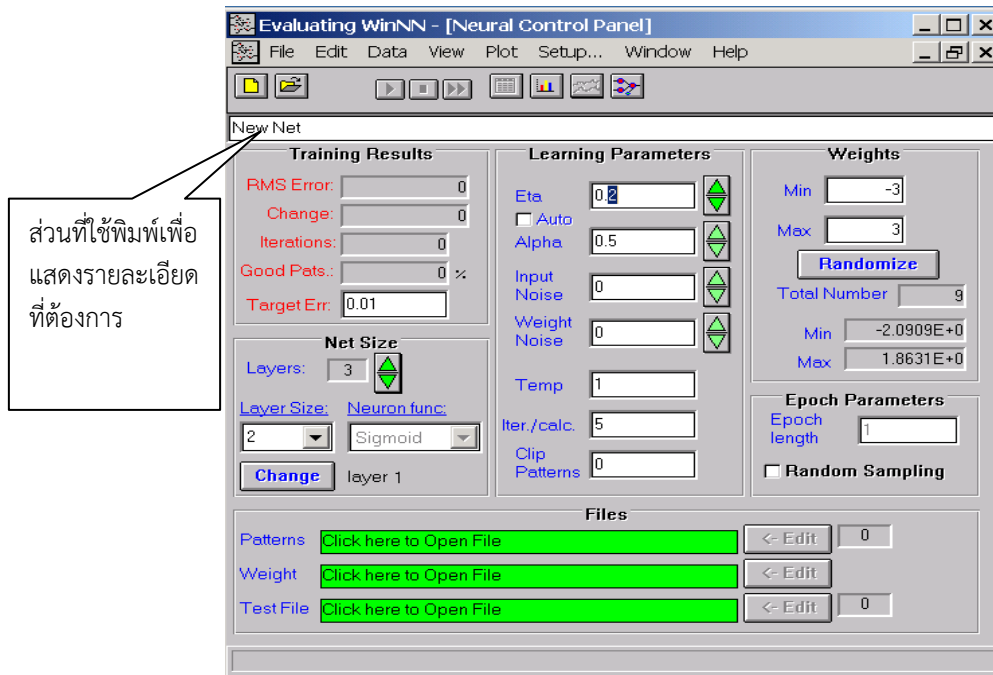
๓.๑ จัดเตรียมข้อมูลที่ใช้สำหรับกระบวนการเรียนรู้ (Training) และกระบวนการทดสอบ (Testing)

(ตามข้อ ๑-๒) โดยใช้ข้อมูลปริมาณน้ำท่า ปริมาณน้ำฝน ในปีน้ำมาก น้ำกลาง และน้ำน้อย ดังรูปที่ ๔

Training	Input				Output	Period				
Pattern	QC2	QP17 _{t-1}	QY16 _{t-12}	QN8A _{t-11}	C2 _{t+1}	Date				QC2 _{t+1} = QC2+QP17 _{t+1} +QN8A _{t+1} +QY
1	396.3	131.3	74.5	322.8	379.8	12 มิ.ย. 45				
2	379.8	107	82.0	320.9	400.4	13 มิ.ย. 45				
3	400.4	135.5	88.0	317.1	427.2	14 มิ.ย. 45				
4	427.2	143.9	92.8	278.6	462.2	15 มิ.ย. 45				
5	462.2	135.5	96.4	255.6	503.5	16 มิ.ย. 45				
6	503.5	154.4	97.0	235.2	542.8	17 มิ.ย. 45				
7	542.8	141.8	97.0	176.3	575.6	18 มิ.ย. 45				
8	575.6	146	94.6	174.7	590.8	19 มิ.ย. 45				
9	590.8	139.7	88.6	181.5	590.8	20 มิ.ย.				
10	590.8	176.6	82.5	187.0	573.1	21 มิ.ย.				
11	573.1	158.6	74.0	174.7	542.8	22 มิ.ย.				
12	542.8	164.9	67.0		507.6	23 มิ.ย. 45				
	507.6		63.4	212.6	499.1	24 มิ.ย. 45				

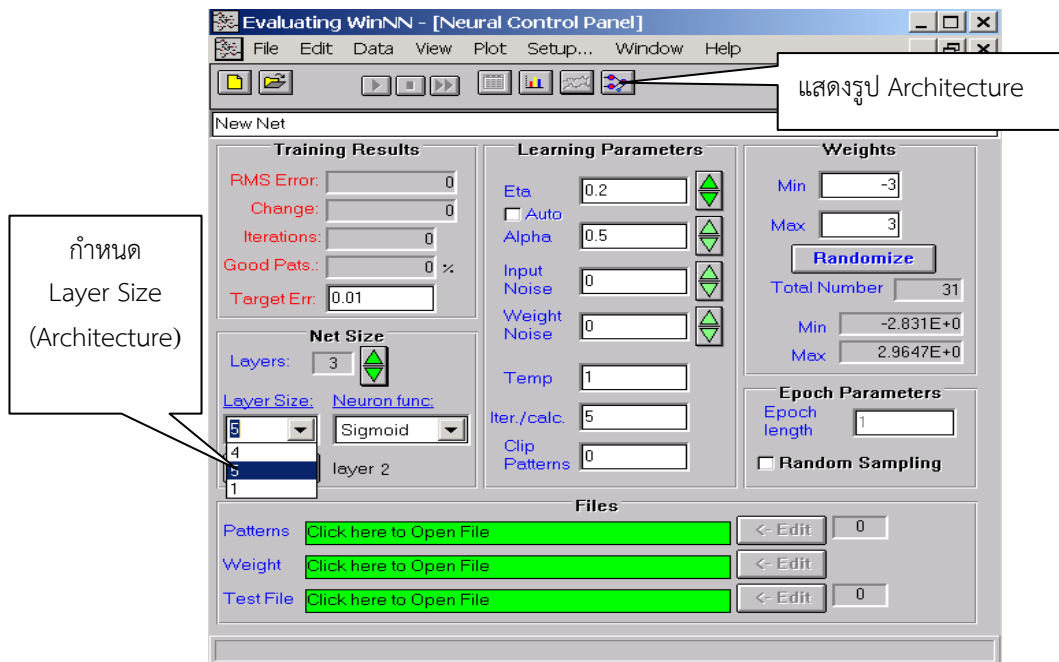
รูปที่ ๔ แสดง Input File (Training,Testing.xls) บนโปรแกรม Excel

๓.๒ เปิดโปรแกรมประมวลผล WinNN ๑.๖ ดังแสดงไว้ในรูปที่ ๕



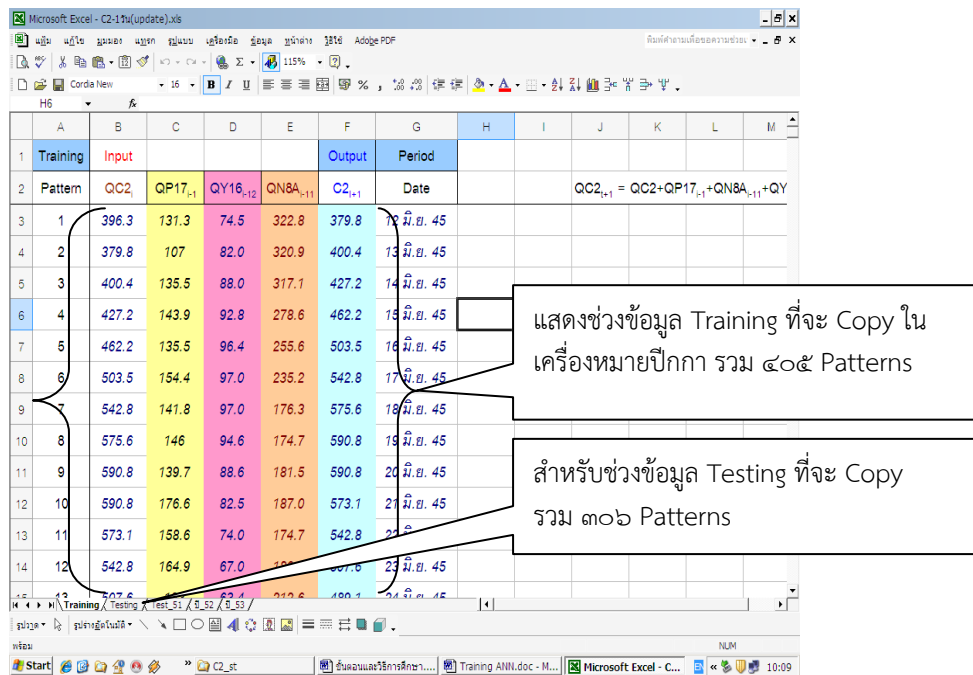
รูปที่ ๕ แสดงหน้าต่างโปรแกรม WinNN๑.๖

๓.๓ กำหนดโครงสร้าง (Architecture) ตรง Layer Size เพื่อเป็นการกำหนด Node Layer โดยในชั้นนำเข้า (Input Layer) และชั้นแสดงผล (Output Layer) ต้องกำหนด Node ตรงกับหน่วยนำเข้าแบบจำลอง ส่วนชั้นซ่อน (Hidden Layer) สามารถกำหนดเองได้ ดังแสดงไว้ในรูปที่ ๖

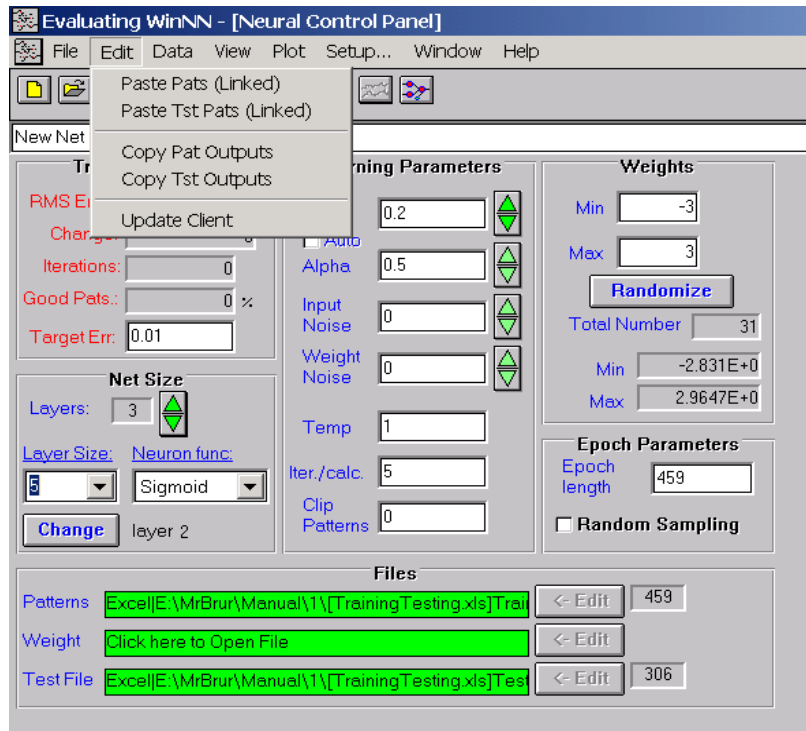


รูปที่ ๖ แสดงการเปลี่ยน Architecture

๓.๔ Copy หน่วยชุดข้อมูลนำเข้าแบบจำลอง ทำการ Paste Pats (Linked) สำหรับกระบวนการเรียนรู้ (Training) และ Paste Tst Pats (Linked) กระบวนการทดสอบ (Testing) ตรง Edit Menu ในโปรแกรมประมวลผลระบบโครงข่ายใยประสาทเทียม WinNN๑.๖ ดังรูปที่ ๗-๘

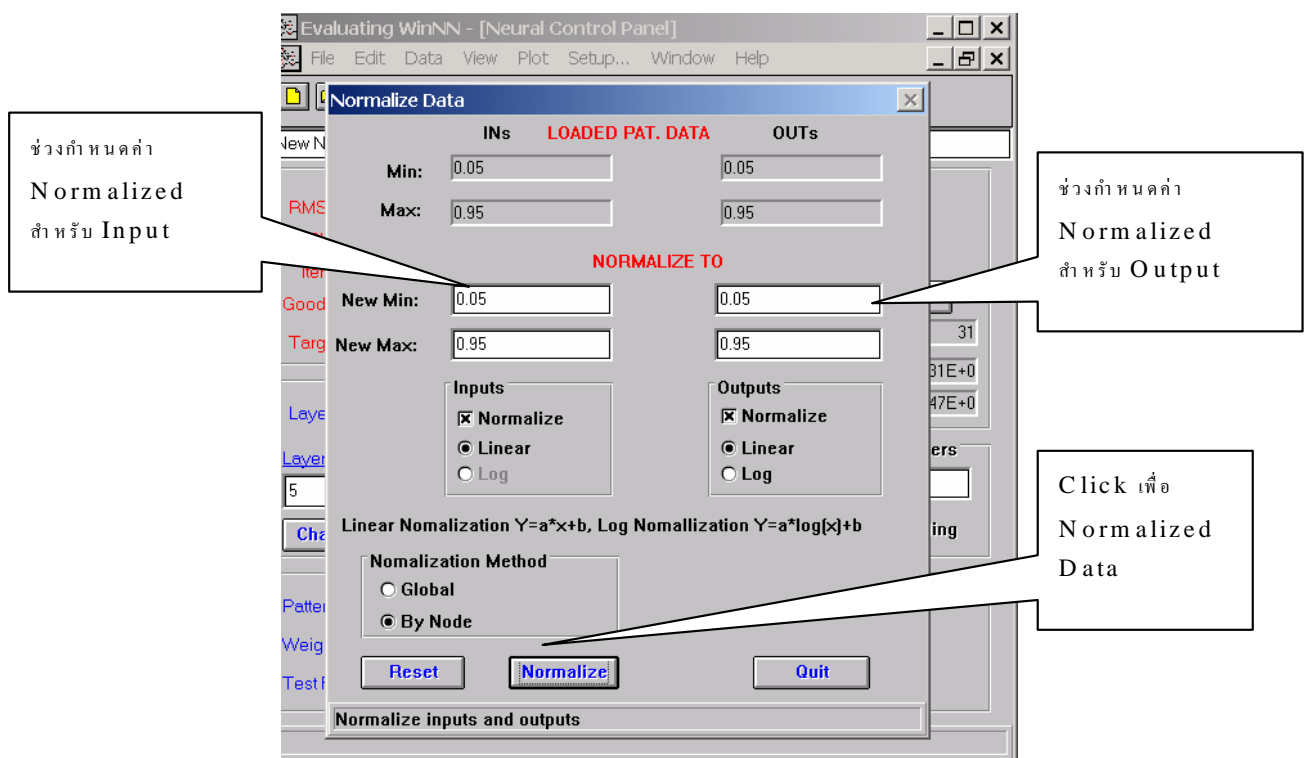


รูปที่ ๗ แสดงช่วงข้อมูลที่จะทำการ Copy จาก Excel ไปสู่โปรแกรม WinNN๑.๖



รูปที่ ๘ แสดง Edit Menu สำหรับ Paste ช่วงข้อมูล Training และ Testing ลงสู่ WinNN๑.๖

๓.๕ทำการ Normalize ข้อมูล Input และ Output ดังรูปที่ ๙



รูปที่ ๙ แสดงการ Normalized Data

๓.๖ ทำการกำหนด Parameter ที่ใช้สำหรับกระบวนการเรียนรู้ (Training) ดังรูปที่ ๑๐

Target Error – ๐.๐๕

Transfer function – Sigmoid function

Eta (η), Learning Parameter = ๐.๐๑-๐.๒๐

Alpha (α), Momentum Rate = ๐.๕๐ – ๐.๘

Input Noise = ๐

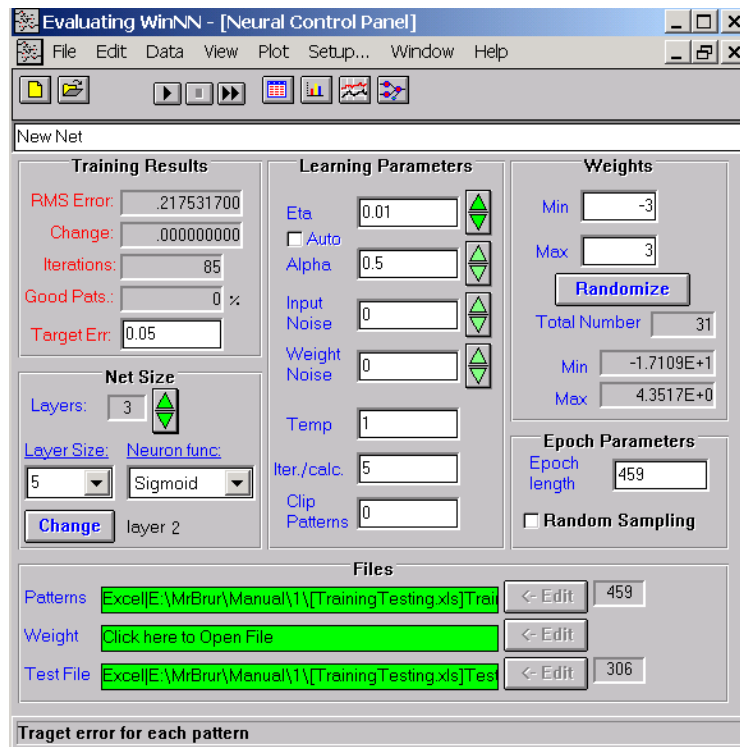
Weight Noise = ๐

Temp. = ๑

Iter./ Cal = ๕

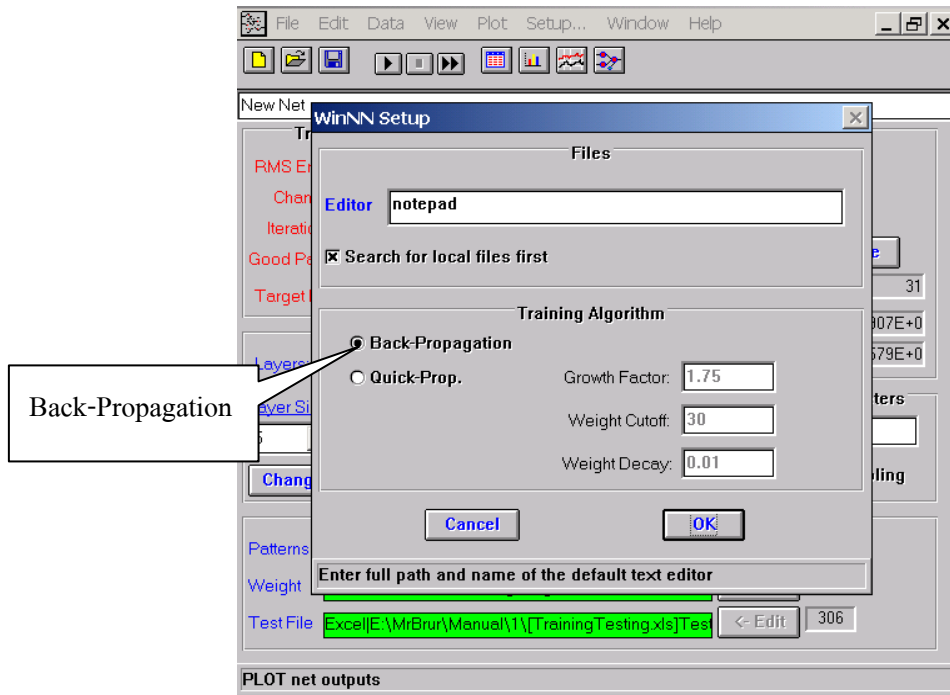
Clip Patterns = ๐

(สถาบันพัฒนาการชลประทาน, ๒๕๕๑)



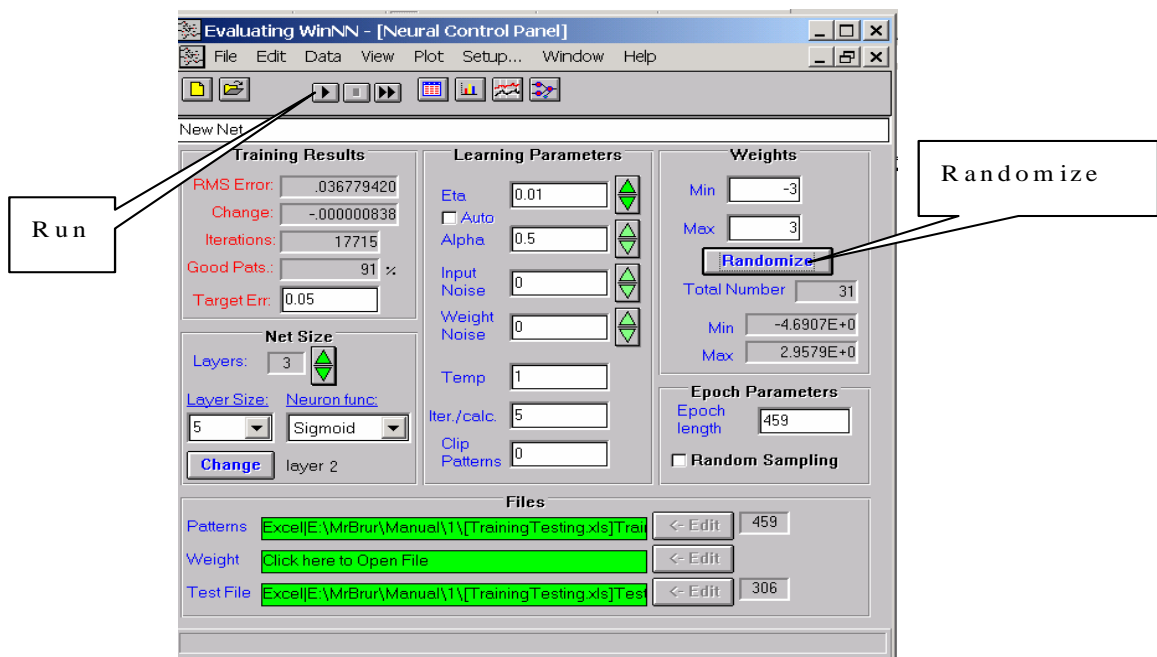
รูปที่ ๑๐ แสดงการกำหนดค่าตัวแปรที่ใช้ในการ Training

๓.๗ ทำการเลือก Algorithm จาก Setup Menu ในกระบวนการเรียนรู้ (Training) การศึกษาครั้งนี้ใช้ Back propagation ดังแสดงไว้ในรูปที่ ๑๑



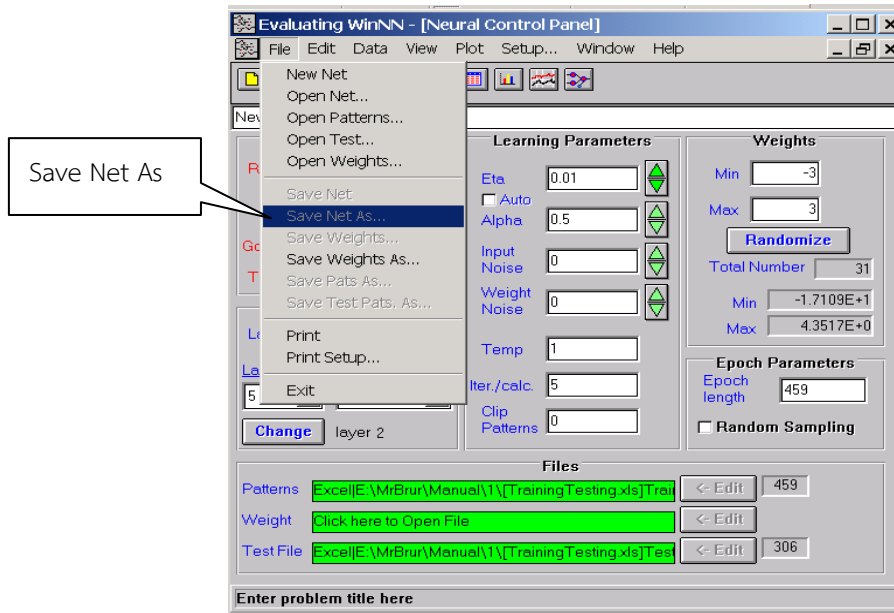
รูปที่ ๑๑ แสดงการเลือก Algorithm

๓.๘ ทำการ Randomize เพื่อให้โปรแกรมประมวลผลกำหนดค่าเริ่มต้นให้ก่อน จากนั้นทำการ Run โปรแกรมประมวลผลระบบโครงข่ายใยประสาทเทียม ดังแสดงไว้ในรูปที่ ๑๒ และหยุดเมื่อ Good patterns = ๑๐๐ % หรือค่า Good patterns และค่า RMSE คงที่ หรือ มีการเปลี่ยนแปลงน้อยมากๆ



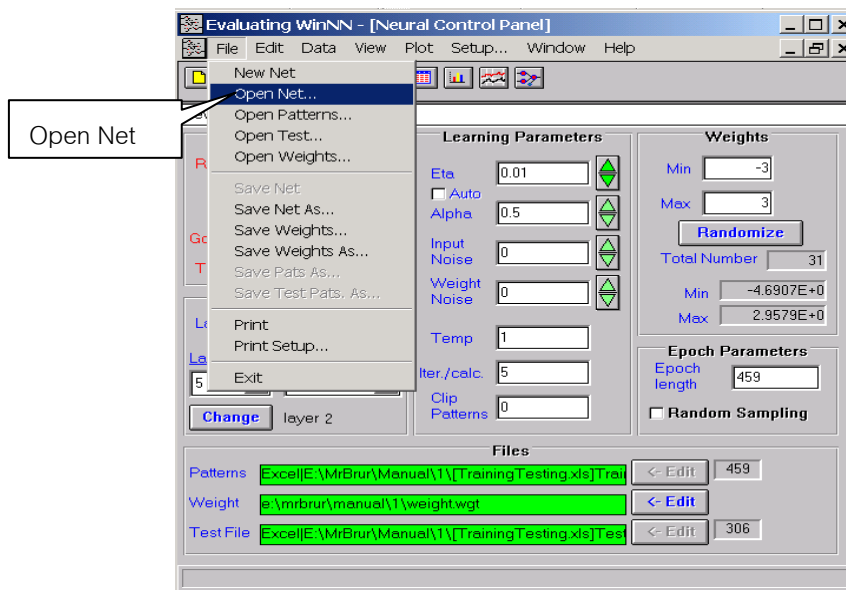
รูปที่ ๑๒ แสดงการ Run โปรแกรม

๓.๙ ทำการ Save โดยการ Save Weight As จาก File Menu โดยเมื่อ ทำการ Save เสร็จ File จะมีนามสกุล .wgt หลังจากนั้นจึงทำการ Save Net As จาก File Menu อีกครั้งหนึ่งเมื่อ Save เสร็จนามสกุลจะเป็น .net โดยครั้งต่อไปก็ทำการ Save เฉพาะ .net ก็จะเป็นการ Save รวมทั้ง Weight และคุณสมบัติทั้งหมดของ Network นั้นเอง ดังแสดงไว้ในรูปที่ ๑๓



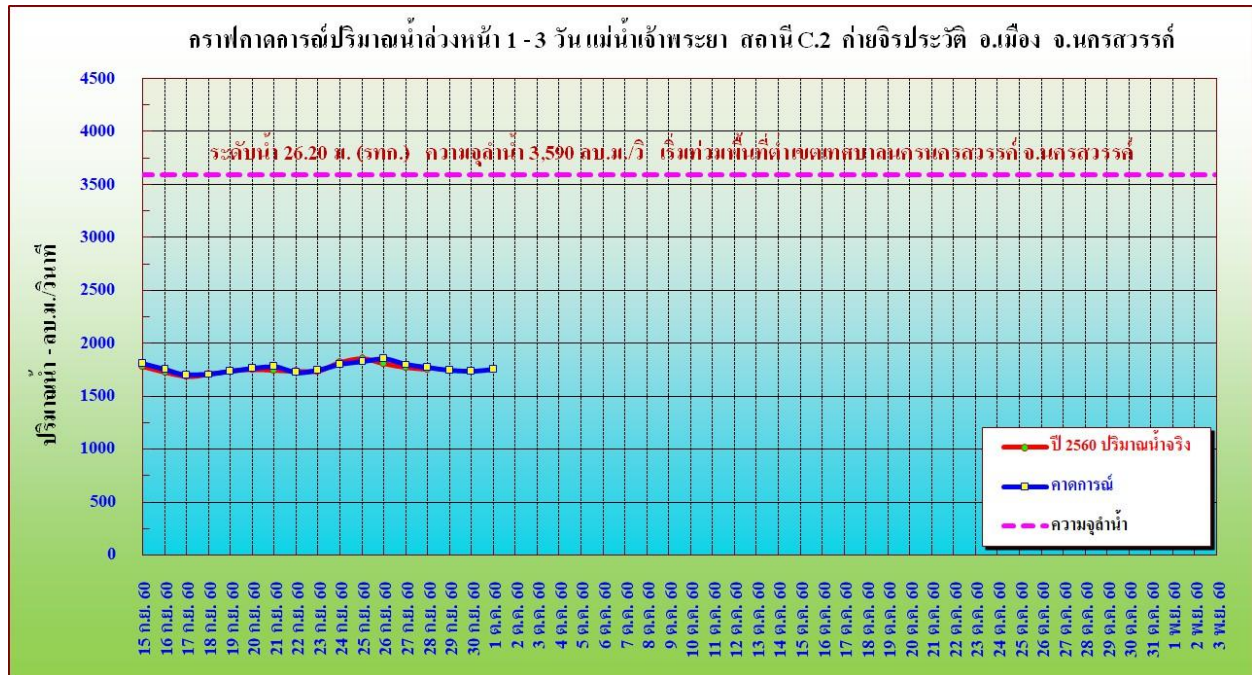
รูปที่ ๑๓ แสดงการ Save ข้อมูล

๓.๑๐ การแก้ไขครั้งต่อไปทำได้ โดยการเรียก File ที่ทำจาก Excel และทำการเปิดโปรแกรมประมวลผล WinNN๑.๖ แล้วเรียก File นามสกุล .net โดย Click ที่ Open Net จาก File Menu เพียง File เดียว ซึ่งจะเป็นการเรียก File ทั้งหมดของ Network ขึ้นมา ดังแสดงในรูปที่ ๑๔

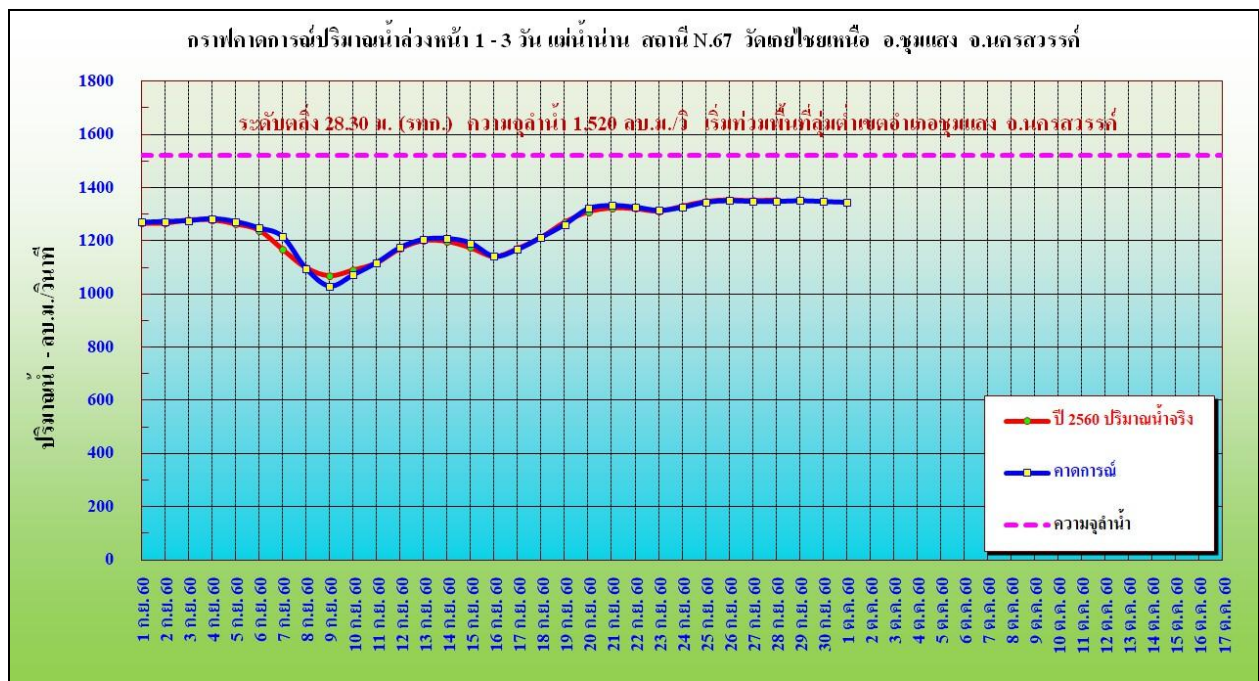


รูปที่ ๑๔ แสดงการ Open Net File

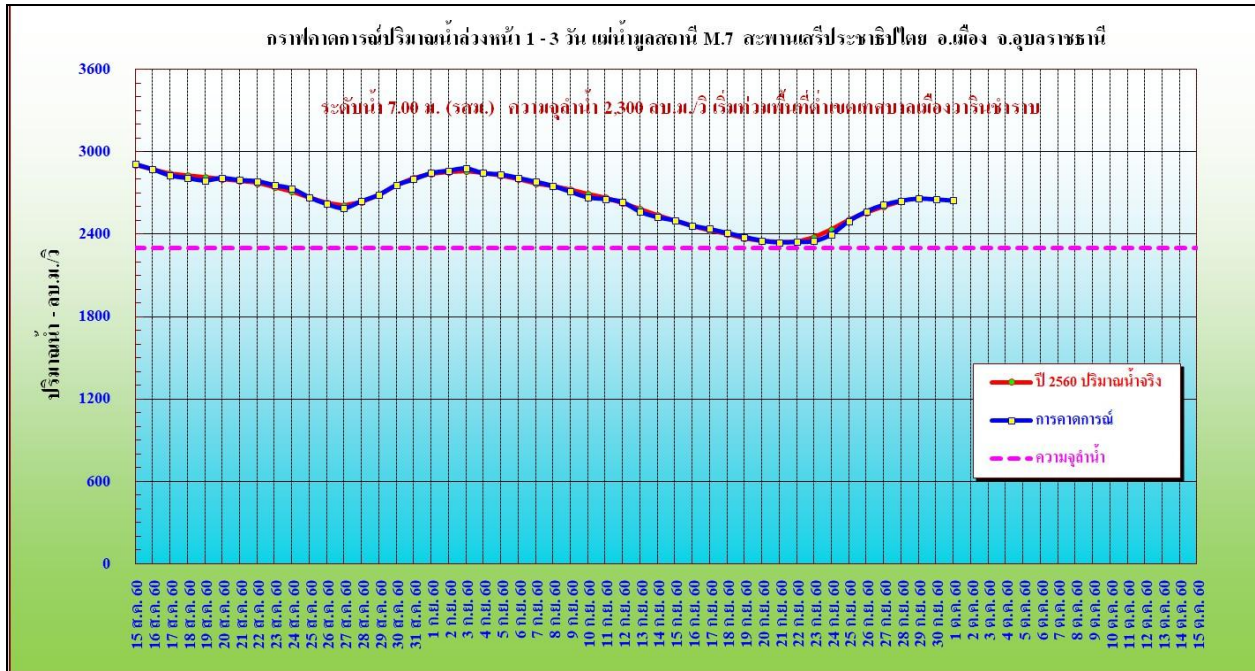
ตัวอย่างผลการรัน ANNs ของสถานีน้ำท่ารายวัน



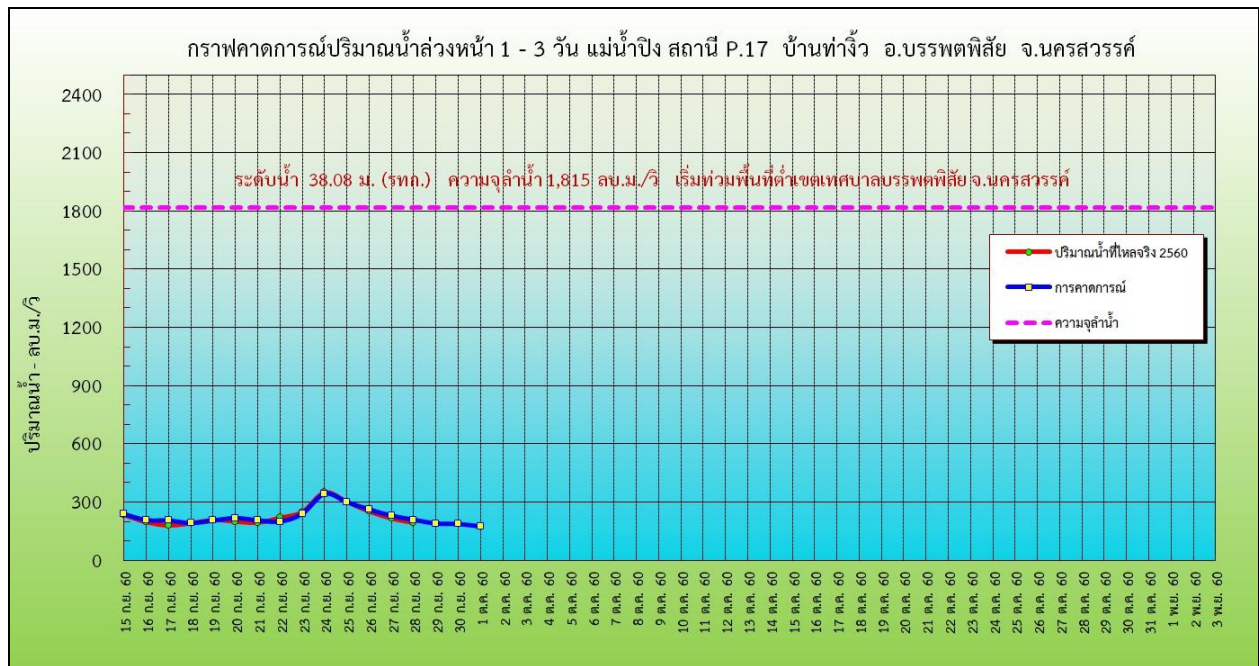
สถานี C.2			
	2560	ANNs	ความจุ
17 ก.ย. 60	1687	1701	3590
18 ก.ย. 60	1704	1711	3590
19 ก.ย. 60	1734	1730	3590
20 ก.ย. 60	1752	1760	3590
21 ก.ย. 60	1747	1777	3590
22 ก.ย. 60	1738	1721	3590
23 ก.ย. 60	1738	1747	3590
24 ก.ย. 60	1813	1801	3590
25 ก.ย. 60	1853	1826	3590
26 ก.ย. 60	1804	1853	3590
27 ก.ย. 60	1774	1803	3590
28 ก.ย. 60	1756	1770	3590
29 ก.ย. 60		1745	3590
30 ก.ย. 60		1733	3590
1 ต.ค. 60		1755	3590



	สถานี N.67		1520
	2560	ANNs	ความจุ
25 ก.ย. 60	1348	1345	1520
26 ก.ย. 60	1354	1351	1520
27 ก.ย. 60	1351	1348	1520
28 ก.ย. 60	1354	1348	1520
29 ก.ย. 60		1351	1520
30 ก.ย. 60		1348	1520
1 ต.ค. 60		1345	1520
2 ต.ค. 60			1520



	สถานี M.7		2300
	2560	ANNs	ความจุ
18 ก.ย. 60	2402	2410	2300
19 ก.ย. 60	2372	2381	2300
20 ก.ย. 60	2354	2355	2300
21 ก.ย. 60	2342	2340	2300
22 ก.ย. 60	2348	2345	2300
23 ก.ย. 60	2378	2350	2300
24 ก.ย. 60	2438	2400	2300
25 ก.ย. 60	2504	2497	2300
26 ก.ย. 60	2558	2567	2300
27 ก.ย. 60	2606	2615	2300
28 ก.ย. 60	2642	2644	2300
29 ก.ย. 60		2660	2300
30 ก.ย. 60		2654	2300
1 ต.ค. 60		2646	2300



	สถานี P.17		1815
	2560	ANNs	ความจุ
	cms.	cms.	
15 ก.ย. 60	234	238	1815
16 ก.ย. 60	197	207	1815
17 ก.ย. 60	180	205	1815
18 ก.ย. 60	191	192	1815
19 ก.ย. 60	208	205	1815
20 ก.ย. 60	200	218	1815
21 ก.ย. 60	194	206	1815
22 ก.ย. 60	219	200	1815
23 ก.ย. 60	249	240	1815
24 ก.ย. 60	349	343	1815
25 ก.ย. 60	302	300	1815
26 ก.ย. 60	252	262	1815
27 ก.ย. 60	216	230	1815
28 ก.ย. 60	194	209	1815
29 ก.ย. 60		190	1815
30 ก.ย. 60		187	1815
1 ต.ค. 60		175	1815

ปัญหาและข้อเสนอแนะ

๑. ข้อมูลที่ทำการคัดเลือกบางสถานีขาดความต่อเนื่องกัน เพราะบางปีพบว่าข้อมูลมีการขาดหายไปบางส่วน (Missing data) ทำให้ไม่สามารถนำมาใช้ประกอบการศึกษาได้
๒. ข้อมูลบางช่วงมีความผิดพลาดหรือไม่ครบถ้วน สาเหตุอาจมาจากการจัดเก็บข้อมูล ความผิดพลาดของบุคลากรและเครื่องมือ ทำให้ได้ค่าของข้อมูลไม่เป็นไปตามความเป็นจริง
๓. มีข้อจำกัดของจำนวนข้อมูลนำเข้า (Input Layer) เมื่อใช้ข้อมูลหลายๆ ตัวแปรพร้อมกันกระบวนการเรียนรู้ของแบบจำลองโครงข่ายใยประสาทเทียม (ANNs) จะทำได้ช้ามากและต้องใช้เวลาการเรียนรู้นาน
๔. การกำหนดช่วง ค่าต่ำสุดกับค่าสูงสุดของข้อมูล ควรมีค่าแตกต่างกันให้มากและควรใช้ข้อมูลปีที่น้ำนองสูงสุดให้แก่แบบจำลอง ANNs ระหว่างกระบวนการเรียนรู้ข้อมูล
๕. การเลือกใช้โครงสร้างแบบจำลองควรทดสอบให้หลากหลายรูปแบบและมีการเปรียบเทียบกันในรูปแบบต่างๆ
๖. ความถูกต้องของข้อมูลสำรวจจริงต้องมีการตรวจสอบก่อนเสมอ และการเปลี่ยน Rating Curve กลางปีน้ำ มีผลต่อการคาดการณ์น้ำท่า และควรมีการแจ้งไปยังผู้ใช้ข้อมูล
๗. การคาดการณ์น้ำท่ารายเดือน ค่าที่คาดการณ์ได้ถึงแม้ใกล้เคียงกับปริมาณน้ำจริงที่เกิดขึ้นแต่ก็ควรมีการปรับปรุงให้อยู่ในเกณฑ์ที่น้ำเชื่อถือมากขึ้น
๘. สำหรับลุ่มน้ำภาคใต้ฝั่งตะวันตก มีค่าความผิดพลาดสูงเนื่องจากปริมาณน้ำท่าขึ้นเร็วและลงเร็ว จึงควรนำแบบจำลองที่ใช้กับข้อมูลรายชั่วโมงได้

๗. ระบบติดตามประเมินผล

กระบวนการ	มาตรฐาน/คุณภาพงาน	วิธีการติดตามประเมินผล	ผู้ติดตาม/ประเมินผล	ข้อเสนอแนะ
<p>๑. จัดเตรียมข้อมูลปริมาณน้ำและการคัดเลือกข้อมูล</p>	<p>๑. จัดเตรียมข้อมูลปริมาณน้ำรายวัน โดยเป็นสถานที่ที่มีความสำคัญและเป็นตัวแทนของกลุ่มน้ำหลัก</p> <p>๒. ตรวจสอบข้อมูลปริมาณน้ำมีความต่อเนื่อง มีช่วงระยะเวลาการเก็บข้อมูลที่ยาวนาน ต่อเนื่องไม่ขาดหาย</p> <p>๓. การเลือกสถานีวัดปริมาณฝนรายวันและสถานีวัดปริมาณน้ำทำรายวัน เลือกเฉพาะสถานีสำรวจข้อมูลที่มีอิทธิพลกับสถานีวัดปริมาณน้ำที่จะทำการคาดการณ์ได้</p>	<p>๑. ตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูลเบื้องต้นโดยเลือกข้อมูลปีน้ำสูง น้ำกลาง และน้ำต่ำ</p> <p>๒. ตรวจสอบค่าความน่าเชื่อถือของข้อมูลกับข้อมูลปริมาณน้ำทำรายปี โดยวิธี Double Mass Curve</p> <p>๓. การวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์เทียบกับระยะเวลาย้อนหลัง ของสถานีแต่ละสถานีที่มีอิทธิพลตามค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์กับสถานีที่จะทำการคาดการณ์</p>	<p>- หัวหน้าฝ่ายสารสนเทศและพยากรณ์น้ำ</p> <p>- ผู้จัดทำแบบจำลอง</p>	
<p>๒. การกำหนดหน่วยนำเข้าแบบจำลองระบบโครงข่ายใยประสาทเทียม</p>	<p>๑. จัดเตรียมข้อมูลปริมาณน้ำรายวันในปีน้ำสูง น้ำกลาง และน้ำต่ำ เพื่อกำหนดค่า Training โดยเวลาการไหลของน้ำตามจริง</p> <p>๒. จัดเตรียมข้อมูลปริมาณน้ำรายวันในปีน้ำสูง น้ำกลาง และน้ำต่ำ เพื่อกำหนดค่า Testing โดยเวลาการไหลของน้ำตามจริง</p>	<p>๑. ตรวจสอบข้อมูลปริมาณน้ำมีความต่อเนื่อง มีช่วงระยะเวลาการเก็บข้อมูลที่ยาวนาน ต่อเนื่องไม่ขาดหาย</p> <p>๒. นำเข้าข้อมูลตามแบบฟอร์มใน excel ที่กำหนดให้มีความถูกต้อง</p> <p>๓. ตรวจสอบค่ากราฟจากการกำหนดค่า Training and Testing</p>	<p>- หัวหน้าฝ่ายสารสนเทศและพยากรณ์น้ำ</p> <p>- ผู้จัดทำแบบจำลอง</p>	

กระบวนการ	มาตรฐาน/คุณภาพงาน	วิธีการติดตามประเมินผล	ผู้ติดตาม/ประเมินผล	ข้อเสนอแนะ
<p>๓. การประมวลผลโปรแกรมระบบโครงข่ายประสาทเทียม WinNN ๑.๖</p>	<p>๓. นำข้อมูลที่เตรียมใน Microsoft Excel เข้าสู่โปรแกรมประมวลผลระบบโครงข่ายประสาทเทียม WinNN๑.๖ ในกระบวนการเรียนรู้ (Training) และกระบวนการทดสอบ (Testing)</p> <p>๔. จัดเตรียมข้อมูล โดยใช้โปรแกรม Microsoft Excel จัดเรียงให้อยู่ในรูปแบบของหน่วยนำเข้าแบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทเทียม ตามแต่ละรูปแบบของกลุ่มน้ำนั้นๆ ที่ศึกษา ซึ่งแต่ละกลุ่มน้ำจะมี ไฟล์ (files) ของ Excel สำหรับการคาดการณ์ล่วงหน้า ๑, ๒ และ ๓ วัน</p> <p>๑. เปิดโปรแกรมประมวลผล WinNN ๑.๖</p> <p>๒. กำหนดโครงสร้าง (Architecture) ตรง Layer Size เพื่อเป็นการกำหนด Node Layer โดยในชั้นนำเข้า (Input Layer) และชั้นแสดงผล (Output Layer) ต้องกำหนด Node ตรงกับหน่วยนำเข้าแบบจำลอง ส่วนชั้นซ่อน (Hidden Layer) สามารถกำหนดเอง</p>	<p>๑. ตรวจสอบความถูกต้องของค่าพยากรณ์และค่าจริงมีความใกล้เคียงกัน</p> <p>๒. ตรวจสอบจากค่าสถิติให้มีค่าสถิติอยู่ในเกณฑ์ที่กำหนด</p> <p>๓. ตรวจสอบจากกราฟระหว่างค่าพยากรณ์และค่าจริง</p>	<p>- หัวหน้าฝ่ายสารสนเทศและพยากรณ์น้ำ</p> <p>- ผู้จัดทำแบบจำลอง</p>	

กระบวนการ	มาตรฐาน/คุณภาพงาน	วิธีการติดตามประเมินผล	ผู้ติดตาม/ประเมินผล	ข้อเสนอแนะ
	<p>๓. Copy หน่วยชุดข้อมูลนำเข้าแบบจำลอง ทำการ Paste Pats (Linked) สำหรับกระบวนการเรียนรู้ (Training) และ Paste Test Pats (Linked) กระบวนการทดสอบ (Testing) ตรง Edit Menu ในโปรแกรมประมวลผลระบบโครงข่ายใยประสาทเทียม WinNN๑.๖</p> <p>๔. ทำการ Normalize ข้อมูล Input และ Output</p> <p>๕. ทำการกำหนด Parameter ที่ใช้สำหรับกระบวนการเรียนรู้ (Training)</p> <p>๖. ทำการเลือก Algorithm จาก Setup Menu ในกระบวนการเรียนรู้ (Training)</p> <p>๗. ทำการ Randomize เพื่อให้โปรแกรมประมวลผลกำหนดค่าเริ่มต้นให้ก่อน จากนั้นทำการ Run โปรแกรมประมวลผลระบบโครงข่ายใยประสาทเทียม</p> <p>๘. ทำการ Save โดยการ Save Weight As จาก File Menu โดยเมื่อทำการ Save เสร็จ File จะมีนามสกุล .wgt หลังจากนั้นจึงทำการ</p>		<p>- หัวหน้าฝ่ายสารสนเทศและพยากรณ์น้ำ</p> <p>- ผู้จัดทำแบบจำลอง</p>	

กระบวนการ	มาตรฐาน/คุณภาพงาน	วิธีการติดตามประเมินผล	ผู้ติดตาม/ประเมินผล	ข้อเสนอแนะ
<p>๔. นำค่าพยากรณ์น้ำท่าจำนวน ๓ วัน ที่ได้จาก ANNs มาจัดทำกราฟนำเสนอใน excel</p>	<p>Save Net As จาก File Menu อีกครั้งหนึ่งเมื่อ Save เสร็จนามสกุลจะเป็น .net โดยครั้งต่อไปก็ทำการ Save เฉพาะ .net ก็จะเป็นการ Save รวมทั้ง Weight</p> <p>๘. ทำการ Run ข้อมูล</p> <p>๑. จัดทำกราฟเปรียบเทียบระหว่างค่าพยากรณ์ล่วงหน้า ๓ วันและค่าจริง</p> <p>๒. นำข้อมูลเผยแพร่ทางเว็บไซต์ส่วนอุทกวิทยาและฝ่ายสารสนเทศและพยากรณ์น้ำ</p>	<p>๑. การเผยแพร่ข้อมูลทางเว็บไซต์</p>	<p>- หัวหน้าฝ่ายสารสนเทศและพยากรณ์น้ำ</p> <p>- ผู้จัดทำแบบจำลอง</p>	

๘. เอกสารอ้างอิง

๘.๑ กรมชลประทาน กระทรวงเกษตรและสหกรณ์. ๒๕๔๗. การประยุกต์ใช้ระบบโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks (ANNs)

๘.๒ สถาบันพัฒนาการชลประทาน กรมชลประทาน. ๒๕๕๑. เอกสารการฝึกอบรม “การประยุกต์ใช้ Artificial Neural Networks (ANNs) ในงานชลประทาน”

๘.๓ ผศ.ดร.เสรี สุภราทิตย์. ๒๕๔๔. คู่มือการพยากรณ์น้ำโดยโครงข่ายประสาทเทียม สถาบันพัฒนาชลประทาน. กรมชลประทาน

๘.๔ เลอพงษ์ อ่ำสุริยา. ๒๕๔๖.วิทยานิพนธ์, การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการจำลองความสัมพันธ์ระหว่างระดับน้ำ-อัตราการไหล. คณะวิศวกรรมศาสตร์, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

๙. แบบฟอร์มที่ใช้

๙.๑ แบบฟอร์มบันทึกข้อมูลในการรันผล ANNs ใน excel

๙.๒ แบบฟอร์มกราฟ Output จาก .net

๙.๓ แบบฟอร์มบันทึกกราฟนำเสนอค่าการพยากรณ์ ในไฟล์ excel

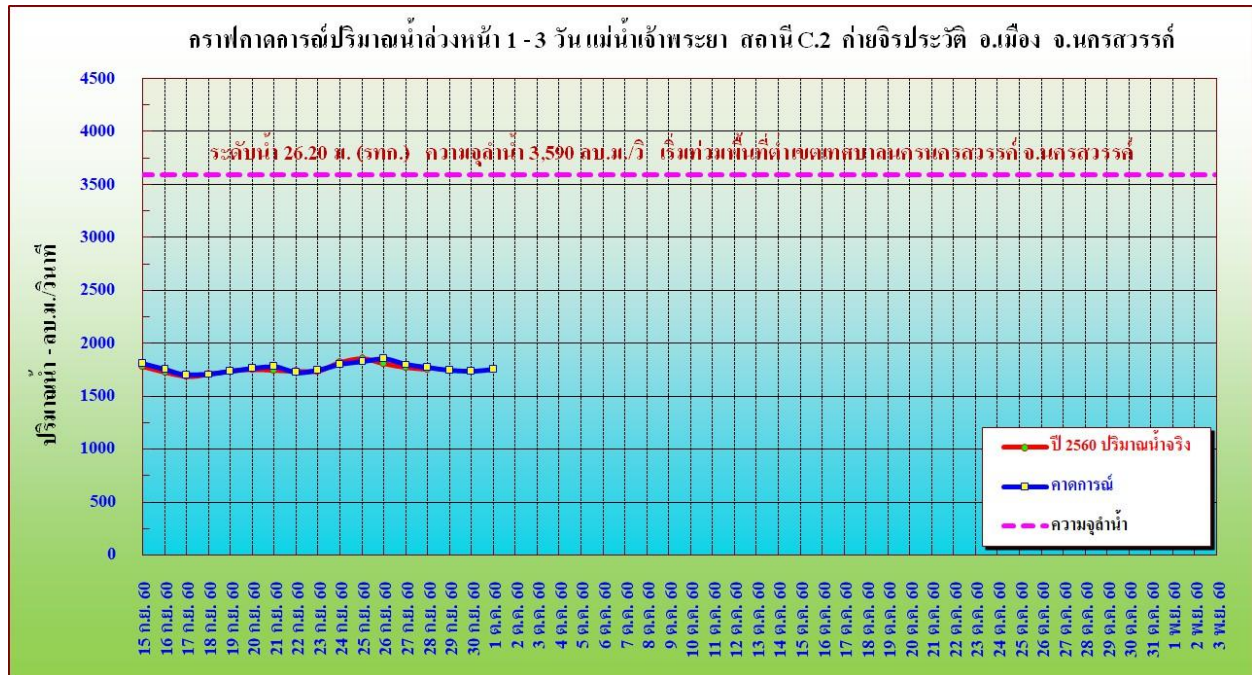
ภาคผนวก

๑. แบบฟอร์มบันทึกข้อมูลในการรันผล ANNs ใน excel

Training	Input	Output	Period
Pattern	QC2 _t	QP17 _{t+1}	QY16 _{t+2}
1	396	131	75
2	380	107	82
3	400	136	88
4	427	144	93
5	462	136	96
6	504	154	97
7	543	142	97
8	576	146	96
9	591	140	89
10	591	177	83
11	573	159	74
12	543	165	67
13	508	123	63
14	489	142	61
15	458	111	57
16	435	109	53
17	431	111	51
18	466	152	51
19	489	189	51
20	471	129	50
21	458	136	46
22	442	126	44

Testing	Input	Output	Period
Pattern	QC2 _t	QP17 _{t+1}	QY16 _{t+2}
1	408	311	15.6
2	440	321	15.6
3	451	301	15.2
4	428	284	14.0
5	358	173	13.4
6	293	108	12.4
7	312	126	10.9
8	353	173	9.7
9	398	190	8.9
10	440	193	8.5
11	499	241	8.1
12	502	220	7.6
13	440	179	7.1
14	443	185	6.5
15	491	205	6.3
16	494	182	6.3
17	550	256	6.3
18	561	287	6.3
19	531	202	6.3
20	483	159	6.0
21	466	157	5.8
22	494	202	6.3

๓. แบบฟอร์มบันทึกกราฟนำเสนอค่าการพยากรณ์ ในไฟล์ excel



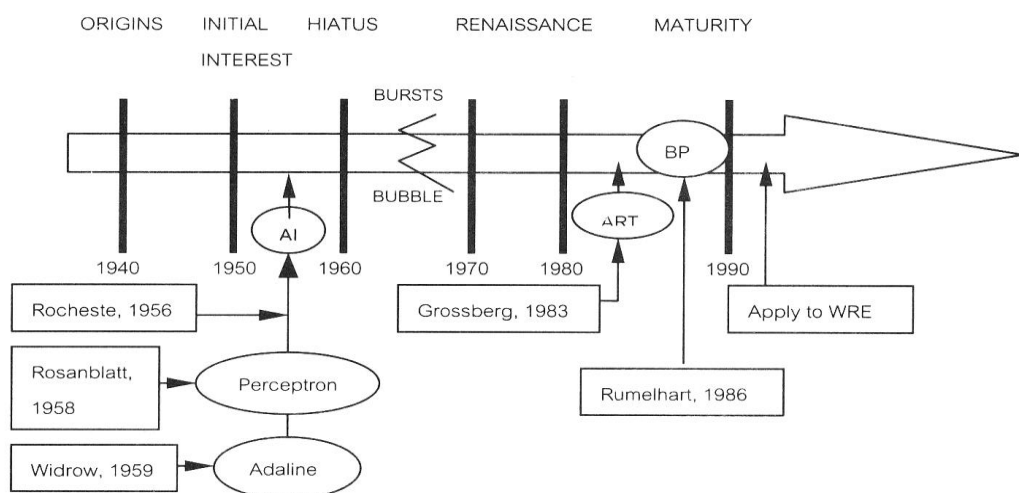
	สถานี C.2		ความจุ
	2560	ANNs	
17 ก.ย. 60	1687	1701	3590
18 ก.ย. 60	1704	1711	3590
19 ก.ย. 60	1734	1730	3590
20 ก.ย. 60	1752	1760	3590
21 ก.ย. 60	1747	1777	3590
22 ก.ย. 60	1738	1721	3590
23 ก.ย. 60	1738	1747	3590
24 ก.ย. 60	1813	1801	3590
25 ก.ย. 60	1853	1826	3590
26 ก.ย. 60	1804	1853	3590
27 ก.ย. 60	1774	1803	3590
28 ก.ย. 60	1756	1770	3590
29 ก.ย. 60		1745	3590
30 ก.ย. 60		1733	3590
1 ต.ค. 60		1755	3590

วิวัฒนาการของ ANNs (สถาบันพัฒนาการชลประทาน, ๒๕๔๔)

การศึกษาเกี่ยวกับโครงข่ายประสาทเทียมเริ่มจากงานวิจัยของ McCulloch และ Pitts (๑๙๔๓) ต่อมาในปี ค.ศ. ๑๙๔๙ Hebb เป็นคนแรกที่แนะนำโครงข่ายที่มีการประมวลผลจากการเรียนรู้เหมือนเซลล์สมองซึ่งเรียกว่า Hebbian Learning และต่อมาได้นำมาใช้ในการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมต่างๆ มากมาย การใช้เครื่องคอมพิวเตอร์ในการคำนวณโดยโครงข่ายประสาทเทียมได้เริ่มขึ้นอย่างเป็นทางการเมื่อปี ค.ศ. ๑๙๕๖ โดย Rochester และเพื่อน ซึ่งเป็นการเริ่มยุคของ Artificial Intelligent (AI) อย่างแท้จริง นับจากนั้นได้มีนักวิจัยหลายท่านพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมขึ้นมาหลายแบบ เช่น ในปี ค.ศ. ๑๙๕๘ Rosenblatt ได้พัฒนาโครงข่าย เพอร์เซพตรอน (Perceptron) ซึ่งมีพื้นฐานการทำงานเป็นแบบ ๓ ชั้นกล่าวคือ ชั้นอินพุต (Input) ชั้นแอสโซซิเอชัน (Association layer) และชั้นเอาต์พุต (Output layer) ในปี ค.ศ. ๑๙๖๐ Widrow ได้พัฒนาโครงข่าย ADALINE (ADaptive LInear NEuron) ซึ่งต่อมามีการปรับปรุงเป็นโครงข่ายที่มีชื่อภายหลัง

หลังจาก MADALINE (Multiple ADALINES) หลังจากนั้นนักวิจัยหลายท่านให้ความสนใจเกี่ยวกับ Associative memory จนกระทั่งในปี ค.ศ. ๑๙๘๒ จึงเกิดโครงข่าย Hopfield ซึ่งเป็นโครงข่ายประเภท Recurrent และสามารถนำมาประยุกต์แก้ปัญหา Travelling Salesman ทำให้ Hopfield ได้รับรางวัลโนเบล ในสาขาฟิสิกส์ในปีนั้น วิวัฒนาการ ของ ANN แต่ละยุคได้แสดงไว้ในรูปที่ ๑ - ๒

ส่วนที่สำคัญที่สุดในการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมในระยะหลังของงานวิจัย มักจะเป็นการค้นหากระบวนการเรียนรู้เพื่อใช้ในการแก้ไขน้ำหนัก (Weights) ในโครงข่าย จึงเกิดเป็นทฤษฎี Back-propagation ซึ่งเป็นทฤษฎีที่จะทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักจากชั้นเอาต์พุต (Output) ไปยังชั้นอินพุต (Input) การนำเสนอทฤษฎีดังกล่าวทำให้งานวิจัยทางโครงข่ายประสาทเทียมได้รับความนิยมนมากขึ้น ตั้งแต่ ปี ค.ศ. ๑๙๘๐ เมื่อเกิดกระบวนการค้นคิด Multilayer perceptron (Rumelhart, ๑๙๘๖) ซึ่งสามารถขจัดอุปสรรคของ Single layer perceptron



รูปที่ ๒ วิวัฒนาการ ANN (เสรี, ๒๕๔๔)

นอกจากนี้ยังมีการนำเสนอ Parallel distribution processing ซึ่งประกอบไปด้วย ๘ เรื่องหลักๆดังนี้

๑. การจัดตั้งหน่วยกระบวนการ (Processing unit)
๒. สภาพการกระตุ้น(State of activation)
๓. Output function สำหรับแต่ละหน่วย
๔. ระยะเวลาเชื่อมโยงระหว่างหน่วย(Connectivity among units)
๕. กิจกรรมการเคลื่อนตัวผ่านโครงข่ายที่เชื่อมโยงกัน
๖. กฎการกระตุ้น(Activation rule)
๗. กฎการเรียนรู้(Learning rule)
๘. สิ่งแวดล้อมภายในระบบ

และในปีเดียวกัน (Rumhart, ๑๙๘๖a) ได้เสนอโครงข่าย Back-propagation ซึ่งพัฒนามาจากโครงข่าย Single layer perceptron โดยแบ่งการทำงานออกเป็นสองขั้นตอน ในขั้นตอนแรก ข้อมูลในหน่วยของชั้นอินพุต (Input) จะเคลื่อนตัวผ่านไปยังโครงข่ายและประมวลผลออกมาในหน่วยของชั้นเอาต์พุต (Output) หลังจากนั้น เอาต์พุตจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับเป้าหมาย นำมาซึ่งความผิดพลาดที่เกิดขึ้น ในขั้นตอนที่สองเป็นขั้นตอนของการเคลื่อนตัวกลับ (Backward pass) เพื่อทำการปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weights) ของข้อมูลอินพุตและของ Bias

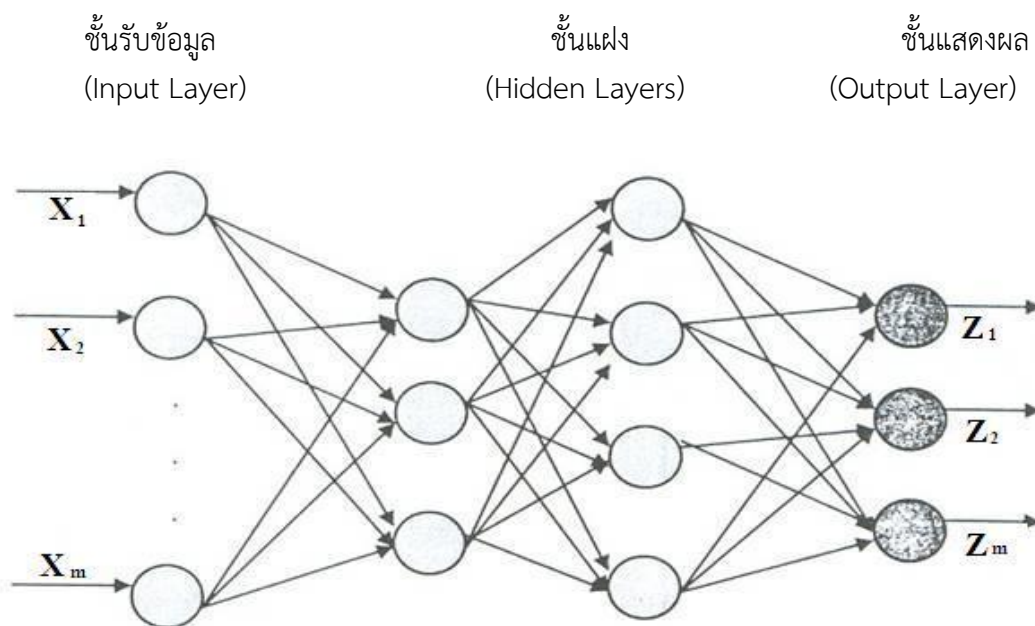
ตั้งแต่นั้นเป็นต้นมาจึงได้มีการพัฒนาโครงข่ายต่างๆ ขึ้นมามากกว่า ๕๐ โครงข่าย อย่างไรก็ตาม การนำมาใช้แก้ปัญหาทางวิศวกรรมโยธาโดยเฉพาะในสาขาวิศวกรรมแหล่งน้ำมีน้อยมาก เริ่มจาก French et al. (๑๙๙๒) พัฒนาโครงข่ายเพื่อทำนายปริมาณฝนที่ตกตามสถานที่และเวลาต่างๆ กัน Crespo and Mora (๑๙๙๓) ประยุกต์ใช้หลักการของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมกับการประเมินการเกิดภัยแล้ง Hsu et al. (๑๙๙๕) พัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อจำลองการเกิดฝนและน้ำท่า โดยพบว่า ANN เป็นวิธีการที่มีประสิทธิภาพมากที่สุด เมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองทางคณิตศาสตร์อื่นๆ และเมื่อเร็วๆ นี้ Campolo et al. (๑๙๙๙) พัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมในการวิเคราะห์ และทำนายระดับน้ำท่วมของแม่น้ำ Taghamento ประเทศอิตาลี ในช่วงเวลาที่มีฝนตกหนัก ผลการคำนวณพบว่า มีความถูกต้องแม่นยำมาก Liong et al. (๒๐๐๐) ได้ประยุกต์จำลองโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อช่วยในการวางแผนป้องกันน้ำท่วมในประเทศบังคลาเทศ ซึ่งต่อมาผลการศึกษาทำให้ ANN เป็นเครื่องมือที่สามารถใช้ในการเตือนภัยน้ำท่วมอย่างได้ผล

สำหรับงานวิจัยภายในประเทศเริ่มจาก เสรี (๒๕๔๒) ได้พัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์น้ำท่าแม่น้ำมูลจังหวัดอุบลราชธานี ผลการคำนวณยังมีความคลาดเคลื่อนเนื่องมาจากข้อจำกัดของข้อมูล ต่อมา เสรี (๒๕๔๓) ได้ประยุกต์ใช้โครงข่าย Back-propagation ในการพยากรณ์ระดับน้ำลุ่มแม่น้ำยม บริเวณจังหวัดแพร่ (สถานี Y๑C) และจังหวัดสุโขทัย (สถานี Y๔) โดยพบว่าให้ผลการคำนวณที่ดีมากและประสิทธิภาพมากกว่า ๙๕ % นอกจากนี้ เสรี (๒๕๔๔) ยังใช้โครงข่ายประเภทเดียวกันทำการพยากรณ์ระดับน้ำทะเลหนุน บริเวณปากแม่น้ำเจ้าพระยา (สถานีป้อมพระจุลจอมเกล้าฯ) ซึ่งผลการคำนวณมีความถูกต้องแม่นยำมาก

หลักการงานและการประมวลผลระบบโครงข่ายประสาทเทียม

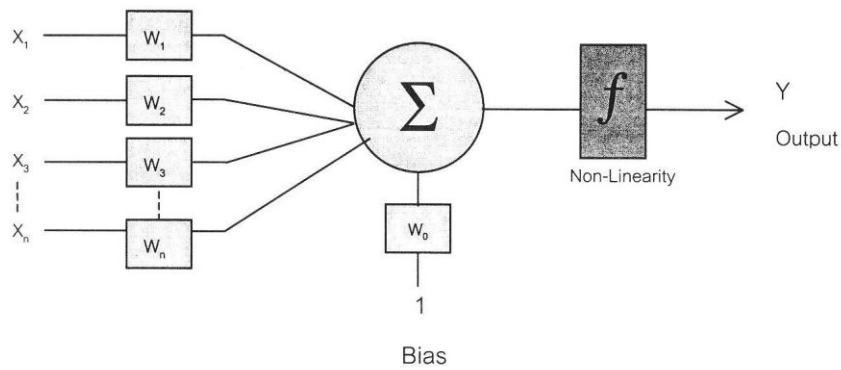
Artificial Neural Networks (ANNs) เป็นแนวคิดที่แตกต่างกับแนวคิดทางด้าน Conventional อย่างสิ้นเชิงในการจำลองพฤติกรรมการไหล โดยการใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เราไม่มีความจำเป็นที่จะต้องกำหนดหรือสร้างสมการควบคุมการไหล เพียงแต่เรารวบรวมข้อมูลอินพุต (Input) และเอาต์พุต (Output) ไว้เป็นคู่ ๆ การใช้แบบจำลองคณิตศาสตร์ หรือแบบจำลองทางสถิติจะต้องสร้างความสัมพันธ์ระหว่างอินพุต (Input) และเอาต์พุต (Output) ซึ่งอยู่ในรูปของสมการ Explicit แต่โครงข่ายประสาทเทียมจะทำการสร้างความสัมพันธ์ระหว่างอินพุต (Input) และเอาต์พุต (Output) โดยกระบวนการของการเรียนรู้จากข้อมูลที่มีอยู่ ความสัมพันธ์ดังกล่าวไม่มีการกำหนดในรูปของสมการ Explicit

การจำลองระบบโครงสร้างประสาทเทียม มีการจำลองเป็นชั้น ๆ โดยมีโครงสร้างที่ประกอบด้วยชั้นรับข้อมูล (Input Layer) ชั้นซ่อน (Hidden Layer) และชั้นแสดงผล (Output Layer) ในแต่ละชั้นประกอบด้วยหน่วย (Node) ในชั้นแฝงประกอบด้วยหน่วยที่ทำหน้าที่ส่งผ่านข้อมูลไปสู่ชั้นแสดงผล และในชั้นแต่ละชั้นแสดงผล และในชั้นแสดงผลประกอบด้วยหน่วยที่ทำหน้าที่ส่งตัวแปรด้านออก (Output) ในระหว่างชั้น แต่ละชั้นจะมีการเชื่อมต่อ (Link) แต่ละการเชื่อมต่อจะมีค่าน้ำหนัก (Weights) เฉพาะสำหรับทำหน้าที่แทนค่าความแข็งแรง (Strength) ของการเชื่อมต่อของเซลล์สมองมนุษย์ โครงสร้างของระบบโครงข่ายประสาทเทียม (สถาบันพัฒนาการชลประทาน, ๒๕๕๑) แสดงได้ดังรูปที่ ๒



รูปที่ ๓ แสดงชั้นโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม (สถาบันพัฒนาการชลประทาน, ๒๕๕๑)

สำหรับหลักการงานเบื้องต้นของโครงข่ายประสาทเทียม (ANNs) สามารถอธิบายได้ว่า ในการทำงานโครงข่ายอาจจะมี Input หลายตัวที่เป็นตัวกระตุ้นให้เกิด Output โดยที่แต่ละ Input จะมีอิทธิพลต่อ Output ซึ่งวัดได้จากค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) นั้นเอง (เสรี, ๒๕๔๔) ดังในรูปที่ ๔

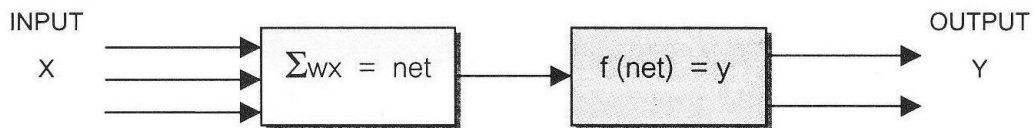


รูปที่ ๔ หลักการประมวลผลเบื้องต้นของ ANNs (เสรี, ๒๕๔๔)

จากรูป $X(X_๑, X_๒, X_๓)$ จะเป็น Input ที่มีความสัมพันธ์กับ Y ที่เป็น Output แบบไม่เชิงเส้น ดังนั้นจะได้ฟังก์ชัน $f(\text{net})$ ที่เป็นแบบไม่เชิงเส้น (Nonlinear function) ดังสมการที่ ๑ (ดูรูปที่ ๕)

$$\text{Net} = X_๑W_๑ + X_๒W_๒ + X_๓W_๓ = \sum XW \quad \dots\dots(๑)$$

- เมื่อค่า Net = ผลบวกของข้อมูลทั้งหมด (Total summation)
- W_i = น้ำหนักถ่วงของหน่วยนิวรอน ของชั้นที่อยู่ติดกัน (Weight)
- X_i = ข้อมูลป้อนเข้า (Input data)



รูปที่ ๕ ฟังก์ชันการกระตุ้น (เสรี, ๒๕๔๔)

$$Y = f(\text{net}) \quad \dots\dots(๒)$$

เมื่อ $f(\text{net})$ = ฟังก์ชันการแปลงค่า (Transfer function)

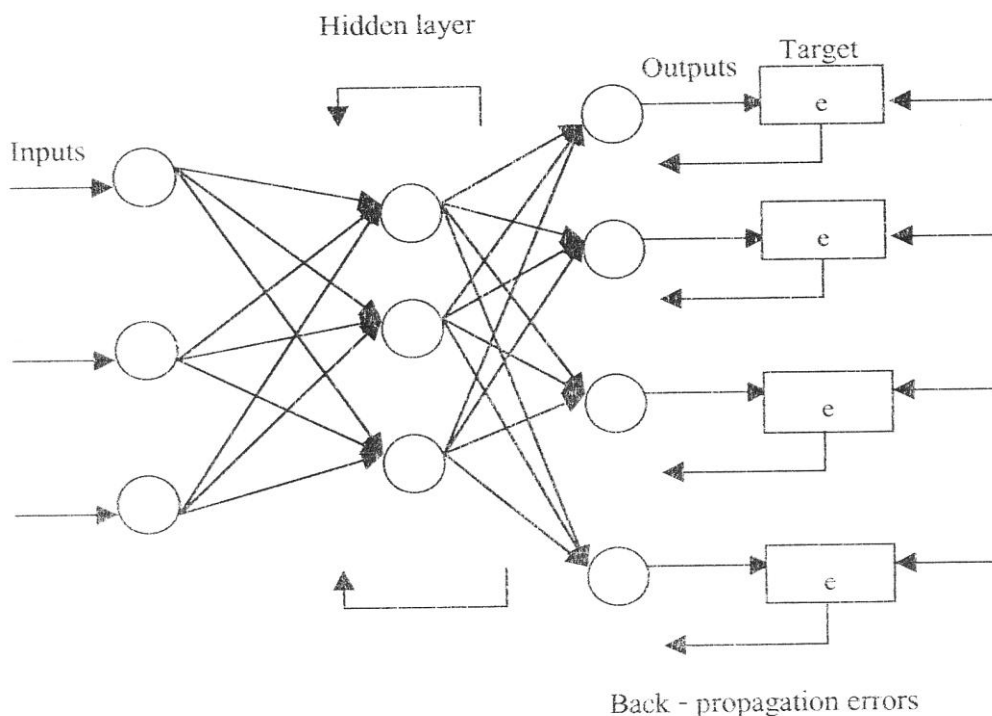
ในกระบวนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม จะมีกระบวนการเรียนรู้หลายรูปแบบ การเรียนรู้มีวัตถุประสงค์ในการปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) ให้เหมาะสม นำมาซึ่งค่า Output ที่ใกล้เคียงกับเป้าหมายมากขึ้น ดังนั้นจากหลักการทำงานดังกล่าวข้างต้น เราจึงสามารถนำโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์เพื่อใช้ในการแก้ปัญหาต่างๆ ได้อย่างกว้างขวาง (สถาบันพัฒนาการชลประทาน, ๒๕๕๑)

กระบวนการเรียนรู้สำหรับระบบโครงข่ายใยประสาทเทียม

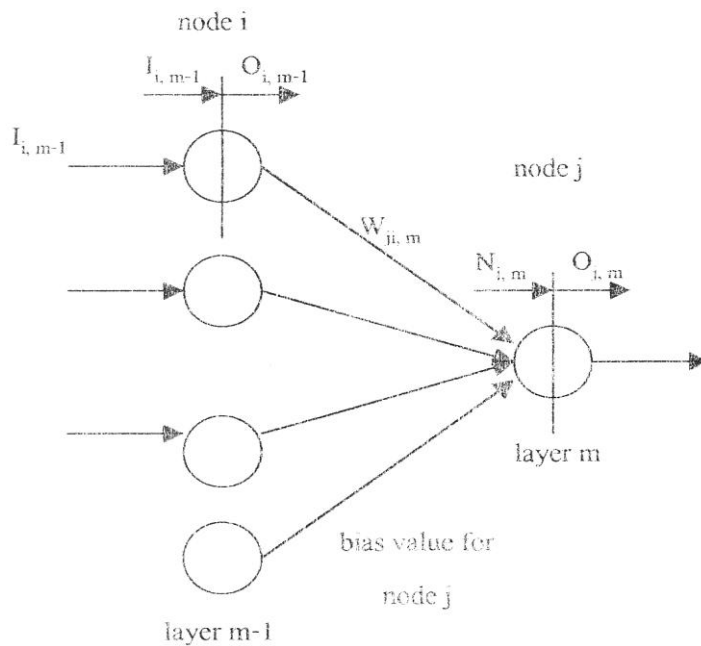
กระบวนการเรียนรู้เป็นการหาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลและผลลัพธ์ที่ต้องการ เพื่อสร้างน้ำหนักถ่วง (Weight) ที่เหมาะสม สามารถแบ่งได้เป็น ๓ ประเภท (เสรี, ๒๕๔๔) คือ

- ก. การเรียนรู้แบบมีครูสอน (Supervised Learning)
- ข. การเรียนรู้แบบเสริม (Reinforcement)
- ค. การเรียนรู้แบบไม่มีครูสอน (Unsupervised Learning)

วิธีการเรียนรู้แบบมีครูสอนและมีระบบการเชื่อมโยงแบบเคลื่อนไปข้างหน้าหลายชั้น (Multilayer feed forward, MLFF) ที่นิยมและมีประสิทธิภาพคือการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back propagation, BP) โดยใช้ฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation function) ที่สามารถหาอนุพันธ์ได้ง่าย ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพื่อที่จะลดความผิดพลาดของการคำนวณในแต่ละรอบ ในระหว่างการเรียนรู้ รูปแบบของข้อมูลป้อนเข้า (Input) จะถูกส่งผ่านไปข้างหน้า ตามลำดับชั้นจนได้ผลการคำนวณของรูปแบบผลลัพธ์ (Output) จากนั้นผลการคำนวณจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับข้อมูลจริงหรือข้อมูลเป้าหมาย (Target) เพื่อหาความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้น ค่าความคลาดเคลื่อนดังกล่าว จะนำมาใช้เป็นข้อมูลป้อนเข้า (Input) ย้อนกลับ ซึ่งจะทำให้การปรับค่าถ่วงน้ำหนักในทิศทางย้อนกลับด้วย (ทองเปลว, ๒๕๔๖) ดังรูปที่ ๕ และมีการคำนวณดังสมการที่ (๓ - ๖) และภาพที่ ๖



รูปที่ ๖ โครงข่ายแบบ MLFF และเรียนรู้แบบ BP (เสรี, ๒๕๔๔)



รูปที่ ๗ ขั้นตอนการแปลงค่าจากข้อมูลนำเข้าในชั้น \$m-1\$ จนเป็นผลลัพธ์ในชั้น \$m\$ (ธวัชชัย, ๒๕๔๔)

กระบวนการเรียนรู้ Back propagation ที่เป็นมาตรฐานสำหรับปัญหาการพยากรณ์นั้นมีจำนวน ๖ ขั้นตอนต่อไปนี้ (ดำเกิง, ๒๕๔๔)

๑) เริ่มต้นด้วยการกำหนดค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่า Bias ทุกตัวให้มีค่าน้อยๆ

กระบวนการไปข้างหน้า (Forward pass) :

๒) กำหนดให้ข้อมูลนำเข้า (Input Unit) คือ \$I_1, I_2, \dots, I_{n_0}\$ พร้อมทั้งกำหนดผลการพยากรณ์ (Output Unit) คือ \$t_1, t_2, \dots, t_l\$

๓) สำหรับชั้น \$m = 1, 2, \dots, l\$:

(ก) คำนวณค่าของ node ใน hidden layer ถัดไปจากสมการ

$$N_{j,m} = \sum_{i=1}^{n_{m-1}} w_{ji,m} O_{i,m-1} \theta_{j,m} \quad \dots\dots(๓)$$

เมื่อ \$O_{i,0} = I_i\$

\$N_{j,m}\$ = ผลรวมของนิวรอน \$j\$ ในชั้น \$m\$

\$W_{ji,m}\$ = ค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างโหนด(node) \$j\$ ในชั้น \$m\$ และโหนด \$i\$ ในชั้น \$m-1\$

\$\theta\$ = ค่าความเอนเอียง (bias value) ของนิวรอนในชั้น \$j\$

(ข) คำนวณค่าผลลัพธ์ (Output)

$$O_{j,m} = \frac{1}{1 + e^{-n_{j,m}}} ; j = 1, 2, \dots, n_m \quad \dots\dots(๔)$$

เมื่อ \$O_{j,m}\$ = ผลลัพธ์ของนิวรอน \$j\$ ในชั้น \$m\$

๔) เปรียบเทียบค่าพยากรณ์สุดท้าย $O_{๑,l}, O_{๒,l}, \dots, O_{n,l}$ กับค่าจริง $t_{๑}, t_{๒}, \dots, t_{n,l}$ ถ้าค่าที่พยากรณ์ (Target Unit) ต่างจากค่าจริงเกินกว่าเกณฑ์ที่กำหนด (ต่างกันไม่เกิน ๕%) แบบจำลองจะคำนวณย้อนกลับ (Backward pass) เพื่อปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนัก แต่ถ้าค่าพยากรณ์ต่างจากค่าจริงไม่เกินเกณฑ์ที่กำหนด แบบจำลองจะหยุดการคำนวณและจำค่าถ่วงน้ำหนัก ฯลฯ ไว้

กระบวนการย้อนกลับ (Backward pass) :

๕) การปรับแก้ค่าถ่วงน้ำหนัก จะเริ่มจาก Layer ในลำดับที่ $m=l, l-๑, l-๒, \dots, ๑$

(ก) สำหรับค่า Weight ที่เปลี่ยนแปลงไป :

$$\Delta W_{ji,m}(n+๑) = \eta \delta_{j,m} O_{i,m-๑} + \alpha \Delta W_{ji,m}(n) \quad \text{.....(๕)}$$

เมื่อ $\Delta W_{ji,m}(n+๑)$ = ค่าปรับแก้ของค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างโหนด j ในชั้น m และโหนด i ใน ชั้น $m-๑$ ในรอบที่ $n+๑$

n = จำนวนรอบของการทำซ้ำ ($n = ๑, ๒, ๓, \dots$)

η = ค่าคงที่สำหรับการเรียนรู้ (Learning parameter)

α = ค่าโมเมนตัม (Momentum parameter)

$\Delta W_{ji,m}(n)$ = ค่าการปรับแก้ของค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างโหนด j ในชั้น m และค่าโหนด i ในชั้น $m+๑$ รอบที่ n

(ข) สำหรับค่า $j = ๑, ๒, \dots, n_m$ ทำการคำนวณค่า :

$$\delta_{j,m} = \begin{cases} O_{j,m}(๑-O_{j,m})(t_j-O_{j,m}) & \text{ในชั้นผลลัพธ์ (Output layers)} \\ O_{j,m}(๑-O_{j,m}) \sum_{k=1}^{n_{m+1}} W_{kj,m+1} \delta_{k,m+1} & \text{ในชั้นซ่อน (Hidden layers)} \end{cases}$$

t_j = ค่าผลลัพธ์ของนิวรอน j ในชั้นผลลัพธ์

(ค) สำหรับค่า Weight ใหม่ :

$$\Delta W_{ji,m}(n+๑) = W_{ji,m}(n) + \Delta W_{ji,m}(n+๑) \quad \text{.....(๖)}$$

เมื่อ $W_{ji,m}(n)$ = ค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างโหนด j ในชั้น m และค่าโหนด i ในชั้น $m+๑$ รอบที่ n

$W_{ji,m}(n+๑)$ = ค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างโหนด j ในชั้น m และค่าโหนด i ในชั้น $m+๑$ รอบที่ $n+๑$

๖) ย้อนกลับไปสู่กระบวนการไปข้างหน้า (ข้อ ๒)

ขั้นตอนการทำงานเบื้องต้นของระบบโครงข่ายประสาทเทียม (สถาบันพัฒนาการชลประทาน, ๒๕๕๑)

๖.๑ การกำหนดโครงสร้างแบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทเทียมเบื้องต้น โดยทั่วไปกำหนดแบบ ๓ ชั้น (Layer) คือ ชั้นรับข้อมูล (Input Layer) ชั้นซ่อน (Hidden Layer) และชั้นแสดงผล (Output Layer) การกำหนดหน่วย (Node) ของชั้นซ่อน โดยปกติจะสุ่มค่าใกล้เคียงกับจำนวนข้อมูลนำเข้า (Input)

๖.๒ Data Pre-Processing ข้อดีของแบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทเทียม คือหน่วยของข้อมูลนำเข้าแตกต่างกันได้ เช่น ปริมาณน้ำท่าเป็น ลบ.ม./วินาที ปริมาณน้ำฝนมีหน่วยเป็น มิลลิเมตร เป็นต้น จำเป็นต้องมีการแปลงค่าตัวเลขของข้อมูลนำเข้าดังกล่าวก่อนให้อยู่ในช่วง ๐-๑ โดยสมการที่ ๗

$$y_t = \frac{[(b - a)(y'_t - a)]}{0.9} \quad \dots\dots (๗)$$

โดยที่ y_t = ค่าจริง

a = ค่าต่ำสุดที่ได้

b = ค่าสูงสุดที่ได้

y'_t = ค่าที่ใช้ปรับ (ได้จากขั้นตอน Data Pre-processing)

๖.๓ Data Post-Processing หลังจากที่ได้โครงสร้างแบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทเทียม ที่ดีที่สุดแล้ว ผลพยากรณ์จะถูกแปลงค่ากลับจากช่วง ๐-๑ มาเป็นค่าเดิม โดยสมการที่ ๘

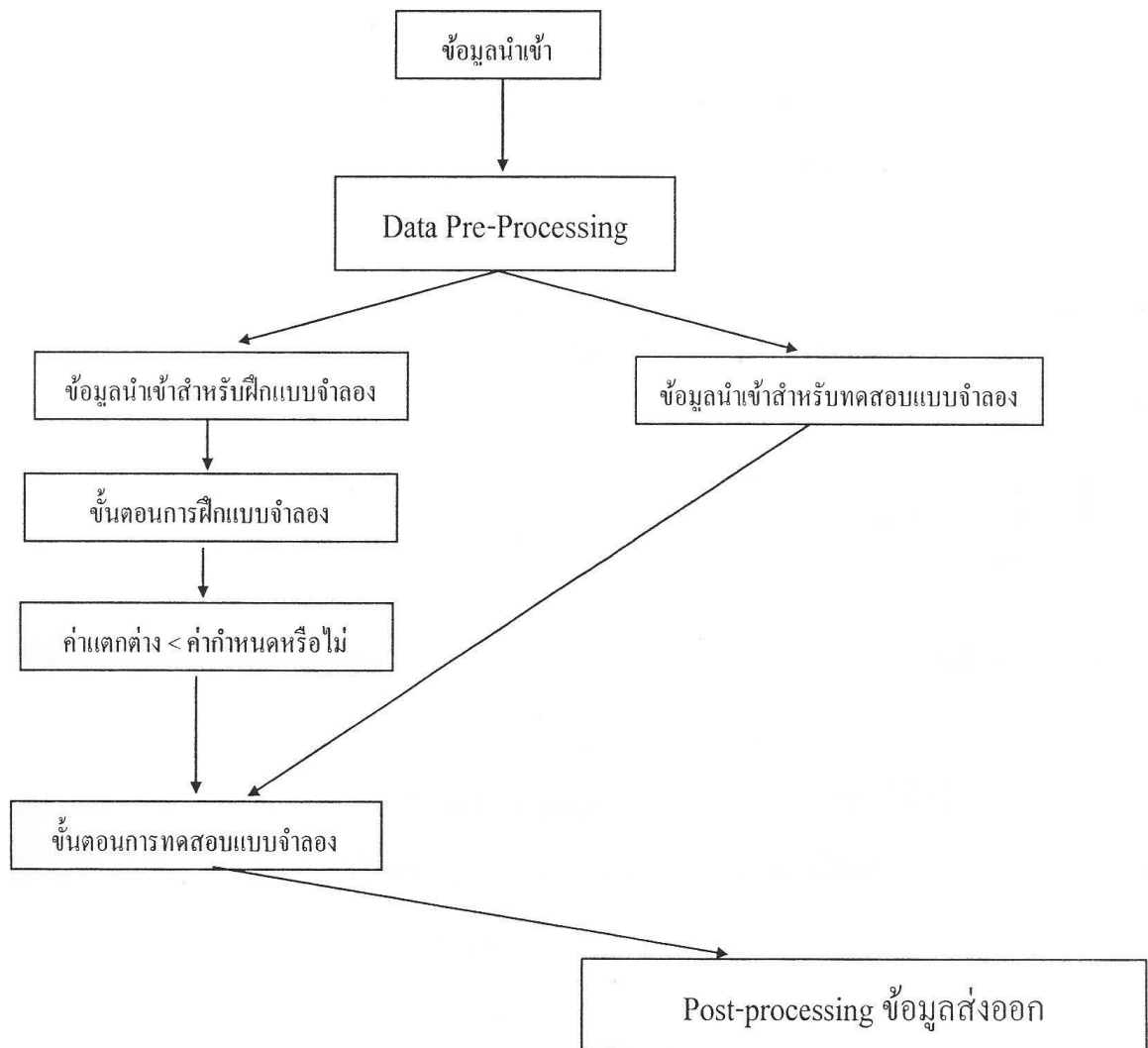
$$y_t = \frac{[0.9(y_t - a)]}{b - a} + 0.5 \quad \dots\dots (๘)$$

๖.๔ ค่าถ่วงน้ำหนักและค่า Bias เริ่มต้น (Initial weights and Bias) คอมพิวเตอร์จะสุ่มค่าถ่วงน้ำหนัก โดยเริ่มต้นจากค่าน้อยทั้งค่า + และค่า - และจะสุ่มปรับค่าอยู่ระหว่าง -๓ ถึง +๓ โดยผลรวมของค่าถ่วงน้ำหนักจะมีค่าเข้าใกล้ ๐ เพื่อการเรียนรู้ของ ANNs เร็วขึ้น

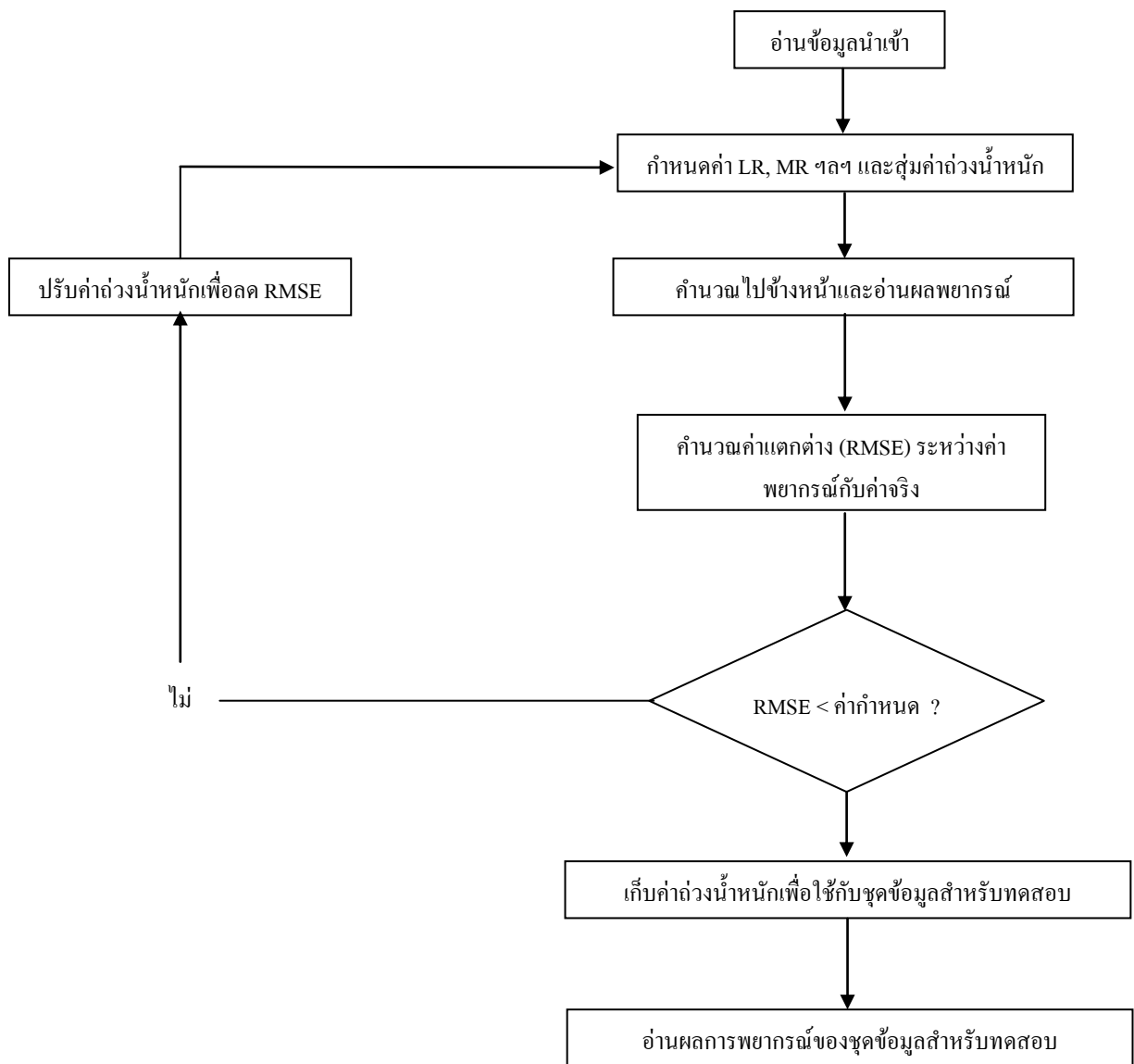
๖.๕ การกำหนดในการให้แบบจำลอง ANNs หยุดทำงาน โดยแบบจำลองจะหยุดทำงานเมื่อข้อแตกต่างระหว่างผลรวมของค่าพยากรณ์และค่าจริงมีค่าน้อยกว่าค่าที่กำหนด (Target Error) ปกติจะกำหนดค่าแตกต่างไม่เกิน ๕ % (๐.๐๕)

๖.๖ Learning Rate (LR) และ Momentum Rate (MR) ค่า Learning Rate (LR) จะมีผลต่อการเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างหน่วย (Node) ถ้าค่า LR สูงจะทำให้การ Run แบบจำลองจบเร็วขึ้น แต่ถ้าสูงมากเกินไปจะเกิดการแกว่งของผลแตกต่างระหว่างค่าทำนายจริงที่ได้ คือค่าแตกต่างจะไม่ลดน้อยลงเรื่อยๆ แบบที่ควรจะเป็น ซึ่ง Rumelhart และคณะ (๑๙๘๖) ได้แก้ปัญหการแกว่งขึ้นลงนี้โดยกำหนดค่า

Momentum Rate (MR) ขึ้นมา ปัญหาของการใช้แบบจำลอง ANNs คือการหาค่า LR และ MR ที่เหมาะสมซึ่งจำเป็นต้องใช้วิธี ลองผิดลองถูก (Trial and Error) โดยทั่วไปค่า LR จะอยู่ระหว่าง ๐.๐๑ - ๑.๐ และค่า MR จะอยู่ระหว่าง ๐-๑



รูปที่ ๘ ผังขั้นตอนการทำงานแบบ Back Propagation Neural Model (สถาบันพัฒนาการชลประทาน, ๒๕๕๑)



รูปที่ ๙ ผังการทำงานแบบ Back Propagation โดยละเอียด (สถาบันพัฒนาการชลประทาน, ๒๕๕๑)

โครงสร้างระบบโครงข่ายประสาทเทียม (ANNs) แบบ Multilayer Feed Forward (MLFF)

โครงสร้าง ANNs แบบ Multilayer Feed Forward (MLFF) เป็นโครงสร้างที่สามารถเพิ่มจำนวนชั้นในชั้นซ่อนได้หลายๆ ชั้น มีความเหมาะสมกับปัญหาที่มีความซับซ้อน และให้โครงสร้างของ ANNs มีการเรียนรู้แบบ Back - Propagation (BP) เพราะเป็นกระบวนการเรียนรู้ที่สามารถประยุกต์ใช้กับโครงสร้างของ ANNs แบบ MLFF ได้ทุกรูปแบบ และเนื่องจากผลของหลายการศึกษาพบว่า เป็นกระบวนการเรียนรู้ที่ปรับค่าความผิดพลาดได้อย่างมีประสิทธิภาพ อีกทั้งจะเป็นการทดสอบและยืนยันว่าการเรียนรู้แบบนี้มีประสิทธิภาพจริง โดยใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ (sigmoid function) เป็นฟังก์ชันแปลงค่า (transfer function) เนื่องจากสามารถหาอนุพันธ์ได้ง่าย ตามสมการที่ (๙) ซึ่งจะให้ค่าอยู่ระหว่าง ๐ - ๑ (ทองเปลว, ๒๕๕๖)

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad \dots\dots(๙)$$

จากการใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid function) ซึ่งมีผลลัพธ์อยู่ในช่วง ๐ - ๑ จึงต้องแปลงค่าข้อมูลป้อนเข้าให้อยู่ในช่วง ๐ - ๑ ด้วย โดยใช้ฟังก์ชันสัดส่วน (scaling function) ตามสมการที่ (๑๐) และแปลงค่าข้อมูลผลลัพธ์ย้อนกลับเป็นค่าเดิมด้วยสมการที่ (๑๑)

$$X'_i = \frac{(X_i - X_{\min})}{(X_{\max} - X_{\min})} \quad \dots\dots(๑๐)$$

$$X_i = (X_{\max} - X_{\min})(X'_i) + X_{\min} \quad \dots\dots(๑๑)$$

- เมื่อ
- X_i = ข้อมูลป้อนเข้า
 - X'_i = ข้อมูลป้อนเข้าที่แปลงค่า
 - X_{\min} = ค่าต่ำสุดของข้อมูลป้อนเข้า
 - X_{\max} = ค่าสูงสุดของข้อมูลป้อนเข้า