



บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การบริหารจัดการน้ำที่ดีให้เหมาะสมกับสถานการณ์ต่างๆ ทั้งสภาวะปกติและสภาวะวิกฤติ เช่น การบรรเทาอุทกภัยในช่วงน้ำหลาก และการจัดสรรน้ำในช่วงฤดูแล้ง เป็นต้น ล้วนต้องการการตรวจวัดข้อมูลน้ำท่าในเหตุการณ์ปัจจุบันและค่าพยากรณ์น้ำท่าในเหตุการณ์ล่วงหน้าที่มีความถูกต้องและทันเหตุการณ์ ในความเป็นจริงตามธรรมชาติ กระบวนการเกิดน้ำท่ามีความซับซ้อนและมีปัจจัยทางกายภาพและอุตุ-อุทกวิทยาที่เกี่ยวข้องมากมาย เช่น สภาพภูมิประเทศของกลุ่มน้ำและลำน้ำ ข้อมูลฝน อุณหภูมิ ความชื้นในดิน เป็นต้น ที่ผ่านมาแบบจำลองทางอุทกวิทยาที่เป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อจำลองกระบวนการเกิดน้ำท่าโดยใช้คอมพิวเตอร์ในการประมวลผล ซึ่งมีความรวดเร็วและสะดวกมากขึ้น ดังนั้นแบบจำลองทางอุทกวิทยาจึงมีความสำคัญต่อการบริหารจัดการน้ำ โดยทั่วไปสามารถจำแนกประเภทของแบบจำลองอุทกวิทยาได้เป็น 2 ประเภท คือ knowledge-driven model และ data-driven model ซึ่งแต่ละประเภทมีประสิทธิภาพและประโยชน์และข้อจำกัดที่แตกต่างกัน คือ knowledge-driven model เป็นแบบจำลองที่สร้างขึ้นโดยใช้ความรู้ ความเข้าใจปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับการเกิดน้ำท่า เช่น ข้อมูลอุตุ-อุทกวิทยา และสภาพทางกายภาพของพื้นที่ซึ่งต้องการข้อมูลคุณสมบัติต่างๆทางกายภาพจำนวนมาก ซึ่งเป็นข้อจำกัดต่อการสร้างแบบจำลอง ขณะที่ data-driven model เป็นแบบจำลองที่สร้างขึ้นจากข้อมูลอุทกวิทยาอย่างเดียวโดยไม่ต้องใช้ข้อมูลทางกายภาพ

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANN) จัดเป็นแบบจำลองประเภท data-driven model เป็นแบบจำลองที่ให้ความสะดวกและมีความถูกต้องที่ดีเมื่อเทียบกับแบบจำลองอื่นๆที่จัดอยู่ในกลุ่มเดียวกัน เช่น ARIMA , Multiple Linear Regression (MLR) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่นิยมใช้กันมากเป็นแบบจำลองที่มีโครงข่ายหลายชั้น คือ ชั้นนำเข้า ชั้นแอบแฝง และชั้นผลลัพธ์ มีค่าถ่วงน้ำหนักเป็นค่าพารามิเตอร์ที่สำคัญของแบบจำลอง ที่ผ่านมามีการศึกษาและพัฒนาวิธีการหาค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมหลายวิธี เช่น BP, RBF, CC, RPROP เป็นต้น ซึ่งวิธีการเรียนรู้แบบ BP ที่นิยมใช้กันมาก และเรียกแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมดังกล่าวว่า แบบจำลอง BPNN ซึ่งวิธีดังกล่าวได้ถูกพัฒนาขึ้นโดย Rumelhart ในปี ค.ศ.1986 และเริ่มนิยมใช้กันเรื่อยมา กระบวนการเรียนรู้ดังกล่าวอาศัย ค่าความลาดชัน (gradient) หรืออัตราการเปลี่ยนแปลงของค่าคำนวณผลลัพธ์ที่เกิดขึ้น จากการคำนวณแต่

ละครั้งมาใช้ปรับค่าถ่วงน้ำหนักของแบบจำลองที่เหมาะสมในรอบถัดไป พบว่า ค่าถ่วงน้ำหนักสุดท้ายขึ้นอยู่กับค่าสุ่มเริ่มต้น (seed random) และทำให้ผลลัพธ์ที่ได้อาจเป็นค่าความเหมาะสมเฉพาะแห่ง (local optimum) ไม่ใช่ค่าเหมาะสมโดยรวม (global optimum) ที่ใช้ได้กับทุกเหตุการณ์ พบว่าในการประยุกต์ใช้ BPNN ในการพยากรณ์น้ำท่าในช่วงน้ำน้อย (low flow) มีความผิดพลาดมาก (Hsu, 1995) จึงได้มีการใช้วิธีการหาค่าความเหมาะสมของค่าถ่วงน้ำหนักแบบอื่น ๆ มาใช้ในแบบจำลอง ANN ซึ่งพบว่า ให้ผลที่ดีขึ้นเมื่อเทียบกับแบบจำลอง BPNN ดังนั้นควรมีการพัฒนาวิธีการเรียนรู้แบบต่างๆ นอกเหนือจาก BPNN ในการหาค่าเหมาะสมโดยรวมของค่าถ่วงน้ำหนัก ซึ่งการพัฒนาแบบจำลอง ANN ขึ้นมาใหม่ควรเลือกใช้วิธีการเรียนรู้ที่ให้ผลพยากรณ์ที่ดีขึ้นเมื่อเทียบกับแบบจำลอง BPNN เดิม และมีความสะดวกในการใช้งานต่อไปด้วย รวมทั้งตรวจสอบข้อจำกัดในการเรียนรู้ของแบบจำลอง BPNN เพื่อเสนอแนะแนวทางในการแก้ไขปัญหาที่เกิดขึ้นสำหรับการใช้งานครั้งต่อไป

เมื่อไม่กี่ปีที่ผ่านมาได้มีการประยุกต์ใช้วิธีการหาค่าความเหมาะสมโดยรวม (global optimum) ซึ่งพัฒนามาจากทฤษฎีการคัดเลือกโดยธรรมชาติของ Charles Darwin (1859) โดย John Holland (1975) เรียกชื่อว่า กรรมวิธีพันธุกรรม (Genetic Algorithm, GA) เป็นวิธีการหาค่าความเหมาะสมโดยรวมหรือคำตอบที่ดีที่สุดจากทางเลือกจำนวนมากมาจากการวิวัฒนาการหลายรอบหรือการคำนวณหลายครั้งนั่นเอง มีการประยุกต์ใช้ GA ในการหาค่าความเหมาะสมในงานด้านต่างๆ รวมทั้งงานด้านวิศวกรรมแหล่งน้ำ เช่น การหาเกณฑ์ปล่อยน้ำออกจากอ่างเก็บน้ำ การจัดสรรน้ำตามรอบเวร การหาค่าพารามิเตอร์ของชั้นน้ำ เป็นต้น เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการเรียนรู้แบบเดิมพบว่า GA ให้ผลการคำนวณค่าพารามิเตอร์ที่ต้องการได้ดีกว่าวิธีการหาค่าความเหมาะสมที่นิยมใช้ในปัจจุบัน

ดังนั้นในการศึกษาครั้งนี้จึงมุ่งเน้นที่จะพัฒนาแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ที่มีการเรียนรู้ที่แตกต่างจากแบบจำลอง BPNN โดยการประยุกต์ใช้เทคนิค GA หาค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมของ ANN และ BPNN ในการพยากรณ์น้ำท่ารายวันล่วงหน้าในกลุ่มน้ำปราจีนบุรี เพื่อนำเสนอวิธีการพัฒนาการประยุกต์ใช้ GA ร่วมกับ ANN และ BPNN ผลการพยากรณ์ของแบบจำลอง ANN และ BPNN ที่มีการใช้ GA และไม่ใช้ GA

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

- (1) พัฒนาการประยุกต์ใช้ GA ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม (ANN)
- (2) ศึกษา ทดสอบขั้นตอนและพารามิเตอร์ของ GA ในแบบจำลองที่พัฒนาขึ้น
- (3) ประยุกต์ใช้แบบจำลองที่พัฒนาขึ้นในการพยากรณ์น้ำท่ารายวันในพื้นที่ศึกษา

- (4) เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ที่ได้จากแบบจำลองที่พัฒนาขึ้น
- (5) เสนอแนะการใช้แบบจำลอง ANN ให้เหมาะสม

1.3 ขอบเขตของการวิจัย

- (1) วิธีการเรียนรู้ที่เลือกใช้ในการพัฒนาแบบจำลอง ANN มี 3 วิธี ได้แก่ BPNN, GA+ANN และ GA+BPNN
- (2) พื้นที่ศึกษาได้แก่ ลุ่มน้ำปราจีนบุรี
- (3) ข้อมูลที่ใช้เริ่มตั้งแต่ปี พ.ศ. 2513 – พ.ศ.2526 และ พ.ศ. 2529 – พ.ศ.2541 รวม 27 ปี
- (4) ใช้ข้อมูลปริมาณน้ำฝนเฉลี่ยรายวันจากสถานีวัดน้ำฝนในบริเวณพื้นที่ศึกษาและพื้นที่ใกล้เคียงจำนวน 11 สถานีและใช้ข้อมูลปริมาณน้ำท่าเฉลี่ยรายวันในพื้นที่ศึกษาจำนวน 6 สถานี (รายละเอียดดังกล่าวไว้ในบทที่ 4)
- (5) ขั้นตอนและค่าพารามิเตอร์ของ GA ที่ใช้ทดสอบ คือ วิธีการผสมข้ามพันธุ์ (Crossover) ค่าความน่าจะเป็นในการผสมข้ามพันธุ์ (Probability of Crossover) ความน่าจะเป็นในการปรับปรุงพันธุ์ (Probability of Mutation) และจำนวนประชากร (Population Size)
- (6) ข้อมูลนำเข้า โครงสร้าง ค่าอัตราการเรียนรู้ และ ค่าอัตราโมเมนตัม ที่เหมาะสมของโครงข่ายประสาทเทียมอ้างอิงจากผลการศึกษาของ ธนพล พิมาณ (2545)
- (7) ประยุกต์ใช้แบบจำลอง BPNN GA+ANN และ GA+BPNN ในการพยากรณ์น้ำท่ารายวันล่วงหน้า 1-7 วัน

1.4 ขั้นตอนการดำเนินการศึกษา

- (1) ตรวจสอบและทบทวนเอกสารงานวิจัยที่ผ่านมา
- (2) ศึกษาทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมและกรรมวิธีพันธุกรรม
- (3) รวบรวมข้อมูลต่างๆที่ใช้
- (4) พัฒนาแบบจำลอง
- (5) ตรวจสอบและคัดเลือกแบบจำลอง
- (6) ประยุกต์ใช้แบบจำลองในการพยากรณ์น้ำท่ารายวัน
- (7) เปรียบเทียบผลการพยากรณ์
- (8) วิเคราะห์และสรุปผลการศึกษา
- (9) จัดทำรายงานวิทยานิพนธ์

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- (1) เป็นการบูรณาการการประยุกต์ใช้ GA ร่วมกับ ANN
- (2) ตรวจสอบอิทธิพลของค่าสุ่มเริ่มต้นของค่าถ่วงน้ำหนักของ ANN ต่อค่าถ่วงน้ำหนักสุดท้ายและ ความถูกต้องของผลการพยากรณ์
- (3) คัดเลือกขั้นตอนและพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของ GA ในการปรับเทียบแบบจำลอง ANN
- (4) ทราบถึงข้อดี – ข้อเสีย ของแต่ละแบบจำลองในการพยากรณ์น้ำท่า
- (5) เสนอแนะวิธีการเรียนรู้ในการปรับเทียบ ANN ให้มีความเหมาะสมยิ่งขึ้น