# บทที่ 4

## การวิเคราะห์คอนตินเจนซีโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

วิธีการที่นำเสนอใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (MLPNN) แบบ 3 ชั้น และ แบบ 4 ชั้น ดังรูปที่ 3.8 และ รูปที่ 3.12 โครงสร้างของวิธี MLPNN สำหรับคำนวณค่าดัชนีสมรรถนะระบบดังรูปที่ 4.1 โดยแบ่งการคำนวณออกเป็น 2 โครงข่าย คือ โครงข่ายสำหรับคำนวณค่าดัชนีสมรรถนะแรงดัน ($PI_V$ Net) และโครงข่ายสำหรับคำนวณค่าดัชนีสมรรถนะกำลังไฟฟ้าจริง ($PI_{MW}$ Net) โดยแต่ละโครงข่ายมีโครงสร้างดังรูปที่ 4.2 ข้อมูลขาเข้าประกอบด้วยโหลดกำลังไฟฟ้าจริงและค่ากำลังไฟฟ้ารีแอคตีฟของบัสที่มีโหลด โดยการเปลี่ยนแปลงการเพิ่มลดของโหลดจะทำการสุ่มข้อมูลโหลดในช่วงของข้อมูลโหลดที่มีโอกาสเกิดขึ้นจริงในระบบได้ ซึ่งโหลดที่เลือกมาใช้ต้องไม่มีการละเมิดขีดจำกัดของทุกเครื่องกำเนิดในระบบและไม่ทำให้กรณีระบบไม่เกิดคอนตินเจนซีละเมิดขีดจำกัดแรงดันและขีดจำกัดการไหลของกำลังไฟฟ้าในสายส่ง ข้อมูลขาออกคือค่าดัชนีสมรรถนะของคอนตินเจนซีการขัดข้องของสายส่ง/หม้อแปลงแต่ละเส้น ทำเพาเวอร์โฟลว์กับคอนตินเจนซีของสายส่ง/หม้อแปลงทุกเส้นเพื่อหาดัชนีสมรรถนะ ซึ่งแบ่งออกดัชนีสมรรถนะแรงดันและดัชนีสมรรถนะกำลังไฟฟ้าจริงจาก (2.1) และ (2.4) ของชุดข้อมูลโหลดที่จะทำการจำลองทั้งหมด ในวิทยานิพนธ์นี้วิเคราะห์เฉพาะลักษณะโครงสร้างของ MLPNN เป็นโครงข่ายเดียว (Single MLPNN) คือ รวมเอาทุกคอนตินเจนซีที่เป็นไปได้ทั้งหมดให้อยู่ในโครงข่ายเดียวกันไม่มีการแยกเป็นหลายโครงข่าย ในกระบวนการการหาคำตอบใช้กระบวนการฝึกสอน Levenberg Marquardt (Trainlm) และใช้กระบวนการเรียนรู้ Gradient Descent (Learngd)

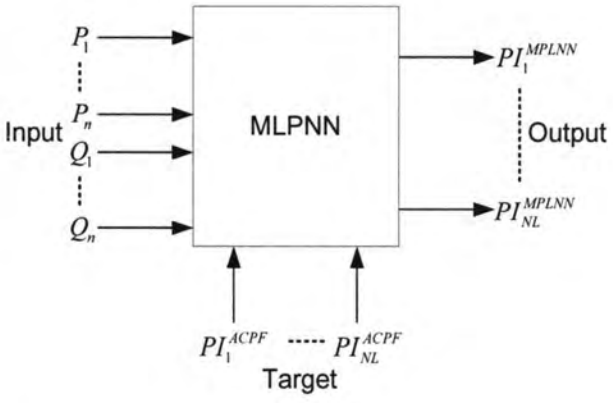
MLPNN แบบ 3 ชั้น มีชั้นซ่อน 1 ชั้น ให้ฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นซ่อน (H1) คือ ฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear function: Purelin), ฟังก์ชันล็อกซิกมอยด์ (Log-Sigmoid: Logsig), ฟังก์ชันแทนซิกมอยด์ (Tan-Sigmoid function: Tansig) หรือ ฟังก์ชันเรเดียลเบซีส (Radial Basis function: Radbas) ส่วนฟังก์ชันกระตุ้นชั้นขาออกที่ใช้คือ ฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear function: Purelin)

MLPNN แบบ 4 ชั้น มีชั้นซ่อน 2 ชั้น ให้ฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นซ่อนที่ 1 (H1) และ ฟังก์ชั่นกระตุ้นในชั้นซ่อนที่ 2 (H2) ซึ่งฟังก์ชันทั้งสองฟังก์ชันเลือกจาก MLPNN แบบ 3 ชั้น ที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนจากการทดสอบน้อยที่สุด 2 ฟังก์ชันกระตุ้น โดยการเรียงสับเปลี่ยนการฝึกสอนเป็น 4 กรณี ส่วนฟังก์ชันชั้นขาออกที่ใช้คือ ฟังก์ชันเชิงเส้น (Purelin) เช่น ถ้า MLPNN แบบ 3 ชั้น ที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนจากการทดสอบน้อยที่สุด 2 ฟังก์ชันกระตุ้นเป็นฟังก์ชันล็อกซิกมอยด์ (Logsig)

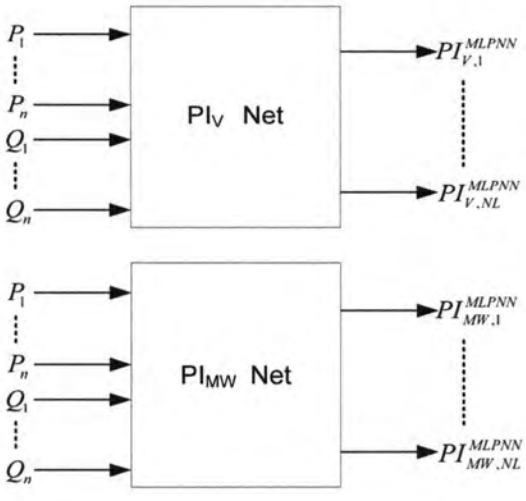
และฟังก์ชันแทนซิกมอยด์ (Tansig) จะได้รูปแบบการฝึกสอนโครงข่าย MLPNN แบบ 4 ชั้น ดังตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 ตัวอย่างรูปแบบฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้ใน MLPNN แบบ 4 ชั้น

| รูปแบบที่ | ฟังก์ชันกระตุ้น | | |
|---|---|---|---|
| | ชั้นซ่อนที่ 1 (H1) | ชั้นซ่อนที่ 2 (H2) | ชั้นขาออก |
| 1 | Logsig | Logsig | Purelin |
| 2 | Logsig | Tansig | Purelin |
| 3 | Tansig | Logsig | Purelin |
| 4 | Tansig | Tansig | Purelin |




รูปที่ 4.1 โครงสร้างของ MLPNN สำหรับคำนวณค่า PI




รูปที่ 4.2 โครงสร้างของ MLPNN สำหรับคำนวณ $PI_V$ และ $PI_{MW}$

กระบวนการคำนวณค่าดรรชนีสมรรถนะแสดงดังรูปที่ 4.3 โดยข้อมูลระบบจะผ่านการรัน AC Power flow (ACPF) เพื่อหาค่าดัชนีสมรรถนะทั้งสองชนิด จาก (2.1) และ (2.4) แบ่งข้อมูล PI เป็น 2 ส่วน ส่วนแรกเพื่อฝึกสอน MLPNN ส่วนที่สองไว้สำหรับทดสอบ MLPNN จากนั้นเปรียบเทียบค่าที่ได้รับจากโครงข่ายกับวิธี AC Power flow เลือกโครงข่ายที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนการทดสอบน้อยที่สุดนำโครงข่ายไปใช้งานต่อไป ในวิทยานิพนธ์เล่มนี้จะนำไปใช้ในการแสดงค่า PI เพื่อบอกปริมาณความรุนแรง และจัดอันดับคอนตินเจนซี (Contingency ranking) เพื่อบอกลำดับความรุนแรงของคอนตินเจนซี ต่อผู้ควบคุมระบบเพื่อเฝ้าระวัง หรือหาทางแก้ปัญหาคอนตินเจนซีที่อาจจะเป็นอันตรายต่อระบบ หรือประกอบการตัดสินใจที่จะกระทำการใดๆต่อระบบต่อไป ซึ่งการจัดอันดับคอนตินเจนซีนั้นกระทำได้โดย นำค่า PI ที่คำนวณได้มาเรียงลำดับจากน้อยไปหามาก ดังนั้นอันดับของคอนตินเจนซีคือระดับความรุนแรงของคอนตินซีจากมากไปหาน้อย ซึ่งคอนตินเจนซีอันดับแรก (Ranking 1) เป็นคอนตินเจนซีให้ทำให้เกิดผลกระทบหรือความรุนแรงต่อระบบมากที่สุด และคอนตินเจนซีอันดับสุดท้ายเป็นคอนตินเจนซีให้ทำให้เกิดผลกระทบหรือความรุนแรงต่อระบบน้อยที่สุด ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับผู้ควบคุมระบบว่าจะนำไปใช้ประโยชน์กับการวิเคราะห์ด้านแรงดันหรือด้านกำลังไฟฟ้าในสายส่งต่อไป

การวัดค่าความถูกต้องของโครงข่ายหลังจากผ่านการฝึกสอนแล้ว สามารถหาได้จากความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์(Mean absolute error: MAE) และร้อยละความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean absolute percentage error: MAPE) ตามลำดับ ดังนี้

$$MAE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|PI_i^{ACPF} - PI_i^{MLPNN}\right| \tag{4.1}$$

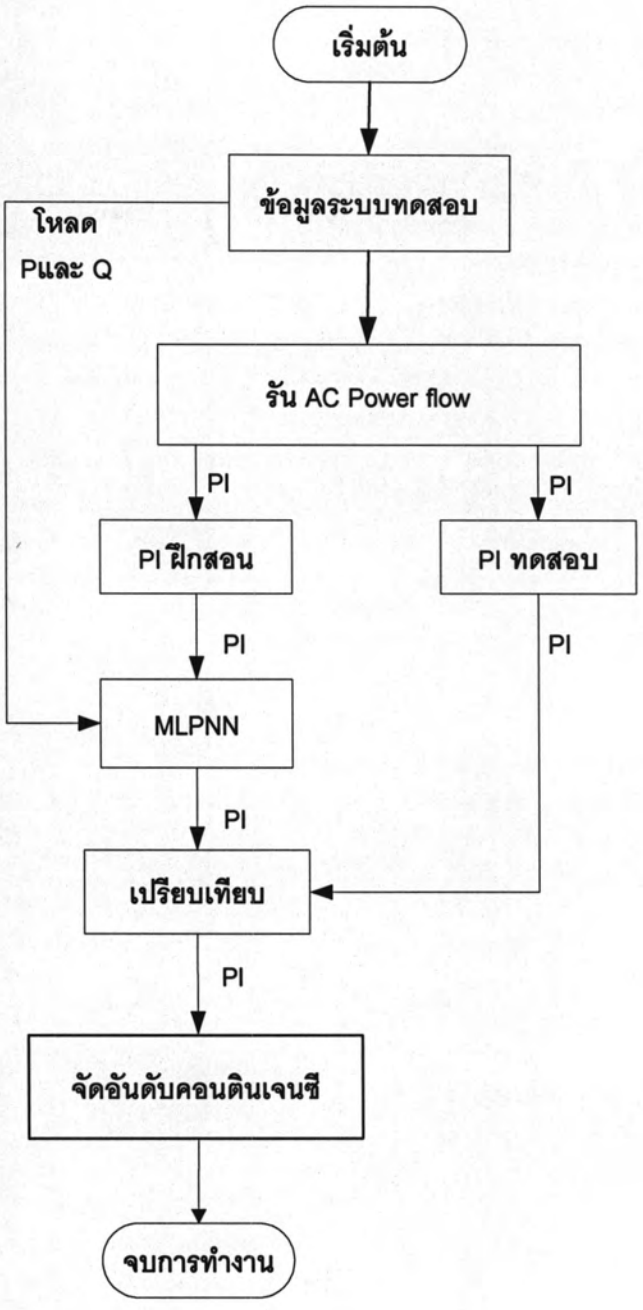
$$MAPE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\frac{\left|PI_i^{ACPF} - PI_i^{MLPNN}\right|}{PI_i^{ACPF}}\cdot 100 \tag{4.2}$$

เมื่อ

$PI^{ACPF}$ คือ ผลจากการคำนวณ PI จากการคำนวณด้วยวิธี AC Power flow

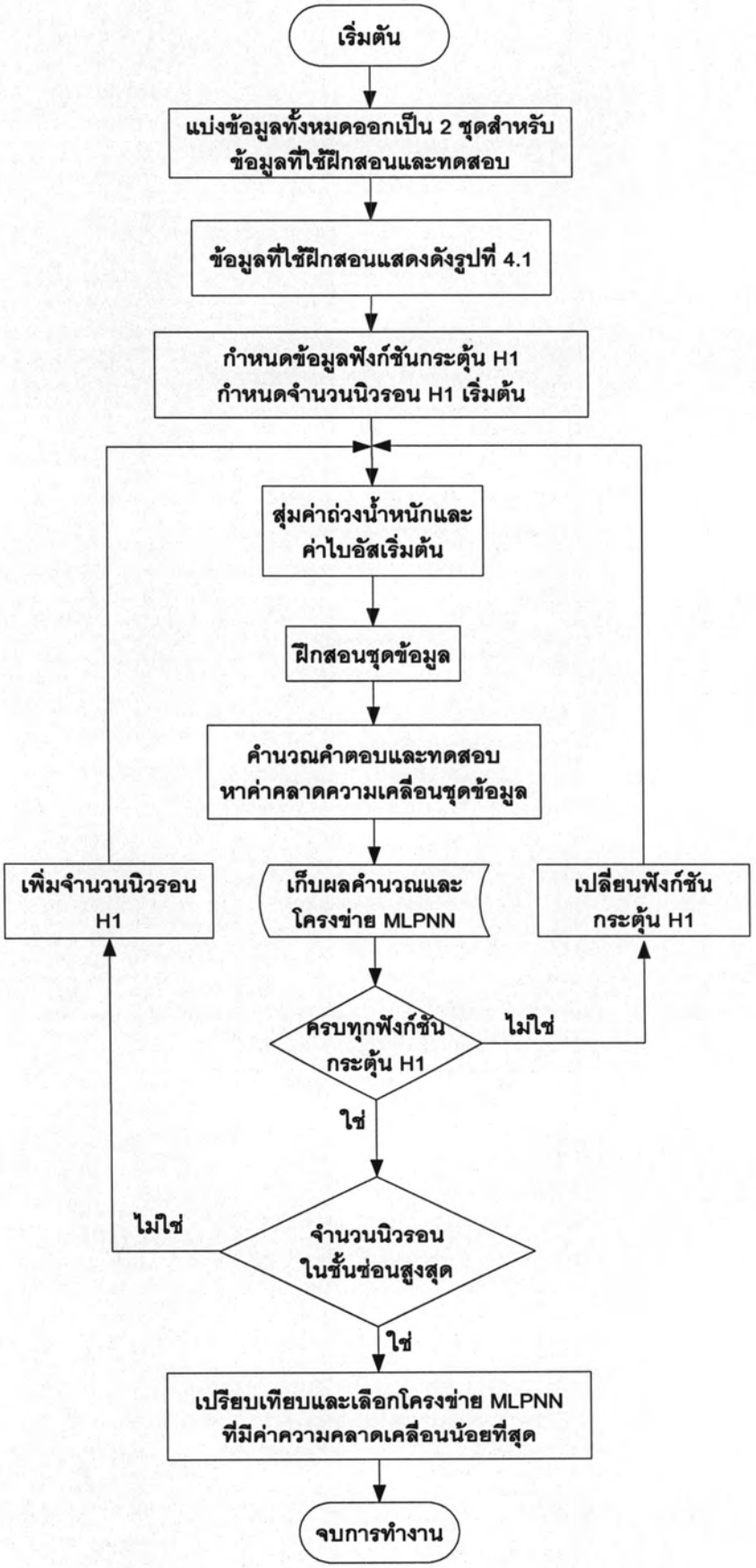
$PI^{MLPNN}$ คือ ผลจากการคำนวณ PI จากการคำนวณด้วยวิธี MLPNN

$N$ คือ จำนวนชุดข้อมูลที่คำนวณค่าทั้งหมด

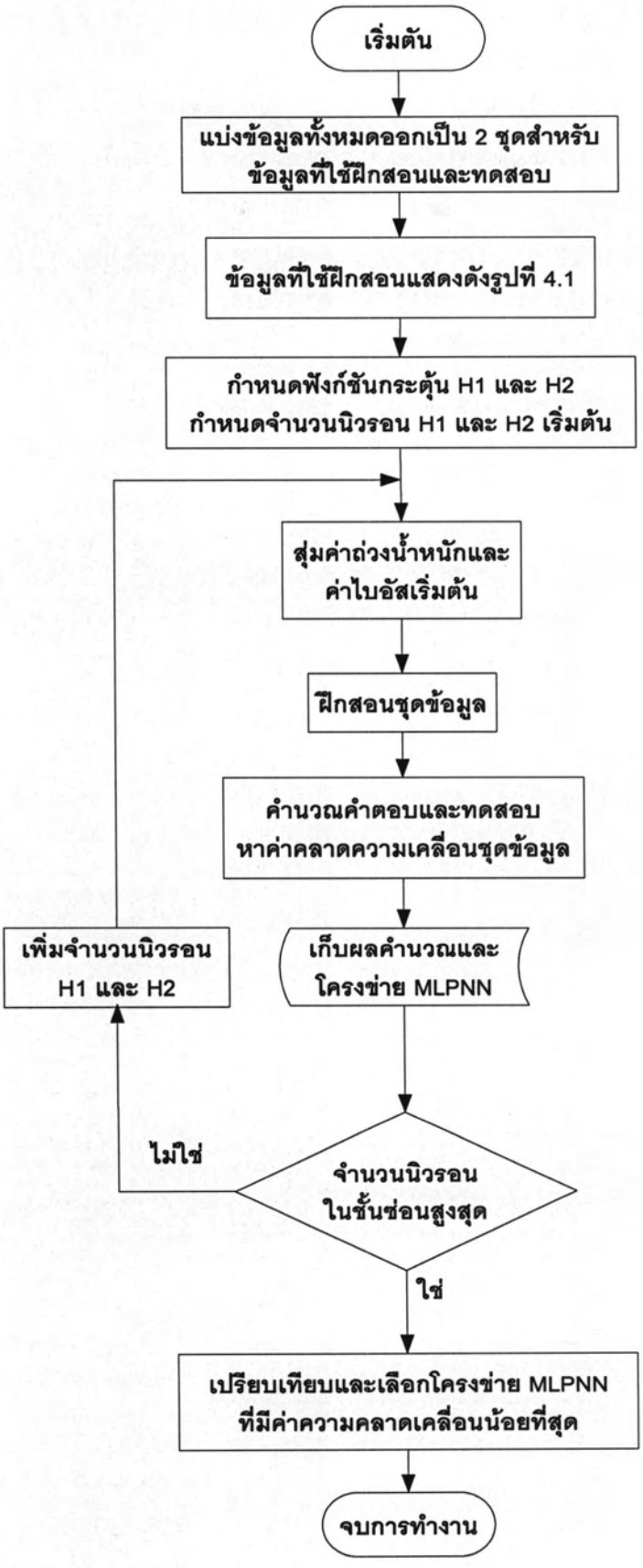



รูปที่ 4.3 กระบวนการคำนวณค่าดัชนีสมรรถนะระบบด้วย MLPNN

ขั้นตอนการฝึกสอน MLPNN สามารถสรุปได้ดังแผนภาพรูปที่ 4.4 และ รูปที่ 4.5 โดยจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนสูงสุดกำหนดจากความสามารถของคอมพิวเตอร์ที่ใช้ในการฝึกสอนที่สามารถเพิ่มจำนวนนิวรอนได้สูงที่สุด การฝึกสอนโครงข่าย MLPNN แบบ 4 ชั้น เพิ่มจำนวนนิวรอน H1 และ H2 จำนวนที่เท่ากัน ซึ่งหมายถึง จำนวนนิวรอน H1 และ H2 เท่ากันเสมอ




รูปที่ 4.4 ขั้นตอนการฝึกสอน MLPNN แบบ 3 ชั้น




รูปที่ 4.5 ขั้นตอนการฝึกสอน MLPNN แบบ 4 ชั้น