บทที่ 4
วิธีการทดลอง

ในวิทยานิพนธ์นี้ได้ทำการทดลองใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดขึ้นในระบบจำหน่าย [28-29] โดยโครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกเลือกใช้เพื่อทดลองวัดประสิทธิภาพในวิทยานิพนธ์นี้คือโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation Neural Networks และโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression Neural Network โดยใช้เครื่องมือในงานทดลองคือ Neural Network Toolbox ของโปรแกรม MATLAB Version 6.5 [25]

การทดลองในครั้งนี้สามารถแบ่งขั้นตอนการทดลองออกได้เป็น 3 ขั้นตอนใหญ่ๆ ได้แก่

1) การเตรียมข้อมูลสำหรับเป็นชุดฝึกสอน และชุดทดสอบ

2) การทดลองฝึกสอนด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation Neural Networks

3) การทดลองฝึกสอนด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression Neural Network

4.1 การเตรียมข้อมูลสำหรับเป็นชุดฝึกสอน และชุดทดสอบ

จากสมการที่ 2.1 และหัวข้อที่ 2.5 แสดงถึงปัจจัยที่มีผลต่อการเกิดกำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายป้อน ดังนั้นการเตรียมข้อมูลเพื่อใช้สำหรับเป็นชุดทดสอบจึงต้องคำนึงถึงปัจจัยดังกล่าว

4.1.1 การเลือกระบบทดสอบ

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะเลือกสายป้อนจำนวน 3 สายป้อน เพื่อใช้เป็นระบบทดสอบ โดยแนวทางในการเลือกสายป้อนมีดังนี้

- เป็นสายป้อนที่มีระบบคอมพิวเตอร์ควบคุมสถานีไฟฟ้า (Computer-Based Substation Control System : CSCS) เพื่อสามารถทราบข้อมูลโหลด (Load Report) ของสายป้อนที่ถูกบันทึกจากระบบ CSCS ได้ ซึ่งระบบ CSCS นี้จะบันทึกค่ากำลังไฟฟ้าจริง กำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟ ค่าตัวประกอบกำลัง แรงดันไฟฟ้า และกระแสไฟฟ้า ของสายป้อนที่สถานีไฟฟ้าทุกๆ 15 นาที

- เป็นสายป้อนที่มีข้อมูลในระบบสารสนเทศทางภูมิศาสตร์ (Geographic Information System, GIS) ครบถ้วน ซึ่งระบบ GIS จะทำให้เราสามารถทราบค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ของสายป้อน รวมถึงรูปแบบการจัดวางสายป้อน

- เป็นสายป้อนที่มีลักษณะของผู้ใช้ไฟที่แตกต่างกัน เพื่อตรวจสอบว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถใช้งานกับสายป้อนที่มีผู้ใช้ไฟทุกลักษณะได้หรือไม่

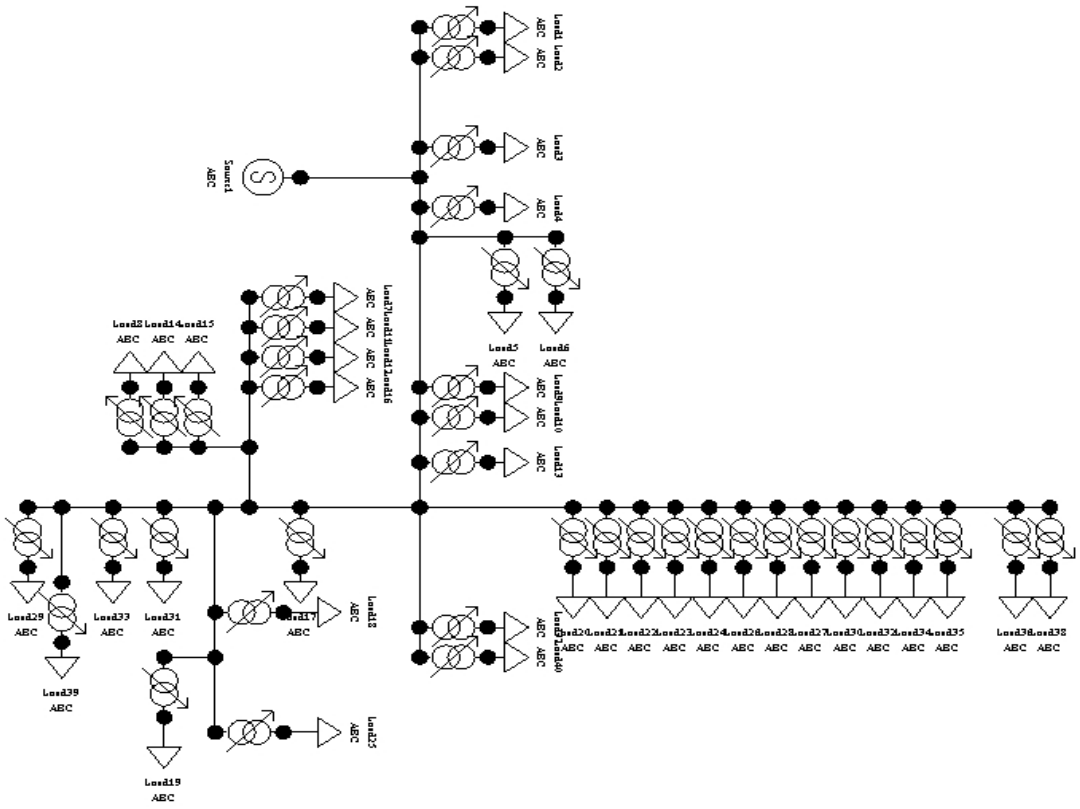
จากการพิจารณาตามแนวทางดังกล่าวข้างต้น จึงได้เลือกสายป้อน 3 สายป้อนจาก 2 สถานีไฟฟ้าดังนี้

1) สายป้อนที่ 6 ของสถานีไฟฟ้าระยอง 3 เป็นตัวแทนของสายป้อนที่จ่ายไฟให้กับผู้ใช้ไฟแบบอุตสาหกรรม

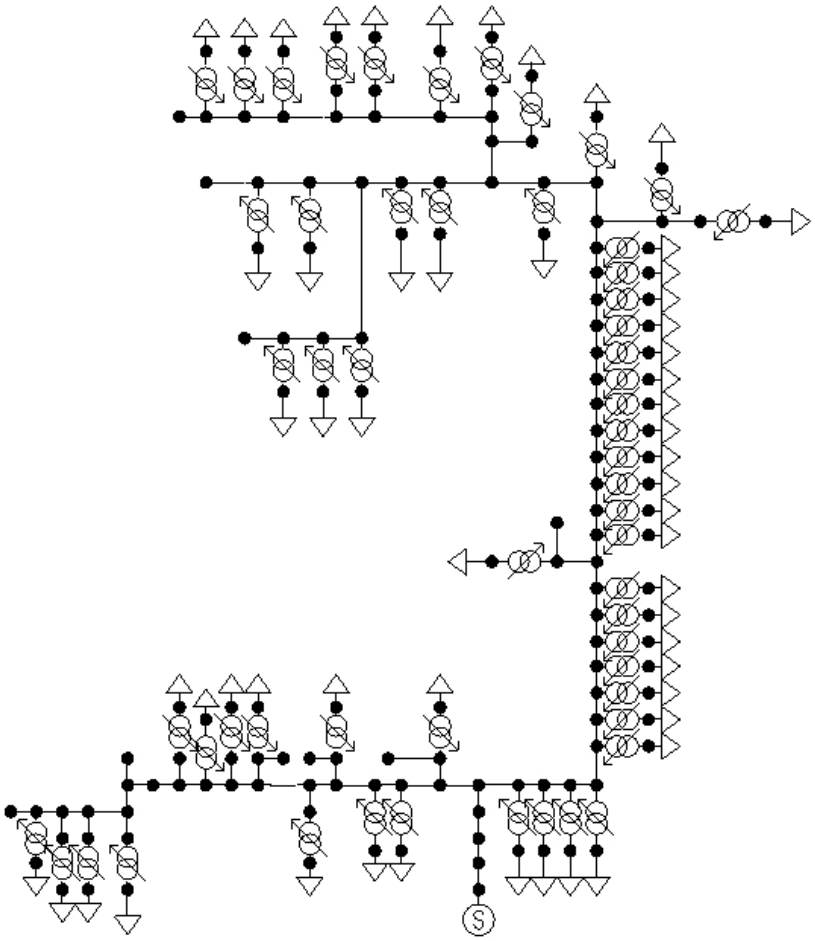
2) สายป้อนที่ 4 ของสถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 เป็นตัวแทนของสายป้อนที่มีผู้ใช้ไฟในเขตชนบท

3) สายป้อนที่ 8 ของสถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 เป็นตัวแทนของสายป้อนที่มีผู้ใช้ไฟในเขตเทศบาลตำบล

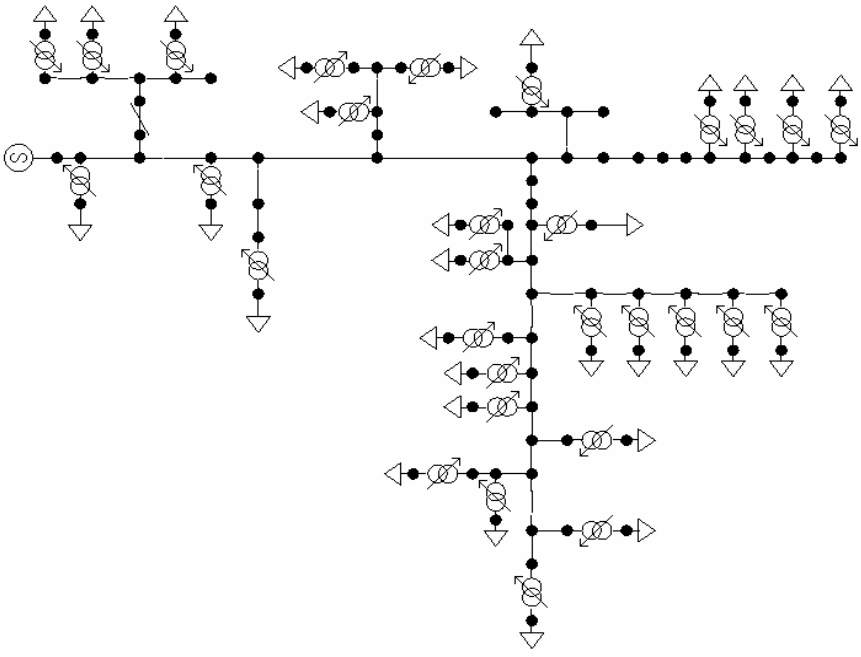
รูปที่ 4.1, 4.2 และ 4.3 แสดง Single Line Diagram ของสถานีไฟฟ้าทั้งสามตามลำดับ โดยข้อมูลและพารามิเตอร์ต่างๆ ของสายป้อนจะถูกแสดงไว้ในภาคผนวก ก



รูปที่ 4.1 Single Line Diagram ของสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3



รูปที่ 4.2 Single Line Diagram ของสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1



รูปที่ 4.3 Single Line Diagram ของสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1

4.1.2 การเลือกข้อมูลอินพุท

ในวิทยานิพนธ์นี้ได้เลือกชุดอินพุทของโครงข่ายประสาทเทียมโดยเลือกจากข้อมูลอะไรที่มีความสัมพันธ์กับการเกิดกำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายป้อนดังที่ได้กล่าวมาแล้วในบทที่ 2 และข้อมูลนั้นจะต้องเป็นข้อมูลที่จำเป็นต้องป้อนให้กับโปรแกรม PSS/ADEPT เพื่อใช้ในการหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสีย จากการศึกษาจึงได้ทำการเลือกค่าแรงดันไฟฟ้าของสายป้อนที่ตำแหน่งสถานีไฟฟ้า กำลังไฟฟ้าจริงที่ถูกจ่ายออกจากสถานี และค่าตัวประกอบกำลังที่สถานีไฟฟ้า เป็นข้อมูลอินพุท โดยข้อมูลเหล่านี้จะได้มาจากระบบ CSCS ของสถานีไฟฟ้า ซึ่งจะทำการสุ่มตัวอย่างมา 65 ชุดตัวอย่างสำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 และ 60 ชุดตัวอย่าง สำหรับสายป้อนที่ 4 และ 8 ของสถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยชุดตัวอย่างทั้งหมดจะถูกสุ่มค่ามาจากทุกเดือน เดือนละจำนวนเท่าๆ กันเพื่อเป็นการกระจายข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนในขอบเขตที่เราทำการศึกษา และในค่าที่ถูกสุ่มมานั้นจะต้องมีค่ากำลังไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดในแต่ละเดือนรวมอยู่ด้วย เนื่องจากค่าทั้งสองนี้จะเป็นขอบเขตของข้อมูล ข้อมูลที่ถูกสุ่มมาเหล่านี้จะถูกใช้ในการหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียซึ่งเป็นค่าเอาท์พุทของโครงข่ายประสาทเทียม และใช้เป็นข้อมูลสำหรับการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมต่อไป ซึ่งค่าของชุดตัวอย่างจะดูได้จากภาคผนวก ข

4.1.3 การเตรียมข้อมูลเอาท์พุท

เอาท์พุทของโครงข่ายประสาทเทียมในวิทยานิพนธ์นี้คือค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายป้อน โดยค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียนี้จะเกิดจากสายตัวนำและหม้อแปลงระบบจำหน่าย ซึ่งค่าดังกล่าวนี้จะหาได้จากการศึกษาโหลดโฟล์วโดยใช้โปรแกรม PSS/ADEPT [30] โดยนำค่าของชุดตัวอย่างอินพุทมาใช้ในการรันโปรแกรม วิธีการรันโปรแกรมสามารถดูได้จากภาคผนวก ค และ ค่าที่ได้จากการรันโปรแกรมดูได้จากภาคผนวก ข

4.1.4 การตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูล

ค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่หามาได้จากการรันโปรแกรม PSS/ADEPT ซึ่งจะนำไปใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมนั้น จะถูกนำมาตรวจสอบว่าค่าที่หามาได้มีความถูกต้องหรือไม่ก่อน โดยวิธีการตรวจสอบจะมี 2 ขั้นตอน ขั้นตอนแรกทำโดยการนำค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียเฉลี่ยที่หามาจากชุดข้อมูลที่ได้จากการรันโปรแกรมมาเปรียบเทียบกับค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียเฉลี่ยที่หาโดยการคำนวณจากความสัมพันธ์ระหว่างตัวประกอบกำลังไฟฟ้าสูญเสีย และตัวประกอบโหลด โดยค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียเฉลี่ยที่ได้จากวิธีทั้งสองจะต้องได้ค่าที่ใกล้เคียงกัน และขั้นตอนที่ 2 คือการนำค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียรวมมาเปรียบเทียบกับกำลังไฟฟ้าทั้งหมดที่จ่ายเข้าสู่สายป้อน กำลังไฟฟ้าสูญเสียควรจะมีค่าประมาณ 1.4-1.8 % ของกำลังไฟฟ้าทั้งหมดที่ป้อนเข้าสู่สายป้อน

4.1.4.1 ตรวจสอบค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียเฉลี่ย

ทำโดยนำค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียเฉลี่ยของชุดข้อมูลกำลังไฟฟ้าสูญเสียที่หาจากโปรแกรม PSS/ADEPT มาเปรียบเทียบกับค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียเฉลี่ยที่หาโดยวิธีการประเมินกำลังไฟฟ้าสูญเสียจากความสัมพันธ์ระหว่างตัวประกอบกำลังไฟฟ้าสูญเสีย และตัวประกอบโหลด ตามสมการที่ (2.7) ซึ่งค่าทั้งสองจะต้องมีค่าที่ไม่แตกต่างกันมากนัก โดยค่ากำลังไฟฟ้าเฉลี่ยที่หามาจากทั้ง 2 วิธี ถูกแสดงไว้ในตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 กำลังไฟฟ้าสูญเสียเฉลี่ยของระบบทดสอบ

สายป้อน	กำลังไฟฟ้าสูญเสียเฉลี่ย (kW)	
	ประเมินจากความสัมพันธ์ระหว่าง LF และ LSF	ประเมินจากชุดข้อมูลที่หาโดย PSS/ADEPT
สายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3	49.06	43.37
สายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1	72.71	74.52
สายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1	76.12	74.28

4.1.4.2 ตรวจสอบปริมาณกำลังไฟฟ้าสูญเสียรวมเทียบกับพลังงานรวมที่ป้อนให้กับสายป้อน

จากหัวข้อที่ 2.7 จะพบว่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดขึ้นในสายป้อนของ กฟภ. จะมีค่าอยู่ที่ประมาณ 1.4-1.8 % ของพลังงานที่จ่ายเข้าสู่สายป้อน ซึ่งเมื่อได้นำค่าผลรวมของกำลังไฟฟ้าสูญเสียที่หามาได้จากการรันโปรแกรม PSS/ADEPT มาเทียบกับกำลังไฟฟ้ารวมที่ป้อนให้กับสายป้อนจะมีค่าใกล้เคียงกับค่าประมาณดังกล่าว โดยผลการเปรียบเทียบของสายป้อนทั้ง 3 สรุปได้ดังตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.2 กำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายป้อนตัวอย่างทั้ง 3 จากการรันโปรแกรม PSS/ADEPT

สายป้อน	กำลังไฟฟ้าที่จ่ายเข้าสู่ระบบ (kW)	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย (kW)		
		หม้อแปลง	สายป้อน	รวม
สายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3	254,486.3	2,067.99	751.19	2,819.18
สายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1	249,786.5	2,520.41	1,950.75	4,471.16
สายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1	243,072.6	3,590.96	866.12	4,457.08

ตารางที่ 4.3 กำลังไฟฟ้าสูญเสียเทียบกับกำลังไฟฟ้าที่ป้อนให้กับระบบ

สายป้อน	กำลังไฟฟ้าสูญเสียเทียบกับกำลังไฟฟ้าที่จ่ายเข้าสู่ระบบ (%)		
	ในหม้อแปลง	ในสายป้อน	รวม
สายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3	0.82	0.29	1.11
สายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1	1.01	0.78	1.79
สายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1	1.47	0.36	1.83

ซึ่งผลจากการตรวจสอบทั้ง 2 ขั้นตอน จะทำให้เชื่อมั่นได้ว่าค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่หามาได้จากการรันโปรแกรม PSS/ADEPT จะเป็นค่าที่มีความถูกต้อง

4.1.5 การแบ่งจำนวนชุดฝึกสอน และชุดทดสอบ

เนื่องจากจำนวนของชุดฝึกสอนจะเป็นปัจจัยที่มีผลต่อประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม ดังนั้นเพื่อเป็นการตรวจสอบว่าจำนวนชุดฝึกสอนมีผลต่อประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมอย่างไร วิทยานิพนธ์นี้จึงได้ทำการแบ่งจำนวนชุดฝึกสอนและชุดทดสอบเป็น 2 ลักษณะ ในลักษณะแรกจะใช้จำนวนชุดฝึกสอนและชุดทดสอบในอัตราส่วนเป็น 70:30 หลังจากนั้นทำการลดจำนวนชุดฝึกสอนลงและคงจำนวนชุดทดสอบไว้เท่าเดิม ทำให้อัตราส่วนของจำนวนชุดฝึกสอนและชุดทดสอบเปลี่ยนไปเป็น 64 : 36 โดยรูปแบบการแบ่งจำนวนชุดทดสอบและชุดฝึกสอนมีลักษณะดังนี้

1) ใช้จำนวนชุดสอนและชุดทดสอบในอัตราส่วนเท่ากับ 70 : 30
   - สายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 ใช้ชุดฝึกสอน 45 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุด
   - สายป้อนที่ 4 และ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 ใช้ชุดฝึกสอน 42 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุด
2) ใช้จำนวนชุดสอนและ ชุดทดสอบในอัตราส่วนเท่ากับ 64 : 36
   - สายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 ใช้ชุดฝึกสอน 35 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุด
   - สายป้อนที่ 4 และ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 ใช้ชุดฝึกสอน 32 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุด

4.2 การทดลองฝึกสอนด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation Neural Networks

ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation Neural Networks ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะแบ่งออกได้เป็น 2 ช่วง คือช่วงที่ 1 จะฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอนและจำนวนชุดทดสอบในอัตราส่วน 70:30 และช่วงที่ 2 จะใช้จำนวนชุดฝึกสอน

และจำนวนชุดทดสอบในอัตราส่วน 64:36 โดยในแต่ละช่วงจะสามารถแบ่งวิธีการฝึกสอนออกได้เป็น 3 ขั้นตอนหลักดังนี้

1) การสร้างรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียม
2) การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม
3) การเปรียบเทียบผลเพื่อหาโครงข่ายที่เหมาะสม

โดยการเปรียบเทียบว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบใดที่ให้ผลลัพธ์ออกมาดีที่สุดนั้นเราจะทำการเปรียบเทียบโดยดูจากค่าเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) ของชุดทดสอบ ถ้าโครงข่ายใดที่ให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุดแสดงว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบนั้นมีประสิทธิภาพดีที่สุด สำหรับการหาค่า MAPE นั้นเราสามารถหาได้จากสมการดังนี้

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{\text{Real Result}_i - \text{Obtained result}_i}{\text{Real Result}_i}\right| \times 100\% \qquad (4.1)$$

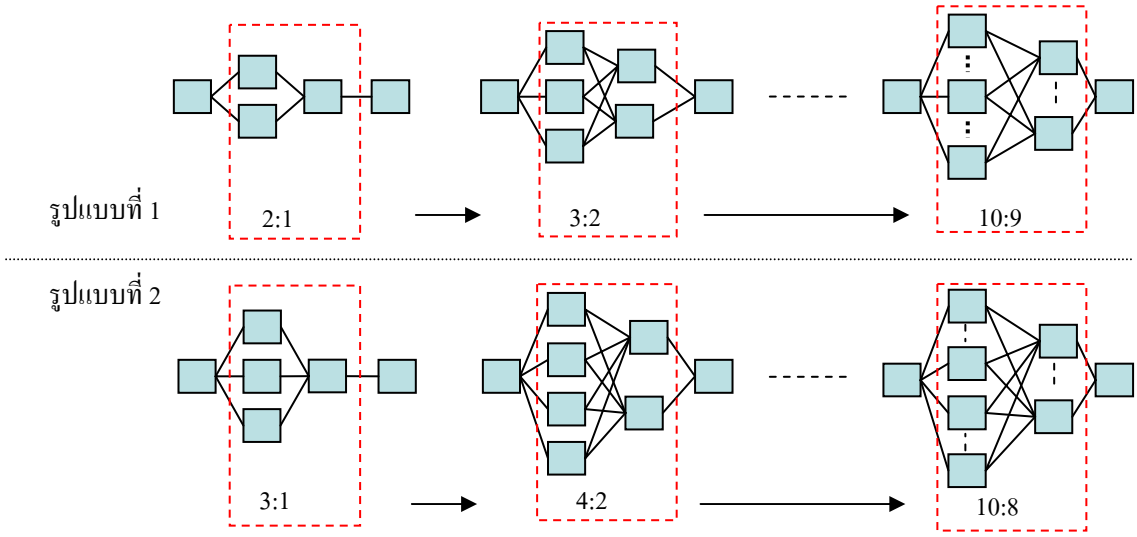
โดยที่ Real Result คือ ค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่ได้จากการศึกษาโหลดโฟล์ว
Obtained Result คือ ค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม
n คือ จำนวนชุดทดสอบ

4.2.1 การสร้างรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในวิทยานิพนธ์นี้จะเป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนชั้นซ่อน 2 ชั้น และเนื่องจากปัจจุบันยังไม่วิธีการที่แน่นอนในการหาค่าจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และชั้นซ่อนที่ 2 ดังนั้นจึงต้องใช้วิธีการทดสอบโครงสร้างหลายรูปแบบแล้วนำค่า MAPE ที่ได้มาเปรียบเทียบเพื่อหาโครงข่ายที่มีความเหมาะสมที่สุด ดังนั้นในวิทยานิพนธ์นี้จึงได้มีการปรับเปลี่ยนจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และชั้นซ่อนที่ 2 ให้มีค่าเปลี่ยนไปเรื่อยๆ และทำการบันทึกค่า MAPE ของชุดทดสอบไว้เพื่อเปรียบเทียบค่าต่อไป โดยการกำหนดจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนทั้ง 2 นั้น จะให้ชั้นซ่อนที่ 1 มีจำนวนนิวรอนมากกว่าชั้นซ่อนที่ 2 เสมอ และให้ผลต่างของจำนวนนิวรอนเท่ากับ 1 และ 2 จึงทำให้โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมในงานวิทยานิพนธ์นี้มี 2 รูปแบบ โดยรูปแบบที่ 1 จะจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 มากกว่าจำนวนนิวรอนในชั้นที่ 2 จำนวน 1 นิวรอน และรูปแบบที่ 2 จะจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 มากกว่าจำนวนนิวรอนในชั้นที่ 2 จำนวน 2 นิวรอน และปรับค่านิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 ตั้งแต่ 2 จนถึง 10 นิวรอนในรูปแบบแรก และปรับค่านิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 ตั้งแต่ 3 จนถึง 10 นิวรอน ในรูปแบบที่ 2

นอกจากจะทำการปรับเปลี่ยนจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนแล้ว ก็ยังได้ทำการเปลี่ยนฟังก์ชั่นการถ่ายโอนในชั้นซ่อนทั้งสองให้มีรูปแบบหลายๆ รูปแบบ ทำให้ได้โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

หลายรูปแบบมากยิ่งขึ้น โดยฟังก์ชั่นการถ่ายโอนที่ใช้ในชั้นซ่อนทั้งสองได้แก่ Log-Sigmoid Transfer Function และ Tan-Sigmoid Transfer Function ส่วนในชั้นเอาท์พุทจะใช้ฟังก์ชั่นการถ่ายโอนแบบ Linear Transfer Function



รูปที่ 4.4 รูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation ที่ใช้ในการทดสอบ

4.2.2 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

ในวิทยานิพนธ์นี้ได้ทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation Neural Network โดยใช้วิธีของ Levenberg-Marquardt Algorithm ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก และค่าไบแอสดังที่ได้กล่าวมาแล้วในบทที่ 3 โดยในการฝึกสอนจะได้ทำการกำหนดเงื่อนไขในการฝึกสอนดังนี้

4.2.2.1 ค่าเริ่มต้นที่ใช้เป็นค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) และค่าไบอัส (bias)

ในการเลือกค่าเริ่มต้นที่จะใช้เป็นค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมในการทดลองครั้งนี้ จะใช้วิธีการให้โปรแกรมทำการสุ่มเลือกค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัส

4.2.2.2 ลำดับขั้นตอนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัส

ในการทดสอบนี้ได้กำหนดให้มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสเป็นจำนวน 1,000 ครั้ง (Epoch) โดยได้กำหนดให้ทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสด้วยจำนวนนี้ในทุกการทดสอบเพื่อเปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการฝึกสอน ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสในแต่ละรอบนั้นจะทำการคำนวณหาค่าผิดพลาดของคำตอบของข้อมูลชุดฝึกสอน และข้อมูลชุดทดสอบแต่ละชุด เพื่อเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดยกกำลังสอง (Mean Square Error : MSE) ของชุดข้อมูลทดสอบในรอบการคำนวณปัจจุบันกับค่า MSE ของข้อมูลทดสอบที่ได้จากการคำนวณในรอบก่อนหน้านี้ และบันทึกค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสในรอบที่ทำให้ค่า MSE ของข้อมูลชุดทดสอบมีค่าต่ำที่สุด

4.2.2.3 จำนวนรอบของการฝึกสอน

จากที่ได้กล่าวมาแล้วว่าในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสเป็นจำนวน 1,000 ครั้ง ซึ่งเมื่อโครงข่ายประสาทเทียมทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสจนครบ 1,000 ครั้งแล้ว เราจะถือว่าเป็นหนึ่งรอบของการฝึกสอน หลังจากจบหนึ่งรอบการฝึกสอนแล้วก็จะทำการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นขึ้นมาใหม่ ซึ่งจะเป็นค่าที่ต่างจากค่าเริ่มต้นที่ผ่านมา และจะทำจนครบจำนวนรอบที่เราได้กำหนดไว้ โดยในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้กำหนดให้จำนวนรอบของการฝึกสอนในแต่ละโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมคือ 10 รอบต่อโครงสร้าง และเราจะเลือกรอบของการฝึกสอนที่ทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำที่สุด

4.2.2.4 เงื่อนไขของการสิ้นสุดการฝึกสอน

ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมและใช้กระบวนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสด้วยวิธี Levenberg-Marquardt Algorithm [25] นั้นจะมีเงื่อนไขพื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับการสิ้นสุดการฝึกสอนดังนี้

- ค่า Gradient Factor เป็นพารามิเตอร์หนึ่งที่ใช้ในการพิจารณาถึงการสิ้นสุดของการฝึกสอน (ค่า g ในสมการที่ 3.7) ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสแต่ละรอบนั้นค่า Gradient Factor จะเปลี่ยนแปลงไปขึ้นอยู่กับค่าผิดพลาด (e) ที่เกิดขึ้นใน Epoch นั้น ๆ โดยการฝึกสอนจะสิ้นสุดลงเมื่อ Gradient Factor มีค่าน้อยกว่า $1e^{-10}$

- ค่า Mu Factor ค่า μ หรือ Learning Factor ในสมการที่ 3.7 เป็นค่าคงที่ที่ใช้เร่งการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสให้ลู่เข้าหาคำตอบ ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสแต่ละรอบนั้นหากค่า Gradient Factor มีค่าเพิ่มขึ้น จะมีการปรับค่า μ ให้เพิ่มขึ้นจนกระทั่งค่า Gradient Factor มีแนวโน้มที่จะลดลง จากนั้นค่า μ จะถูกปรับลดลงเรื่อย ๆ และมีการปรับเพิ่มขึ้นอีกครั้งเมื่อค่า Gradient Factor มีค่าเพิ่มขึ้น โดยที่ค่า μ เริ่มต้นจะมีค่าเท่ากับ 0.001 การปรับค่า μ เพิ่มขึ้นนั้นจะทำโดยการคูณด้วย Increased Factor ซึ่งมีค่าเท่ากับ 10 และการปรับค่า μ ลดลงนั้นจะทำโดยการคูณด้วย Decreased Factor ซึ่งมีค่าเท่ากับ 0.1 และการฝึกสอนจะสิ้นสุดลงเมื่อค่า μ มีค่ามากกว่า $1e^{10}$

4.2.3 การเปรียบเทียบผลเพื่อหาโครงข่ายที่เหมาะสม

เมื่อได้ทำการฝึกสอนตามวิธีการข้างต้นแล้ว เมื่อสิ้นสุดการฝึกสอนในแต่ละโครงสร้างก็จะได้มีการบันทึกค่า MAPE ของชุดทดสอบที่ดีที่สุดไว้ แล้วจะนำค่า MAPE ที่บันทึกได้นี้ไปเปรียบเทียบเพื่อหาโครงสร้างที่เหมาะสมซึ่งจะมีค่า MAPE ที่น้อยที่สุด โดยผลการทดลองที่บันทึกไว้จะนำมาวิเคราะห์ในบทถัดไป

4.2.4 สรุปขั้นตอนการทดลอง

ขั้นตอนการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation Neural Network ในงานวิทยานิพนธ์นี้สามารถสรุปเป็นข้อได้ดังนี้

1) กำหนดข้อมูลที่ใช้เป็นอินพุทและเอาท์พุทให้กับโครงข่ายประสาทเทียม

2) กำหนดชุดข้อมูลที่จะใช้เป็นชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ

3) เลือกฟังก์ชันการถ่ายโอนที่จะใช้ในชั้นซ่อนที่ 1 และชั้นซ่อนที่ 2 และชั้นเอาท์พุท

4) กำหนดจำนวนโหนดเริ่มต้นของชั้นซ่อนที่ 1 และชั้นซ่อนที่ 2 ตามที่ต้องการ หลังจากนั้นทำการรันโปรแกรมและให้โปรแกรมปรับจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนทั้ง 2 จนกระทั่งได้โครงสร้างครบทุกรูปแบบตามที่เราต้องการ

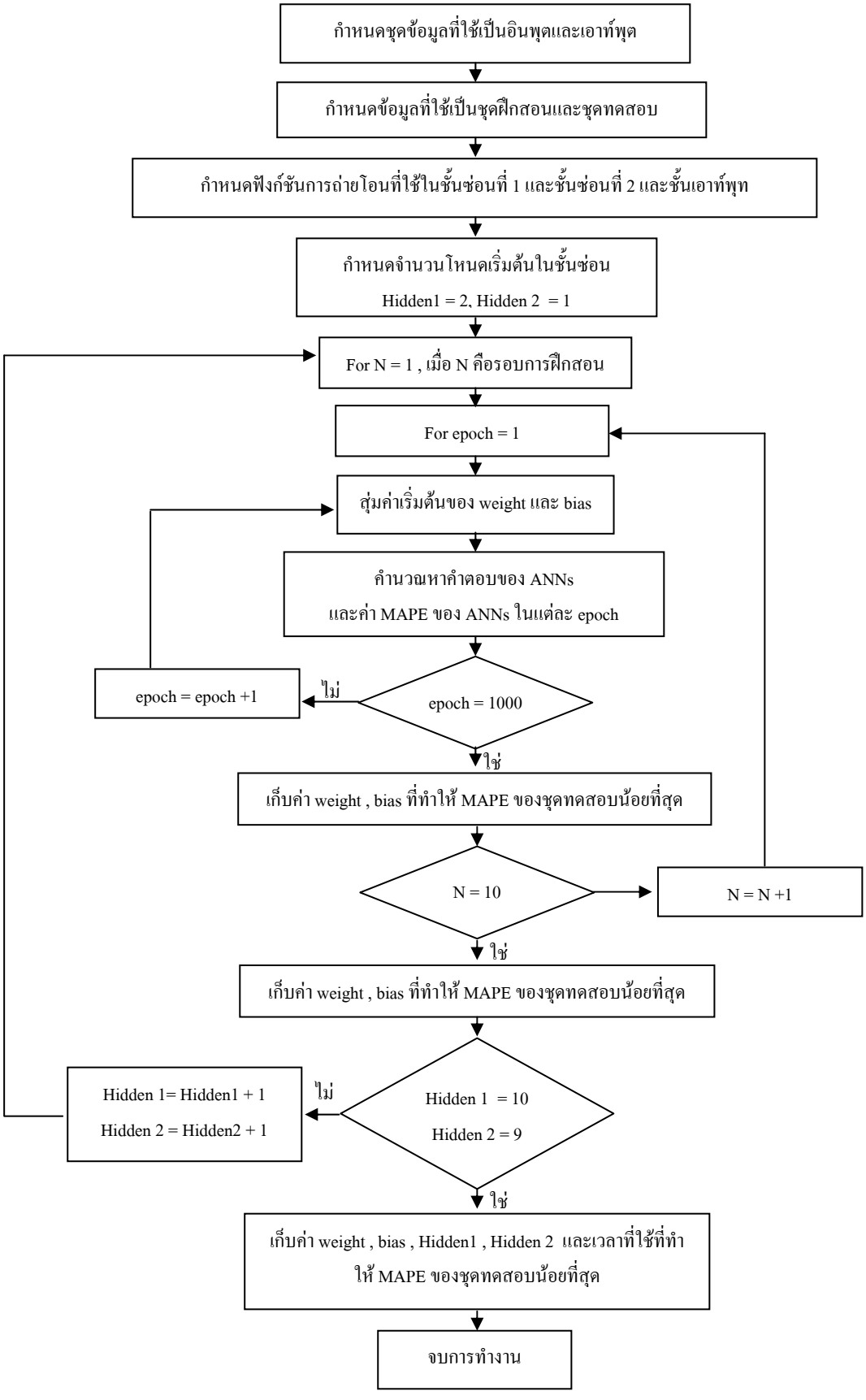
5) กำหนดจำนวนรอบการฝึกสอน โดยให้แต่ละโครงสร้างทำการฝึกสอนจำนวน 10 รอบต่อโครงสร้าง และแต่ละรอบการฝึกสอนให้ทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสทั้งหมด 1,000 ครั้ง (epoch)

6) เก็บบันทึกค่าต่างๆ ดังนี้

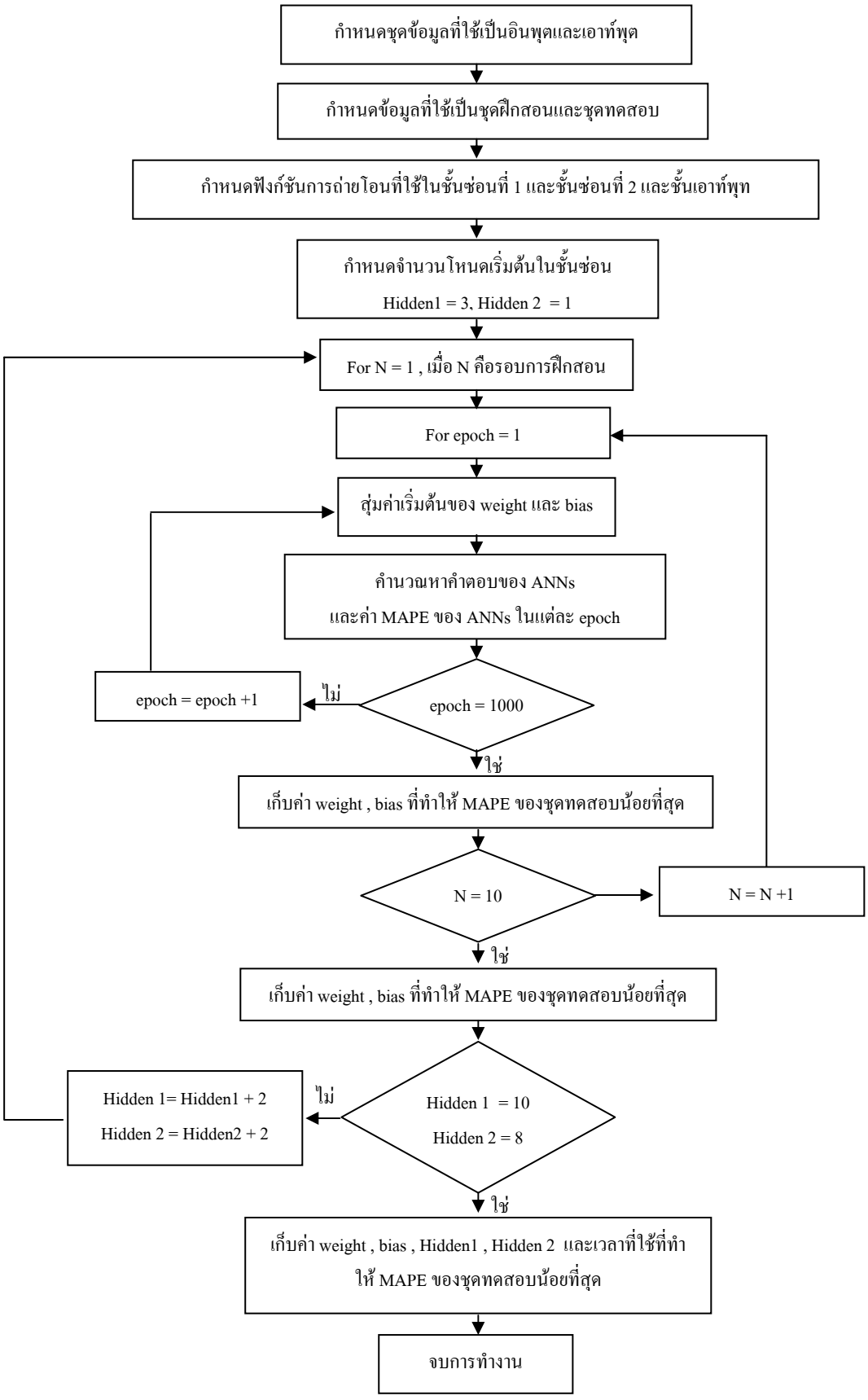
- ค่า MAPE ของชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ
- เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนในแต่ละโครงสร้าง
- ค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) และค่าไบอัส (bias)
- จำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 1 และชั้นซ่อนที่ 2 ของโครงสร้างที่ให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบต่ำที่สุด

7) เปลี่ยนฟังก์ชันการถ่านโอนที่ใช้ในชั้นซ่อนที่ 1 และชั้นซ่อนที่ 2 และชั้นเอาท์พุทของโครงข่ายประสาทเทียม แล้วทำซ้ำข้อ 4 ถึง 6

8) ทำการเปลี่ยนฟังก์ชันการถ่ายโอนให้ครบทุกแบบ



รูปที่ 4.5 การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation รูปแบบที่ 1



รูปที่ 4.6 การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation รูปแบบที่ 2

4.3 การทดลองฝึกสอนด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression Neural Network (GRNN)

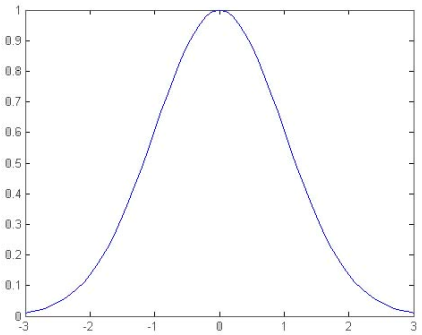
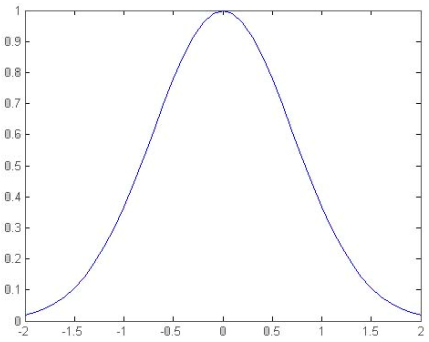
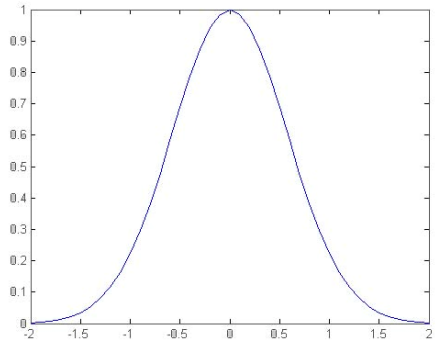
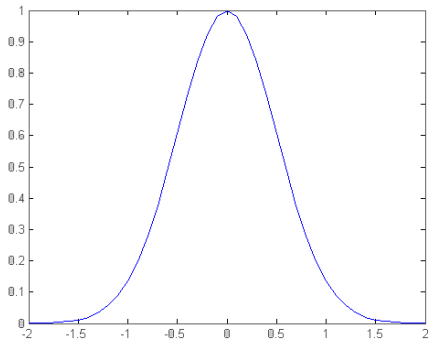
วิธีการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression นั้นจะมีลักษณะแตกต่างจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม Back-propagation เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN นั้นเราไม่สามารถเปลี่ยนฟังก์ชันการถ่ายโอนที่ใช้ในชั้นต่างๆ ของโครงข่ายประสาทเทียมได้เหมือนกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation โดยฟังก์ชันการถ่ายโอนที่ใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression นั้นจะใช้ฟังก์ชันการถ่ายโอนชนิด Radial Basis Function ในชั้นซ่อน (Hidden Layer) หรือชั้นฐานรัศมี (Radial Basis Layer) และใช้ฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบ Linear ในชั้นเอาท์พุท (Output Layer) หรือชั้นเชิงเส้นพิเศษ (Special Linear Layer) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression นั้นเราจะไม่สามารถปรับเปลี่ยนจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนได้ เนื่องจากจำนวนโหนดในชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression นั้นจะเท่ากับจำนวนชุดฝึกสอนของข้อมูล

ดังนั้นการปรับโครงข่ายประสาทเทียมในการฝึกสอนในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะทำใน 2 ลักษณะ คือ ทำการปรับขนาดความกว้างของฟังก์ชั่น Radial Basis Function และทำการปรับค่า Spread

4.3.1 ผลจากการปรับขนาดความกว้างของฟังก์ชั่น Radial Basis Functions

ในการปรับขนาดความกว้างของ Radial Basis Function นั่นจะมีผลทำให้ค่าไบแอสของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression ในชั้นซ่อนมีขนาดเปลี่ยนแปลงตามไปด้วย ซึ่งวิธีการปรับขนาดความกว้างของ Radial Basis Function จะทำโดยการเพิ่มค่าคงที่เข้าไปสมการปกติ คือ $a(n) = e^{-n^2}$ โดยในงานวิทยานิพนธ์ครั้งนี้จะทำการปรับค่าคงที่ 4 ค่า ทำให้ได้สมการในการฝึกสอนทั้งหมด 4 สมการ ดังจะแสดงสมการและกราฟของฟังก์ชั่น และสมการในการหาค่าไบแอส ได้ตามตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.4 กราฟและสมการ Radial Basis Function และสมการที่ใช้ในการหาค่าไบแอส

กราฟ Radial Basis Function	สมการ Radial Basis Function	สมการที่ใช้ในการหาค่าไบอัสในชั้นซ่อน
	$a(n) = e^{-0.5n^2}$	$bias = \frac{1.1774}{spread}$
	$a(n) = e^{-n^2}$	$bias = \frac{0.8326}{spread}$
	$a(n) = e^{-1.5n^2}$	$bias = \frac{0.6800}{spread}$
	$a(n) = e^{-2n^2}$	$bias = \frac{0.5877}{spread}$

4.3.2 ผลจากการปรับ Spread

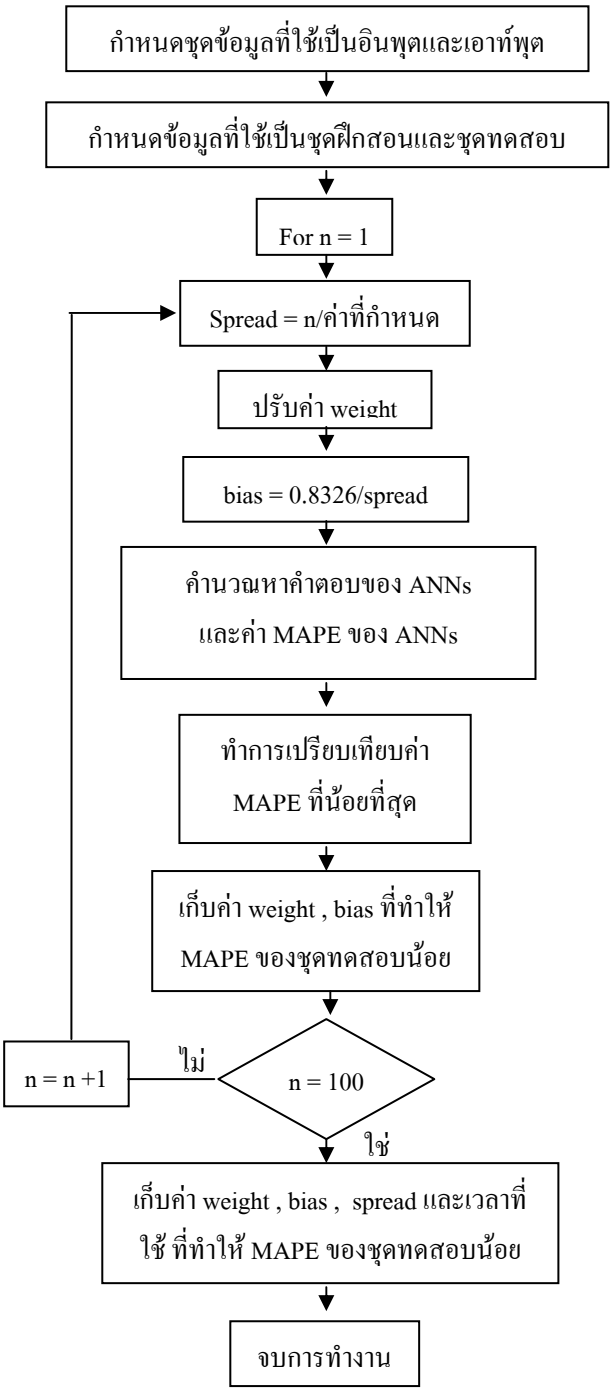
จากตารางที่ 4.1 จะให้ได้ว่าการปรับค่า Spread จะมีผลต่อค่าไบแอสในชั้นซ่อน ดังนั้นในการปรับค่า Spread หลายๆ ค่าจะทำให้เราสามารถหาค่า Spread ที่ดีที่สุดซึ่งจะทำให้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN มีประสิทธิภาพดีที่สุดได้ โดยในการศึกษานี้จะให้ค่า Spread เป็นไปตามสมการที่ 4.2

$$\text{Spread} = n / \text{ค่าคงที่} \qquad (4.2)$$

โดยให้ค่า n เป็นตัวเลขที่เป็นจำนวนเต็ม มีค่าตั้งแต่ 1-100 และในการฝึกสอนเราจะทำการเปลี่ยนค่าคงที่ไปเรื่อยๆ และทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมใหม่หลังจากปรับค่าคงที่ 1 ค่า หลังจากฝึกสอนเสร็จก็บันทึกค่า MAPE มาเปรียบเทียบหาโครงข่ายที่มีประสิทธิภาพดีที่สุด

ขั้นตอนในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะสามารถสรุปเป็นแผนผังการทำงานได้ตามรูปที่ 4.6

โดยค่าที่ได้จากการทดลองฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN โดยการปรับขนาดความกว้างของ Radial Basis Function และขนาดของ Spread จะถูกบันทึกไว้และนำไปวิเคราะห์ในบทถัดไป



รูปที่ 4.7 การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN