

การหา Network Observability ของระบบ กฟภ. และ กฟผ.
โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

NETWORK OBSERVABILITY DETERMINATION FOR FEA AND EGAT
SYSTEMS USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

พรเทพ ตันประเสริฐ
PORNTHEP TANPRASERT

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาค้นคว้าหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2549

ISBN 974-15-2189-8

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

การหา Network Observability ของระบบ กฟภ. และ กฟผ.
โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

NETWORK OBSERVABILITY DETERMINATION FOR FEA AND EGAT
SYSTEMS USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS



พรเทพ ตันประเสริฐ

PORNTHAP TANPRASERT

เลขหมู่.....
เลขทะเบียน..... 61701
วัน,เดือน,ปี..... 19 ก.ค. 2549

b.....
i.....

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2549

ISBN 974-15-2189-8

**NETWORK OBSERVABILITY DETERMINATION FOR FEA AND EGAT
SYSTEMS USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS**

PORNTHEP TANPRASERT

**A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING IN ELECTRICAL ENGINEERING
SCHOOL OF GRADUATE STUDIES
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**

2006

ISBN 974-15-2189-8

COPYRIGHT 2006

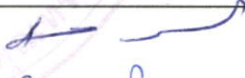




SCHOOL OF GRADUATE STUDIES

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

บัณฑิตวิทยาลัย
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ใบรับรองวิทยานิพนธ์

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การหา NETWORK OBSERVABILITY ของระบบ กฟภ. และ กฟผ.
โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม
NETWORK OBSERVABILITY DETERMINATION FOR PEA AND
EGAT SYSTEMS USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

นักศึกษานายพรเทพ ตันประเสริฐ
รหัสประจำตัว 46060318
ปริญญา วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า
อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ ผศ.ดร.สมชาติ จิริวิภากร

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์	ลายมือชื่อ
รศ.มณฑล ลีลาจินดาไกรฤกษ์	
ผศ.ดร.บุษนา คิทธิใจเดียว	
รศ.ดร.อานันทวัฒน์ คุณากร	
รศ.นิทัศน์ กฤษณจินดา	
ผศ.ดร.สมชาติ จิริวิภากร	

วัน/เดือน/ปี ที่สอบ 1 มีนาคม 2549 เวลา 9.00-11.00 น.

สถานที่สอบ ณ อาคาร 12 ชั้น ชั้น 4 (E12-402)

บัณฑิตวิทยาลัยรับรองแล้ว

(ผศ.ดร.จารุวัตร เจริญสุข)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

วันที่ ๒๐ เดือน พฤษภาคม พ.ศ. ๒๕๔๙

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การทำ Network Observability ของระบบ กฟภ. และ กฟผ. โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม
นักศึกษา	นายพรเทพ ต้นประเสริฐ
รหัสนักศึกษา	46060318
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
พ.ศ.	2549
อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์	ผศ.ดร. สมชาติ จิรวิภากร

บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอวิธีการหาความเพียงพอของค่าวัด (Network Observability, NO) ในระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค (กฟภ.) และระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (กฟผ.) โดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks, ANNs) วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ นำผลที่ได้จากวิธีการลดทอนจาโคเบียนเมตริกซ์ของค่าวัด (Measurement Jacobian Matrix Reduction, MJMR) มาใช้เป็นข้อมูลสำหรับฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม 2 แบบ คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับและโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression แล้วนำผลที่ได้มาเปรียบเทียบว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบใดสามารถหาความเพียงพอของค่าวัดของระบบไฟฟ้ากำลังได้มีประสิทธิภาพมากกว่าและใช้เวลาในการฝึกสอนน้อยกว่า การใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการวิเคราะห์นั้นสามารถแก้ไขปัญหาในการใช้วิธีการที่มีขั้นตอนซับซ้อนและการคำนวณที่ใช้เวลานาน

Thesis title	Network Observability Determination for PEA and EGAT Systems Using Artificial Neural Networks
Student	Mr.Pornthep Tanprasert
Student ID.	46060318
Degree	Master of Engineering
Programme	Electrical engineering
Year	2006
Thesis Advisor	Assist.Prof.Dr. Somchat Jiriwibhakorn

ABSTRACT

This thesis presents its readers a method for the determination of network observability of the Provincial Electricity Authority (PEA)'s 8 bus, 115kV power system and the Electricity Generation Authority of Thailand (EGAT)'s 14 bus, 230kV power system by using the artificial neural networks (ANNs). This thesis uses the results from the Measurement Jacobian Matrix Reduction as training and testing data for two types of the artificial neural networks which are the back – propagation (BP) neural network and the generalized regression neural network (GRNN). Then both results are compared to find out which one can determine the network observability more effectively with less training time. Using the artificial neural networks in analysis can solve the problem on using other complex procedures and time consuming calculations.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จได้ด้วยความกรุณาจากอาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ ผศ.ดร.สมชาติ จิรวิภากร ที่ให้ความช่วยเหลือ ให้คำชี้แนะช่วยแก้ปัญหาตลอดจนให้ความรู้และคำปรึกษาที่ดีในการทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้แก่ข้าพเจ้า

ขอขอบพระคุณ รศ.มณฑล ลีลาจินดาไกรฤกษ์ และ ผศ.ดร.บุษยามา กิจใจเด็ชว กรรมการสอบหัวข้อและโครงร่างวิทยานิพนธ์ที่ได้กรุณาให้คำแนะนำนำตลอดจนข้อชี้แนะ จนในที่สุดทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลงได้

ขอขอบคุณ เพื่อน ๆ และพี่ ๆ การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคและการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยที่ได้ให้ความช่วยเหลือในเรื่องของข้อมูลต่าง ๆ ที่ได้นำมาใช้ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

สุดท้ายต้องขอขอบคุณ คุณนันทิศา งามสมจิตร ที่ช่วยเหลือและเป็นกำลังใจที่ดีตลอดมา

สำหรับคุณงามความดีอันใดที่เกิดจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอมอบให้บิดามารดา ซึ่งเป็นที่รักและเคารพยิ่ง ตลอดจนครูอาจารย์ที่เคารพทุกท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้และถ่ายทอดประสบการณ์ที่ดีแก่ข้าพเจ้า

พรเทพ ต้นประเสริฐ

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	XII
สารบัญรูป.....	XXI
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	4
1.3 สมมติฐานของการศึกษา.....	4
1.4 ขอบเขตของการศึกษา.....	5
1.5 ขั้นตอนของการศึกษา.....	5
1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	6
บทที่ 2 การวิเคราะห์ความเพียงพอของค่าวัดในวงจรข่าย.....	7
2.1 วงจรข่ายและกราฟ (Networks and Graphs)	9
2.1.1 กราฟ (Graphs).....	9
2.1.2 วงจรข่าย (Networks).....	9
2.2 เมตริกซ์ของวงจรข่าย (Network Matrices).....	10
2.2.1 อินซิเดนซ์เมตริกซ์ของบรานช์และบัส (Branch to Bus Incidence Matrix).....	10
2.2.2 อินซิเดนซ์เมตริกซ์ของวงจรมูลฐานและบรานช์ (Fundamental Loop to Branch Incidence Matrix).....	11
2.3 สมการวงจรมูลฐาน (Loop Equation).....	12
2.4 วิธีการวิเคราะห์ความเพียงพอของค่าวัด (Method of Observability Analysis).....	12
2.5 วิธีการทางตัวเลขที่มีพื้นฐานบนสูตรตัวแปรบรานช์ (Numerical Method Based on the Branch Variable Formulation).....	13
2.5.1 ตัวแปรใหม่ของบรานช์ (New Branch Variables).....	13
2.5.2 สมการค่าวัด (Measurement Equation).....	15

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
บทที่ 3 โครงข่ายประสาทเทียม.....	33
3.1 ความเป็นมาของโครงข่ายประสาทเทียม.....	33
3.2 โครงข่ายประสาทชีวภาพ.....	35
3.2.1 โครงสร้างของนิวรอน.....	36
3.2.2 การส่งผ่านกระแสประสาท.....	36
3.3 โครงข่ายประสาทเทียม.....	38
3.3.1 คุณสมบัติและความสามารถของโครงข่ายประสาทเทียม.....	39
3.3.2 ลักษณะของปัญหาที่เหมาะสมกับโครงข่ายประสาทเทียม.....	39
3.4 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม.....	39
3.4.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single Layer Neural Network).....	40
3.4.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi Layer Neural Network).....	40
3.4.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแลตทิซ (Lattice Neural Network).....	41
3.5 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม.....	42
3.5.1 การเรียนรู้แบบควบคุม (Supervised Learning).....	42
3.5.2 การเรียนรู้แบบไม่มีการควบคุม (Unsupervised Learning).....	42
3.6 ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function).....	43
3.7 การเลือกโครงข่ายประสาทเทียม.....	46
3.8 โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (Back – Propagation Neural Network).....	48
3.8.1 โครงสร้าง.....	48
3.8.2 การทำงาน.....	50
3.9 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression.....	51
3.9.1 Radial Basis Function.....	51
3.9.1.1 ฟังก์ชัน basis ที่ใช้โดยทั่วไป.....	51
3.9.1.2 คุณสมบัติของฟังก์ชัน Radial Basis.....	52
3.9.1.3 เน็ตเวิร์คของฟังก์ชัน Radial Basis.....	53
3.9.2 โครงสร้าง.....	53
3.9.3 การทำงาน.....	54

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
4.3.1.1 การใช้สมการ $a(n) = c^{-n^2}$ เป็นสมการในชั้นซ้อน.....	79
4.3.1.2 การใช้สมการ $a(n) = c^{-0.5n^2}$ เป็นสมการในชั้นซ้อน.....	80
4.3.1.3 การใช้สมการ $a(n) = c^{-1.5n^2}$ เป็นสมการในชั้นซ้อน.....	80
4.3.1.4 การใช้สมการ $a(n) = c^{-2n^2}$ เป็นสมการในชั้นซ้อน.....	81
4.3.2 การใช้สมการ Thin Plat Spline Function เป็นสมการในชั้นซ้อน.....	81
4.3.3 การใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็นสมการในชั้นซ้อน.....	82
4.3.3.1 สมการ $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{\frac{1}{2}} ; \alpha = 0.05$	83
4.3.3.2 สมการ $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{\frac{1}{2}} ; \alpha = 0.5$	83
4.3.3.3 สมการ $a(n) = (n^2 + 5^2)^{\frac{1}{2}} ; \alpha = 5$	84
4.3.3.4 สมการ $a(n) = (n^2 + 10^2)^{\frac{1}{2}} ; \alpha = 10$	84
4.3.3.5 สมการ $a(n) = (n^2 + 50^2)^{\frac{1}{2}} ; \alpha = 50$	85
4.3.3.6 สมการ $a(n) = (n^2 + 100^2)^{\frac{1}{2}} ; \alpha = 100$	85
4.3.4 การใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็นสมการในชั้นซ้อน.....	86
4.3.4.1 สมการ $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{-\frac{1}{2}} ; \alpha = 0.05$	86
4.3.4.2 สมการ $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{-\frac{1}{2}} ; \alpha = 0.5$	87
4.3.4.3 สมการ $a(n) = (n^2 + 5^2)^{-\frac{1}{2}} ; \alpha = 5$	87
4.3.4.4 สมการ $a(n) = (n^2 + 10^2)^{-\frac{1}{2}} ; \alpha = 10$	88
4.3.4.5 สมการ $a(n) = (n^2 + 50^2)^{-\frac{1}{2}} ; \alpha = 50$	88
4.3.4.6 สมการ $a(n) = (n^2 + 100^2)^{-\frac{1}{2}} ; \alpha = 100$	89
4.3.5 ขั้นตอนการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด GRNN.....	91

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
บทที่ 5 ผลการทดลอง.....	93
5.1 รูปแบบในการนำเสนอด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Back - Propagation Neural Networks, BP).....	93
5.1.1 รูปแบบการนำเสนอด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ สำหรับระบบไฟฟ้า กำลังแบบ 8 บัส 115 kV (กฟภ.).....	93
5.1.2 รูปแบบการนำเสนอด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV (กฟผ.).....	99
5.2 รูปแบบในการนำเสนอด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression (GRNN).....	105
5.2.1 รูปแบบการนำเสนอด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับ ระบบไฟฟ้า กำลังแบบ 8 บัส 115 kV (กฟภ.).....	105
5.2.1.1 การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-n^2}$, $a(n) = e^{-0.5n^2}$, $a(n) = e^{-1.5n^2}$ และ $a(n) = e^{-2n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลัง แบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.....	106
5.2.1.2 การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Thin Plat Spline Function เป็น $a(n) = n^2 \log(n)$ สำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	120
5.2.1.3 การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + \alpha^2)^{-1}$ เมื่อ α กำหนดให้เป็น 0.05, 0.5, 5, 10, 50 และ 100 สำหรับระบบไฟฟ้ากำลัง แบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.....	124
5.2.1.4 การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + \alpha^2)^{-1}$ เมื่อ α กำหนดให้เป็น 0.05, 0.5, 5, 10, 50 และ 100 สำหรับระบบไฟฟ้ากำลัง แบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	146

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

5.2.2	รูปแบบการนำเสนอด้วยโครงข่ายประสาทเทียมชนิด GRNN สำหรับระบบไฟฟ้า กำลังแบบ 14 บัส 230 kV (กฟผ.)	168
5.2.2.1	การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-n^2}$, $a(n) = e^{-0.5n^2}$, $a(n) = e^{-1.5n^2}$ และ $a(n) = e^{-2n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	168
5.2.2.2	การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Thin Plat Spline Function เป็น $a(n) = n^2 \log(n)$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	182
5.2.2.3	การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + \alpha^2)^{\frac{1}{2}}$ เมื่อ α กำหนดให้เป็น 0.05, 0.5, 5, 10, 50 และ 100 สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	186
5.2.2.4	การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + \alpha^2)^{-\frac{1}{2}}$ เมื่อ α กำหนดให้เป็น 0.05, 0.5, 5, 10, 50 และ 100 สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	208
5.3	วิเคราะห์ผลการทดลอง	230
5.3.1	การวิเคราะห์ผลสำหรับระบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟผ.	230
5.3.2	การวิเคราะห์ผลสำหรับระบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	231
บทที่ 6	สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ	232
6.1	สรุปผลการวิจัย	232
6.2	สิ่งที่ควรได้รับการพัฒนาต่อไป	233
เอกสารอ้างอิง		234-235

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
ภาคผนวก	236-242
ประวัติผู้เขียน	243

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1 ชนิดฟังก์ชันการถ่ายโอน	44-46
3.2 การเลือกโครงข่ายแต่ละประเภท.....	47
4.1 ชุดข้อมูลฝึกสอน (Training Patterns) จำนวน 52 ชุด (Availability) ของระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 115 kV ที่มี 8 บัส (กฟภ.) ที่ใช้ในการฝึกสอนโดยANNs.....	61-62
4.2 ชุดข้อมูลฝึกสอน (Training Patterns) จำนวน 72 ชุด (Availability) ของระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 230 kV ที่มี 14 บัส (กฟผ.) ที่ใช้ในการฝึกสอนโดยANNs.....	64-68
4.3 สรุปเงื่อนไขการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP).....	74-75
4.4 สรุปเงื่อนไขการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด GRNN.....	89-90
5.1 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้น สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	94-95
5.2 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้นสำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. (2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability).....	97
5.3 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้นสำหรับ ระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	100-101
5.4 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้นสำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	103
5.5 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-n^2}$	107
5.6 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	108
5.7 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-0.5n^2}$	110

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
5.8 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-0.5n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	111
5.9 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-1.5n^2}$	113
5.10 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-1.5n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	114
5.11 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-2n^2}$	116
5.12 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR วัตกับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-2n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	117
5.13 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ที่ใช้สมการ Thin Plat Spline Function เป็น $a(n) = n^2 \log(n)$	121
5.14 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Thin Plat Spline Function เป็น $a(n) = n^2 \log(n)$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	122
5.15 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{-1}$	126

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
5.16 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการMJMR ของค่าวัดกับ วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	127
5.17 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{\frac{1}{2}}$	129
5.18 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการMJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	130
5.19 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^{\frac{1}{2}}$	132
5.20 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	133
5.21 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^{\frac{1}{2}}$	135
5.22 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการMJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบGRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	136
5.23 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^{\frac{1}{2}}$	138

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
5.24 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	139
5.25 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^{\frac{1}{2}}$	141
5.26 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	142
5.27 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{-\frac{1}{2}}$	148
5.28 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	149
5.29 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{-\frac{1}{2}}$	151
5.30 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR ของค่าวัดกับ วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	152
5.31 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ที่ใช้สมการ Inverse Multi Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^{-\frac{1}{2}}$	154

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
5.32 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการMJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^{-1}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	155
5.33 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^{-1}$	157
5.34 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^{-1}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	158
5.35 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^{-1}$	160
5.36 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการMJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^{-1}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	161
5.37 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^{-1}$	163
5.38 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการMJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^{-1}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	164
5.39 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-n^2}$	169

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
5.40 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	170
5.41 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-0.5n^2}$	172
5.42 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุด ระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-0.5n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	173
5.43 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-0.5n^2}$	175
5.44 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-1.5n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	176
5.45 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-2n^2}$	178
5.46 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับ วิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-2n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	179
5.47 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Thin Plat Spline Function เป็น $a(n) = n^2 \log(n)$	183
5.48 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Thin Plat Spline Function เป็น $a(n) = n^2 \log(n)$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	184

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
5.49 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{\frac{1}{2}}$	188
5.50 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	189
5.51 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{\frac{1}{2}}$	191
5.52 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	192
5.53 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Multi Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^{\frac{1}{2}}$	194
5.54 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับ วิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	195
5.55 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^{\frac{1}{2}}$	197
5.56 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	198

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
5.57 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Multi Quadric Functions เป็น	
$a(n) = (n^2 + 50^2)^{-1}$	200
5.58 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น	
$a(n) = (n^2 + 50^2)^{-1}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	201
5.59 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น	
$a(n) = (n^2 + 100^2)^{-1}$	203
5.60 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น	
$a(n) = (n^2 + 100^2)^{-1}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	204
5.61 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น	
$a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{-1}$	210
5.62 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับ วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น	
$a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{-1}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	211
5.63 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น	
$a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{-1}$	213
5.64 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น	
$a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{-1}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	214

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
5.65 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น	
$a(n) = (n^2 + 5^2)^{-\frac{1}{2}}$	216
5.66 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น	
$a(n) = (n^2 + 5^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	217
5.67 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น	
$a(n) = (n^2 + 10^2)^{-\frac{1}{2}}$	219
5.68 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR ของค่าวัดกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น	
$a(n) = (n^2 + 10^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	220
5.69 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น	
$a(n) = (n^2 + 50^2)^{-\frac{1}{2}}$	222
5.70 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น	
$a(n) = (n^2 + 50^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	223
5.71 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น	
$a(n) = (n^2 + 100^2)^{-\frac{1}{2}}$	225
5.72 ผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น	
$a(n) = (n^2 + 100^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	226
6.1 การเปรียบเทียบข้อดี-ข้อเสีย ของการใช้โครงข่ายประสาทเทียม	233

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 Block Diagram ของ Real – Time Security Analysis	8
2.2 ระบบสองบัสและค้ำวัด	13
2.3 บรานช์ j	14
2.4 รากของโครงสร้างทรี	17
3.1 โครงสร้างของนิวรอน.....	36
3.2 โครงสร้างการทำงานของนิวรอนในโครงข่ายประสาทเทียม.....	38
3.3 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว	40
3.4 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น	41
3.5 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแลตทิซ.....	42
3.6 แบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 ชั้นซ่อน.....	48
3.7 ฟังก์ชันถ่ายโอน Log – Sigmoid	49
3.8 ฟังก์ชันถ่ายโอน Tan – Sigmoid.....	49
3.9 โครงข่ายที่ใช้ฟังก์ชัน Radial Basis.....	53
3.10 ฟังก์ชันถ่ายโอนชนิด Radial Basis Function	54
3.11 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression	54
4.1 ระบบกำลังไฟฟ้าแบบ 6 บัส.....	57
4.2 ระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	60
4.3 ระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	63
4.4 การเลือก Weight และ Bias ในแต่ละรอบของการฝึกสอน.....	70
4.5 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 4 Layer.....	71
4.6 Linear Transfer Function	72
4.7 Tangent Sigmoid Transfer Function	72
4.8 Log Sigmoid Transfer Function	72
4.9 แผนภาพการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้น.....	77
4.10 กราฟ Gaussian Functions ของสมการ $a(n) = e^{-n^2}$	79
4.11 กราฟ Gaussian Functions ของสมการ $a(n) = e^{-0.5n^2}$	80
4.12 กราฟ Gaussian Functions ของสมการ $a(n) = e^{-1.5n^2}$	80

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.13 กราฟ Gaussian Functions ของสมการ $a(n) = e^{-2n^2}$	81
4.14 กราฟ Thin Plat Spline Function ของสมการ $a(n) = n^2 \log(n)$	82
4.15 กราฟ Multi-Quadric Functions ของสมการ $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{\frac{1}{2}}; \alpha = 0.05$	83
4.16 กราฟ Multi-Quadric Functions ของสมการ $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{\frac{1}{2}}; \alpha = 0.5$	83
4.17 กราฟ Multi-Quadric Functions ของสมการ $a(n) = (n^2 + 5^2)^{\frac{1}{2}}; \alpha = 5$	84
4.18 กราฟ Multi-Quadric Functions ของสมการ $a(n) = (n^2 + 10^2)^{\frac{1}{2}}; \alpha = 10$	84
4.19 กราฟ Multi-Quadric Functions ของสมการ $a(n) = (n^2 + 50^2)^{\frac{1}{2}}; \alpha = 50$	85
4.20 กราฟ Multi-Quadric Functions ของสมการ $a(n) = (n^2 + 100^2)^{\frac{1}{2}}; \alpha = 100$	85
4.21 กราฟ Inverse Multi-Quadric Functions ของสมการ $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{-\frac{1}{2}}; \alpha = 0.05$	86
4.22 กราฟ Inverse Multi-Quadric Functions ของสมการ $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{-\frac{1}{2}}; \alpha = 0.5$	87
4.23 กราฟ Inverse Multi-Quadric Functions ของสมการ $a(n) = (n^2 + 5^2)^{-\frac{1}{2}}; \alpha = 5$	87
4.24 กราฟ Inverse Multi-Quadric Functions ของสมการ $a(n) = (n^2 + 10^2)^{-\frac{1}{2}}; \alpha = 10$	88
4.25 กราฟ Inverse Multi-Quadric Functions ของสมการ $a(n) = (n^2 + 50^2)^{-\frac{1}{2}}; \alpha = 50$	88
4.26 กราฟ Inverse Multi-Quadric Functions ของสมการ $a(n) = (n^2 + 100^2)^{-\frac{1}{2}}; \alpha = 100$	89
4.27 แผนภาพการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมชนิด GRNN (Generalized Regression Neural Network).....	92
5.1 กราฟค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ (% MAPE) ของชุดทดสอบสำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	96
5.2 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้นสำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	98
5.3 กราฟค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ (% MAPE) ของชุดทดสอบสำหรับระบบ ไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	102

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
5.4 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR ของค่าวัดกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้นสำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	104
5.5 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟผ.	109
5.6 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-0.5n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟผ.....	112
5.7 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-1.5n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟผ.	115
5.8 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-2n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟผ.....	118
5.9 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Thin Plat Spline Function เป็น $a(n) = n^2 \log(n)$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟผ.	123
5.10 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟผ.	128
5.11 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟผ.	131

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
5.12 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	134
5.13 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	137
5.14 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	140
6.15 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	163
5.16 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	150
5.17 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา ON ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	153
5.18 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	156
5.19 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.	159

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
5.20 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR วิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟผ.	162
5.21 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟผ.	165
5.22 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	171
5.23 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-0.5n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	174
5.24 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-1.5n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	177
5.25 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-2n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	180
5.26 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Thin Plat Spline Function เป็น $a(n) = n^2 \log(n)$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	185
5.27 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	190

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
5.28 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น	
$a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	193
5.29 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR ของ ค่าวัดกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions	
เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	196
5.30 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น	
$a(n) = (n^2 + 10^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	199
5.31 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น	
$a(n) = (n^2 + 50^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	202
5.32 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น	
$a(n) = (n^2 + 100^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	205
5.33 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi Quadric Functions เป็น	
$a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	212
5.34 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi Quadric Functions เป็น	
$a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	215
5.35 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น	
$a(n) = (n^2 + 5^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	218

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
5.36 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	221
5.37 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR วิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	224
5.38 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	227
5.39 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา Network Observability ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุด ระหว่างวิธี การ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 5 แบบ (Back Prop., GRNN (Gaussian Function), GRNN (Thin Plate Spline Function), GRNN (Multi-Quadric Functions), GRNN (Inverse Multi-Quadric Functions) สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟผ.	230
5.40 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธี โครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 5 แบบ (Back Prop., GRNN (Gaussian Function), GRNN (Thin Plate Spline Function), GRNN (Multi-Quadric Functions), GRNN (Inverse Multi-Quadric Functions) สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.	231

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา [1]

ในปัจจุบันการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค (กฟภ.) มีพื้นที่ดำเนินการในเขตภูมิภาครวม 73 จังหวัด ครอบคลุมพื้นที่กว้างขวางประมาณ 510,000 ตารางกิโลเมตร หรือคิดเป็นร้อยละ 99 ของพื้นที่ทั่วประเทศ โดยรับกระแสไฟฟ้าจากการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (กฟผ.) ส่งผ่านสถานีไฟฟ้าของ กฟผ. เพื่อจ่ายไฟให้บริการประชาชน

เนื่องจากระบบไฟฟ้าของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคเป็นระบบที่อยู่เหนือดิน พาดไปตามแนวถนน กว้างขวางทั่วประเทศ จึงอาจเกิดปัญหากระแสไฟฟ้าขัดข้องได้เสมอทั้งจาก ต้นไม้ คน สัตว์ รถยนต์ และภัยจากธรรมชาติ เช่น ฟ้าผ่า หรือพายุลมแรง เป็นต้น ซึ่งในปัจจุบันการสั่งการและการปฏิบัติการแก้ไขปัญหากระแส ไฟฟ้าขัดข้องจะดำเนินการโดยจัดส่งเจ้าหน้าที่ออกไปตรวจสอบหาสาเหตุของไฟดับและสั่งการแก้ไข โดยใช้การสั่งการประสานงานทางวิทยุและโทรศัพท์ ซึ่งทำให้ต้องใช้เวลาในการแก้ไขปัญหาไฟดับแต่ละครั้ง โดยเฉพาะในพื้นที่เมือง ธุรกิจอุตสาหกรรม ระบบจำหน่ายที่มีความซับซ้อนหนาแน่นมาก ยากต่อการกำกับ ควบคุม สั่งการ และหาสาเหตุ ทำให้เกิดความเสียหายต่อธุรกิจและอุตสาหกรรมของประเทศ

ดังนั้นเพื่อพัฒนาและปรับปรุงระบบควบคุมสั่งการจ่ายไฟให้มีประสิทธิภาพ และลดปัญหา ไฟฟ้าขัดข้อง สามารถสั่งการจ่ายไฟฟ้าได้รวดเร็วจึงได้มีการนำระบบศูนย์สั่งการจ่ายไฟอัตโนมัติ หรือระบบ SCADA (Supervisory Control And Data Acquisition) เข้ามาติดตั้งใช้งานโดยแบ่ง ฟังก์ชันการทำงานได้ 3 ประเภทดังนี้

1. ฟังก์ชันหลักซึ่งเป็นฟังก์ชันมาตรฐานของระบบ SCADA

คำว่าระบบ SCADA เป็นคำศัพท์ทางเทคนิคที่ใช้เรียกระบบควบคุมใด ๆ ก็ตามที่มีการควบคุมจากระยะไกล เช่น ระบบการส่งจ่ายน้ำประปา ระบบการส่งจ่ายก๊าซ ระบบควบคุมป้องกันน้ำท่วม หรือแม้แต่ระบบควบคุมการจราจร รวมทั้งระบบการส่งจ่ายกระแสไฟฟ้าด้วย

สำหรับในระบบส่งจ่ายกระแสไฟฟ้าได้มีการกำหนดฟังก์ชันมาตรฐานระบบ SCADA ไว้ดังนี้

- Data Acquisition: ต้องมีการอ่านและเก็บรวบรวมค่าที่อ่านได้จากเครื่องวัดเช่น ค่าแรงดันไฟฟ้า กระแสไฟฟ้า และสถานะเปิดปิดวงจรของอุปกรณ์ไฟฟ้าที่ติดตั้งกระจายอยู่ในระบบไฟฟ้า อย่างต่อเนื่องตลอดเวลา

- Data Processing and Monitoring: ต้องมีการตรวจสอบข้อมูลที่อ่าน และเก็บรวบรวมมานั้น อยู่ตลอดเวลาว่า มีข้อมูลใดผิดปกติไปจากที่ควรจะเป็นหรือไม่ ถ้ามีจะต้องมีการส่งสัญญาณเตือน (Alarm) ให้ทราบโดยทันที

- Supervisory Control: ต้องสามารถควบคุมของอุปกรณ์ไฟฟ้าที่ติดตั้งกระจายอยู่ใน ระบบไฟฟ้า เช่น การปิด-เปิดวงจร การเพิ่ม-ลดแท่งหม้อแปลง เป็นต้น จากศูนย์ควบคุมสั่งการ จ่ายไฟได้ทันทีตลอดเวลา

- Alarm and Events Processing: ต้องมีการบันทึกเหตุการณ์ใด ๆ ก็ตามที่เกิดขึ้นในทั้งระบบ การส่งจ่ายกระแสไฟฟ้าและระบบควบคุม โดยจะต้องบันทึกเรียงตามลำดับวันเวลาที่เกิดเหตุการณ์ ด้วยความละเอียดสูง 1 ถึง 10 ใน 1000 ส่วนของวินาที เพื่อนำมาใช้ในการวิเคราะห์แก้ไขปัญหา

2. ฟังก์ชันควบคุมการสั่งการจ่ายไฟอัตโนมัติ (Distribution Automation)

เป็นฟังก์ชันที่จะทำงานโดยอัตโนมัติตามโปรแกรมที่สั่งไว้ในระบบคอมพิวเตอร์ ซึ่งในระบบ ควบคุมสั่งการจ่ายไฟอัตโนมัติประกอบด้วย

- Fault Isolation and System Restoration: เป็นฟังก์ชันตรวจสอบหาส่วนที่เกิดฟอลต์ในระบบ ไฟฟ้าในทุกครั้งที่มีการกระแสไฟฟ้าขัดข้อง โดยอาศัยข้อมูลที่ได้จากระบบ SCADA มาทำการ วิเคราะห์ หลังจากนั้นจะทำการจ่ายไฟจากวงจรข้างเคียงให้กับผู้ใช้ไฟส่วนใหญ่ที่มีได้อยู่ในบริเวณ ที่เกิดฟอลต์ได้อย่างอัตโนมัติภายในเวลาไม่เกิน 3 นาที

- Volt Control: เป็นฟังก์ชันที่คอยตรวจสอบและควบคุมการจ่ายแรงดันไฟฟ้าให้กับผู้ใช้ไฟให้ อยู่ในเกณฑ์มาตรฐานที่ยอมรับได้อยู่ตลอดเวลาโดยอัตโนมัติ

- Var Control: เป็นฟังก์ชันที่คอยตรวจสอบและควบคุมค่าตัวประกอบพลังไฟฟ้า (Power Factor) ในระบบให้อยู่ในเกณฑ์มาตรฐานที่ยอมรับได้อยู่ตลอดเวลาโดยอัตโนมัติ เพื่อให้การจ่ายไฟ มีประสิทธิภาพสูงสุดมีหน่วยสูญเสียที่น้อยที่สุด

3. ฟังก์ชันสนับสนุนระบบควบคุมสั่งการจ่ายไฟ (Supporting Functions)

- Network Topology: เป็นฟังก์ชันที่ใช้วิเคราะห์การต่อเชื่อมของวงจรระบบไฟฟ้า ทำให้ทราบ ว่าส่วนของระบบไฟฟ้านั้น ๆ เช่น สายส่ง สายจำหน่าย หม้อแปลงไฟฟ้า ฯลฯ มีไฟหรือไม่ โดย อาศัยข้อมูลสถานะปิด/เปิดวงจรของอุปกรณ์ตัดตอนและอุปกรณ์ป้องกัน รวมทั้งการตัดหรือต่อสาย แบบชั่วคราวด้วย

- Dynamic Network Coloring: เป็นฟังก์ชันที่ช่วยให้ทราบหรือแยกแยะสถานะการจ่ายไฟใน ขณะนั้นได้อย่างรวดเร็ว โดยการแสดงสีที่แตกต่างกัน เพื่อบ่งบอกว่าส่วนใดของระบบไฟฟ้ามี ไฟ, ไม่มีไฟ, เกิดฟอลต์, จ่ายโหลดเกินพิกัด หรือมีการต่อลงดินอยู่ เป็นต้น

- State Estimation, SE: เนื่องจากค่าเครื่องวัด และสถานะอุปกรณ์ ที่เก็บรวบรวมมาด้วยระบบ SCADA อาจจะไม่ถูกต้องคลาดเคลื่อน หรือบางครั้งอาจจะอ่านไม่ได้เนื่องจากอุปกรณ์ชุดควบคุม

ระยะไกลชำรุด หรือระบบสื่อสารขัดข้อง ฟังก์ชันนี้จะช่วยปรับแก้ข้อมูลดังกล่าวก่อนที่จะส่งข้อมูลต่อไปให้ฟังก์ชันประยุกต์อื่น ๆ ทำงานต่อไป

- Contingency Analysis: เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการศึกษาและตรวจสอบว่าเมื่อมีอุปกรณ์หรือระบบไฟฟ้าส่วนใดส่วนหนึ่ง หรือหลายส่วนมีข้อขัดข้องหลุดไปจากระบบจะส่งผลให้เกิดจุดอ่อนหรือมีปัญหาเกี่ยวกับระบบที่จ่ายไฟอยู่หรือไม่อย่างไร

- Power Flow Study: เนื่องจากเราไม่สามารถที่จะติดตั้งเครื่องวัดได้ในทุก ๆ แห่งและทุกชนิดในระบบไฟฟ้า ดังนั้น ฟังก์ชันนี้จะช่วยทำการวิเคราะห์และประเมินผลทำให้ทราบสภาวะการจ่ายกระแสไฟฟ้าในทุก ๆ ส่วนในขณะนั้น รวมทั้งสามารถที่จะทำการศึกษาล่วงหน้าในกรณีและสภาพการจ่ายไฟในรูปแบบต่าง ๆ กันด้วย

- Short Circuit Analysis: เป็นฟังก์ชันใช้สำหรับคำนวณค่ากระแสฟอลต์ชนิดต่าง ๆ เช่น Phase-to-ground, Phase-to-phase และ Three-phase fault และเมื่อสภาพการจ่ายไฟมีการเปลี่ยนแปลงไปจะส่งผลให้กระแสฟอลต์ในระบบเปลี่ยนแปลงไปด้วย และอาจจะส่งผลต่อขีดความสามารถที่จะทนทานได้ของอุปกรณ์ไฟฟ้าที่ติดตั้งอยู่ในระบบด้วย ซึ่งฟังก์ชันนี้จะช่วยชี้แสดงให้เห็นว่าจะเกิดปัญหาอย่างไรและที่ใดบ้าง

- Load Forecast: เป็นฟังก์ชันที่ใช้สำหรับพยากรณ์ความต้องการใช้กระแสไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟทุก ๆ ครั้งชั่วโมงในอีก 8 วันข้างหน้า โดยอาศัยหลักการ Similar day load forecast และเมื่อเวลาผ่านไปทำให้ได้ข้อมูลที่แท้จริงมา ฟังก์ชันเช่นนี้จะทำการปรับค่าพยากรณ์โดยอัตโนมัติด้วย

- Downloading: โดยปกติระบบจำหน่ายจะมีการเปลี่ยนแปลงสภาพการจ่ายไฟอยู่เสมอ ทำให้ค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ที่โปรแกรมไว้ในอุปกรณ์ควบคุมระยะไกลไม่เหมาะสมกับสภาพการจ่ายไฟใน ขณะนั้น ๆ จำเป็นต้องมีการปรับตั้งใหม่ ดังนั้น ฟังก์ชันนี้จะช่วยให้การดำเนินการดังกล่าวสามารถทำได้สะดวกโดยการ โปรแกรมระยะไกลจากศูนย์

- Quality of Service Indices: เมื่อมีเหตุการณ์กระแสไฟฟ้าขัดข้อง ระบบคอมพิวเตอร์จะทำการประมวลผลผลกระทบที่เกิดขึ้นกับผู้ใช้ไฟ ตลอดจนบริเวณที่ไฟดับ ว่าอยู่ในเขตเมือง เขตชนบท หรือเขตอุตสาหกรรมแล้วเก็บบันทึกไว้ สำหรับการจัดทำรายงานสถิติและดัชนีความมั่นคงในการจ่ายไฟในรูปแบบต่างกันได้

- Disturbance Data Collection: เนื่องจากชุดควบคุมระยะไกลที่จัดหามาพร้อมกับระบบนี้มีความสามารถในการตรวจสิ่งผิดปกติ เช่น Harmonics และ Waveshape Fault ได้ด้วยและจะเก็บรวบรวมข้อมูลเหล่านี้มาใช้ในการวิเคราะห์ปัญหาภายหลังในเรื่องคุณภาพของระบบไฟฟ้า (Power Quality)

- Historical Information System, HIS: เป็นระบบการจัดการข้อมูลต่าง ๆ ที่เกิดขึ้นอดีต ทั้งการจัดเก็บ การวิเคราะห์ และการจัดทำรายงานในรูปแบบต่าง ๆ โดยระบบนี้จะต้องเป็น Relational

Database Management System เช่น ORACLE และจะต้องมีความสามารถทำ SQL interactive query ได้ด้วย

- Dispatching Training Simulator: เป็นระบบสำหรับใช้ในการฝึกอบรมและพัฒนาบุคลากรด้านการควบคุมการจ่ายไฟด้วยระบบคอมพิวเตอร์ให้มีมาตรฐานเดียวกัน สามารถใช้งานระบบจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพ และมั่นใจ ระบบนี้จะมีติดตั้งเฉพาะที่ศูนย์ฯ ที่ จ.นครปฐม เท่านั้น แต่จะสามารถจำลองระบบไฟฟ้าของการไฟฟ้าเขตใดก็ได้ จึงใช้ฝึกพนักงานได้ทุกการไฟฟ้าเขต และสามารถทำงานได้ ครบทุกฟังก์ชันเช่นเดียวกับระบบจริง โดยผู้ฝึกสอนสามารถจำลองเหตุการณ์ในกรณีต่าง ๆ ให้ผู้เข้ารับการฝึกอบรมทำการแก้ไขปัญหา

ดังนั้นจะเห็นได้ว่า SE เป็นส่วนหนึ่งของฟังก์ชันสนับสนุนระบบควบคุมสั่งการจ่ายไฟและเป็นฟังก์ชันหนึ่งที่มีความสำคัญในส่วนที่จะช่วยปรับแก้ไขข้อมูลค่าการวัดที่ไม่ทราบค่าก่อนที่จะส่งข้อมูลต่อไปให้ฟังก์ชันประยุกต์อื่น ๆ ทำงานต่อไปได้

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะมุ่งเน้นที่การหาความเพียงพอของค่าการวัดในวงจรจ่าย (Network Observability , NO) โดยจะทำการศึกษาแนวทางการประยุกต์ใช้ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks ,ANNs) ในการหา NO ในระบบไฟฟ้ากำลังเพื่อนำไปสู่การทำ SE ของระบบไฟฟ้าการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค (กฟภ.) และการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (กฟผ.) โดยใช้ Neural Network Toolbox ของโปรแกรม MATLAB เวอร์ชัน 6.5 ทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Back propagation , BP) และแบบ GRNN (Generalized Regression Neural Networks) เรียนรู้ปริมาณของชุดค่าวัดที่สมบูรณ์สำหรับระบบซึ่งประกอบด้วยค่าวัดอินเจกชัน (Injection Measurement) ที่แต่ละบัสและค่าวัดโฟลว์ (Flow Measurement) แต่ละไลน์ของวงจรจ่าย (Network) เพื่อหาว่าระบบไฟฟ้านั้น มีความเพียงพอของค่าการวัดหรือไม่ (Observability หรือ Unobservability) โดยจะนำผลลัพธ์ที่ได้จาก ANNs เปรียบเทียบกับผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์โดยการลดทอนเมตริกซ์จาโคเบียนของค่าวัด (Measurement Jacobian Matrix Reduction , MJMR)

1.3 สมมติฐานของการศึกษา

ANNs ถูกพบว่ามีประสิทธิภาพในการเรียนรู้ของการจับคู่ทางการทำงาน (Functional Mapping) ระหว่างตัวแปรอินพุตและตัวแปรเอาต์พุต ซึ่งทำโดยการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) ของชุดเซลล์ประสาท (Neuron) ที่เชื่อมโยงกันโดยเป็นไปตามกฎการเรียนรู้ ในทางการคำนวณ ANNs มีประโยชน์และให้ความสะดวกในการประมวลผลที่รวดเร็วมาก

การใช้วิธี ANNs ทำให้สามารถหาค่าได้อย่างรวดเร็ว แม่นยำ และสามารถเรียนรู้ฟังก์ชันต่อเนื่องทั้งแบบเป็นเชิงเส้นและแบบไม่เป็นเชิงเส้นได้หลายชนิดภายใต้ขอบเขตข้อมูลการเรียนรู้ ซึ่ง ANNs นั้นสามารถทำการปรับเปลี่ยนฟังก์ชันการถ่ายโอน (Transfer Function) เพื่อให้ ANNs นั้นมีความเหมาะสมกับชุดข้อมูลมากที่สุด ANNs ที่นำมาใช้ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้คือโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้นและ ANNs อีกแบบที่นำมาใช้คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ส่วนชุดข้อมูลสำหรับฝึกสอนและทดสอบจะได้มาจากการสมมุติฐานค่าการวัดที่อาจเกิดขึ้นได้ในระบบและนำมาวิเคราะห์หา NO โดยวิธีการ MJMR ซึ่งคำตอบที่ได้จาก ANNs จะมีความถูกต้องและแม่นยำอยู่ในเกณฑ์ที่ดีมาก หากข้อมูลของระบบไฟฟ้าที่นำมาให้ ANNs เรียนรู้มีปริมาณและคุณภาพเพียงพอ

1.4 ขอบเขตของการศึกษา

1. ทำการศึกษาทฤษฎีและการทำงานของ SE ของระบบไฟฟ้ากำลังและการวิเคราะห์ NO (Network Observability)
2. ศึกษาวิธีการวิเคราะห์ NO โดยการลดทอนเมตริกซ์จาโคเบียนของค่าวัด
3. ทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP และโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN
4. เปรียบเทียบผลลัพธ์ของความเพียงพอของค่าวัดจากข้อมูลทดสอบที่ได้และประสิทธิภาพจากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP และแบบ GRNN

1.5 ขั้นตอนของการศึกษา

1. ศึกษาสถาปัตยกรรมและการใช้งานของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดการเรียนรู้แบบ BP (Back - Propagation Algorithm) และโครงข่ายประสาทเทียมชนิด GRNN (Generalized Regression Algorithm)
2. ศึกษาการใช้งาน Neural Network Toolbox ของโปรแกรม MATLAB 6.5
3. ศึกษาทฤษฎีและการทำงานของ SE ของระบบไฟฟ้ากำลังและการวิเคราะห์ NO
4. ศึกษาวิธีการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR
5. จัดเตรียมหาระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส ระบบ 115 kV ของ กฟภ. และแบบ 14 บัส ระบบ 230 kV ของ กฟผ. มาทำการศึกษา
6. สมมุติฐานค่าการวัดที่อาจเกิดขึ้นได้ในระบบและนำมาวิเคราะห์หา NO โดยวิธีการ MJMR เพื่อนำมาใช้เป็นชุดข้อมูลฝึกสอนและทดสอบ
7. จัดเตรียมชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบประสิทธิภาพสำหรับหา NO ด้วย ANNs

8. ทดลองฝึกสอนและทดสอบประสิทธิภาพด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP และแบบ GRNN

9. เปรียบเทียบความถูกต้องของการหา NO จากข้อมูลทดสอบที่ได้จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 2 แบบกับวิธีการ MJMR

10. เปรียบเทียบผลลัพธ์ของ NO จากข้อมูลทดสอบที่ได้และประสิทธิภาพจากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP และแบบ GRNN

1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. สามารถนำประโยชน์ที่ได้จาก ANNs มาประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์ NO ในระบบไฟฟ้า ซึ่งเป็นส่วนประกอบหนึ่งของ SE และยังสามารถใช้ได้กับระบบไฟฟ้าจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพและรวดเร็วกว่าวิธีเดิม ๆ (ประเภทเชิงตัวเลขและเชิงโทโปโลยี)

2. สามารถนำผลการศึกษาที่ได้มาเป็นแนวทางในการพัฒนาแก้ไขปัญหาระบบไฟฟ้าที่มีค่าวัดไม่เพียงพอ (Unobservable) โดยอาจจำเป็นต้องติดตั้งมิเตอร์เพิ่มเติมในบางตำแหน่ง

3. สามารถนำโครงข่ายประสาทเทียมไปวิเคราะห์ NO ในระบบไฟฟ้า สำหรับการวางแผนและบำรุงรักษาระบบไฟฟ้าให้มีความเชื่อถือได้สูง เช่นกรณีที่เกิดความผิดพลาดด้านการติดต่อสื่อสาร การเปลี่ยนแปลงของโทโปโลยี (Topology) ของระบบหรือการล้มเหลวของมิเตอร์ในบางครั้งซึ่งนำไปสู่กรณีที่สถานะของทั้งระบบไม่สามารถประเมินได้

บทที่ 2

การวิเคราะห์ความเพียงพอของค่าวัดในวงจรข่าย

State Estimation (SE) มีบทบาทที่สำคัญมากในการเฝ้ามองและควบคุมระบบกำลังไฟฟ้าสมัยใหม่ วัตถุประสงค์ของ SE คือ การหาค่าที่ดีที่สุดที่เป็นไปได้ของขนาดและมุมของแรงดันบัส จากชุดของค่าการวัดซึ่งประกอบด้วย ค่ากำลังไฟฟ้าจริงที่ไหลใน branch (Real Power Flow), ค่ากำลังไฟฟ้าเสมือนที่ไหลใน branch (Reactive Power Flow), กำลังไฟฟ้าจริงที่ป้อนให้บัส (Real Power Injection) และค่ากำลังไฟฟ้าเสมือนที่ป้อนให้บัส (Reactive Power Injection) [2]

State Estimator โดยทั่วไปจะประกอบด้วยฟังก์ชันต่าง ๆ ดังนี้ [3]

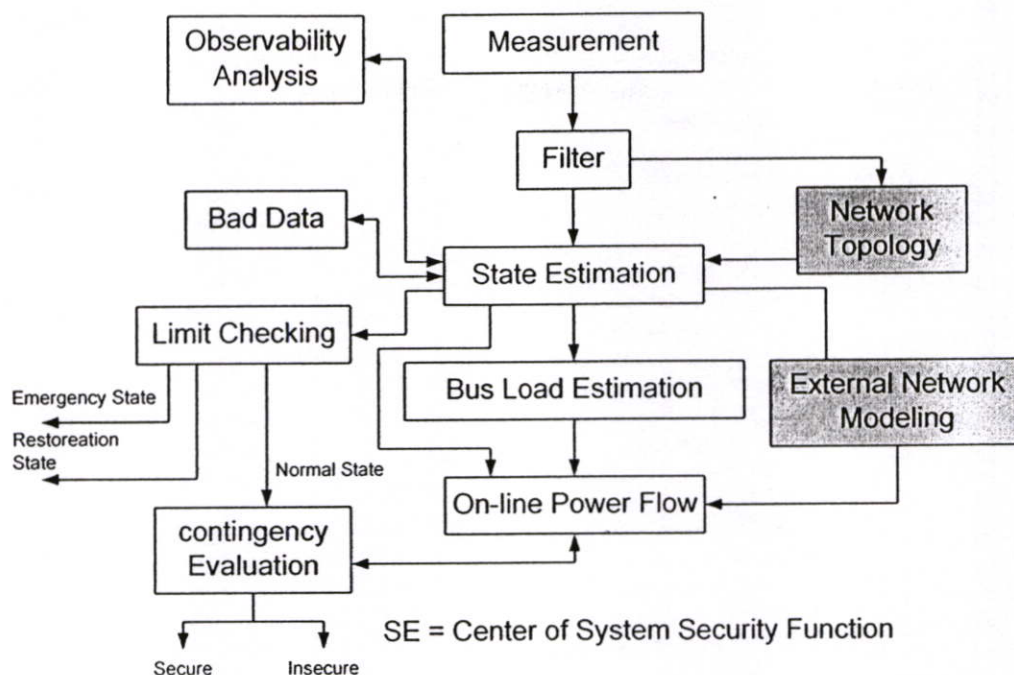
- Network Topology Processor : รวบรวมข้อมูลสถานะเกี่ยวกับ CB, Switch และรูปร่างของ One Line Diagram ของระบบ

- Observability Analysis : ประเมินว่าผลลัพธ์จาก State Estimation (SE) สำหรับทั้งระบบนั้นจะสามารถหาได้จากการใช้ชุดค่าวัดที่หาได้นั้นหรือไม่ระบุ branch ที่ unobservable และ island ที่ observable ในระบบถ้าหากมี

- State Estimation Solution : หากการประเมินที่ดีที่สุดสำหรับสถานะระบบซึ่งประกอบด้วยค่าแรงดันที่บัสในระบบไฟฟ้ากำลังทั้งหมดซึ่งจะขึ้นอยู่กับ network model และชุดของค่าวัดที่รวบรวมได้จากระบบและให้การประเมินที่ดีที่สุดสำหรับทุก ๆ Line Flow, Load, TP Tab และ Generator Output

- Bad data processing : ตรวจสอบหาความคลาดเคลื่อนรวมทั้งหมด (gross error) ในชุดค่าวัด, ระบุและกำจัด bad measurement

- Parameter and structural error processing : ประเมินค่าพารามิเตอร์ ต่าง ๆ ของ network เช่น พารามิเตอร์ของแบบจำลองสายส่ง, พารามิเตอร์หม้อแปลงที่เปลี่ยน Tap ได้, พารามิเตอร์ของ Shunt Capacitor หรือ Reactor



รูปที่ 2.1 Block Diagram ของ Real-Time Security Analysis

State estimator สำหรับระบบกำลังไฟฟ้าใช้ชุดค่าวัดที่มีเพื่อประเมินสถานะของระบบ เมื่อให้ชุดค่าวัดพร้อมตำแหน่ง การวิเคราะห์ความเพียงพอของค่าวัดในวงจรข่าย (Network Observability, NO) จะตัดสินว่าสามารถหาค่าประเมินเฉพาะสำหรับสถานะของระบบได้หรือไม่ การวิเคราะห์นี้อาจทำแบบออฟไลน์ระหว่างระยะเริ่มต้นของการติดตั้ง State estimator เพื่อเป็นการตรวจสอบความเพียงพอของการจัดวางค่าวัดที่มีอยู่ หากพบว่าระบบนั้นมีค่าวัดไม่เพียงพอ (Unobservable) อาจต้องติดตั้งมิเตอร์เพิ่มเติมในบางตำแหน่ง และมีการวิเคราะห์ NO แบบออนไลน์ก่อนการรัน State estimator ด้วยเช่นกัน เพื่อให้มั่นใจว่าสามารถหาค่าประเมินสถานะได้โดยการใช้ชุดค่าวัดที่ได้มาแล้วสุด ความผิดพลาดด้านการติดต่อสื่อสาร การเปลี่ยนแปลงของโทโปโลยี (Topology) หรือการล้มเหลวของมิเตอร์ในบางครั้งอาจนำไปสู่กรณีที่สถานะของทั้งระบบไม่สามารถประเมินได้ ดังนั้นระบบจะมีหลายๆ กลุ่มที่มีค่าวัดเพียงพอ (Observable island) ซึ่งอยู่แยกจากกัน โดยแต่ละอันจะมีค่าอ้างอิงมุมเฟสของตัวเองซึ่งเป็นอิสระจากส่วนที่เหลือทั้งหมด การวิเคราะห์ NO ทำให้มีการตรวจพบกรณีเช่นนั้นและระบุ Observable island ที่มีอยู่ทั้งหมดก่อนการทำ State estimator

NO ถูกตัดสินด้วยประเภทและตำแหน่งของค่าวัดที่มีและรวมทั้งโทโปโลยีของวงจรข่าย (Network topology) การวิเคราะห์ NO จึงใช้ประโยชน์ของทฤษฎีกราฟเพราะสัมพันธ์กับวงจรข่ายไฟฟ้า, สมการที่เกี่ยวข้องและคำตอบของสมการนั้น [3]

2.1 วงจรข่ายและกราฟ (Networks and Graphs)

2.1.1 กราฟ (Graphs)

กราฟนิยามโดยเซตของโหนด ("Node") N และเซตของเอดจ์ ("Edge") E และแสดงด้วย

$$G = \{N, E\} \quad (2.1)$$

โดยที่แต่ละเอดจ์จะมีโหนดสองโหนดอยู่ที่ส่วนปลายทั้งสองด้าน จะถือว่ากราฟเชื่อมต่ออย่างสมบูรณ์หากโหนดใดๆ สามารถเข้าถึงได้จากโหนดอื่นใดๆ ด้วยการเดินไปตามเอดจ์ต่างๆ ของกราฟระบุทิศทาง (Directed graph) คือกราฟที่ทุกเอดจ์ถูกกำหนดทิศทาง ในกราฟระบุทิศทางโหนดที่ส่วนปลายของเอดจ์ถูกกำหนดให้เป็นโหนดส่ง (Sending-end node) และโหนดรับ (Receiving-end node) ทิศทางของเอดจ์ระบุโดยลูกศรจากโหนดส่งไปยังโหนดรับของเอดจ์นั้น

ต้นไม้หรือทรี (Tree) ของกราฟนิยามโดยเซตของเอดจ์ที่เชื่อมต่อกันซึ่งไม่ทำให้เกิดเป็นวงจรปิดหรือลูป (Loop) ภายใน หากมีโหนดใดของกราฟที่สามารถเข้าถึงได้โดยเดินไปตามเอดจ์ของทรี จะเรียกว่าสแปนนิ่งทรี (Spanning tree) ของกราฟ

ทุกๆ เอดจ์ที่ไม่ได้เป็นของสแปนนิ่งทรีเรียกว่าลิงค์ (Link) วงจรข่ายที่มีโหนดจำนวน N และเอดจ์จำนวน L จะมีสแปนนิ่งทรีที่มีเอดจ์จำนวน $(N-1)$ และมีลิงค์จำนวน $(L-N+1)$ ที่เชื่อมต่อกับสแปนนิ่งทรีนี้ ขณะที่จำนวนของโหนดและเอดจ์ในสแปนนิ่งทรีนั้นกำหนดได้ล่วงหน้า แต่กลุ่มของเอดจ์ที่ประกอบขึ้นเป็นสแปนนิ่งทรีไม่ได้มีเพียงแบบเดียว

2.1.2 วงจรข่าย (Networks)

วงจรข่ายไฟฟ้า (Electric network) ประกอบด้วยกลุ่มของบรานช์ (Branch) และบัส (Bus) ซึ่งแต่ละบรานช์มีบัสอยู่ที่จุดต่อทั้งสองด้าน ที่อาจร่วมกับหลายบรานช์ภายในวงจรข่ายเดียวกันได้ หากบรานช์มีบัสที่ถูกต้องกราวด์จะเป็นบรานช์ขนาน (Shunt branch) ส่วนบรานช์ที่ไม่ได้ต่อกราวด์เป็นบรานช์อนุกรม (series branch) แต่ละวงจรข่ายมีกราฟที่สอดคล้องซึ่งบรานช์และบัสถูกแทนด้วยเอดจ์และโหนดตามลำดับ

ที่แต่ละบรานช์ k มีอิมพีแดนซ์ z_k หากบรานช์ j และ k ถูกต่อวงจรเข้าด้วยกัน จะมีค่าอิมพีแดนซ์ของการต่อวงจรร่วมกัน (Mutual coupling impedance) z_{jk} ที่สัมพันธ์กับแรงดันที่ขั้วต่อและกระแสของบรานช์

2.2 เมตริกซ์ของวงจรข่าย (Network Matrices)

สำหรับวงจรข่ายที่มีบรานซ์จำนวน L เวกเตอร์ของกระแสบรานซ์ I_b และแรงดันบรานซ์ V_b จะสัมพันธ์กันผ่านเมตริกซ์อิมพีแดนซ์ของบรานซ์ (Branch impedance matrix) Z_p :

$$\underbrace{\begin{bmatrix} z_{11} & z_{12} & \cdots & z_{1L} \\ z_{21} & z_{22} & \cdots & z_{2L} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_{L1} & z_{L2} & \cdots & z_{LL} \end{bmatrix}}_{Z_p} \underbrace{\begin{bmatrix} i_1 \\ i_2 \\ \vdots \\ i_L \end{bmatrix}}_{I_b} = \underbrace{\begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_L \end{bmatrix}}_{V_b} \quad (2.2)$$

โดยที่ z_{kk} คือ อิมพีแดนซ์ของบรานซ์ k และ z_{km} คืออิมพีแดนซ์ร่วมกันระหว่างบรานซ์ k และ m อินเวอร์สของเมตริกซ์ Z_p เรียกว่าเมตริกซ์แอดมิตแตนซ์ของบรานซ์ (Branch admittance matrix) ซึ่งแสดงด้วย $Y_p = Z_p^{-1}$

2.2.1 อินซิเดนซ์เมตริกซ์ของบรานซ์และบัส (Branch to Bus Incidence Matrix)

แต่ละบรานซ์ของวงจรข่ายจะเชื่อมต่อกับบัสสองบัส ไม่เช่นนั้นก็เป็นชั้บบรานซ์ที่เชื่อมต่อกับหนึ่งบัสกับกราวด์ สามารถกำหนดทิศทางให้แก่บรานซ์ได้โดยระบุให้บัสจุดต่อเป็นปลายส่ง (Sending terminal) และปลายรับ (Receiving terminal) ของบรานซ์ กราฟของวงจรข่ายจะกลายเป็นกราฟระบุทิศทาง ดังนั้นเมตริกซ์การเชื่อมต่อของบรานซ์กับบัส (branch-bus incidence matrix) A สามารถนิยามบนพื้นฐานของทิศทางของบรานซ์ที่เลือกได้ดังนี้:

$$A = \begin{cases} 1 & \text{หากบัส } j \text{ คือปลายส่งของบรานซ์ } i \\ -1 & \text{หากบัส } j \text{ คือปลายรับของบรานซ์ } i \\ 0 & \text{อย่างอื่น} \end{cases}$$

แต่ละแถวของ A ประกอบด้วย 2 รายการที่ไม่ใช่ 0 และรวมได้เป็น 0 ดังนั้นสามารถกำจัดคอลัมน์ใดๆ ของ A ออกแล้วเอากลับคืนภายหลังได้โดยไม่สูญเสียข้อมูล เมตริกซ์ที่สร้างโดยการลบคอลัมน์ใดๆ ของ A ออกเรียกว่าอินซิเดนซ์เมตริกซ์ที่ถูกลดทอน (Reduced incidence matrix) เขียนแทนด้วย A_r

ในวงจรข่ายที่เชื่อมต่อครบจำนวนด้วยโหนดจำนวน N โหนด แถวจำนวน $(N-1)$ ของ A_r จะเป็นอิสระแบบเชิงเส้นก็ต่อเมื่อบรานซ์ประกอบกันเป็นสเปนนิงทรีของวงจรข่าย สมมุติว่าสเปนนิงทรีถูกเลือก จึงสามารถแบ่งแถวของ A_r และแสดงได้เป็น:

$$A_r = \begin{bmatrix} A_{rT} \\ A_{rL} \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

โดยที่แถวของ A_{rT} และ A_{rL} ตรงกับบรานซ์และลิงค์ของสแปนนิ่งทรีตามลำดับ เมตริกซ์ A_{rT} คือ เมตริกซ์จัตุรัสอนซิงกูลาร์ (Non-singular square matrix) ขนาด $(N-1) \times (N-1)$

2.2.2 อินซิเดนซ์เมตริกซ์ของวงจรปิดมูลฐานและบรานซ์ (Fundamental Loop to Branch Incidence Matrix)

ดังที่แสดงในหัวข้อ 2.1.1 แต่ละวงจรปิดมูลฐาน ประกอบด้วยหลายบรานซ์ของทรีและมีลิงค์หนึ่งอัน แต่ละวงจรปิดจะถูกกำหนดทิศทาง (ตามหรือทวนเข็มนาฬิกา) ซึ่งจะเข้ากับทิศของลิงค์โดยใช้ทิศทางที่เลือกสำหรับบรานซ์ อินซิเดนซ์เมตริกซ์ของวงจรปิดมูลฐานและบรานซ์ \mathcal{L} สามารถนิยามได้ดังนี้

$$\mathcal{L}(i,j) = \begin{cases} 1 & \text{หากบรานซ์ } j \text{ อยู่ในวงจรปิด } i \text{ และมีทิศทางเดียวกัน} \\ -1 & \text{หากบรานซ์ } j \text{ อยู่ในวงจรปิด } i \text{ และมีทิศทางตรงข้ามกัน} \\ 0 & \text{อย่างอื่น} \end{cases}$$

คอลัมน์ของ \mathcal{L} สามารถแบ่งและแสดงได้เป็น:

$$\mathcal{L} = [\mathcal{L}_T \ ; \ I] \quad (2.4)$$

โดยที่คอลัมน์ของ \mathcal{L}_T และเมตริกซ์เอกลักษณ์ I (identity matrix) สอดคล้องกับบรานซ์ของสแปนนิ่งทรีจำนวน $(N-1)$ และลิงค์จำนวน $(L-N+1)$ ที่สัมพันธ์กับวงจรปิดมูลฐานตามลำดับโดยใช้ความเป็นมุมฉากของเมตริกซ์ \mathcal{L} และ A_r จะได้วิธีที่ง่ายสำหรับการสร้าง \mathcal{L}

$$\begin{aligned} \mathcal{L} \cdot A_r &= 0 \\ \mathcal{L}_T \cdot A_{rT} + A_{rL} &= 0 \\ \mathcal{L}_T &= -A_{rL} \cdot A_{rT}^{-1} \end{aligned} \quad (2.5)$$

2.3 สมการวงจรถัด (Loop Equation)

จากกฎของแรงดันของเคอร์ชอฟ (Kirchoff's Voltage Law) ผลรวมแรงดันของบรานซ์ในวงจรถัดที่กำหนดให้ต้องรวมแล้วเป็นศูนย์ เมื่อมีสแปนนิ่งทรีและลิงค์ที่สอดคล้องกัน เซตของสมการวงจรถัดมูลฐานที่เป็นอิสระแบบเชิงเส้นสามารถเขียนได้เป็น

$$\mathcal{L} \cdot V_b = 0 \quad (2.6)$$

โดยที่:

\mathcal{L} : คือ อินซิเดนซ์เมตริกซ์ของวงจรถัดมูลฐานและบรานซ์ ขนาด $(L-N+1) \times L$

V_b : คือ เวกเตอร์แรงดันของบรานซ์

สมการที่ 2.6 เพียงแค่กล่าวถึงกฎของแรงดันของเคอร์ชอฟสำหรับวงจรถัด จึงไม่เพียงพอสำหรับแก้ปัญหาที่ไม่รู้ค่าแรงดัน สมการนี้จะถูกขยายด้วยสมการค่าวัตต์ที่เป็นไปตามกฎของแรงดันของเคอร์ชอฟเพื่อที่จะสร้างชุดที่สมบูรณ์ของสมการวงจรถัด

หมายเหตุ: ขั้วของแรงดันบรานซ์จะต้องตรงกันกับทิศทางของบรานซ์ที่กำหนดไว้ใน \mathcal{L} เนื่องจาก $V_b = AV$ ทั้งสองอินซิเดนซ์เมตริกซ์ A และ \mathcal{L} ต้องถูกสร้างโดยใช้การกำหนดทิศทางของ บรานซ์ที่เหมือนกัน

2.4 วิธีการวิเคราะห์ความเพียงพอของค่าวัตต์ (Method of Observability Analysis)

การวิเคราะห์ NO สามารถทำได้โดยใช้สมการที่เป็นคู่ (Fully coupled equation) หรือสมการค่าวัตต์ที่ถูกแยกคู่ (Decoupled measurement equation) การวิเคราะห์ทำบนแบบจำลองค่าวัตต์ที่ถูกทำเป็นเชิงเส้นโดยไม่เสียความเป็นทั่วไป การใช้แบบจำลองคู่มีข้อเสีย หนึ่งในนั้นคือการที่ไม่ได้มีเพียงคำตอบเดียวซึ่งสามารถแสดงให้เห็นได้จากการพิจารณากรณีตัวอย่างของไลน์ (line) เดี่ยวที่รีแอกทีฟเพาเวอร์โฟลว์ (Reactive power flow) ถูกวัดที่ปลายด้านหนึ่งและค่าแรงดันของทั้งสองบัสที่ปลายแสดงในรูปที่ 2.2 ถ้าอิมพีแดนซ์ของไลน์ คือ $j0.2$ p.u. และค่าวัตต์ได้แก่

$$V_1 = 1.00 \text{ p.u.}, \quad V_2 = 0.99 \text{ p.u.}, \quad Q_{12} = -0.80 \text{ p.u.}$$

ดังนั้นตัวแปรสถานะ (State variable) θ_2 สามารถประเมินได้โดยแก้สมการต่อไปนี้

$$Q_{12} = \frac{V_1 V_2}{X} \cos \theta_2 - \frac{V_1^2}{X} \quad (2.7)$$

$$-0.8 = 49.5 \cos \theta_2 - 50 \quad (2.8)$$

จากสมการ 2.8 จะได้ $\theta_2 = \pm 6.31$ องศา ซึ่งดูเหมือนจะเป็นคำตอบทั้งคู่



รูปที่ 2.2 แสดงระบบสองบัสและค่าวัด

ตัวอย่างนี้แสดงถึงความเสี่ยงที่เกี่ยวข้องในการพยายามประเมิน θ โดยใช้ค่าวัด Q (หรือหา V โดยใช้ P) เพื่อหลีกเลี่ยงกรณีเช่นนี้วิธีการวิเคราะห์ NO โดยปกติจะสมมุติค่าวัดคู่ P และ Q และใช้แบบจำลองค่าวัดที่แยกแยะ (Decoupled measurement model)

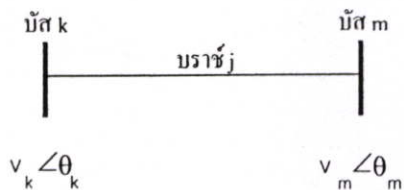
NO ของ θ ที่มีพื้นฐานบนค่าวัด P เท่านั้นถูกวิเคราะห์โดยใช้สมการเพาเวอร์โฟลว์กระแสตรง (DC Power flow equation) แต่วิธีการนี้ถูกจำกัดอยู่ในกรณีที่การแยกแยะของสมการค่าวัดถูกแสดงว่าถูกต้องได้ ตัวอย่างเช่น ในการมีค่าวัดที่มีขนาดเป็นปัจจุบันสมการค่าวัดที่สอดคล้องกันนั้นจะไม่สามารถแยกแยะได้บนพื้นฐานของสมมุติฐานของการแยกแยะเดียวกันได้อีก [4] ดังนั้นแบบจำลองแยกแยะต้องถูกใช้ต่อไปสำหรับวิธีในการตรวจสอบการมีหลายคำตอบ

การวิเคราะห์ NO สามารถทำได้โดยใช้วิธีการทางด้านตัวเลขหรือวิธีการทาง Topology ก็ได้ วิธีการทาง Topology ใช้แบบจำลองค่าวัดที่แยกแยะและทฤษฎีกราฟ วิธีการทางด้านตัวเลขอาจใช้แบบจำลองคู่หรือแบบจำลองที่แยกแยะซึ่งจะมีพื้นฐานบนการแยกตัวประกอบเชิงตัวเลข (Numerical factorization) ของ Jacobian ของค่าวัดหรือเกนเมตริกซ์ (Gain matrix) วิธีการเหล่านี้ถูกพัฒนาเป็นสูตรโดยใช้ตัวแปรของบรานซ์หรือโทนด

2.5 วิธีการทางตัวเลขที่มีพื้นฐานบนสูตรตัวแปรบรานซ์ (Numerical Method Based on the Branch Variable Formulation)

2.5.1 ตัวแปรใหม่ของบรานซ์ (New Branch Variables)

สมมุติให้บรานซ์ j เชื่อมต่อระหว่างบัสปลายทาง k และบัสปลายทางรับ m ดังรูปที่ 2.3



รูปที่ 2.3 แสดงบรานซ์ j

กำหนดให้ตัวแปรของแรงดันและมุมเฟสบรานซ์ α_j และ δ_j สามารถนิยามได้เป็น

$$\alpha_j = \ln \frac{V_k}{V_m} = \ln V_k - \ln V_m \quad (2.9)$$

$$\delta_j = \theta_k - \theta_m \quad (2.10)$$

โดยที่:

V_k, V_m คือขนาดของแรงดันที่บัส k และ m

θ_k, θ_m คือมุมเฟสของแรงดันที่บัส k และ m

ในรูปแบบที่กระชับ เวกเตอร์ตัวแปรบรานซ์ X_α, X_δ สามารถแสดงได้เป็น

$$X_\alpha = [\alpha_1 \alpha_2 \dots \alpha_L]^T = A \cdot \ln|V| \quad (2.11)$$

$$X_\delta = [\delta_1 \delta_2 \dots \delta_L]^T = A \cdot \theta \quad (2.12)$$

โดยที่:

$|V| = [V_1 V_2 \dots V_N]^T$, เวกเตอร์ขนาดของแรงดันบัส

$\theta = [\theta_1 \theta_2 \dots \theta_N]^T$, เวกเตอร์มุมเฟสของแรงดันบัส

A = อินซิเดนซ์เมตริกซ์ของบรานซ์และบัส

2.5.2 สมการค่าวัด (Measurement Equation)

ทุกประเภทของค่าวัดสามารถแสดงเป็นฟังก์ชันของตัวแปรบรานซ์ α_j และ δ_j (ที่ได้นิยามไว้ข้างต้น) การแสดงสำหรับค่าวัดที่แตกต่างจะต้องได้มาเป็นอันดับแรกแล้วตามด้วยการวิเคราะห์ที่ทำให้เป็นเชิงเส้น

2.5.2.1 เพาเวอร์โฟลว์ (Power Flows)

เรียลเพาเวอร์โฟลว์ (Real power flow) และรีแอคทีฟเพาเวอร์โฟลว์บนบรานซ์ j ของรูปที่ 2.3 แสดงได้ดังนี้:

$$P_{km} = V_k^2 g_{km} - V_k V_m (g_{km} \cos \delta_j + b_{km} \sin \delta_j) \quad (2.13)$$

$$Q_{km} = -V_k^2 b_{km} - V_k V_m (g_{km} \sin \delta_j - b_{km} \cos \delta_j) \quad (2.14)$$

โดยที่:

$g_{km} + jb_{km}$ คือแอดมิตแตนซ์ (Admittance) ของบรานซ์ j , ที่มองข้ามซัสเซปแตนซ์ (Susceptance) ของบรานซ์

V_k : ขนาดแรงดันที่บัส k

δ_j : $\theta_k - \theta_m$, ตัวแปรมุมเฟสของบรานซ์

θ_k : มุมเฟสแรงดันที่บัส k

พิจารณาสมการเพาเวอร์โฟลว์ที่ถูกดัดแปลงที่ถูกลดขนาดด้วยขนาดแรงดันที่บัส k ยกกำลังสอง

$$P_{km}^s = \frac{P_{km}}{V_k^2} = g_{km} \left(1 - \frac{V_m}{V_k} \cos \delta_j \right) - b_{km} \frac{V_m}{V_k} \sin \delta_j \quad (2.15)$$

$$Q_{km}^s = \frac{Q_{km}}{V_k^2} = -b_{km} \left(1 - \frac{V_m}{V_k} \cos \delta_{km} \right) - g_{km} \frac{V_m}{V_k} \sin \delta_{km} \quad (2.16)$$

โดยใช้ตัวแปรใหม่ของแรงดันบรานซ์ α_j ซึ่งได้จากสมการ 2.9

$$\alpha_j = \ln \frac{V_k}{V_m} \quad \text{หรือ} \quad \frac{V_k}{V_m} = e^{\alpha_j} \quad (2.17)$$

สมการ 2.15 และ 2.16 สามารถแสดงได้ในรูปของตัวแปรแรงดันและมุมเฟสของบรานซ์

$$P_{km}^S = g_{km} \left(1 - e^{\alpha_j \cos \delta_j} \right) - b_{km} e^{\alpha_j \sin \delta_j} \quad (2.18)$$

$$Q_{km}^S = -b_{km} \left(1 - e^{\alpha_j \cos \delta_j} \right) - g_{km} e^{\alpha_j \sin \delta_j} \quad (2.19)$$

2.5.2.2 เพาเวอร์อินเจกชัน (Power injection)

เพาเวอร์อินเจกชันที่ถูกลดขนาดสามารถแสดงได้เป็นผลรวมแบบเชิงเส้นของเพาเวอร์โพลาร์ที่ถูกลดขนาดซึ่งสร้างจากบัสที่ถูกวัดอินเจกชัน ดังนั้นสามารถแสดงเพาเวอร์อินเจกชันที่ถูกลดขนาดในรูปของตัวแปร α_j และ δ_j ได้เช่นกัน

2.5.2.3 ขนาดแรงดัน (Voltage Magnitudes)

สมมติให้ในระบบมีอย่างน้อยหนึ่งค่าวัดขนาดแรงดัน เลือกหนึ่งในบัสที่ถูกวัดค่าเพื่อเป็นบัสอ้างอิง ดังนั้นทรีของวงจรข่ายที่มีรากเป็นบัสอ้างอิงสามารถสร้างขึ้นได้และเขียนแทนด้วย T อัตราส่วนของขนาดแรงดันที่บัสใดๆ ต่อขนาดแรงดันที่บัสอ้างอิง (V_{ref}) สามารถแสดงได้เป็น

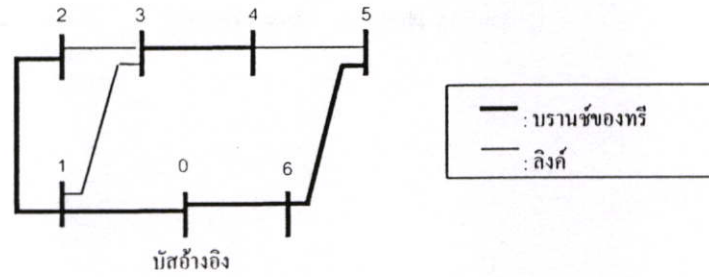
$$V_k^S = \frac{V_k}{V_{ref}} = \frac{V_k}{V_m} \cdot \frac{V_m}{V_l} \cdots \frac{V_j}{V_{ref}} \quad (2.20)$$

$$= e^{\alpha_{j1}} \cdot e^{\alpha_{j2}} \cdots e^{\alpha_{jr}} \quad (2.21)$$

ใส่ลอการิทึม (log) ทั้งสองข้างของสมการ

$$\ln V_k^S = \alpha_{j1} + \alpha_{j2} + \cdots + \alpha_{jr} \quad (2.22)$$

โดยที่ $\{j1, j2, \dots, jr\}$ ประกอบเป็นเซตของบรานซ์ที่เป็นของทรี T ซึ่งมีรากอยู่ที่บัสอ้างอิงและสร้างเป็นเส้นทางต่อเนื่องจากบัส k ไปยังบัสอ้างอิง ref ดังรูปที่ 2.4



รูปที่ 2.4 แสดงรากของโครงสร้างทรี

2.5.2.4 ขนาดกระแส (Current Magnitudes)

กำลังสองของขนาดกระแสของไลน์ที่ผ่านบรานซ์ j ซึ่งเชื่อมต่อบัส k กับบัส m แสดงได้เป็น

$$I_{km}^2 = \frac{P_{km}^2 + Q_{km}^2}{V_k^2} = V_k^2 \left[(P_{km}^s)^2 + (Q_{km}^s)^2 \right] \quad (2.23)$$

ดังนั้น กำลังสองของขนาดกระแสไลน์ที่ถูกลดขนาดจะเป็น

$$\left(I_{km}^s \right)^2 = \left(\frac{I_{km}}{V_k} \right)^2 = (P_{km}^s)^2 + (Q_{km}^s)^2 \quad (2.24)$$

2.5.2.5 สมการวงจรมอด (Loop Equations)

หมายเหตุ ในวงจรมอดที่สร้างขึ้นจากบรานซ์ j_1, j_2, \dots, j_L . ตัวแปรบรานซ์จะทำให้สมการต่อไปนี้เป็นจริง

$$\alpha_{j1} + \alpha_{j2} + \dots + \alpha_{jL} = 0 \quad (2.25)$$

$$\delta_{j1} + \delta_{j2} + \dots + \delta_{jL} = 0 \quad (2.26)$$

ดังนั้นสมการวงจรมอดพื้นฐานที่ได้ในสมการ 2.6 จะเป็นจริงถ้าเวกเตอร์แรงดันบรานซ์ V_b ถูกแทนด้วยเวกเตอร์ผลต่างของขนาดแรงดันบรานซ์ X_α หรือเวกเตอร์ผลต่างของมุมเฟสแรงดันบรานซ์ X_δ

$$\mathcal{L} \cdot X_{\delta} = 0 \quad (2.27)$$

$$\mathcal{L} \cdot X_{\alpha} = 0 \quad (2.28)$$

ในสมการ 2.27 และ 2.28 ตัวแปรที่สอดคล้องกับลิงค์สามารถแสดงในรูปของตัวแปรบรานซ์ที่เหลือของทรี การลดทอนแบบจำลองเป็นไปได้โดยการกำจัดตัวแปรลิงค์ออกจากที่เหลือของสมการค่าวัด

2.5.3 แบบจำลองค่าวัดที่ทำเป็นเชิงเส้น (Linearized Measurement Model)

สมการสำหรับเพาเวอร์อินเจกชัน, โฟลว์, ขนาดแรงดันและกระแส, และวงจรปิด ซึ่งได้อธิบายไปแล้วนั้นสามารถแสดงในรูปแบบที่กระชับได้เป็นสมการเวกเตอร์แบบไม่เชิงเส้น

$$f(X) = z \quad (2.29)$$

โดยที่

$$X^T = [\delta^T, \alpha^T]$$

z คือ เวกเตอร์ค่าวัดที่ถูกลดขนาดซึ่งมีศูนย์อยู่ด้วยสำหรับสมการวงจรปิด และค่าวัดถูกสมมุติว่าไม่มีความคลาดเคลื่อน

δ คือ เวกเตอร์ของตัวแปรมุมเฟสของบรานซ์

α คือ เวกเตอร์ของตัวแปรแรงดันของบรานซ์

หมายเหตุ การสมมุติให้ค่าวัดไม่มีความคลาดเคลื่อนในสมการ 2.29 นั้นสมเหตุสมผลเพราะความคลาดเคลื่อนของค่าวัดไม่มีผลต่อการวิเคราะห์ NO

การประมาณอันดับแรกของเทเลอร์ (First-order Taylor approximation) ของสมการ 2.29 ให้ผลเป็น

$$H \cdot \Delta x = z - f(X^0) = \Delta z \quad (2.30)$$

โดยที่

$$H = \frac{\partial f(X)}{\partial X}, \text{ ถูกหาค่าที่ } X^0 \text{ ใดๆ}$$

$$\Delta X = X - X^0$$

เพื่อให้มั่นใจว่าค่ากำลังไฟฟ้าจริง (Real power) และกำลังไฟฟ้าเสมือน (Reactive power) ไม่ได้ถูกใช้เพื่อเฟ้อสางเกิดตัวแปรแรงดัน (และมุมเฟส) ค่าวัดของเพาเวอร์โฟลว์และอินเจกชันถูกสมมติให้มาเป็นคู่เช่นเดียวกับสมการ 2.30 ที่ไม่สนใจการจับคู่ของค่าวัดกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าเสมือน เข้ากับตัวแปรแรงดัน(และมุมเฟส)ในเมตริกซ์ H ดังนั้นชนิดเดียวของค่าวัดที่แถวต่างๆ มีสมาชิกที่ไม่เป็นศูนย์ทั้งในคอลัมน์ของตัวแปรแรงดันและมุมเฟส จะเป็นค่าวัดกระแส

2.5.3.1 สมาชิกของ H (Elements of H)

จาโคเบียน (Jacobian) ของค่าวัด H ถูกสร้างโดยการหาค่าจากสมการต่อไปนี้ซึ่งตรงกับอนุพันธ์อันดับหนึ่งของสมการค่าวัดและวงจรปิดเทียบกับตัวแปรบรานซ์

2.5.3.2 เพาเวอร์โฟลว์ (Power flows)

$$\frac{\partial P_{km}^s}{\partial \alpha_j} = -g_{km} e^{j\alpha_j \cos \delta_j} - b_{km} e^{j\alpha_j \sin \delta_j} \approx 0 \quad (2.31)$$

$$\frac{\partial P_{km}^s}{\partial \delta_j} = g_{km} e^{j\alpha_j \sin \delta_j} - b_{km} e^{j\alpha_j \cos \delta_j} \quad (2.32)$$

$$\frac{\partial Q_{km}^s}{\partial \alpha_j} = b_{km} e^{j\alpha_j \cos \delta_j} - g_{km} e^{j\alpha_j \sin \delta_j} \quad (2.33)$$

$$\frac{\partial Q_{km}^s}{\partial \delta_j} = -b_{km} e^{j\alpha_j \sin \delta_j} - g_{km} e^{j\alpha_j \cos \delta_j} \approx 0 \quad (2.34)$$

2.5.3.3 เพาเวอร์อินเจกชัน (Power Injections)

เมื่อไม่คำนึงถึงส่วนชดเชยของบัส อินเจกชันของบัส k ที่ถูกลดขนาด P_k^s หรือ Q_k^s สามารถแสดงในรูปโฟลว์ (ของบรานซ์ที่เชื่อมต่อกัน) ซึ่งถูกลดขนาด

$$P_k^s = \sum_{i \in N_k} P_{ki}^s \quad (2.35)$$

$$Q_k^s = \sum_{i \in N_k} Q_{ki}^s \quad (2.36)$$

โดยที่ N_k คือเซตของบัสที่เชื่อมต่อกับบัส k โดยตรงกับบัส k

ดังนั้น

$$\frac{\partial P_k^s}{\partial \alpha_j} = \sum_{i \in N_k} \frac{\partial P_{ki}^s}{\partial \alpha_j} \approx 0 \quad (2.37)$$

$$\frac{\partial P_k^s}{\partial \delta_j} = \sum_{i \in N_k} \frac{\partial P_{ki}^s}{\partial \delta_j} \quad (2.38)$$

$$\frac{\partial Q_k^s}{\partial \alpha_j} = \sum_{i \in N_k} \frac{\partial Q_{ki}^s}{\partial \alpha_j} \quad (2.39)$$

$$\frac{\partial Q_k^s}{\partial \delta_j} = \sum_{i \in N_k} \frac{\partial Q_{ki}^s}{\partial \delta_j} \approx 0 \quad (2.40)$$

2.5.3.4 ขนาดแรงดัน (Voltage Magnitude)

โดยใช้สมการ 2.22

$$\frac{\partial}{\partial \alpha_j} (\ln V_k^s) = \begin{cases} 1 & \text{ถ้า } j = j_1, j_2, \dots, j_r \\ 0 & \text{อย่างอื่น} \end{cases}$$

$$\frac{\partial}{\partial \delta_j} (\ln V_k^s) = 0$$

2.5.3.5 ขนาดกระแส (Current Magnitude)

โดยใช้สมการ 2.23 อนุพันธ์ของค่าวัดขนาดกระแสที่ถูกลดขนาดสามารถแสดงได้ในรูปของเพาเวอร์อินเจกชันที่ถูกลดขนาดและอนุพันธ์ของมัน

$$\frac{\partial I_j^s}{\partial \alpha_j} = \frac{1}{I_j^s} \left\{ P_{km}^s \frac{\partial P_{km}^s}{\partial \alpha_j} + Q_{km}^s \frac{\partial Q_{km}^s}{\partial \alpha_j} \right\} \quad (2.41)$$

$$\frac{\partial I_j^s}{\partial \delta_j} = \frac{1}{I_j^s} \left\{ P_{km}^s \frac{\partial P_{km}^s}{\partial \delta_j} + Q_{km}^s \frac{\partial Q_{km}^s}{\partial \delta_j} \right\} \quad (2.42)$$

2.5.3.6 สมการวงจรปิด (Loop Equations)

โดยการรวมสมการ 2.27 และ 2.28 แล้วหาอนุพันธ์เทียบกับตัวแปรบรานซ์ X_δ, X_α จะได้

$$\frac{\partial}{\partial X} \begin{bmatrix} \mathcal{L} & 0 \\ 0 & \mathcal{L} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_\delta \\ X_\alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathcal{L} & 0 \\ 0 & \mathcal{L} \end{bmatrix} \quad (2.43)$$

2.5.4 การวิเคราะห์ความเพียงพอของค่าวัด (Observability Analysis)

สมการ 2.30 สัมพันธ์ค่าวัดที่มีทั้งหมดกับตัวแปรบรานซ์โดยใช้การประมาณอันดับแรกของ เทลเลอร์ค่าประเมินของ Δx สามารถหาได้ทราบเท่าที่จำนวนคอลัมน์ของ H เท่ากับขนาดของ Δx มีวิธีเดียวคือผ่านทาง การแตกเมตริกซ์ (Matrix factorization) สามารถใช้วิธีการของปีเตอร์-วิลคินสัน (Peters-Wilkinson) [5] เพื่อแตก H เป็นตัวประกอบสามเหลี่ยม (Triangular factor) ได้ดังนี้

$$H = \begin{bmatrix} L \\ M \end{bmatrix} [U] \quad (2.44)$$

โดยที่

L และ U คือ เมตริกซ์สามเหลี่ยมล่างจัตุรัส (Square lower triangular matrix) และเมตริกซ์สามเหลี่ยมบนจัตุรัส (Square upper triangular matrix) ตามลำดับ

M คือ เมตริกซ์มุมฉาก (Rectangular matrix)

ในระหว่างการแตกเมตริกซ์ การทำตัวหลักแถว (Row pivot) และตัวหลักคอลัมน์ (Column pivot) อาจจำเป็นต้องหลีกเลี่ยงตัวหลักที่เป็นศูนย์ เมื่อระบบ Unobservable จะไม่สามารถหลีกเลี่ยงตัวหลักที่เป็นศูนย์ได้ กรณีเช่นนี้จะใช้ค่าที่ไม่เป็นศูนย์คือ 1.0 แทนตัวหลักศูนย์แล้วการแตกเมตริกซ์จะดำเนินต่อไปได้ ตัวประกอบ L ที่ได้จากวิธีนี้ประกอบด้วยตัวหลักที่ถูกเพิ่มเองซึ่งแต่ละอันจะสอดคล้องกับตัวแปร บรานซ์

เขียนสมการ 2.30 ใหม่โดยแทนด้วยสมการที่ 2.44

$$L \cdot U \cdot \Delta x = \Delta z^e \quad (2.45)$$

$$M \cdot U \cdot \Delta x = \Delta z^r \quad (2.46)$$

โดยที่ $\Delta z = \left[(\Delta z^e)^T (\Delta z^r)^T \right]^T$

หมายเหตุสำหรับวัตถุประสงค์ในการวิเคราะห์ NO , ชุดของค่าวัดที่สอดคล้องกับค่าวัดส่วนบนจำนวน N คำนับเพียงพอ (N คือจำนวนตัวแปรของบรานซ์) เพราะมันแสดงถึงชุดค่าวัดที่เป็นอิสระอย่างเชิงเส้น

หากระบบ Observable สมการ 2.45 จะให้คำตอบศูนย์ (Null solution) สำหรับ Δx สำหรับเวกเตอร์ศูนย์ (Null vector) ของ Δz^e ในกรณีที่ระบบ Unobservable สมาชิกใน Δz^e ที่สอดคล้องกับตัวหลักศูนย์ของ L ที่ถูกกำหนดให้เท่ากับ 1.0 ในระหว่างการแตกเมตริกซ์นั้นจะถูก

กำหนดให้เป็นค่าที่ไม่เจาะจงแต่ไม่เท่ากับศูนย์ สามารถแสดงให้เห็นว่ากระบวนการนี้เทียบเท่ากับการเพิ่มค่าวัดใหม่ของตัวแปรของบรานซ์ที่สอดคล้องกันให้กับชุดวัดที่มีอยู่ สมการ 2.45 สามารถจัดเรียงได้ใหม่เพื่อให้แถวและคอลัมน์ของตัวหลักที่ไม่เป็นศูนย์ที่เพิ่มเข้าไปเองมาเป็นสุดท้าย

$$\begin{bmatrix} L_0 & 0 \\ L_e & I_u \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_0 & U_e \\ 0 & I_u \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x_0 \\ \Delta x_u \end{bmatrix} = \Delta z^e = \begin{bmatrix} 0 \\ \Delta z_u^e \end{bmatrix} \quad (2.47)$$

โดยที่

L_0 คือ เมตริกซ์สามเหลี่ยมล่างนอนซิงกูลาร์ (non-singular lower triangular matrix)

U_0 คือ เมตริกซ์สามเหลี่ยมบนนอนซิงกูลาร์ (non-singular upper triangular matrix)

L_e, U_e คือ เมตริกซ์มุมฉาก

I_e คือ เมตริกซ์เอกลักษณ์ขนาด n_e

n_e คือ จำนวนตัวหลักศูนย์ที่พบและถูกแทนด้วย 1.0 ระหว่างการแตกเมตริกซ์ H

Δz_u^e คือ เวกเตอร์ของค่าที่ไม่เจาะจงแต่ไม่เป็นศูนย์ที่ถูกกำหนดให้

$\Delta x_0, \Delta x_u$ คือ คำตอบของตัวแปรบรานซ์

หมายเหตุ

$$\Delta x_u = \Delta z_u^e \quad (2.48)$$

$$U_0 \Delta x_0 = -U_e \Delta z_u^e \quad (2.49)$$

แก้สมการ 2.49 จะได้ Δx_0 โดยที่สมาชิกที่ไม่เป็นศูนย์จะสอดคล้องกับบรานซ์ที่ Unobservable กลุ่มของบรานซ์ที่ Unobservable จะเป็นกลุ่มที่ประกอบด้วยบรานซ์ที่ได้ระบุถึงก่อนหน้านี้ซึ่งสอดคล้องกับสมาชิกของ Δz_u^e เมื่อรายชื่อของบรานซ์ที่ Unobservable ถูกสร้างขึ้นจะสามารถกำจัดบรานซ์เหล่านี้ออกจากแปลนของระบบ ได้เป็น "Observable island" ของระบบ

หมายเหตุ การใช้ตัวแปรบรานซ์ในการทำสูตรสำหรับปัญหาการวิเคราะห์ NO มีข้อดีที่สำคัญอยู่สองข้อ หนึ่งคือลักษณะการไม่ทำซ้ำของกระบวนการที่ให้ผลลัพธ์ อีกข้อหนึ่งคือการทำให้อุปกรณ์ง่ายลงด้วยการไม่มีหลักการของแอสลัคบัส (Slack bus) แม้ว่าความต้องการในการสร้างสมการวงจรปิดจะดูเป็นภาระแต่ในทางปฏิบัติแบบจำลองถูกลดได้โดยการกำจัดค่าวัดเพาเวอร์โพล์และตัวแปรบรานซ์ที่สอดคล้องกันโดยตรง ซึ่งไม่สามารถทำได้ในสูตรของโนด (Nodal formulation) ที่จะกล่าวต่อไป

2.6 วิธีการทางตัวเลขที่มีพื้นฐานบนสูตรตัวแปรโนด (Numerical Method Based on the Nodal Variable Formulation)

การวิเคราะห์ NO ทางตัวเลขสามารถทำได้โดยใช้ตัวแปรโนด ให้เวกเตอร์ตัวแปรโนด x แทนเวกเตอร์ของขนาดและมุมเฟสของแรงดันทุกบัสในระบบ พิจารณาแบบจำลองค่าวัดถูกทำเป็นเชิงเส้นที่ไม่สนใจความคลาดเคลื่อนของค่าวัดเนื่องจากไม่เกี่ยวข้องกับการวิเคราะห์ NO

$$\Delta z = H \Delta x$$

โดยที่

$\Delta z = z - h(x_0)$, ความไม่เข้ากันระหว่างเวกเตอร์ค่าวัดกับค่าของมันที่คำนวณได้ที่ค่าประเมิน x_0

$$\Delta x = x - x_0$$

$$H = \frac{\partial h(x)}{\partial x} \text{ หาค่าที่ } x_0$$

ค่าประเมิน WLS $\Delta \hat{x}$ กำหนดโดย

$$\Delta \hat{x} = (H^T R^{-1} H)^{-1} H^T R^{-1} \Delta z$$

คำตอบเดียวสำหรับ Δx สามารถหาได้ถ้า $(H^T R^{-1} H)$ เป็นนอนซิงกูลาร์หรือถ้า H มีจำนวนคอลัมน์เต็ม (เช่น $\text{rank}[H]=n$ โดย n คือจำนวนของสถานะทั้งหมด)

อาศัยการจับคู่ที่อ่อนแอ (Weak coupling) ระหว่าง P-V และ Q- θ สามารถแยกคู่แบบจำลองเชิงเส้นได้เป็น

$$\Delta z_A = H_{AA} \Delta \theta$$

$$\Delta z_R = H_{RR} \Delta V$$

โดยที่

$\Delta z_A, \Delta z_R$ คือเวกเตอร์ความไม่เข้ากันของค่าวัดกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าเสมือนตามลำดับ

$H_{AA} = \frac{\partial h_A}{\partial \theta}$ คือ Jacobian ที่ถูกแยกคู่สำหรับค่าวัดกำลังไฟฟ้าจริง

$H_{RR} = \frac{\partial h_R}{\partial V}$ คือ Jacobian ที่ถูกแยกคู่สำหรับค่าวัดกำลังไฟฟ้าเสมือน

$$\Delta \theta = \theta - \theta_0$$

$$\Delta V = V - V_0$$

สมมุติว่าค่าวัด P และ Q มาเป็นคู่ความเพิงพของค่าวัด P- θ และ Q-V สามารถทดสอบแยกกันได้ หมายเหตุ ไม่เหมือนกับ θ ค่าตอบของแรงดันต้องการบัสอ้างอิงที่ถูกวัด ดังนั้นตามการวิเคราะห์ P- θ ควรจะตรวจสอบต่อไปเพื่อให้มั่นใจว่ามีอย่างน้อยหนึ่งค่าวัดแรงดันต่อหนึ่ง Observable island

ควรสังเกตว่า NO ไม่ขึ้นกับตัวแปรบรานซ์เช่นเดียวกันกับสถานการณ์ทำงานของระบบ จึงสามารถถูกสมมุติให้ทุกบรานซ์ของระบบมีอิมพีแดนซ์เป็น $j1.0$ p.u. และแรงดันของทุกบัสกำหนดให้เท่ากับ 1.0 p.u. เพื่อจุดประสงค์ของการวิเคราะห์ NO ดังนั้นเพาเวอร์โพล์วิเคราะห์ตามบรานซ์ของระบบสามารถเขียนได้เป็น

$$P_b = A\theta \quad (2.50)$$

โดยที่

P_b คือ เวกเตอร์ของโพล์ของบรานซ์

A คือ อินซิเดนซ์เมตริกซ์ของบรานซ์และบัส

θ คือ เวกเตอร์ของมุมเฟสแรงดันบัส

หากสถานะที่ถูกประเมิน $\hat{\theta}$ เป็นศูนย์ดังนั้นทุกบรานซ์จะเป็นศูนย์ดังที่กำหนดโดยสมการ 3.50 โดยใช้แบบจำลองค่าวัดกระแสตรง (DC measurement model)

$$H_{AA} \theta = z_A \quad (2.51)$$

ค่าประเมินกำลังสองน้อยสุดที่ถ่วงน้ำหนัก (WLS) สำหรับ θ จะกำหนดโดย

$$\hat{\theta} = (H_{AA}^T H_{AA})^{-1} H_{AA}^T z_A = G_{AA}^{-1} t_A \quad (2.52)$$

ค่าประเมินศูนย์ (Null estimate) สำหรับ $\hat{\theta}$ จะได้มาสำหรับระบบที่ Observable เมื่อทุกค่าวัดของระบบ Δz_A เช่นค่าวัดโฟลว์, อินเจคชันมีค่าเป็นศูนย์ทั้งหมด ถ้ามีค่าประเมิน $\hat{\theta}$ ที่เป็นไปตามสมการค่าวัด

$$H_{AA} \hat{\theta} = 0 \quad (2.53)$$

ได้โฟลว์ของบรานซ์ที่ไม่เท่ากับศูนย์

$$P_b = A\hat{\theta} \neq 0 \quad (2.54)$$

ดังนั้น $\hat{\theta}$ จะถูกเรียกว่าสถานะที่มีค่าวัดไม่เพียงพอ (Unobservable state) และบรานซ์ที่มีโฟลว์ไม่เท่ากับศูนย์จะถูกอ้างอิงเป็นบรานซ์ที่มีค่าวัดไม่เพียงพอ (Unobservable branch)

2.6.1 การหาบรานซ์ที่มีค่าวัดไม่เพียงพอ (Determining the Unobservable Branches)

หากระบบถูกพบว่า Unobservable จะสามารถหา Observable island ที่ถูกแบ่งด้วยบรานซ์ที่ Unobservable [6] หมายเหตุว่าบรานซ์ที่ไม่มีค่าวัดของการเชื่อมต่อ (Incident measurement) จะเรียกว่าเป็นบรานซ์ที่ไม่เกี่ยวข้องและสถานะที่ถูกประเมินจะไม่ขึ้นอยู่กับสถานะ (On/Off) และตัวแปรต่างๆ ของบรานซ์นั้น จึงไม่นำมาใช้ในการวิเคราะห์ NO

พิจารณาแบบจำลองเชิงเส้นที่ถูกแยกคู่ที่ทุกค่าวัดถูกกำหนดให้เท่ากับศูนย์

$$(H_{AA}^T H_{AA}) \hat{\theta} = H_{AA}^T z_A = t_A = 0 \quad (2.55)$$

G_{AA} เป็นซิงกูลาร์แม้กระทั่งสำหรับระบบที่ Observable โดยสมบูรณ์ เพราะมุมเฟสของบัสอ้างอิงถูกรวมอยู่ในเวกเตอร์สถานะ (State vector) θ แล้ววิธีการจัดเรียงของแถวและหลักสามารถใช้เพื่อจัดเรียงใหม่และแบ่งเมตริกซ์ได้เป็น

$$\begin{bmatrix} G_{11} & G_{12} \\ G_{21} & G_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\theta}_a \\ \hat{\theta}_b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

โดยที่ G_{11} คือเมตริกซ์ย่อยอนซิงกูลาร์ ใน G_{AA}

โดยการกำหนดค่าที่ไม่เจาะจงแต่ไม่ซ้ำกันให้แก่สมาชิกของ $\hat{\theta}_b$ เพื่อเป็น $\bar{\theta}_b$ หนึ่งในคำตอบที่เป็นไปได้สำหรับ $\hat{\theta}_a$ สามารถหาได้จาก

$$\hat{\theta}_a = -G_{11}^{-1}G_{12}\bar{\theta}_b$$

โพล์ของบรานซ์ที่สอดคล้องกับคำตอบนี้ $(\hat{\theta}_a, \bar{\theta}_b) = \hat{\theta}^*$ สามารถหาได้จาก

$$A\hat{\theta}^* = P_b^*$$

บรานซ์ i ที่ $P_b^*(i) \neq 0$ จะถูกระบุว่าเป็นบรานซ์ที่ Unobservable

ในทางปฏิบัติกระบวนการข้างต้นนั้นทำได้โดยการแตกเมตริกซ์เป็นสามเหลี่ยม (Triangular factorization) ของ G_{AA} ซึ่งใช้วิธีการของโคเลสกี (Cholesky) เพราะ G_{AA} เป็นซิงกูลาร์จึงมีอย่างน้อยหนึ่งตัวหลักที่เป็นศูนย์ ในระหว่างการทำเมื่อพบตัวหลักที่เป็นศูนย์จะถูกแทนที่ด้วย 1.0 และสมาชิกที่สอดคล้องกันของเวกเตอร์ทางขวามือของสมการ (Right-Hand-Side vector) จะถูกกำหนดค่าที่ไม่เจาะจงให้ ซึ่งค่าที่กำหนดในลักษณะนี้ควรจะไม่ซ้ำกันและเป็นการกำหนดค่าจำนวนเต็มเรียงลำดับจากน้อยไปมาก เช่น 0, 1, 2, ... เป็นต้น

2.6.2 การระบุกลุ่มที่มีค่าวัดเพียงพอ (Identification of Observable Islands)

กระบวนการหาบรานซ์ที่ Unobservable สามารถนำมาใช้เพื่อหา Observable island ในระบบ ซึ่งเป็นกระบวนการที่ต้องทำซ้ำๆ แต่ทุกครั้งจะกำจัดอินเจ็คชันที่ไม่เกี่ยวข้องจนกว่าจะสามารถระบุ Observable island ได้ครบทั้งหมดอินเจ็คชันที่ไม่เกี่ยวข้องคืออินเจ็คชันที่เชื่อมต่อกับบรานซ์ที่ Unobservable อีลกอริทึมเป็นดังนี้

1. กำจัดบรานซ์ทั้งหมดที่ไม่เกี่ยวข้อง ซึ่งเป็นบรานซ์ที่ไม่มีค่าวัดของการเชื่อมต่อ
2. สร้างเกนเมตริกซ์ที่ถูกทำเป็นเชิงเส้นและเกนเมตริกซ์เชิงเส้นที่ถูกแยกคู่ (Decoupled linearized gain matrix) สำหรับปัญหาการประเมิน $P - \theta$

$$G_{AA} = H_{AA}^T R_A^{-1} H_{AA}$$

3. แยก G_{AA} ที่ปรับเปลี่ยนตัวหลักศูนย์และเวกเตอร์ทางขวามือ
4. ระบุและกำจัดทุกบรานซ์ที่ Unobservable และกำจัดทุกอินเจ็คชันที่เชื่อมต่อกับบรานซ์ที่ Unobservable ทั้งหมดนั้น

5. หากไม่พบบรรทัดที่ Unobservable อีก ให้หา Observable island ที่ถูกแบ่งด้วยบรรทัดที่ Unobservable แล้วหยุด แต่หากยังพบบรรทัดที่ Unobservable อยู่ต้องทำขั้นตอนที่ 2 อีก

2.6.3 การใส่ค่าวัดเพื่อฟื้นฟูความเพียงพอของค่าวัด (Measurement Placement to Restore Observability)

เมื่อ Observable island ถูกระบุ สามารถใส่ค่าวัดเพิ่มเข้าไปเพื่อรวมกลุ่มเหล่านี้สร้างเป็นหนึ่ง Observable island ค่าวัดที่เป็นตัวเลือกสำหรับรวมกลุ่ม ได้แก่

- โฟลว์ของไลน์ตลอดบรรทัดที่เชื่อมต่อ Observable island
- อินเจ็คชันที่บัสขอบเขตของ Observable island

พิจารณาเกนเมตริกซ์ G_{AA} ของสมการ 2.55 จะตัดตัวเขียนข้างใต้ (AA) ออกเพื่อให้สัญลักษณ์ดูง่ายขึ้น หมายความว่าเพราะแอสลับขั้วถูกรวมอยู่ในสูตรด้วยเช่นกัน จำนวนแถวของ H (และ G) จะไม่เกิน $(n-1)$ (n คือจำนวนของบัส) แม้สำหรับระบบที่ Observable ดังนั้นการแตกเกนเมตริกซ์ G ด้วยวิธีโคเลสกีจะถูกหยุดโดยอย่างน้อยหนึ่งตัวหลัก ซึ่งสมมติว่าเกิดขึ้นภายหลังกระบวนการของตัวหลักที่ i ดังต่อไปนี้

$$G_{\text{red}} = \begin{bmatrix} d_1 & & & & & & & \\ & d_2 & & & & & & \\ & & \ddots & & & & & \\ & & & d_i & & & & \\ & & & & 0 & 0 & \dots & 0 \\ & & & & 0 & x & x & x \\ & & & & \vdots & x & x & x \\ & & & & 0 & x & x & x \end{bmatrix} \quad (2.56)$$

โดยที่

$$G_{\text{red}} = L_i^{-1} L_{i-1}^{-1} \dots L_1^{-1} G L_1^{-T} \dots L_{i-1}^{-T} L_i^{-T} \quad (2.57)$$

และ L_i คือ ตัวประกอบมูลฐาน (Elementary factor) กำหนดโดย

$$L_i = \begin{bmatrix} 1 & & & & & & & \\ & \ddots & & & & & & \\ & & 1 & & & & & \\ & & & x & \ddots & & & \\ & & & x & & 1 & & \end{bmatrix} \quad (2.58)$$

โดยที่คอลัมน์ที่ i มีสมาชิกที่ไม่เป็นศูนย์อยู่ได้แนวแท่งมุมหลักซึ่งทำเครื่องหมายด้วย x

กำหนดให้ $L_{i+1} = I_{n \times n}$ การแตกเมตริกซ์ G_{red} ด้วยวิธีโคเลสกีในสมการ 2.56 สามารถดำเนินไปด้วยคอลัมน์ที่ $i+2$ กระบวนการนี้จะถูกทำซ้ำในแต่ละครั้งที่พบตัวหลักศูนย์ไปจนกว่าจะเสร็จสิ้นการแตกเมตริกซ์จึงสามารถเขียนสมการได้เป็น

$$\begin{aligned} D &= L_n^{-1} L_{n-1}^{-1} \dots L_1^{-1} G L_1^{-T} \dots L_{n-1}^{-T} L_n^{-T} \\ &= L^{-1} G L^{-T} \end{aligned} \quad (2.59)$$

โดยที่ D คือเมตริกซ์แท่งมุมซิงกูลาร์ซึ่งมีศูนย์อยู่ในแถวที่สอดคล้องกับตัวหลักศูนย์ที่พบระหว่างการแตกเมตริกซ์ G และ L คือเมตริกซ์สามเหลี่ยมล่างนอนซิงกูลาร์

พิจารณาการเพิ่มค่าตัวซึ่งจะให้แถวใหม่ h_k แก่ Jacobian ของค่าวัด ดังนั้นเมตริกซ์อันใหม่ G' จะเป็น

$$\begin{aligned} G' &= G + h_k^T h_k \\ &= L(D + MM^T)L^T \\ &= LD'L^T \end{aligned} \quad (2.60)$$

โดยที่ $D' = D + MM^T$ และ $M = L^{-1}h_k^T$ สามารถแสดงได้ว่า จำนวนแถวของ G' จะเพิ่มขึ้น 1 ก็ต่อเมื่อ $M(i) \neq 0$ สำหรับค่า i ใดๆ ที่ $D(i,i) = 0$

ค่าของ $M(i)$ สามารถหาได้จากผลคูณภายในของ h_k กับแถวที่ i ของ L^{-1} ซึ่งคำนวณด้วยขั้นตอนเดียวของการแทนค่าย้อนกลับ (Back substitution) ดังแสดงต่อไปนี้

$$L^T w^T = e_i \quad (2.61)$$

โดยที่ e_i คือ อาร์เรย์ซิงเกิลตัน (singleton array) ที่ทุกสมาชิกเป็นศูนย์ยกเว้นสมาชิกที่ i ซึ่งมีค่าเท่ากับ 1.0 และ w คือแถวที่ i ของ L^{-1} ซึ่งมีโครงสร้างเป็น

$$w = [w_1 \quad w_2 \quad w_3 \quad \dots \quad w_{i-1} \quad 1 \quad 0 \quad 0 \quad \dots \quad 0]$$

นิยามให้ W เป็นเมตริกซ์ที่มีเฉพาะแถวของ L^{-1} ที่สอดคล้องกับตัวหลักศูนย์ในเมตริกซ์เทงมุม D แถวของ W หาได้จากการแก้สมการ 2.61 ซ้ำๆ สำหรับทุกค่า i ที่ $D(i,i) = 0$

อัลกอริทึมการใส่ค่าวัดสามารถทำขึ้นได้โดยมีพื้นฐานบนเมตริกซ์ต่างๆ ที่ได้กล่าวไปแล้ว

1. สร้างแกนเมตริกซ์และคำนวณตัวประกอบของโคเลสกี
2. ตรวจสอบว่า D มีแค่ตัวหลักศูนย์เพียงตัวเดียวหรือไม่ ถ้าใช่ให้หยุดและถือว่าระบบ Observable หากไม่ใช่ให้คำนวณเมตริกซ์ W โดยแก้สมการ 2.61 ซ้ำสำหรับแต่ละแถวของตัวหลักศูนย์
3. สร้างรายการค่าวัดที่เป็นตัวเลือกซึ่งประกอบด้วยค่าวัดโพล์และอินเจกชันที่เกิดขึ้นที่บรานซ์ซึ่งเชื่อมต่อกับ Observable island ที่ถูกระบุจากการวิเคราะห์ NO
4. สร้างเมตริกซ์จาโคเบียน (Jacobian matrix) H_c ของค่าวัด สำหรับค่าวัดตัวเลือก
5. คำนวณ $B = H_c W^T$ และคำนวณ E (รูปแบบขั้นบันไดลดรูป (reduced echelon) ของ B) แถวที่เป็นอิสระเชิงเส้นของ E จะสอดคล้องกับทุกค่าวัดที่ต้องการเพิ่ม

2.7 วิธีการวิเคราะห์ความเพียงพอของค่าวัดทางโทโปโลยี (Topological Observability Analysis Method)

การวิเคราะห์ NO สามารถทำได้โดยใช้วิธีการทาง Topology ได้เช่นกัน [7] วิธีนี้ต่างจากวิธีการทางตัวเลขตรงที่ไม่ต้องใช้การคำนวณเลขทศนิยมในการวิเคราะห์ การตัดสินใจมีพื้นฐานบนการดำเนินการเชิงตรรกะและจึงต้องการข้อมูลเกี่ยวกับการเชื่อมต่อของวงจรฯ รวมทั้งประเภทและตำแหน่งของค่าวัด ตัวแปรจริงขององค์ประกอบในวงจรฯ ไม่ได้ถูกใช้ในการวิเคราะห์ นอกจากนี้ยังสมมุติว่าค่าวัดมาเป็นคู่กำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าเสมือน และส่วนกำลังไฟฟ้าจริงของแบบจำลองค่าวัดที่ถูกแยกคู่ (หรือ DC) สามารถใช้สำหรับการวิเคราะห์ NO ได้ ในแบบจำลองนี้ค่าวัดเรียลเพาเวอร์โพล์และอินเจกชัน ที่ไม่มีความคลาดเคลื่อนนั้นสัมพันธ์เชิงเส้นกับมุมเฟสของแรงดันบัส (ขลวีนแอสลิบัส) ดังนี้

$$z_A = H_{AA} \theta$$

พิจารณารานซ์ที่รีแอกแตนซ์ (reactance) $x_{km} = 1.0$ p.u. ที่เชื่อมต่อระหว่างบัส k กับ m สมมุติว่าขนาดแรงดันที่ปลายแต่ละด้านเป็น 1.0 p.u. แล้วการประมาณอันดับแรกที่ $\theta_k^0 = \theta_m^0 = 0$ ของเรียลเพาเวอร์โพล์ผ่านบรานซ์นี้สามารถเขียนได้เป็น

$$\Delta P = \left[\frac{V_k V_m}{x_{km}} \cos(\theta_k^0 - \theta_m^0) \right] (\theta_k - \theta_m)$$

$$= (\theta_k - \theta_m)$$

ถ้าทริถูกสร้างขึ้นได้โดยที่แต่ละบรานช์ของทรีมีค่าวัดเพาเวอร์โพลว์แล้วมุมเฟสของทุกบัสสามารถหาได้ซึ่งก็คือระบบ Observable โดยสมบูรณ์ วิธีการทาง Topology เริ่มต้นด้วยการกำหนดค่าวัดเพาเวอร์โพลว์ให้กับแต่ละบรานช์และพยายามสร้างสเปนนิงทรี หากกระบวนการนี้ไม่สำเร็จจะทำให้เกิดกลุ่มของทรีขนาดเล็ก กรณีเช่นนี้ค่าวัดที่เหลืออยู่ซึ่งเป็นประเภทอินเจ็คชันจะถูกใช้เพื่อรวม ทรีเหล่านี้และลดขนาดของกลุ่มทรีลง หากทำสำเร็จจะได้ผลลัพธ์เป็นทรีหนึ่งอันและจะถือว่าระบบนั้น Observable

2.7.1 อัลกอริทึมของความเพียงพอของค่าวัดทางโทโปโลยี (Topological Observability Algorithm)

แม้ว่าการวิเคราะห์ NO ทาง Topology สามารถทำได้หลายวิธี ขั้นตอนที่สำคัญของอัลกอริทึมสามารถสรุปได้ดังนี้

อันดับแรก กำหนดทุกค่าวัดโพลว์ให้กับแต่ละบรานช์

จากนั้นกำหนดค่าวัดอินเจ็คชันเพื่อลดขนาดกลุ่มของทรีด้วยการรวมทรีที่มีเข้าด้วยกัน หมายเหตุ ไม่มีวิธีที่จะทำนายลำดับที่ถูกต้องสำหรับการประมวลผลอินเจ็คชันการทำวิธีนี้ต้องการสำรองและการกำหนดค่าใหม่ของอินเจ็คชันที่เหมาะสมเมื่อจำเป็น

2.7.2 การระบุกลุ่มที่มีค่าวัดเพียงพอ (Identifying the Observable Islands)

ภายหลังการประมวลผลทุกโพลว์และอินเจ็คชันหากไม่สามารถหาสเปนนิงทรีได้ Observable island จำเป็นต้องถูกระบุ ซึ่งสามารถทำได้โดย

1. ทิ้งอินเจ็คชันที่มีอย่างน้อยหนึ่งบรานช์ที่ไม่สร้างวงจรปิดร่วมกับบรานช์ที่เป็นของกลุ่มทรี
2. ปรับปรุงกลุ่มทรีและทำขั้นตอนที่หนึ่งซ้ำจนกว่าไม่มีอินเจ็คชันที่ต้องกำจัดอีก

2.8 การหาค่าวัดวิกฤติ (Determination of Critical Measurements)

สามารถแบ่งค่าวัดอย่างกว้างๆ ได้เป็น 2 ประเภทคือวิกฤติและไม่วิกฤติ (redundant) หากการกำจัดค่าวัดออกเป็นสาเหตุให้ระบบที่ Observable กลายเป็น Unobservable แล้วค่าวัดนี้เรียกว่าค่าวัดวิกฤติ ซึ่งสามารถบ่งชี้ค่าวัดได้โดยทั้งวิธีการทางตัวเลขและทาง Topology

State estimator ที่มีพื้นฐานบนวิธีการค่ากำลังสองน้อยสุดที่ถ่วงน้ำหนักอาจใช้เมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมของความคลาดเคลื่อน (Error covariance matrix) ของค่าวัดโดยการหาคอสมันน์ศูนย์

เพื่อหาค่าวัดวิกฤติที่สอดคล้องกัน อีกวิธีการหนึ่งที่ไม่ต้องการการสร้างเมตริกซ์ความแปรปรวนร่วมเป็นดังนี้

พิจารณาระบบกำลังไฟฟ้าที่ Observable ที่มี n สถานะและ m ค่าวัด หากแรกเริ่มระบบเป็น Unobservable จะสันนิษฐานได้ว่าค่าวัดที่เหมาะสมถูกใส่เข้าไปเพื่อฟื้นฟู NO ดังนั้นชุดค่าวัดจำนวน n สามารถถูกเลือกออกมาจากค่าวัดที่อยู่มีจำนวน m เพื่อให้ระบบ Observable ด้วยค่าวัดเพียง n ค่านี้ และชุดค่าวัดจะถูกอ้างอิงเป็นค่าวัดที่จำเป็น (Essential measurement) ซึ่งชุดข้อมูลนี้ประกอบด้วยค่าวัดวิกฤติทั้งหมดและไม่ได้มีเพียงหนึ่งเดียว

จัดเรียงค่าวัดจำเป็นก่อนและแบ่งเมตริกซ์ จะได้สมการค่าวัดที่จำเป็นเชิงเส้นเป็น

$$\begin{bmatrix} H_1 \\ H_2 \end{bmatrix} \cdot [x] = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \end{bmatrix} \quad (2.62)$$

โดยที่แถวของ H_1, z_1 และ H_2, z_2 สอดคล้องกับค่าวัดจำเป็นและค่าวัดไม่จำเป็นตามลำดับ โดยใช้การแยกตัวประกอบของปีเตอร์-วิลกินสัน

$$\begin{bmatrix} H_1 \\ H_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_1 \\ M_2 \end{bmatrix} \cdot [U] \quad (2.63)$$

โดยที่

L_1 คือ เมตริกซ์สามเหลี่ยมล่างขนาด $n \times n$

M_2 คือ เมตริกซ์มุมฉากขนาด $(m-n) \times n$

U คือ เมตริกซ์สามเหลี่ยมบนขนาด $n \times n$

แทนสมการ 2.63 ลงในสมการ 2.62

$$z_1 = L_1 \cdot U \cdot x \quad (2.64)$$

$$z_2 = M_2 \cdot U \cdot x \quad (2.65)$$

กำจัด $U \cdot x$

$$z_2 = M_2 \cdot L_1^{-1} \cdot z_1 \quad (2.66)$$

$$z_2 = T \cdot z_1 \quad (2.67)$$

สมการ 2.67 แสดงการขึ้นต่อกันแบบเชิงเส้นระหว่างค่าวัดจำเป็นและค่าวัดไม่จำเป็น ดังนั้นสมาชิกของ z_1 จะเป็นวิกฤติหากคอลลัมน์ของ T ที่สอดคล้องกันเป็นศูนย์

2.9 สรุป

วิธีการวิเคราะห์ NO สามารถแบ่งอย่างๆ กว้างได้เป็นประเภทเชิงตัวเลขและเชิง Topology ทั้งสองวิธีสามารถใช้สำหรับหา NO และระบุ Observable island ระบุค่าวัดวิกฤติที่มีอยู่และเพิ่มค่าวัดใหม่เพื่อฟื้นฟู NO

บทที่ 3

โครงข่ายประสาทเทียม

ในปัจจุบันนี้คอมพิวเตอร์ได้ถูกนำมาใช้งานอย่างกว้างขวางเกือบจะทุกด้านก็ว่าได้ แต่ยังคงมีขีดความสามารถจำกัดอยู่เมื่อเทียบกับสมองมนุษย์ ซึ่งสมองสามารถจดจำและเรียนรู้จากประสบการณ์ในอดีตและนำไปปรับใช้กับสถานการณ์ปัจจุบัน ดังนั้นจึงได้มีการศึกษาการทำงานของสมอง เพื่อนำมาเป็นแบบจำลองของเซลล์ประสาท (Artificial Neural Model) โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) และศึกษากระบวนการเรียนรู้ (Learning Algorithm) เพื่อนำมาประยุกต์ใช้กับเครื่องคอมพิวเตอร์ ซึ่งการนำทฤษฎีต่างๆ ของโครงข่ายประสาทที่ผ่านการพัฒนามาหลายสิบปีมาประยุกต์ใช้กับงานจริงมีอย่างมากมายหลายด้าน เช่น โทรคมนาคม นำมาใช้ในการบีบอัดข้อมูลและภาพ (Image and Data Compression) ระบบนักบินอัตโนมัติ (Auto Pilot Aircraft) การแปลภาษาพูด (Real Time Translation of spoken language) การจดจำเสียง (Voice recognition) การจดจำภาพ (Image recognition) การจดจำรูปแบบ (Pattern recognition) ซึ่งจะจดจำแบบเดิมและจำรูปภาพนั้นเมื่อพบอีกครั้ง นอกจากนี้ยังมีการใช้งานแบบอื่นๆ เช่น การค้นหาเป้าหมาย (Trajectory Control) การวิเคราะห์การตลาด (Market Analysis) ฯลฯ นักวิจัยด้านไฟฟ้ากำลังจึงมีแนวคิดที่ประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเข้ามาแก้ปัญหาเกี่ยวกับไฟฟ้ากำลังหลายปัญหาด้วยกัน เช่น ปัญหาไหลคโพล์ (Load Flow) , การพยากรณ์ความต้องการกำลังไฟฟ้า (Load Forecasting) และปัญหาการจ่ายโหลดอย่างมีประสิทธิภาพ (Economic Load Dispatch) เป็นต้น ในบทนี้จะเป็นการอธิบายหลักการของโครงข่ายประสาทเทียม โดยจะกล่าวถึงโครงข่ายประสาทเทียม, ชนิดของการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม รวมถึงโครงข่ายประสาทเทียมชนิดต่างๆ เพื่อนำมาประยุกต์ใช้ในงานวิจัย

3.1 ความเป็นมาของโครงข่ายประสาทเทียม [8]

ความพยายามที่จะทำความเข้าใจการทำงานของสมองมนุษย์ได้มีมานานนับศตวรรษแล้ว เริ่มต้นในปี ค.ศ. 1890 William James นักสรีรศาสตร์ชาวอเมริกันได้แต่งหนังสือชื่อ Psychology (Briefer Course) ซึ่งอธิบายถึงการทำงานของสมอง และยังคงกล่าวถึงทฤษฎีที่มีอยู่ในปัจจุบันไว้ล่วงหน้าปี ค.ศ. 1936 Alan Turing ได้นำสมองไปใช้เป็นแบบอย่างของการคำนวณใน A way of looking at the world of computing ในปี ค.ศ. 1943 Warren McCulloch นักประสาทวิทยาและ Walter Pitts นักคณิตศาสตร์ซึ่งมีอายุเพียง 18 ปี ได้ออกแบบและเป็นที่ให้ความสนใจโดยทั่วไปว่าเป็นโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแรก นักวิจัยเหล่านั้นยอมรับว่าการรวมหลายๆ นิวรอนไม่ซับซ้อนเข้าสู่ระบบโครงข่ายให้เป็นการเพิ่มกำลังในการคำนวณค่าถ่วงน้ำหนักของนิวรอน โดยมีแนวคิด

สำคัญคือการคำนวณค่าสัญญาณเอาต์พุตโดยพิจารณาจากระดับกระตุ้นกล่าวคือ นิวรอนจะให้สัญญาณเอาต์พุตก็ต่อเมื่อ ผลรวมของสัญญาณอินพุตมีค่ามากกว่าระดับกระตุ้นซึ่งแนวคิดนี้ยังคงเป็นส่วนสำคัญในการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมมาจนทุกวันนี้

ในปี 1949 Dinal Hebb นักฟิสิกส์จากคณะฟิสิกส์มหาวิทยาลัย McGill ได้สร้างกฎการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมขึ้นเป็นครั้งแรก ทฤษฎีของ Hebb กล่าวว่าถ้า นิวรอน 2 หน่วยทำงานพร้อมกันค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างสายการเชื่อมโยงของทั้งสองนิวรอนต้องลดลง

ในช่วงปี ค.ศ.1950 ถึง ค.ศ.1960 ถือว่าเป็นช่วงที่มีการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมกันอย่างกว้างขวาง เมื่อ John van Neumann บิดาแห่งวงการคอมพิวเตอร์ยุคใหม่ได้นำเอาแบบจำลองของสมองที่เสนอโดยนักวิจัยที่ทำงานเกี่ยวกับโครงข่ายประสาทเทียมไม่ว่าจะเป็น Warren McCulloch และคนอื่น ๆ มาเป็นแนวทางในการพัฒนาเครื่องคอมพิวเตอร์ในยุคต่อมา จนในปี ค.ศ.1956 ก็ได้มีการสร้างแบบจำลองโดยใช้คอมพิวเตอร์ขึ้นได้สำเร็จ

ในปี ค.ศ.1957 Frank Rosenblatt ได้เริ่มศึกษาและพัฒนาประเภทใหญ่ของโครงข่ายประสาทเทียมที่เรียกว่า Perceptron ซึ่งเป็นรูปแบบที่สำคัญรูปแบบหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียม โดยส่วนมากสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้จะประกอบด้วยชั้นอินพุตเชื่อมโยงผ่านด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก เพื่อเป็นตัวเชื่อมโยงกับนิวรอนที่ชั้นเอาต์พุต ค่าถ่วงน้ำหนักบนทางผ่านเชื่อมโยงถูกปรับเปลี่ยน กฎการเรียนรู้ Perceptron ปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนักซ้ำ ๆ กันซึ่งมีประสิทธิภาพดีกว่ากฎของ Hebb การเรียนรู้ของ Perceptron สามารถแสดงให้เห็นว่าผู้เข้าสู่ค่าถ่วงน้ำหนักที่ถูกต้อง ถ้าค่าถ่วงน้ำหนักเหล่านั้นจะแก้ปัญหาที่เตรียมพร้อม

ในปี ค.ศ.1959 Bernard Widrow และนักศึกษของเขา Marcian Hoff ได้พัฒนาการเรียนรู้ซึ่งใกล้เคียงกับกฎการเรียนรู้ของ Perceptron โดยกฎการเรียนรู้ของ Perceptron ปรับค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมโยงที่โหนดเมื่อผลตอบสนองของโหนดไม่ถูกต้อง กฎ Delta ปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพื่อลดความแตกต่างระหว่างโครงข่ายอินพุตถึงโหนดเอาต์พุตและค่าเอาต์พุตที่ต้องการ สิ่งเหล่านี้จะสรุปในรูปแบบของค่าผิดพลาดยกกำลังสองเฉลี่ยที่น้อยที่สุด (Smallest Mean Square Error : SMSE) และนำสิ่งต่าง ๆ เหล่านี้ไปใช้สร้างแบบจำลองของ MADALINE (Multiple ADaptive LINear Element) ซึ่งพัฒนามาจาก ADALINE และเป็นการนำเอาโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้งานในทางปฏิบัติเป็นครั้งแรก โดยนำมาลดเสียงก้องในสายโทรศัพท์

ในปี ค.ศ. 1969 Marvin Minsky และ Seymour Papert ได้ตีพิมพ์หนังสือ Perceptron ซึ่งกล่าวถึงข้อจำกัดของ Perceptron ว่าไม่สามารถนำไปใช้ในการแก้ปัญหาหลาย ๆ ปัญหาที่มีความน่าสนใจได้ ซึ่งจุดนี้เองทำให้นักวิจัยหลายคนกลับไปให้ความสนใจในด้านปัญญาประดิษฐ์ (AI) มากขึ้น แต่ยังมีนักวิจัยบางกลุ่มที่ไม่ย่อท้อและยังคงทำงานวิจัยด้านโครงข่ายประสาทเทียมต่อไป

ในปี ค.ศ.1968 John Anderson ของมหาวิทยาลัย Brown เริ่มวิจัยงานของเขาในโครงข่ายประสาทเทียมด้วยโครงข่ายรวมกลุ่มความสามารถในการจดจำ (Associative Memory Nets) เขาได้

พัฒนาแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมขึ้นมา และให้ชื่อว่า Brain-State-in-a-Box (BSB) งานประยุกต์ที่ใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้คือ การวินิจฉัยทางการแพทย์ (Medical Diagnosis)

ในปี ค.ศ.1972 Teuvo Kohonen วิศวกรไฟฟ้าชาวฟินแลนด์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยี Helsinki ได้พัฒนาการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมด้วยการแก้ไขค่าถ่วงน้ำหนักแบบเมตริกซ์ โดยอาศัยพื้นฐานจากทฤษฎีของ Hebb และในปีเดียวกันเขาก็ได้เสนอทฤษฎีการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Self - Organizing map โดยการจัดรวมนิวรอนเป็นกลุ่มเพื่อใช้ในการวิเคราะห์เสียงพูด

ในช่วงปี ค.ศ.1985 ถึง ค.ศ.1990 Gail Carpenter ได้ร่วมวิจัยกับ Stephen Grossberg ได้เสนอทฤษฎี Adaptive Resonance สำหรับวิเคราะห์ข้อมูลแบบไบนารี (ART1) และข้อมูลอินพุตแบบต่อเนื่อง (ART2) และในปี ค.ศ. 1985 David Parker ได้เสนอทฤษฎีการเรียนรู้แบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Back-propagation) ทฤษฎีการเรียนรู้นี้ใช้การนำค่าผิดพลาดของสัญญาณเอาต์พุตที่คำนวณได้กับสัญญาณเอาต์พุตตัวอย่างกลับมาเป็นค่าแก้ไขของค่าถ่วงน้ำหนัก

ในปัจจุบันโครงข่ายประสาทเทียมได้ถูกพัฒนา ค้นคว้า วิจัยและนำไปใช้ในด้านต่าง ๆ มากขึ้น อาทิ วิทยาศาสตร์ด้านระบบประสาท, การเงินการธนาคาร, ด้านคณิตศาสตร์, การแพทย์, ระบบสื่อสาร รวมไปถึงงานทางด้านวิศวกรรมไฟฟ้าอีกด้วย จึงถือได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมเป็นศาสตร์แขนงหนึ่งที่ได้รับ ความสนใจเป็นอย่างมากในช่วงเวลานี้

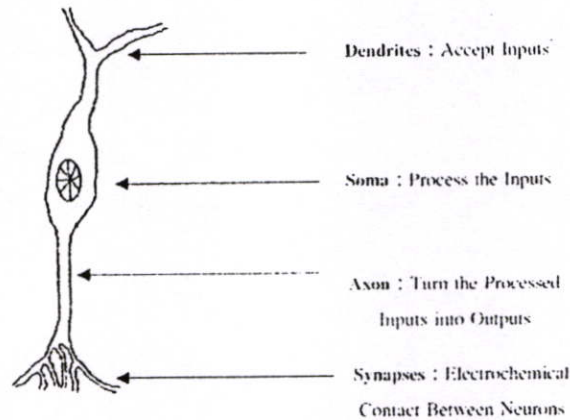
3.2 โครงข่ายประสาทชีวภาพ [9]

การทำงานที่แท้จริงของสมองมนุษย์ยังคงเป็นเรื่องลึกลับ แม้กระนั้นบางแง่มุมของตัวประมวลผลที่มหัศจรรย์นี้เป็นที่ทราบกัน องค์กรประกอบพื้นฐานที่สุดของสมองมนุษย์ คือ ประเภทเฉพาะของเซลล์ที่ไม่เหมือนกันกับเซลล์ที่เหลือของทั้งร่างกายซึ่งมันจะไม่สร้างขึ้นใหม่อีก เพราะเซลล์ประเภทนี้เป็นส่วนเดียวของร่างกายที่ไม่ถูกแทนที่ มันถูกสันนิษฐานว่าเซลล์เหล่านี้คือ สิ่งที่ทำให้เราสามารถที่จะจดจำคิดและประยุกต์ใช้ประสบการณ์จากก่อนหน้ากับทุก ๆ การกระทำของเรา เซลล์เหล่านี้ (ทั้งหมด 100 พันล้านเซลล์) เป็นที่รู้จักในฐานะเซลล์ประสาทหรือนิวรอน (Neuron) แต่ละนิวรอนจะสามารถเชื่อมต่อกันกับนิวรอนอื่น ๆ ได้มากถึง 200,000 นิวรอน โดยปกติแล้วจะเป็น 1,000 ถึง 10,000 เซลล์ พลังอำนาจของสติปัญญามนุษย์ มาจากจำนวนเล็กน้อยขององค์กรประกอบพื้นฐานเหล่านี้ จากการเชื่อมต่อระหว่างกันและการเรียนรู้ซึ่งเกี่ยวข้องกับพันธุกรรมด้วย นิวรอนมีความซับซ้อน มันมีส่วนประกอบระบบย่อยและกลไกควบคุมจำนวนมาก นิวรอนมีกลุ่มที่แตกต่างกันมากกว่า 100 กลุ่มขึ้นอยู่กับวิธีการที่ใช้จำแนกเมื่อรวมกัน นิวรอนเหล่านี้และการเชื่อมต่อของมันสร้างกระบวนการที่ไม่ใช่ไบนารี ไม่สม่ำเสมอและไม่เป็นจังหวะเดียวกันกล่าวคือมันไม่เหมือนกับคอมพิวเตอร์ที่มีในปัจจุบันหรือแม้แต่โครงข่ายประสาทเทียม

3.2.1 โครงสร้างของนิวรอน

นิวรอนแบ่งออกเป็น 4 ส่วน ดังรูปที่ 3.1 แต่ละส่วนมีฟังก์ชันการทำงานดังนี้

1. เดนไดรต์ (Dendrite) คือ ส่วนที่ทำหน้าที่รับข้อมูลเข้า
2. โซมา (Soma) คือ ส่วนที่ประมวลผลข้อมูลเบื้องต้น
3. แอกซอน (Axon) คือ ส่วนที่แปลงข้อมูลที่ได้ประมวลผลเบื้องต้นเป็นผลลัพธ์ที่ต้องการ
4. ซิแนปส์ (Synapse) คือ เส้นประสาทที่ทำหน้าที่เชื่อมต่อเพื่อการสื่อสารกับนิวรอนอื่น



รูปที่ 3.1 แสดงโครงสร้างของนิวรอน [9]

3.2.2 การส่งผ่านกระแสประสาท [8]

กระแสประสาทจะถูกส่งผ่านจากนิวรอนหนึ่งไปยังอีกนิวรอนหนึ่งโดยผ่านไซแนปส์ เมื่อกระแสประสาทผ่านเข้าไปในไซแนปส์ สารเคมีในไซแนปส์จะมีผลต่อกระแสประสาทได้สองลักษณะ คือการกระตุ้นให้กระแสประสาทมีขนาดเพิ่มขึ้น หรือยับยั้งให้กระแสประสาทมีขนาดลดลง ซึ่งทั้งสองลักษณะดังกล่าวเปรียบได้กับการที่สัญญาณอินพุตถูกถ่วงน้ำหนักให้มีค่ามากขึ้นหรือลดลง เมื่อผ่านออกจากไซแนปส์กระแสประสาทที่ถูกกระตุ้นและกระแสประสาทที่ถูกยับยั้งจะถูกรวมเข้าด้วยกัน หากผลรวมของกระแสประสาทดังกล่าวมีค่ามากกว่าหรือเท่ากับศักดาที่ผิวของนิวรอนถัดไป หรือเรชโฮลด์ (Threshold) กระแสประสาทดังกล่าวก็จะสามารถไหลผ่านเข้าไปในนิวรอนได้ หากผลรวมของกระแสประสาทนั้นมีค่าน้อยกว่าค่าเรชโฮลด์ กระแสประสาทก็จะถูกยับยั้งไม่ให้ผ่านเข้าไปในนิวรอนนั้น การไหลของกระแสประสาทจะเป็นไปในทิศทางเดียว และมีความเร็วอยู่ระหว่าง 10 ถึง 120 เมตรต่อวินาที เมื่อการส่งกระแสประสาทครั้งหนึ่งสิ้นสุดลง ส่วนต่างๆของนิวรอนจะกลับเข้าสู่สภาวะเริ่มต้นอีกครั้งหนึ่งเพื่อเตรียมพร้อมสำหรับส่งกระแสประสาทครั้งต่อไป อาจสรุปคุณสมบัติของโครงข่ายประสาทชีวภาพได้ดังนี้

- 1) แต่ละนิวรอนจะรับข้อมูลอินพุทเป็นจำนวนมาก
- 2) ข้อมูลอินพุทอาจถูกปรับให้เหมาะสมด้วยค่าการเชื่อมโยง (Connection Value of Weight Value of Strength) ที่ไซแนปส์
- 3) ข้อมูลอินพุทที่ผ่านการปรับด้วยค่าการเชื่อมโยงจะถูกรวมและทำการประมวลผล
- 4) ภายใต้ภาวะที่เหมาะสม เช่น ข้อมูลอินพุทจำนวนเพียงพอ นิวรอนจะส่งข้อมูลออกมาหนึ่งค่า
- 5) ข้อมูลเอาต์พุทจากนิวรอนหนึ่งอาจจะถูกส่งไปที่นิวรอนอื่นๆหลายนิวรอนผ่านทางแอกซอน
- 6) นิวรอนแต่ละนิวรอนมีค่าเป็นเฉพาะตำแหน่งหรือเฉพาะที่ (Local)
- 7) ความจำแบ่งออกเป็น 2 ส่วนคือ
 - ความจำระยะยาว จะเก็บที่ไซแนปส์ของนิวรอนหรือเก็บในค่าการเชื่อมโยง
 - ความจำระยะสั้น สัมพันธ์กับข้อมูลเอาต์พุทจากนิวรอน
- 8) ความถูกต้องของการเชื่อมโยงขึ้นกับประสบการณ์ในการเรียนรู้ที่ผ่านมา
- 9) การควบคุมการถ่ายโอนของไซแนปส์อาจจะเป็นการกระตุ้นแบบเสริมหรือแบบหักล้าง

นอกจากที่กล่าวมา โครงข่ายประสาทชีวภาพยังยืดหยุ่นต่อความผิดพลาด (Fault – Tolerance) 2 ประเด็นด้วยกัน ประการแรกคือ ความสามารถในการจดจำและจำแนกข้อมูลอินพุทที่แตกต่างจากข้อมูลอินพุทที่เคยได้รับไม่มากนัก ตัวอย่างเช่นความสามารถในการจำแนกภาพบุคคลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน หรือสามารถจดจำบุคคลที่ไม่ได้พบเห็นกันเป็นเวลานาน ประการที่สองความสามารถในการซ่อมแซมหรือชดเชยความเสียหายของตัวนิวรอนเอง ในสมองมนุษย์เมื่อนิวรอนหนึ่งชำรุดเสียหายก็จะมีการสร้างนิวรอนใหม่ขึ้นมาแทนที่ นั่นคือยังคงมีการเรียนรู้อย่างต่อเนื่องแม้ว่าจะสูญเสียนิวรอนบางส่วน ในบางครั้งนิวรอนที่เหลือจะได้รับการฝึกสอนเพื่อทำหน้าที่แทนนิวรอนที่ชำรุดเสียหาย

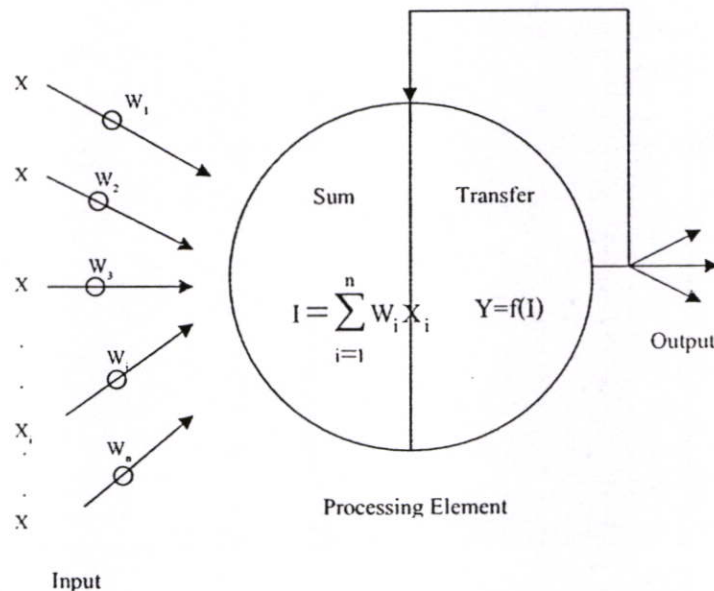
จากจุดเด่นหลายประการของโครงข่ายประสาทชีวภาพผนวกกับเทคโนโลยีด้านคอมพิวเตอร์ การทำงานแต่ละครั้งของอุปกรณ์สารกึ่งตัวนำในคอมพิวเตอร์จะใช้เวลาอยู่ในช่วงนาโนวินาที (10^{-9} s) ซึ่งมีความรวดเร็วมากเมื่อเปรียบเทียบกับการทำงานของสมองมนุษย์ทำให้มีการคิดค้นแนวทางแก้ปัญหาโดยมีโครงสร้างองค์ประกอบและกลไกการแก้ปัญหาลักษณะเดียวกับโครงข่ายประสาทชีวภาพ โดยเรียกว่า โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks)

3.3 โครงข่ายประสาทเทียม [9]

โครงข่ายประสาทเทียม คือแบบจำลองอิเล็กทรอนิกส์ที่ยังไม่สมบูรณ์ซึ่งมีพื้นฐานบนโครงข่ายธรรมชาติของสมอง ความสัมพันธ์ระหว่างเซลล์ประสาทกับเซลล์ประสาทเทียมเป็นดังนี้

เซลล์ประสาท	เซลล์ประสาทเทียม
- ตัวเซลล์ (Cell Body)	- ยูนิต (Unit)
- เดนไดรต์ (Dendrite)	- ชั้นข้อมูลด้านเข้า (Input Layer)
- แอกซอน (Axon)	- ชั้นข้อมูลด้านออก (Output Layer)
- ซินแนปส์ (Synapse)	- ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight Value)

โครงสร้างการทำงานของนิวรอนในโครงข่ายประสาทเทียมเป็นดังรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.2 แสดงโครงสร้างการทำงานของนิวรอนในโครงข่ายประสาทเทียม [9]

จากรูปที่ 3.2 ถ้ากำหนดให้ข้อมูลที่ป้อนเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียม คือ X_1, X_2, \dots, X_n ข้อมูลแต่ละตัวจะถูกคูณด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) W_1, W_2, \dots, W_n ตามลำดับ จากนั้นข้อมูลแต่ละตัวก็จะถูกรวมเข้าด้วยกันซึ่งกระบวนการนี้เรียกว่า Summation ก่อนที่จะแปลงข้อมูล (Transfer) เป็นผลลัพธ์แล้วส่งให้นิวรอนตัวอื่นนำไปประมวลผลในลักษณะเดียวกันเพื่อสร้างผลลัพธ์ขั้นสุดท้าย

โครงข่ายประสาทเทียมอาจพิจารณาให้เป็นขั้นตอนวิธีทางคณิตศาสตร์ (Mathematical Algorithm) ของโครงข่ายประสาทชีวภาพโดยตั้งบนพื้นฐานดังนี้

1. หน่วยประมวลผลเรียกว่า นิวรอน การส่งผ่านข้อมูลระหว่างนิวรอนทำได้โดยการเชื่อมโยงระหว่างนิวรอน
2. การเชื่อมโยงแต่ละส่วนจะขึ้นอยู่กับค่าการเชื่อมโยงหรือค่าถ่วงน้ำหนัก

ข้อมูลเอาต์พุตจะถูกกำหนดด้วยฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) ซึ่งปกติความสัมพันธ์ระหว่างผลรวมของข้อมูลอินพุตที่คูณด้วยค่าการเชื่อมโยงกับข้อมูลเอาต์พุตเป็นความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้น (Non – Linear)

3.3.1 คุณสมบัติและความสามารถของโครงข่ายประสาทเทียม [8]

คุณสมบัติและความสามารถของโครงข่ายประสาทเทียม สามารถสรุปได้ดังนี้

1. โครงข่ายประสาทเทียมไม่ใช่โปรแกรมคอมพิวเตอร์แต่โครงข่ายจะเรียนรู้จากตัวอย่าง
2. มีความยืดหยุ่นสูงจนสามารถจำลองกระบวนการของปัญหาใดๆได้
3. มีความสามารถในการจำชุดของค่าอินพุต, เอาต์พุตที่มีความซับซ้อนมากจนไม่สามารถจำลองแบบในเชิงความน่าจะเป็นได้
4. มีความสามารถในการปรับตัวเข้ากับการเปลี่ยนแปลงของสิ่งแวดล้อม
5. มีความสามารถในการตอบสนองต่อข้อมูลที่ไม่เคยเห็น
6. ความรู้กระจายอยู่ทั่วโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

3.3.2 ลักษณะของปัญหาที่เหมาะสมกับโครงข่ายประสาทเทียม

ลักษณะของปัญหาที่เหมาะสมกับโครงข่ายประสาทเทียมมีดังนี้

1. ตัวอย่างของข้อมูลสำหรับการฝึกสอนประกอบด้วยองค์ประกอบหลายๆค่า
2. เอาต์พุตที่ต้องการสามารถเป็นค่าจำนวนเต็ม หรือจำนวนจริงหรือเป็นเวกเตอร์ของจำนวนเต็มหรือจำนวนจริงก็ได้
3. ตัวอย่างของข้อมูลสามารถมีความคิดพลาปะปนอยู่ได้
4. ไม่มีปัญหากับขั้นตอนการฝึกหัดซึ่งอาจใช้เวลานานมาก
5. ต้องการประเมินผลเอาต์พุตอย่างรวดเร็ว
6. ไม่ต้องการเข้าใจวิธีการแก้ปัญหา ต้องการให้ปัญหาได้รับการแก้ไขเท่านั้น

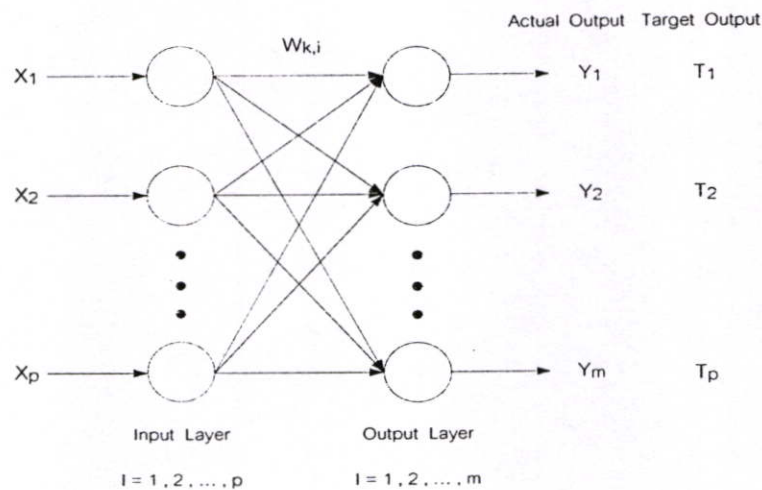
3.4 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม [8]

ในการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้งานได้นั้น ต้องใช้เซลล์ประสาทเทียมที่มีคุณลักษณะต่างกัน (ค่าถ่วงน้ำหนักจะทำให้คุณสมบัติของเซลล์ประสาทเทียมแต่ละเซลล์มีคุณลักษณะแตกต่างกันไป) มาเชื่อมต่อเข้าด้วยกันให้เกิดลักษณะของโครงข่ายเป็นชั้นๆ ที่เรียกว่า เลเยอร์ (Layer) ซึ่งเซลล์ประสาทแต่ละตัวที่อยู่ในชั้นเดียวกันจะไม่มี การเชื่อมต่อถึงกันประเภทของโครงสร้างการ

เชื่อมต่อโครงข่ายประสาทเทียม พอจะแบ่งออกเป็น 3 แบบ คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single Layer Neural Network), โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi Layer Neural Network) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบแลตทิซ (Lattice Neural Network)

3.4.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single Layer Neural Network)

ประกอบด้วยเซลล์ประสาทที่จัดเรียงตัวอยู่ในชั้นต่างๆ ได้แก่ ชั้นอินพุต (Input Layer) และชั้นเอาต์พุต (Output Layer) สาเหตุที่จัดโครงสร้างแบบนี้เป็นแบบชั้นเดียว เนื่องจากเรานับชั้นเอาต์พุตเพียงชั้นเดียวเท่านั้นว่า เป็นชั้นของเซลล์ประสาท สำหรับชั้นอินพุตเราไม่พิจารณาว่าเป็นชั้นของเซลล์ประสาทก็เพราะเป็นชั้นที่ไม่มีการประมวลใดๆ จะทำหน้าที่เพียงแครับข้อมูลอินพุตเข้ามาและส่งต่อไปกับชั้นถัดไปเท่านั้น รูปที่ 3.3 แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว

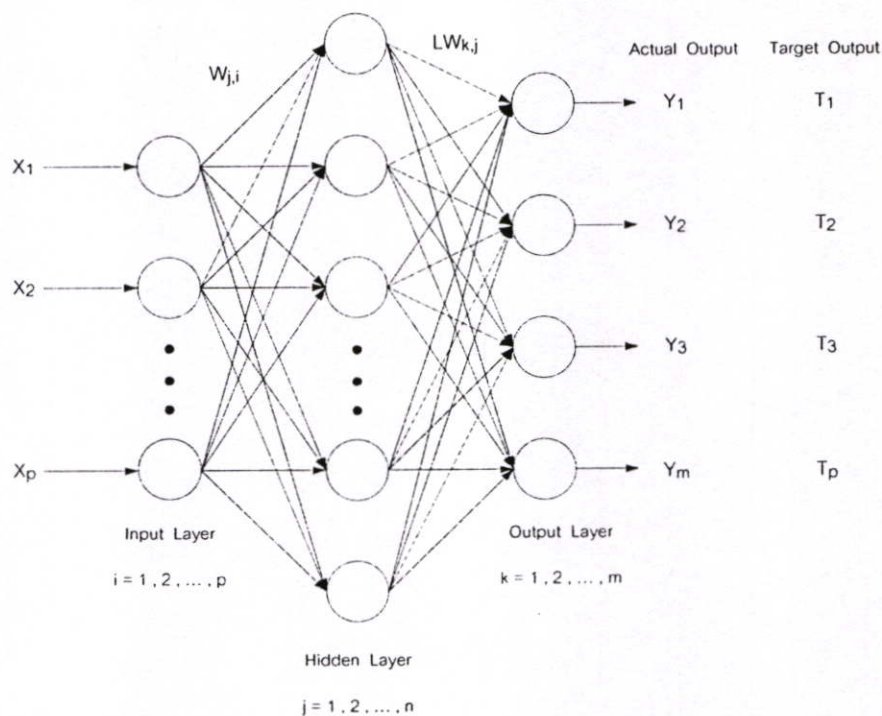


รูปที่ 3.3 แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว

3.4.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi Layer Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวมีข้อจำกัด ไม่สามารถนำมาใช้แก้ปัญหาต่างๆ ในบางกรณีได้ นักวิจัยจึงได้นำเสนอรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ซึ่งมีโครงสร้างประกอบขึ้นจากการจัดเรียงของตัวเซลล์ประสาทตั้งแต่ 2 ชั้นขึ้นไป (ไม่นับรวมชั้นอินพุต) โดยปกติโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นจะประกอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวหลายๆ ตัวต่ออยู่ในโครงสร้างที่มีลำดับชั้นลดหลั่นกันลงไป โดยอยู่ในรูปของการทำงานที่ป้อนไปข้างหน้า (Feed - Forward) ซึ่งชั้นที่อยู่ระหว่างชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุต เรียกว่า ชั้นซ่อน (Hidden Layer) ซึ่งชั้นซ่อนนี้เองที่เป็นตัวเพิ่มความสามารถให้แก่โครงข่าย ทั้งนี้จำนวนของชั้นซ่อนสามารถ

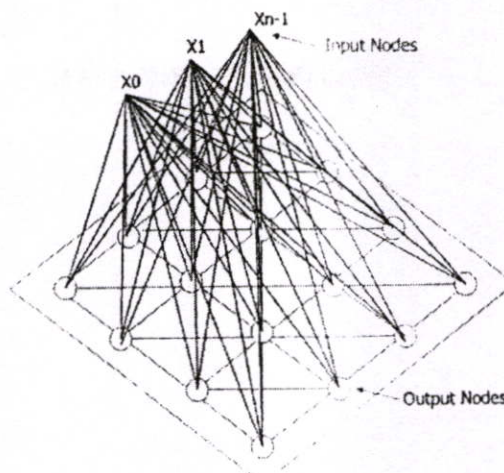
มีได้มากกว่า 1 ชั้น จำนวนของชั้นซ่อนและจำนวนของนิวรอนในแต่ละชั้นจะมีค่าไม่คงที่ ซึ่งแต่ละชั้นอาจจะมีจำนวนนิวรอนที่แตกต่างกันขึ้นอยู่กับการประยุกต์ใช้งาน จากรูปที่ 3.4 แสดงชุดข้อมูลเอาต์พุตที่ได้จากชั้นหนึ่งจะถูกส่งให้เป็นข้อมูลอินพุตสำหรับชั้นต่อไป โดยค่าเอาต์พุตชั้นสุดท้ายซึ่งก็คือ เอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับค่าความผิดพลาดกับค่าเอาต์พุตที่ต้องการ (Target Output) ค่าความผิดพลาดที่คำนวณได้จะนำไปใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียมให้เปลี่ยนไปในทางที่ถูกต้องมากขึ้น



รูปที่ 3.4 แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

3.4.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแลตทิซ (Lattice Neural Network)

โครงสร้างอาจประกอบด้วยอาร์เรย์ (Array) ของนิวรอนมิติเดียวหรือหลายมิติก็ได้ มิติโครงสร้างแบบแลตทิซคือมิติของการจัดเรียงนิวรอน การจัดโครงสร้างแบบมิติเดียวคือการจัดเรียงนิวรอนในแนวนอนหรือแนวตั้งอย่างใดอย่างหนึ่งเพียงแถวเดียว การจัดโครงสร้างแบบ 2 มิติเป็นการจัดเรียงนิวรอนทั้งในแนวนอนและแนวตั้ง ดังตัวอย่างโครงสร้างแบบ 2 มิติที่มีขนาดนิวรอน 4x4 ในรูปที่ 3.5



รูปที่ 3.5 แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแลตทิซ

3.5 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

เมื่อสร้างโครงข่ายประสาทเทียมจะต้องมีการฝึกสอนเพื่อให้มีคุณลักษณะตามต้องการ ซึ่งการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมจะมีประสิทธิภาพเพียงใดนั้นขึ้นอยู่กับค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งการสอนโครงข่ายประสาทเทียมก็คือการหาค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมให้แก่โครงข่ายนั้นๆ ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมสามารถแบ่งออกเป็น 2 ประเภทตามลักษณะการเรียนรู้คือ การเรียนรู้แบบควบคุม (Supervised Learning) และการเรียนรู้ไม่มีการควบคุม (Unsupervised Learning)

3.5.1 การเรียนรู้แบบควบคุม (Supervised Learning)

การเรียนรู้วิธีนี้จะมีข้อมูลที่เรียกว่า ชุดฝึกสอน (Training Pattern) โดยในชุดฝึกสอนนี้จะมีข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมจะถูกฝึกสอนจากข้อมูลในชุดฝึกสอนเพื่อหาค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสม โดยนำเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมไปเปรียบเทียบกับเอาต์พุตของชุดฝึกสอน จากนั้นค่าผิดพลาดที่ได้จากความแตกต่างของเอาต์พุตจากโครงข่ายประสาทเทียมและเอาต์พุตจากชุดฝึกสอนก็จะถูกป้อนกลับไปใหม่ เพื่อให้คำนวณหาค่าถ่วงน้ำหนักใหม่ เพื่อให้ค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมกับเอาต์พุตของชุดฝึกสอนมีค่าน้อยที่สุด

3.5.2 การเรียนรู้แบบไม่มีการควบคุม (Unsupervised Learning)

การเรียนรู้วิธีนี้จะเป็นการเรียนรู้ที่ไม่ต้องอาศัยชุดฝึกสอนมาทำการฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม การปรับค่าถ่วงน้ำหนักนั้นนิรอนจะทำการวิเคราะห์ด้วยตัวของมันเอง นั่นคือการ

ปรับค่าถ่วงน้ำหนักจะไม่มีกำหนดค่าที่ถูกต้องว่าควรจะใช้ค่าถ่วงน้ำหนักเท่าไร แต่นิวรอนจะอาศัยการป้อนกลับไปของค่าผิดพลาดและวิเคราะห์หาค่าถ่วงน้ำหนักด้วยตัวของมันเอง

3.6 ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) [10]

ฟังก์ชันกระตุ้นหรือหนังสือบางเล่มเรียกว่า ฟังก์ชันการถ่ายโอน (Transfer Function) เป็นตัวกำหนดค่าเอาต์พุต ฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมมีอยู่หลายชนิด เราสามารถแบ่งฟังก์ชันกระตุ้นพื้นฐานออกเป็น 3 ชนิดคือ

1. ฟังก์ชันเทรสโฮลด์ (Threshold Function หรือ Hard Limit Function หรือ Step Function)
2. ฟังก์ชันเชิงเส้นอิ่มตัว (Saturating Linear Function หรือ Piecewise – Linear Function)
3. ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function)

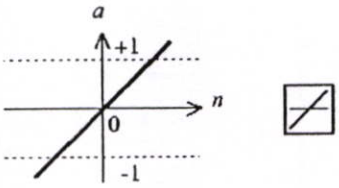
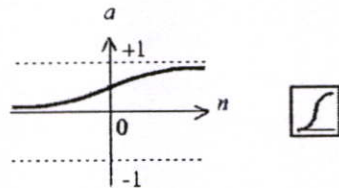
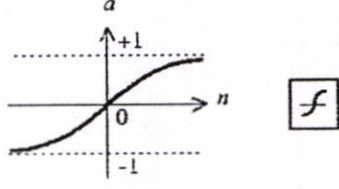
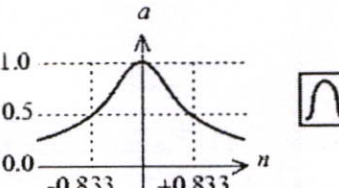
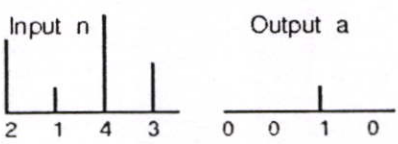
จากฟังก์ชันพื้นฐานทั้ง 3 ชนิด ฟังก์ชันซิกมอยด์เป็นฟังก์ชันที่ได้รับความนิยมนำมาใช้เป็นฟังก์ชันกระตุ้นของโครงข่ายประสาทเทียมกันมาก เนื่องจากเป็นฟังก์ชันที่เพิ่มขึ้นอย่างสม่ำเสมอ (Smoothness) นอกเหนือจากฟังก์ชันกระตุ้นพื้นฐานทั้งสาม แล้วยังสามารถนำความสัมพันธ์ระหว่างชุดข้อมูลในรูปอื่น ๆ มาเป็นฟังก์ชันกระตุ้นได้ ตัวอย่างเช่น ฟังก์ชันกระตุ้นแบบคอมแพติทีฟ (Competitive Function)

โดยทั่วไปฟังก์ชันกระตุ้นจะจำกัดช่วงเอาต์พุตอยู่ตั้งแต่ 0 ถึง 1 ในการประยุกต์ใช้งานบางกรณีอาจมีความจำเป็นต้องใช้ฟังก์ชันที่มีค่าออกมานอกเหนือช่วงดังกล่าว ตัวอย่างเช่น ต้องการเอาต์พุตอยู่ในช่วงตั้งแต่ -1 ถึง +1 สำหรับการพิจารณาเลือกใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบใดนั้นนับถึงปัจจุบันยังไม่มีข้อกำหนดที่แน่นอน แต่อาจจะพิจารณาองค์ประกอบดังต่อไปนี้

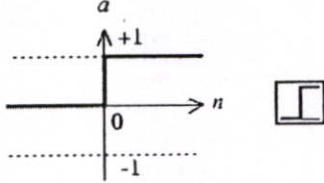
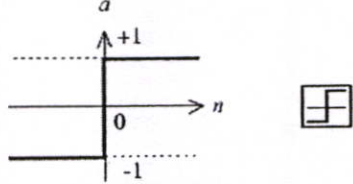
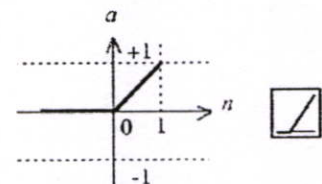
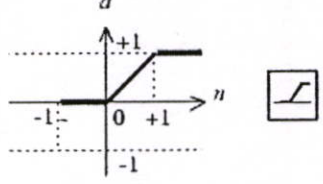
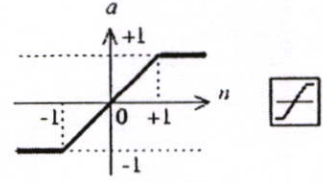
1. ความเป็นเชิงเส้นหรือไม่เป็นเชิงเส้น
 2. ลักษณะของข้อมูลอินพุต
 3. ขอบเขตที่ต้องการและลักษณะของข้อมูลเอาต์พุต
 4. ปัจจัยอื่นที่มีนัยสำคัญต่อผลตอบสนองของนิวรอนหรือโครงข่ายประสาทเทียม
- โดยรวม

ในบางครั้งอาจเลือกใช้ฟังก์ชันสโตกาสติก (Stochastic Function) เป็นฟังก์ชันกระตุ้นในกรณีค่าความน่าจะเป็นของข้อมูลอินพุตมีนัยสำคัญ หรือในบางกรณีอาจเลือกใช้ฟังก์ชันแบบเชิงเส้นและไม่เป็นเชิงเส้นในโครงข่ายประสาทเทียมเดียวกัน ตัวอย่างเช่น โครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัสมีย์ (RBF) ซึ่งใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบไม่เป็นเชิงเส้นในชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาท ขณะที่ชั้นเอาต์พุตใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบเป็นเชิงเส้น ตารางที่ 3.1 แสดงฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

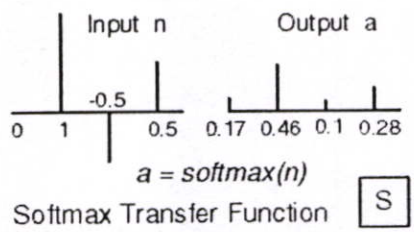
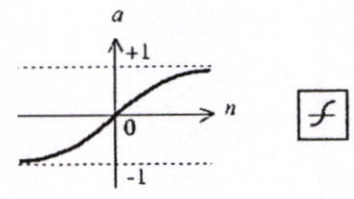
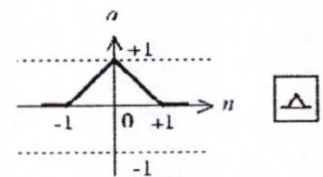
ตารางที่ 3.1 แสดงชนิดฟังก์ชันการถ่ายโอน

ชนิดฟังก์ชันการถ่ายโอน	สมการฟังก์ชันการถ่ายโอน
 <p>$a = \text{purelin}(n)$ Linear Transfer Function</p>	$a(n) = n$
 <p>$a = \text{logsig}(n)$ Log-Sigmoid Transfer Function</p>	$a(n) = \frac{1}{1 + e^{-n}}$
 <p>$a = \text{tansig}(n)$ Tan-Sigmoid Transfer Function</p>	$a(n) = \frac{1 - e^{(-n)}}{1 + e^{(-n)}}$
 <p>$a = \text{radbas}(n)$ Radial Basis Function</p>	$a(n) = e^{-n^2}$
 <p>$a = \text{softmax}(n)$ Compet Transfer Function</p>	$a(n_i) = \begin{cases} 1; & i = i^* \\ 0; & i \neq i^* \end{cases}$

ตารางที่ 3.1 (ต่อ)

ชนิดฟังก์ชันการถ่ายโอน	สมการฟังก์ชันการถ่ายโอน
 <p>$a = \text{hardlim}(n)$ Hard-Limit Transfer Function</p>	$a(n) = \begin{cases} 1; & n \geq 0 \\ 0; & n < 0 \end{cases}$
 <p>$a = \text{hardlims}(n)$ Symmetric Hard-Limit Trans. Funct.</p>	$a(n) = \begin{cases} 1; & n \geq 0 \\ -1; & n < 0 \end{cases}$
 <p>$a = \text{poslin}(n)$ Positive Linear Transfer Funct.</p>	$a(n) = \begin{cases} n; & n \geq 0 \\ 0; & n < 0 \end{cases}$
 <p>$a = \text{satlin}(n)$ Satlin Transfer Function</p>	$a(n) = \begin{cases} 0; & n \leq 0 \\ n; & 0 \leq n \leq 1 \\ 1; & 1 \leq n \end{cases}$
 <p>$a = \text{satlins}(n)$ Satlins Transfer Function</p>	$a(n) = \begin{cases} -1; & n \leq -1 \\ n; & -1 \leq n \leq 1 \\ 1; & 1 \leq n \end{cases}$

ตารางที่ 3.1 (ต่อ)

ชนิดฟังก์ชันการถ่ายโอน	สมการฟังก์ชันการถ่ายโอน
 <p>Softmax Transfer Function S</p>	$a(n) = \frac{e^n}{\sum e^n}$
 <p>Tan-Sigmoid Transfer Function f</p>	$a(n) = \frac{1 - e^{(-2n)}}{1 + e^{(-2n)}}$
 <p>Triangular Basis Function △</p>	$a(n) = \begin{cases} 1 - n ; & -1 \leq n \leq 1 \\ 0; & \text{otherwise} \end{cases}$

3.7 การเลือกโครงข่ายประสาทเทียม [9]

เพราะทุกโครงข่ายประสาทเทียมมีพื้นฐานอยู่บนหลักการของนิเวรอน การเชื่อมต่อและฟังก์ชันถ่ายโอน ทำให้มันมีความแตกต่างระหว่างโครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาท ความหลากหลายเกิดจากกฎการเรียนรู้ต่างๆ และวิธีการที่กฎต่างๆ เหล่านั้นปรับเปลี่ยนโทโปโลยีของโครงข่าย

โดยพื้นฐาน การใช้งานโครงข่ายประสาทส่วนมากจะอยู่ในประเภททั้ง 5 นี้

1. Prediction
2. Classification
3. Data association
4. Data conceptualization
5. Data filtering

ตารางที่ 3.2 แสดงการเลือกโครงข่ายแต่ละประเภท

ประเภทของโครงข่าย	โครงข่าย	การใช้งาน
Prediction	<ul style="list-style-type: none"> - Back-propagation - Delta Bar Delta - Extended delta bar delta - Directed random search - Higher order Neural Networks - Self Organizing Map into Backpropagation 	ใช้ค่าของอินพุตเพื่อทำนายหาเอาต์พุต (เช่น เลือกหุ้นที่ดีที่สุดในตลาดหุ้น, การพยากรณ์อากาศ, การระบุบุคคลที่เสี่ยงต่อโรคมะเร็ง)
Classification	<ul style="list-style-type: none"> - Learning vector quantization - Counter-propagation - Probabilistic neural network 	ใช้ค่าของอินพุตเพื่อกำหนดการจัดหมวดหมู่ (เช่น อินพุตใช้อักษร A หรือไม่)
Data association	<ul style="list-style-type: none"> - Hopfield - Boltzmann Machine - Hamming network - Bidirectional associative memory - Spatio-temporal pattern recognition 	เหมือนกับ Classification แต่จะสามารถจดจำข้อมูลที่มีความผิดพลาดได้ (เช่น ไม่เพียงแต่ระบุอักษรที่ได้แสดกน สามารถระบุได้เมื่อเครื่องแสดกนทำงานไม่ถูกต้อง)
Data conceptualization	<ul style="list-style-type: none"> - Adaptive resonance Network - Self organizing map 	วิเคราะห์อินพุตเพื่อให้สามารถสรุปความสัมพันธ์ของการจัดกลุ่มได้ (เช่น ดึงรายชื่อจากฐานข้อมูล ที่น่าจะซื้อสินค้าตัวหนึ่งมากที่สุด)
Data filtering	<ul style="list-style-type: none"> - Recirculation 	ทำให้สัญญาณอินพุตเรียบขึ้น (เช่น กำจัดสัญญาณรบกวน)

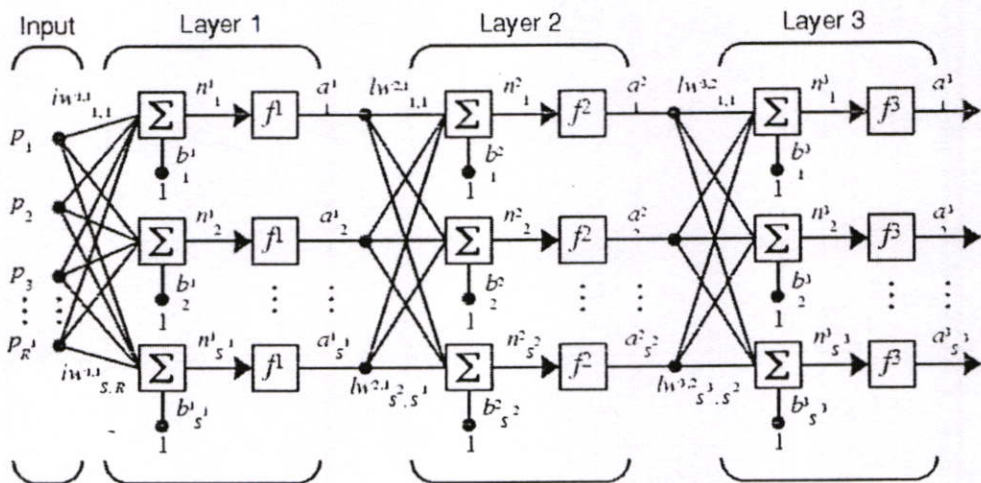
ตารางที่ 3.2 แสดงความแตกต่างระหว่างโครงข่ายประเภทต่างๆ และแสดงโทโปโลยีต่างๆ ของโครงข่ายประเภทนั้นๆ ตารางนี้เป็นเพียงการแนะนำบางส่วนหนึ่งเท่านั้น ไม่ใช่ทั้งหมด บางโครงข่ายที่ถูกจัดอยู่ในกลุ่มอาจใช้แก้ปัญหาได้มากกว่าหนึ่งประเภท Feed forward back-

propagation ถูกใช้เพื่อแก้ปัญหาเกือบทุกประเภท และเป็นที่ยอมรับมากที่สุดสำหรับปัญหา 4 ประเภทแรก

3.8 โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (Back - Propagation Neural Network) [10]

3.8.1 โครงสร้าง

โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (Back - Propagation Neural Network : BP) ประกอบด้วยนิวรอนที่เรียงกันอยู่มากกว่า 2 ชั้น คือมีได้ตั้งแต่ 3 ชั้นขึ้นไป ซึ่งประกอบด้วยชั้นอินพุต, ชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต โครงข่ายชนิดนี้มีลักษณะเป็นโครงข่ายที่ป้อนไปข้างหน้า มีการเชื่อมโยงในแต่ละชั้นแบบต่อถึงกันหมด นั่นคือ ทุกๆนิวรอนในชั้นอินพุตจะส่งสัญญาณไปยังทุกนิวรอนในชั้นซ่อนชั้นแรก และทุกนิวรอนในชั้นซ่อนชั้นแรกจะส่งสัญญาณไปยังทุกนิวรอนในชั้นถัดไปจนในที่สุดทุกนิวรอนในชั้นสุดท้ายจะส่งสัญญาณไปยังทุกนิวรอนในชั้นเอาต์พุต ดังรูปที่ 3.6 แสดงโครงสร้างพื้นฐานของโครงข่าย 3 ชั้น



รูปที่ 3.6 แสดงแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 ชั้นซ่อน[10]

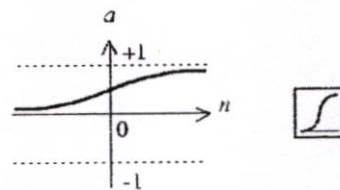
จากรูปที่ 3.6 โครงข่ายประสาทเทียมมี 2 ชั้นซ่อน มีอินพุต R ชุด มีนิวรอนในชั้นที่ 1 และ 2 เท่ากับ S^1 และ S^2 และมีเอาต์พุต S^3 ชุด แต่ละสมาชิกของอินพุตเวกเตอร์ P จะถูกเชื่อมเข้ากับนิวรอนแต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 ด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก W^1 (เรียกว่า Input Weight, $IW^{1,1}$) ซึ่งเป็นเมตริกซ์ขนาด $S^1 \times R$ และเวกเตอร์ a^1 ซึ่งผลลัพธ์ของชั้นซ่อนที่ 1 และขนาด S^1 จะเป็นอินพุตของชั้นซ่อนที่ 2 สมาชิกแต่ละตัวของเวกเตอร์ a^1 ก็จะถูกเชื่อมเข้ากับนิวรอนแต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2

ด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก W^2 (เรียกว่า Layer Weight, $LW^{2,1}$) ซึ่งเป็นเมตริกซ์ขนาด $S^2 \times S^1$ เช่นเดียวกับชั้น
 ซ่อนที่ 1 เวกเตอร์ a^2 ซึ่งผลลัพธ์ของชั้นซ่อนที่ 2 และขนาด S^2 จะเป็นอินพุตของชั้นข้อมูลเอาต์พุต
 สมาชิกแต่ละตัวของเวกเตอร์ a^2 จะถูกเชื่อมเข้ากับนิวรอนแต่ละตัวชั้นข้อมูลเอาต์พุตด้วยค่าถ่วง
 น้ำหนัก W^3 (เรียกว่า $LW^{3,2}$) ซึ่งเป็นเมตริกซ์ขนาด $S^3 \times S^2$ โดยที่เวกเตอร์ a^3 ซึ่งเป็นเมตริกซ์ขนาด
 S^3 จะเป็นผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียม

ฟังก์ชันการถ่ายโอนที่ใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับนี้ ได้แก่ Log -
 Sigmoid Transfer Function และ Tan - Sigmoid Transfer Function ดังรูปที่ 3.7 และ 3.8 ซึ่งมี
 สมการเป็นดังสมการที่ 3.1 และ 3.2 ตามลำดับ

$$a(n) = \frac{1}{1 + e^{-n}} \quad (3.1)$$

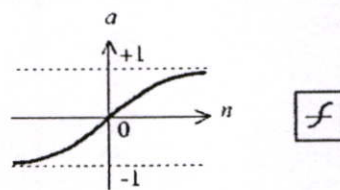
$$a(n) = \frac{1 - e^{(-n)}}{1 + e^{(-n)}} \quad (3.2)$$



$$a = \text{logsig}(n)$$

Log-Sigmoid Transfer Function

รูปที่ 3.7 แสดงฟังก์ชันถ่ายโอน Log - Sigmoid



$$a = \text{tansig}(n)$$

Tan-Sigmoid Transfer Function

รูปที่ 3.8 แสดงฟังก์ชันถ่ายโอน Tan - Sigmoid

3.8.2 การทำงาน

ขั้นตอนการฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับสามารถแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอนด้วยกัน คือ ป้อนข้อมูลอินพุตไปข้างหน้า, แพร่ค่าย้อนกลับของค่าผิดพลาดที่เกี่ยวข้องและปรับค่าถ่วงน้ำหนัก

ระหว่างป้อนไปข้างหน้า จะเริ่มต้นด้วยการนำค่าอินพุตที่ได้รับจากชั้นอินพุตมาคำนวณหาผลรวมที่ได้รับในแต่ละนิวรอน แล้วจึงส่งผลลัพธ์ที่ได้ส่งต่อไปยังชั้นซ่อนที่ 1 แต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 จะทำการคำนวณด้วยฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นนั้น แล้วจึงส่งผลลัพธ์ที่ได้ส่งไปยังชั้นซ่อนที่อยู่ถัดไป ในชั้นซ่อนที่ 2 แต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 จะทำการคำนวณด้วยฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นนั้น จากนั้นจะส่งผลลัพธ์ที่ได้ส่งต่อไปยังชั้นถัดไป สุดท้ายแต่ละนิวรอนในชั้นเอาต์พุตจะทำการคำนวณด้วยฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นชั้นเอาต์พุต เพื่อหาค่าตอบหรือผลตอบสนองของโครงข่ายสำหรับแต่ละรูปแบบข้อมูลที่ป้อนให้ ทิศทางการไหลของข้อมูลเหล่านี้จะเป็นลักษณะเคลื่อนไปข้างหน้าจากชั้นของอินพุต ผ่านชั้นของนิวรอนเซลล์ภายในไปสู่ชั้นเอาต์พุต วิธีการคำนวณของโครงข่ายลักษณะนี้ จึงมีชื่อตามลักษณะดังกล่าวว่า Forward – Propagation

ขั้นต่อไปจะเป็นการคำนวณแบบ Backward – Propagation สำหรับขั้นตอนนี้จะเป็นการนำผลลัพธ์ที่ได้จากเอาต์พุตของโครงข่ายมาเปรียบเทียบกับเอาต์พุตเป้าหมายเพื่อคำนวณค่าผิดพลาดที่เกี่ยวข้อง แล้วค่าผลต่างระหว่างเอาต์พุตของโครงข่ายกับเอาต์พุตเป้าหมายที่ได้จากโครงข่ายจะถูกส่งถอยหลังกลับมาถึงชั้นซ่อนที่ 2 และส่งต่อไปยังนิวรอนต่างๆภายในชั้นซ่อนที่ 2 แต่ละโหนดจะได้รับค่าผิดพลาดเพียงบางส่วนขึ้นอยู่กับว่านิวรอนเซลล์นั้นเป็นตัวส่งผลมากหรือน้อย ไปสู่เอาต์พุตนั้น เพื่อปรับค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นเอาต์พุตกับชั้นซ่อนที่ 2 กระบวนการของการส่งค่าความผิดพลาดกลับมานั้นจะซ้ำกับชั้นถัดลงมาอีกจนกระทั่งทุกโหนดในโครงข่ายได้รับส่วนแบ่งค่าความผิดพลาดนั้น

ขั้นตอนสุดท้ายจะนำค่าผิดพลาดที่ได้มาใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก ซึ่งค่าถ่วงน้ำหนักจะเปลี่ยนไปมากหรือน้อยขึ้นอยู่กับปริมาณของค่าความผิดพลาดที่ได้รับ กระบวนการจะกลับไปทำซ้ำในขั้นตอนแรกจนกระทั่งค่าความผิดพลาดที่ได้มีค่าน้อยกว่าค่าผิดพลาดต่ำสุดที่กำหนดไว้

โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับนั้นจะมีจำนวนนิวรอนในชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุตคงที่ ซึ่งเท่ากับจำนวนอินพุตและเอาต์พุตของปัญหานั้นเอง ส่วนจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนนั้นสามารถปรับเปลี่ยนได้ตามความเหมาะสมและไม่มีจำนวนที่เป็นสูตรสำเร็จ ดังนั้นในการฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียมจึงต้องมีการปรับเปลี่ยนจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเพื่อหาโครงสร้างที่เหมาะสมเพื่อให้ค่าผิดพลาดระหว่างค่าตอบที่แท้จริงกับผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมนั้นมีค่าน้อยที่สุด จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนนั้นมีผลต่อระยะเวลาในการฝึกสอนด้วย นั่นคือถ้ามีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนมากเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนก็จะมากกว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนน้อยกว่า เมื่อฝึกสอนด้วยเงื่อนไขเดียวกัน แต่อย่างไรก็ตามจำนวน

นิเวรอนในชั้นซ่อนที่มากก็ไม่ได้เป็นตัวบ่งบอกว่าโครงข่ายจะมีประสิทธิภาพมากกว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่จำนวนนิเวรอนในชั้นซ่อนที่น้อยกว่า ซึ่งต้องทำการลองปรับเปลี่ยนดูเพื่อหาโครงข่ายที่เหมาะสมที่สุด

3.9 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression [10]

โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression นั้นเป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่มีลักษณะคล้ายกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันฐานรัศมี (Radial Basis Function Neural Network : RBF)

3.9.1 Radial Basis Function [11]

แนวคิดของเน็ตเวิร์ก Radial Basis Function (RBF) ได้มาจากทฤษฎีของการประมาณฟังก์ชัน (function approximation) เน็ตเวิร์ก RBF ใช้วิธีการที่แตกต่างจากเน็ตเวิร์ก Multi-Layer Perceptron (MLP) ในการเรียนรู้เพื่อประมาณฟังก์ชัน คุณลักษณะหลัก ได้แก่

1. เป็นเน็ตเวิร์กแบบ feed-forward ที่มี 2 เลเยอร์
2. โหนดในชั้นซ่อน (hidden node) สร้างชุดของฟังก์ชัน radial basis (เช่น Gaussian function)
3. โหนดในชั้นข้อมูลด้านออก (output node) สร้างฟังก์ชันผลรวมเชิงเส้นเหมือนใน MLP
4. การฝึกสอนเน็ตเวิร์กถูกแบ่งออกเป็นสองระยะ : ระยะแรกจะหาค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) จากชั้นข้อมูลด้านเข้าไปยังชั้นซ่อน ระยะที่สองจะหาค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) จากชั้นซ่อนไปยังชั้นข้อมูลด้านออก
5. การฝึกสอนและการเรียนรู้รวดเร็วมาก
6. เป็นเน็ตเวิร์กที่ดี/เหมาะสมสำหรับการสอดแทรก (interpolation)

3.9.1.1 ฟังก์ชัน basis ที่ใช้โดยทั่วไป

1. Gaussian Function:

$$a(n) = e^{-n^2} \quad (3.3)$$

2. Thin Plate Spline Function:

$$a(n) = n^2 \log(n) \quad (3.4)$$

3. Multi-Quadric Function:

$$a(n) = (n^2 + \alpha^2)^{1/2} \quad \alpha > 0 \quad (3.5)$$

4. Inverse Multi-Quadric Function:

$$a(n) = (n^2 + \alpha^2)^{-1/2} \quad \alpha > 0 \quad (3.6)$$

5. Generalized Multi-Quadric Function:

$$a(n) = (n^2 + \alpha^2)^\beta \quad \alpha > 0, 1 > \beta > 0 \quad (3.7)$$

6. Generalized Inverse Multi-Quadric Function:

$$a(n) = (n^2 + \alpha^2)^{-\delta} \quad \alpha > 0, \delta > 0 \quad (3.8)$$

7. Cubic Function:

$$a(n) = n^3 \quad (3.9)$$

8. Linear Function:

$$a(n) = n \quad (3.10)$$

3.9.1.2 คุณสมบัติของฟังก์ชัน Radial Basis

ฟังก์ชัน Gaussian และ Inverse Multi-Quadric ถูกจำกัดวงในความหมายที่

$$a(n) \rightarrow 0 \quad \text{เมื่อ } |n| \rightarrow \infty$$

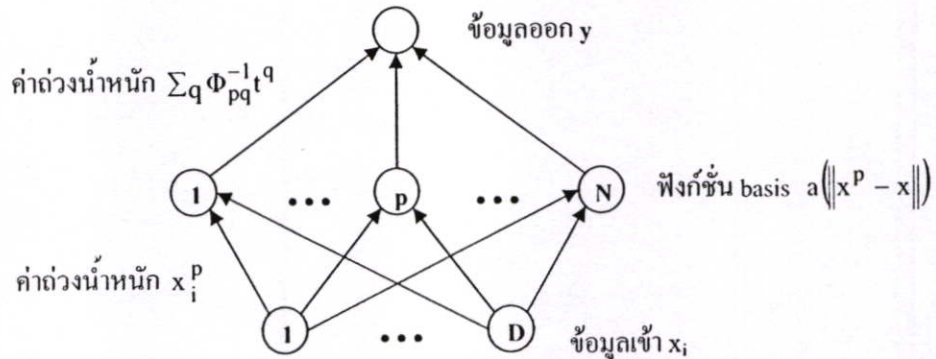
ส่วนฟังก์ชันอื่นๆ มีคุณสมบัติที่

$$a(n) \rightarrow \infty \quad \text{เมื่อ } |n| \rightarrow \infty$$

สำหรับการทำโครงข่ายประสาท มีเหตุผลที่ดีสำหรับการเลือกฟังก์ชัน basis ที่ถูกจำกัดวงอย่างเช่นฟังก์ชัน Gaussian basis เพราะมีคุณสมบัติอื่นๆ ในด้านการวิเคราะห์ที่เป็นประโยชน์

3.9.1.3 เน็ตเวิร์คของฟังก์ชัน Radial Basis

โครงข่ายประสาทจะมีลักษณะเป็นดังรูปที่ 3.9



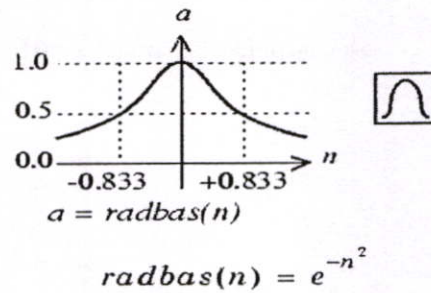
รูปที่ 3.9 แสดงโครงข่ายที่ใช้ฟังก์ชัน Radial Basis [11]

หมายเหตุ รูปแบบของการฝึกสอน $\{x_i^p, t^p\}$ จำนวน N รูปแบบเป็นตัวกำหนดค่าถ่วงน้ำหนัก โดยตรง ค่าถ่วงน้ำหนักจากชั้นซ่อนไปชั้นข้อมูลด้านออกจะถูกรักษาการกระตุ้นของหน่วยชั้นซ่อน (hidden unit) ในวิธีธรรมดา แต่ค่าถ่วงน้ำหนักจากชั้นข้อมูลด้านเข้าไปชั้นซ่อนจะถูกใช้ในรูปแบบที่ต่างกันมาก

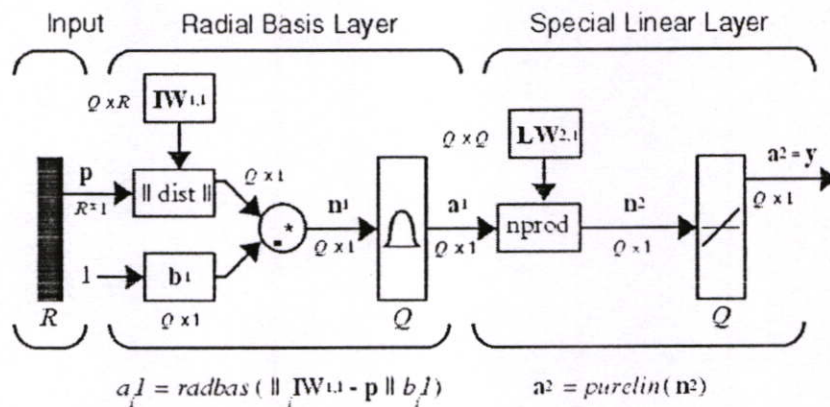
3.9.2 โครงสร้าง [10]

โครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression (Generalized Regression Neural Network : GRNN) นั้นจะประกอบไปด้วยชั้นของนิวรอนทั้งหมด 3 ชั้น คือ ชั้นอินพุต, ชั้นซ่อนหรือบางครั้งเรียกว่าชั้นฐานรัศมี (Radial Basis Layer) และชั้นเอาต์พุตหรือบางครั้งเรียกว่าชั้นเชิงเส้นพิเศษ (Special Linear Layer) โครงสร้างประสาทเทียมชนิดนี้เป็นโครงข่ายที่ป้อนไปข้างหน้า โดยมีการเชื่อมโยงในแต่ละชั้นแบบค่อถึงกันหมดนั่นคือ ทุกนิวรอนในชั้นอินพุตจะส่งสัญญาณไปทุกๆนิวรอนในชั้นฐานรัศมี และทุกๆนิวรอนในชั้นฐานรัศมีจะส่งสัญญาณไปทุกๆนิวรอนในชั้นเอาต์พุต และใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนที่ใช้ในชั้นฐานรัศมีเป็นฟังก์ชันถ่ายโอนชนิด Radial basis เท่านั้น ดังแสดงในรูปที่ 3.10 โดยมีสมการของฟังก์ชันกระตุ้นเป็นดังสมการที่ 3.11 ส่วนในชั้นเอาต์พุตเป็นฟังก์ชันถ่ายโอนชนิด Linear

$$a(n) = e^{-n^2} \quad (3.11)$$



รูปที่ 3.10 แสดงฟังก์ชันถ่ายโอนชนิด Radial Basis Function



รูปที่ 3.11 แสดงแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression [10]

รูปที่ 3.11 แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้ มีอินพุต R ชุด มีจำนวนนิวรอนในชั้นฐานรัศมีเท่ากับ Q และมีเอาต์พุต Q ชุด แต่ละสมาชิกของอินพุตเวกเตอร์ P จะถูกเชื่อมเข้ากับนิวรอนแต่ละนิวรอนในชั้นฐานรัศมีด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก W^1 ($IW^{1,1}$) ซึ่งเป็นเมตริกซ์ขนาด $Q \times R$ และเวกเตอร์ a^1 เป็นผลลัพธ์ของชั้นฐานรัศมี โดยมีขนาด Q จะเป็นอินพุตของชั้น Special Linear Layer ด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก W^2 ($IW^{2,1}$) ซึ่งเป็นเมตริกซ์ขนาด $Q \times Q$ โดยเวกเตอร์ a^2 ซึ่งเป็นเมตริกซ์ขนาด Q เป็นผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียม

3.9.3 การทำงาน

การฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression สามารถแบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอนด้วยกัน คือ ป้อนข้อมูลอินพุตไปข้างหน้าและกระบวนการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก ซึ่งระหว่างการป้อนไปข้างหน้าจะเริ่มต้นด้วยการนำค่าอินพุตที่ได้รับจากชั้นอินพุตมาคำนวณหาระยะห่างกับค่าถ่วงน้ำหนักในแต่ละนิวรอน แล้วจึงส่งต่อผลลัพธ์ที่ได้ส่งต่อไปคำนวณในฟังก์ชัน

กระตุ้นชนิดฐานรัศมี (Radial Basis) จากนั้นจะทำการส่งผลลัพธ์ที่ได้ไปยังชั้นเอาต์พุตซึ่งอยู่ถัดไป ซึ่งในชั้นเอาต์พุตแต่ละนิวรอน จะทำการจัดระเบียบข้อมูล (Normalization) ผลลัพธ์ที่ได้รับในแต่ละนิวรอน แล้วจึงส่งผลลัพธ์ที่ได้ส่งไปคำนวณกับฟังก์ชันกระตุ้นชนิดเชิงเส้น เพื่อหาค่าตอบหรือผลตอบสนองของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับแต่ละรูปแบบข้อมูลที่ป้อนให้ ทิศทางการไหลของข้อมูลเหล่านี้เป็นลักษณะเคลื่อนที่ไปข้างหน้า

การปรับค่าถ่วงน้ำหนักจะปรับโดยเพิ่มจำนวนรอบที่ละรอบ และดำเนินการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเช่นนี้ ไปเรื่อยๆ จนกระทั่งค่าความผิดพลาดต่ำกว่าที่กำหนดไว้ค่าหนึ่งแล้วจึงหยุดกระบวนการเรียนรู้ ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression นอกจากนี้ จะปรับค่าถ่วงน้ำหนักโดยเพิ่มจำนวนรอบแล้ว ยังสามารถทำการเพิ่มค่าการกระจายของฟังก์ชันกระตุ้นชนิดรัศมี (spread) ควบคู่กันไป เพื่อค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสที่ได้จะเป็นค่าที่เหมาะสมสำหรับทุกคู่ของอินพุตและค่าเป้าหมาย

บทที่ 4

การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ทำการวิเคราะห์หาความเพียงพอของค่าวัดในระบบไฟฟ้า (Network Observability, NO) ซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของการทำ State Estimation (SE) ของระบบการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค (กฟภ.) และระบบการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (กฟผ.) โดยได้นำวิธีการวิเคราะห์หา NO แบบการลดทอนจาโคเบียนเมตริกซ์ของค่าวัด (Measurement Jacobian Matrix Reduction, MJMR) เป็นตัวหลักและนำมาเปรียบเทียบกับวิธีการวิเคราะห์หา NO โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANNs) ชนิดที่มีการแพร่ค่าย้อนกลับ (Back - Propagation, BP) และชนิด Generalized Regression (GRNN) โดยใช้ Neural Network Toolbox ของโปรแกรม MATLAB เวอร์ชัน 6.5 ทำการฝึกสอน ซึ่งรายละเอียดต่าง ๆ จะได้กล่าวถึงต่อไป

4.1 การเตรียมข้อมูลสำหรับโครงข่ายประสาทเทียม

ขั้นตอนการเตรียมข้อมูลเพื่อนำมาทดสอบกับ ANNs ได้ข้อมูลสำหรับนำมาฝึกสอน (Training Pattern) โดยใช้การวิเคราะห์หา NO โดยวิธีการ MJMR หาค่าสำหรับระบบไฟฟ้าของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค (กฟภ.) และระบบไฟฟ้าของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (กฟผ.)

4.1.1 การแสดงการวิเคราะห์หา Network Observability โดยการลดทอนจาโคเบียนเมตริกซ์ของค่าวัด [12]

วิธีนี้ได้ถูกพัฒนาโดย Slutsker & Scudder [13] มันวินิจฉัย NO โดยใช้การ Transpose ชุด Jacobian Matrix ของค่าวัด " H^T " วิธีการไม่ได้แสดงถึงคุณสมบัติที่เกี่ยวกับการรวมเข้าด้วยกัน (Combinatorial) มันง่ายที่จะเข้าใจและถูกพบว่ารวดเร็วและเหมาะสมสำหรับสภาวะ Real Time

ในเมตริกซ์ H^T , หลัก (Column) ตรงกับสมการของค่าวัดและแถว (Row) ตรงกับตัวแปรต่าง ๆ ที่สัมพันธ์กับสมการเหล่านั้น ซึ่งตัวแปรเหล่านี้มีความเกี่ยวข้องกับบัสของวงจรจ่าย (Network)

การลดทอนของ H^T ทำโดยผ่านการกำจัดกลุ่มที่ Observable นั่นคือ แถวตัวแปรของ Island และหลักสมการค่าวัดของ Island ไม่มีการคำนวณที่แท้จริงของส่วนประกอบ H^T ที่จำเป็น

คุณลักษณะทั้ง 2 ได้ให้ลักษณะแต่ละขั้นตอนของการลดทอนดังนี้

1. สมการที่มากเกินไปจะถูกกำจัดออกโดยอัตโนมัติ
2. ทุก ๆ ครั้งที่ Observable Island ของวงจรจ่ายถูกระบุ มันจะถูกกำจัดจาก Symbolic Jacobian Matrix จากนั้นจะถูกจับกลุ่มเข้ากับ Island ที่ถูกระบุก่อนหน้านี้

วิธี MJMR ประกอบด้วย 3 ขั้นตอนที่สำคัญคือ

ขั้นตอนที่ 1 : Symbolic Matrix ของ H^T ถูกสร้างขึ้น

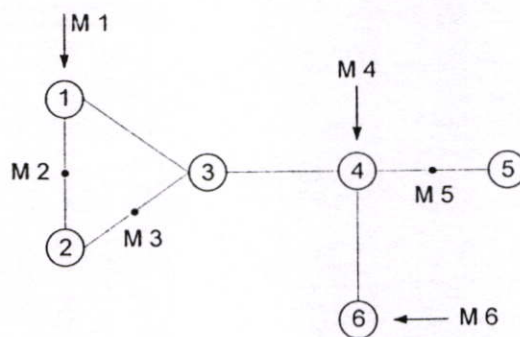
ขั้นตอนที่ 2 : เมทริกซ์ H^T ถูกลดทอนโดยผ่านการกำจัดค่าวัด Flow ที่ Branch

ขั้นตอนที่ 3 : การลดทอนของเมทริกซ์ H^T ยังดำเนินต่อไปซึ่งเกี่ยวข้องกับสมการของค่าวัด Injection ซึ่งจะกำจัดค่าวัด Injection ที่มีแค่ 2 ตัวแปรก่อนเป็นลำดับแรก

ในกระบวนการลดทอน (ขั้นตอนที่ 2 และ ขั้นตอนที่ 3) Observable island แต่ละ Island จะถูกแทนโดยบัสอ้างอิง ขนาดของ Island, (นั่นคือ จำนวนของบัสที่เป็นของ Observable Island) จะถูกอ้างถึงในฐานะของจำนวนประกอบ (Valency) ของบัสอ้างอิง

ที่จุดเริ่มต้น, จำนวนประกอบของบัสในวงจรขั้วทั้งหมดจะถูกกำหนดให้เท่ากับ 1 ในแต่ละขั้นตอนของการลดทอนค่าวัดที่ถูกเลือก ค่าวัดนี้ถูกวิเคราะห์และชุดของค่าวัดที่เกี่ยวข้องด้วยนั้นพบว่าอยู่ใน Observable Island เดียวกัน หนึ่งบัสที่มาจกชุดของบัสนี้จะถูกอ้างอิงเพื่อแทน Observable Island ที่ถูกบ่งชี้โดยบัสเหล่านี้ และจำนวนตัวประกอบของมันถูกทำให้เพิ่มขึ้นโดยจำนวนตัวประกอบของบัสอื่น ๆ เหล่านี้ หลังจากนั้นบัสอื่น ๆ จะถูกกำจัดและจำนวนตัวประกอบจะเท่ากับ 0 ซึ่งเป็นการบ่งชี้ว่าบัสเหล่านี้ถูกกำจัดแล้ว ผ่านทาง จำนวนตัวประกอบของมัน, บัสอ้างอิงกลับมาเท่ากับบัสของ Island ที่แสดงถึง ถ้าบัสที่ถูกกำจัดมีจำนวนตัวประกอบมากกว่า 1 นั้นหมายถึงมันเป็นบัสอ้างอิงของกลุ่ม Observable ที่ถูกกำจัดไปก่อนหน้านี้ กลุ่มนั้นต้องถูกเพิ่มเข้าไปในกลุ่ม Observable ซึ่งเกี่ยวข้องกับบัสอ้างอิง ในปัจจุบัน หลังการกำจัดของบัสที่เป็นได้ทั้งหมดแล้ว ทุก ๆ บัสที่มีจำนวนตัวประกอบไม่เท่ากับ 0 จะแทนหนึ่ง Island เทคนิคนี้ถูกแสดงโดยตัวอย่างดังต่อไปนี้

ตัวอย่าง ให้ระบบกำลังไฟฟ้าแบบ 6 บัส กับชุดค่าวัดแสดงในรูปที่ 4.1



เมื่อ :

↓) เป็นค่าวัด Injection

•) เป็นค่าวัด flow

(N) N แสดงหมายเลขของบัส

รูปที่ 4.1 แสดงระบบกำลังไฟฟ้าแบบ 6 บัส [24]

การประยุกต์ใช้วิธีการของการวิเคราะห์ Observability ที่ได้อธิบายมีขั้นตอนต่าง ๆ ดังนี้
ขั้นตอนที่ 1 : สร้าง Symbolic Matrix H^T

Buses	Injection Measurement at buses			Flow Measurement			Valency
	1	4	6	1-2	2-3	4-5	
1	X			X			1
2	X			X	X		1
3	X	X			X		1
4		X	X			X	1
5		X				X	1
6		X	X				1

ขั้นตอนที่ 2 :

กระบวนการลดทอนเริ่มจากค่าวัด Flow ลำดับแรกค่าวัด Flow จากบัสที่ 1 ไปบัสที่ 2 ถูกเลือก และให้บัสที่ 2 เป็นบัสอ้างอิงเพราะมันปรากฏในชุดค่าวัดมากกว่าในบัสที่ 1 ซึ่งบัสที่ 1 ถูกทำตัว Observability Island ที่แทนโดยบัสที่ 2 แถวที่ตรงกับบัสที่ 1 และหลักที่ตรงกับสมการ 1-2 ถูกกำจัดจาก H^T (การกำจัดบัสที่ 1, ค่าวัดที่บัสที่ 1 ถูกระบุว่าเป็นค่าวัดที่มากเกินไปและเป็น และถูกกำจัดออกโดยอัตโนมัติ) จำนวนตัวประกอบของบัสที่ 2 เพิ่มขึ้นโดยบัสที่ 1 และจำนวนตัวประกอบของบัสที่ 1 ถูกกำหนดให้เท่ากับ 0 ในลักษณะการกระทำที่เหมือนกันค่าวัด Flow จากบัสที่ 2 ไปบัสที่ 3 และ จากบัสที่ 4 ไปบัสที่ 5 ถูกกำจัดโดยการเลือกบัสที่ 3 และบัสที่ 4 เป็นบัสอ้างอิงตามลำดับ (บัสที่ 3 ถูกใช้อ้างอิงเพื่อกำจัดค่าวัดจากบัสที่ 2 ไปบัสที่ 3 เพราะปัจจุบันไม่มีค่าวัดจากบัสที่ 1 ไปบัสที่ 2, บัสที่ 3 ปรากฏในชุดค่าวัดมากกว่าในบัสที่ 2) H^T ใหม่กลายเป็น :

Buses	4	6	Valency
3	X		3
4	X	X	2
6	X	X	1

จำนวนตัวประกอบของบัสที่ 3 และบัสที่ 4 เป็น 3 และ 2 ตามลำดับ, จำนวนตัวประกอบของบัสที่ 1, บัสที่ 2 และ บัสที่ 5 (ที่กำจัดไปแล้ว) เท่ากับ 0 และจำนวนตัวประกอบของบัสที่ 6 เท่ากับ 1 กลุ่มของ Observable ที่เกี่ยวข้องกับบัสที่ 3 ประกอบด้วยบัสที่ 1 และบัสที่ 2 และที่เกี่ยวข้องกับบัสที่ 4 นั้น ประกอบด้วยบัสที่ 5

ขั้นตอนที่ 3 :

ตั้งที่ค่าวัด Flow ถูกกำจัดทั้งหมด, กระบวนการลดทอนดำเนินต่อไปผ่านค่าวัด Injection ที่บัส ดังนั้นค่าวัด Injection ที่บัส 6 ถูกกำจัดโดยการเลือกบัสที่ 4 เป็นบัสอ้างอิง และกำจัดหลักที่ตรงกับค่าวัด Injection และแถวที่ตรงกับบัสที่ 6 ตอนนี้จำนวนตัวประกอบของบัสที่ 4 เท่ากับ 3 และจำนวนตัวประกอบ ของบัสที่ 6 เท่ากับ 0 ซึ่ง H^T ใหม่กลายเป็น :

$$H^T = \begin{bmatrix} \text{Buses} & 4 & \text{Valency} \\ 3 & X & 3 \\ 4 & X & 3 \end{bmatrix}$$

สิ่งที่ตามมา, ค่าวัด Injection ที่บัสที่ 4 ถูกกำจัดโดยการเลือกบัสอ้างอิงที่บัสที่ 3 ดังนั้น หลักที่ตรงกับค่าวัด Injection นี้และแถวที่ตรงกับบัสที่ 4 ถูกกำจัดออกจาก H^T

เพราะไม่มีสมการที่พบได้อีก จึงไม่มีการลดทอน H^T ที่เป็นได้อีกต่อไป การวิเคราะห์ที่ Observability เสรีสมบูรณ์และมีหนึ่งบัสที่มีจำนวนตัวประกอบไม่เป็นศูนย์ (ซึ่งก็คือบัสที่ 3) แสดงถึงหนึ่ง Observability Island จำนวนตัวประกอบของบัสที่ 3 เป็น 6 ซึ่งตรงกับ 6 บัสของระบบ ดังนั้นระบบ 6 บัสถูกวิเคราะห์ว่าเป็น Observable

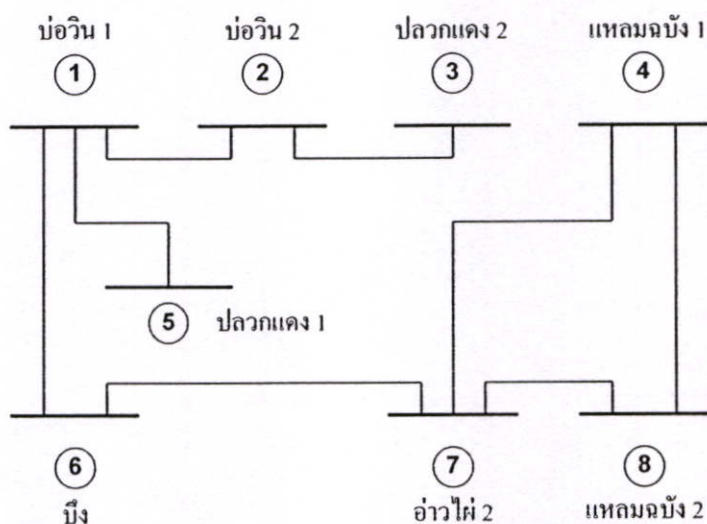
4.1.2 การทำโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับ Topological Observability [14]

สำหรับการทดสอบหา Topological Observability ในปัญหาขณะนี้ คือ กำหนดให้ค่าวัดบนบัส และไลน์เป็นอินพุต (Input) และผลลัพธ์สถานะ Observability หรือ Unobservability เป็นเอาต์พุต (Output) แต่ละเซลล์ประสาทในชั้นข้อมูลด้านเข้า (Input Layer) ของ ANNs จะถูกกำหนดด้วยปริมาณอินพุตของชุดค่าวัดที่สมบูรณ์สำหรับระบบ จะประกอบด้วยค่าวัด Injection ที่แต่ละบัสและค่าวัด Flow แต่ละไลน์ วงจรข่ายที่สอดคล้องกับชุดค่าวัดนี้จะมีเซลล์ประสาทเป็นจำนวนเท่ากับจำนวนบัสและไลน์ทั้งหมดในระบบ สำหรับการเลือกรูปแบบของอินพุตคือ 1 หรือ 0 ถูกกำหนดให้เป็นอินพุตที่แสดงเป็น Availability หรือ Unavailability ของค่าวัด Injection หรือค่าวัด Flow นั้น ๆ ส่วนเอาต์พุตของ ANNs คือ สถานะ Observability หรือ Unobservability ดังนั้น จะมีแค่หนึ่งเซลล์ประสาทในชั้นข้อมูลด้านออก (Output Layer) ของ ANNs สำหรับปัญหานี้ ถ้าระบบเป็น Observable ดังนั้นเอาต์พุตกำหนดให้เป็น 2 แต่ถ้าระบบเป็น Unobservable จะกำหนดให้เป็น 1

4.1.3 ระบบไฟฟ้าที่นำมาทดสอบ

ระบบไฟฟ้าที่นำมาใช้ทดสอบเพื่อทำการหา NO ได้ใช้ระบบไฟฟ้า แบบ 8 บัส 115 kV เขต 2 ภาคกลางของ กฟผ. และระบบไฟฟ้าแบบ 14 บัส 230 kV เขตนครหลวงของ กฟผ. โดยรายละเอียดของระบบไฟฟ้าทั้ง 2 แบบมีดังนี้

4.1.3.1 ระบบไฟฟ้าของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค (ระบบ 8 บัส 115 kV เขต 2 ภาคกลาง) [15]



รูปที่ 4.2 แสดงระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟผ. [15]

ระบบไฟฟ้าของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคที่เลือกมาทำการทดสอบมีทั้งหมด 8 สถานี ได้แก่

1. สถานีไฟฟ้าบ่อวิน 1 (Bowin 1 : BWI)
2. สถานีไฟฟ้าบ่อวิน 2 (Bowin 2 : BWN)
3. สถานีไฟฟ้าปลวกแดง 2 (Pluak Dang 2 : PLV)
4. สถานีไฟฟ้าแหลมฉบัง 1 (Leam Cha Bang 1 : LCA)
5. สถานีไฟฟ้าปลวกแดง 1 (Pluak Dang 1 : PLU)
6. สถานีไฟฟ้าบึง (Bung : BNG)
7. สถานีไฟฟ้าอ่าวไผ่ 2 (Ao Phai 2 : APB)
8. สถานีไฟฟ้าแหลมฉบัง 2 (Leam Cha Bang 2 : LCB)

ANNs ถูกฝึกสอน (Training) สำหรับ Topological Observability ของระบบไฟฟ้ากำลังระบบ 115 kV ที่มี 8 บัส ของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค (กฟผ.) สำหรับระบบแบบ 8 บัส มี 16 อินพุตแทนค่า วัด Bus Injection จำนวน 8 ค่า และ ค่าวัด Line Flow จำนวน 8 ค่า (Availability หรือ Unavailability) และมีหนึ่งเอาต์พุตแทนสถานะ Observability หรือ Unobservability ดังตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 แสดงชุดข้อมูลฝึกสอน (Training Patterns) จำนวน 52 ชุด (Availability) ของระบบ
ไฟฟ้ากำลังแบบ 115 kV ที่มี 8 บัส (กฟภ.) ที่ใช้ในการฝึกสอนโดย ANNs

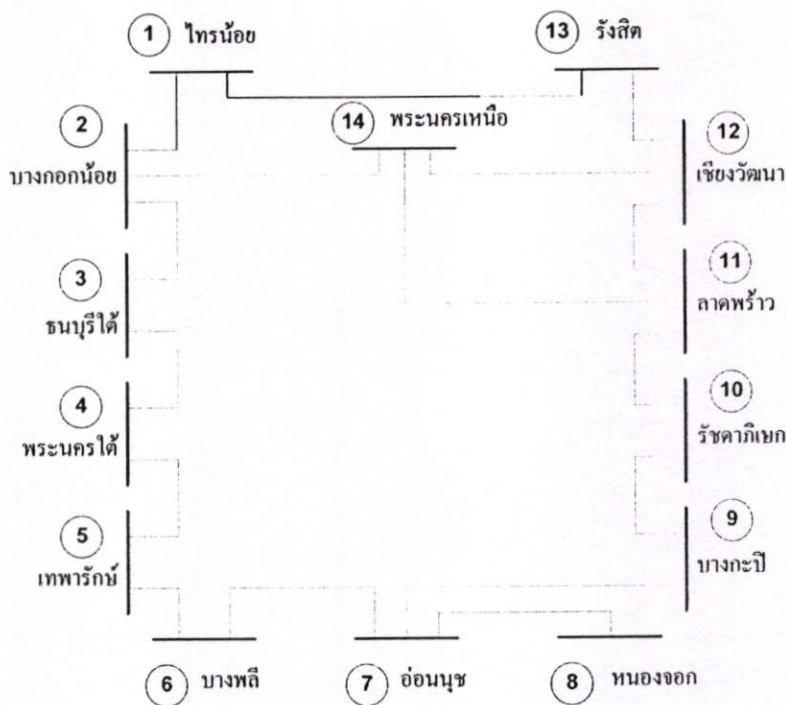
ข้อมูลชุดที่	กาวัด Injection (Input) (บัส)	กาวัด Flow (Input) (บัส - บัส)	วิธี MJMR (Output)
1	1, 2, 4, 5, 8	1-2, 2-3, 4-7, 6-7	2
2	1, 3, 4, 7	1-5, 1-6, 6-7, 7-8	2
3	2, 5, 6	2-3, 1-5, 4-8, 7-8	2
4	3, 5, 8	1-6, 4-7,	2
5	4, 7	1-2, 2-3, 4-8	1
6	4, 8	1-5, 1-6, 4-7	1
7	1, 2, 3	2-3, 1-5, 7-8	1
8	2, 4, 5, 7	1-2, 1-6, 4-8, 6-7,	1
9	2, 4, 6, 8	2-3, 6-7	1
10	1, 3, 5, 7,	2-3, 4-7, 7-8	2
11	1, 2, 5, 6,	1-5, 1-6, 4-8,	1
12	1, 2, 4, 7, 8	1-2, 6-7	1
13	2, 3, 6, 7	2-3, 1-5, 1-6,	2
14	1, 2, 3, 5, 6, 7	4-8	2
15	4	1-2, 1-5, 4-7, 4-8	1
16	3, 6, 7, 8	1-2, 2-3, 1-6, 4-7, 7-8	1
17	1	1-2, 4-7, 6-7, 7-8	1
18	5, 6, 7, 8	1-6, 4-8	1
19	1, 2, 3, 5, 7, 8	2-3,	2
20	2, 4, 7, 8	1-2, 1-5, 1-6, 4-7, 7-8	1
21	3, 4, 5, 7, 8	2-3, 4-8, 6-7	2
22	1, 2, 4, 5, 7, 8	1-5, 4-7, 4-8	2
23	2, 5, 6, 8	1-2, 1-5, 1-6,	1
24	1, 2, 3, 4, 5, 7, 8	1-2, 6-7	2
25	1, 3, 4, 5, 6	4-7, 7-8	2
26	2, 7	1-2, 1-5, 4-8, 6-7, 7-8	2
27	1, 2	1-2, 2-3, 1-6	1
28	3, 4, 5, 7	4-7, 4-8, 6-7	1
29	1, 3, 5, 8	1-2, 1-6, 7-8	2
30	1, 2, 3, 6, 7, 8	1-6, 4-7, 6-7, 7-8	2
31	2	1-2, 2-3, 1-5, 4-8	1

ตารางที่ 4.1 (ต่อ)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (Input) (บัส)	ค่าวัด Flow (Input) (บัส - บัส)	วิธี MJMR (Output)
32	1, 2, 3, 4, 6, 8	1-5, 1-6,	2
33	2, 3, 5, 6, 7	1-2, 1-6, 4-8, 6-7	2
34	2, 3, 5	2-3, 1-5, 4-7, 6-7, 7-8	1
35	1, 2, 3, 4, 5, 7	1-2, 2-3, 4-8,	2
36	4, 5	1-5, 4-7, 7-8	1
37	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8	1-2, 1-6,	2
38	3, 6	1-2, 2-3, 4-8, 6-7	1
39	1, 4, 8	1-2, 1-5, 4-7, 7-8	1
40	1, 3, 5, 7, 8	1-6	2
41	2	1-2, 2-3, 1-6, 6-7, 7-8	1
42	2, 3, 4, 6, 7	1-2, 1-5, 4-7, 4-8	2
43	1, 2, 5, 7, 8	2-3, 1-6, 6-7, 7-8	2
44	5	1-2, 2-3, 1-5, 1-6, 4-7, 7-8	1
45	2, 3, 4, 5, 6, 7	4-8, 6-7	2
46	1, 8	1-2, 2-3, 4-7, 4-8	1
47	2, 5, 8	1-5, 1-6, 7-8	2
48	3, 6	1-2, 2-3, 6-7, 7-8	1
49	1, 2, 3, 4, 5	1-2, 1-5, 6-7	2
50	2, 3, 6, 7, 8	2-3, 1-6, 4-7, 4-8	1
51	1, 5	1-2, 2-3, 1-5, 4-7, 6-7, 7-8	1
52	2, 4, 6	1-6, 4-8	1

หมายเหตุ : Input ที่แสดงหมายถึงค่าวัดที่เป็น Availability แต่ละค่าวัดของ Injection ที่แต่ละบัสและค่าวัด Flow แต่ละไลน์ (Output ที่แสดงหมายเลข 2 หมายถึง Observability และหมายเลข 1 หมายถึง Unobservability)

4.1.3.2 ระบบไฟฟ้าของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (ระบบ 14 บัส 230 kV เขต นครหลวง) [16]



รูปที่ 4.3 แสดงระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. [16]

ระบบไฟฟ้าของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยในเขตนครหลวงมีทั้งหมด 14 สถานี ได้แก่

1. สถานีไฟฟ้าไทรน้อย (SAI NOI : SNO)
2. สถานีไฟฟ้าบางกอกน้อย (BANGKOK NOI : BN)
3. สถานีไฟฟ้าธนบุรีใต้ (SOUTH THONBURI : STB)
4. สถานีไฟฟ้าพระนครใต้ (SOUTH BANGKOK : SB)
5. สถานีไฟฟ้าเทพารักษ์ (THEPHARAK: TPR)
6. สถานีไฟฟ้าบางพลี (BANG PHLI: BPL)
7. สถานีไฟฟ้าอ่อนนุช (ON NUCH: ON)
8. สถานีไฟฟ้าหนองจอก (NONG CHOK: NCO)
9. สถานีไฟฟ้าบางกะปิ (BANG KAPI : BK)
10. สถานีไฟฟ้ารัชดาภิเษก (RATCHADAPHISEK : RPS)
11. สถานีไฟฟ้าลาดพร้าว (LAT PHRAO : LPR)
12. สถานีไฟฟ้าเชิงวัฒนา (CHAENG WATTANA : CHW)

13. สถานีไฟฟ้ารังสิต (RANGSIT : RS)

14. สถานีไฟฟ้าพระนครเหนือ (NORTH BANGKOK : NB)

ANNs ถูกฝึกสอน (Training) สำหรับ Topological Observability ของระบบไฟฟ้ากำลังระบบ 230 kV ที่มี 14 บัส ของ กฟผ. สำหรับระบบแบบ 14 บัส มี 30 อินพุตแทนค่าวัด Bus Injection จำนวน 14 ค่า และ ค่าวัด Line Flow จำนวน 16 ค่า (Availability หรือ Unavailability) และมีหนึ่งเอาต์พุตแทนสถานะ Observability หรือ Unobservability ดังตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.2 แสดงชุดข้อมูลฝึกสอน (Training Patterns) จำนวน 72 ชุด (Availability) ของระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 230 kV ที่มี 14 บัส (กฟผ.) ที่ใช้ในการฝึกสอนโดย ANNs

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (Input) (บัส)	ค่าวัด Flow (Input) (บัส - บัส)	วิธี MJMR (Output)
1	1, 3, 4, 5, 9, 11, 12, 14	1-2, 1-13, 3-4, 4-5, 6-7, 7-8, 10-11, 12-13, 12-14	2
2	4, 5, 7, 13, 14	1-13, 3-4, 6-7, 7-9, 11-12, 12-14	1
3	1, 2, 3, 5, 6, 8, 13, 14	1-2, 1-13, 2-3, 5-6, 7-8, 11-12, 11-14, 12-14	1
4	2, 4, 7, 9, 10, 11, 14	2-3, 2-14, 4-5, 6-7, 7-9, 9-10, 10-11, 12-13	1
5	1, 3, 5, 7, 9, 10, 11, 13	1-2, 1-13, 3-4, 7-8, 10-11, 11-12, 11-14	2
6	2, 5, 6, 8, 10, 11, 12, 14	1-13, 2-14, 5-6, 6-7, 7-9, 10-11, 12-13, 12-14	1
7	3, 4, 6, 9, 10, 12	1-2, 2-14, 5-6, 7-8, 7-9, 11-12, 11-14	1
8	1, 2, 3, 5, 6, 7, 9, 10, 11, 13, 14	1-13, 2-3, 3-4, 5-6, 7-9, 9-10, 11-14, 12-13	1
9	2, 3, 5, 6, 8, 9, 11, 12, 13, 14	1-2, 2-3, 2-14, 4-5, 7-9, 10-11, 12-13, 12-14	2
10	5, 7, 8, 11, 12, 13	2-14, 5-6, 6-7, 7-8, 7-9, 11-12, 11-14, 12-14	1
11	1, 3, 4, 6, 7, 8, 9, 11, 13, 14	1-2, 1-13, 3-4, 4-5, 7-8, 7-9, 11-12, 11-14	2
12	2, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 12, 13, 14	2-14, 6-7, 9-10, 10-11, 12-14	2

ตารางที่ 4.2 (ต่อ)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (Input) (บัส)	ค่าวัด Flow (Input) (บัส - บัส)	วิธี MJMR (Output)
13	1, 2, 3, 4, 6, 8, 9, 10, 11, 13, 14	1-2, 2-3, 2-14, 5-6, 6-7, 7-8, 7-9, 11-14, 12-14	2
14	1, 2, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 12	1-2, 3-4, 4-5, 5-6, 6-7, 10-11, 12-13, 12-14	2
15	1, 3, 4, 5, 8, 9, 13	1-2, 1-13, 2-3, 2-14, 5-6, 6-7, 9-10, 11-14, 12-13	1
16	4, 6, 10, 11, 14	1-2, 2-3, 3-4, 5-6, 9-10, 10-11, 11-14	1
17	2, 3, 4, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 14	1-2, 1-13, 2-14, 4-5, 7-8, 10-11, 11-14, 12-13	2
18	5, 6, 7, 10, 13, 14	1-13, 2-14, 3-4, 6-7, 11-12, 11-14	1
19	1, 2, 3, 4, 9, 11, 12, 13, 14	1-2, 2-3, 2-14, 7-8, 7-9, 11-12, 11-14, 12-14	1
20	1, 3, 5, 7, 9, 11, 13	1-2, 2-3, 3-4, 4-5, 7-9, 10-11, 11-12, 12-14	1
21	1, 3, 4, 7, 8, 9, 11, 12, 13, 14	1-2, 1-13, 2-14, 3-4, 5-6, 6-7, 7-9, 12-13, 12-14	2
22	3, 4, 7, 8, 11, 12, 13, 14	1-13, 2-3, 3-4, 5-6, 7-8, 7-9, 9-10, 11-12, 11-14, 12-14	1
23	1, 2, 3, 4, 6, 7, 9, 10, 12, 13, 14	1-13, 2-3, 4-5, 6-7, 7-8, 9-10, 11-12, 12-13, 12-14	2
24	1, 5, 9, 13, 14,	1-2, 1-13, 2-3, 4-5, 5-6, 6-7, 7-9, 10-11, 11-12, 12-13, 12-14	1
25	1, 2, 4, 5, 7, 10, 11, 12, 13, 14	1-2, 2-3, 2-14, 3-4, 6-7, 9-10, 11-12, 11-14	1
26	1, 2, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 13, 14	2-3, 4-5, 5-6, 7-9, 9-10, 11-12	2
27	1, 2, 3, 4, 5, 10, 11, 12, 13, 14	1-2, 2-14, 3-4, 6-7, 9-10, 10-11, 11-14	1
28	1, 2, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 12, 14	1-13, 2-3, 2-14, 3-4, 7-8, 7-9, 9-10, 10-11	2

ตารางที่ 4.2 (ต่อ)

ข้อมูลชุดที่	ถ้ำวัด Injection (Input) (บัส)	ถ้ำวัด Flow (Input) (บัส - บัส)	วิธี MJMR (Output)
29	1, 2, 4, 6, 7, 8, 9, 10, 12, 14	2-14, 5-6, 7-8, 7-9, 11-12, 12-13, 12-14	2
30	1, 2, 3, 6, 7, 8, 12, 13, 14	1-13, 2-3, 3-4, 6-7, 7-9, 11-12, 12-14	1
31	3, 4, 5, 6, 7, 10, 11, 12, 13, 14	1-2, 2-3, 3-4, 4-5, 7-9, 9-10, 10-11, 11-12, 12-13	1
32	3, 8, 11, 13, 14	1-2, 1-13, 2-3, 3-4, 4-5, 5-6, 7-8, 7-9, 9-10, 11-12, 11-14, 12-14	1
33	2, 7, 8, 9, 10, 12, 13, 14	2-3, 2-14, 3-4, 5-6, 7-8, 7-9, 9-10, 10-11, 11-14, 12-13, 12-14	1
34	1, 2, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 11, 12, 13, 14	1-2, 1-13, 2-14, 3-4, 5-6, 6-7, 7-8, 10-11, 11-12, 12-14	2
35	2, 3, 4, 5, 6, 7, 9, 10, 11, 12	1-13, 2-14, 3-4, 6-7, 7-8, 7-9, 9-10, 12-13, 12-14	2
36	1, 2, 3, 4, 5, 6, 9, 10, 11, 12, 13, 14	2-3, 2-14, 3-4, 4-5, 5-6, 7-9, 9-10, 10-11, 11-12, 11-14	1
37	1, 2, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 12, 14	1-2, 1-13, 2-14, 3-4, 4-5, 7-8, 10-11, 11-12, 11-14	1
38	1, 2, 3, 4, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 14	2-14, 5-6, 7-8, 9-10, 11-14, 12-13	2
39	1, 3, 4, 6, 7, 8, 9, 11, 12, 14	1-2, 2-3, 2-14, 7-9, 11-12, 11-14, 12-13	1
40	2, 3, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14	1-13, 2-3, 4-5, 5-6, 6-7, 10-11, 11-12, 12-14	2
41	1, 2, 3, 4, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 14	2-14, 3-4, 5-6, 7-8, 9-10, 11-12, 11-14, 12-14	2
42	2, 3, 4, 6, 8, 11, 12, 13, 14	1-2, 2-3, 3-4, 4-5, 5-6, 7-8, 9-10, 10-11, 11-14, 12-14	2
43	3, 9, 11, 12, 14	1-2, 2-3, 3-4, 4-5, 5-6, 6-7, 7-9, 10-11, 11-12, 11-14, 12-14	1
44	1, 2, 5, 6, 8, 9, 10, 12, 13, 14	1-13, 2-3, 3-4, 4-5, 5-6, 6-7, 7-8, 9-10, 10-11, 11-14, 12-13	1

ตารางที่ 4.2 (ต่อ)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (Input) (บัส)	ค่าวัด Flow (Input) (บัส - บัส)	วิธี MJMR (Output)
45	1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 10, 11, 12, 13, 14	1-2, 1-13, 2-3, 3-4, 4-5, 6-7, 9-10, 10-11, 11-12, 11-14, 12-14	2
46	2, 3, 4, 6, 7, 8, 9, 11, 12, 14	1-13, 2-3, 3-4, 4-5, 5-6, 7-8, 7-9, 11-14, 12-13	2
47	1, 3, 5, 7, 9, 11, 13, 14	1-2, 2-3, 2-14, 5-6, 6-7, 7-9, 9-10, 10-11, 11-12, 11-14	1
48	2, 4, 6, 7, 8, 11, 12, 13, 14	1-2, 2-3, 2-14, 4-5, 5-6, 7-8, 7-9, 10-11, 11-12, 12-13, 12-14	2
49	1, 2, 3, 5, 6, 7, 9, 10, 11, 13, 14	1-2, 2-3, 2-14, 3-4, 4-5, 5-6, 6-7, 7-8, 9-10, 10-11	2
50	1, 3, 4, 5, 6, 11, 13	1-2, 1-13, 3-4, 5-6, 7-8, 7-9, 9-10, 11-12, 11-14, 12-13	1
51	1, 2, 3, 5, 6, 8, 10, 11, 12, 14	1-13, 2-3, 3-4, 4-5, 5-6, 7-9, 9-10, 11-12, 11-14, 12-14	2
52	1, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 11, 13, 14	1-2, 1-13, 2-3, 3-4, 4-5, 6-7, 7-8, 7-9, 9-10, 11-12, 11-14, 12-13, 12-14	1
53	2, 3, 4, 7, 8, 9, 10, 11, 12	1-13, 2-3, 2-14, 4-5, 5-6, 6-7, 7-8, 9-10, 10-11, 11-12, 11-14, 12-13, 12-14	2
54	3, 4, 7, 9, 10, 11, 13, 14	1-2, 1-13, 2-14, 3-4, 4-5, 6-7, 7-8, 7-9, 10-11, 11-12, 11-14, 12-14	2
55	1, 4, 6, 10, 11, 12, 13	1-2, 2-3, 2-14, 5-6, 7-8, 10-11, 12-13	1
56	2, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14	1-2, 2-3, 2-14, 3-4, 4-5, 6-7, 7-9, 9-10, 10-11, 12-13, 12-14	2
57	3, 6, 9, 10, 11, 14	1-13, 2-3, 4-5, 6-7, 7-8, 7-9, 10-11, 11-12, 12-13, 12-14	1
58	2, 5, 8, 9, 11, 12, 13	1-2, 1-13, 3-4, 6-7, 7-8, 9-10, 10-11, 11-12, 12-13, 12-14	1
59	1, 2, 4, 5, 7, 8, 9, 10, 12, 13, 14	1-2, 2-3, 4-5, 5-6, 7-8, 9-10, 11-12, 11-14, 12-14	2

ตารางที่ 4.2 (ต่อ)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (Input) (บัส)	ค่าวัด Flow (Input) (บัส - บัส)	วิธี MJMR (Output)
60	4, 6, 9, 10, 12, 13	1-13, 2-3, 4-5, 9-10, 11-14, 12-13	1
61	2, 4, 6, 8, 9, 10, 11, 12, 14	1-2, 1-13, 2-14, 3-4, 5-6, 6-7, 9-10, 10-11, 11-14	1
62	1, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 12, 14	1-2, 1-13, 2-14, 4-5, 6-7, 7-9, 10-11, 11-14, 12-14	2
63	1, 2, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 12, 13, 14	2-3, 3-4, 4-5, 7-8, 7-9, 9-10, 10-11, 11-12, 12-13, 12-14	2
64	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 14	1-2, 1-13, 2-3, 2-14, 3-4, 5-6, 7-8, 7-9, 11-12, 11-14, 12-13, 12-14	2
65	4, 8, 12	1-2, 4-5, 7-8, 7-9, 11-12, 12-13	1
66	3, 4, 6, 9, 11, 14	1-13, 3-4, 7-8, 10-11	1
67	1, 2, 4, 5, 6, 9, 10, 11, 12, 13, 14	1-2, 2-3, 3-4, 5-6, 7-9, 9-10, 11-14, 12-13	1
68	1, 2, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 12, 14	1-2, 2-3, 3-4, 4-5, 5-6, 7-8, 7-9, 9-10, 11-12, 12-13	2
69	5, 11, 12	1-13, 2-14, 4-5, 9-10	1
70	2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 11, 12, 13, 14	2-3, 3-4, 4-5, 5-6, 6-7, 7-8, 10- 11, 11-14	2
71	1, 2, 4, 5, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14	1-2, 1-13, 2-3, 4-5, 5-6, 7-8, 9- 10, 12-14	2
72	4, 5, 11, 12	1-13, 2-3, 6-7, 7-8, 11-12, 11-14, 12-14	1

หมายเหตุ : Input ที่แสดงหมายถึงค่าวัดที่เป็น Availability แต่ละค่าวัดของ Injection ที่แต่ละบัสและค่าวัด Flow แต่ละไลน์ (Output ที่แสดงหมายเลข 2 หมายถึง Observability และหมายเลข 1 หมายถึง Unobservability)

4.2 การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Back – Propagation Neural Networks)

ในการทดสอบหา NO ของระบบไฟฟ้า โดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP นั้นจะทำการทดสอบโดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน (Hidden Layer) 2 ชั้น โดยจะ

ขอล่าวถึงค่าเริ่มต้นต่าง ๆ ที่ใช้เป็นเงื่อนไขสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

4.2.1 ค่าเริ่มต้นที่ใช้เป็นค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส (Bias)

ในการเลือกค่าเริ่มต้นที่จะใช้เป็น Weight และ Bias ในโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP นี้ โดยทั่วไปจะมี 2 วิธี คือ กำหนดค่าเริ่มต้นของ Weight และ Bias ด้วยตนเอง หรือ อีกวิธีการคือให้โปรแกรมทำการเลือก Weight และ Bias โดยวิธีการสุ่มเลือก โดยในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ใช้วิธีการสุ่มเลือก Weight และ Bias เนื่องจากจะทำให้การฝึกสอนในแต่ละรอบนั้นมีทิศทางการลู่เข้าสู่คำตอบที่แตกต่างกันออกไป

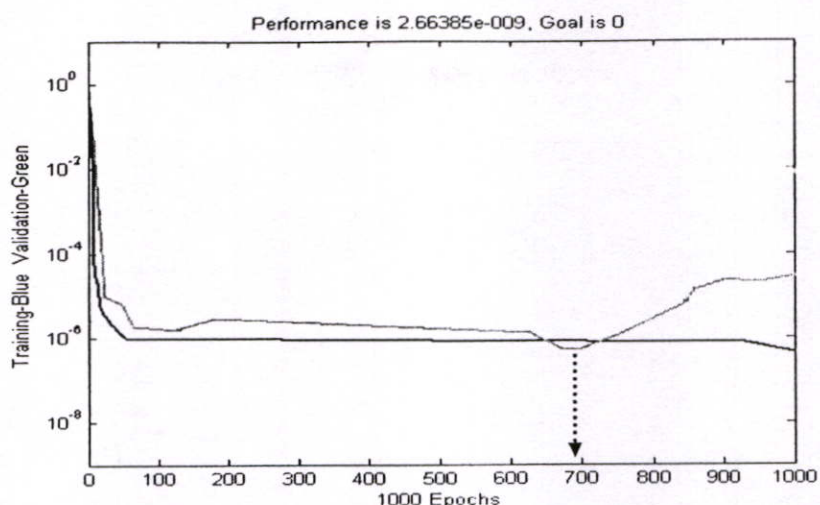
4.2.2 ลำดับขั้นตอนการปรับ Weight และ Bias

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ทำการการปรับ Weight และ Bias ด้วยวิธี Lavenberg-Marquardt Algorithm ซึ่งใน Neural Network Toolbox User's Guide [10] ได้ระบุว่าวิธีการปรับ Weight และ Bias ด้วย Lavenberg-Marquardt Algorithm นั้นมีประสิทธิภาพและความรวดเร็วในการฝึกสอนสูงสุด ดังนั้นในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงได้นำเอาขั้นตอนการปรับ Weight และ Bias ด้วยวิธีการนี้มาใช้

โดยในการทดสอบนี้ได้กำหนดให้มีการปรับ Weight และ Bias เป็นจำนวน 1,000 ครั้ง (Epoch) โดยได้กำหนดให้ทำการปรับ Weight และ Bias ด้วยจำนวนนี้ในทุกการทดสอบเพื่อที่จะได้สามารถเปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนได้ ในการปรับ Weight และ Bias ในแต่ละรอบนั้นจะทำการคำนวณหาค่าผิดพลาดของคำตอบของข้อมูลของชุดฝึกสอนและข้อมูลของชุดทดสอบแต่ละชุด เพื่อเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดยกกำลังสอง (Mean Square Error : MSE) ของชุดข้อมูลทดสอบในรอบการคำนวณปัจจุบันกับค่า MSE ของข้อมูลทดสอบที่ได้จากการคำนวณในรอบก่อนหน้า และทำการบันทึก Weight และ Bias ในรอบที่ทำให้ค่า MSE ของข้อมูลชุดทดสอบมีค่าต่ำที่สุด

4.2.3 จำนวนครั้งและจำนวนรอบของการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส (Bias)

การฝึกสอน ANNs แต่ละรอบจะกำหนดให้มีการปรับ Weight และ Bias เป็นจำนวน 1,000 ครั้ง (ในที่นี้จะเรียกว่า Epoch) เพื่อใช้เป็นเกณฑ์ในการเปรียบเทียบระยะเวลาในการฝึกสอน ANNs ในแต่ละเงื่อนไข แล้วเลือก Weight และ Bias ที่ทำให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) ของชุดข้อมูลทดสอบ (เป็นชุดข้อมูล Validation ในการฝึกสอน) หรือ Validation Performance ที่มีค่าต่ำที่สุดใน 1,000 Epoch ซึ่งเป็นตำแหน่งที่ถูกสรุขไปใช้งาน ดังแสดงในรูปที่ 4.4



รูปที่ 4.4 แสดงการเลือก Weight และ Bias ในแต่ละรอบของการฝึกสอน

สำหรับจำนวนรอบของการฝึกสอน ANNs ในแต่ละโครงสร้างของโครงข่ายนั้น จะกำหนดไว้ที่ 20 รอบต่อโครงสร้าง เพื่อใช้เป็นเกณฑ์ในการเปรียบเทียบเวลาในการฝึกสอน ANNs ในแต่ละเงื่อนไข และเลือกรอบการฝึกสอนที่มีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) ของชุดข้อมูลทดสอบต่ำที่สุดใน 20 รอบไปใช้งาน

4.2.4 จำนวนโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

ANNs ที่ใช้ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นชนิดที่ป้อนไปข้างหน้า (Feed - Forward Neural Networks) และจะประกอบไปด้วยเซลล์ประสาทเป็นชั้นๆ โดยเซลล์ประสาทจะมี 3 ประเภท คือชั้นข้อมูลด้านเข้ามีจำนวน 1 ชั้น ชั้นซ่อน (Hidden Layer) มีจำนวนตั้งแต่ 1-2 ชั้น ชั้นข้อมูลด้านออกมีจำนวน 1 ชั้น จุดที่จะมีผลต่อ ANNs อีกจุดหนึ่งก็คือจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นซ่อน ซึ่งจำนวนเซลล์ประสาทรุ่นนั้นจะมีผลต่อเวลาที่ใช้ในการฝึกสอน นั่นคือถ้าจำนวนเซลล์ประสาทมากเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนก็มากตามไปด้วย แต่จำนวนเซลล์ประสาทรุ่นนั้นไม่ได้เป็นสิ่งที่จะทำให้ ANNs มีประสิทธิภาพ นั่นคือจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นซ่อนที่มากไม่ได้เป็นสิ่งที่จะทำให้ ANNs จะมีประสิทธิภาพดี ในบางปัญหาจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นซ่อนที่น้อยก็อาจจะมีประสิทธิภาพที่ดีกว่า ANNs ที่มีจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นซ่อนที่มาก

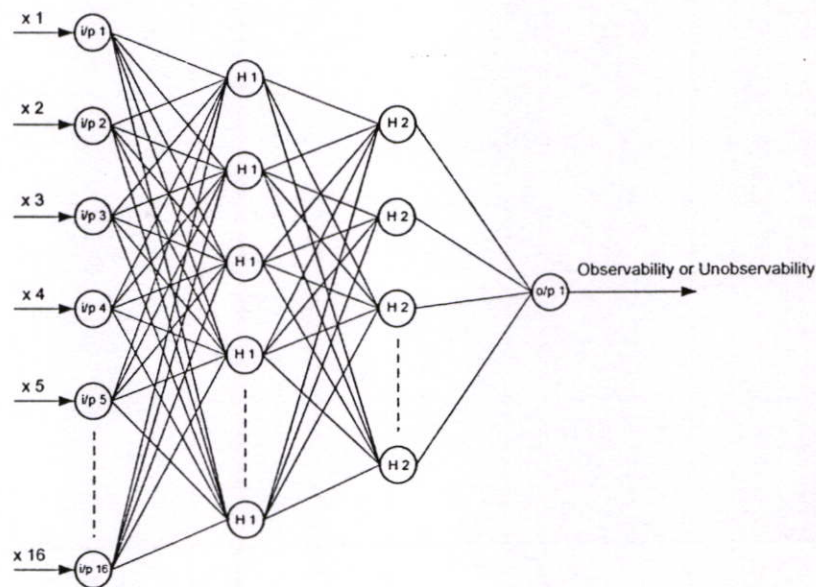
ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้น โดยในการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้นนั้นจะแบ่งการกำหนดจำนวนเซลล์ประสาทเป็น 2 แบบคือ

4.2.4.1 กำหนดให้ชั้นซ่อนที่ 1 มากกว่าจำนวนเซลล์ประสาทของชั้นซ่อนที่ 2 อยู่จำนวน 1 เซลล์

ทำการฝึกสอน ANNs ที่มีจำนวนเซลล์ประสาทชั้นซ่อนที่ 1 จำนวน 2 เซลล์ และจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นซ่อนที่ 2 จำนวน 1 เซลล์ ไปจนถึงโครงสร้างที่มีจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นซ่อนที่ 1 จำนวน 10 เซลล์ และจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นซ่อนที่ 2 มีจำนวน 9 เซลล์

4.2.4.2 กำหนดให้ชั้นซ่อนที่ 1 มากกว่าจำนวนเซลล์ประสาทของชั้นซ่อนที่ 2 อยู่จำนวน 2 เซลล์

ทำการฝึกสอน ANNs ที่มีจำนวนเซลล์ประสาทชั้นซ่อนที่ 1 จำนวน 3 เซลล์ และจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นซ่อนที่ 2 จำนวน 1 เซลล์ ไปจนถึงโครงสร้างที่มีจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นซ่อนที่ 1 จำนวน 10 เซลล์ และจำนวนเซลล์ประสาทในชั้นซ่อนที่ 2 มีจำนวน 8 เซลล์

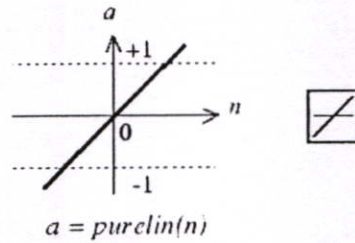


รูปที่ 4.5 แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 4 Layer

4.2.5 ชนิดของฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function)

ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) เป็นองค์ประกอบหนึ่งที่มีผลต่อการเรียนรู้ของ ANNs ฟังก์ชันถ่ายโอนที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Feed - Forward มีอยู่หลายชนิด เช่น ลิเนียร์ (Linear), แทนเจนต์ซิกมอยด์ (Tan-sigmoid transfer function) และ ลอกซ์ซิกมอยด์ (Log-sigmoid transfer function) ซึ่งแสดงในสมการที่ 4.1 (รูปที่ 4.6), สมการที่ 4.2 (รูปที่ 4.7), สมการที่ 4.3 (รูปที่ 4.8) ตามลำดับ โดยวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะเลือกใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบแทนเจนต์ซิกมอยด์และลอกซ์ซิกมอยด์สำหรับชั้นซ่อนที่ 1 และชั้นซ่อนที่ 2 ส่วนฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ

ลิเนียร์ (Linear) จะใช้สำหรับชั้นข้อมูลด้านออกในส่วนความชันของฟังก์ชันถ่ายโอนในการศึกษาที่ทำการฝึกสอน ANNs ด้วยฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อนที่มีความชันเท่ากับ 1.00 ซึ่งเป็นค่าพื้นฐานของ Neural Network Toolbox



$$a = \text{purelin}(n)$$

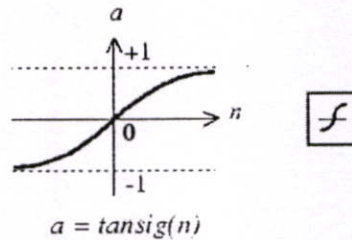
Linear Transfer Function

รูปที่ 4.6 แสดง Linear Transfer Function

สมการฟังก์ชันกระตุ้น คือ

$$a(n) = n$$

(4.1)



$$a = \text{tansig}(n)$$

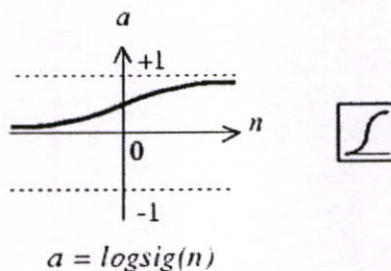
Tan-Sigmoid Transfer Function

รูปที่ 4.7 แสดง Tangent Sigmoid Transfer Function

สมการฟังก์ชันกระตุ้น คือ

$$a(n) = \frac{1 - e^{(-kn)}}{1 + e^{(-kn)}}$$

(4.2)



$$a = \text{logsig}(n)$$

Log-Sigmoid Transfer Function

รูปที่ 4.8 แสดง Log Sigmoid Transfer Function

สมการฟังก์ชันกระตุ้น คือ
$$a(n) = \frac{1}{1 + e^{-kn}} \quad (4.3)$$

โดยที่ k คือค่าคงที่ที่แสดงถึงความชันของฟังก์ชันถ่ายโอน

4.2.6 เงื่อนไขที่เป็นพื้นฐานของ Neural Network Toolbox

ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Feed - Forward ด้วย Levenberg - Marquard Algorithm (trainlm) โดยใช้ Neural Network Toolbox จะมีเงื่อนไขพื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับการสิ้นสุดของการฝึกสอนดังนี้

1. ค่า Performance Gradient ซึ่งเป็นพารามิเตอร์หนึ่งที่ใช้ในการพิจารณาถึงการสิ้นสุดการฝึกสอน โดยในการปรับ Weight และ Bias แต่ละรอบนั้นค่า Performance Gradient จะเปลี่ยนแปลงไปขึ้นอยู่กับค่าผิดพลาด (e) ที่เกิดขึ้นใน Epoch นั้นๆ โดยการฝึกสอนจะสิ้นสุดลงเมื่อ Performance Gradient มีค่าน้อยกว่า $1e^{-10}$

2. ค่า μ เป็นค่าคงที่ที่ใช้เร่งการปรับ Weight และ Bias ให้ผู้เข้าหาคำตอบ ในการปรับ Weight และ Bias ในแต่ละรอบนั้นหากค่า Performance Gradient มีค่าเพิ่มขึ้น จะมีการปรับค่า μ ให้เพิ่มขึ้นจนกระทั่ง Performance Gradient มีแนวโน้มที่จะลดลงจากนั้นค่า μ จะถูปรับลดลงเรื่อยๆ และมีการปรับเพิ่มขึ้นอีกครั้งเมื่อค่า Performance Gradient มีค่าเพิ่มขึ้น โดยค่า μ เริ่มต้นจะมีค่าเท่ากับ 0.001 การปรับค่า μ เพิ่มขึ้นนั้นจะทำการคูณด้วย Increased Factor ซึ่งมีค่าเท่ากับ 10 และการปรับค่า μ ลดลงนั้นทำได้โดยการคูณด้วย Decreased Factor ซึ่งมีค่าเท่ากับ 0.1 และการฝึกสอนจะสิ้นสุดลงเมื่อ μ มีค่ามากกว่า $1e^{10}$

4.2.7 ค่าเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAPE)

การเปรียบเทียบว่า ANNs แบบใดที่ให้ผลลัพธ์ออกมามีที่สุคนั้นเราจะทำการเปรียบเทียบโดยดูจากค่า MAPE ของชุดทดสอบ ถ้าโครงข่ายใดที่ให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุดแสดงว่า ANNs แบบนั้นมีประสิทธิภาพดีที่สุด สำหรับการหาค่า MAPE นั้นเราสามารถหาได้จากสมการดังนี้

$$MAPE = \sum_{i=1}^n \frac{1}{n} \times \left| \frac{OBS_{ANNi} - OBS_{JMi}}{OBS_{JMi}} \right| \times 100\% \quad (4.4)$$

OBS_{ANN} คือ ค่าตอบของ NO ที่ได้จากวิธี ANNs

OBS_{JB} คือ ค่าตอบของ NO ที่ได้จากวิธี MJMR

n คือ จำนวนข้อมูลที่ทดสอบ

จากที่กล่าวในข้างต้นเงื่อนไขการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด BP ทั้งหมดสามารถนำมาสรุปได้ตามตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.3 สรุปเงื่อนไขการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP)

เงื่อนไขที่ควบคุม	ค่าที่กำหนด	ผลต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม
การเลือกค่าเริ่มต้นของ Weight , Bias	เลือกแบบสุ่ม (Random)	ประสิทธิภาพของ ANNs อาจจะแตกต่างกัน โดยขึ้นอยู่กับค่าเริ่มต้นของ Weight , Bias ที่สุ่มได้
ลำดับขั้นตอนการปรับ Weight , Bias	Levenberg – Maquardt Algorithm	ประสิทธิภาพและความรวดเร็วในการฝึกสอนสูงสุด
จำนวนครั้งในการปรับ Weight , Bias ในการฝึกสอนแต่ละรอบ	1,000 ครั้ง	ใช้เปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการฝึกสอน
จำนวนรอบในการฝึกสอน	20 รอบ	ใช้เปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการฝึกสอน
โครงสร้างของ ANNs	<u>แบบที่ 1.</u> มีจำนวน 9 โครงสร้าง เริ่มตั้งแต่ 2 - 1 จนถึง 10 - 9 <u>แบบที่ 2.</u> มีจำนวน 8 โครงสร้าง เริ่มตั้งแต่ 3 - 1 จนถึง 10 - 8	ใช้เปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการฝึกสอน
จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน	<u>แบบที่ 1.</u> ในชั้นซ่อนที่ 1 มีนิวรอนมากกว่าในชั้นซ่อนที่ 2 เป็นจำนวน 1 นิวรอน <u>แบบที่ 2.</u> ในชั้นซ่อนที่ 1 มีนิวรอนมากกว่าในชั้นซ่อนที่ 2 เป็นจำนวน 2 นิวรอน	ใช้เปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการฝึกสอน
ความชันฟังก์ชันถ่ายโอน	$k = 1.00$	ไม่มีการปรับความชันของฟังก์ชันถ่ายโอน

ตารางที่ 4.3 (ต่อ)

เงื่อนไขที่ควบคุม	ค่าที่กำหนด	ผลต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม
ชนิดฟังก์ชันถ่ายโอน	<u>แบบที่ 1.</u> ใช้ Tan – sigmoid ในชั้นซ่อนทั้ง 2 ชั้น สำหรับ โครงสร้างทั้ง 2 แบบ และ Linear ในชั้นข้อมูลเอาต์พุต <u>แบบที่ 2.</u> ใช้ Log – sigmoid ในชั้นซ่อนทั้ง 2 ชั้น สำหรับ โครงสร้างทั้ง 2 แบบ และ Linear ในชั้นข้อมูลเอาต์พุต	มีการปรับชนิดของฟังก์ชันถ่ายโอน
จำนวนข้อมูลฝึกสอนและทดสอบ	<u>ระบบ 8 บิต (กฟค.)</u> ใช้ชุดฝึกสอนจำนวน 52 ชุด และชุดทดสอบจำนวน 8 ชุด <u>ระบบ 14 บิต (กฟผ.)</u> ใช้ชุดฝึกสอนจำนวน 72 ชุด และชุดทดสอบจำนวน 8 ชุด	ใช้เปรียบเทียบความเหมาะสมขนาดของระบบกับจำนวนชุดฝึกสอนที่ใช้ในการฝึกสอน

4.2.8 ขั้นตอนการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (Back- Propagation : BP)

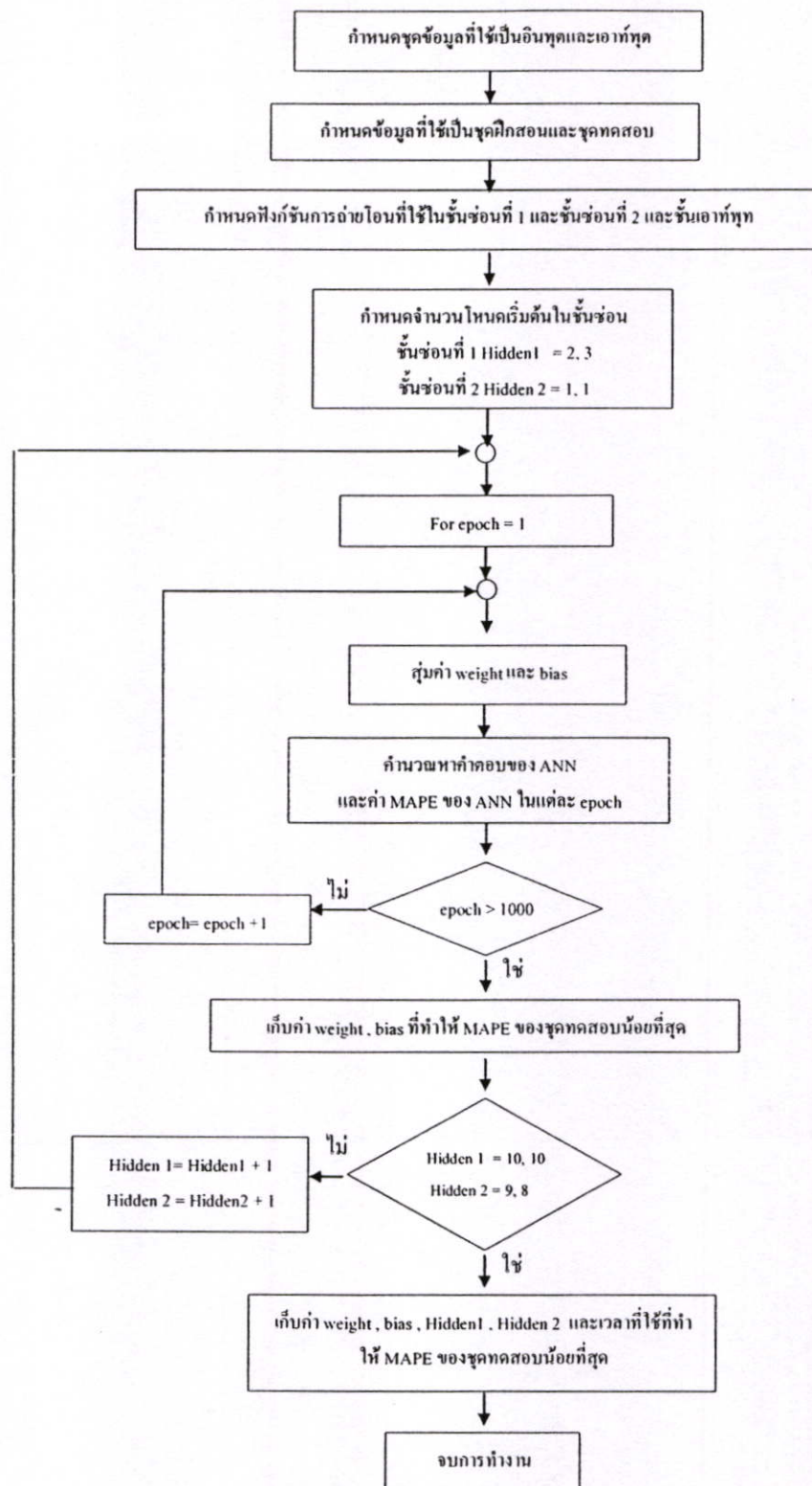
ขั้นตอนการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้น มีขั้นตอนดังนี้

1. กำหนดข้อมูลที่ใช้เป็นอินพุตและเอาต์พุตให้กับ ANNs
2. กำหนดชุดข้อมูลที่จะใช้เป็นชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ
3. เลือกฟังก์ชันการถ่ายโอนที่จะใช้ในชั้นซ่อนชั้นที่ 1 และชั้นซ่อนชั้นที่ 2 และชั้นเอาต์พุต

4. แบบที่ 1. กำหนดจำนวน โหนดในชั้นซ่อนที่ 1 ให้เริ่มต้นด้วยจำนวน 2 โหนด และจำนวน โหนดในชั้นซ่อนที่ 2 จำนวน 1 โหนด (จำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 1 จะมากกว่าจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 2 จำนวน 1 โหนด) ทำการรันโปรแกรมจนกระทั่ง ANNs มีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 1 มีจำนวน 10 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 2 มี 9 โหนด

แบบที่ 2. กำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 1 ให้เริ่มต้นด้วยจำนวน 3 โหนด และจำนวน โหนดในชั้นซ่อนที่ 2 จำนวน 1 โหนด (จำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 1 จะมากกว่าจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 2 จำนวน 2 โหนด) ทำการรันโปรแกรมจนกระทั่ง ANNs มีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 1 มีจำนวน 10 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 2 มี 8 โหนด

5. กำหนดจำนวนรอบของการฝึกสอน โดยให้แต่ละโครงสร้างทำการฝึกสอนจำนวน 20 รอบ ต่อโครงสร้าง และแต่ละรอบทำการปรับ Weight และ Bias ทั้งหมด 1,000 ครั้ง (epoch)
6. จากนั้นทำการรันโปรแกรมแล้วเก็บบันทึก
 - ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ โดยบันทึกทั้งค่าต่ำสุด , ค่าเฉลี่ย และค่าสูงสุด ที่ได้ในแต่ละรอบ
 - เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนในแต่ละโครงสร้าง
 - ค่า Weight และค่า Bias
 - จำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 1 และชั้นซ่อนที่ 2 ของโครงสร้างที่ให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบต่ำที่สุด
 - ผลลัพธ์ที่ได้ของชุดทดสอบ
7. เปลี่ยนฟังก์ชันการถ่ายโอนที่ใช้ในชั้นซ่อนที่ 1 และชั้นซ่อนที่ 2 และชั้นเอาต์พุตของ ANNs แล้วทำซ้ำข้อ 4 ถึงข้อ 6
8. ทำการเปลี่ยนฟังก์ชันการถ่ายโอนให้ครบทุกแบบ
ขั้นตอนการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP นั้นสามารถเขียนเป็นแผนภาพได้ดังรูปที่ 4.9



รูปที่ 4.9 แสดงแผนภาพการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้น

4.3 การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression (GRNN)

ในการทดสอบหา NO ของค่าวัดในระบบไฟฟ้า โดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN นั้นจะทำการทดสอบโดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Radial Basis Function เป็นสมการในชั้นซ่อนซึ่งสามารถแบ่งออกเป็นฟังก์ชันพื้นฐานต่าง ๆ ได้ดังนี้

1. Gaussian Functions
2. Thin Plat Spline Function
3. Multi-Quadric Functions
4. Inverse Multi-Quadric Functions

ฟังก์ชันพื้นฐานของชั้นซ่อนหรือชั้นฐานรัศมี (Radial Basis Layer) นั้นสามารถแก้ไขสมการในชั้นซ่อนได้โดยแก้ไขที่สมการในบรรทัดสุดท้ายของ MATLAB6.5\toolbox\nnet\nnet\rdbas.m ส่วนในชั้นเอาต์พุทหรือชั้นเชิงเส้นพิเศษ (Special Linear Layer) นั้นใช้ฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบ Linear และจุดที่ต่างจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP นั่นก็คือจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่เราไม่สามารถกำหนดได้ แต่จำนวนโหนดในชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN นั้นจะมีจำนวนโหนดเท่ากับจำนวนชุดฝึกสอนของข้อมูล

การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN นั้นเราจะทำการปรับค่าการกระจาย (Spread) เพื่อคว่าหาค่าการกระจายที่ดีที่สุดที่ทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุดนั้นมีค่าการกระจายที่เท่าไร ซึ่งค่าการกระจายนี้จะป็นค่าที่นำไปใช้ในการปรับเปลี่ยน Bias ในชั้นซ่อนด้วย (ชั้นเอาต์พุทไม่มี Bias) โดยจะทำการปรับ Bias จากสมการ

$$bias = \frac{0.8326}{spread} \quad (4.5)$$

ในการหาค่าการกระจายนี้เราจะหาค่าการกระจายจาก

$$spread = \frac{n}{ค่าที่กำหนด} \quad (4.6)$$

โดยที่ค่า n คือค่าที่เราตั้งไว้เพื่อให้ ANNs ทำการปรับเปลี่ยนค่าการกระจายในแต่ละรอบ โดยวิธานิพนธ์ฉบับนี้ได้กำหนดไว้ 100 ครั้ง ส่วน ค่าที่กำหนด คือเป็นตัวหารที่เราจะคอยปรับเปลี่ยนไปในการรันโปรแกรมแต่ละครั้ง

4.3.1 การใช้สมการ Gaussian Functions เป็นสมการในชั้นซ่อน

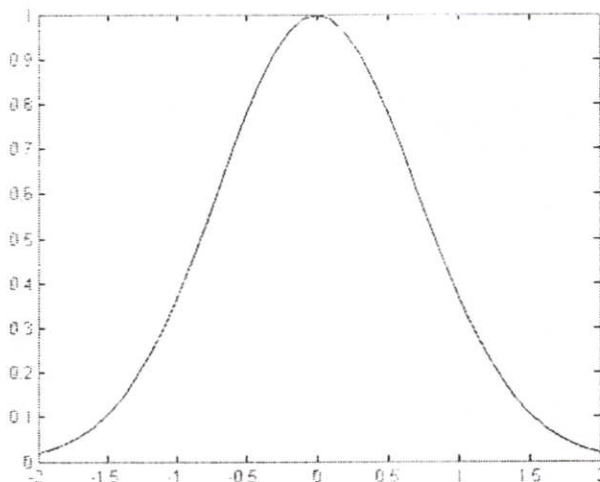
ในการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN นั้น ได้ทำการลองปรับขนาดความกว้างและความแคบของกราฟ Gaussian Functions ที่ใช้ในชั้นซ่อนของโครงข่ายด้วย เพื่อดูว่าการปรับความกว้างและแคบของกราฟนั้นจะช่วยให้ประสิทธิภาพของ ANNs นั้นมีประสิทธิภาพดีขึ้นหรือไม่ เนื่องจากการปรับความกว้างและแคบของกราฟนั้นจะส่งผลให้สมการการหา Bias ในสมการที่ 4.5 นั้นเปลี่ยนไปด้วย สำหรับสมการ Gaussian Functions แสดงได้ดังนี้

$$a(n) = e^{-n^2} \quad (4.7)$$

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ทำการปรับความกว้างแคบของกราฟนั้นจะทำโดยการเพิ่มค่าคงที่เข้าไปในสมการปกติ โดยรายละเอียดต่าง ๆ มีดังนี้

4.3.1.1 การใช้สมการ $a(n) = e^{-n^2}$ เป็นสมการในชั้นซ่อน

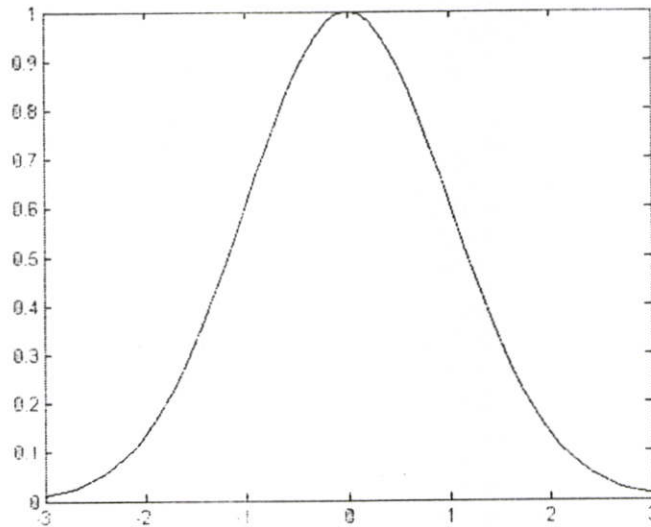
สมการ $a(n) = e^{-n^2}$ ถือเป็นสมการในรูปแบบปกติที่ยังไม่ได้ทำการปรับความกว้างและแคบของกราฟ ซึ่งจะได้อุปรูปกราฟดังรูปที่ 4.10



รูปที่ 4.10 แสดงกราฟ Gaussian Functions ของสมการ $a(n) = e^{-n^2}$

4.3.1.2 การใช้สมการ $a(n) = e^{-0.5n^2}$ เป็นสมการในชั้นซ้อน

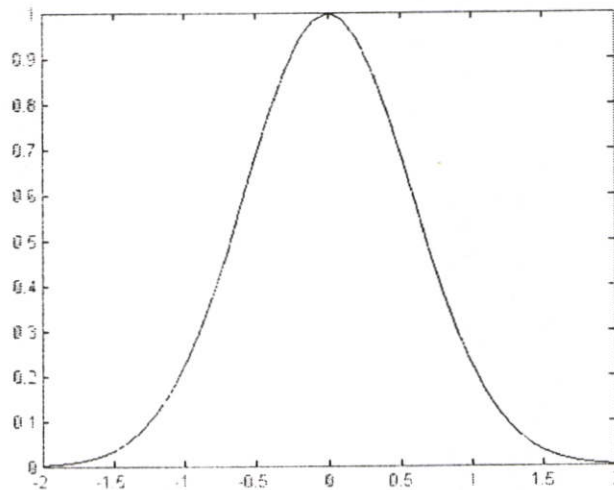
ในการใช้สมการ $a(n) = e^{-0.5n^2}$ นี้จะทำให้กราฟมีขนาดกว้างขึ้นจากกราฟปกติจากรูปที่ 4.10 ซึ่งจะได้รูปกราฟดังรูปที่ 4.11



รูปที่ 4.11 แสดงกราฟ Gaussian Functions ของสมการ $a(n) = e^{-0.5n^2}$

4.3.1.3 การใช้สมการ $a(n) = e^{-1.5n^2}$ เป็นสมการในชั้นซ้อน

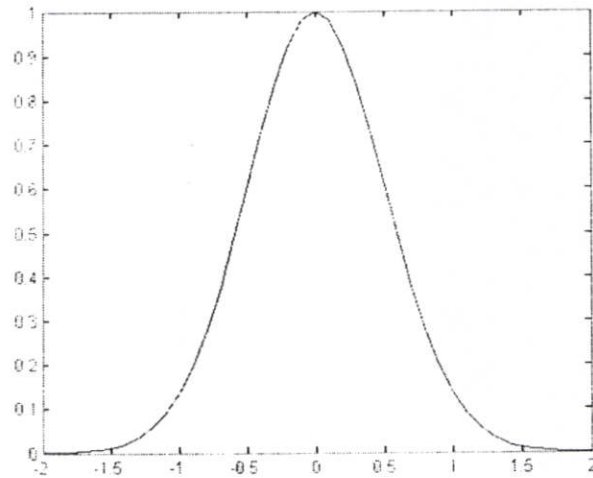
การใช้สมการ $a(n) = e^{-1.5n^2}$ มีขนาดแคบลงจากรูปกราฟปกติในรูปที่ 4.10 ซึ่งจะได้รูปกราฟดังรูปที่ 4.12



รูปที่ 4.12 แสดงกราฟ Gaussian Functions ของสมการ $a(n) = e^{-1.5n^2}$

4.3.1.4 การใช้สมการ $a(n) = e^{-2n^2}$ เป็นสมการในชั้นซ้อน

การใช้สมการ $a(n) = e^{-2n^2}$ จะทำให้รูปกราฟมีขนาดแคบลงกว่ารูปกราฟปกติในรูปที่ 4.10 และ แคบลงกว่ากราฟในรูปที่ 4.12 ซึ่งรูปกราฟที่ได้จากสมการ $a(n) = e^{-2n^2}$ เป็นดังรูปที่ 4.13

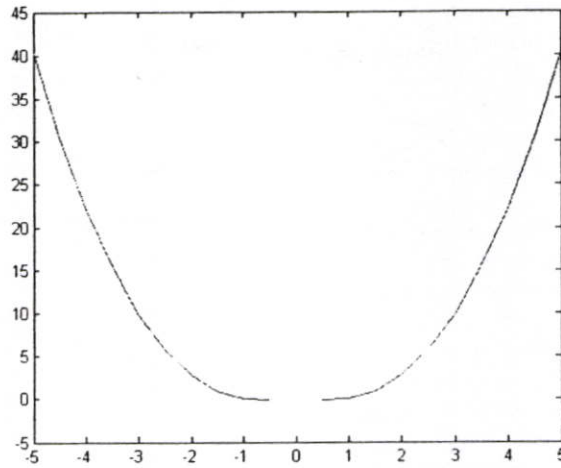


รูปที่ 4.13 แสดงกราฟ Gaussian Functions ของสมการ $a(n) = e^{-2n^2}$

4.3.2 การใช้สมการ Thin Plat Spline Function เป็นสมการในชั้นซ้อน

การทดสอบโดยใช้สมการ Thin Plat Spline Function เป็นสมการในชั้นซ้อนนั้น ได้ทำการกำหนดค่า n ไว้ 100 ครั้งสำหรับการปรับเปลี่ยนค่าการกระจายในแต่ละรอบ ส่วนค่าที่กำหนดในสมการที่ 4.6 เป็นตัวหารที่เราจะคอยปรับเปลี่ยนไปในการรันโปรแกรมแต่ละครั้งในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้กำหนดค่าไว้ตั้งแต่ 0.01 ไปจนถึง 150 จำนวนทั้งหมด 8 ค่า (0.01, 0.1, 1, 5, 10, 50, 100 และ 150) สำหรับสมการ Thin Plat Spline Function แสดงได้ดังนี้

$$a(n) = n^2 \log(n) \quad (4.8)$$



รูปที่ 4.14 แสดงกราฟ Thin Plat Spline Function ของสมการ $a(n) = n^2 \log(n)$

4.3.3 การใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็นสมการในชั้นซ้อน

การทดสอบโดยใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็นสมการในชั้นซ้อนนั้น ได้ทำการกำหนดค่า n ไว้ 100 ครั้งสำหรับการปรับเปลี่ยนค่าการกระจายในแต่ละรอบ ส่วนค่าที่กำหนดในสมการที่ 4.6 เป็นตัวหารที่เราจะคอยปรับเปลี่ยนไปในการรันโปรแกรมแต่ละครั้งในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้กำหนดค่าไว้ตั้งแต่ 0.01 ไปจนถึง 150 จำนวน 8 ค่า (0.01, 0.1, 1, 5, 10, 50, 100 และ 150) สำหรับสมการ Multi-Quadric Functions แสดงได้ดังนี้

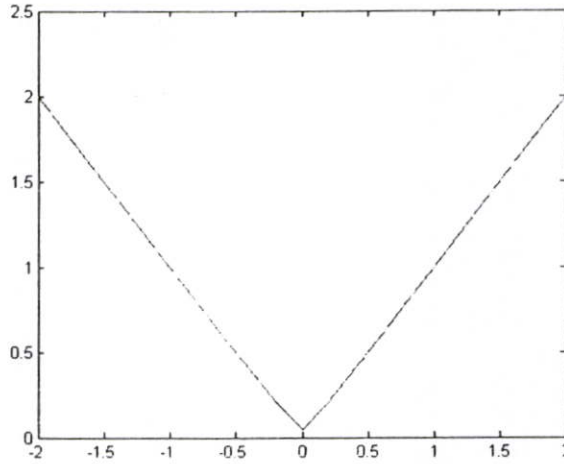
$$a(n) = \frac{1}{(n^2 + \alpha^2)^2} \quad (4.9)$$

โดย α เป็นค่า Real constant และกำหนดให้ $\alpha > 0$

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะกำหนดให้ค่า α เป็น 6 ค่า (0.05, 0.5, 5, 10, 50 และ 100) โดยรายละเอียดต่าง ๆ มีดังนี้

4.3.3.1 สมการ $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{\frac{1}{2}} ; \alpha = 0.05$

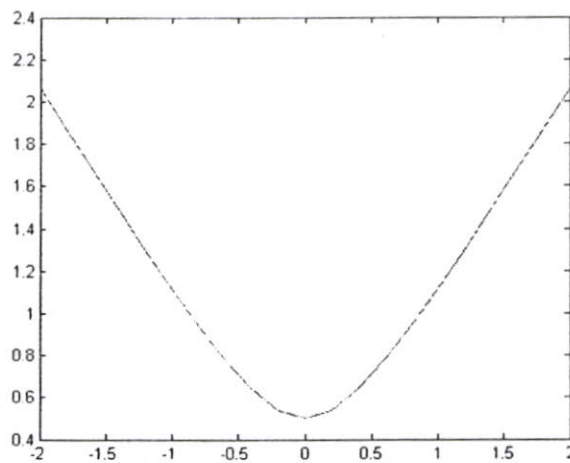
ซึ่งจะได้รูปกราฟดังรูปที่ 4.15



รูปที่ 4.15 แสดงกราฟ Multi-Quadric Functions ของสมการ $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{\frac{1}{2}} ; \alpha = 0.05$

4.3.3.2 สมการ $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{\frac{1}{2}} ; \alpha = 0.5$

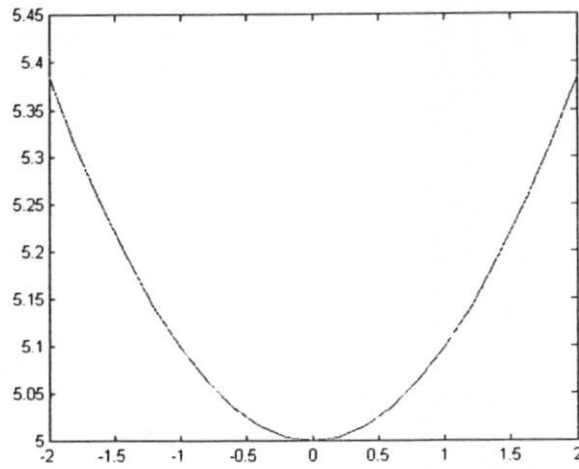
ซึ่งจะได้รูปกราฟดังรูปที่ 4.16



รูปที่ 4.16 แสดงกราฟ Multi-Quadric Functions ของสมการ $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{\frac{1}{2}} ; \alpha = 0.5$

4.3.3.3 สมการ $a(n) = (n^2 + 5^2)^{\frac{1}{2}}$; $\alpha = 5$

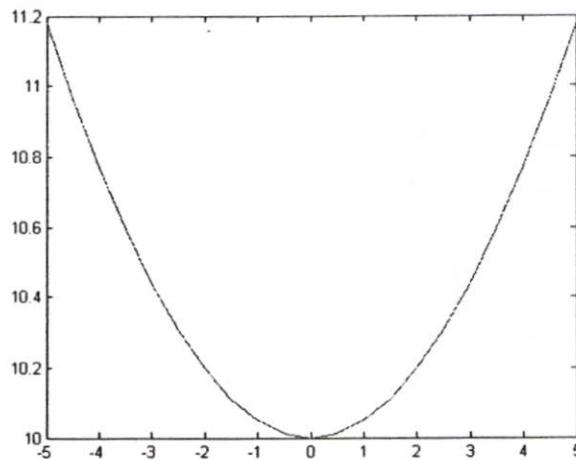
ซึ่งจะได้รูปกราฟดังรูปที่ 4.17



รูปที่ 4.17 แสดงกราฟ Multi-Quadric Functions ของสมการ $a(n) = (n^2 + 5^2)^{\frac{1}{2}}$; $\alpha = 5$

4.3.3.4 สมการ $a(n) = (n^2 + 10^2)^{\frac{1}{2}}$; $\alpha = 10$

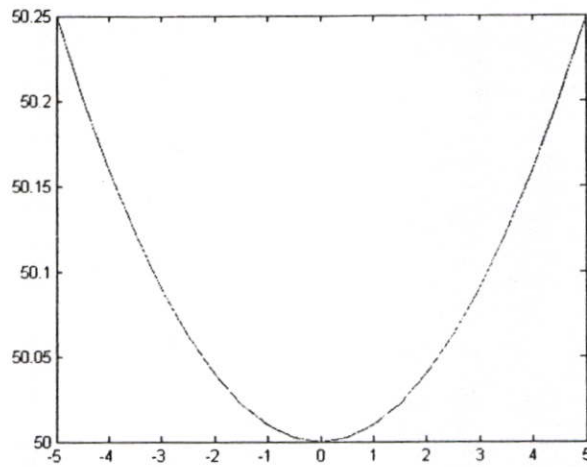
ซึ่งจะได้รูปกราฟดังรูปที่ 4.18



รูปที่ 4.18 แสดงกราฟ Multi-Quadric Functions ของสมการ $a(n) = (n^2 + 10^2)^{\frac{1}{2}}$; $\alpha = 10$

4.3.3.5 สมการ $a(n) = (n^2 + 50^2)^{\frac{1}{2}}; \alpha = 50$

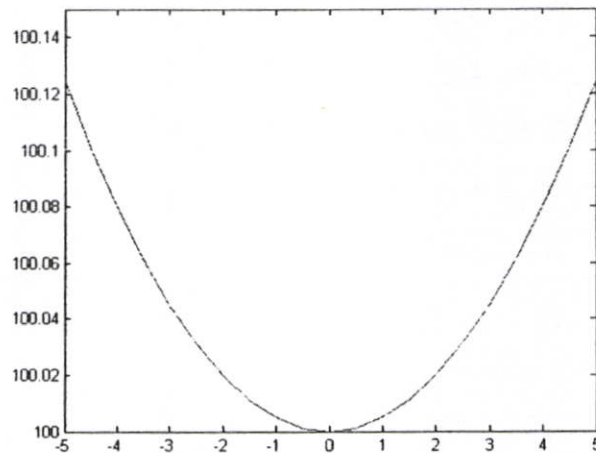
ซึ่งจะได้รูปกราฟดังรูปที่ 4.19



รูปที่ 4.19 แสดงกราฟ Multi-Quadric Functions ของสมการ $a(n) = (n^2 + 50^2)^{\frac{1}{2}}; \alpha = 50$

4.3.3.6 สมการ $a(n) = (n^2 + 100^2)^{\frac{1}{2}}; \alpha = 100$

ซึ่งจะได้รูปกราฟดังรูปที่ 4.20



รูปที่ 4.20 แสดงกราฟ Multi-Quadric Functions ของสมการ $a(n) = (n^2 + 100^2)^{\frac{1}{2}}; \alpha = 100$

4.3.4 การใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็นสมการในชั้นซ้อน

การทดสอบโดยใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็นสมการในชั้นซ้อนนั้น ได้ทำการกำหนดค่า n ไว้ 100 ครั้งสำหรับการปรับเปลี่ยนค่าการกระจายในแต่ละรอบ ส่วนค่าที่กำหนดในสมการที่ 4.6 เป็นตัวหารที่เราจะคอยปรับเปลี่ยนไปในการรันโปรแกรมแต่ละครั้งในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้กำหนดค่าไว้ตั้งแต่ 0.01 ไปจนถึง 150 จำนวน 8 ค่า (0.01, 0.1, 1, 5, 10, 50, 100 และ 150) สำหรับสมการ Inverse Multi-Quadric Functions แสดงได้ดังนี้

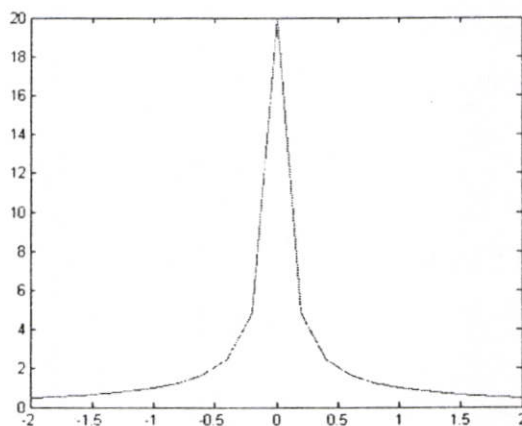
$$a(n) = (n^2 + \alpha^2)^{-\frac{1}{2}} \quad (4.10)$$

โดย α เป็นค่า Real constant และกำหนดให้ $\alpha > 0$

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะกำหนดให้ค่า α เป็น 6 ค่า (0.05, 0.5, 5, 10, 50 และ 100) โดยรายละเอียดต่าง ๆ มีดังนี้

4.3.4.1 สมการ $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{-\frac{1}{2}} ; \alpha = 0.05$

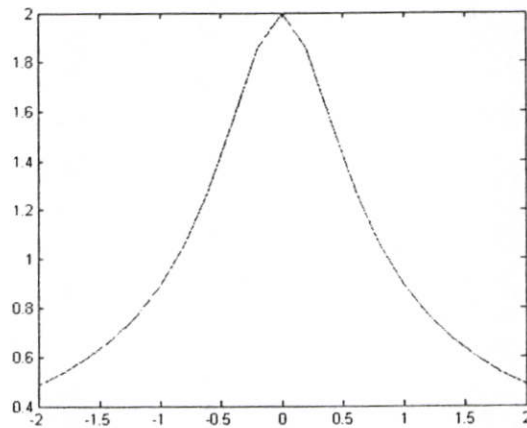
ซึ่งจะได้รูปกราฟดังรูปที่ 4.21



รูปที่ 4.21 กราฟ Inverse Multi-Quadric Functions ของสมการ $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{-\frac{1}{2}} ; \alpha = 0.05$

4.3.4.2 สมการ $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{-\frac{1}{2}}$; $\alpha = 0.5$

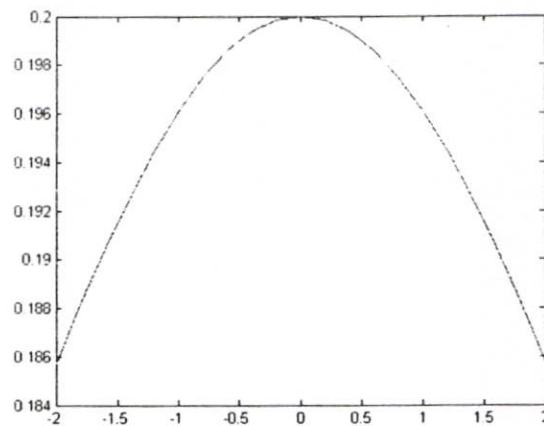
ซึ่งจะได้รูปกราฟดังรูปที่ 4.22



รูปที่ 4.22 กราฟ Inverse Multi-Quadric Functions ของสมการ $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{-\frac{1}{2}}$; $\alpha = 0.5$

4.3.4.3 สมการ $a(n) = (n^2 + 5^2)^{-\frac{1}{2}}$; $\alpha = 5$

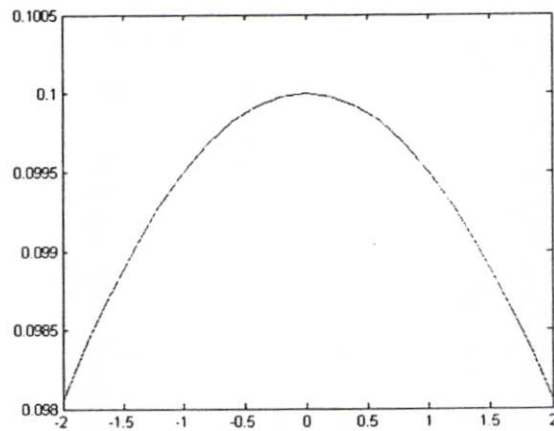
ซึ่งจะได้รูปกราฟดังรูปที่ 4.23



รูปที่ 4.23 แสดงกราฟ Inverse Multi-Quadric Functions ของสมการ $a(n) = (n^2 + 5^2)^{-\frac{1}{2}}$; $\alpha = 5$

4.3.4.4 สมการ $a(n) = (n^2 + 10^2)^{-\frac{1}{2}}$; $\alpha = 10$

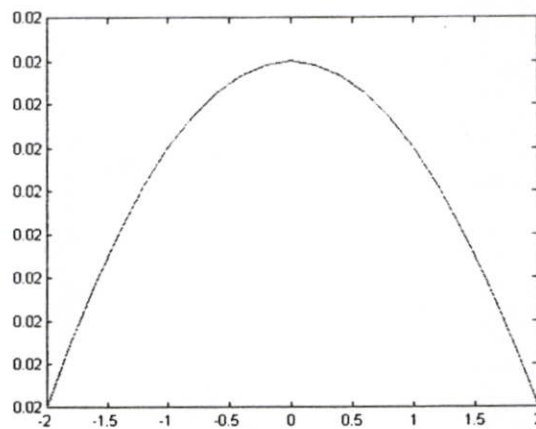
ซึ่งจะได้รูปกราฟดังรูปที่ 4.24



รูปที่ 4.24 แสดงกราฟ Inverse Multi-Quadric Functions ของสมการ $a(n) = (n^2 + 10^2)^{-\frac{1}{2}}$; $\alpha = 10$

4.3.4.5 สมการ $a(n) = (n^2 + 50^2)^{-\frac{1}{2}}$; $\alpha = 50$

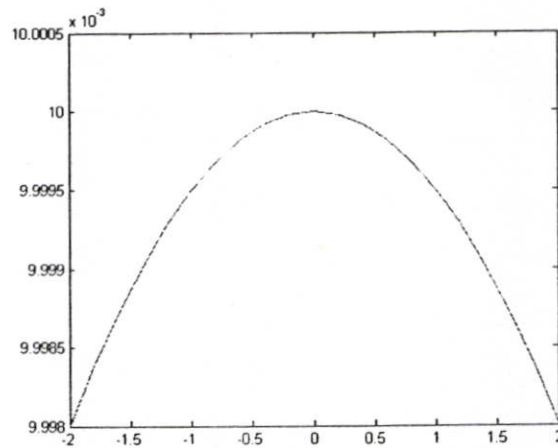
ซึ่งจะได้รูปกราฟดังรูปที่ 4.25



รูปที่ 4.25 แสดงกราฟ Inverse Multi-Quadric Functions ของสมการ $a(n) = (n^2 + 50^2)^{-\frac{1}{2}}$; $\alpha = 50$

4.3.4.6 สมการ $a(n) = (n^2 + 100^2)^{-\frac{1}{2}}$; $\alpha = 100$

ซึ่งจะได้รูปกราฟดังรูปที่ 4.26



รูปที่ 4.26 กราฟ Inverse Multi-Quadric Functions ของสมการ $a(n) = (n^2 + 100^2)^{-\frac{1}{2}}$; $\alpha = 100$

จากที่กล่าวในข้างต้นเงื่อนไขการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด GRNN สามารถสรุปได้ตามตารางที่ 4.4

ตารางที่ 4.4 สรุปเงื่อนไขการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด GRNN

เงื่อนไขที่ควบคุม	ค่าที่กำหนด	ผลต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม
การเลือกค่าเริ่มต้นของ Weight	เลือกแบบสุ่ม (Random)	ประสิทธิภาพของ ANNs อาจแตกต่างกัน โดยขึ้นอยู่กับค่าเริ่มต้นของ Weight ที่สุ่มได้
ลำดับขั้นตอนการปรับ Bias	Bias = 0.8236/spread สำหรับสมการ $a(n) = e^{-n^2}$	ประสิทธิภาพของ ANNs อาจแตกต่างกัน โดยขึ้นอยู่กับค่าการปรับ Bias
Spread = n / ค่าที่กำหนด	เลือกค่าที่กำหนดตั้งแต่ 0.01 ไปจนถึง 150 จำนวนทั้งหมด 8 ค่า (0.01, 0.1, 1, 5, 10, 50, 100 และ 150)	ใช้เปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนสำหรับทุก ๆ สมการ ฟังก์ชันพื้นฐาน

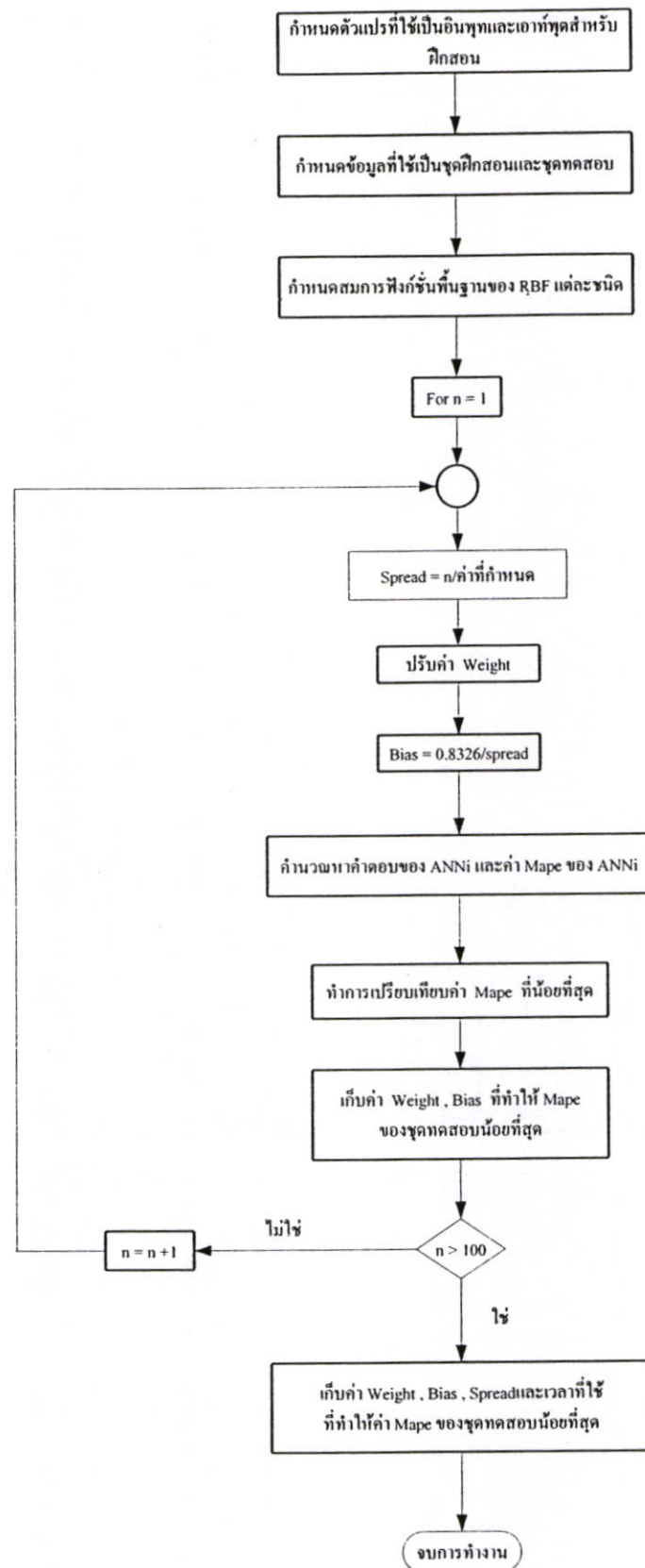
ตารางที่ 4.4 (ต่อ)

เงื่อนไขที่ควบคุม	ค่าที่กำหนด	ผลต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม
จำนวนข้อมูลฝึกสอนและทดสอบ	<u>ระบบ 8 บิต (กฟก.)</u> ใช้ชุดฝึกสอนจำนวน 52 ชุด และชุดทดสอบจำนวน 8 ชุด <u>ระบบ 14 บิต (กฟผ.)</u> ใช้ชุดฝึกสอนจำนวน 72 ชุด และชุดทดสอบจำนวน 8 ชุด	ประสิทธิภาพของ ANNs อาจจะแตกต่างกัน อาจขึ้นอยู่กับชุดข้อมูลฝึกสอน
สมการฟังก์ชันพื้นฐานของ Radial Basis Function	1. Gaussian Functions 2. Thin Plat Spline Function 3. Multi-Quadric Functions 4. Inverse Multi-Quadric Functions	ใช้เปรียบเทียบประสิทธิภาพ
สมการ Gaussian Functions	1. $a(n) = e^{-n^2}$ 2. $a(n) = e^{-0.5n^2}$ 3. $a(n) = e^{-1.5n^2}$ 4. $a(n) = e^{-2n^2}$	ใช้เปรียบเทียบประสิทธิภาพ
สมการ Thin Plat Spline Function	$a(n) = n^2 \log(n)$	ใช้เปรียบเทียบประสิทธิภาพ
สมการ Multi-Quadric Functions	$a(n) = (n^2 + \alpha^2)^{-1}$ เลือกใช้ค่า $\alpha = 0.05, 0.5, 5, 10, 50$ และ 100	ใช้เปรียบเทียบประสิทธิภาพ
สมการ Inverse Multi-Quadric Functions	$a(n) = (n^2 + \alpha^2)^{-1/2}$ เลือกใช้ค่า $\alpha = 0.05, 0.5, 5, 10, 50$ และ 100	ใช้เปรียบเทียบประสิทธิภาพ

4.3.5 ขั้นตอนการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด GRNN

ขั้นตอนการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมชนิด GRNN

1. กำหนดข้อมูลที่ใช้เป็นอินพุตและเอาต์พุตให้กับ ANNs
 2. กำหนดชุดข้อมูลที่จะใช้เป็นชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ
 3. เลือกสมการฟังก์ชันถ่ายโอนพื้นฐานของ Radial Basis Function แต่ละชนิด
 - Gaussian Functions
 - Thin Plat Spline Function
 - Multi-Quadric Functions
 - Inverse Multi-Quadric Functions
 4. ปรับเปลี่ยนเงื่อนไขต่าง ๆ ของสมการฟังก์ชันพื้นฐานของ Radial Basis Function แต่ละชนิดตามตารางที่ 4.4
 5. ปรับเปลี่ยน Weight และเพิ่มค่ากระจายค่าคงที่ (Spread) เงื่อนไขต่าง ๆ ตามตารางที่ 4.4
 6. จากนั้นทำการรันโปรแกรมแล้วเก็บบันทึก
 - ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ โดยบันทึกทั้งค่าต่ำสุด , ค่าเฉลี่ย และค่าสูงสุด ที่ได้ในแต่ละรอบ
 - เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนในแต่ละ โครงสร้าง
 - ค่า Weight, ค่า Bias และค่ากระจายคงที่ Spread
 - ผลลัพธ์ที่ได้ของชุดทดสอบ
 7. เปลี่ยนสมการฟังก์ชันพื้นฐานของ Radial Basis Function ของ ANNs แล้วทำซ้ำข้อ 3 ถึงข้อ 6
 8. ทำการเปลี่ยนฟังก์ชันการถ่ายโอนให้ครบทุกแบบ
- ขั้นตอนการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมชนิด GRNN นั้นสามารถเขียนเป็นแผนภาพได้ ดังรูปที่ 4.27



รูปที่ 4.27 แผนภาพการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมชนิด GRNN (Generalized Regression Neural Network)

บทที่ 5

ผลการทดลอง

จากที่ได้กล่าวในบทที่แล้วถึงวิธีการและขั้นตอนในการทดสอบหาความเพียงพอของค่าวัดในระบบไฟฟ้า (Network Observability, NO) โดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ (BP) ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้น และโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression (GRNN) ในบทนี้จะเป็นผลการทดสอบที่ได้จากการใช้โครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 2 แบบ โดยการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks, ANNs) ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ทำการทดสอบด้วยคอมพิวเตอร์ Pentium IV 1.50 GHz หน่วยความจำขนาด 256 MB โดยผลการทดสอบและรูปแบบในการนำเสนอจะแสดงดังต่อไปนี้

5.1 รูปแบบในการนำเสนอด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Back – Propagation Neural Networks, BP)

5.1.1 รูปแบบการนำเสนอด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับสำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV (กฟภ.)

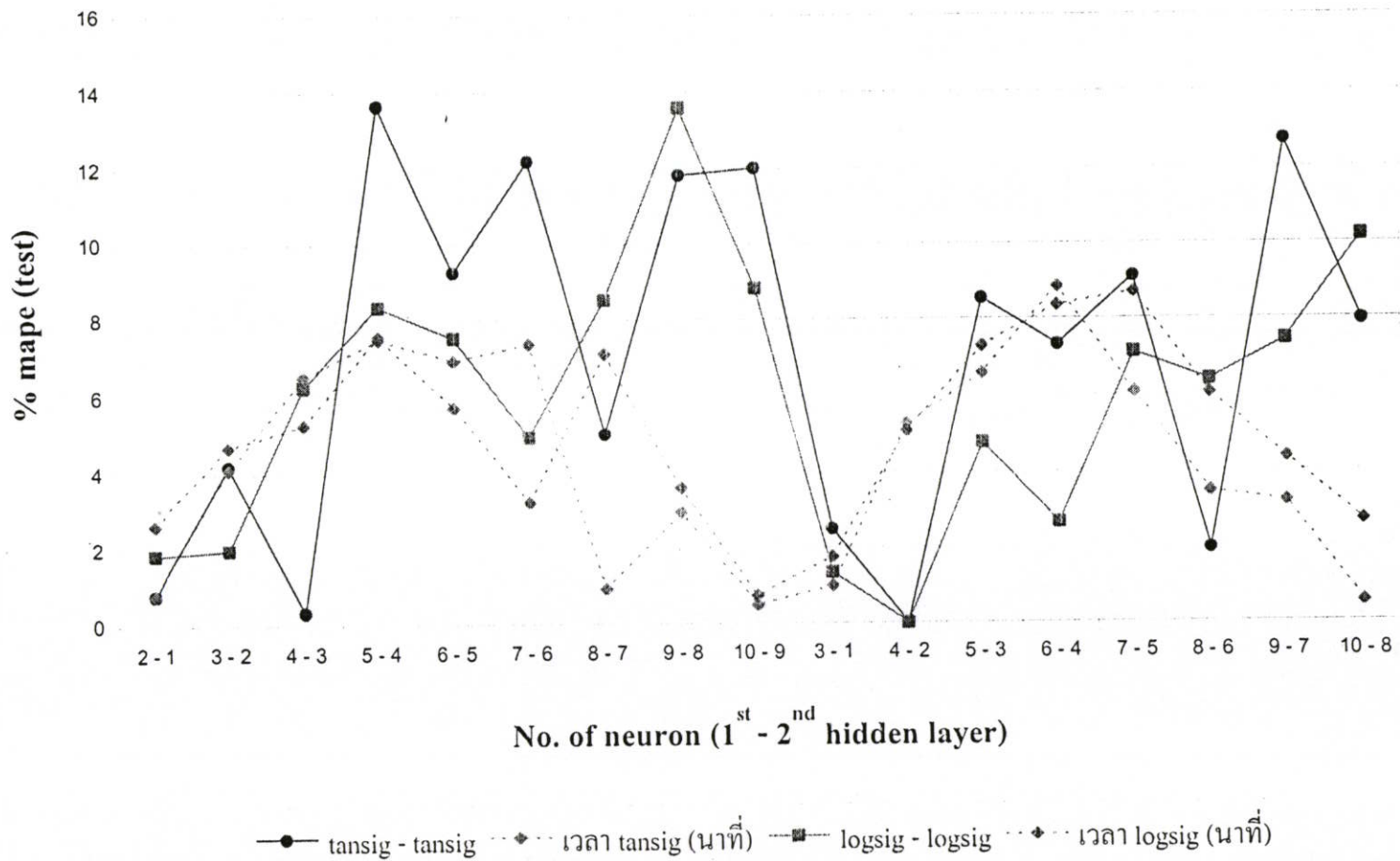
การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้นสำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. นั้นจะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบโดยการใช้ฟังก์ชันการถ่ายโอนทุกแบบที่ได้กล่าวไว้ในบทที่ 4 โดยในตารางที่ 5.1 และรูปที่ 5.1 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบหา NO ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้นของระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ส่วนในตารางที่ 5.2 และรูปที่ 5.2 จะแสดงผลลัพธ์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยการลดทอนเมตริกซ์จาโคเบียนของค่าวัด (Measurement Jacobian Matrix Reduction, MJMR) กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้น

ตารางที่ 5.1 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้นสำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

ลำดับที่	จำนวนนิวรอน ในชั้นซ่อนที่ 1 (โหนด)	จำนวนนิวรอน ในชั้นซ่อนที่ 2 (โหนด)	ฟังก์ชันถ่ายโอน ในชั้นซ่อนที่ 1'	ฟังก์ชันถ่ายโอน ในชั้นซ่อนที่ 2	ฟังก์ชันถ่ายโอนใน ชั้นข้อมูลด้านออก	ค่า Mean Absolute Percentage Error (%) ของชุดทดสอบ	ค่า Mean Absolute Percentage Error (%) ของชุดฝึกสอน	เวลาที่ใช้ (นาที)
1	2	1	tansig	tansig	linear	0.7767	1.9880	0.7742
2	3	2	tansig	tansig	linear	4.1910	4.6632	4.1003
3	4	3	tansig	tansig	linear	0.3205	1.4431	6.5117
4	5	4	tansig	tansig	linear	13.6570	24.3835	7.4789
5	6	5	tansig	tansig	linear	9.2451	15.5530	6.9292
6	7	6	tansig	tansig	linear	12.2016	0.0281	7.3573
7	8	7	tansig	tansig	linear	5.0182	0.4862	0.9326
8	9	8	tansig	tansig	linear	11.8332	5.1455	2.9326
9	10	9	tansig	tansig	linear	12.0041	30.2271	0.4893
10	3	1	tansig	tansig	linear	2.5008	3.4616	0.9880
11	4	2	tansig	tansig	linear	0.0000	0.0000	5.2641
12	5	3	tansig	tansig	linear	8.5374	0.0447	6.5695
13	6	4	tansig	tansig	linear	7.3170	11.2286	8.8281
14	7	5	tansig	tansig	linear	9.1127	0.0000	6.0755
15	8	6	tansig	tansig	linear	1.9449	1.3915	3.4599
16	9	7	tansig	tansig	linear	12.7122	13.9101	3.1909
17	10	8	tansig	tansig	linear	7.9354	23.2729	0.5219

ตารางที่ 5.1 (ต่อ)

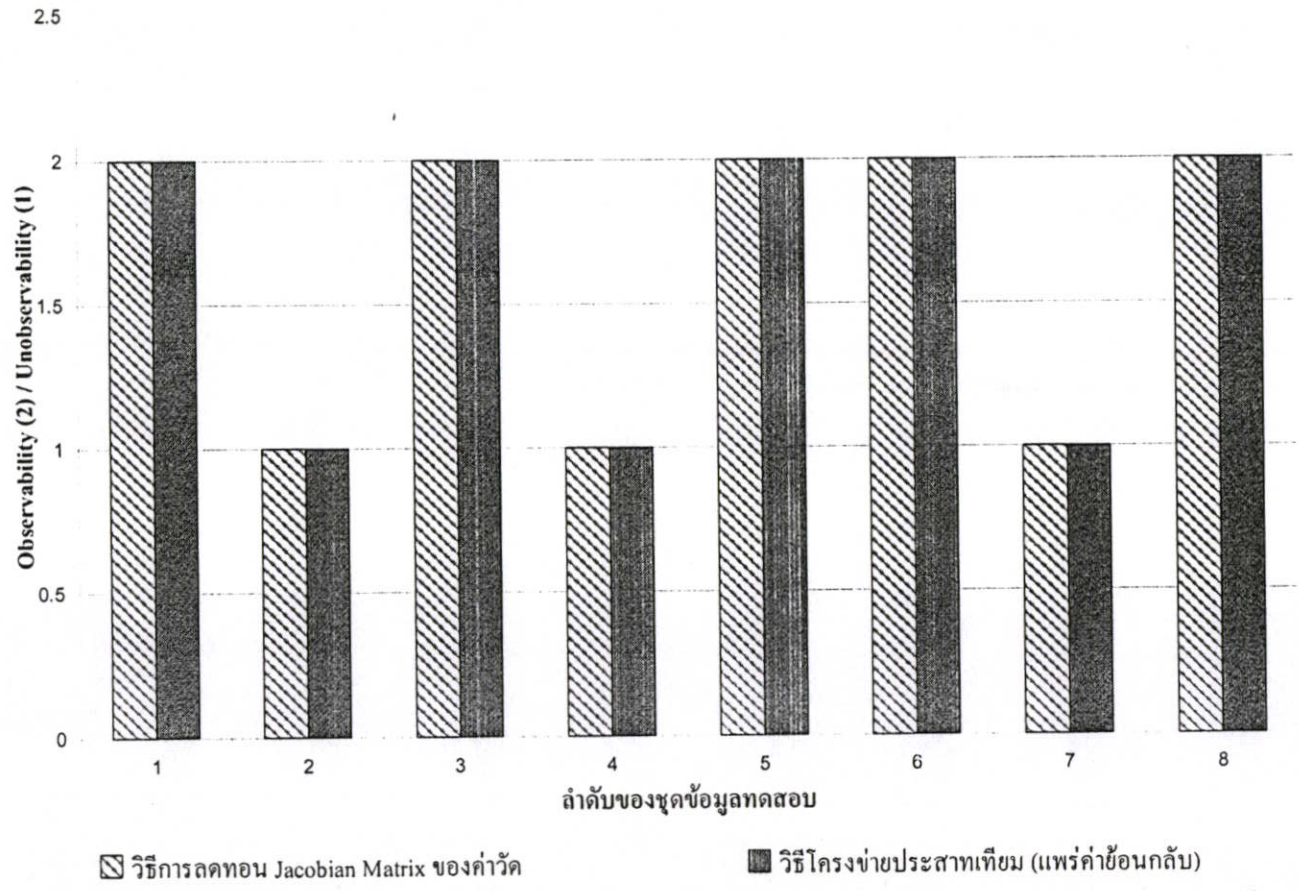
ลำดับที่	จำนวนนิวรอน ในชั้นซ่อนที่ 1 (โหนด)	จำนวนนิวรอน ในชั้นซ่อนที่ 2 (โหนด)	ฟังก์ชันถ่ายโอน ในชั้นซ่อนที่ 1'	ฟังก์ชันถ่ายโอน ในชั้นซ่อนที่ 2	ฟังก์ชันถ่ายโอนใน ชั้นข้อมูลด้านออก	ค่า Mean Absolute Percentage Error (%) ของชุดทดสอบ	ค่า Mean Absolute Percentage Error (%) ของชุดฝึกสอน	เวลาที่ใช้ (นาทีก)
18	2	1	logsig	logsig	linear	1.8512	2.4768	2.6333
19	3	2	logsig	logsig	linear	1.9737	5.1619	4.6877
20	4	3	logsig	logsig	linear	6.2500	0.0001	5.2734
21	5	4	logsig	logsig	linear	8.3314	0.0000	7.5383
22	6	5	logsig	logsig	linear	7.5133	0.6921	5.7224
23	7	6	logsig	logsig	linear	4.9319	1.5217	3.2307
24	8	7	logsig	logsig	linear	8.5117	15.7207	7.0932
25	9	8	logsig	logsig	linear	13.5882	10.5247	3.5836
26	10	9	logsig	logsig	linear	8.8179	9.3587	0.7242
27	3	1	logsig	logsig	linear	1.3396	2.7816	1.7615
28	4	2	logsig	logsig	linear	0.0000	0.0000	5.0805
29	5	3	logsig	logsig	linear	4.7573	6.4413	7.2714
30	6	4	logsig	logsig	linear	2.6393	0.6294	8.3463
31	7	5	logsig	logsig	linear	7.1081	0.0000	8.6898
32	8	6	logsig	logsig	linear	6.3931	1.8911	6.0417
33	9	7	logsig	logsig	linear	7.4276	0.9883	4.3523
34	10	8	logsig	logsig	linear	10.1827	4.6655	2.6740



รูปที่ 5.1 แสดงกราฟค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ (% MAPE) ของชุดทดสอบสำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

ตารางที่ 5.2 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้นสำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟผ. (2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลจุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาทเทียม (แพร่ค่าย้อนกลับ)
1	1, 2, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 7-8	2	2.0000
2	3, 5, 6	2-3, 4-7,	1	1.0000
3	1, 2, 4, 5, 7	1-2, 6-7	2	2.0000
4	2, 4, 6, 8	1-2, 1-6, 4-8, 7-8	1	1.0000
5	2, 3, 4, 8	2-3, 1-5, 4-7, 6-7, 7-8	2	2.0000
6	1, 2, 3, 6, 7, 8	1-2, 2-3, 1-5, 6-7	2	2.0000
7	1, 3,	1-6, 6-7	1	1.0000
8	1, 3, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 4-7, 4-8	2	2.0000



รูปที่ 5.2 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้นสำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

ผลการทดลองในตารางที่ 5.1 และรูปที่ 5.1 เป็นการทดสอบหา NO ในระบบไฟฟ้าด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้น สำหรับระบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟผ. สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

จากตารางที่ 5.1 และรูปที่ 5.1 สามารถเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้นสำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟผ. จะได้ว่าโครงสร้างที่มีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error) ของชุดทดสอบที่มีค่าน้อยที่สุดเท่ากับ 0.0000 % ซึ่งมีฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) อยู่ 2 แบบที่เท่ากันคือทั้งแบบแทนเจนต์ซิกมอยด์ (tan-sigmoid transfer function) และ ลอกซ์ซิกมอยด์ (log-sigmoid transfer function) ที่มีชั้นซ่อนที่ 1 จำนวน 4 เซลล์ประสาท และชั้นซ่อนที่ 2 จำนวน 2 เซลล์ประสาท ส่วนในชั้นข้อมูลด้านออกใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Linear (ในลำดับที่ 11 และลำดับที่ 28 ในตารางที่ 5.1) ดังนั้นจึงพิจารณาที่เวลาการใช้งานที่น้อยกว่าเป็นลำดับต่อไป จึงสรุปได้ว่าเลือกฟังก์ชันถ่ายโอนแบบลอกซ์ซิกมอยด์ทั้ง 2 ชั้นซ่อนที่มีเวลาที่ใช้ในการทดสอบเท่ากับ 5.0805 นาที (ลำดับที่ 28 ในตารางที่ 5.1)

จากตารางที่ 5.2 และรูปที่ 5.2 แสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้นสำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟผ. สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

จากผลลัพธ์ที่ผ่านการฝึกสอนแล้วถูกทดสอบซึ่งสอดคล้องกับค่าวัดที่แตกต่างกัน ซึ่งไม่ได้รวมอยู่ในชุดฝึกสอนจำนวน 52 ชุดของระบบแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟผ. ซึ่งผลลัพธ์ของชุดทดสอบจำนวน 8 ชุดที่ได้จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้นนั้นเมื่อเปรียบเทียบกับผลลัพธ์ที่ได้จากการหาโดยวิธี MJMR แล้วผลลัพธ์ที่ได้นั้นมีค่าที่เท่ากัน

5.1.2 รูปแบบการนำเสนอด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับสำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV (กฟผ.)

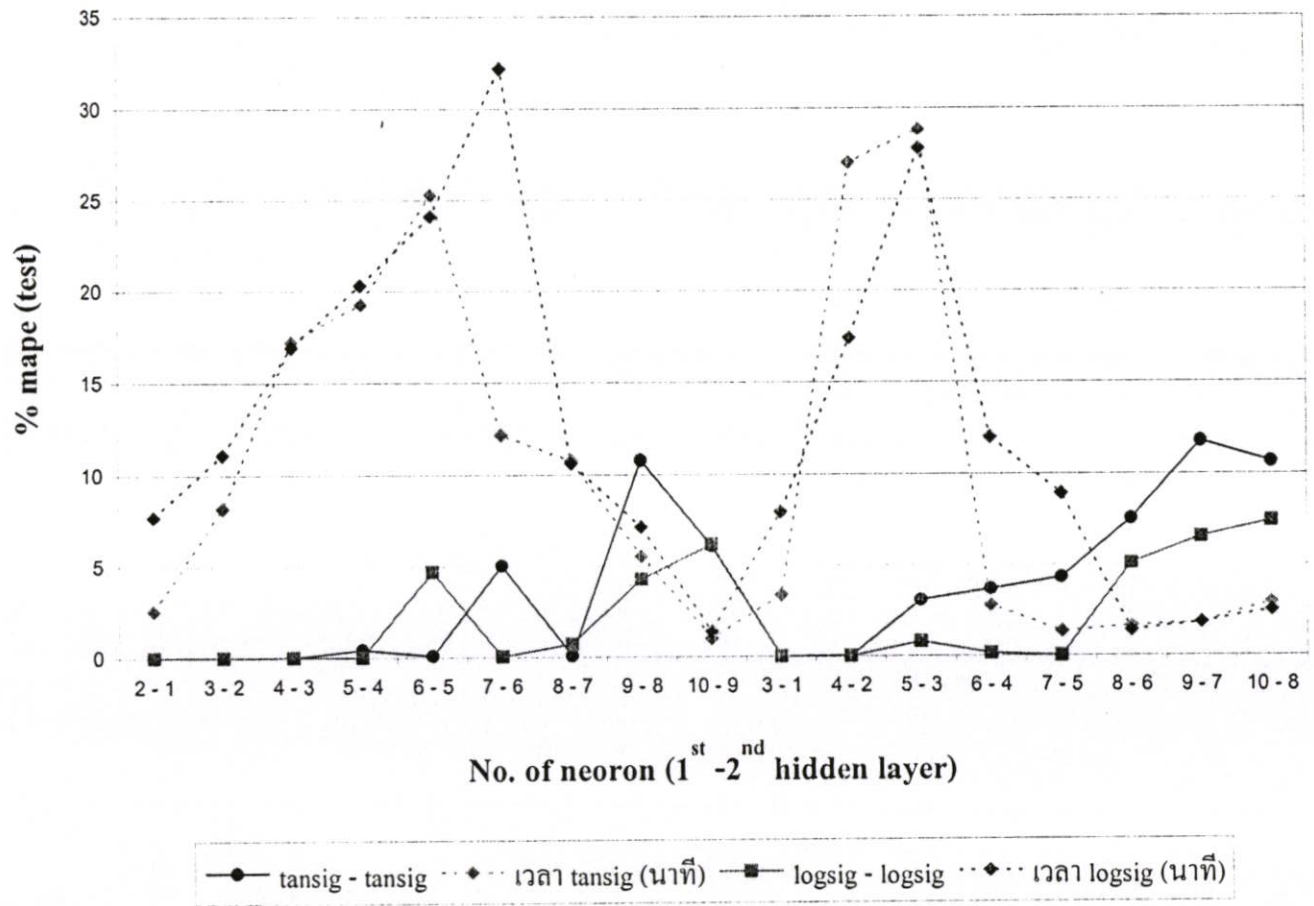
การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้นสำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. นั้นจะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบโดยการใช้ฟังก์ชันการถ่ายโอนทุกแบบที่ได้กล่าวไว้ในบทที่ 4 โดยในตารางที่ 5.3 และรูปที่ 5.3 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบหา NO ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้นของระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ส่วนในตารางที่ 5.4 และรูปที่ 5.4 จะแสดงผลลัพธ์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้น

ตารางที่ 5.3 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้นสำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.

ลำดับที่	จำนวนนิวรอน ในชั้นซ่อนที่ 1 (โหนด)	จำนวนนิวรอน ในชั้นซ่อนที่ 2 (โหนด)	ฟังก์ชันถ่ายโอน ในชั้นซ่อนที่ 1	ฟังก์ชันถ่ายโอน ในชั้นซ่อนที่ 2	ฟังก์ชันถ่ายโอนใน ชั้นข้อมูลค้ำออก	ค่า Mean Absolute Percentage Error (%) ของชุดทดสอบ	ค่า Mean Absolute Percentage Error (%) ของชุดฝึกสอน	เวลาที่ใช้ (นาที)
1	2	1	tansig	tansig	linear	0.0000	0.0000	2.5503
2	3	2	tansig	tansig	linear	0.0000	0.0000	8.1544
3	4	3	tansig	tansig	linear	0.0003	1.7378	17.2159
4	5	4	tansig	tansig	linear	0.4325	0.0870	19.2761
5	6	5	tansig	tansig	linear	0.0721	0.0005	25.2857
6	7	6	tansig	tansig	linear	5.0292	0.0453	12.1323
7	8	7	tansig	tansig	linear	0.0707	0.0474	10.7643
8	9	8	tansig	tansig	linear	10.7830	21.1332	5.5208
9	10	9	tansig	tansig	linear	6.0758	0.0160	0.9750
10	3	1	tansig	tansig	linear	0.0000	0.0000	3.3563
11	4	2	tansig	tansig	linear	0.0280	0.0009	27.0531
12	5	3	tansig	tansig	linear	3.0729	0.0005	28.8497
13	6	4	tansig	tansig	linear	3.6740	0.0000	2.7888
14	7	5	tansig	tansig	linear	4.2968	0.0000	1.3253
15	8	6	tansig	tansig	linear	7.5258	5.6304	1.6133
16	9	7	tansig	tansig	linear	11.7639	1.4892	1.7971
17	10	8	tansig	tansig	linear	10.6634	9.8394	2.9180

ตารางที่ 5.3 (ต่อ)

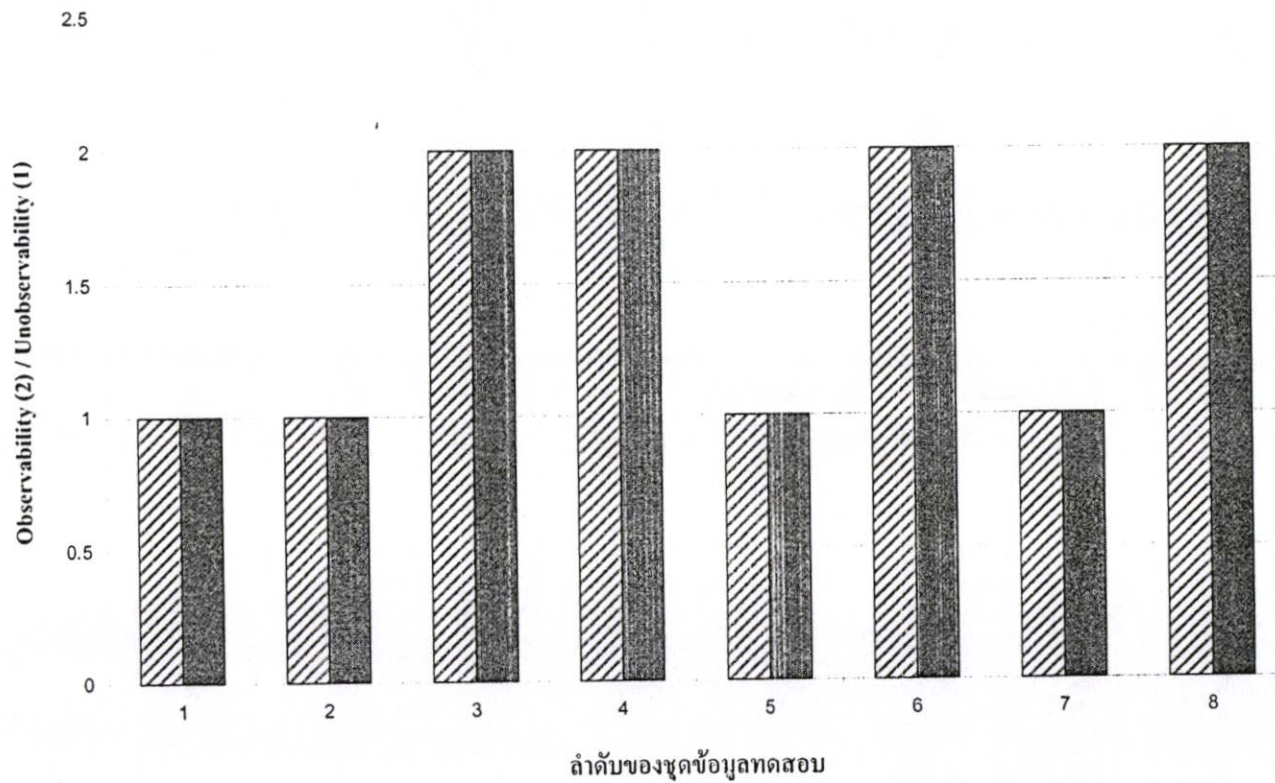
ลำดับที่	จำนวนนิวรอน ในชั้นซ่อนที่ 1 (โหนด)	จำนวนนิวรอน ในชั้นซ่อนที่ 2 (โหนด)	ฟังก์ชันถ่ายโอน ในชั้นซ่อนที่ 1	ฟังก์ชันถ่ายโอน ในชั้นซ่อนที่ 2	ฟังก์ชันถ่ายโอนใน ชั้นข้อมูลด้านออก	ค่า Mean Absolute Percentage Error (%) ของชุดทดสอบ	ค่า Mean Absolute Percentage Error (%) ของชุดฝึกสอน	เวลาที่ใช้ (นาที)
18	2	1	logsig	logsig	linear	0.0000	0.0000	7.6911
19	3	2	logsig	logsig	linear	0.0000	0.0000	11.0792
20	4	3	logsig	logsig	linear	0.0024	0.0000	16.9214
21	5	4	logsig	logsig	linear	0.0000	0.0000	20.3279
22	6	5	logsig	logsig	linear	4.6900	1.8128	24.1052
23	7	6	logsig	logsig	linear	0.0298	0.0000	32.1969
24	8	7	logsig	logsig	linear	0.7214	0.1144	10.6162
25	9	8	logsig	logsig	linear	4.2577	3.6094	7.1102
26	10	9	logsig	logsig	linear	6.1648	0.0899	1.3401
27	3	1	logsig	logsig	linear	0.0000	0.0000	7.9323
28	4	2	logsig	logsig	linear	0.0000	0.0000	17.4042
29	5	3	logsig	logsig	linear	0.7853	4.1922	27.8474
30	6	4	logsig	logsig	linear	0.1412	0.0000	11.9674
31	7	5	logsig	logsig	linear	0.0028	0.0000	8.9057
32	8	6	logsig	logsig	linear	5.0799	1.6462	1.3721
33	9	7	logsig	logsig	linear	6.5164	0.0000	1.8357
34	10	8	logsig	logsig	linear	7.4134	2.8448	2.4971



รูปที่ 5.3 แสดงกราฟค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ (% MAPE) ของชุดทดสอบสำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.

ตารางที่ 5.4 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้นสำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. (2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลจุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาทเทียม (แพร่ค่าย้อนกลับ)
1	4, 6, 7, 12, 13, 14	2-3, 2-14, 5-6, 6-7, 10-11, 11-14, 12-13	1	1.0000
2	1, 2, 6, 7, 11, 12	1-13, 2-3, 5-6, 6-7, 10-11, 11-12, 12-13, 12-14	1	1.0000
3	1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 10, 11, 13, 14	1-2, 1-13, 2-3, 2-14, 4-5, 5-6, 6-7, 7-8, 9-10, 10-11, 11-12, 11-14, 12-14	2	2.0000
4	1, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14	1-2, 2-3, 2-14, 3-4, 4-5, 5-6, 7-8, 7-9, 9-10, 10-11, 11-14, 12-13, 12-14	2	2.0000
5	3, 6, 7, 8, 12, 13	1-13, 3-4, 4-5, 7-9, 11-12	1	1.0000
6	1, 2, 3, 5, 6, 8, 9, 10, 12, 13, 14	1-13, 2-14, 4-5, 7-8, 9-10, 11-12, 12-14	2	2.0000
7	2, 5, 10, 11, 12, 14	1-2, 2-14, 7-8, 7-9, 9-10, 12-13, 12-14	1	1.0000
8	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 12, 13, 14	1-13, 2-3, 5-6, 7-9, 9-10, 11-14, 12-13	2	2.0000



▨ วิธีการลดทอน Jacobian Matrix ของค่าวัด ■ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (แพร์ค่าย้อนกลับ)

รูปที่ 5.4 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR ของค่าวัดกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้น สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.

ผลการทดลองในตารางที่ 5.3 และรูปที่ 5.3 เป็นการทดสอบหา NO ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้น สำหรับระบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

จากตารางที่ 5.3 และรูปที่ 5.3 สามารถเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้นสำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. จะได้ว่าโครงสร้างที่มีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error) ของชุดทดสอบที่มีค่าน้อยที่สุดเท่ากับ 0.0000 % นั้นมีอยู่ทั้งหมด 8 ลำดับในตารางที่ 5.3 ซึ่งแบ่งเป็นฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) แบบแทนเจนต์ซิกมอยด์ (tan-sigmoid transfer function) จำนวน 3 ลำดับ (ลำดับที่ 1, 2 และ 10 ในตารางที่ 5.3) และลอกซิกมอยด์ (log-sigmoid transfer function) จำนวน 5 ลำดับ (ลำดับที่ 18, 19, 21, 27 และ 28 ในตารางที่ 5.3) ดังนั้นจึงพิจารณาที่เวลาการใช้งานที่น้อยกว่าเป็นลำดับต่อไป จึงสรุปได้ว่าเลือกฟังก์ชันถ่ายโอนแบบแทนเจนต์ซิกมอยด์ทั้ง 2 ชั้นซ่อนซึ่งมีชั้นซ่อนที่ 1 จำนวน 2 เซลล์ประสาท และชั้นซ่อนที่ 2 จำนวน 1 เซลล์ประสาท ส่วนข้อมูลด้านออกใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Linear ที่มีเวลาการใช้งานในการทดสอบเท่ากับ 2.5503 นาที (ลำดับที่ 1 ในตารางที่ 5.3)

จากตารางที่ 5.4 และแผนภูมิรูปที่ 5.4 แสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้นสำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

จากผลลัพธ์ที่ผ่านการฝึกสอนแล้วถูกทดสอบซึ่งสอดคล้องกับค่าวัดที่แตกต่างกัน ซึ่งไม่ได้รวมอยู่ในชุดฝึกสอนจำนวน 72 ชุดของระบบแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ซึ่งผลลัพธ์ของชุดทดสอบจำนวน 8 ชุดที่ได้จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียม BP ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้นนั้นเมื่อเปรียบเทียบกับผลลัพธ์ที่ได้จากการหาโดยวิธีการ MJMR แล้วผลลัพธ์ที่ได้นั้นมีค่าที่เท่ากัน

5.2 รูปแบบในการนำเสนอด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression (GRNN)

5.2.1 รูปแบบการนำเสนอด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับ ระบบไฟฟ้า กำลังแบบ 8 บัส 115 kV (กฟผ.)

การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟผ. นั้นจะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบโดยการใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Radial Basis Function เป็นสมการในชั้นซ่อน (Hidden Layer) ซึ่งสามารถแบ่งออกเป็นฟังก์ชันพื้นฐานต่าง ๆ ที่ได้กล่าวไว้ในบทที่ 4 โดยรายละเอียดต่าง ๆ มีดังนี้

5.2.1.1 การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN

ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-n^2}$, $a(n) = e^{-0.5n^2}$, $a(n) = e^{-1.5n^2}$ และ $a(n) = e^{-2n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

ในตารางที่ 5.5 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ส่วนในตารางที่ 5.6 และรูปที่ 5.5 จะแสดงผลลัพท์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-n^2}$

ในตารางที่ 5.7 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-0.5n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ส่วนในตารางที่ 5.8 และรูปที่ 5.6 จะแสดงผลลัพท์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-0.5n^2}$

ในตารางที่ 5.9 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-1.5n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ส่วนในตารางที่ 5.10 และรูปที่ 5.7 จะแสดงผลลัพท์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-1.5n^2}$

ในตารางที่ 5.11 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-2n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ส่วนในตารางที่ 5.12 และรูปที่ 5.8 จะแสดงผลลัพท์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-2n^2}$

ตารางที่ 5.5 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-n^2}$

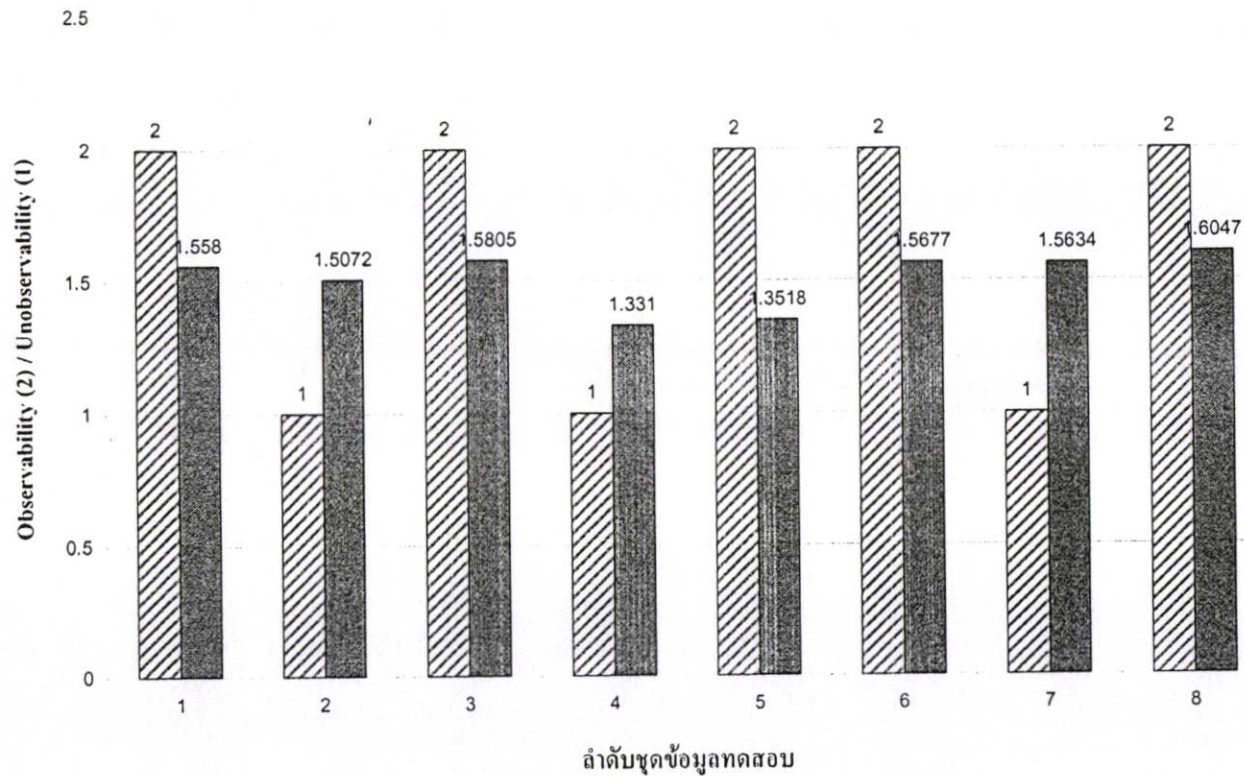
ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	100	24.7340	25.9530	37.4398	48.0834	25.9576	34.2525	48.0796
10 ถึง 1000	10	24.4840	25.1048	36.9594	48.7119	25.5673	34.0242	48.3586
1 ถึง 100	3	23.6090	15.4320	29.1029	50.3248	21.8884	32.3911	52.6864
0.2 ถึง 20	2.4	28.8440	9.3371	20.6815	43.0488	19.7630	32.1276	56.3414
0.1 ถึง 10	2.4	23.7810	9.3371	20.6815	43.0488	19.7630	32.1276	56.3414
0.04 ถึง 4	2.4	23.8750	9.3371	20.6815	43.0488	19.7630	32.1276	56.3414
0.02 ถึง 2	2	23.9840	4.1291	10.3036	30.4812	17.0857	32.4640	61.3773
0.01 ถึง 1	1	24.0310	2.2014e-006	0.0150	0.4218	0.0704	38.5073	94.4479
0.006 ถึง 0.667	0.0067	25.0310	0	0	0	NaN	NaN	NaN

หมายเหตุ : NaN = ไม่สามารถหาค่าได้

ตารางที่ 5.6 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

(2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาทเทียม ($a(n) = e^{-n^2}$)
1	1, 2, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 7-8	2	1.5580
2	3, 5, 6	2-3, 4-7,	1	1.5072
3	1, 2, 4, 5, 7	1-2, 6-7	2	1.5805
4	2, 4, 6, 8	1-2, 1-6, 4-8, 7-8	1	1.3310
5	2, 3, 4, 8	2-3, 1-5, 4-7, 6-7, 7-8	2	1.3518
6	1, 2, 3, 6, 7, 8	1-2, 2-3, 1-5, 6-7	2	1.5677
7	1, 3,	1-6, 6-7	1	1.5634
8	1, 3, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 4-7, 4-8	2	1.6047



▨ วิธีการลดทอน Jacobian Matrix ของค่าวัด ■ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Gaussian Functions)

รูปที่ 5.5 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

ตารางที่ 5.7 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

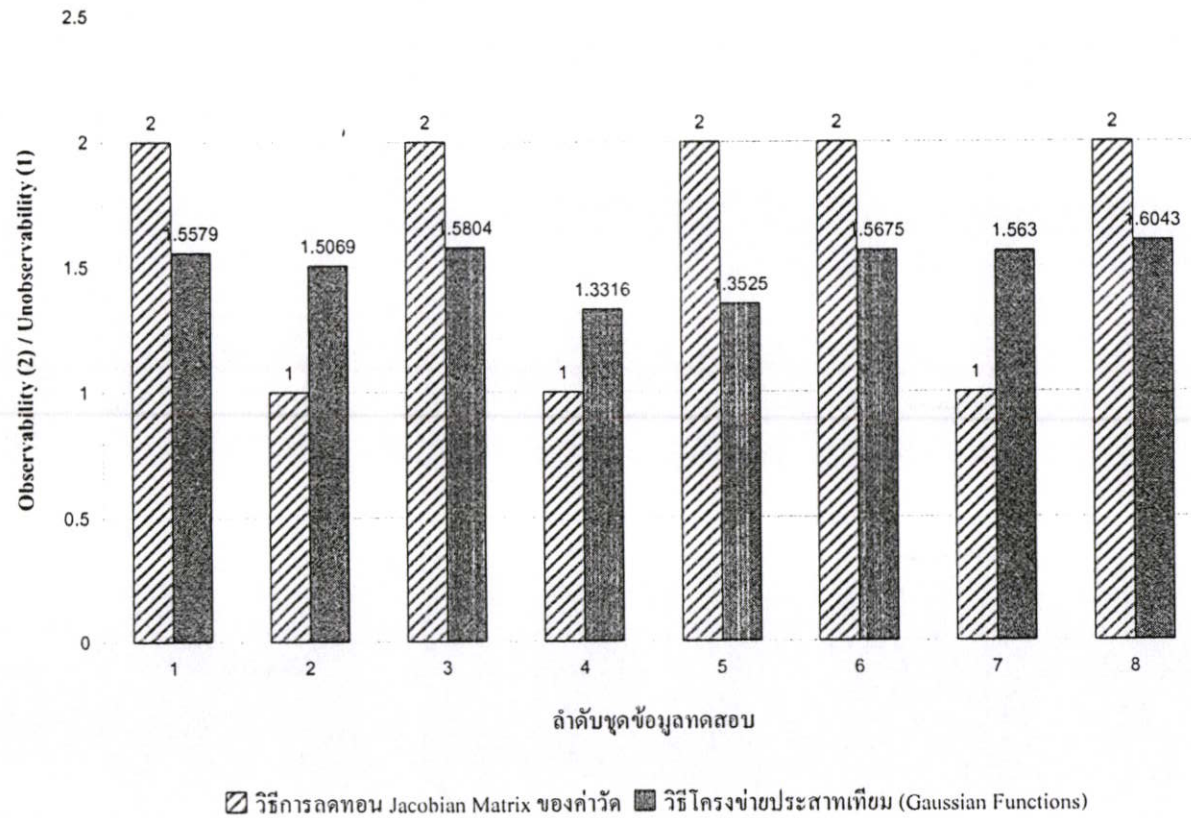
ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-0.5n^2}$

ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	100	34.5940	25.9573	37.4422	48.0802	25.9596	34.2536	48.0783
10 ถึง 1000	10	28.4380	25.5345	37.2061	48.3983	25.7636	34.1382	48.2138
1 ถึง 100	2	30.2970	14.0009	27.4447	49.2830	21.4132	32.2824	53.4486
0.2 ถึง 20	1.8	31.2030	11.0974	23.4985	45.7385	20.4180	32.1484	55.1558
0.1 ถึง 10	1.7	31.7190	9.3896	20.7705	43.1321	19.7835	32.1275	56.3039
0.04 ถึง 4	1.72	24.2810	9.7433	21.3618	43.6754	19.9195	32.1280	56.0546
0.02 ถึง 2	1.7	24.1880	9.3896	20.7705	43.1321	19.7835	32.1275	56.3039
0.01 ถึง 1	1	24.1250	0.0367	0.6298	6.7156	5.2566	34.9953	77.7588
0.006 ถึง 0.667	0.6667	23.8280	1.8700e-007	0.0071	0.2130	0.0238	38.9161	96.1239

ตารางที่ 5.8 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-0.5n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

(2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาทเทียม ($a(n) = e^{-0.5n^2}$)
1	1, 2, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 7-8	2	1.5579
2	3, 5, 6	2-3, 4-7,	1	1.5069
3	1, 2, 4, 5, 7	1-2, 6-7	2	1.5804
4	2, 4, 6, 8	1-2, 1-6, 4-8, 7-8	1	1.3316
5	2, 3, 4, 8	2-3, 1-5, 4-7, 6-7, 7-8	2	1.3525
6	1, 2, 3, 6, 7, 8	1-2, 2-3, 1-5, 6-7	2	1.5675
7	1, 3,	1-6, 6-7	1	1.5630
8	1, 3, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 4-7, 4-8	2	1.6043



รูปที่ 5.6 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-0.5n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

ตารางที่ 5.9 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บิต 115 kV ของ กฟภ.

ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-1.5n^2}$

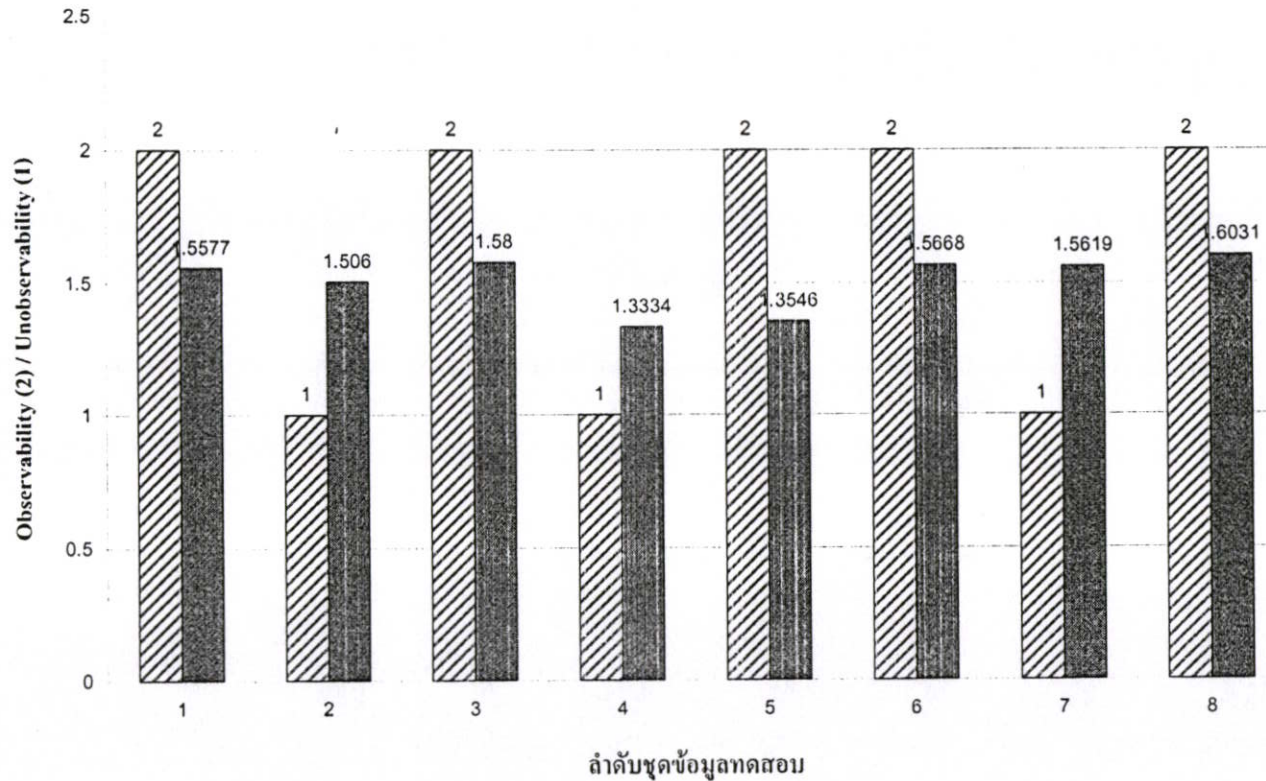
ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	100	23.7030	25.9488	37.4375	48.0867	25.9556	34.2513	48.0809
10 ถึง 1000	10	24.8120	24.6725	36.7038	49.0162	25.3727	33.9128	48.5109
1 ถึง 100	3	24.1090	9.9537	21.7068	43.9843	19.9992	32.1292	55.9095
0.2 ถึง 20	3	32.1250	9.9537	21.7068	43.9843	19.9992	32.1292	55.9095
0.1 ถึง 10	3	23.9530	9.9537	21.7068	43.9843	19.9992	32.1292	55.9095
0.04 ถึง 4	2.96	24.0780	9.5487	21.0381	43.3802	19.8450	32.1274	56.1909
0.02 ถึง 2	2	24.2970	0.4090	2.4196	14.1940	12.2914	33.6909	69.9682
0.01 ถึง 1	1	24.2190	1.1693e-010	8.2581e-004	0.0274	9.5328e-004	39.5683	98.7350
0.006 ถึง 0.667	0.0067	24.7970	0	0	0	NaN	NaN	NaN

หมายเหตุ : NaN = ไม่สามารถหาค่าได้

ตารางที่ 5.10 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-1.5n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

(2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาทเทียม ($a(n) = e^{-1.5n^2}$)
1	1, 2, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 7-8	2	1.5577
2	3, 5, 6	2-3, 4-7,	1	1.5060
3	1, 2, 4, 5, 7	1-2, 6-7	2	1.5800
4	2, 4, 6, 8	1-2, 1-6, 4-8, 7-8	1	1.3334
5	2, 3, 4, 8	2-3, 1-5, 4-7, 6-7, 7-8	2	1.3546
6	1, 2, 3, 6, 7, 8	1-2, 2-3, 1-5, 6-7	2	1.5668
7	1, 3,	1-6, 6-7	1	1.5619
8	1, 3, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 4-7, 4-8	2	1.6031



▨ วิธีการลดทอน Jacobian Matrix ของค่าวัด ■ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Gaussian Functions)

รูปที่ 5.7 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-1.5n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

ตารางที่ 5.11 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ที่ใช้สมการ Gaussian

Functions เป็น $a(n) = e^{-2n^2}$

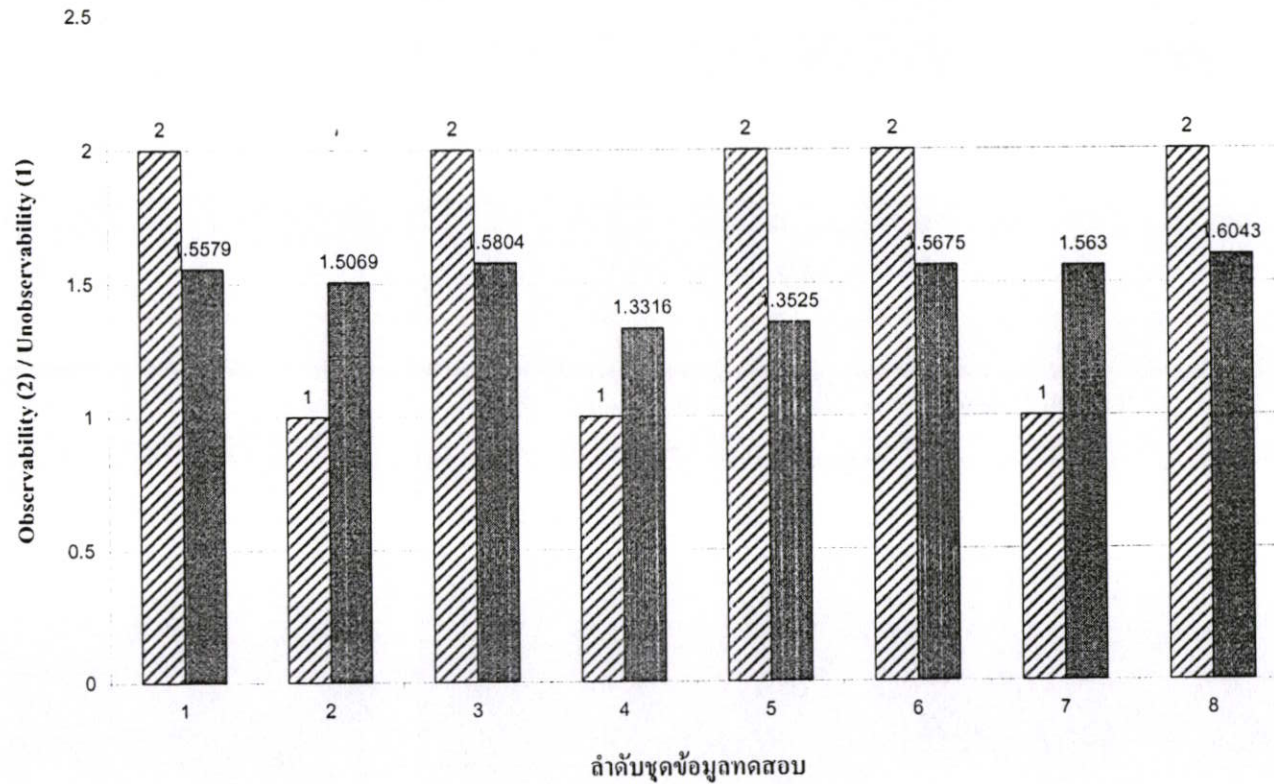
ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	100	24.0630	25.9445	37.4351	48.0899	25.9536	34.2501	48.0822
10 ถึง 1000	10	24.7970	24.2378	36.4388	49.3097	25.1796	33.8041	48.6706
1 ถึง 100	3	23.6570	5.6726	13.6960	35.2663	18.0813	32.2775	59.4973
0.2 ถึง 20	3.4	25.0940	9.3896	20.7705	43.1321	19.7835	32.1275	56.3039
0.1 ถึง 10	3.4	24.0930	9.3896	20.7705	43.1321	19.7835	32.1275	56.3039
0.04 ถึง 4	3.4	24.4060	9.3896	20.7705	43.1321	19.7835	32.1275	56.3039
0.02 ถึง 2	2	24.5630	0.0367	0.6298	6.7156	5.2566	34.9953	77.7588
0.01 ถึง 1	1	24.3120	0	5.1851e-005	0.0018	1.3611e-005	39.8605	99.7099
0.006 ถึง 0.667	0.0067	24.6870	0	0	0	NaN	NaN	NaN

หมายเหตุ : NaN = ไม่สามารถหาค่าได้

ตารางที่ 5.12 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR วัด
กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น
 $a(n) = e^{-2n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

(2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่าย ประสาทเทียม ($a(n) = e^{-2n^2}$)
1	1, 2, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 7-8	2	1.5579
2	3, 5, 6	2-3, 4-7,	1	1.5069
3	1, 2, 4, 5, 7	1-2, 6-7	2	1.5804
4	2, 4, 6, 8	1-2, 1-6, 4-8, 7-8	1	1.3316
5	2, 3, 4, 8	2-3, 1-5, 4-7, 6-7, 7-8	2	1.3525
6	1, 2, 3, 6, 7, 8	1-2, 2-3, 1-5, 6-7	2	1.5675
7	1, 3,	1-6, 6-7	1	1.5630
8	1, 3, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 4-7, 4-8	2	1.6043



▨ วิธีการลดทอน Jacobian Matrix ของค่าวัด ■ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Gaussian Functions)

รูปที่ 5.8 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-2n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

ผลการทดลองในตารางที่ 5.5, 5.7, 5.9 และ 5.11 เป็นการทดสอบ NO ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions สำหรับระบบ 8 บัต์ 115 kV ของ กฟภ. สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

จากตารางที่ 5.5 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-n^2}$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 2.4 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 23.7810 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 9.3371 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 20.6815 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 43.0488 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 19.7630 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 32.1276 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 56.3414 %

จากตารางที่ 5.7 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-0.5n^2}$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 1.7 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 24.1880 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 9.3896 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 20.7705 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 43.1321 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 19.7835 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 32.1275 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 56.3039 %

จากตารางที่ 5.9 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-1.5n^2}$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 2.96 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 24.0780 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 9.5487 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 21.0381 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 43.3802 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 19.8450 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 32.1274 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 56.1909 %

จากตารางที่ 5.11 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-2n^2}$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 3.4 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 24.0930 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 9.3896 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 20.7705 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 43.1321 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 19.7835 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 32.1275 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 56.3039 %

ในตารางที่ 5.6, 5.8, 5.10, 5.12 และรูปที่ 5.5, 5.6, 5.7, 5.8 แสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions ทั้ง 4 แบบสำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

จากผลลัพธ์ที่ผ่านการฝึกสอนแล้วถูกทดสอบซึ่งสอดคล้องกับค่าวัดที่แตกต่างกัน ซึ่งไม่ได้รวมอยู่ในชุดฝึกสอนจำนวน 52 ชุดของระบบแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ซึ่งผลลัพธ์ของชุดทดสอบจำนวน 8 ชุดที่ได้จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เมื่อเปรียบเทียบกับผลลัพธ์ที่ได้จากการหาโดยวิธี MJMR แล้วจะสังเกตเห็นว่าค่าที่ได้นั้นมีความคลาดเคลื่อนค่อนข้างสูง

5.2.1.2 การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN

ที่ใช้สมการ Thin Plate Spline Function เป็น $a(n) = n^2 \log(n)$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Thin Plate Spline Function เป็น $a(n) = n^2 \log(n)$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. นั้นจะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบ ในตารางที่ 5.13 ส่วนในตารางที่ 5.14 และรูปที่ 5.9 จะแสดงผลลัพธ์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Thin Plate Spline Function

ตารางที่ 5.13 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บิต 115 kV ของ กฟภ.

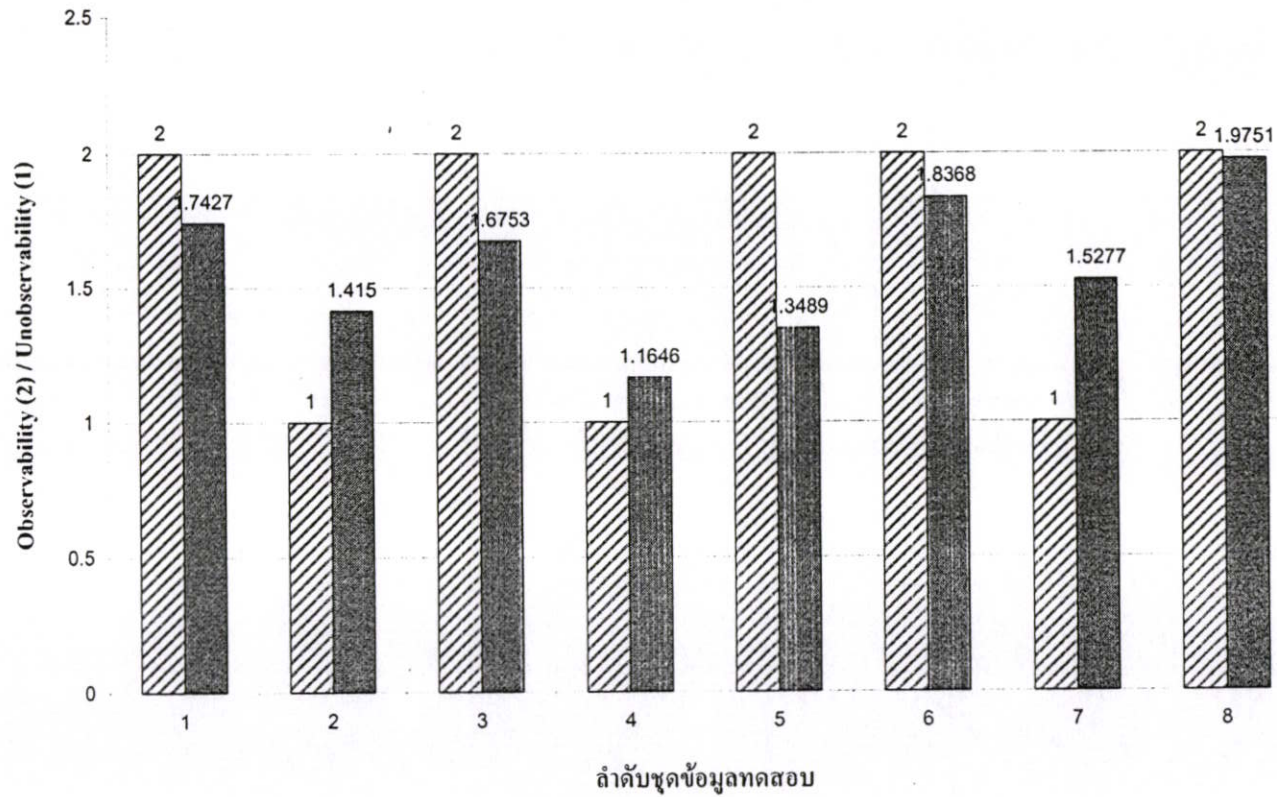
ที่ใช้สมการ Thin Plate Spline Function เป็น $a(n) = n^2 \log(n)$

ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	100	28.3440	NaN	NaN	NaN	25.3558	35.1454	50.7174
10 ถึง 1000	10	27.2350	NaN	NaN	NaN	25.5635	34.5760	49.3467
1 ถึง 100	5	26.5000	NaN	NaN	NaN	1.2458	22.7251	52.7720
0.2 ถึง 20	5	25.5000	NaN	NaN	NaN	1.2458	22.7251	52.7720
0.1 ถึง 10	5	27.8910	NaN	NaN	NaN	1.2458	22.7251	52.7720
0.02 ถึง 2	0.02	25.8750	NaN	NaN	NaN	25.2550	35.4301	51.3935
0.01 ถึง 1	0.01	25.2970	NaN	NaN	NaN	25.2590	35.4187	51.3665
0.006 ถึง 0.667	0.0067	25.8910	NaN	NaN	NaN	25.2610	35.4131	51.3533

หมายเหตุ : NaN = ไม่สามารถหาค่าได้

ตารางที่ 5.14 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับ วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Thin Plate Spline Function เป็น $a(n) = n^2 \log(n)$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. (2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาทเทียม ($a(n) = n^2 \log(n)$)
1	1, 2, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 7-8	2	1.7427
2	3, 5, 6	2-3, 4-7,	1	1.4150
3	1, 2, 4, 5, 7	1-2, 6-7	2	1.6753
4	2, 4, 6, 8	1-2, 1-6, 4-8, 7-8	1	1.1646
5	2, 3, 4, 8	2-3, 1-5, 4-7, 6-7, 7-8	2	1.3489
6	1, 2, 3, 6, 7, 8	1-2, 2-3, 1-5, 6-7	2	1.8368
7	1, 3,	1-6, 6-7	1	1.5277
8	1, 3, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 4-7, 4-8	2	1.9751



▨ วิธีการลดทอน Jacobian Matrix ของค่าวัด ■ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Thin Plate Spline Function)

รูปที่ 5.9 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Thin Plate Spline Function เป็น $a(n) = n^2 \log(n)$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

จากตารางที่ 5.13 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Thin Plate Spline Function เป็น $a(n) = n^2 \log(n)$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 5 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 25.5 วินาที และค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum), ค่าเฉลี่ย (Mean) และค่าสูงสุด (Maximum) ไม่สามารถหาค่าได้ แต่ให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 1.2458 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 22.7251 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 52.7720 %

ในตารางที่ 5.14 และรูปที่ 5.9 แสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Thin Plate Spline Function สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

จากผลลัพธ์ที่ผ่านการฝึกสอนแล้วถูกทดสอบซึ่งสอดคล้องกับค่าวัดที่แตกต่างกัน ซึ่งไม่ได้รวมอยู่ในชุดฝึกสอนจำนวน 52 ชุดของระบบแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ซึ่งผลลัพธ์ของชุดทดสอบจำนวน 8 ชุดที่ได้จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Thin Plate Spline Function เมื่อเปรียบเทียบกับผลลัพธ์ที่ได้จากการหาโดยวิธีการ MJMR แล้วจะสังเกตได้ว่าค่าที่ได้นั้นมีความคลาดเคลื่อนค่อนข้างสูง

5.2.1.3 การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression

ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + \alpha^2)^{\frac{1}{2}}$ เมื่อ α กำหนดให้เป็น 0.05, 0.5, 5, 10, 50 และ 100 สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

ในตารางที่ 5.15 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ส่วนในตารางที่ 5.16 และรูปที่ 5.10 จะแสดงผลลัพธ์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{\frac{1}{2}}$

ในตารางที่ 5.17 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ส่วนในตารางที่ 5.18 และรูปที่ 5.11 จะแสดงผลลัพธ์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR ของค่าวัดกับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{\frac{1}{2}}$

ในตารางที่ 5.19 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัสด 115 kV ของ กฟภ. ส่วนในตารางที่ 5.20 และรูปที่ 5.12 จะแสดงผลลัพท์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^{\frac{1}{2}}$

ในตารางที่ 5.21 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัสด 115 kV ของ กฟภ. ส่วนในตารางที่ 5.22 และรูปที่ 5.13 จะแสดงผลลัพท์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^{\frac{1}{2}}$

ในตารางที่ 5.23 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัสด 115 kV ของ กฟภ. ส่วนในตารางที่ 5.24 และรูปที่ 5.14 จะแสดงผลลัพท์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^{\frac{1}{2}}$

ในตารางที่ 5.25 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัสด 115 kV ของ กฟภ. ส่วนในตารางที่ 5.26 และรูปที่ 5.15 จะแสดงผลลัพท์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^{\frac{1}{2}}$

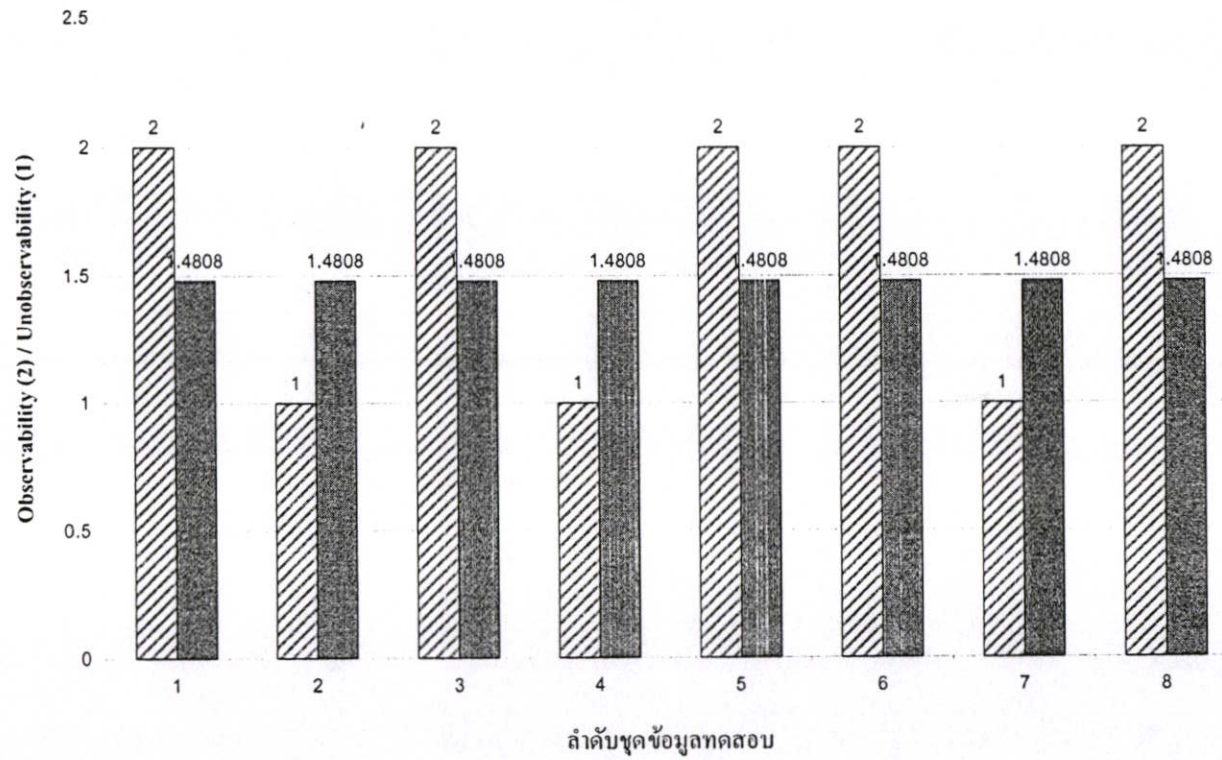
ตารางที่ 5.15 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{-\frac{1}{2}}$

ค่า spread ที่ใช้ใน การทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	10000	27.6250	25.9615	37.4446	48.0773	25.9615	34.2549	48.0771
10 ถึง 1000	1000	25.4220	25.9552	37.4538	48.1100	25.9585	34.2595	48.0906
1 ถึง 100	100	26.9690	25.6436	37.9731	49.8751	25.7867	34.5015	48.8241
0.2 ถึง 20	20	25.6090	25.4277	38.7265	52.0360	25.5724	34.7562	49.6500
0.1 ถึง 10	10	27.2350	25.4466	38.8300	52.2532	25.5565	34.7732	49.7075
0.02 ถึง 2	2	28.1100	25.4779	38.9032	52.3778	25.5511	34.7789	49.7268
0.01 ถึง 1	1	26.7190	25.4829	38.9117	52.3900	25.5510	34.7791	49.7275
0.006 ถึง 0.667	0.6667	26.2810	25.4846	38.9144	52.3938	25.5509	34.7791	49.7276

ตารางที่ 5.16 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR ของ
 ค่าวัดกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions
 เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.
 (2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลจุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาทเทียม $(a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{\frac{1}{2}})$
1	1, 2, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 7-8	2	1.4808
2	3, 5, 6	2-3, 4-7,	1	1.4808
3	1, 2, 4, 5, 7	1-2, 6-7	2	1.4808
4	2, 4, 6, 8	1-2, 1-6, 4-8, 7-8	1	1.4808
5	2, 3, 4, 8	2-3, 1-5, 4-7, 6-7, 7-8	2	1.4808
6	1, 2, 3, 6, 7, 8	1-2, 2-3, 1-5, 6-7	2	1.4808
7	1, 3,	1-6, 6-7	1	1.4808
8	1, 3, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 4-7, 4-8	2	1.4808



▨ วิธีการลดทอน Jacobian Matrix ของค่าวัด ■ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Multi-Quadric Functions)

รูปที่ 5.10 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric

Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

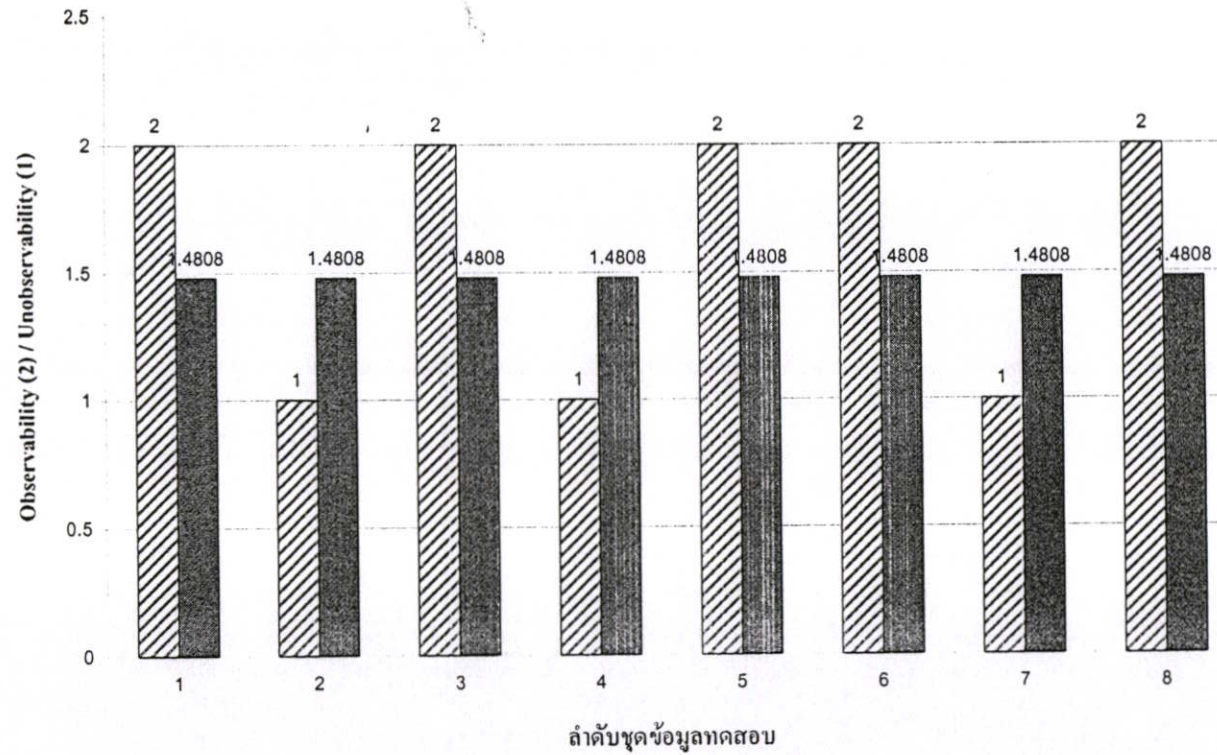
ตารางที่ 5.17 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{-1/2}$

ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	10000	25.7030	25.9615	37.4445	48.0769	25.9615	34.2548	48.0769
10 ถึง 1000	1000	27.3910	25.9615	37.4446	48.0773	25.9615	34.2549	48.0771
1 ถึง 100	100	27.1100	25.9552	37.4538	48.1100	25.9585	34.2595	48.0906
0.2 ถึง 20	20	25.7030	25.8334	37.6401	48.7614	25.8968	34.3506	48.3618
0.1 ถึง 10	10	26.1720	25.6436	37.9731	49.8751	25.7867	34.5015	48.8241
0.02 ถึง 2	2	27.0310	25.4277	38.7265	52.0360	25.5724	34.7562	49.6500
0.01 ถึง 1	1	24.8440	25.4466	38.8300	52.2532	25.5565	34.7732	49.7075
0.006 ถึง 0.667	0.6667	24.1560	25.4579	38.8617	52.3110	25.5534	34.7765	49.7186

ตารางที่ 5.18 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับ
 วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น
 $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^2$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.
 (2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาทเทียม ($a(n) = (n^2 + 0.5^2)^2$)
1	1, 2, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 7-8	2	1.4808
2	3, 5, 6	2-3, 4-7,	1	1.4808
3	1, 2, 4, 5, 7	1-2, 6-7	2	1.4808
4	2, 4, 6, 8	1-2, 1-6, 4-8, 7-8	1	1.4808
5	2, 3, 4, 8	2-3, 1-5, 4-7, 6-7, 7-8	2	1.4808
6	1, 2, 3, 6, 7, 8	1-2, 2-3, 1-5, 6-7	2	1.4808
7	1, 3,	1-6, 6-7	1	1.4808
8	1, 3, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 4-7, 4-8	2	1.4808



▨ วิธีการลดทอน Jacobian Matrix ของค่าวัด ■ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Multi-Quadric Functions)

รูปที่ 5.11 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

ตารางที่ 5.19 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^{\frac{1}{2}}$

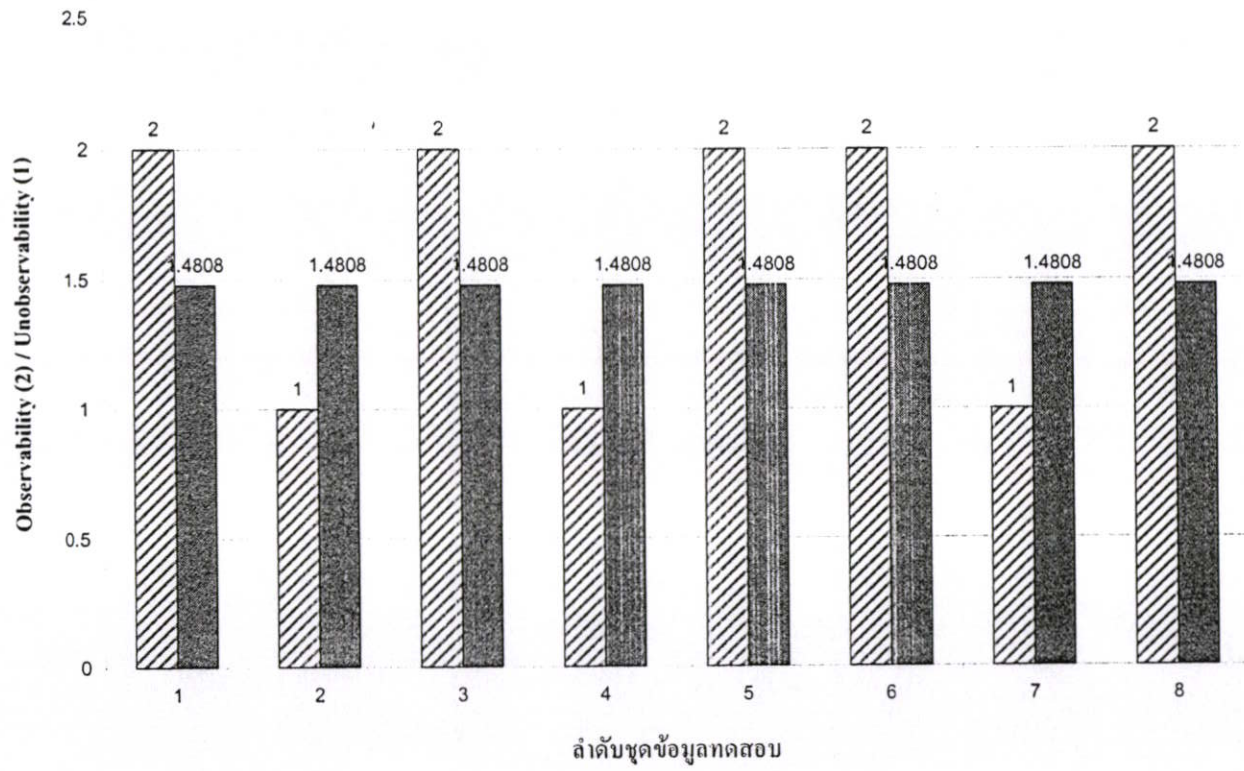
ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	10000	25.5620	25.9615	37.4445	48.0769	25.9615	34.2548	48.0769
10 ถึง 1000	1000	26.3280	25.9615	37.4445	48.0769	25.9615	34.2548	48.0769
1 ถึง 100	100	27.0940	25.9615	37.4446	48.0773	25.9615	34.2549	48.0771
0.2 ถึง 20	20	24.5470	25.9599	37.4469	48.0852	25.9608	34.2560	48.0804
0.1 ถึง 10	10	25.5470	25.9552	37.4538	48.1100	25.9585	34.2595	48.0906
0.02 ถึง 2	2	24.3590	25.8334	37.6401	48.7614	25.8968	34.3506	48.3618
0.01 ถึง 1	1	25.5630	25.6436	37.9731	49.8751	25.7867	34.5015	48.8241
0.006 ถึง 0.667	0.6667	26.1870	25.5289	38.2265	50.6716	25.7056	34.6037	49.1480

ตารางที่ 5.20 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น

$$a(n) = (n^2 + 5^2)^{\frac{1}{2}} \text{ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.}$$

(2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลจุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาทเทียม ($a(n) = (n^2 + 5^2)^{\frac{1}{2}}$)
1	1, 2, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 7-8	2	1.4808
2	3, 5, 6	2-3, 4-7,	1	1.4808
3	1, 2, 4, 5, 7	1-2, 6-7	2	1.4808
4	2, 4, 6, 8	1-2, 1-6, 4-8, 7-8	1	1.4808
5	2, 3, 4, 8	2-3, 1-5, 4-7, 6-7, 7-8	2	1.4808
6	1, 2, 3, 6, 7, 8	1-2, 2-3, 1-5, 6-7	2	1.4808
7	1, 3,	1-6, 6-7	1	1.4808
8	1, 3, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 4-7, 4-8	2	1.4808



▨ วิธีการลดทอน Jacobian Matrix ของค่าวัด ■ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Multi-Quadric Functions)

รูปที่ 5.12 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric

Functions เป็น $a(n) = \frac{1}{(n^2 + 5^2)^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

ตารางที่ 5.21 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ที่ใช้สมการ Multi-Quadric

Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^{\frac{1}{2}}$

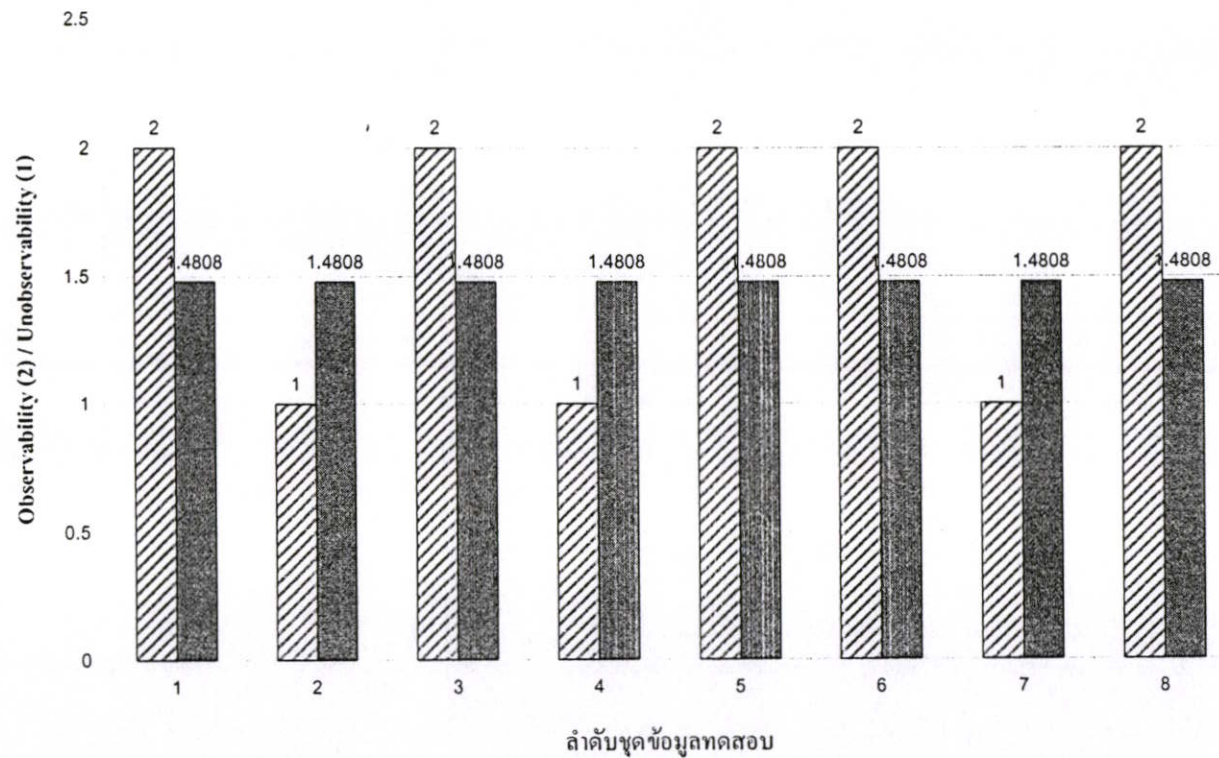
ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	10000	25.5620	25.9615	37.4445	48.0769	25.9615	34.2548	48.0769
10 ถึง 1000	1000	23.9220	25.9615	37.4445	48.0769	25.9615	34.2548	48.0769
1 ถึง 100	100	25.3910	25.9615	37.4446	48.0770	25.9615	34.2548	48.0770
0.2 ถึง 20	20	28.1410	25.9611	37.4451	48.0790	25.9613	34.2551	48.0778
0.1 ถึง 10	10	24.7660	25.9599	37.4469	48.0852	25.9608	34.2560	48.0804
0.02 ถึง 2	2	25.9530	25.9238	37.5004	48.2744	25.9431	34.2827	48.1590
0.01 ถึง 1	1	25.0000	25.8334	37.6401	48.7614	25.8968	34.3506	48.3618
0.006 ถึง 0.667	0.6667	25.4680	25.7315	37.8105	49.3398	25.8403	34.4299	48.6026

ตารางที่ 5.22 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับ
วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น

$$a(n) = (n^2 + 10^2)^{\frac{1}{2}} \text{ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.}$$

(2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่าย ประสาทเทียม $(a(n) = (n^2 + 10^2)^{\frac{1}{2}})$
1	1, 2, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 7-8	2	1.4808
2	3, 5, 6	2-3, 4-7,	1	1.4808
3	1, 2, 4, 5, 7	1-2, 6-7	2	1.4808
4	2, 4, 6, 8	1-2, 1-6, 4-8, 7-8	1	1.4808
5	2, 3, 4, 8	2-3, 1-5, 4-7, 6-7, 7-8	2	1.4808
6	1, 2, 3, 6, 7, 8	1-2, 2-3, 1-5, 6-7	2	1.4808
7	1, 3,	1-6, 6-7	1	1.4808
8	1, 3, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 4-7, 4-8	2	1.4808



วิธีการลดทอน Jacobian Matrix ของค่าวัด

 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Multi-Quadric Functions)

รูปที่ 5.13 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric

Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

ตารางที่ 5.23 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ที่ใช้สมการ

Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^{-1/2}$

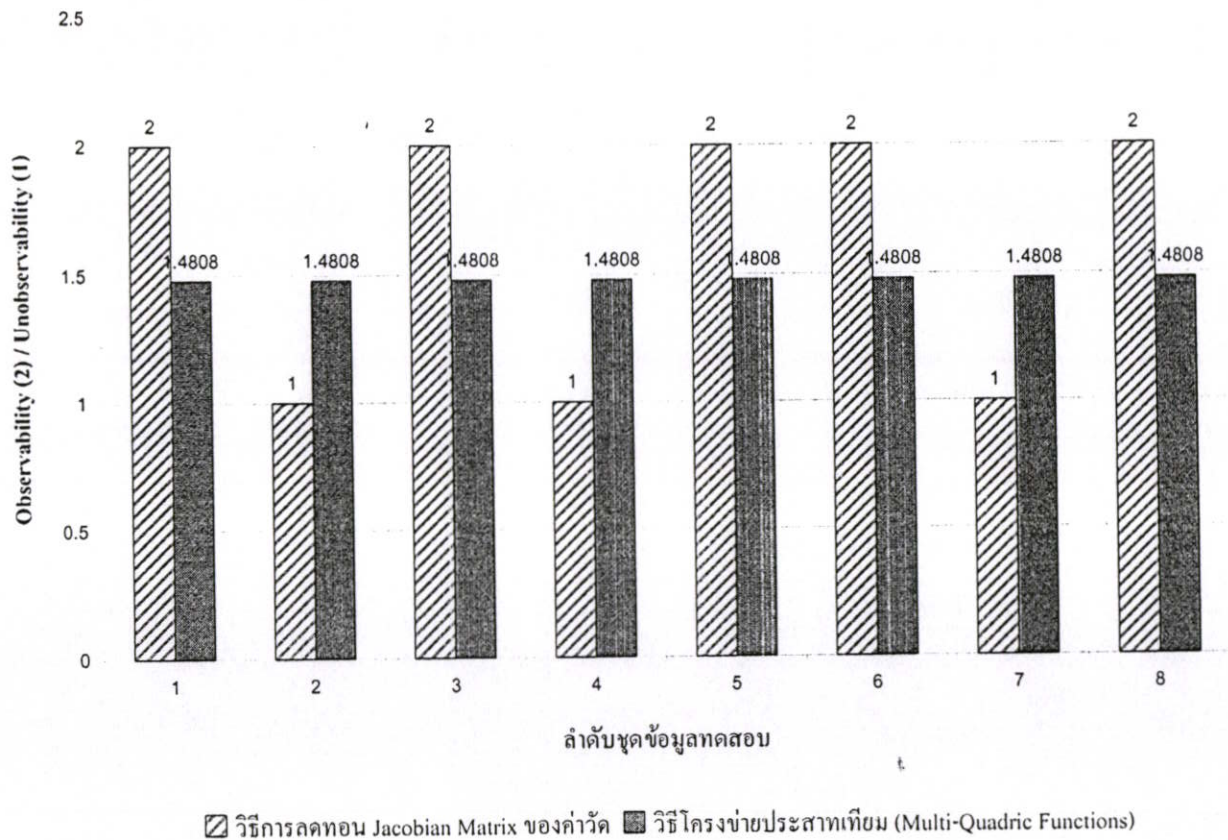
ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	10000	24.2960	25.9615	37.4445	48.0769	25.9615	34.2548	48.0769
10 ถึง 1000	1000	23.9690	25.9615	37.4445	48.0769	25.9615	34.2548	48.0769
1 ถึง 100	100	25.5470	25.9615	37.4445	48.0769	25.9615	34.2548	48.0769
0.2 ถึง 20	20	24.3590	25.9615	37.4446	48.0770	25.9615	34.2548	48.0770
0.1 ถึง 10	10	24.5940	25.9615	37.4446	48.0773	25.9615	34.2549	48.0771
0.02 ถึง 2	2	25.1560	25.9599	37.4469	48.0852	25.9608	34.2560	48.0804
0.01 ถึง 1	1	24.6880	25.9552	37.4538	48.1100	25.9585	34.2595	48.0906
0.006 ถึง 0.667	0.6667	24.9070	25.9474	37.4653	48.1505	25.9547	34.2652	48.1075

ตารางที่ 5.24 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น

$$a(n) = (n^2 + 50^2)^{\frac{1}{2}} \text{ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.}$$

(2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาทเทียม ($a(n) = (n^2 + 50^2)^{\frac{1}{2}}$)
1	1, 2, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 7-8	2	1.4808
2	3, 5, 6	2-3, 4-7,	1	1.4808
3	1, 2, 4, 5, 7	1-2, 6-7	2	1.4808
4	2, 4, 6, 8	1-2, 1-6, 4-8, 7-8	1	1.4808
5	2, 3, 4, 8	2-3, 1-5, 4-7, 6-7, 7-8	2	1.4808
6	1, 2, 3, 6, 7, 8	1-2, 2-3, 1-5, 6-7	2	1.4808
7	1, 3,	1-6, 6-7	1	1.4808
8	1, 3, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 4-7, 4-8	2	1.4808



รูปที่ 5.14 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

ตารางที่ 5.25 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ที่ใช้สมการ

Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^{-1/2}$

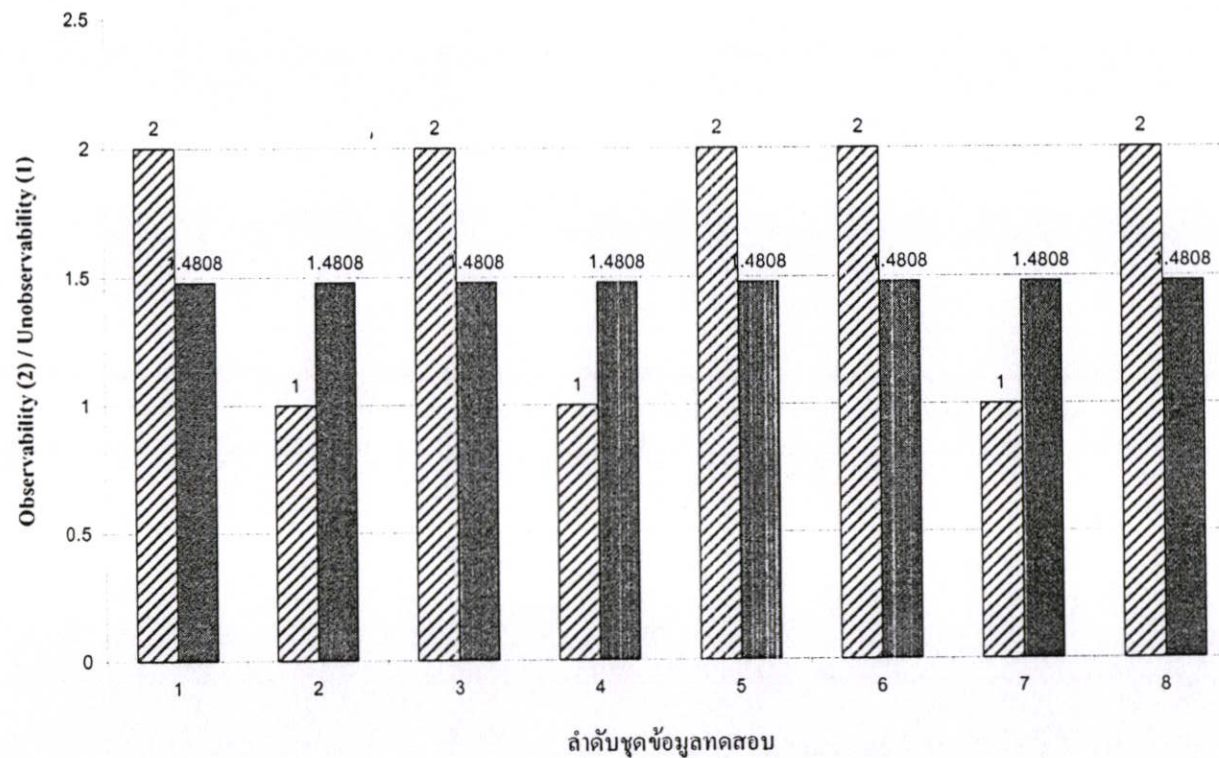
ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	10000	24.4530	25.9615	37.4445	48.0769	25.9615	34.2548	48.0769
10 ถึง 1000	1000	26.9210	25.9615	37.4445	48.0769	25.9615	34.2548	48.0769
1 ถึง 100	100	24.2970	25.9615	37.4445	48.0769	25.9615	34.2548	48.0769
0.2 ถึง 20	20	24.7810	25.9615	37.4445	48.0769	25.9615	34.2548	48.0769
0.1 ถึง 10	10	26.0000	25.9615	37.4446	48.0770	25.9615	34.2548	48.0770
0.02 ถึง 2	2	27.2970	25.9611	37.4451	48.0790	25.9613	34.2551	48.0778
0.01 ถึง 1	1	25.9370	25.9599	37.4469	48.0852	25.9608	34.2560	48.0804
0.006 ถึง 0.667	0.6667	24.3440	25.9580	37.4498	48.0956	25.9598	34.2574	48.0847

ตารางที่ 5.26 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น

$$a(n) = (n^2 + 100^2)^{\frac{1}{2}} \text{ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.}$$

(2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาทเทียม ($a(n) = (n^2 + 100^2)^{\frac{1}{2}}$)
1	1, 2, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 7-8	2	1.4808
2	3, 5, 6	2-3, 4-7,	1	1.4808
3	1, 2, 4, 5, 7	1-2, 6-7	2	1.4808
4	2, 4, 6, 8	1-2, 1-6, 4-8, 7-8	1	1.4808
5	2, 3, 4, 8	2-3, 1-5, 4-7, 6-7, 7-8	2	1.4808
6	1, 2, 3, 6, 7, 8	1-2, 2-3, 1-5, 6-7	2	1.4808
7	1, 3,	1-6, 6-7	1	1.4808
8	1, 3, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 4-7, 4-8	2	1.4808



วิธีการลดทอน Jacobian Matrix ของค่าวัด วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Multi-Quadric Functions)

รูปที่ 5.15 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric

Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

ผลการทดลองในตารางที่ 5.15, 5.17, 5.19, 5.21, 5.23 และ 5.25 เป็นการทดสอบหา NO ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions สำหรับระบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

จากตารางที่ 5.15 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{\frac{1}{2}}$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 10,000 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 27.6250 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 25.9615 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 37.4446 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 48.0773 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 25.9615 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 34.2549 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 48.0771%

จากตารางที่ 5.17 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{\frac{1}{2}}$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 10,000 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 25.7030 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 25.9615 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 37.4445 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 48.0769 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 25.9615 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 34.2548 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 48.0769%

จากตารางที่ 5.19 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^{\frac{1}{2}}$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 10000 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 25.5620 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 25.9615 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 37.4445 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 48.0769 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 25.9615 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 34.2548 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 48.0769%

จากตารางที่ 5.21 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^{\frac{1}{2}}$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 100 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 25.3910 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 25.9615 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 37.4446 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 48.0770 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์

ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 25.9615 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 34.2548 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 48.0770%

จากตารางที่ 5.23 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^{\frac{1}{2}}$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 1,000 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 23.9690 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 25.9615 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 37.4445 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 48.0769 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 25.9615 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 34.2548 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 48.0769%

จากตารางที่ 5.25 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^{\frac{1}{2}}$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 100 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 24.2970 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 25.9615 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 37.4445 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 48.0769 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 25.9615 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 34.2548 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 48.0769%

ในตารางที่ 5.16, 5.18, 5.20, 5.22, 5.24, 5.26 และรูปที่ 5.10, 5.11, 5.12, 5.13, 5.14, 5.15 แสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions ทั้ง 6 แบบที่ปรับเปลี่ยนค่า α สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัต์ 115 kV ของ กฟภ. สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

จากผลลัพธ์ที่ผ่านการฝึกสอนแล้วถูกทดสอบซึ่งสอดคล้องกับค่าวัดที่แตกต่างกัน ซึ่งไม่ได้รวมอยู่ในชุดฝึกสอนจำนวน 52 ชุดของระบบแบบ 8 บัต์ 115 kV ของ กฟภ. ซึ่งผลลัพธ์ของชุดทดสอบจำนวน 8 ชุดที่ได้จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เมื่อเปรียบเทียบกับผลลัพธ์ที่ได้จากการหาโดยวิธี MJMR แล้วจะสังเกตได้ว่าค่าที่ได้นั้นมีความคลาดเคลื่อนค่อนข้างสูง

5.2.1.4 การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-

Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + \alpha^2)^{-\frac{1}{2}}$ เมื่อ α กำหนดให้เป็น 0.05, 0.5, 5, 10, 50 และ 100 สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

ในตารางที่ 5.27 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ส่วนในตารางที่ 5.28 และรูปที่ 5.16 จะแสดงผลลัพท์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{-\frac{1}{2}}$

ในตารางที่ 5.29 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ส่วนในตารางที่ 5.30 และรูปที่ 5.17 จะแสดงผลลัพท์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{-\frac{1}{2}}$

ในตารางที่ 5.31 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ส่วนในตารางที่ 5.32 และรูปที่ 5.18 จะแสดงผลลัพท์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^{-\frac{1}{2}}$

ในตารางที่ 5.33 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ส่วนในตารางที่ 5.34 และรูปที่ 5.19 จะแสดงผลลัพท์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^{-\frac{1}{2}}$

ในตารางที่ 5.35 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ส่วนในตารางที่ 5.36 และรูปที่ 5.20 จะแสดงผลลัพท์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จาก

โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น

$$a(n) = (n^2 + 50^2)^{-\frac{1}{2}}$$

ในตารางที่ 5.37 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้ สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลัง แบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ส่วนในตารางที่ 5.38 และรูปที่ 5.21 จะแสดงผลลัพท์และแผนภูมิ แท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จาก โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น

$$a(n) = (n^2 + 100^2)^{-\frac{1}{2}}$$

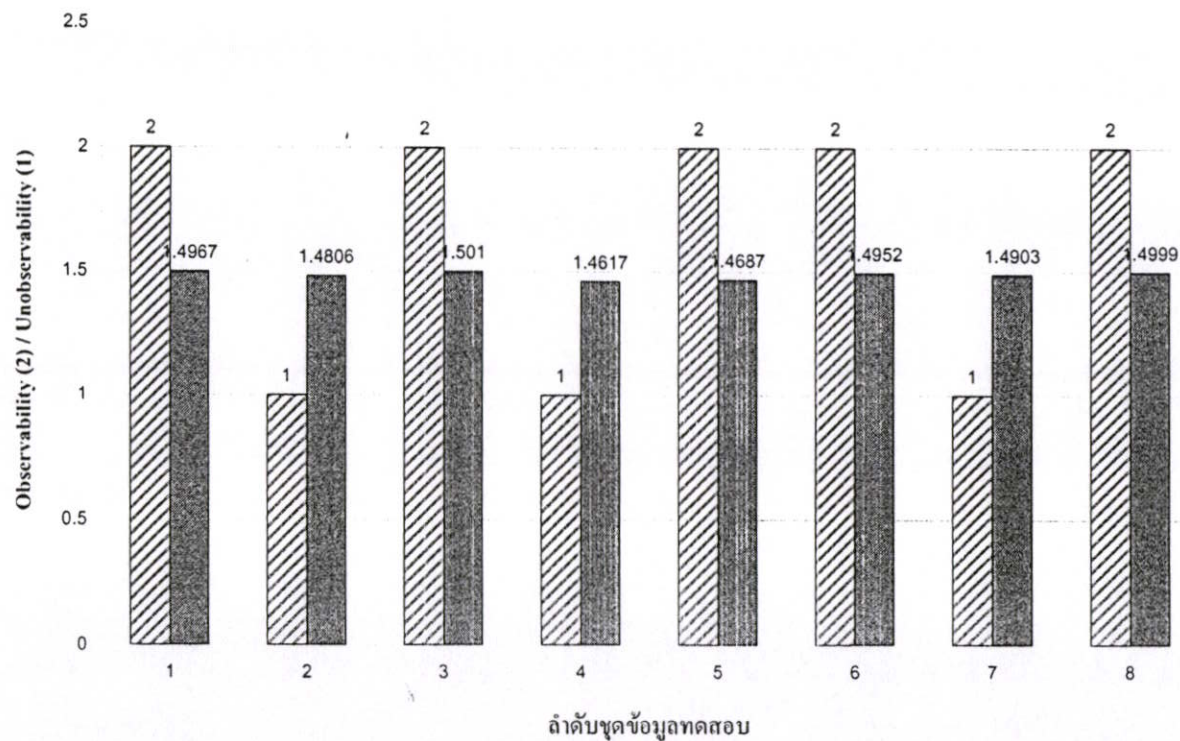
ตารางที่ 5.27 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{-1/2}$

ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	100	26.1090	24.9849	36.8475	48.6936	25.5337	34.0178	48.4235
10 ถึง 1000	10	29.8600	20.8151	31.6525	43.5108	24.9631	33.7780	49.0170
1 ถึง 100	1	24.5470	8.9004	13.3544	18.5261	24.9491	33.7731	49.0335
0.2 ถึง 20	0.2	25.0160	2.4780	3.7406	5.2217	24.9490	33.7730	49.0336
0.1 ถึง 10	0.1	25.5460	1.3020	1.9689	2.7516	24.9490	33.7730	49.0336
0.02 ถึง 2	0.02	26.1410	0.2714	0.4111	0.5751	24.9490	33.7730	49.0336
0.01 ถึง 1	0.01	26.1870	0.1364	0.2067	0.2892	24.9490	33.7730	49.0336
0.006 ถึง 0.667	0.0067	25.6400	0.0911	0.1380	0.1932	24.9490	33.7730	49.0336

ตารางที่ 5.28 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{-1/2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. (2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาทเทียม ($a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{-1/2}$)
1	1, 2, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 7-8	2	1.4967
2	3, 5, 6	2-3, 4-7,	1	1.4806
3	1, 2, 4, 5, 7	1-2, 6-7	2	1.5010
4	2, 4, 6, 8	1-2, 1-6, 4-8, 7-8	1	1.4617
5	2, 3, 4, 8	2-3, 1-5, 4-7, 6-7, 7-8	2	1.4687
6	1, 2, 3, 6, 7, 8	1-2, 2-3, 1-5, 6-7	2	1.4952
7	1, 3,	1-6, 6-7	1	1.4903
8	1, 3, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 4-7, 4-8	2	1.4999



▨ วิธีการลดทอน Jacobian Matrix ของค่าวัด ■ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Inverse Multi-Quadric Functions)

รูปที่ 5.16 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{-1/2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

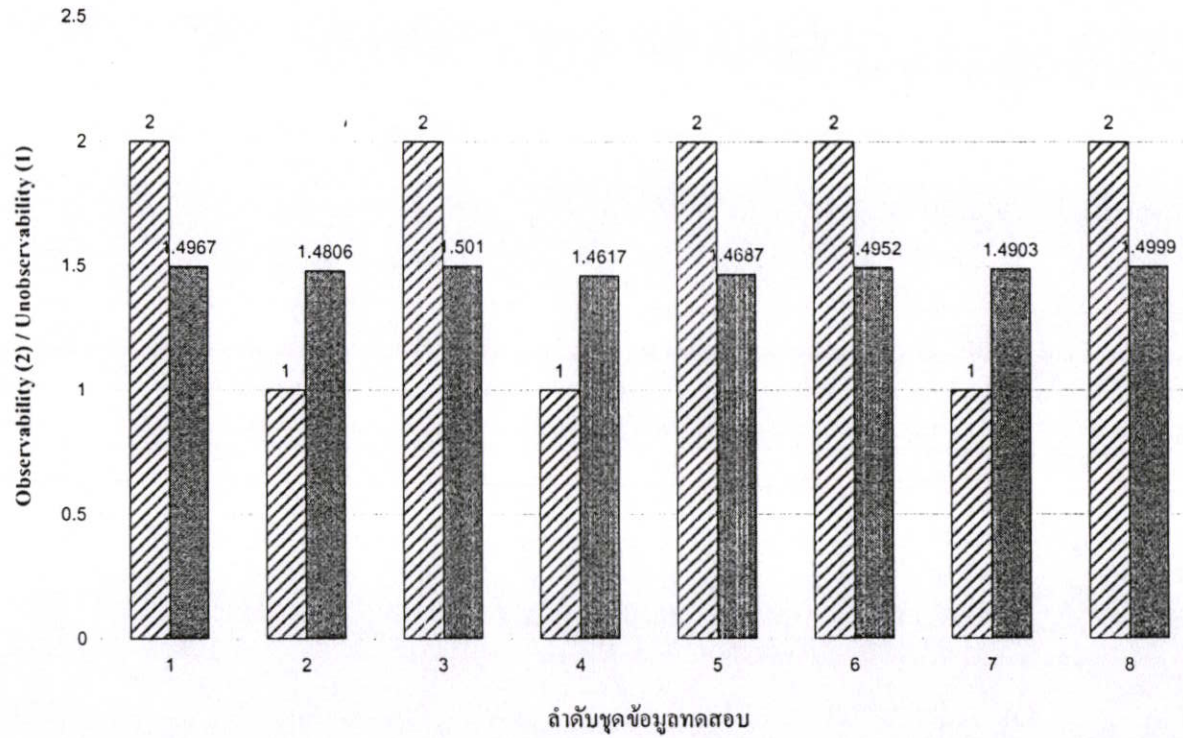
ตารางที่ 5.29 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{-1/2}$

ค่า spread ที่ใช้ใน การทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	100	25.7190	25.9447	37.4352	48.0898	25.9537	34.2501	48.0822
10 ถึง 1000	10	24.3280	24.9849	36.8475	48.6936	25.5337	34.0178	48.4235
1 ถึง 100	1	26.3130	20.8151	31.6525	43.5108	24.9631	33.7780	49.0170
0.2 ถึง 20	0.2	24.5000	13.0662	19.6749	27.1815	24.9496	33.7732	49.0330
0.1 ถึง 10	0.1	26.5470	8.9004	13.3544	18.5261	24.9491	33.7731	49.0335
0.02 ถึง 2	0.02	26.1870	2.4780	3.7406	5.2217	24.9490	33.7730	49.0336
0.01 ถึง 1	0.01	25.7030	1.3020	1.9689	2.7516	24.9490	33.7730	49.0336
0.006 ถึง 0.667	0.0067	24.6250	0.8829	1.3360	1.8680	24.9490	33.7730	49.0336

ตารางที่ 5.30 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการMJMR ของ
 ค่าวัดกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric
 Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{-1/2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV
 ของ กฟภ. (2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการMJMR	โครงข่าย ประสาทเทียม $(a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{-1/2})$
1	1, 2, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 7-8	2	1.4967
2	3, 5, 6	2-3, 4-7,	1	1.4806
3	1, 2, 4, 5, 7	1-2, 6-7	2	1.5010
4	2, 4, 6, 8	1-2, 1-6, 4-8, 7-8	1	1.4617
5	2, 3, 4, 8	2-3, 1-5, 4-7, 6-7, 7-8	2	1.4687
6	1, 2, 3, 6, 7, 8	1-2, 2-3, 1-5, 6-7	2	1.4952
7	1, 3,	1-6, 6-7	1	1.4903
8	1, 3, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 4-7, 4-8	2	1.4999



วิธีการลดทอน Jacobian Matrix ของค่าวัด

 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Inverse Multi-Quadric Functions)

รูปที่ 5.17 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา ON ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{-1}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

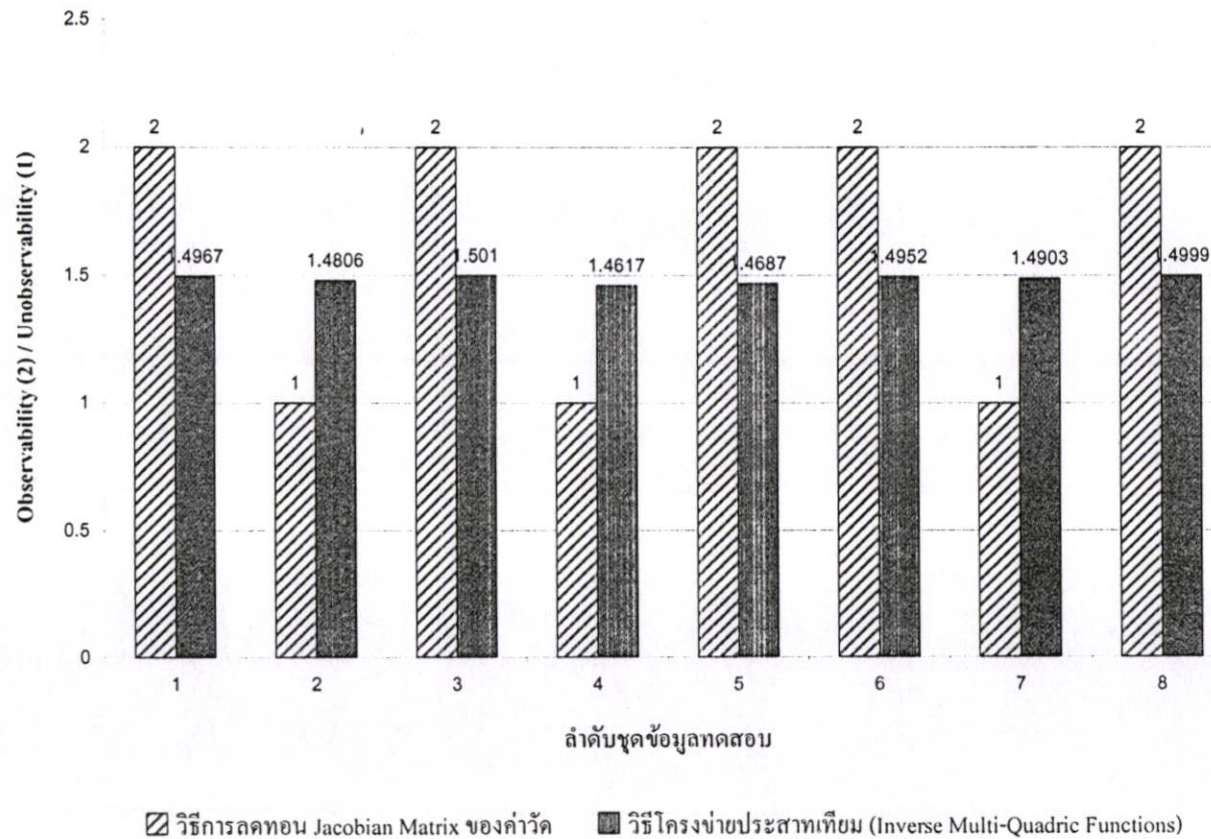
ตารางที่ 5.31 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ที่ใช้สมการ Inverse Multi

Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^{-1}$

ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	100	24.9220	25.9614	37.4444	48.0771	25.9615	34.2548	48.0770
10 ถึง 1000	10	24.7190	25.9447	37.4352	48.0898	25.9537	34.2501	48.0822
1 ถึง 100	1	24.5940	24.9849	36.8475	48.6936	25.5337	34.0178	48.4235
0.2 ถึง 20	0.2	25.0000	22.5358	34.2563	46.9638	25.0031	33.7923	48.9705
0.1 ถึง 10	0.1	24.4690	20.8151	31.6525	43.5108	24.9631	33.7780	49.0170
0.02 ถึง 2	0.02	26.1250	13.0662	19.6749	27.1815	24.9496	33.7732	49.0330
0.01 ถึง 1	0.01	25.4070	8.9004	13.3544	18.5261	24.9491	33.7731	49.0335
0.006 ถึง 0.667	0.0067	24.3750	6.7390	10.1073	14.0512	24.9491	33.7730	49.0336

ตารางที่ 5.32 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการMJMR กับ
วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions
เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.
(2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ถ้าวัด Injection (บัส)	ถ้าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการMJMR	โครงข่าย ประสาทเทียม ($a(n) = (n^2 + 5^2)^{-\frac{1}{2}}$)
1	1, 2, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 7-8	2	1.4967
2	3, 5, 6	2-3, 4-7,	1	1.4806
3	1, 2, 4, 5, 7	1-2, 6-7	2	1.5010
4	2, 4, 6, 8	1-2, 1-6, 4-8, 7-8	1	1.4617
5	2, 3, 4, 8	2-3, 1-5, 4-7, 6-7, 7-8	2	1.4687
6	1, 2, 3, 6, 7, 8	1-2, 2-3, 1-5, 6-7	2	1.4952
7	1, 3,	1-6, 6-7	1	1.4903
8	1, 3, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 4-7, 4-8	2	1.4999



รูปที่ 5.18 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^{-1/2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

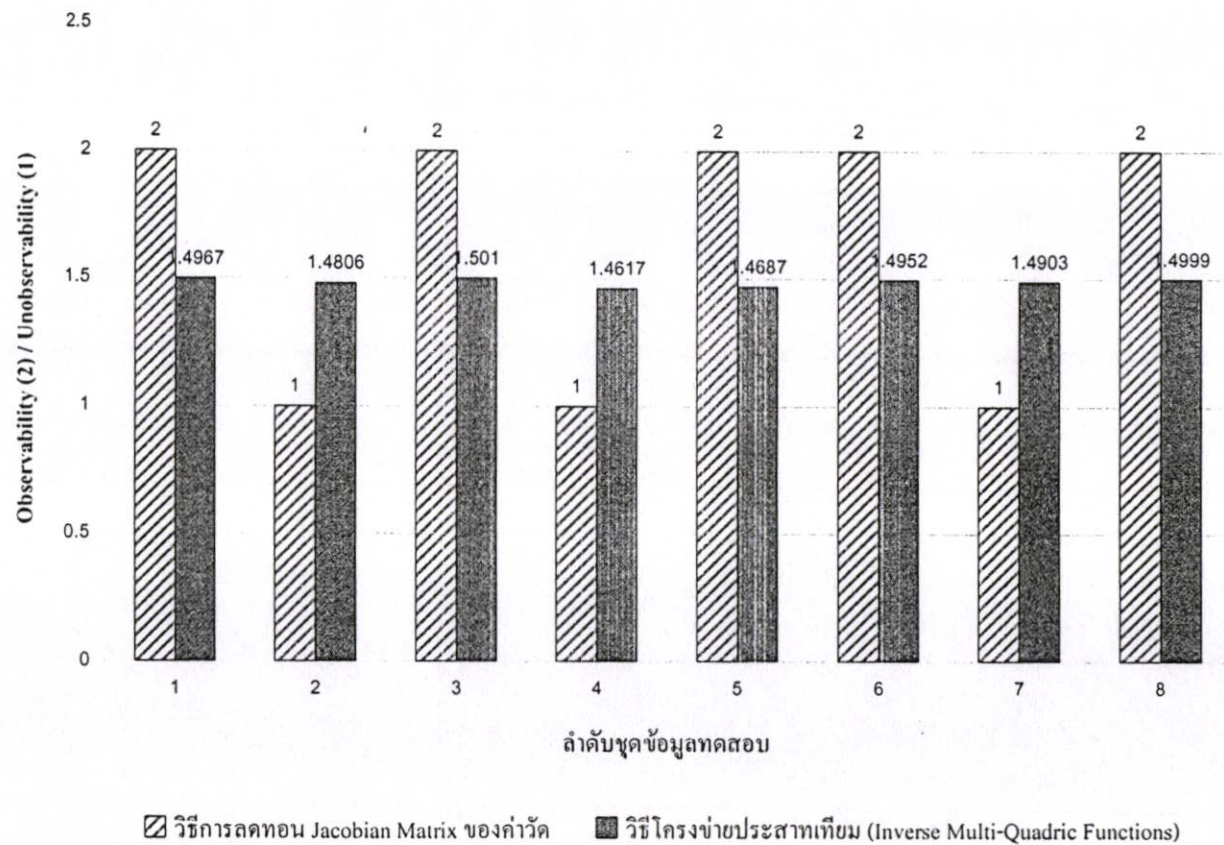
ตารางที่ 5.33 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ที่ใช้สมการ Inverse Multi-

Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^{-1/2}$

ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	100	27.6710	25.9615	37.4445	48.0770	25.9615	34.2548	48.0769
10 ถึง 1000	10	24.4850	25.9573	37.4422	48.0802	25.9596	34.2536	48.0783
1 ถึง 100	1	24.7810	25.6060	37.2424	48.3355	25.8004	34.1605	48.1949
0.2 ถึง 20	0.2	25.5150	23.7078	35.7580	48.5640	25.1344	33.8416	48.8233
0.1 ถึง 10	0.1	28.0630	22.5358	34.2563	46.9638	25.0031	33.7923	48.9705
0.02 ถึง 2	0.02	24.2660	17.0325	25.7724	35.4592	24.9513	33.7738	49.0309
0.01 ถึง 1	0.01	24.3590	13.0662	19.6749	27.1815	24.9496	33.7732	49.0330
0.006 ถึง 0.667	0.0067	24.5620	10.5883	15.9099	22.0346	24.9493	33.7731	49.0333

ตารางที่ 5.34 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับ
 วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions
 เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.
 (2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่าย ประสาทเทียม $(a(n) = (n^2 + 10^2)^{-\frac{1}{2}})$
1	1, 2, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 7-8	2	1.4967
2	3, 5, 6	2-3, 4-7,	1	1.4806
3	1, 2, 4, 5, 7	1-2, 6-7	2	1.5010
4	2, 4, 6, 8	1-2, 1-6, 4-8, 7-8	1	1.4617
5	2, 3, 4, 8	2-3, 1-5, 4-7, 6-7, 7-8	2	1.4687
6	1, 2, 3, 6, 7, 8	1-2, 2-3, 1-5, 6-7	2	1.4952
7	1, 3,	1-6, 6-7	1	1.4903
8	1, 3, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 4-7, 4-8	2	1.4999



รูปที่ 5.19 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^{-1}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

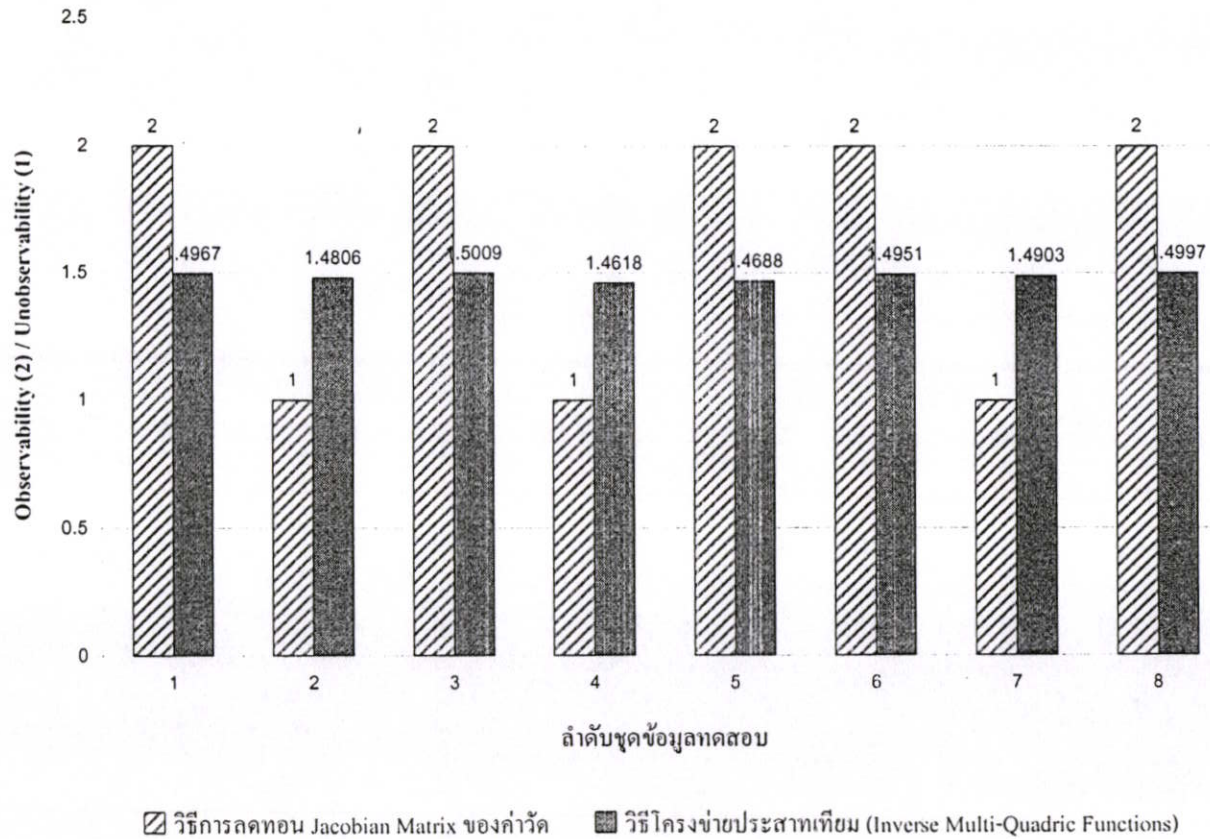
ตารางที่ 5.35 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บิต 115 kV ของ กฟภ. ที่ใช้สมการ Inverse

Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^{-1}$

ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	100	24.5470	25.9615	37.4445	48.0769	25.9615	34.2548	48.0769
10 ถึง 1000	10	24.8910	25.9614	37.4444	48.0771	25.9615	34.2548	48.0770
1 ถึง 100	1	25.1250	25.9447	37.4352	48.0898	25.9537	34.2501	48.0822
0.2 ถึง 20	0.2	24.5160	25.6060	37.2424	48.3355	25.8004	34.1605	48.1949
0.1 ถึง 10	0.1	24.5160	24.9849	36.8475	48.6936	25.5337	34.0178	48.4235
0.02 ถึง 2	0.02	24.0940	22.5358	34.2563	46.9638	25.0031	33.7923	48.9705
0.01 ถึง 1	0.01	25.3120	20.8151	31.6525	43.5108	24.9631	33.7780	49.0170
0.006 ถึง 0.667	0.0067	25.1880	19.3766	29.4167	40.4497	24.9553	33.7752	49.0262

ตารางที่ 5.36 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการMJMR กับ
 วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions
 เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.
 (2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการMJMR	โครงข่าย ประสาทเทียม $(a(n) = (n^2 + 50^2)^{-\frac{1}{2}})$
1	1, 2, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 7-8	2	1.4967
2	3, 5, 6	2-3, 4-7,	1	1.4806
3	1, 2, 4, 5, 7	1-2, 6-7	2	1.5009
4	2, 4, 6, 8	1-2, 1-6, 4-8, 7-8	1	1.4618
5	2, 3, 4, 8	2-3, 1-5, 4-7, 6-7, 7-8	2	1.4688
6	1, 2, 3, 6, 7, 8	1-2, 2-3, 1-5, 6-7	2	1.4951
7	1, 3,	1-6, 6-7	1	1.4903
8	1, 3, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 4-7, 4-8	2	1.4997



รูปที่ 5.20 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^{-1/2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

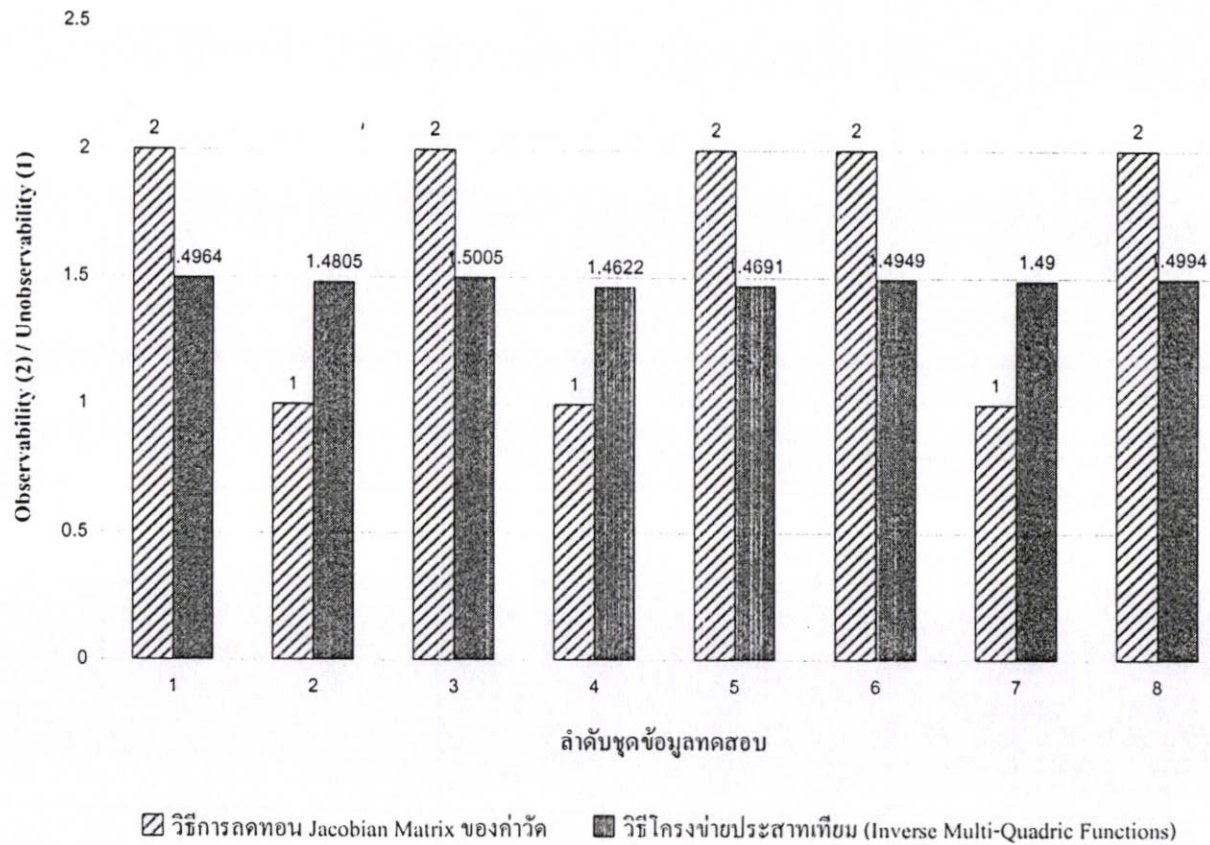
ตารางที่ 5.37 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ที่ใช้สมการ Inverse Multi-

Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^{-1}$

ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	100	24.5790	25.9615	37.4445	48.0769	25.9615	34.2548	48.0769
10 ถึง 1000	10	24.4370	25.9615	37.4445	48.0770	25.9615	34.2548	48.0769
1 ถึง 100	1	24.5150	25.9573	37.4422	48.0802	25.9596	34.2536	48.0783
0.2 ถึง 20	0.2	24.4850	25.8602	37.3882	48.1533	25.9146	34.2271	48.1092
0.1 ถึง 10	0.1	25.0000	25.6060	37.2424	48.3355	25.8004	34.1605	48.1949
0.02 ถึง 2	0.02	26.5780	23.7078	35.7580	48.5640	25.1344	33.8416	48.8233
0.01 ถึง 1	0.01	24.7500	22.5358	34.2563	46.9638	25.0031	33.7923	48.9705
0.006 ถึง 0.667	0.0067	27.6880	21.6272	32.9021	45.1990	24.9738	33.7818	49.0045

ตารางที่ 5.38 ตารางแสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^{-1/2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. (2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลจุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาทเทียม ($a(n) = (n^2 + 100^2)^{-1/2}$)
1	1, 2, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 7-8	2	1.4964
2	3, 5, 6	2-3, 4-7,	1	1.4805
3	1, 2, 4, 5, 7	1-2, 6-7	2	1.5005
4	2, 4, 6, 8	1-2, 1-6, 4-8, 7-8	1	1.4622
5	2, 3, 4, 8	2-3, 1-5, 4-7, 6-7, 7-8	2	1.4691
6	1, 2, 3, 6, 7, 8	1-2, 2-3, 1-5, 6-7	2	1.4949
7	1, 3,	1-6, 6-7	1	1.4900
8	1, 3, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 4-7, 4-8	2	1.4994



รูปที่ 5.21 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^{-1}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

ผลการทดลองในตารางที่ 5.27, 5.29, 5.31, 5.33, 5.35 และ 5.37 เป็นการทดสอบหา NO ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions สำหรับระบบ 8 บัต์ 115 kV ของ กฟภ. สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

จากตารางที่ 5.27 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{-1/2}$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 0.2 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 25.0160 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 2.4780 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 3.7406 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 5.2217 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 24.9490 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 33.7730 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 49.0336 %

จากตารางที่ 5.29 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{-1/2}$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 0.0067 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 24.6250 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 0.8829 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 1.3360 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 1.8680 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 24.9490 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 33.7730 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 49.0336 %

จากตารางที่ 5.31 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^{-1/2}$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 0.0067 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 24.3750 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 6.7390 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 10.1073 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 14.0512 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 24.9491 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 33.7730 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 49.0336 %

จากตารางที่ 5.33 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^{-1/2}$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 0.0067 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 24.5620 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 10.5883 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 15.9099 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 22.0346 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 24.9493 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 33.7731 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 49.0333%

จากตารางที่ 5.35 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^{-1/2}$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 0.0067 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 25.1880 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 19.3766 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 29.4167 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 40.4497 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 24.9553 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 33.7752 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 49.0262%

จากตารางที่ 5.37 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^{-1/2}$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 0.0067 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 27.6880 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 21.6272 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 32.9021 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 45.1990 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 24.9738 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 33.7818 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 49.0045 %

ในตารางที่ 5.28, 5.30, 5.32, 5.34, 5.36, 5.38 และรูปที่ 5.16, 5.17, 5.18, 5.19, 5.20, 5.21 แสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากวิธีการลดทอน Jacobian Matrix ของค่าวัดกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions ทั้ง 6 แบบที่ปรับเปลี่ยนค่า α สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

จากผลลัพธ์ที่ผ่านการฝึกสอนแล้วถูกทดสอบซึ่งสอดคล้องกับค่าวัดที่แตกต่างกัน ซึ่งไม่ได้รวมอยู่ในชุดฝึกสอนจำนวน 52 ชุดของระบบแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ. ซึ่งผลลัพธ์ของชุดทดสอบจำนวน 8 ชุดที่ได้จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เมื่อเปรียบเทียบกับผลลัพธ์ที่ได้จากการหาโดยวิธีการ MJMR แล้วจะสังเกตเห็นว่าค่าที่ได้นั้นมีความคลาดเคลื่อนค่อนข้างสูง

5.2.2 รูปแบบการนำเสนอด้วยโครงข่ายประสาทเทียมชนิด GRNN สำหรับ ระบบไฟฟ้า กำลังแบบ 14 บัส 230 kV (กฟผ.)

การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. นั้นจะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบโดยใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Radial Basis Function เป็นสมการในชั้นซ่อน (Hidden Layer) ซึ่งสามารถแบ่งออกเป็นฟังก์ชันพื้นฐานต่าง ๆ ที่ได้ออกมาไว้ในบทที่ 5 โดยรายละเอียดต่าง ๆ มีดังนี้

5.2.2.1 การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression

ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-n^2}$, $a(n) = e^{-0.5n^2}$, $a(n) = e^{-1.5n^2}$ และ $a(n) = e^{-2n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.

ในตารางที่ 5.39 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ส่วนในตารางที่ 5.40 และรูปที่ 5.22 จะแสดงผลลัพท์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-n^2}$

ในตารางที่ 5.41 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-0.5n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ส่วนในตารางที่ 5.42 และรูปที่ 5.23 จะแสดงผลลัพท์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-0.5n^2}$

ในตารางที่ 5.43 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-1.5n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ส่วนในตารางที่ 5.44 และรูปที่ 5.24 จะแสดงผลลัพท์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-1.5n^2}$

ในตารางที่ 5.45 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-2n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ส่วนในตารางที่ 5.46 และรูปที่ 5.25 จะแสดงผลลัพท์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-2n^2}$

ตารางที่ 5.39 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ

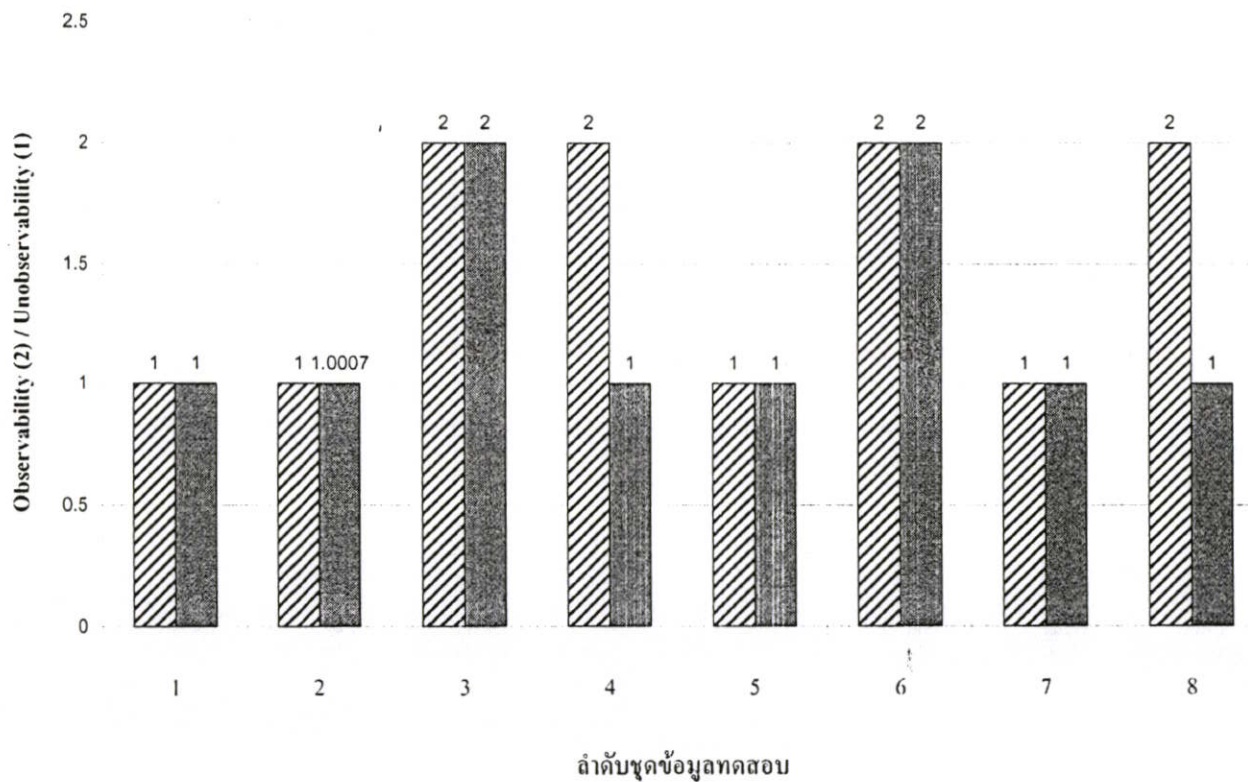
Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-n^2}$

ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	100	24.9840	26.3766	37.3793	47.2402	26.3779	36.7989	47.2219
10 ถึง 1000	10	25.2190	25.1389	36.8358	48.9478	25.2955	36.1456	47.1921
1 ถึง 100	1	25.0000	0	8.8659e-008	3.0491e-006	0.0573	16.0866	49.9272
0.2 ถึง 20	0.2	36.3900	0	0	0	0	12.5093	50
0.1 ถึง 10	0.1	25.1100	0	0	0	NaN	NaN	NaN
0.04 ถึง 4	0.04	24.7970	0	0	0	NaN	NaN	NaN
0.02 ถึง 2	0.02	25.4680	0	0	0	NaN	NaN	NaN
0.01 ถึง 1	0.01	25.8750	0	0	0	NaN	NaN	NaN
0.006 ถึง 0.667	0.0067	26.9850	0	0	0	NaN	NaN	NaN

หมายเหตุ : NaN = ไม่สามารถหาค่าได้

ตารางที่ 5.40 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. (2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาทเทียม ($a(n) = e^{-n^2}$)
1	4, 6, 7, 12, 13, 14	2-3, 2-14, 5-6, 6-7, 10-11, 11-14, 12-13	1	1.0000
2	1, 2, 6, 7, 11, 12	1-13, 2-3, 5-6, 6-7, 10-11, 11-12, 12-13, 12-14	1	1.0007
3	1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 10, 11, 13, 14	1-2, 1-13, 2-3, 2-14, 4-5, 5-6, 6-7, 7-8, 9-10, 10-11, 11-12, 11-14, 12-14	2	2.0000
4	1, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14	1-2, 2-3, 2-14, 3-4, 4-5, 5-6, 7-8, 7-9, 9-10, 10-11, 11-14, 12-13, 12-14	2	1.0000
5	3, 6, 7, 8, 12, 13	1-13, 3-4, 4-5, 7-9, 11-12	1	1.0000
6	1, 2, 3, 5, 6, 8, 9, 10, 12, 13, 14	1-13, 2-14, 4-5, 7-8, 9-10, 11-12, 12-14	2	2.0000
7	2, 5, 10, 11, 12, 14	1-2, 2-14, 7-8, 7-9, 9-10, 12-13, 12-14	1	1.0000
8	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 12, 13, 14	1-13, 2-3, 5-6, 7-9, 9-10, 11-14, 12-13	2	1.0000



▨ วิธีการลดทอน Jacobian Matrix ของค่าวัด ■ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Gaussian Functions)

รูปที่ 5.22 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.

ตารางที่ 5.41 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ

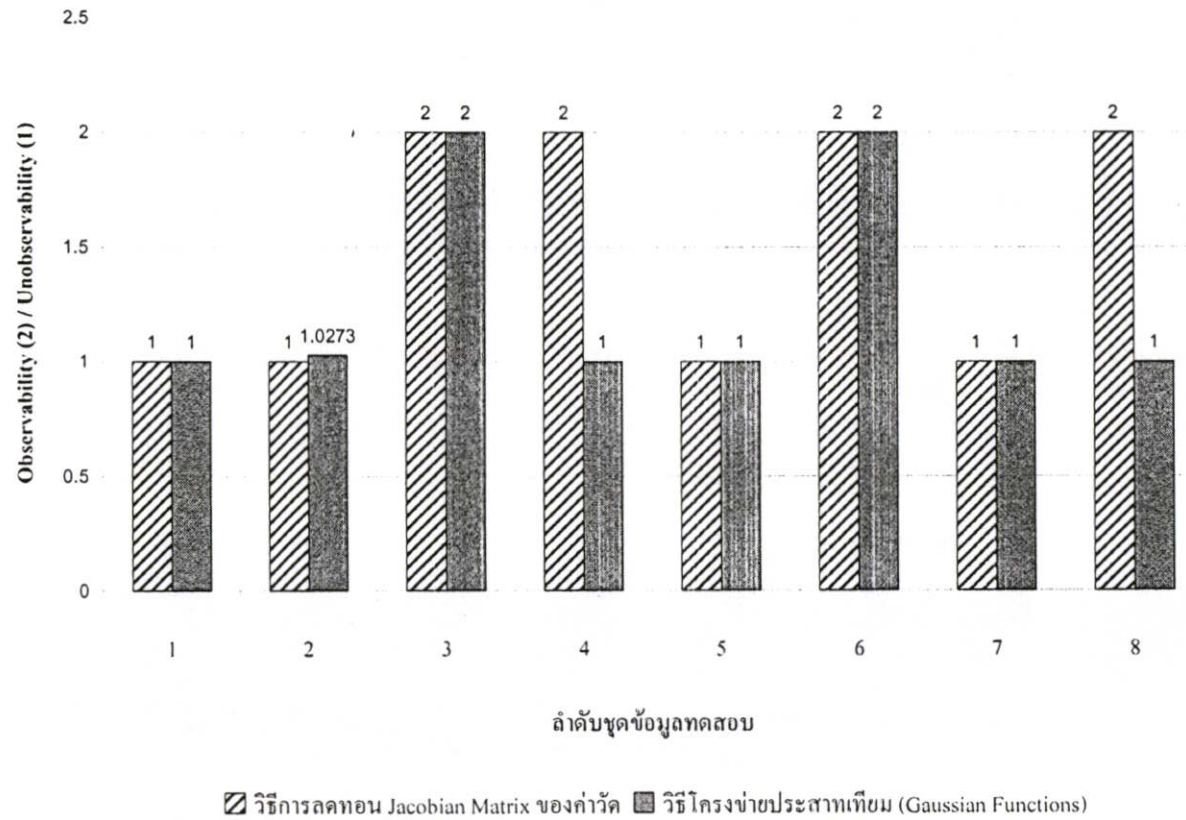
Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-0.5n^2}$

ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	100	25.4530	26.3827	37.3818	47.2312	26.3834	36.8022	47.2221
10 ถึง 1000	10	25.0790	25.7693	37.1230	48.1032	25.8398	36.4751	47.2062
1 ถึง 100	1	26.5310	5.7483e-007	0.0013	0.0190	1.6209	18.5237	46.5186
0.2 ถึง 20	0.2	29.6410	0	0	0	0	12.8410	50
0.1 ถึง 10	0.1	24.8910	0	0	0	NaN	NaN	NaN
0.04 ถึง 4	0.04	25.3600	0	0	0	NaN	NaN	NaN
0.02 ถึง 2	0.02	26.8590	0	0	0	NaN	NaN	NaN
0.01 ถึง 1	0.01	24.6250	0	0	0	NaN	NaN	NaN
0.006 ถึง 0.667	0.0067	25.5470	0	0	0	NaN	NaN	NaN

หมายเหตุ : NaN = ไม่สามารถหาค่าได้

ตารางที่ 5.42 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุด ระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-0.5n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. (2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาทเทียม ($a(n) = e^{-0.5n^2}$)
1	4, 6, 7, 12, 13, 14	2-3, 2-14, 5-6, 6-7, 10-11, 11-14, 12-13	1	1.0000
2	1, 2, 6, 7, 11, 12	1-13, 2-3, 5-6, 6-7, 10-11, 11-12, 12-13, 12-14	1	1.0273
3	1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 10, 11, 13, 14	1-2, 1-13, 2-3, 2-14, 4-5, 5-6, 6-7, 7-8, 9-10, 10-11, 11-12, 11-14, 12-14	2	2.0000
4	1, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14	1-2, 2-3, 2-14, 3-4, 4-5, 5-6, 7-8, 7-9, 9-10, 10-11, 11-14, 12-13, 12-14	2	1.0000
5	3, 6, 7, 8, 12, 13	1-13, 3-4, 4-5, 7-9, 11-12	1	1.0000
6	1, 2, 3, 5, 6, 8, 9, 10, 12, 13, 14	1-13, 2-14, 4-5, 7-8, 9-10, 11-12, 12-14	2	2.0000
7	2, 5, 10, 11, 12, 14	1-2, 2-14, 7-8, 7-9, 9-10, 12-13, 12-14	1	1.0000
8	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 12, 13, 14	1-13, 2-3, 5-6, 7-9, 9-10, 11-14, 12-13	2	1.0000



รูปที่ 5.23 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-0.5n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.

ตารางที่ 5.43 ผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ

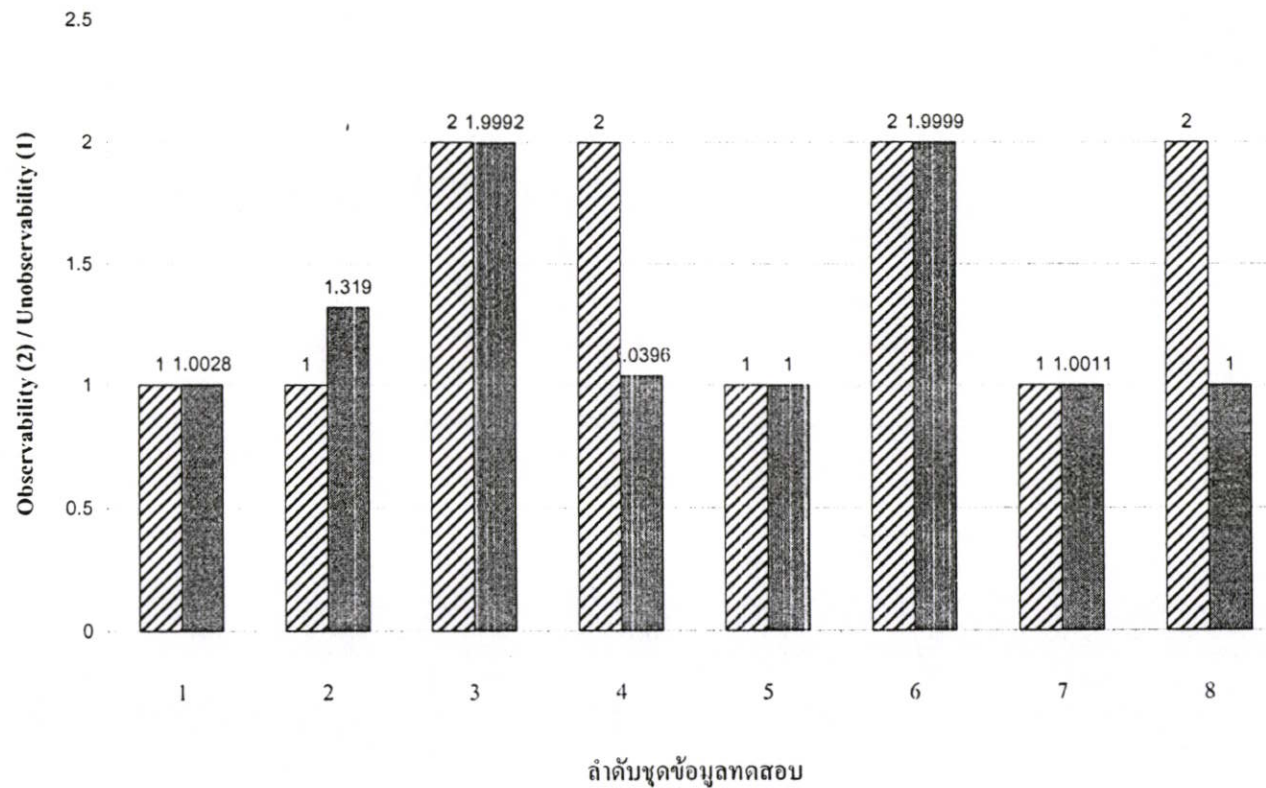
Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-0.5n^2}$

ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	100	24.7030	26.3704	37.3768	47.2491	26.3724	36.7956	47.2217
10 ถึง 1000	10	24.9380	24.4965	36.5181	49.7477	24.7563	35.8170	47.1790
1 ถึง 100	1	24.8280	0	1.2233e-011	5.2944e-010	0.0014	16.2933	49.9985
0.2 ถึง 20	0.2	42.9380	0	0	0	0	NaN	50
0.1 ถึง 10	0.1	26.6090	0	0	0	NaN	NaN	NaN
0.04 ถึง 4	0.04	25.3440	0	0	0	NaN	NaN	NaN
0.02 ถึง 2	0.02	24.9220	0	0	0	NaN	NaN	NaN
0.01 ถึง 1	0.01	26.1250	0	0	0	NaN	NaN	NaN
0.006 ถึง 0.667	0.0067	25.9690	0	0	0	NaN	NaN	NaN

หมายเหตุ : NaN = ไม่สามารถหาค่าได้

ตารางที่ 5.44 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-1.5n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. (2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาทเทียม ($a(n) = e^{-1.5n^2}$)
1	4, 6, 7, 12, 13, 14	2-3, 2-14, 5-6, 6-7, 10-11, 11-14, 12-13	1	1.0028
2	1, 2, 6, 7, 11, 12	1-13, 2-3, 5-6, 6-7, 10-11, 11-12, 12-13, 12-14	1	1.3190
3	1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 10, 11, 13, 14	1-2, 1-13, 2-3, 2-14, 4-5, 5-6, 6-7, 7-8, 9-10, 10-11, 11-12, 11-14, 12-14	2	1.9992
4	1, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14	1-2, 2-3, 2-14, 3-4, 4-5, 5-6, 7-8, 7-9, 9-10, 10-11, 11-14, 12-13, 12-14	2	1.0396
5	3, 6, 7, 8, 12, 13	1-13, 3-4, 4-5, 7-9, 11-12	1	1.0000
6	1, 2, 3, 5, 6, 8, 9, 10, 12, 13, 14	1-13, 2-14, 4-5, 7-8, 9-10, 11-12, 12-14	2	1.9999
7	2, 5, 10, 11, 12, 14	1-2, 2-14, 7-8, 7-9, 9-10, 12-13, 12-14	1	1.0011
8	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 12, 13, 14	1-13, 2-3, 5-6, 7-9, 9-10, 11-14, 12-13	2	1.0000



▨ วิธีการลดทอน Jacobian Matrix ของค่าวัด ■ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Gaussian Functions)

รูปที่ 5.24 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-1.5n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.

ตารางที่ 5.45 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Gaussian

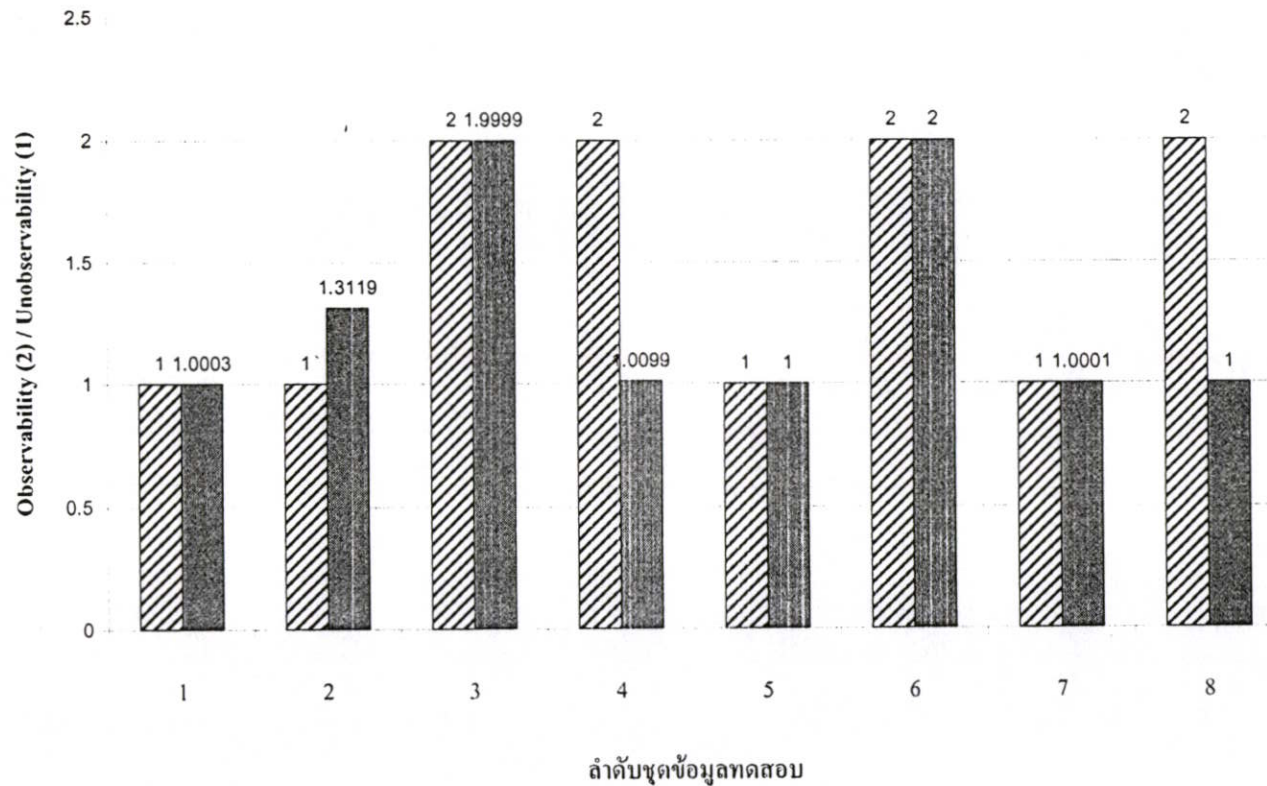
Functions เป็น $a(n) = e^{-2n^2}$

ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	100	24.8900	26.3643	37.3743	47.2581	26.3668	36.7923	47.2215
10 ถึง 1000	10	24.5150	23.8405	36.1647	50.4934	24.2223	35.4896	47.1662
1 ถึง 100	1	24.8750	0	1.8504e-015	8.8818e-014	3.2937e-005	16.3430	50.0000
0.2 ถึง 20	0.2	26.9370	0	0	0	NaN	NaN	NaN
0.1 ถึง 10	0.1	25.0630	0	0	0	NaN	NaN	NaN
0.04 ถึง 4	0.04	25.5940	0	0	0	NaN	NaN	NaN
0.02 ถึง 2	0.02	25.1090	0	0	0	NaN	NaN	NaN
0.01 ถึง 1	0.01	25.5630	0	0	0	NaN	NaN	NaN
0.006 ถึง 0.667	0.0067	26.1250	0	0	0	NaN	NaN	NaN

หมายเหตุ : NaN = ไม่สามารถหาค่าได้

ตารางที่ 5.46 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-2n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. (2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาทเทียม ($a(n) = e^{-2n^2}$)
1	4, 6, 7, 12, 13, 14	2-3, 2-14, 5-6, 6-7, 10-11, 11-14, 12-13	1	1.0003
2	1, 2, 6, 7, 11, 12	1-13, 2-3, 5-6, 6-7, 10-11, 11-12, 12-13, 12-14	1	1.3119
3	1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 10, 11, 13, 14	1-2, 1-13, 2-3, 2-14, 4-5, 5-6, 6-7, 7-8, 9-10, 10-11, 11-12, 11-14, 12-14	2	1.9999
4	1, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14	1-2, 2-3, 2-14, 3-4, 4-5, 5-6, 7-8, 7-9, 9-10, 10-11, 11-14, 12-13, 12-14	2	1.0099
5	3, 6, 7, 8, 12, 13	1-13, 3-4, 4-5, 7-9, 11-12	1	1.0000
6	1, 2, 3, 5, 6, 8, 9, 10, 12, 13, 14	1-13, 2-14, 4-5, 7-8, 9-10, 11-12, 12-14	2	2.0000
7	2, 5, 10, 11, 12, 14	1-2, 2-14, 7-8, 7-9, 9-10, 12-13, 12-14	1	1.0001
8	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 12, 13, 14	1-13, 2-3, 5-6, 7-9, 9-10, 11-14, 12-13	2	1.0000



▨ วิธีการลดทอน Jacobian Matrix ของค่าวัด ■ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Gaussian Functions)

รูปที่ 5.25 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-2n^2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.

ผลการทดลองในตารางที่ 5.39, 5.41, 5.43 และ 5.45 เป็นการทดสอบหา NO ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions สำหรับระบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

จากตารางที่ 5.39 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-n^2}$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 0.2 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 36.39 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 0 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 0 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 0 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 0 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 12.5093 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 50 %

จากตารางที่ 5.41 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-0.5n^2}$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 0.2 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 29.6410 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 0 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 0 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 0 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 0 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 12.8410 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 50 %

จากตารางที่ 5.43 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-1.5n^2}$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 1 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 24.8280 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 0 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ $1.2233e-011$ % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ $5.2944e-010$ % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 0.0014 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 16.2933 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 49.9985 %

จากตารางที่ 5.45 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เป็น $a(n) = e^{-2n^2}$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 1 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 24.8280 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 0 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ $1.8504e-015$ % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ $8.8818e-014$ % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ $3.2937e-005$ %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 16.3430 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 50 %

ในตารางที่ 5.40, 5.42, 5.44, 5.46 และรูปที่ 5.22, 5.23, 5.24, 5.25 แสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions ทั้ง 4 แบบสำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

จากผลลัพธ์ที่ผ่านการฝึกสอนแล้วถูกทดสอบซึ่งสอดคล้องกับค่าวัดที่แตกต่างกัน ซึ่งไม่ได้รวมอยู่ในชุดฝึกสอนจำนวน 72 ชุดของระบบแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ซึ่งผลลัพธ์ของชุดทดสอบจำนวน 8 ชุดที่ได้จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Gaussian Functions เมื่อเปรียบเทียบกับผลลัพธ์ที่ได้จากการหาโดยวิธีลดทอน Jacobian Matrix ของค่าวัดแล้วจะสังเกตได้ว่าค่าที่ได้นั้นมีค่าใกล้เคียงกันอยู่ 6 ชุดและมีความคลาดเคลื่อนอยู่ 2 ชุด (ชุดที่ 4 และชุดที่ 8) จากชุดทดสอบทั้งหมด 8 ชุด

5.2.2.2 การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Thin Plate Spline Function เป็น $a(n)=n^2\log(n)$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.

การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Thin Plate Spline Function เป็น $a(n)=n^2\log(n)$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. นั้นจะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบ ในตารางที่ 5.47 ส่วนในตารางที่ 5.48 และรูปที่ 5.26 จะแสดงผลลัพธ์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Thin Plate Spline Function

ตารางที่ 5.47 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Thin Plate

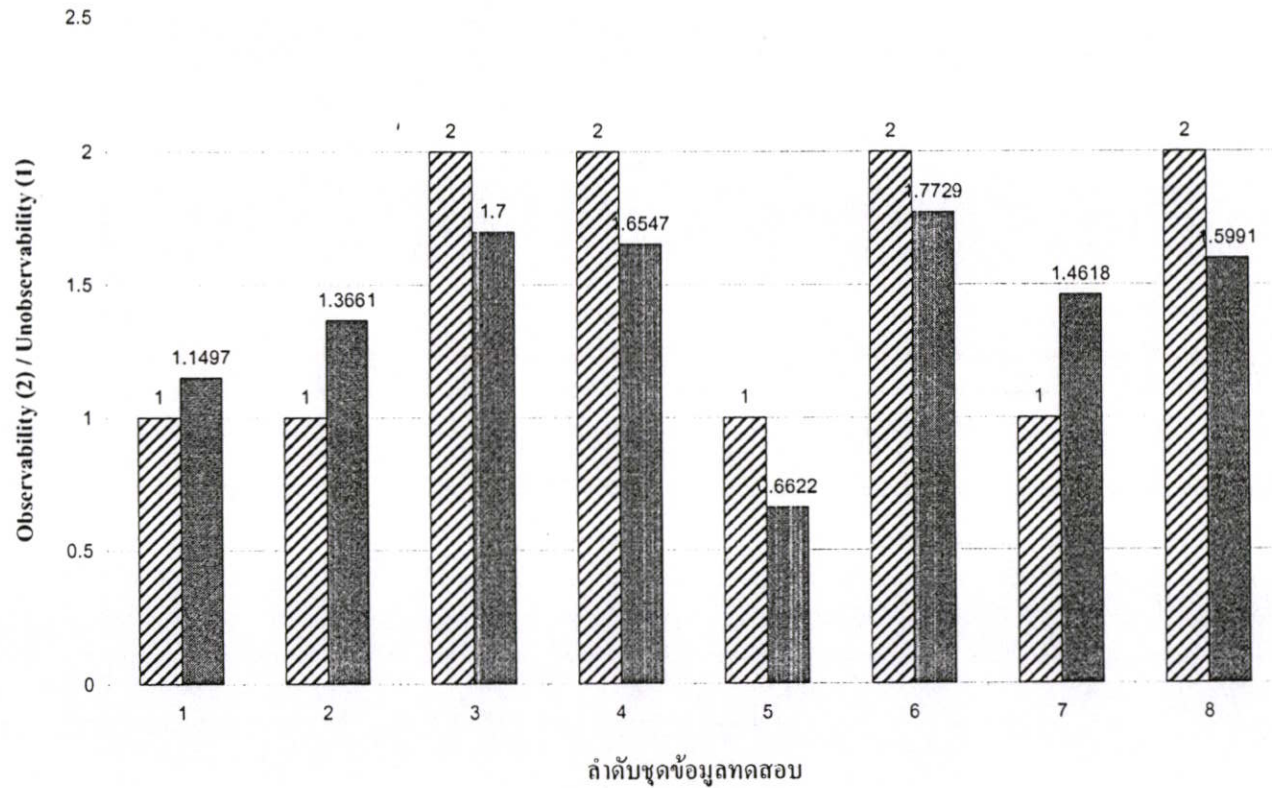
Spline Function เป็น $a(n) = n^2 \log(n)$

ค่า spread ที่ใช้ใน การทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	100	28.7650	NaN	NaN	NaN	27.4972	38.1493	48.9810
10 ถึง 1000	10	27.7500	NaN	NaN	NaN	26.1475	36.6367	47.1897
1 ถึง 100	7	36.1090	NaN	NaN	NaN	14.6127	25.8781	46.4700
0.2 ถึง 20	7	28.8910	NaN	NaN	NaN	14.6127	25.8781	46.4700
0.1 ถึง 10	6.9	28.6570	NaN	NaN	NaN	11.3549	24.4001	46.1794
0.02 ถึง 2	0.02	28.8280	NaN	NaN	NaN	27.8803	38.5753	49.5309
0.01 ถึง 1	0.01	31.3290	NaN	NaN	NaN	27.8669	38.5606	49.5123
0.006 ถึง 0.667	0.0067	28.2180	NaN	NaN	NaN	27.8603	38.5534	49.5031

หมายเหตุ : NaN = ไม่สามารถหาค่าได้

ตารางที่ 5.48 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการMJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Thin Plate Spline Function เป็น $a(n) = n^2 \log(n)$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. (2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการMJMR	โครงข่ายประสาทเทียม ($a(n) = n^2 \log(n)$)
1	4, 6, 7, 12, 13, 14	2-3, 2-14, 5-6, 6-7, 10-11, 11-14, 12-13	1	1.1497
2	1, 2, 6, 7, 11, 12	1-13, 2-3, 5-6, 6-7, 10-11, 11-12, 12-13, 12-14	1	1.3661
3	1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 10, 11, 13, 14	1-2, 1-13, 2-3, 2-14, 4-5, 5-6, 6-7, 7-8, 9-10, 10-11, 11-12, 11-14, 12-14	2	1.7000
4	1, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14	1-2, 2-3, 2-14, 3-4, 4-5, 5-6, 7-8, 7-9, 9-10, 10-11, 11-14, 12-13, 12-14	2	1.6547
5	3, 6, 7, 8, 12, 13	1-13, 3-4, 4-5, 7-9, 11-12	1	0.6622
6	1, 2, 3, 5, 6, 8, 9, 10, 12, 13, 14	1-13, 2-14, 4-5, 7-8, 9-10, 11-12, 12-14	2	1.7729
7	2, 5, 10, 11, 12, 14	1-2, 2-14, 7-8, 7-9, 9-10, 12-13, 12-14	1	1.4618
8	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 12, 13, 14	1-13, 2-3, 5-6, 7-9, 9-10, 11-14, 12-13	2	1.5991



▨ วิธีการลดทอน Jacobian Matrix ของค่าวัด ■ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Thin Plat Spline Function)

รูปที่ 5.26 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Thin Plate Spline Function เป็น $a(n) = n^2 \log(n)$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.

จากตารางที่ 5.47 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Thin Plate Spline Function เป็น $a(n) = n^2 \log(n)$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 6.9 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 28.6570 วินาที และค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum), ค่าเฉลี่ย (Mean) และค่าสูงสุด (Maximum) ไม่สามารถหาค่าได้ แต่ให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 11.3549 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 24.4001 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 46.1794 %

ในตารางที่ 5.48 และรูปที่ 5.26 แสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Thin Plate Spline Function สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

จากผลลัพธ์ที่ผ่านการฝึกสอนแล้วถูกทดสอบซึ่งสอดคล้องกับค่าวัดที่แตกต่างกัน ซึ่งไม่ได้รวมอยู่ในชุดฝึกสอนจำนวน 72 ชุดของระบบแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ซึ่งผลลัพธ์ของชุดทดสอบจำนวน 8 ชุดที่ได้จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Thin Plate Spline Function เมื่อเปรียบเทียบกับผลลัพธ์ที่ได้จากการหาโดยวิธีการ GRNN แล้วจะสังเกตได้ว่าค่าที่ได้ นั้นมีความคลาดเคลื่อนค่อนข้างสูง

5.2.2.3 การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression

ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + \alpha^2)^{\frac{1}{2}}$ เมื่อ α กำหนดให้เป็น 0.05, 0.5, 5, 10, 50 และ 100 สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.

ในตารางที่ 5.49 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ส่วนในตารางที่ 5.50 และรูปที่ 5.27 จะแสดงผลลัพธ์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{\frac{1}{2}}$

ในตารางที่ 5.51 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ส่วนในตารางที่ 5.52 และรูปที่ 5.28 จะแสดงผลลัพธ์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{\frac{1}{2}}$

ในตารางที่ 5.53 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^2$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ส่วนในตารางที่ 5.54 และรูปที่ 5.29 จะแสดงผลลัพธ์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^2$

ในตารางที่ 5.55 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^2$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ส่วนในตารางที่ 5.56 และรูปที่ 5.30 จะแสดงผลลัพธ์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^2$

ในตารางที่ 5.57 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^2$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ส่วนในตารางที่ 5.58 และรูปที่ 5.31 จะแสดงผลลัพธ์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^2$

ในตารางที่ 5.59 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^2$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ส่วนในตารางที่ 5.60 และรูปที่ 5.32 จะแสดงผลลัพธ์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^2$

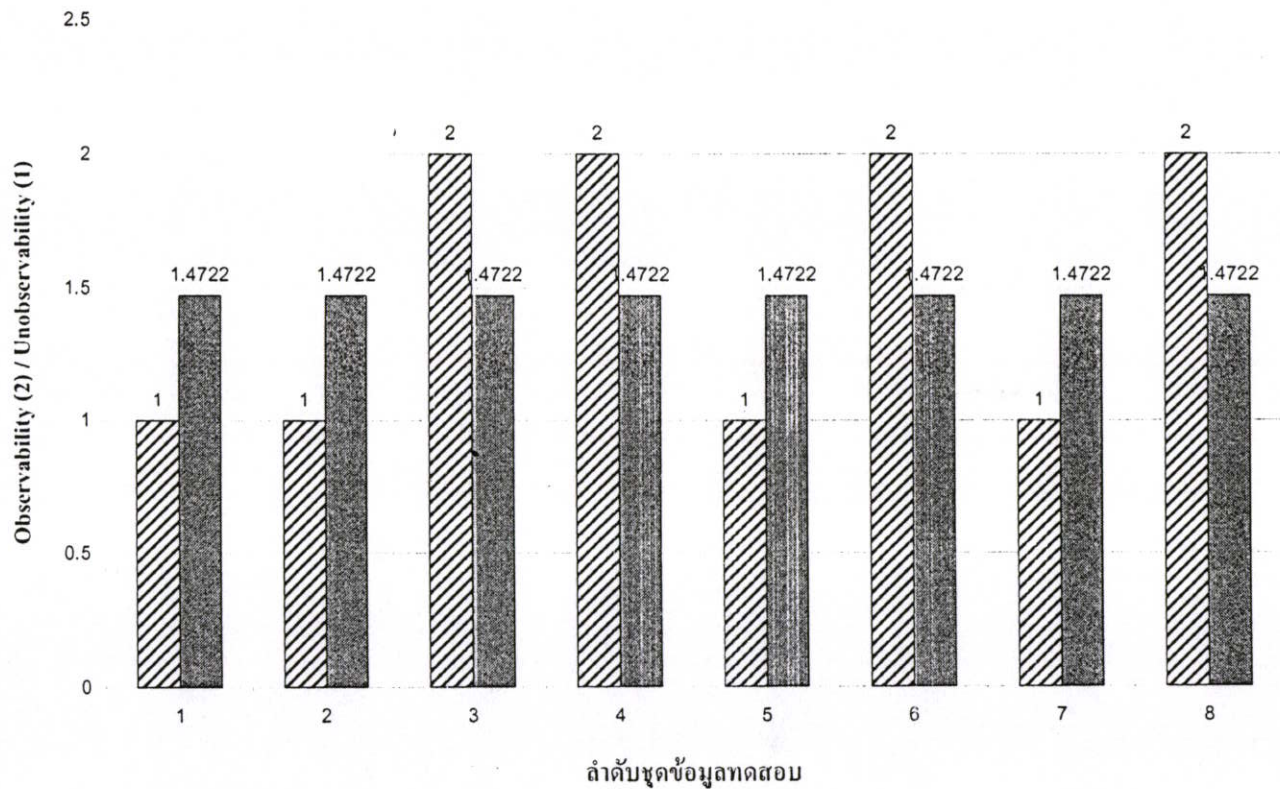
ตารางที่ 5.49 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Multi-

Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^2$

ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	10,000	29.7180	26.3888	37.3844	47.2226	26.3890	36.8057	47.2224
10 ถึง 1000	1,000	29.7970	26.3826	37.3941	47.2545	26.3992	36.8186	47.2408
1 ถึง 100	100	25.8440	26.1841	37.8006	48.4424	26.7943	37.3119	47.9124
0.2 ถึง 20	20	27.4070	26.1595	38.1708	49.2495	27.0355	37.6127	48.2893
0.1 ถึง 10	10	27.4060	26.1773	38.2181	49.3243	27.0478	37.6281	48.3079
0.02 ถึง 2	2	28.8750	26.1965	38.2536	49.3733	27.0518	37.6332	48.3140
0.01 ถึง 1	1	28.4690	26.1992	38.2579	49.3787	27.0519	37.6333	48.3142
0.006 ถึง 0.667	0.6667	27.7190	26.2001	38.2593	49.3805	27.0519	37.6334	48.3142

ตารางที่ 5.50 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^2$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. (2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลจุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาทเทียม $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^2$
1	4, 6, 7, 12, 13, 14	2-3, 2-14, 5-6, 6-7, 10-11, 11-14, 12-13	1	1.4722
2	1, 2, 6, 7, 11, 12	1-13, 2-3, 5-6, 6-7, 10-11, 11-12, 12-13, 12-14	1	1.4722
3	1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 10, 11, 13, 14	1-2, 1-13, 2-3, 2-14, 4-5, 5-6, 6-7, 7-8, 9-10, 10-11, 11-12, 11-14, 12-14	2	1.4722
4	1, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14	1-2, 2-3, 2-14, 3-4, 4-5, 5-6, 7-8, 7-9, 9-10, 10-11, 11-14, 12-13, 12-14	2	1.4722
5	3, 6, 7, 8, 12, 13	1-13, 3-4, 4-5, 7-9, 11-12	1	1.4722
6	1, 2, 3, 5, 6, 8, 9, 10, 12, 13, 14	1-13, 2-14, 4-5, 7-8, 9-10, 11-12, 12-14	2	1.4722
7	2, 5, 10, 11, 12, 14	1-2, 2-14, 7-8, 7-9, 9-10, 12-13, 12-14	1	1.4722
8	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 12, 13, 14	1-13, 2-3, 5-6, 7-9, 9-10, 11-14, 12-13	2	1.4722



▨ วิธีการลดทอน Jacobian Matrix ของค่าวัด ■ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Multi-Quadric Functions)

รูปที่ 5.27 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric

Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^2$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.

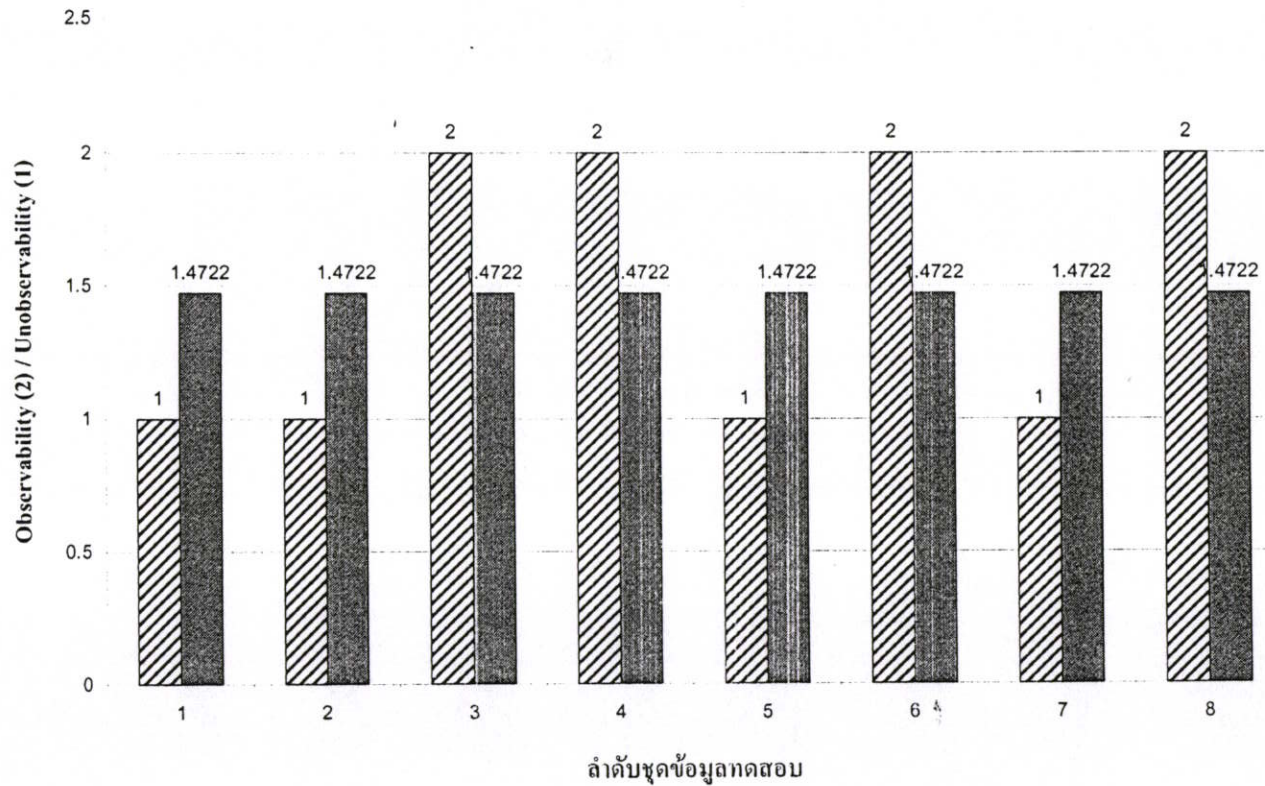
ตารางที่ 5.51 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Multi-

Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^2$

ค่า spread ที่ใช้ใน การทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	10,000	26.5780	26.3889	37.3843	47.2222	26.3889	36.8056	47.2222
10 ถึง 1000	1,000	26.8280	26.3888	37.3844	47.2226	26.3890	36.8057	47.2224
1 ถึง 100	100	26.5000	26.3826	37.3941	47.2545	26.3992	36.8186	47.2408
0.2 ถึง 20	20	27.7500	26.2827	37.5674	47.7953	26.5764	37.0408	47.5511
0.1 ถึง 10	10	28.1720	26.1841	37.8006	48.4424	26.7943	37.3119	47.9124
0.02 ถึง 2	2	27.7970	26.1595	38.1708	49.2495	27.0355	37.6127	48.2893
0.01 ถึง 1	1	26.5940	26.1773	38.2181	49.3243	27.0478	37.6281	48.3079
0.006 ถึง 0.667	0.6667	29.2030	26.1848	38.2332	49.3460	27.0501	37.6310	48.3114

ตารางที่ 5.52 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับ
 วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น
 $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.
 (2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาท เทียม $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{\frac{1}{2}}$
1	4, 6, 7, 12, 13, 14	2-3, 2-14, 5-6, 6-7, 10-11, 11-14, 12-13	1	1.4722
2	1, 2, 6, 7, 11, 12	1-13, 2-3, 5-6, 6-7, 10-11, 11-12, 12-13, 12-14	1	1.4722
3	1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 10, 11, 13, 14	1-2, 1-13, 2-3, 2-14, 4-5, 5-6, 6-7, 7-8, 9-10, 10-11, 11-12, 11-14, 12-14	2	1.4722
4	1, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14	1-2, 2-3, 2-14, 3-4, 4-5, 5-6, 7-8, 7-9, 9-10, 10-11, 11-14, 12-13, 12-14	2	1.4722
5	3, 6, 7, 8, 12, 13	1-13, 3-4, 4-5, 7-9, 11-12	1	1.4722
6	1, 2, 3, 5, 6, 8, 9, 10, 12, 13, 14	1-13, 2-14, 4-5, 7-8, 9-10, 11-12, 12-14	2	1.4722
7	2, 5, 10, 11, 12, 14	1-2, 2-14, 7-8, 7-9, 9-10, 12-13, 12-14	1	1.4722
8	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 12, 13, 14	1-13, 2-3, 5-6, 7-9, 9-10, 11-14, 12-13	2	1.4722



▨ วิธีการลดทอน Jacobian Matrix ของค่าวัด ■ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Multi-Quadric Functions)

รูปที่ 5.28 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric

Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^2$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.

ตารางที่ 5.53 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Multi

Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^2$

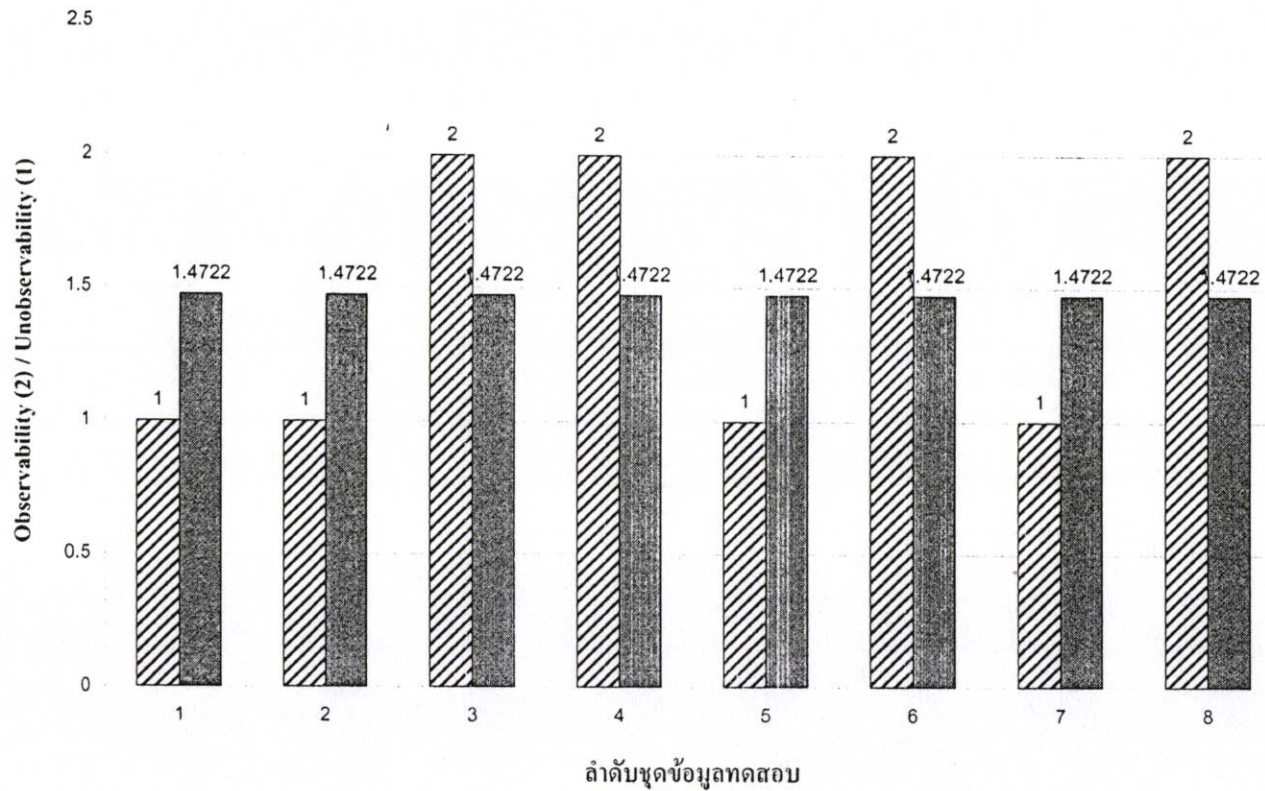
ค่า spread ที่ใช้ใน การทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	10,000	29.8280	26.3889	37.3843	47.2222	26.3889	36.8056	47.2222
10 ถึง 1000	1,000	28.7030	26.3889	37.3843	47.2222	26.3889	36.8056	47.2222
1 ถึง 100	100	27.4530	26.3888	37.3844	47.2226	26.3890	36.8057	47.2224
0.2 ถึง 20	20	27.0000	26.3873	37.3867	47.2304	26.3915	36.8089	47.2269
0.1 ถึง 10	10	28.6410	26.3826	37.3941	47.2545	26.3992	36.8186	47.2408
0.02 ถึง 2	2	27.0000	26.2827	37.5674	47.7953	26.5764	37.0408	47.5511
0.01 ถึง 1	1	27.1570	26.1841	37.8006	48.4424	26.7943	37.3119	47.9124
0.006 ถึง 0.667	0.6667	27.9070	26.1504	37.9396	48.7819	26.9058	37.4505	48.0894

ตารางที่ 5.54 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับ
วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น

$$a(n) = (n^2 + 5^2)^2 \text{ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.}$$

(2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาท เทียม $(a(n) = (n^2 + 5^2)^2)$
1	4, 6, 7, 12, 13, 14	2-3, 2-14, 5-6, 6-7, 10-11, 11-14, 12-13	1	1.4722
2	1, 2, 6, 7, 11, 12	1-13, 2-3, 5-6, 6-7, 10-11, 11-12, 12-13, 12-14	1	1.4722
3	1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 10, 11, 13, 14	1-2, 1-13, 2-3, 2-14, 4-5, 5-6, 6-7, 7-8, 9-10, 10-11, 11-12, 11-14, 12-14	2	1.4722
4	1, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14	1-2, 2-3, 2-14, 3-4, 4-5, 5-6, 7-8, 7-9, 9-10, 10-11, 11-14, 12-13, 12-14	2	1.4722
5	3, 6, 7, 8, 12, 13	1-13, 3-4, 4-5, 7-9, 11-12	1	1.4722
6	1, 2, 3, 5, 6, 8, 9, 10, 12, 13, 14	1-13, 2-14, 4-5, 7-8, 9-10, 11-12, 12-14	2	1.4722
7	2, 5, 10, 11, 12, 14	1-2, 2-14, 7-8, 7-9, 9-10, 12-13, 12-14	1	1.4722
8	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 12, 13, 14	1-13, 2-3, 5-6, 7-9, 9-10, 11-14, 12-13	2	1.4722



▨ วิธีการลดทอน Jacobian Matrix ของค่าวัด ■ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Multi-Quadric Functions)

รูปที่ 5.29 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR ของค่าวัดกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ

Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^2$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.

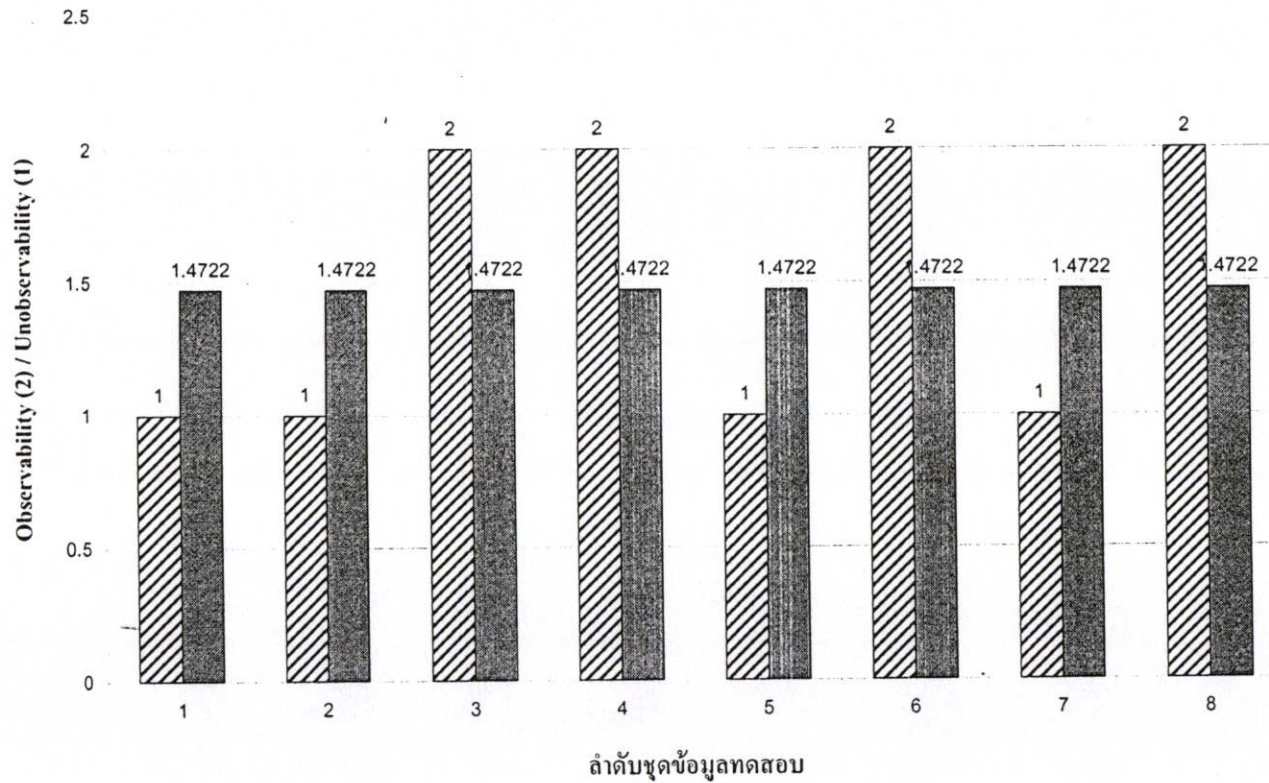
ตารางที่ 5.55 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Multi-

Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^{-1}$

ค่า spread ที่ใช้ใน การทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	10,000	32.2500	26.3889	37.3843	47.2222	26.3889	36.8056	47.2222
10 ถึง 1000	1,000	26.2650	26.3889	37.3843	47.2222	26.3889	36.8056	47.2222
1 ถึง 100	100	27.2350	26.3889	37.3843	47.2223	26.3889	36.8056	47.2223
0.2 ถึง 20	20	26.8900	26.3885	37.3849	47.2243	26.3895	36.8064	47.2234
0.1 ถึง 10	10	26.3750	26.3873	37.3867	47.2304	26.3915	36.8089	47.2269
0.02 ถึง 2	2	27.9220	26.3533	37.4414	47.4072	26.4485	36.8806	47.3286
0.01 ถึง 1	1	29.6100	26.2827	37.5674	47.7953	26.5764	37.0408	47.5511
0.006 ถึง 0.667	0.6667	28.8600	26.2226	37.6960	48.1637	26.7003	37.1951	47.7592

ตารางที่ 5.56 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับ
วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น
 $a(n) = (n^2 + 10^2)^2$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.
(2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่าย ประสาทเทียม $(a(n) = (n^2 + 10^2)^2)$
1	4, 6, 7, 12, 13, 14	2-3, 2-14, 5-6, 6-7, 10-11, 11-14, 12-13	1	1.4722
2	1, 2, 6, 7, 11, 12	1-13, 2-3, 5-6, 6-7, 10-11, 11-12, 12-13, 12-14	1	1.4722
3	1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 10, 11, 13, 14	1-2, 1-13, 2-3, 2-14, 4-5, 5-6, 6-7, 7-8, 9-10, 10-11, 11-12, 11-14, 12-14	2	1.4722
4	1, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14	1-2, 2-3, 2-14, 3-4, 4-5, 5-6, 7-8, 7-9, 9-10, 10-11, 11-14, 12-13, 12-14	2	1.4722
5	3, 6, 7, 8, 12, 13	1-13, 3-4, 4-5, 7-9, 11-12	1	1.4722
6	1, 2, 3, 5, 6, 8, 9, 10, 12, 13, 14	1-13, 2-14, 4-5, 7-8, 9-10, 11-12, 12-14	2	1.4722
7	2, 5, 10, 11, 12, 14	1-2, 2-14, 7-8, 7-9, 9-10, 12-13, 12-14	1	1.4722
8	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 12, 13, 14	1-13, 2-3, 5-6, 7-9, 9-10, 11-14, 12-13	2	1.4722



▨ วิธีการลดทอน Jacobian Matrix ของค่าวัด ■ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Multi-Quadric Functions)

รูปที่ 5.30 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric

Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^2$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.

ตารางที่ 5.57 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Multi

Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^2$

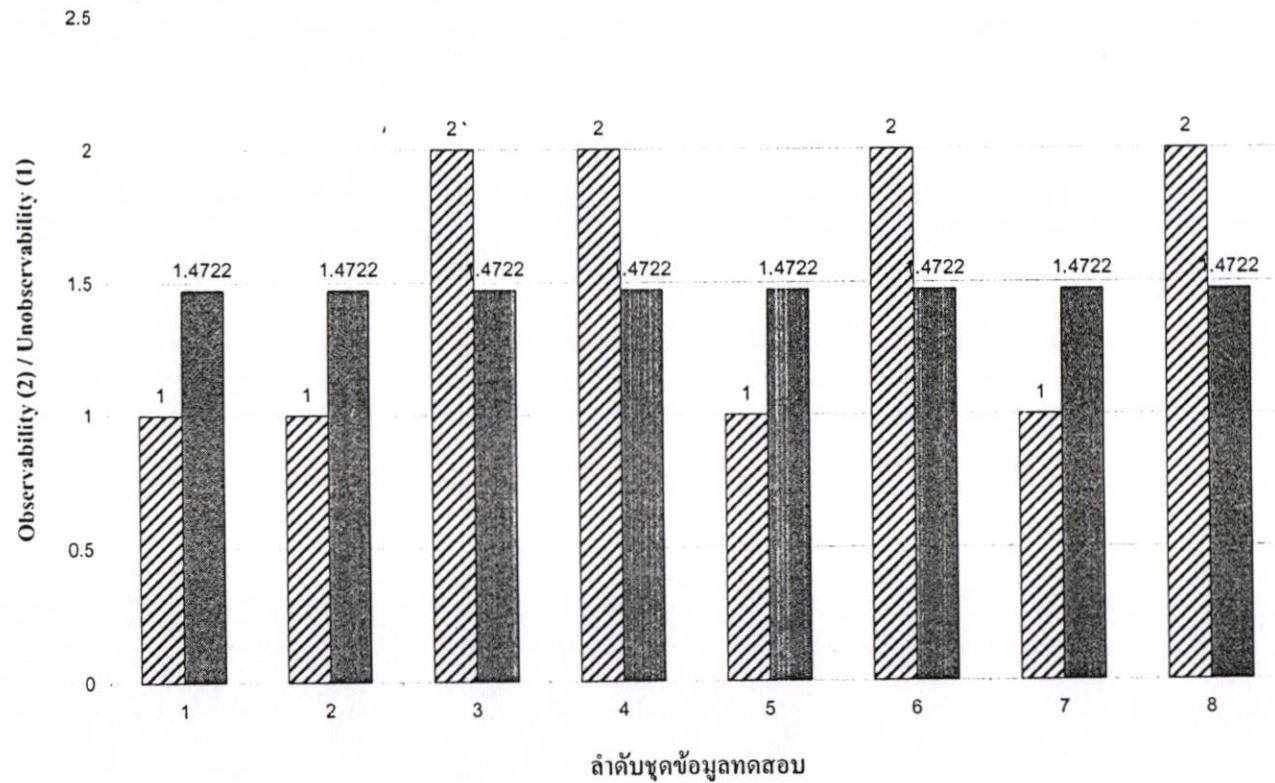
ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	10,000	29.0310	26.3889	37.3843	47.2222	26.3889	36.8056	47.2222
10 ถึง 1000	1,000	32.3130	26.3889	37.3843	47.2222	26.3889	36.8056	47.2222
1 ถึง 100	100	29.1410	26.3889	37.3843	47.2222	26.3889	36.8056	47.2222
0.2 ถึง 20	20	30.2650	26.3889	37.3843	47.2223	26.3889	36.8056	47.2223
0.1 ถึง 10	10	28.3910	26.3888	37.3844	47.2226	26.3890	36.8057	47.2224
0.02 ถึง 2	2	28.8750	26.3873	37.3867	47.2304	26.3915	36.8089	47.2269
0.01 ถึง 1	1	32.2810	26.3826	37.3941	47.2545	26.3992	36.8186	47.2408
0.006 ถึง 0.667	0.6667	28.0000	26.3751	37.4060	47.2933	26.4117	36.8343	47.2631

ตารางที่ 5.58 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับ
วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น

$$a(n) = (n^2 + 50^2)^{\frac{1}{2}} \text{ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.}$$

(2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาท เทียม $(a(n) = (n^2 + 50^2)^{\frac{1}{2}})$
1	4, 6, 7, 12, 13, 14	2-3, 2-14, 5-6, 6-7, 10-11, 11-14, 12-13	1	1.4722
2	1, 2, 6, 7, 11, 12	1-13, 2-3, 5-6, 6-7, 10-11, 11-12, 12-13, 12-14	1	1.4722
3	1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 10, 11, 13, 14	1-2, 1-13, 2-3, 2-14, 4-5, 5-6, 6-7, 7-8, 9-10, 10-11, 11-12, 11-14, 12-14	2	1.4722
4	1, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14	1-2, 2-3, 2-14, 3-4, 4-5, 5-6, 7-8, 7-9, 9-10, 10-11, 11-14, 12-13, 12-14	2	1.4722
5	3, 6, 7, 8, 12, 13	1-13, 3-4, 4-5, 7-9, 11-12	1	1.4722
6	1, 2, 3, 5, 6, 8, 9, 10, 12, 13, 14	1-13, 2-14, 4-5, 7-8, 9-10, 11-12, 12-14	2	1.4722
7	2, 5, 10, 11, 12, 14	1-2, 2-14, 7-8, 7-9, 9-10, 12-13, 12-14	1	1.4722
8	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 12, 13, 14	1-13, 2-3, 5-6, 7-9, 9-10, 11-14, 12-13	2	1.4722



▨ วิธีการลดทอน Jacobian Matrix ของค่าวัด ▣ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Multi-Quadric Functions)

รูปที่ 5.31 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric

Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^2$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.

ตารางที่ 5.59 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Multi-

Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^2$

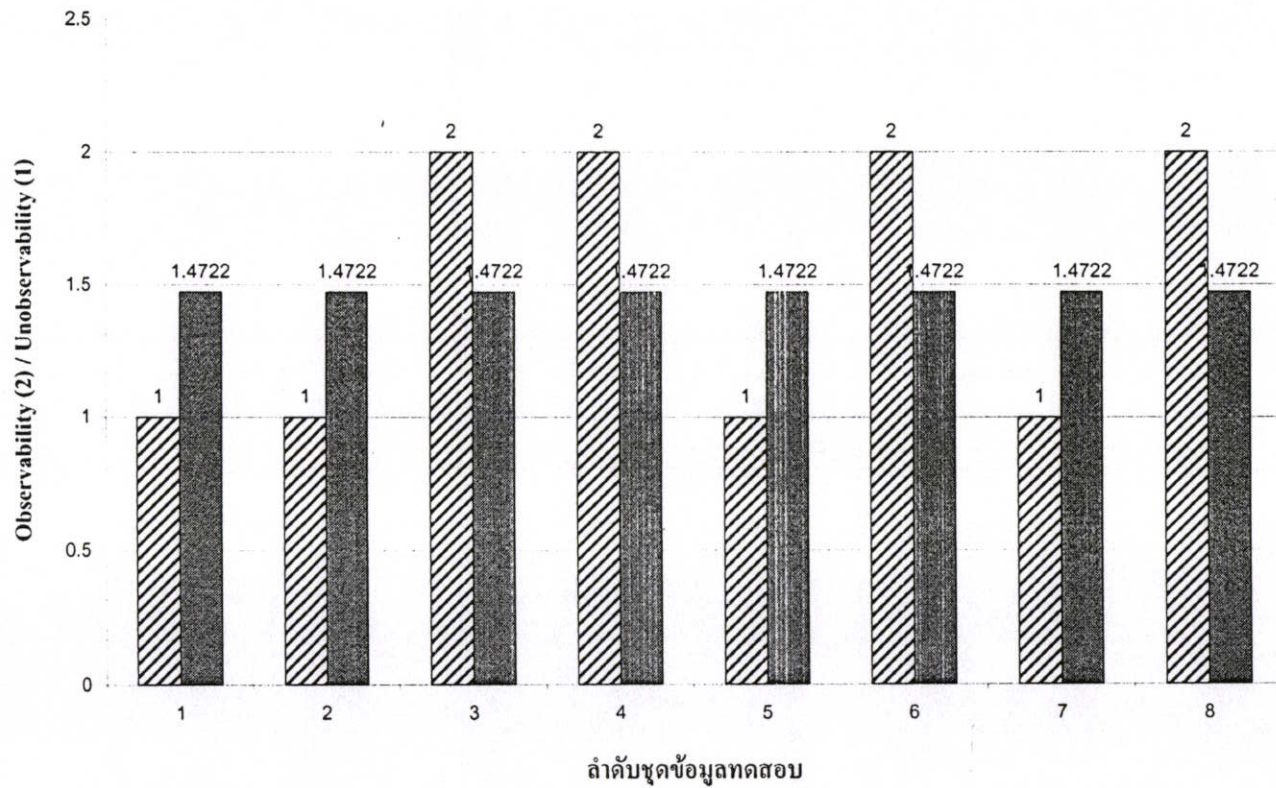
ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	10,000	26.3280	26.3889	37.3843	47.2222	26.3889	36.8056	47.2222
10 ถึง 1000	1,000	27.8120	26.3889	37.3843	47.2222	26.3889	36.8056	47.2222
1 ถึง 100	100	29.2970	26.3889	37.3843	47.2222	26.3889	36.8056	47.2222
0.2 ถึง 20	20	135.7340	26.3889	37.3843	47.2222	26.3889	36.8056	47.2222
0.1 ถึง 10	10	28.9370	26.3889	37.3843	47.2223	26.3889	36.8056	47.2223
0.02 ถึง 2	2	26.0940	26.3885	37.3849	47.2243	26.3895	36.8064	47.2234
0.01 ถึง 1	1	29.2660	26.3873	37.3867	47.2304	26.3915	36.8089	47.2269
0.006 ถึง 0.667	0.6667	29.7970	26.3853	37.3898	47.2405	26.3947	36.8129	47.2327

ตารางที่ 5.60 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น

$$a(n) = (n^2 + 100^2)^2 \text{ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.}$$

(2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาทเทียม ($a(n) = (n^2 + 100^2)^2$)
1	4, 6, 7, 12, 13, 14	2-3, 2-14, 5-6, 6-7, 10-11, 11-14, 12-13	1	1.4722
2	1, 2, 6, 7, 11, 12	1-13, 2-3, 5-6, 6-7, 10-11, 11-12, 12-13, 12-14	1	1.4722
3	1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 10, 11, 13, 14	1-2, 1-13, 2-3, 2-14, 4-5, 5-6, 6-7, 7-8, 9-10, 10-11, 11-12, 11-14, 12-14	2	1.4722
4	1, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14	1-2, 2-3, 2-14, 3-4, 4-5, 5-6, 7-8, 7-9, 9-10, 10-11, 11-14, 12-13, 12-14	2	1.4722
5	3, 6, 7, 8, 12, 13	1-13, 3-4, 4-5, 7-9, 11-12	1	1.4722
6	1, 2, 3, 5, 6, 8, 9, 10, 12, 13, 14	1-13, 2-14, 4-5, 7-8, 9-10, 11-12, 12-14	2	1.4722
7	2, 5, 10, 11, 12, 14	1-2, 2-14, 7-8, 7-9, 9-10, 12-13, 12-14	1	1.4722
8	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 12, 13, 14	1-13, 2-3, 5-6, 7-9, 9-10, 11-14, 12-13	2	1.4722



▨ วิธีการลดทอน Jacobian Matrix ของค่าวัด ■ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Multi-Quadric Functions)

รูปที่ 5.32 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric

Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^2$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.

ผลการทดลองในตารางที่ 5.49, 5.51, 5.53, 5.55, 5.57 และ 5.59 เป็นการทดสอบหา NO ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions สำหรับระบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

จากตารางที่ 5.49 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^2$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 10,000 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 29.7180 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 26.3888 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 37.3844 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 47.2226 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 26.3890 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 36.8057 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 47.2224%

จากตารางที่ 5.51 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^2$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 10,000 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 26.5780 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 26.3889 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 37.3843 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 47.2222 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 26.3889 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 36.8056 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 47.2222%

จากตารางที่ 5.53 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^2$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 1,000 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 28.7030 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 26.3889 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 37.3843 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 47.2222 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 26.3889 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 36.8056 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 47.2222%

จากตารางที่ 5.55 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^2$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 1,000 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 26.2650 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 26.3889 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 37.3843 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 47.2222 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 26.3889 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 36.8056 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 47.2222%

จากตารางที่ 5.57 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^2$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 10,000 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 29.0310 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 26.3889 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 37.3843 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 47.2222 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 26.3889 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 36.8056 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 47.2222%

จากตารางที่ 5.59 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^2$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 10,000 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 26.3280 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 26.3889 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 37.3843 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 47.2222 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 26.3889 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 36.8056 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 47.2222%

ในตารางที่ 5.50, 5.52, 5.54, 5.56, 5.58, 5.60 และรูปที่ 5.27, 5.28, 5.29, 5.30, 5.31, 5.32 แสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions ทั้ง 6 แบบที่ปรับเปลี่ยนค่า α สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

จากผลลัพธ์ที่ผ่านการฝึกสอนแล้วถูกทดสอบซึ่งสอดคล้องกับค่าวัดที่แตกต่างกัน ซึ่งไม่ได้รวมอยู่ในชุดฝึกสอนจำนวน 72 ชุดของระบบแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ซึ่งผลลัพธ์ของชุดทดสอบจำนวน 8 ชุดที่ได้จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Multi-Quadric Functions เมื่อเปรียบเทียบกับผลลัพธ์ที่ได้จากการหาโดยวิธีการ MJMR แล้วจะสังเกตได้ว่าค่าที่ได้ นั้นมีความคลาดเคลื่อนค่อนข้างสูง

5.2.2.4 การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi

Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + \alpha^2)^{-\frac{1}{2}}$ เมื่อ α กำหนดให้เป็น 0.05, 0.5, 5, 10, 50 และ 100 สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.

ในตารางที่ 5.61 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ส่วนในตารางที่ 5.62 และรูปที่ 5.33 จะแสดงผลลัพท์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{-\frac{1}{2}}$

ในตารางที่ 5.63 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ส่วนในตารางที่ 5.64 และรูปที่ 5.34 จะแสดงผลลัพท์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{-\frac{1}{2}}$

ในตารางที่ 5.65 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ส่วนในตารางที่ 5.66 และรูปที่ 5.35 จะแสดงผลลัพท์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^{-\frac{1}{2}}$

ในตารางที่ 5.67 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ส่วนในตารางที่ 5.68 และรูปที่ 5.36 จะแสดงผลลัพท์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression ที่ใช้ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^{-\frac{1}{2}}$

ในตารางที่ 5.69 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ส่วนในตารางที่ 5.70 และรูปที่ 5.37 จะแสดงผลลัพท์และแผนภูมิแท่งที่

ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^{-\frac{1}{2}}$

ในตารางที่ 5.71 จะแสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ส่วนในตารางที่ 5.72 และรูปที่ 5.38 จะแสดงผลลัพธ์และแผนภูมิแท่งที่ทำการเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ NO โดยวิธีการ MJMR กับค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^{-\frac{1}{2}}$

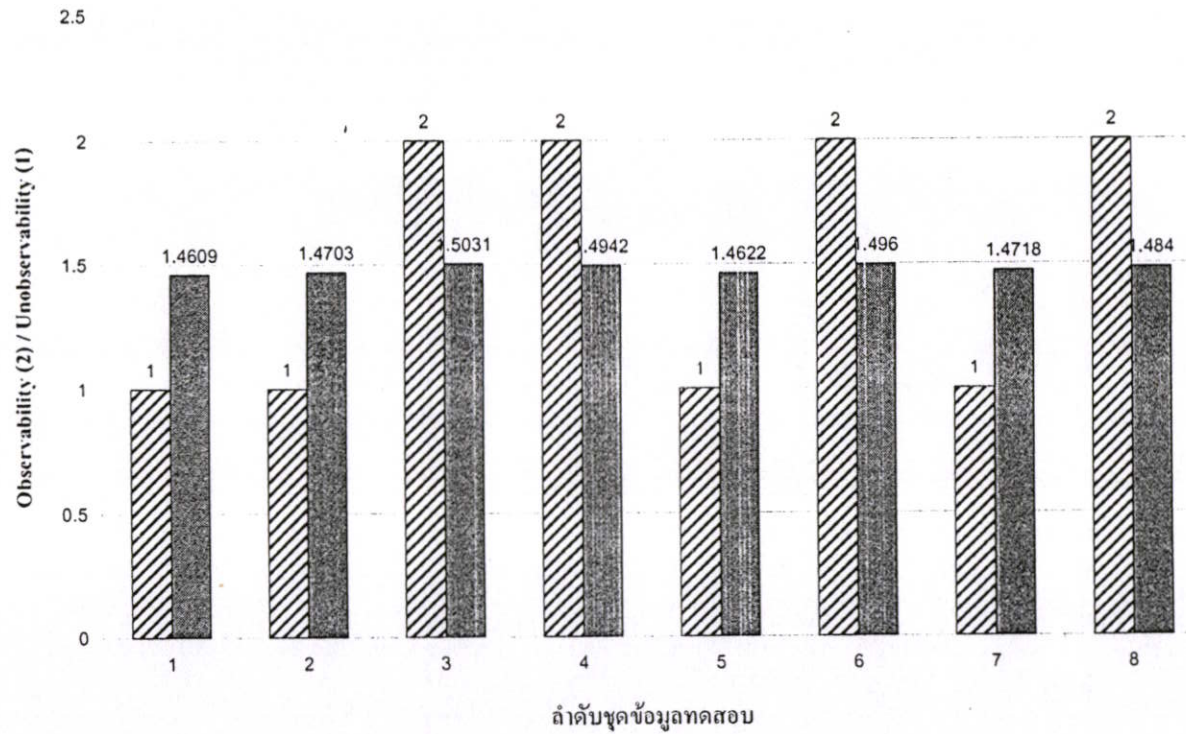
ตารางที่ 5.61 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.

ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{-1/2}$

ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	100	27.7500	25.3023	36.8442	48.4392	25.5017	36.2953	47.1988
10 ถึง 1000	10	29.0470	21.5068	31.8099	43.1002	24.8567	35.9621	47.1758
1 ถึง 100	1	26.0620	9.1579	13.4378	18.4690	24.8450	35.9565	47.1752
0.2 ถึง 20	0.2	25.7340	2.5678	3.7674	5.2150	24.8449	35.9564	47.1752
0.1 ถึง 10	0.1	27.0000	1.3518	1.9833	2.7490	24.8449	35.9564	47.1752
0.02 ถึง 2	0.02	30.1870	0.2822	0.4142	0.5748	24.8449	35.9564	47.1752
0.01 ถึง 1	0.01	33.3440	0.1419	0.2082	0.2890	24.8449	35.9564	47.1752
0.006 ถึง 0.667	0.0067	26.8750	0.0947	0.1391	0.1930	24.8449	35.9564	47.1752

ตารางที่ 5.62 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{-1/2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. (2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลจุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาทเทียม ($a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{-1/2}$)
1	4, 6, 7, 12, 13, 14	2-3, 2-14, 5-6, 6-7, 10-11, 11-14, 12-13	1	1.4609
2	1, 2, 6, 7, 11, 12	1-13, 2-3, 5-6, 6-7, 10-11, 11-12, 12-13, 12-14	1	1.4703
3	1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 10, 11, 13, 14	1-2, 1-13, 2-3, 2- 14, 4-5, 5-6, 6-7, 7-8, 9-10, 10-11, 11- 12, 11-14, 12-14	2	1.5031
4	1, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14	1-2, 2-3, 2-14, 3-4, 4-5, 5-6, 7-8, 7-9, 9-10, 10-11, 11- 14, 12-13, 12-14	2	1.4942
5	3, 6, 7, 8, 12, 13	1-13, 3-4, 4-5, 7-9, 11-12	1	1.4622
6	1, 2, 3, 5, 6, 8, 9, 10, 12, 13, 14	1-13, 2-14, 4-5, 7- 8, 9-10, 11-12, 12- 14	2	1.4960
7	2, 5, 10, 11, 12, 14	1-2, 2-14, 7-8, 7-9, 9-10, 12-13, 12-14	1	1.4718
8	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 12, 13, 14	1-13, 2-3, 5-6, 7-9, 9-10, 11-14, 12-13	2	1.4840



▨ วิธีการลดทอน Jacobian Matrix ของค่าวัด ■ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Inverse Multi-Quadric Functions)

รูปที่ 5.33 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{-1/2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.

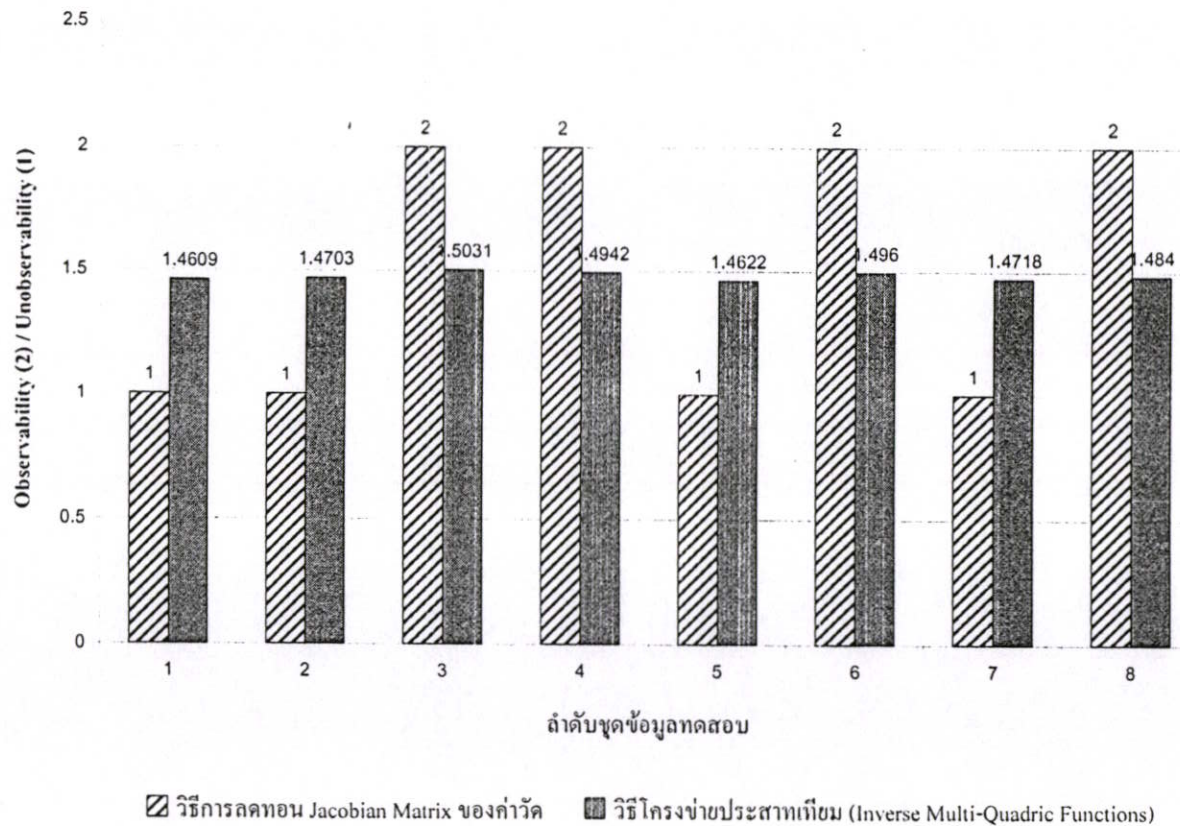
ตารางที่ 5.63 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ

Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{-\frac{1}{2}}$

ค่า spread ที่ใช้ใน การทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	100	29.7500	26.3646	37.3744	47.2575	26.3672	36.7925	47.2216
10 ถึง 1000	10	26.3750	25.3023	36.8442	48.4392	25.5017	36.2953	47.1988
1 ถึง 100	1	25.5470	21.5068	31.8099	43.1002	24.8567	35.9621	47.1758
0.2 ถึง 20	0.2	27.0160	13.4832	19.7874	27.0672	24.8454	35.9566	47.1753
0.1 ถึง 10	0.1	29.2500	9.1579	13.4378	18.4690	24.8450	35.9565	47.1752
0.02 ถึง 2	0.02	26.5310	2.5678	3.7674	5.2150	24.8449	35.9564	47.1752
0.01 ถึง 1	0.01	26.4220	1.3518	1.9833	2.7490	24.8449	35.9564	47.1752
0.006 ถึง 0.667	0.0067	25.5000	0.9172	1.3460	1.8664	24.8449	35.9564	47.1752

ตารางที่ 5.64 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{-1/2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. (2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาทเทียม ($a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{-1/2}$)
1	4, 6, 7, 12, 13, 14	2-3, 2-14, 5-6, 6-7, 10-11, 11-14, 12-13	1	1.4609
2	1, 2, 6, 7, 11, 12	1-13, 2-3, 5-6, 6-7, 10-11, 11-12, 12-13, 12-14	1	1.4703
3	1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 10, 11, 13, 14	1-2, 1-13, 2-3, 2-14, 4-5, 5-6, 6-7, 7-8, 9-10, 10-11, 11-12, 11-14, 12-14	2	1.5031
4	1, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14	1-2, 2-3, 2-14, 3-4, 4-5, 5-6, 7-8, 7-9, 9-10, 10-11, 11-14, 12-13, 12-14	2	1.4942
5	3, 6, 7, 8, 12, 13	1-13, 3-4, 4-5, 7-9, 11-12	1	1.4622
6	1, 2, 3, 5, 6, 8, 9, 10, 12, 13, 14	1-13, 2-14, 4-5, 7-8, 9-10, 11-12, 12-14	2	1.4960
7	2, 5, 10, 11, 12, 14	1-2, 2-14, 7-8, 7-9, 9-10, 12-13, 12-14	1	1.4718
8	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 12, 13, 14	1-13, 2-3, 5-6, 7-9, 9-10, 11-14, 12-13	2	1.4840



รูปที่ 5.34 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{-1}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.

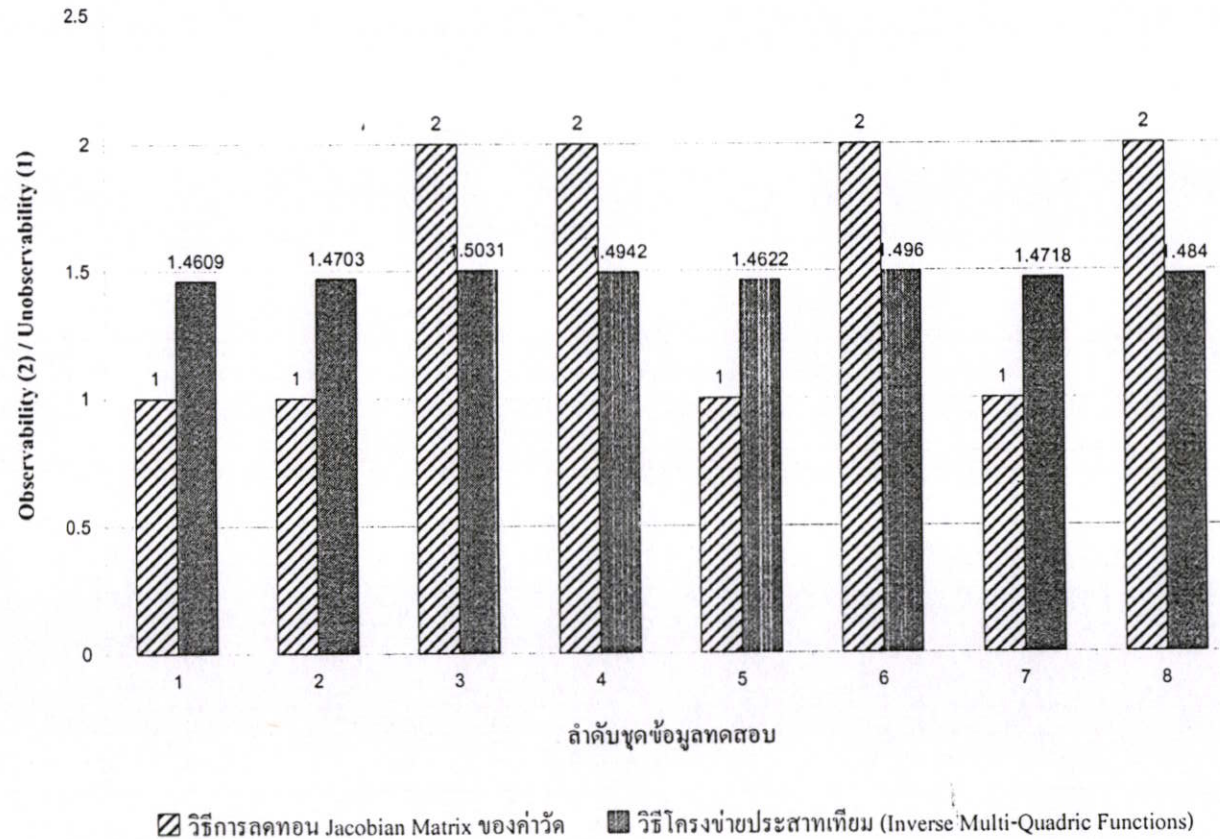
ตารางที่ 5.65 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Inverse

Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^{-1/2}$

ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	100	26.0930	26.3886	37.3842	47.2226	26.3887	36.8054	47.2222
10 ถึง 1000	10	31.6410	26.3646	37.3744	47.2575	26.3672	36.7925	47.2216
1 ถึง 100	1	26.7820	25.3023	36.8442	48.4392	25.5017	36.2953	47.1988
0.2 ถึง 20	0.2	25.9380	23.2209	34.4163	46.4763	24.8911	35.9788	47.1772
0.1 ถึง 10	0.1	26.7650	21.5068	31.8099	43.1002	24.8567	35.9621	47.1758
0.02 ถึง 2	0.02	25.9850	13.4832	19.7874	27.0672	24.8454	35.9566	47.1753
0.01 ถึง 1	0.01	28.0000	9.1579	13.4378	18.4690	24.8450	35.9565	47.1752
0.006 ถึง 0.667	0.0067	26.0000	6.9335	10.1734	14.0163	24.8450	35.9564	47.1752

ตารางที่ 5.66 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. (2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาทเทียม ($a(n) = (n^2 + 5^2)^{-\frac{1}{2}}$)
1	4, 6, 7, 12, 13, 14	2-3, 2-14, 5-6, 6-7, 10-11, 11-14, 12-13	1	1.4609
2	1, 2, 6, 7, 11, 12	1-13, 2-3, 5-6, 6-7, 10-11, 11-12, 12-13, 12-14	1	1.4703
3	1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 10, 11, 13, 14	1-2, 1-13, 2-3, 2-14, 4-5, 5-6, 6-7, 7-8, 9-10, 10-11, 11-12, 11-14, 12-14	2	1.5031
4	1, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14	1-2, 2-3, 2-14, 3-4, 4-5, 5-6, 7-8, 7-9, 9-10, 10-11, 11-14, 12-13, 12-14	2	1.4942
5	3, 6, 7, 8, 12, 13	1-13, 3-4, 4-5, 7-9, 11-12	1	1.4622
6	1, 2, 3, 5, 6, 8, 9, 10, 12, 13, 14	1-13, 2-14, 4-5, 7-8, 9-10, 11-12, 12-14	2	1.4960
7	2, 5, 10, 11, 12, 14	1-2, 2-14, 7-8, 7-9, 9-10, 12-13, 12-14	1	1.4718
8	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 12, 13, 14	1-13, 2-3, 5-6, 7-9, 9-10, 11-14, 12-13	2	1.4840



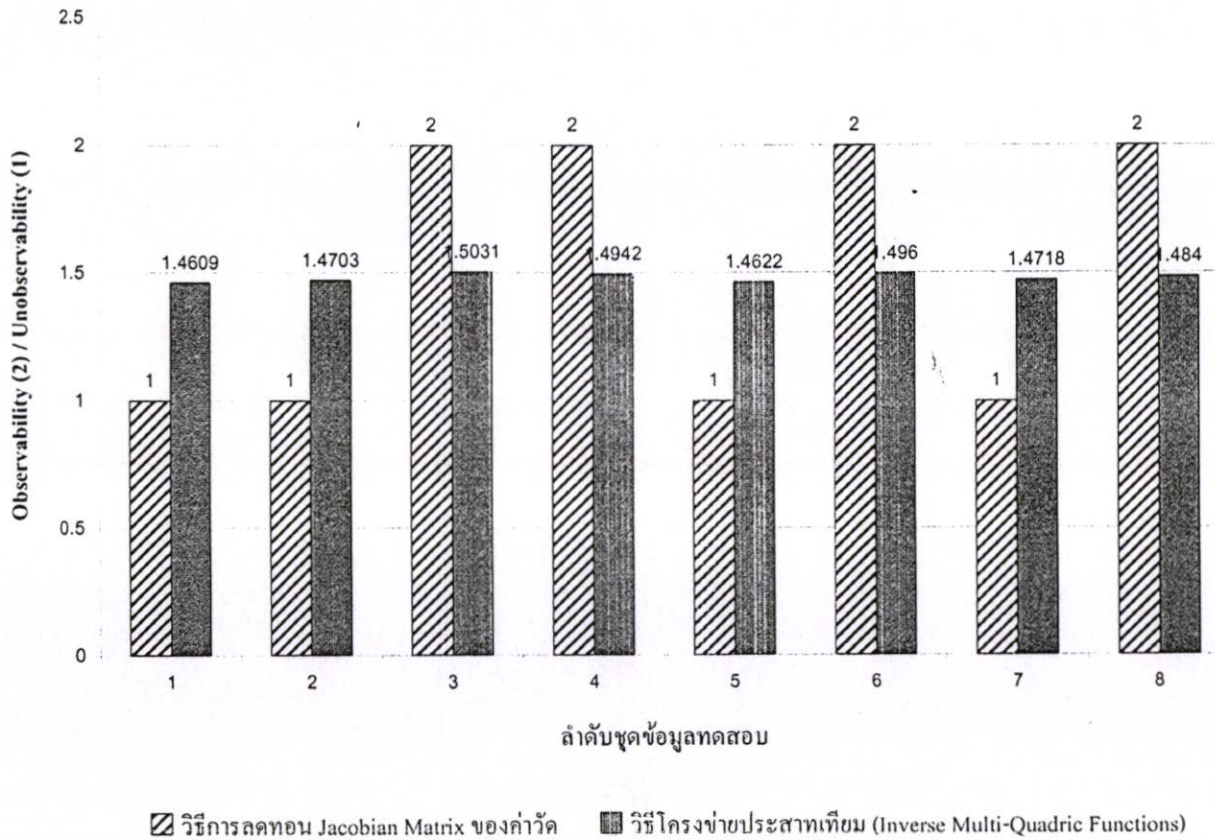
รูปที่ 5.35 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^{-1}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.

ตารางที่ 5.67 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^{-\frac{1}{2}}$

ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	100	28.6560	26.3888	37.3842	47.2223	26.3888	36.8055	47.2222
10 ถึง 1000	10	26.1100	26.3828	37.3818	47.2312	26.3834	36.8023	47.2221
1 ถึง 100	1	26.7030	25.9304	37.1857	47.8410	25.9900	25.9900	7.2114
0.2 ถึง 20	0.2	26.5000	24.2693	35.8820	48.1687	25.0131	36.0392	47.1823
0.1 ถึง 10	0.1	26.3440	23.2209	34.4163	46.4763	24.8911	35.9788	47.1772
0.02 ถึง 2	0.02	25.9680	17.6414	25.9087	35.2758	24.8468	35.9573	47.1753
0.01 ถึง 1	0.01	28.7340	13.4832	19.7874	27.0672	24.8454	35.9566	47.1753
0.006 ถึง 0.667	0.0067	26.3900	10.9074	16.0058	21.9565	24.8451	35.9565	47.1752

ตารางที่ 5.68 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่หุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR ของค่าวัดกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^{-1}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. (2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาทเทียม ($a(n) = (n^2 + 10^2)^{-1}$)
1	4, 6, 7, 12, 13, 14	2-3, 2-14, 5-6, 6-7, 10-11, 11-14, 12-13	1	1.4609
2	1, 2, 6, 7, 11, 12	1-13, 2-3, 5-6, 6-7, 10-11, 11-12, 12-13, 12-14	1	1.4703
3	1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 10, 11, 13, 14	1-2, 1-13, 2-3, 2-14, 4-5, 5-6, 6-7, 7-8, 9-10, 10-11, 11-12, 11-14, 12-14	2	1.5031
4	1, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14	1-2, 2-3, 2-14, 3-4, 4-5, 5-6, 7-8, 7-9, 9-10, 10-11, 11-14, 12-13, 12-14	2	1.4942
5	3, 6, 7, 8, 12, 13	1-13, 3-4, 4-5, 7-9, 11-12	1	1.4622
6	1, 2, 3, 5, 6, 8, 9, 10, 12, 13, 14	1-13, 2-14, 4-5, 7-8, 9-10, 11-12, 12-14	2	1.4960
7	2, 5, 10, 11, 12, 14	1-2, 2-14, 7-8, 7-9, 9-10, 12-13, 12-14	1	1.4718
8	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 12, 13, 14	1-13, 2-3, 5-6, 7-9, 9-10, 11-14, 12-13	2	1.4840



รูปที่ 5.36 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^{-1/2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.

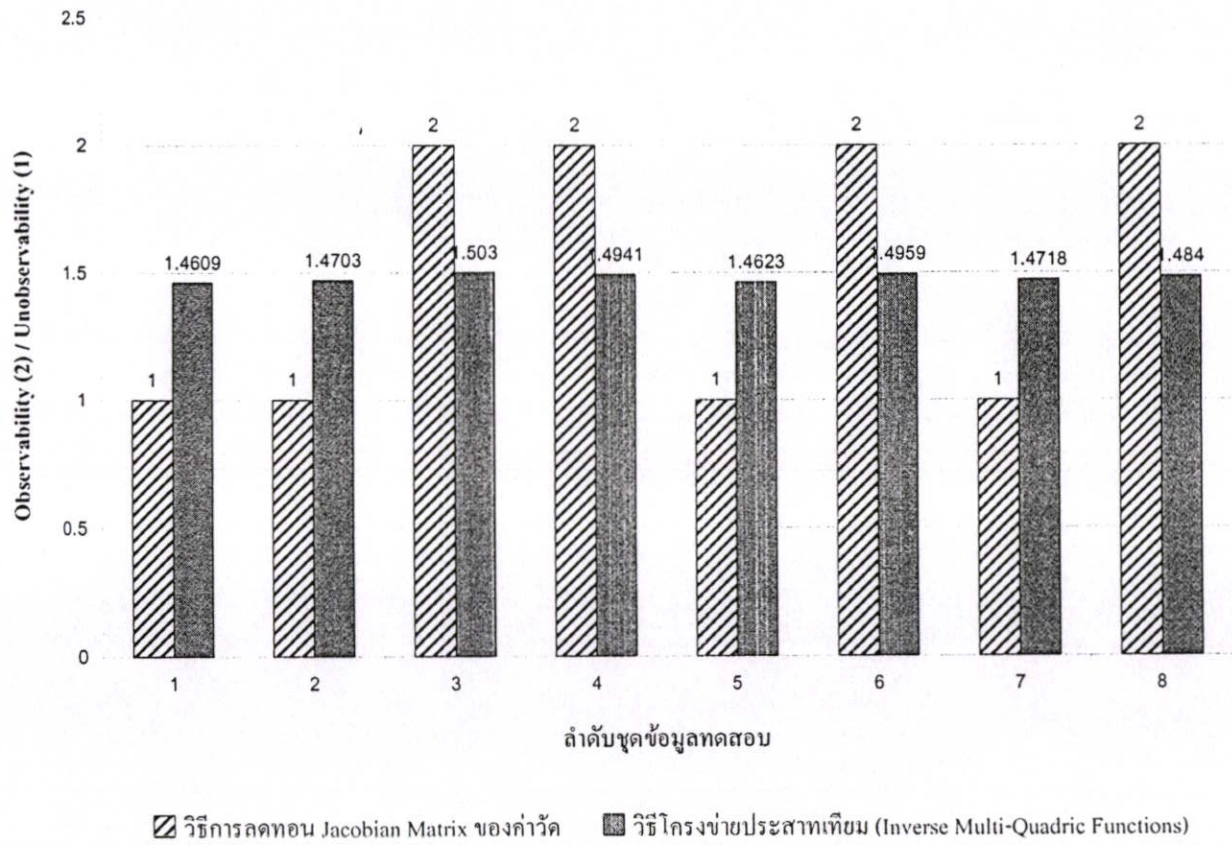
ตารางที่ 5.69 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Inverse

Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^{-\frac{1}{2}}$

ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	100	26.9220	26.3889	37.3843	47.2222	26.3889	36.8056	47.2222
10 ถึง 1000	10	26.4070	26.3886	37.3842	47.2226	26.3887	36.8054	47.2222
1 ถึง 100	1	26.3600	26.3646	37.3744	47.2575	26.3672	36.7925	47.2216
0.2 ถึง 20	0.2	25.4220	25.9304	37.1857	47.8410	25.9900	36.5702	47.2114
0.1 ถึง 10	0.1	28.3280	25.3023	36.8442	48.4392	25.5017	36.2953	47.1988
0.02 ถึง 2	0.02	26.4690	23.2209	34.4163	46.4763	24.8911	35.9788	47.1772
0.01 ถึง 1	0.01	26.3130	21.5068	31.8099	43.1002	24.8567	35.9621	47.1758
0.006 ถึง 0.667	0.0067	26.0470	20.0418	29.5663	40.1391	24.8502	35.9589	47.1755

ตารางที่ 5.70 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่จุดข้อมูลทดสอบ 8 จุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^{-1/2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. (2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลจุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาทเทียม ($a(n) = (n^2 + 50^2)^{-1/2}$)
1	4, 6, 7, 12, 13, 14	2-3, 2-14, 5-6, 6-7, 10-11, 11-14, 12-13	1	1.4609
2	1, 2, 6, 7, 11, 12	1-13, 2-3, 5-6, 6-7, 10-11, 11-12, 12-13, 12-14	1	1.4703
3	1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 10, 11, 13, 14	1-2, 1-13, 2-3, 2- 14, 4-5, 5-6, 6-7, 7- 8, 9-10, 10-11, 11-12, 11-14, 12-14	2	1.5030
4	1, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14	1-2, 2-3, 2-14, 3-4, 4-5, 5-6, 7-8, 7-9, 9-10, 10-11, 11-14, 12-13, 12-14	2	1.4941
5	3, 6, 7, 8, 12, 13	1-13, 3-4, 4-5, 7-9, 11-12	1	1.4623
6	1, 2, 3, 5, 6, 8, 9, 10, 12, 13, 14	1-13, 2-14, 4-5, 7- 8, 9-10, 11-12, 12- 14	2	1.4959
7	2, 5, 10, 11, 12, 14	1-2, 2-14, 7-8, 7-9, 9-10, 12-13, 12-14	1	1.4718
8	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 12, 13, 14	1-13, 2-3, 5-6, 7-9, 9-10, 11-14, 12-13	2	1.4840



รูปที่ 5.37 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^{-1/2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.

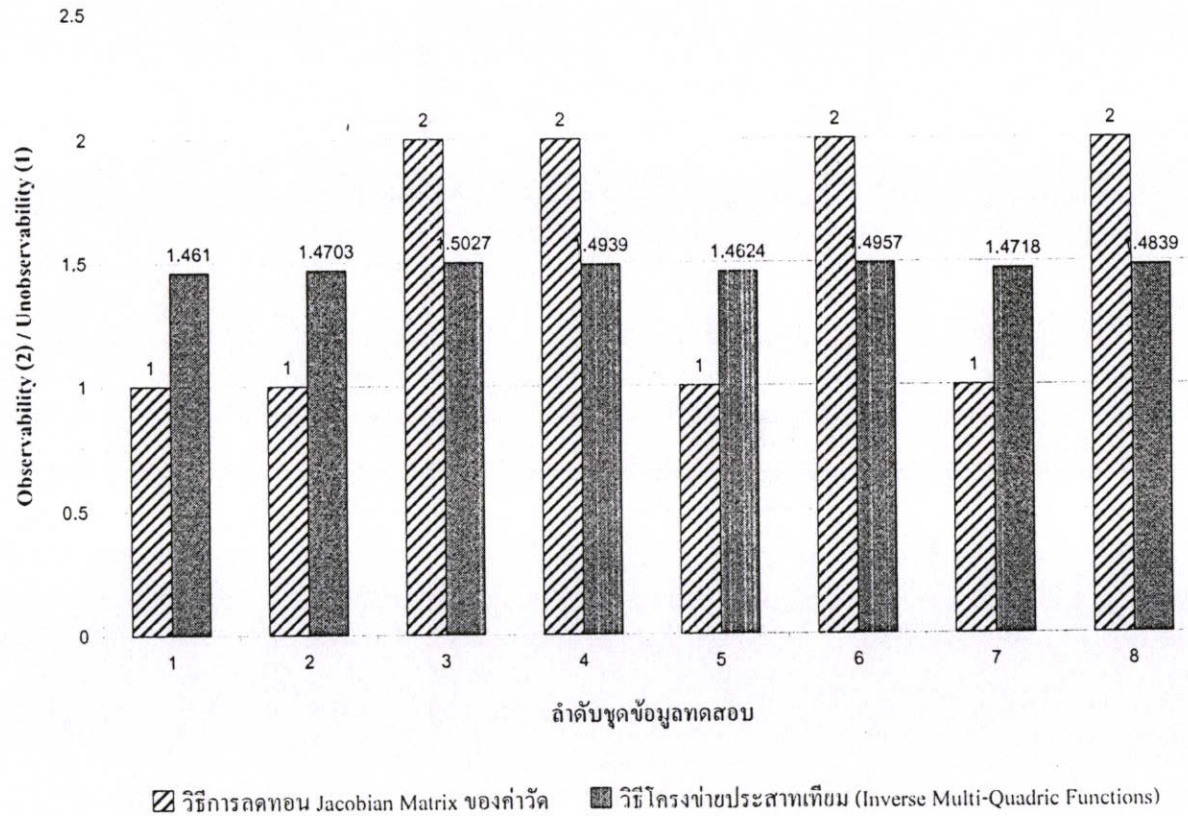
ตารางที่ 5.71 แสดงผลที่ได้จากการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ที่ใช้สมการ Inverse

Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^{-1/2}$

ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	เวลาที่ใช้ในการ ฝึกสอน (วินาที)	ค่า absolute percentage error ของชุดฝึกสอน			ค่า absolute percentage error ของชุดทดสอบ		
			min(%)	mean(%)	max(%)	min(%)	mean(%)	max(%)
100 ถึง 10000	100	27.3290	26.3889	37.3843	47.2222	26.3889	36.8056	47.2222
10 ถึง 1000	10	28.1250	26.3888	37.3842	47.2223	26.3888	36.8055	47.2222
1 ถึง 100	1	25.9530	26.3828	37.3818	47.2312	26.3834	36.8023	47.2221
0.2 ถึง 20	0.2	25.9690	26.2476	37.3259	47.4241	26.2633	36.7305	47.2185
0.1 ถึง 10	0.1	26.7660	25.9304	37.1857	47.8410	25.9900	36.5702	47.2114
0.02 ถึง 2	0.02	28.5000	24.2693	35.8820	48.1687	25.0131	36.0392	47.1823
0.01 ถึง 1	0.01	28.2970	23.2209	34.4163	46.4763	24.8911	35.9788	47.1772
0.006 ถึง 0.667	0.0067	27.1090	22.3259	33.0629	44.7392	24.8658	35.9665	47.1761

ตารางที่ 5.72 แสดงผลเปรียบเทียบการหา NO ที่หุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับ
วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions
เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^{-\frac{1}{2}}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.
(2 หมายถึง Observability, 1 หมายถึง Unobservability)

ข้อมูลชุดที่	ค่าวัด Injection (บัส)	ค่าวัด Flow (บัส - บัส)	วิธีการ MJMR	โครงข่ายประสาทเทียม ($a(n) = (n^2 + 100^2)^{-\frac{1}{2}}$)
1	4, 6, 7, 12, 13, 14	2-3, 2-14, 5-6, 6-7, 10-11, 11-14, 12-13	1	1.4610
2	1, 2, 6, 7, 11, 12	1-13, 2-3, 5-6, 6-7, 10-11, 11-12, 12-13, 12-14	1	1.4703
3	1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 10, 11, 13, 14	1-2, 1-13, 2-3, 2- 14, 4-5, 5-6, 6-7, 7-8, 9-10, 10-11, 11-12, 11-14, 12-14	2	1.5027
4	1, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14	1-2, 2-3, 2-14, 3-4, 4-5, 5-6, 7-8, 7-9, 9-10, 10-11, 11-14, 12-13, 12-14	2	1.4939
5	3, 6, 7, 8, 12, 13	1-13, 3-4, 4-5, 7-9, 11-12	1	1.4624
6	1, 2, 3, 5, 6, 8, 9, 10, 12, 13, 14	1-13, 2-14, 4-5, 7- 8, 9-10, 11-12, 12- 14	2	1.4957
7	2, 5, 10, 11, 12, 14	1-2, 2-14, 7-8, 7-9, 9-10, 12-13, 12-14	1	1.4718
8	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 12, 13, 14	1-13, 2-3, 5-6, 7-9, 9-10, 11-14, 12-13	2	1.4839



รูปที่ 5.38 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^{-1/2}$ สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.

ผลการทดลองในตารางที่ 5.61, 5.63, 5.65, 5.67, 5.69 และ 5.71 เป็นการทดสอบหา NO ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions สำหรับระบบ 14 บั๊ต 230 kV ของ กฟผ.สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

จากตารางที่ 5.61 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.05^2)^{-1}$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 0.2 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 25.7340 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 2.5678 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 3.7674 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 5.2150 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 24.8449 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 35.9564 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 47.1752 %

จากตารางที่ 5.63 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 0.5^2)^{-1}$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 0.0067 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 25.5 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 0.9172 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 1.3460 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 1.8664 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 24.8449 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 35.9564 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 47.1752 %

จากตารางที่ 5.65 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 5^2)^{-1}$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 0.0067 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 26 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 6.9335 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 10.1734 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 14.0163 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 24.8450 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 35.9564 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 47.1752 %

จากตารางที่ 5.67 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 10^2)^{-1}$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 0.0067 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 26.39 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 10.9074 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 16.0058 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 21.9565 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 24.8451 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 35.9565 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 47.1752%

จากตารางที่ 5.69 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 50^2)^{-1}$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 0.0067 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 26.0470 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 20.0418 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 29.5663 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 40.1391 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 24.8502 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 35.9589 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 47.1755%

จากตารางที่ 5.71 เป็นการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เป็น $a(n) = (n^2 + 100^2)^{-1}$ พบว่าที่ค่าการกระจาย (spread) เท่ากับ 0.0067 นั้นทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด โดยใช้เวลาในการฝึกสอนทั้งหมด 27.1090 วินาที และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดฝึกสอนคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 22.3259 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 33.0629 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 44.7392 % และให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ของชุดทดสอบคือ ค่าต่ำสุด (Minimum) เท่ากับ 24.8658 %, ค่าเฉลี่ย (Mean) เท่ากับ 35.9665 % และค่าสูงสุด (Maximum) เท่ากับ 47.1761 %

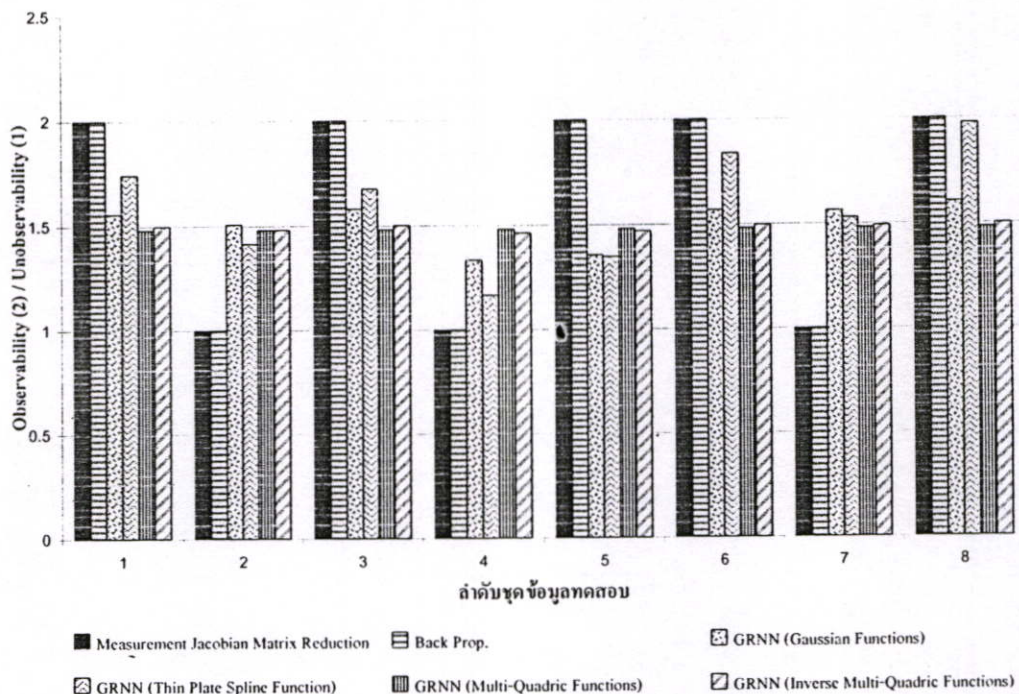
ในตารางที่ 5.62, 5.64, 5.66, 5.68, 5.70, 5.72 และรูปที่ 5.33, 5.34, 5.35, 5.36, 5.37, 5.38 แสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions ทั้ง 6 แบบที่ปรับเปลี่ยนค่า α สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

จากผลลัพธ์ที่ผ่านการฝึกสอนแล้วถูกทดสอบซึ่งสอดคล้องกับค่าวัดที่แตกต่างกัน ซึ่งไม่ได้รวมอยู่ในชุดฝึกสอนจำนวน 72 ชุดของระบบแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ. ซึ่งผลลัพธ์ของชุดทดสอบจำนวน 8 ชุดที่ได้จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้สมการ Inverse Multi-Quadric Functions เมื่อเปรียบเทียบกับผลลัพธ์ที่ได้จากการหาโดยวิธีการ MJMR แล้วจะสังเกตได้ว่าค่าที่ได้นั้นมีความคลาดเคลื่อนค่อนข้างสูง

5.3 วิเคราะห์ผลการทดลอง

5.3.1 การวิเคราะห์ผลสำหรับระบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

จากรูปที่ 5.39 เมื่อนำผลลัพธ์ของชุดข้อมูลทดสอบทั้ง 8 ชุดของระบบ 8 บัส 115 kV (กฟภ.) มาเปรียบเทียบกันระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP และโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Radial Basis Function เป็น Gaussian Function, Thin Plate Spline Function, Multi-Quadric Functions และ Inverse Multi-Quadric Functions จะเห็นว่าผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP นั้นมีค่าที่เท่ากับผลลัพธ์ของวิธีการ MJMR ส่วนผลลัพธ์ของวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ทั้ง 4 ชนิดนั้นมีค่าผิดพลาดค่อนข้างสูงและค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ (MAPE) ที่ได้มีค่าสูงเช่นกัน

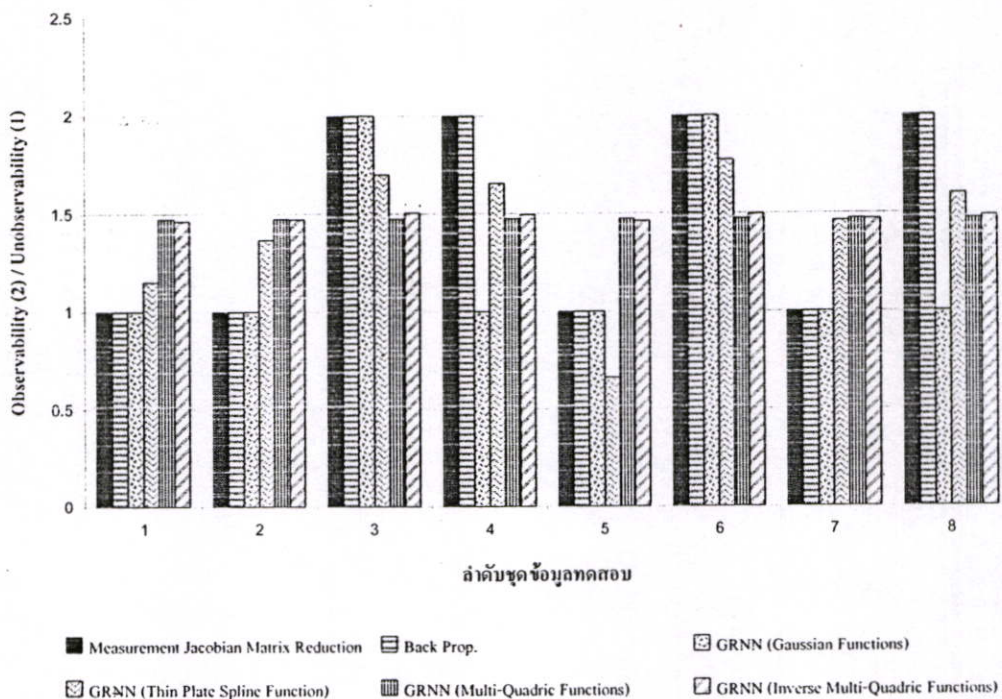


รูปที่ 5.39 แสดงแผนภูมิเปรียบเทียบการหา Network Observability ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุด

ระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 5 แบบ (Back Prop., GRNN (Gaussian Function), GRNN (Thin Plate Spline Function), GRNN (Multi-Quadric Functions), GRNN (Inverse Multi-Quadric Functions) สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 8 บัส 115 kV ของ กฟภ.

5.3.2 การวิเคราะห์ผลสำหรับระบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.

จากรูปที่ 5.40 เมื่อนำผลลัพธ์ของชุดข้อมูลทดสอบทั้ง 8 ชุดของระบบ 14 บัส 230 kV (กฟผ.) มาเปรียบเทียบกับระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP และโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ที่ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Radial Basis Function เป็น Gaussian Function, Thin Plate Spline Function, Multi-Quadric Functions และ Inverse Multi-Quadric Functions จะเห็นว่าผลลัพธ์ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP นั้นมีค่าที่เท่ากับผลลัพธ์ของวิธีการ MJMR ส่วนผลลัพธ์ของวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ทั้ง 3 ชนิดนั้นมีค่าผิดพลาดค่อนข้างสูงแต่มีเพียงชนิด Gaussian Function ที่ให้ผลลัพธ์ตรงกับวิธีการลดทอน Jacobian Matrix ของค่าวัดอยู่ 6 ชุดทดสอบ โดยมีเพียง 2 ชุดทดสอบที่มีค่าผิดพลาดจากข้อมูลทดสอบทั้งหมด 8 ชุด



รูปที่ 5.40 แผนภูมิเปรียบเทียบการหา NO ที่ชุดข้อมูลทดสอบ 8 ชุดระหว่างวิธีการ MJMR กับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 5 แบบ (Back Prop., GRNN (Gaussian Function), GRNN (Thin Plate Spline Function), GRNN (Multi-Quadric Functions), GRNN (Inverse Multi-Quadric Functions) สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังแบบ 14 บัส 230 kV ของ กฟผ.

บทที่ 6

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

6.1 สรุปผลการวิจัย

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้นำเสนอวิธีการหาความเพียงพองของค่าวัดในระบบไฟฟ้ากำลัง (Network Observability) ของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค (กฟภ.) และการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (กฟผ.) โดยได้นำผลที่ได้จากวิธีการวิเคราะห์ Network Observability แบบการลดทอน Jacobian Matrix ของค่าวัดมาเปรียบเทียบกับการวิเคราะห์โดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural network) ชนิดที่มีการแพร่ค่าย้อนกลับ (back propagation learning) และชนิด Generalized Regression เพื่อหาว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบใดที่จะให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่ากัน

จากผลการทดสอบนั้นสามารถสรุปได้ว่าการหาความเพียงพองของค่าวัดในระบบไฟฟ้า (Network Observability) โดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมนั้น การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression นั้นยังให้ผลลัพธ์ไม่ดีขึ้นเมื่อเทียบกับการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ ค่า MAPE ที่ได้จากการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression นั้นยังมีค่าสูงอยู่ จากผลการทดลองจะเห็นได้ว่าไม่ว่าจะทำการปรับเพิ่มหรือลดความกว้างของกราฟ หรือจะปรับเปลี่ยนสมการ Radial Basis Function ใดๆ ค่า MAPE ที่ต่ำที่สุดของชุดทดสอบก็ไม่ดีไปกว่าการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ แต่การใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression นั้นจะมีข้อดีกว่าการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับคือเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนนั้นจะน้อยกว่า เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression นั้นไม่ได้ทำการฝึกสอนซ้ำไปซ้ำมาเหมือนกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ สาเหตุอีกประการหนึ่งที่ทำให้การใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression ได้ผลไม่ดีนั้นคือฟังก์ชันการถ่ายโอนที่เป็น Radial Basis Function นั้นไม่เหมาะสมกับข้อมูลที่นำมาให้โครงข่ายประสาทเทียมทำการเรียนรู้

การใช้โครงข่ายประสาทเทียมมาทำการหาความเพียงพองของค่าวัดในระบบไฟฟ้านั้นก็เป็นอีกวิธีการหนึ่งที่สามารถทำได้ นอกเหนือจากวิธีการอื่น ๆ ที่ใช้กันโดยทั่วไป ซึ่งการใช้โครงข่ายประสาทเทียมมาทำการหาความเพียงพองของค่าวัดในระบบไฟฟ้านั้นมีข้อดีและข้อเสียต่างกันดังนี้

ตารางที่ 6.1 แสดงการเปรียบเทียบข้อดี-ข้อเสีย ของการใช้โครงข่ายประสาทเทียม

ข้อดี	ข้อเสีย
1. ถ้าชุดค่าวัดในระบบไฟฟ้ามีการเปลี่ยนแปลงยังคงสามารถหาผลลัพธ์ได้	1. กรณีที่ระบบเปลี่ยนแปลงต้องฝึกสอนข้อมูลใหม่
2. ไม่ต้องทำการสร้างแบบจำลองทางไฟฟ้าและแบบจำลองทางคณิตศาสตร์	2. ความสามารถของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะขึ้นอยู่กับความสัมพันธ์ของข้อมูลที่นำมาให้โครงข่ายประสาทเทียมทำการเรียนรู้
3. ใช้เวลาในการฝึกสอนไม่มาก	3. การทดสอบปัญหาบางกรณีด้วยโครงข่ายประสาทเทียมนั้นต้องใช้เวลาในการรวบรวมข้อมูลเป็นเวลานาน เพื่อให้มีข้อมูลที่ให้นำมาฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม
	4. ไม่สามารถระบุถึงจำนวนโหนดในชั้นซ่อนและฟังก์ชันการถ่ายโอนที่ใช้ได้ว่า ต้องใช้จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่าไร และใช้ฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบใด ถึงจะให้ผลดีที่สุด ซึ่งต้องใช้วิธีการทดลองสุ่ม หรือทดลองหลายรูปแบบ

6.2 สิ่งที่เราควรได้รับการพัฒนาต่อไป

1. พัฒนาให้สามารถเรียนรู้สำหรับระบบไฟฟ้าที่มีขนาดใหญ่ขึ้น
2. พัฒนาให้ใช้วิธีการอื่น ๆ ในการหาชุดข้อมูลสำหรับนำมาฝึกสอน โดยโครงข่ายประสาทเทียม
3. ทดลองใช้โครงข่ายประสาทเทียมชนิดอื่น ๆ ในการหาความเพียงพอของค่าวัดในระบบไฟฟ้า (network Observability)
4. ทดลองใช้ข้อมูลฝึกสอนที่มากขึ้นกว่าเดิม เพื่อนำมาเปรียบเทียบกับผลที่ได้ในปัจจุบัน

เอกสารอ้างอิง

- [1] กองอุปกรณ์ควบคุม ฝ่ายควบคุมระบบไฟฟ้า การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค. “โครงการติดตั้งระบบศูนย์สั่งการจ่ายไฟระยะที่ 1 (กจฟ.1)” เอกสารฝึกอบรมการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค., มีนาคม 2546.
- [2] D P Kothari, I J Nagrath. **Modern Power System Analysis**. Third Edition. New Delhi : Tata McGraw-Hill Publishing Company Limited. 2003.
- [3] Ali Abur, Antonio Gómez Expósito. **Power System State Estimation – Theory and Implementation**. New York : Marcel Dekker, Inc. 2004.
- [4] A. Abur., A.G. Exposito., “Detecting Multiple Solutions in State Estimation in the Presence of Current Magnitude Measurements” **IEEE Trans.**, Vol. 12. , No. 1. February 1997, pp. 370–376.
- [5] G. Peters., J.H. Wilkinson., “The Least-squares Problem and Pseudo-inverses” **The Computer Journal.**, Vol. 13. , No. 4. August 1970, pp. 309–316.
- [6] A. Monticelli., F.F. Wu., “Network Observability: Identification of Observable Islands and Measurement Placement” **IEEE Transactions on PAS.**, Vol.PAS-104., No. 5. May 1985, pp. 1035–1041.
- [7] Fausett Laurene. **Fundamentals of Neural Networks**. Englewood Cliffs, New Jersey : Prentice Hall International, Inc. 1994.
- [8] Dave Anderson, George McNeill. “ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS TECHNOLOGY” **A DACS State-of-the-Art Report**, August 1992. pp. 2-16.
- [9] Demuth, H. and Beale, M. **Neural Network Toolbox User’s Guide**. The Math Works, Inc. 2001.
- [10] John A. Bullinaria, “Radial Basis Function Networks: Introduction” **Introduction to Neural Networks : Lecture 12**, 2004. pp. 1-8.
- [11] N. G. Bretas, J. B. A. London J., “Network Observability : The Critical Measurement Identification Using The Symbolic Jacobian Matrix” **IEEE Transactions on Power System**. 1998. pp.1222 – 1226.
- [12] Slutsker I. W., Scudder J. M., “Network Observability Analysis Through Measurement Jacobian Matrix Reduction” **IEEE Transactions on Power System**. vol.PWRS – 2, N^o 2, May 1987. pp. 331 – 337.

- [13] Amit Jain, Jaeho Choi., "Power System Network Observability Determination Using Feed-forward Neural Networks" **IEEE Transactions on Power System**, 2002, pp. 2086 – 2090.
- [14] การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค. "Single Line Diagram" จ.ชลบุรี : การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคเขต 2 (ภาคกลาง). 2545.
- [15] การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย. "Switching and Transmission Line Diagram" กรุงเทพฯ : การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (เขตนครหลวง). มีนาคม 2544.

ภาคผนวก
ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์

1. P. Tanprasert and S. Jiriwibhakorn., "Network Observability Determination using Artificial Neural Networks" the IASTED International Conference (Energy and Power Systems), April 2005. pp.167-172.

NETWORK OBSERVABILITY DETERMINATION USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Mr. Pornthep Tanprasert Assist.Prof.Dr. Somchat Jiriwibhakorn
 Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang
 Bangkok, Thailand, 10520
 Email : s6060318@kmitl.ac.th

ABSTRACT

This paper purposes a method for the determination of network observability of the Provincial Electricity Authority (PEA)'s power system in Thailand using the artificial neural networks (ANNs). The network observability problem related to the power system configuration or network topology, called the topological observability, is studied to solve the topological observability problem. The artificial neural networks (ANNs) based on back propagation learning are used as a tool to solve this problem.

KEY WORDS

State estimation, topological observability, artificial neural networks (ANNs), measurement jacobian matrix reduction

1. Introduction

State estimation plays an important role in the monitoring and controlling of modern power systems. The aim of the state estimation is to obtain the best possible values of the bus voltage magnitudes and angles from a set of measurement, which consists of real and reactive line flow powers; and real and reactive node injection powers. In real-time environment, the state estimator consists of different modules such as network topology processor, observability analysis, state estimation, and bad data processing.

The ability to perform the state estimation depends on whether sufficient measurement is well distributed throughout the system. When the sufficient measurement is available, the state estimation can obtain a state vector of the whole system. In this case the network is observable. An analytical method determining whether there is sufficient data for the state estimation is called the Observability Analysis which is a part of the real-time state estimation. Thus, a network observability test should be executed prior to performing the state estimation. The observability analysis may be divided into three categories: algebraic, numerical, and topological observability [1].

The artificial neural networks have been found to be the effective way for learning functional mappings between input and output variables. This is done by adjusting weights and biases of a set of interconnected neurons according to a specific learning rule. Computationally, the neural networks have the advantage of massive parallelism and can provide extremely fast processing facility.

The neural networks have been found in many applications of the power systems such as load flow studies, load forecasting (short term and long term), security assessment, alarm processing and diagnosis, control, state estimation and etc.

Using the artificial neural network enables us to find the values quickly and accurately, and to learn various types of non-linear continuous function under learning data boundary. Feed - forward neural network is trained by using the back propagation learning to find the topological observability of the PEA power system.

This study aims to analyze the network observability of 5-bus and 8-bus power systems of the PEA by using the measurement Jacobian matrix reduction method. The output results from this method are used to train and compare with the results from the artificial neural network method.

2. Network Observability Analysis Through Measurement Jacobian Matrix Reduction

This method was developed by Slutsker & Scudder [2]. It analyzes the network observability using the transpose of the measurement jacobian matrix H^T . The method does not present combinatorial nature. It is simple to understand and was found to be fast and proper for real-time environment.

In the H^T matrix, the columns correspond to the measurement equations and the rows to the variables related to those equations. These variables are associated with the network buses. The reduction of H^T is made

through elimination of observable groups, i.e. the rows of island variables and columns of island measurement equations. No actual calculation of H^T elements is necessary.

Two features characterize each step of reduction:

1. Redundant equations are automatically eliminated.
2. Every time an observable island of the network is identified, it is eliminated from the symbolic jacobian matrix and then grouped to the previous identified islands.

The method itself consists of three major phases [2].

Phase 1: The symbolic H^T matrix is built (It is symbolic because what is relevant is the position of the elements).

Phase 2: The matrix H^T is reduced through the elimination of branch flow measurements.

Phase 3: The reduction of H^T is continued concerning the injection measurements equation, eliminating first the injection measurement with only two variables.

In the reduction process (phases 2 and 3) each observable island is represented by a reference bus. The size of an island, i.e. the number of buses belonging to the observable island, will be referred to as the valency of its reference bus. At the beginning the valencies of all network buses are set to be 1. In each reduction step a measurement is chosen. This measurement is analyzed and a set of buses that it relates are found to be in the same observable island. One bus from this set of buses is taken as reference to represent the observable island identified by these buses, and its valency is augmented by the valencies of these other buses. After that these other buses are eliminated and their valencies become zero indicating that those buses were eliminated. Thus, through its valency, the reference bus becomes equivalent to buses of the island that it represents. If an eliminated bus has a valency greater than 1, it is a reference bus of an observable group previously eliminated. That group must be added to the observable group associated to the current reference bus. After the elimination of all the possible buses, every bus with non-zero valencies will represent one island. This technique is illustrated by the following example.

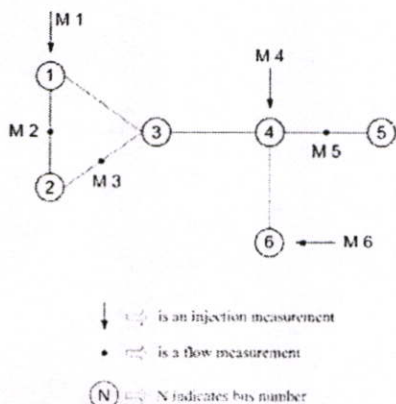


Figure 1. 6 – bus system [3]

Example : Let the 6-bus power system with the measurement set as indicated in Fig. 1.

Applying the method of observability analysis just described one has :

Phase 1 :

The symbolic matrix H^T is built :

Buses	Injection Measurement at buses			Flow Measurement			Valency
	1	4	6	1-2	2-3	4-5	
1	x			x			1
2	x			x	x		1
3	x	x			x		1
4		x	x			x	1
5		x				x	1
6		x	x				1

Phase 2 :

The reduction process starts through the flow measurements. Firstly the flow measurement 1-2 is selected and bus 2 is taken as reference because it appears more frequently in the measurement set than bus 1. Bus 1 is attacked to the observable island represented by bus 2. The row corresponding to bus 1 and column corresponding to the flow measurement 1-2 are eliminated from H^T (eliminating bus 1, the injection measurement at bus 1 is identified as redundant measurement and is automatically eliminated). The valency of bus 2 is augmented by 1 and the valency of bus 1 is set to zero. In the same manner the flow measurements 2-3 and 4-5 are eliminated selecting respectively buses 3 and 4 as reference (bus 3 was used as reference to eliminate the measurement 2-3, because now without the measurement 1-2, bus 3 appears more than bus 2 in the measurement set). The new H^T becomes :

Buses	4	6	Valency
3	x		3
4	x	x	2
6	x	x	1

Valencies of buses 3 and 4 are respectively 3 and 2. valencies of eliminated buses 1, 2 and 5 are zero and valencies of bus 6 is 1. The observable group associated to bus 3 consists of buses 1 and 2 and to bus 4 consists of bus 5.

Phase 3 :

As all flow measurement were eliminated, the reduction process continues through the injection measurements. Thus, the injection measurement at bus 6 is eliminated

selecting bus 4 as reference and eliminating the column corresponding to this injection measurement and the row corresponding to bus 6. Now the valency of bus 4 is equal to 3 and of bus 6 is zero. The new H^T becomes :

$$H^T = \begin{bmatrix} \text{Buses} & 4 & \text{Valency} \\ 3 & X & 3 \\ 4 & X & 3 \end{bmatrix}$$

Following the injection measurement at bus 4 is eliminated selecting as reference bus 3. Thus the column corresponding to this injection measurement and the row corresponding to bus 4 are eliminated from H^T .

Since no more equations can be found, no further H^T reduction is possible. the observability analysis is complete and one bus with non-zero valency, bus 3, identify one observable island. The valency of bus 3 is 6 that corresponds to the 6 buses of the system, thus the 6-bus system analyzed is observable [3].

3. Determination of Power System Network's Topological Observability Using Artificial Neural Networks

Artificial Neural Networks and Usage : the neural network toolbox of Matlab 6.1 using the Levenberg-Maguardt algorithm (trainlm) [4] is used in this study. There are two hidden layers applied as shown in figure 5. The transfer functions of neurons in each hidden layer are the tan-sigmoid transfer function or the log-sigmoid transfer function, illustrated in equations 1 and 2 and figures 2 and 3 respectively. The output layer uses the linear transfer function shown in equation 3 and in figure 4. The feed-forward neural network is used in this study. The neural network has one input layer. The artificial neural network is connected by weights and biases which both are adjustable. Weights are connectors between the neurons in the four layers mentioned above. Biases are connectors between the neurons within the same layer excluding the input layer. The artificial neural network structure is demonstrated in figure 5.

$$a(n) = \frac{1 - e^{-kn}}{1 + e^{-kn}} \tag{1}$$

$$a(n) = \frac{1}{1 + e^{-kn}} \tag{2}$$

$$a(n) = n \tag{3}$$

where k is a constant.

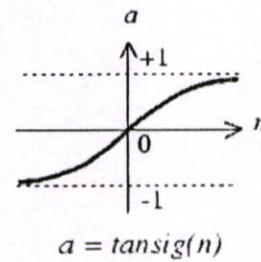


Figure 2. Tan-Sigmoid Transfer Function

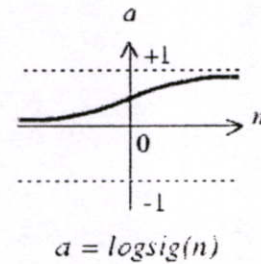


Figure 3. Log-Sigmoid Transfer Function

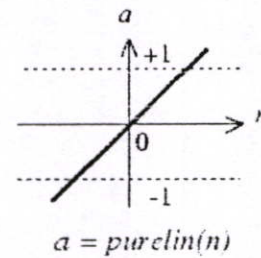


Figure 4. Linear Transfer Function

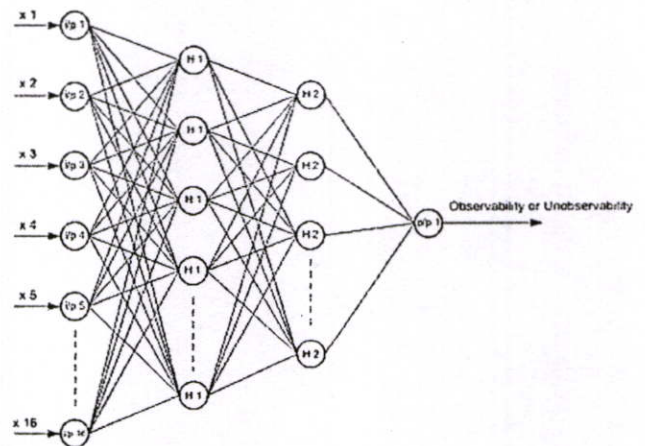


Figure 5. The structure of an artificial neural network with 4 layers.

Implementation of Artificial Neural Networks for Topological Observability : Test for determining the topological observability in this problem is to indicate the measurement on the buses and lines as the inputs, and status result of the observability and unobservability as the output. Each input in the input layer of the artificial neural network is determined by the number of input in an exhaustive measurement set for the system. The exhaustive measurement set consists of an injection measurements at each bus and a flow measurement on each line. The network corresponding to this measurement set has the same amount of inputs as the number of buses and lines in the system. For choosing the input pattern, either '1' or '0' is defined as the input representing the availability or unavailability of the relating injection or flow measurements. The output of artificial neural network is the observability or unobservability status. Therefore, in this problem, there is only one neuron in the output layer. If the system is observable the output is given to be 2, unless it is given to be 1 [5].

The artificial neural network efficiency is indicated by the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of the training and testing data sets:

$$MAPE = \sum_{i=1}^n \frac{1}{n} \times \left| \frac{OBS_{ANNi} - OBS_{JMi}}{OBS_{JMi}} \right| \times 100\% \quad (4)$$

OBS_{ANN} is the result of the network observability from the artificial neural network method

OBS_{JM} is the result of the network observability from the measurement Jacobian matrix reduction method

n is the number of the training or testing patterns

4. Study and Results

The artificial neural network is trained for the topological observability of the PEA's 5 bus, 115kV and 8 bus, 115kV power system. The artificial neural network used for training is the type of 4 layers consisting of 1 input layer, 2 hidden layers and 1 output layer.

5 bus system and results : For the 5 bus system, there are 9 inputs representing 5 bus injection measurements, 4 line flow measurements, and 1 output representing the state of the observability. Figure 6 shows the single line diagram of the 5 bus, 115KV power system of the PEA. The artificial neural network with 4 layers has the input layer with 9 neurons, the 1st hidden layer with 7 neurons, the 2nd hidden layer with 6 neurons, and the output layer with 1 neuron. It is used for training the 5 bus power system. In training process, 52 sets of the training patterns

and 8 sets of the test patterns, not included in the training pattern sets, are used.

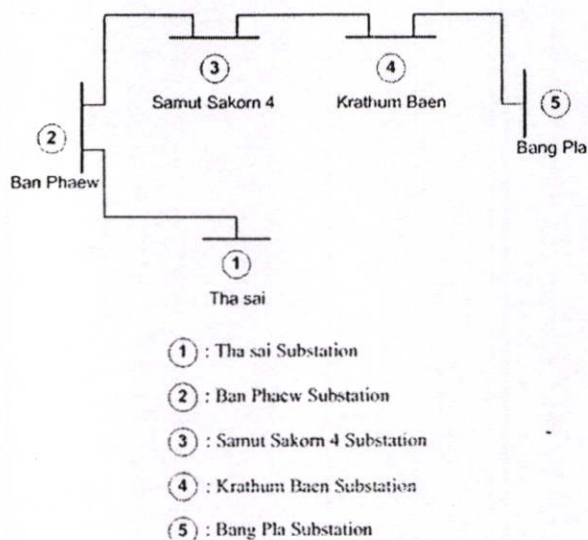


Figure 6. 5 bus power system of the PEA. [6].

The number of the neurons in the 1st and 2nd hidden layers start from 2-1 to 10-9 respectively. Each time the network trains 20 rounds. Each round it adjusts weights and biases 1,000 iterations to find the most effective training. By comparing the artificial neural network's efficiency, it is found that the minimum value of the MAPE of the test sets is equal to 0.0001. There is only the tan-sigmoid transfer function, having this value. It has 7 neurons in the 1st hidden layer and 6 neurons in the 2nd hidden layer. The trained neural network is tested corresponding to the different measurement sets. It however is not included in the 5 bus training sets. The comparison of the artificial neural network results with the measurement Jacobian matrix reduction results is shown in table 1.

Test data No.	Injection Measurement (Bus)	Flow Measurement (Bus - Bus)	Measurement Jacobian Matrix Reduction	ANNs
1	1, 3, 5	3-4, 4-5	2	2,000
2	2, 4	1-2, 2-3	2	2,000
3	2	3-4, 4-5	2	2,000
4	1	1-2, 4-5	1	1,000
5	4	4-5	1	1,000
6	3, 4, 5	4-5	1	1,000
7	1, 3	4-5	2	2,000
8	1, 2	2-3	1	1,000

Table 1 : The outcome of comparison between the observability of 8 test data sets using measurement Jacobian matrix reduction, and the artificial neural network. (2 is Observability, 1 is Unobservability)

8 bus system and results : For the 8 bus system, there are 16 inputs representing 8 bus injection measurements, 8 line flow measurements, and 1 output corresponding to the state of the observability. Figure 7 shows the single line diagram of the 8 bus, 115KV power system of the PEA.

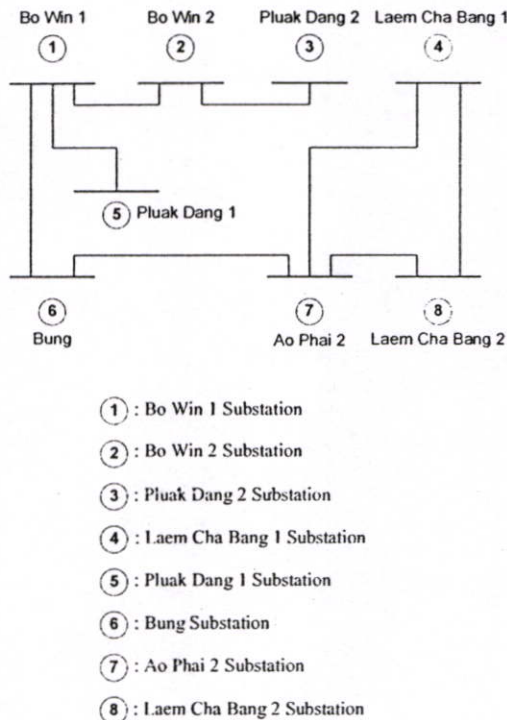


Figure 7. 8 bus power system of the PEA. [7].

The artificial neural network with 4 layers has the input layer with 16 neurons, the 1st hidden layer with 4 neurons, the 2nd hidden layer with 2 neurons, and the output layer with 1 neuron. It is used for training the 8 bus power system. In training process, 52 sets of the training patterns and 8 sets of the test patterns, not included in the training pattern sets, are studied. The training starts from the less complicate network. The number of the neurons in the 1st and 2nd layers start from 2-1 to 10-9 respectively. Each time the neural network trains 20 rounds. Each round it adjusts weights and biases 1,000 iterations to find the most effective training.

By comparing the artificial neural network's efficiency, it is found that the minimum value of the MAPE of the training sets is 0.0000. There are 2 types of the transfer function, the tan-sigmoid and the log-sigmoid, having the same MAPE value (0.0000). The 1st hidden layer has 4 neurons and the 2nd hidden layer has 2 neurons. The output layer uses the linear transfer function. Therefore, the less time of learning process is considered. It is concluded that the log-sigmoid transfer function of both hidden layers is chosen.

The trained ANNs are tested corresponding to the different measurement sets by using 8 new test data. The comparison of the artificial neural network results with the measurement Jacobian matrix reduction results is shown in table 2.

Test data No.	Injection Measurement (Bus)	Flow Measurement (Bus - Bus)	Measurement Jacobian Matrix Reduction	ANNs
1	1, 2, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 7-8	2	2.000
2	3, 5, 6	2-3, 4-7	1	1.000
3	1, 2, 4, 5, 7	1-2, 6-7	2	2.000
4	2, 4, 6, 8	1-2, 1-6, 4-8, 7-8	1	1.000
5	2, 3, 4, 8	2-3, 1-5, 4-7, 6-7, 7-8	2	2.000
6	1, 2, 3, 6, 7, 8	1-2, 2-3, 1-5, 6-7	2	2.000
7	1, 3	1-6, 6-7	1	1.000
8	1, 3, 4, 5, 7, 8	1-2, 1-5, 4-7, 4-8	2	2.000

Table 2 : The outcome of comparison between the observability of 8 test data sets using measurement Jacobian matrix reduction and the artificial neural networks. (2 is Observability, 1 is Unobservability)

5. Conclusions

This paper presents a new method to determine the topological observability of the power system network. It is based on a feed-forward neural network technique with back-propagation learning rule. The Levenberg-Marquardt algorithm which is highly effective is used to study the observability problem and behavior of the power system.

The Mean Absolute Percentage Errors of test data of the trained artificial neural network for both 5-bus and 8-bus power systems are very few. By comparing the results from the artificial neural networks with the results from the measurement Jacobian matrix reduction method, it is found that all of them are equal.

Therefore, it can be concluded that the method based on the artificial neural networks is suitable for the power system observability determination.

References :

- [1] DP Kothari, IJ Nagrath, "*Modern Power System Analysis, Introduction to State Estimation of Power Systems*" Tata McGraw-Hill Publishing Company Limited, 2003
- [2] Slutsker, I. W. & Scudder, J. M., *Network Observability Analysis Through Measurement Jacobian Matrix Reduction*, IEEE Transactions on Power System. Vol.PWRS – 2, No 2, pp.331 – 337, May 1987
- [3] N. G. Bretas, J. B. A. London J., *Network Observability : The Critical Measurement Identification Using The Symbolic Jacobian Matrix*, IEEE Transactions on Power System, pp.1222 – 1226, 1998
- [4] H.Demuth and M. Beale, *Neural Network Toolbox User's Guide*, The Math work, Inc., March 2001
- [5] Amit Jain, Jaeho Choi, *Power System Network Observability Determination Using Feed-forward Neural Networks*, IEEE Transactions on Power System, pp.2086 – 2090, 2002
- [6] 5 bus system, 115 kV Single Line Diagram : Provincial Electricity Authority (PEA), Nakhonpatom, Thailand, 2003
- [7] 8 bus system, 115 kV Single Line Diagram : Provincial Electricity Authority (PEA), Chonburi, Thailand, 2002

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล	นายพรเทพ ตันประเสริฐ
วัน เดือน ปีเกิด	3 กรกฎาคม 2518 ที่กรุงเทพฯ ฯ
ที่อยู่	84/17 ม.3 ถ.รัตนธิเบศร์ ต.บางรักน้อย อ.เมือง จ.นนทบุรี 11000
ประวัติการศึกษา	2541 วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ประสบการณ์การทำงานและผลการวิจัย	วิศวกรระดับ 5 แผนกจัดการอุปกรณ์ระบบควบคุม กองอุปกรณ์ควบคุม ฝ่ายควบคุมระบบไฟฟ้า การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค ผลงานวิจัยเรื่อง “Network Observability Determination Using Artificial Neural Network” The IASTED International Conference on Energy and Power Systems (EPS 2005) ที่จังหวัดกระบี่