

การแปลงเวฟเล็ตและโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับวิเคราะห์ฟอลต์ในสายส่ง

WAVELET TRANSFORM AND NEURAL NETWORK FOR
FAULT ANALYSIS IN TRANSMISSION LINE



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

รพ.

๓๓๕๗ ก

๒๕๔๗

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. ๒๕๔๗

ISBN 974-9680-16-2

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

เลขหมู่.....

เลขทะเบียน 50946 /

วัน,เดือน,ปี 26 พ.ค. ๒๕๔๗

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

**WAVELET TRANSFORM AND NEURAL NETWORK FOR
FAULT ANALYSIS IN TRANSMISSION LINE**



**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**

2004

ISBN 974-9680-16-2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



COPYRIGHT 2004

SCHOOL OF GRADUATE STUDIES

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การแปลงเวฟเล็ดและ โครงข่ายประสาทดัดเทียมสำหรับ วิเคราะห์ฟอลต์ในสายส่ง
นักศึกษา	นาย อรรถพล เก้าพิทักษ์กุล
รหัสประจำตัว	45061010
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
พ.ศ.	2547
อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์	รศ. ศุภี บรรจงจิตร

บทคัดย่อ

การป้องกันสายส่งเป็นหนึ่งในงานสำคัญที่ป้องกันระบบไฟฟ้ากำลัง สัญญาณฟอลต์ทรานเซียนต์ในสายส่งต้องการที่จะตรวจจับ, แบ่งประเภทและระบุตำแหน่งอย่างถูกต้องและขจัดฟอลต์อย่างรวดเร็วที่สุดเท่าที่จะทำได้ ซึ่งการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ด้วยการแปลงฟูเรียร์อาจจะไม่มีประสิทธิภาพเท่าที่ควร ด้วยเหตุนี้ วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงได้นำเสนอรูปแบบการประยุกต์ใช้การแปลงเวฟเล็ดแบบเต็มหน่วยร่วมกับ โครงข่ายประสาทดัดเทียมสำหรับวินิจฉัยฟอลต์ที่เกิดขึ้นบนสายส่งแรงดัน 500 kV การจำลองรูปแบบฟอลต์ผ่านโปรแกรม ATP/EMTP โดยใช้แบบจำลองสายส่งที่ขึ้นอยู่กับความถี่ ซึ่งรูปคลื่นแรงดันและกระแสไฟฟ้าหลังเกิดฟอลต์ถูกนำมาใช้วิเคราะห์เวฟเล็ดแม่ซิกนัล daubechies 4 (db4) ถูกนำมาใช้เพื่อแยกองค์ประกอบความถี่สูงจากสัญญาณฟอลต์สัญญาณแรงดันและกระแสหลังเกิดฟอลต์ในสเกลแรกที่สามารถตรวจจับฟอลต์ได้ถูกพิจารณาเป็นอินพุตสำหรับชุดข้อมูลฝึกสอนและทดสอบป้อนให้โครงข่ายประสาทดัดเทียม เพื่อใช้ในการหาตำแหน่งและแบ่งประเภทของฟอลต์ที่เกิดขึ้น โครงข่ายประสาทดัดเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับถูกเปรียบเทียบกับชนิดความน่าจะเป็นสำหรับการหาตำแหน่งฟอลต์ และ โครงข่ายประสาทดัดเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับถูกเปรียบเทียบกับชนิดฟังก์ชันฐานรัศมีสำหรับการระบุประเภทของฟอลต์เป็นการแสดงให้เห็นว่า วิธีที่นำเสนอเป็นเครื่องมือที่มีประโยชน์เนื่องจากให้ผลสรุปที่น่าพอใจ กล่าวคือ การหาตำแหน่งฟอลต์โดยใช้โครงข่ายประสาทดัดเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับและชนิดความน่าจะเป็นมีความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยต่ำกว่า 0.6 กิโลเมตร และ 0.2 กิโลเมตร ตามลำดับ และการระบุประเภทของฟอลต์โดยใช้โครงข่ายประสาทดัดเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับและชนิดฟังก์ชันฐานรัศมีมีความถูกต้องเฉลี่ยมากกว่า 98.611% และ 96.065% ตามลำดับ จึงสรุปได้ว่า การแปลงเวฟเล็ดร่วมกับโครงข่ายประสาทดัดเทียมมีประโยชน์อย่างมากในการพัฒนาของแผนการป้องกันระบบไฟฟ้ากำลัง

Thesis Title Wavelet Transform and Neural Networks for Fault Analysis in
Transmission Line
Student Mr. Atthapol Ngaopitakkul
Student ID. 45061010
Degree Master of Engineering
Programme Electrical Engineering
Year 2004
Thesis Advisor Assoc. Prof. Sulee Bunjongjit

ABSTRACT

Protecting transmission lines is one important task to safeguard electric power systems. The transient fault signal on transmission lines need to be detected, classified and located accurately and cleared as fast as possible. Fourier transforms are not so effective methods for analysis signals. This thesis presents an application of a combination between discrete wavelet transforms (DWT) and artificial neural networks (ANNs) in fault diagnosis for a power system with a 500 kV single circuit transmission system. Fault simulations are carried out using ATP/EMTP program, with a frequency-dependent transmission line model. Post-fault voltage and current signals are used in the analysis. The mother wavelet daubechies4 (db4) is employed to decompose, high frequency component from the voltage and current fault signals. Post-fault voltage and current signals in the first scale that can detect fault are considered as inputs for the training and test pattern of ANNs. The results obtained from ANNs are used to locate faults, and identify faults. A comparison between back-propagation (BP) neural network and probabilistic neural network (PNN) is performed for fault location while a comparison between BP and radial basis function (RBF) neural network is detailed for fault identification. It is shown that the combination of wavelet transform and ANNs is a powerful tool and gives satisfactory results. Errors in fault location obtained from BP and PNN are 0.6 km and 0.2 km respectively. In addition average accuracy values obtained from BP and RBF are 98.611% and 96.065% respectively. It can be concluded that the combination of wavelet transform and artificial neural networks will be very useful in the development of a power system protection scheme.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ สำเร็จลุล่วงได้อย่างด้วยดี ด้วยคำแนะนำและคำปรึกษาจากที่มีคุณค่า จาก รศ. ศุติ บรรจงจิตร ซึ่งเป็นอาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ ผู้วิจัยรู้สึกซาบซึ้งในความอนุเคราะห์ จากท่านและขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

ขอขอบพระคุณ รศ. มณฑล ธิลาจินดาไกรฤกษ์, ผศ.ดร.สมชาติ จิรวิภากร และ ผศ.ดร. อานันท์วัฒน์ คุณากร รวมถึงอาจารย์ในภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าทุกท่านที่กรุณาให้คำปรึกษาและ ให้ความอนุเคราะห์แนะนำแนวทางในการทำวิทยานิพนธ์ จนผู้วิจัยรู้สึกซาบซึ้งในความเมตตา ความมีน้ำใจของท่าน

ขอขอบพระคุณ คุณ พุทธิขจร บุญมี จากการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยที่ได้เชื้อเพื่อ สำหรับข้อมูลและความช่วยเหลือต่างๆ ที่ใช้วิทยานิพนธ์นี้

ขอขอบคุณ คุณสิทธิโชค กิตติรักษ์ตระกูล, คุณชายชาญ โพธิสาร และ คุณพงษ์ศักดิ์ มากมิ่ง รุ่นพี่ปริญญาโทสำหรับความช่วยเหลือให้คำปรึกษาต่างๆ ในการทำวิทยานิพนธ์

ขอขอบคุณสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ที่ได้ให้ทุนสนับสนุน การทำวิทยานิพนธ์ครั้งนี้

สุดท้ายขอกราบเท้า คุณพ่อ วนิชย์ เ่งพิทักษ์กุล และคุณแม่ ทองสุข ปิ่นดี ผู้เป็นพรหมของ ลูกที่ให้กำเนิดชีวิต มอบ อดีต ปัจจุบัน และอนาคตให้กับผู้วิจัย ตลอดชีวิตที่ผ่านมาท่านทั้งสอง อบรม สั่งสอนและให้กำลังใจในการต่อสู้กับชีวิต รวมถึงทุกคนในครอบครัวสำหรับความช่วยเหลือ และกำลังใจที่มีให้กับผู้วิจัยตลอดมา

คุณค่าและประโยชน์อันพึงมีจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยขอมอบแด่ผู้มีพระคุณทุกท่าน

อรรถพล เ่งพิทักษ์กุล

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	II
กิตติกรรมประกาศ	III
สารบัญ	IV
สารบัญตาราง	X
สารบัญรูป	XII
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 การพัฒนาเทคโนโลยีของการวิเคราะห์สัญญาณในระบบป้องกันสายส่ง	2
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา	4
1.3 สมมุติฐานของการศึกษา	4
1.4 ขอบเขตของการศึกษา	5
1.5 ขั้นตอนของการศึกษา	6
1.6 ข้อตกลงเบื้องต้นของการศึกษา	6
1.7 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	8
บทที่ 2 การวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์และระบบป้องกันบนสายส่ง	9
2.1 ทฤษฎีของคลื่นเดินทาง (Traveling wave theory)	9
2.2 การประยุกต์ผลการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์กับระบบป้องกันสายส่ง	15
2.2.1 การป้องกันแบบกระแสเกิน (Over current protection)	15
2.2.2 การป้องกันแบบระยะทาง (Distance protection)	17
2.2.3 การป้องกันแบบใช้ระบบสื่อสาร (Pilot protection)	20
2.3 อุปกรณ์หาจุดขัดข้องในสายส่ง (Line fault locator : LFL)	22
2.3.1 การทำงานของเครื่อง LFL ในสายส่ง	22
2.3.2 หลักการทำงานของเครื่อง LFL	23
บทที่ 3 การแปลงเวฟเล็ต	26
3.1 ประวัติของเวฟเล็ต (History of Wavelets)	26

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
3.2 ทฤษฎีพื้นฐานของการแปลงเวฟเล็ต	27
3.2.1 การแปลงฟูเรียร์ (Fourier transform :FT)	27
3.2.2 การแปลงกาบอร์ (Gabor Transform :GT)	29
3.2.3 การแปลงฟูเรียร์ช่วงเวลาสั้น(Short –Time Fourier Transform :STFT) ...	29
3.3 การแปลงเวฟเล็ต (Wavelet Transform : WT)	31
3.3.1 ทฤษฎีเวฟเล็ต (Wavelet Theory)	31
3.3.2 การสเกล (Scaling)	33
3.3.3 การเลื่อนตำแหน่ง (Translation or shifting)	34
3.3.4 การกระจายและรวมกลับของเวฟเล็ต (Decomposition and reconstruction of Wavelet).....	35
3.4 การแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง (Continuous Wavelet Transform :CWT)	36
3.5 การแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform :DWT)	39
3.5.1 การวิเคราะห์สัญญาณแบบหลายระดับความละเอียด (Multi-Resolution Analysis : MRA).....	39
3.5.1.1 ทฤษฎีของสเปซเวกเตอร์ (Space vector theory)	39
3.5.2 การวิเคราะห์ด้วยตัวกรองสัญญาณ (Filter Bank Analysis)	45
3.6 เวฟเล็ตแม่ (Mother wavelet)	48
3.6.1 Haar Wavelet	48
3.6.2 Mexican Hat Wavelet	48
3.6.3 Daubechies Wavelet	49
3.6.4 Symlets Wavelet	50
3.6.5 Coiflets Wavelet	50
3.6.6 Morlet Wavelet	51
3.6.7 Meyer Wavelet	51
3.6.8 Biorthogonal Wavelet	52
บทที่ 4 โครงข่ายประสาทเทียม	56
4.1 ความเป็นมาของโครงข่ายประสาท	56

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
4.1.1 ช่วงทศวรรษที่ 40 ยุคเริ่มต้นของโครงข่ายประสาทเทียม.....	56
4.1.1.1 นิวรอน McCulloch-Pitts	56
4.1.1.2 กฎการเรียนรู้ของ Hebb	57
4.1.2 ช่วงทศวรรษที่ 50 - 60 ยุคทองของโครงข่ายประสาทเทียม.....	57
4.1.2.1 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด perceptron	57
4.1.2.2 กฎการเรียนรู้ ADALINE	58
4.1.3 ช่วงทศวรรษที่ 70 ยุคเงิบของโครงข่ายประสาทเทียม.....	58
4.1.3.1 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Anderson	58
4.1.3.2 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Kohonen	58
4.1.3.3 โครงข่ายประสาทเทียมของ Grossberg	59
4.1.3.4 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด ART1 และ ART2	59
4.1.4 ช่วงทศวรรษที่ 80 ยุคความกระตือรือร้นกลับมาใหม่	59
4.1.4.1 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Backpropagation	59
4.1.4.2 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Hopfield	60
4.1.4.3 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Neocognitron	60
4.1.4.4 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Boltzmann	60
4.2 โครงข่ายประสาทชีวภาพ	61
4.2.1 นิวรอน	61
4.2.2 โครงสร้างของนิวรอนและไซแนปส์	61
4.2.3 การส่งผ่านกระแสประสาท	62
4.3 โครงข่ายประสาทเทียม	64
4.3.1 คุณสมบัติและความสามารถของโครงข่ายประสาทเทียม	65
4.3.2 ลักษณะของปัญหาที่เหมาะสมกับโครงข่ายประสาทเทียม	65
4.4 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม (Architectures of Neural Networks)	66
4.4.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single Layer Neural Network) ..	66
4.4.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi Layer Neural Network) ..	67
4.4.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแลตทิซ (Lattice Neural Network)	68

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
4.5 การกำหนดค่าถ่วงน้ำหนัก (Setting the Weights)	69
4.5.1 การเรียนรู้แบบควบคุม (Supervised Learning)	70
4.5.2 การเรียนรู้แบบอิสระ (Unsupervised Learning)	70
4.6 ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function)	71
4.7 ชนิดของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีอยู่ (Kinds of Neural Networks exist)	75
4.8 พื้นฐานแนวคิดของโครงข่ายประสาทเทียม (Basis Algorithm of NNs)	79
4.8.1 โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (Backpropagation NN) ..	80
4.8.1.1 โครงสร้าง	80
4.8.1.2 แนวคิด	81
4.8.2 โครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี (Radial Basis Function NN)	88
4.8.2.1 โครงสร้าง	88
4.8.2.2 แนวคิด	89
4.8.3 โครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น (Probabilistic Neural Network)	91
4.8.3.1 โครงสร้าง	92
4.8.3.2 แนวคิด	93
บทที่ 5 การจำลองและวิเคราะห์ฟอลต์	98
5.1 การจำลองฟอลต์	98
5.1.1 แบบจำลองในการจำลองสัญญาณฟอลต์	98
5.1.2 แบบจำลองสายส่ง	99
5.1.2.1 โครงสร้างของสายส่ง 500 kV	100
5.1.3 การปรับเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์	102
5.2 การประยุกต์ใช้การแปลงเวฟเล็ตและโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับวิเคราะห์ สัญญาณฟอลต์บนสายส่ง	104
5.3 การวิเคราะห์ด้วยการแปลงเวฟเล็ต	104
5.3.1 การตรวจจับฟอลต์ (Fault detection)	106

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
5.4 การวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม.....	115
5.4.1 การหาตำแหน่งฟอลต์ (Fault location)	116
5.4.1.1 ชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP).....	117
5.4.1.2 ชนิดความน่าจะเป็น (PNN)	119
5.4.2 การระบุประเภทฟอลต์ (Fault Identification)	123
5.4.1.1 ชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP).....	124
5.4.1.2 ชนิดฟังก์ชันฐานรศมี (RBF)	126
5.5 แผนภาพสรุปการประยุกต์ใช้งานการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม	129
บทที่ 6 ผลการทดลอง	135
6.1 รูปแบบการนำเสนอ	135
6.1.1 รูปแบบการนำเสนอของแต่ละตาราง	135
6.1.2 รูปแสดงการสรุปผลการทดลองที่ได้จากตาราง.....	135
6.2 ผลการทดลอง	136
6.3 สรุปและวิเคราะห์ผลการทดลอง	181
บทที่ 7 กรณีศึกษา	186
7.1 เงื่อนไขการศึกษา	186
7.2 กรณีศึกษา	186
7.2.1 ลำดับเหตุการณ์	187
7.2.2 โครงสร้างของระบบในการศึกษา	187
7.2.3 การจำลองฟอลต์	189
7.2.3.1 การสร้างแบบจำลองสายส่ง	189
7.2.3.2 การจำลองฟอลต์จากระบบในข้อ 7.2.2	189
7.2.4 การวิเคราะห์เหตุการณ์	190
7.2.4.1 การตรวจจับฟอลต์	190
7.2.4.2 การหาตำแหน่งที่เกิดฟอลต์และประเภทฟอลต์	193

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
บทที่ 8 บทสรุปและข้อเสนอแนะ	197
เอกสารอ้างอิง	203
ภาคผนวก ก	207
ภาคผนวก ข	214
ภาคผนวก ค	218
ภาคผนวก ง	221
ประวัติผู้เขียน	222



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1 สัมประสิทธิ์ของตัวกรองสัญญาณของเวฟเล็ทตระกูล Daubechies ที่ N มีค่าเป็น 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16 และ 20	53
3.2 คุณสมบัติของเวฟเล็ทแต่ละชนิด	54
4.1 การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทในปัจจุบัน	61
4.2 ชนิดฟังก์ชันกระตุ้น	72-74
4.3 โครงข่ายประสาทเทียมชนิดต่างๆ	76-78
5.1 ความเร็วคลื่นและเมตริกซ์การแปลงของระบบจำลอง	106
5.2 ค่าตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงเมื่อพิจารณาเฟส A	113
5.3 ค่าตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงเมื่อพิจารณาเฟส B	113
5.4 ค่าตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงเมื่อพิจารณาเฟส C	114
5.5 ผลสรุปของการตรวจจับพอลต์	114
5.6 ค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์แรงดันและกระแสพอลต์ในช่วง $\frac{1}{4}$ ไซเคิลหลังเกิดพอลต์ ที่ปลายด้านส่งในสเกลที่ 1	116
5.7 ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ และเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนในแต่ละรอบ	120
5.8 ค่าเอาต์พุทของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น (PNN)	122
5.9 ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ และเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนในแต่ละรอบ	123
5.10 ค่าเอาต์พุทของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับระบุประเภทพอลต์	125
5.11 ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ และเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนในแต่ละรอบ	125
5.12 ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ และเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนในแต่ละรอบ	128
6.1 ผลการวิเคราะห์สัญญาณพอลต์ เมื่อเกิดพอลต์ที่ตำแหน่ง 32.5 กิโลเมตร (10 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร) ความต้านทานพอลต์ 10 โอห์ม	136-137
6.2 ผลการวิเคราะห์สัญญาณพอลต์ เมื่อเกิดพอลต์ที่ตำแหน่ง 65 กิโลเมตร (20% ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร) ความต้านทานพอลต์ 10 โอห์ม.....	141-142
6.3 ผลการวิเคราะห์สัญญาณพอลต์ เมื่อเกิดพอลต์ที่ตำแหน่ง 97.5 กิโลเมตร (30% ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร) ความต้านทานพอลต์ 10 โอห์ม.....	146-147
6.4 ผลการวิเคราะห์สัญญาณพอลต์ เมื่อเกิดพอลต์ที่ตำแหน่ง 130 กิโลเมตร (40% ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร) ความต้านทานพอลต์ 10 โอห์ม.....	151-152

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
6.5 ผลการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์ที่ตำแหน่ง 162.5 กิโลเมตร (50 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร) ความต้านทานฟอลต์ 10 โอห์ม	156-157
6.6 ผลการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์ที่ตำแหน่ง 195 กิโลเมตร (60% ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร) ความต้านทานฟอลต์ 10 โอห์ม.....	161-162
6.7 ผลการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์ที่ตำแหน่ง 227.5 กิโลเมตร (70% ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร) ความต้านทานฟอลต์ 10 โอห์ม.....	166-167
6.8 ผลการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์ที่ตำแหน่ง 260 กิโลเมตร (80% ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร) ความต้านทานฟอลต์ 10 โอห์ม.....	171-172
6.9 ผลการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์ที่ตำแหน่ง 292.5 กิโลเมตร (90% ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร) ความต้านทานฟอลต์ 10 โอห์ม.....	176-177
7.1 การเปรียบเทียบผลการคำนวณพารามิเตอร์สายส่งของกรณีศึกษา	189
7.2 ค่าตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงเมื่อพิจารณาเฟส A	192
7.3 ค่าตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงเมื่อพิจารณาเฟส B	192
7.4 ค่าตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงเมื่อพิจารณาเฟส C	192
7.5 ผลสรุปของการตรวจจับฟอลต์	193
7.6 ค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์แรงดันและกระแสฟอลต์ในช่วง ¼ ไซเคิลหลังเกิดฟอลต์ ที่ปลายด้านส่งในสเกลที่ 1	193
7.7 ผลสรุปของการหาตำแหน่งฟอลต์และประเภทฟอลต์	196

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
1.1 การพัฒนาเทคโนโลยีของอุปกรณ์ป้องกันที่ใช้ในระบบไฟฟ้ากำลัง	3
1.2 แผนภาพขั้นตอนการศึกษาของวิทยานิพนธ์	7
2.1 แบบจำลองของส่วนย่อยของสายส่ง ณ เฟสใดๆ (v และ i เป็นฟังก์ชันของ x และ t)	10
2.2 คลื่นของแรงดันซึ่งเป็นฟังก์ชันของ $(x - vt)$ ที่เวลา t_1 และ t_2	13
2.3 ลักษณะของคลื่นเดินทางในสภาวะที่เกิดฟอลต์บนสายส่ง	15
2.4 ขนาดของกระแสฟอลต์ที่เกิดขึ้น ณ ตำแหน่งที่แตกต่างกัน	15
2.5 การเปรียบเทียบกระแสฟอลต์ด้วยการแปลงฟูเรียร์	16
2.6 ระนาบเชิงซ้อนของกระแสฟอลต์และกราฟเวลาการทำงานของรีเลย์กระแสเกิน	17
2.7 การติดตั้งรีเลย์ระยะทาง (Distance relay)	18
2.8 ระนาบเชิงซ้อน (Complex plane) การทำงานของรีเลย์ระยะทาง	18
2.9 การวิเคราะห์แรงดันและกระแสด้วยการแปลงฟูเรียร์ในสภาวะที่เกิดฟอลต์	19
2.10 การแปลงฟูเรียร์ของกระแสแต่ละเฟสในกรณีฟอลต์ที่เฟส A	20
2.11 ลักษณะของการป้องกัน โดยใช้ระบบสื่อสาร	21
2.12 ลักษณะการทำงานของ LINE FAULT LOCATOR (LFL) ในระบบสายส่ง	22
2.13 แผนภาพส่วนประกอบเครื่อง LFL	23
2.14 ทิศทางการเดินทางของกลุ่มพัลส์ (Pulse) ไปยังจุดฟอลต์ในสายส่ง	24
3.1 การแปลงฟูเรียร์ (FFT)	28
3.2 การแปลงฟูเรียร์ช่วงเวลาดั้ง (STFT)	30
3.3 ลักษณะของระนาบเวลาและความถี่สำหรับการวิเคราะห์สัญญาณ	31
3.4 ลักษณะของคลื่นเวฟเล็ตแบบ Morlet	32
3.5 คุณสมบัติการสเกลของสัญญาณชายน์	33
3.6 คุณสมบัติการสเกลของฟังก์ชันเวฟเล็ต	34
3.7 คุณสมบัติการเลื่อนตำแหน่งของฟังก์ชันเวฟเล็ต	34
3.8 การกระจายสัญญาณด้วยการแปลงเวฟเล็ต	35
3.9 การสร้างกลับสัญญาณด้วยการแปลงเวฟเล็ต	35
3.10 ขั้นตอนที่ 1 ของการแปลงเวฟเล็ต	37
3.11 ขั้นตอนที่ 3 ของการแปลงเวฟเล็ต	37
3.12 ขั้นตอนที่ 4 ของการแปลงเวฟเล็ต	37

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.13 การแปลงเวฟเล็คแบบต่อเนื่อง (CWT)	38
3.14 การเปรียบเทียบลักษณะการกระจาย (decomposition)	42
3.15 การแปลงแยกสัญญาณด้วยฟิลเตอร์แบบสองช่องสัญญาณ	45
3.16 แปลงกลับสัญญาณด้วยฟิลเตอร์แบบสองช่องสัญญาณ	46
3.17 ลักษณะการแปลงเวฟเล็คโดยใช้หลักการของวิเคราะห์แบบออกเทฟฟิลเตอร์แบงก์	46
3.18 การแปลงเวฟเล็คแบบเต็มหน่วย (DWT) ในสเกลที่ 1-4	47
3.19 ลักษณะของ Haar Wavelet	48
3.20 ลักษณะของ Mexican Hat Wavelet	49
3.21 ลักษณะของ Daubechies Wavelet	49
3.22 ลักษณะของ Symlets Wavelet	50
3.23 ลักษณะของ Coiflets Wavelet	50
3.24 ลักษณะของ Morlet Wavelet	51
3.25 ลักษณะของ Meyer Wavelet	51
3.26 ลักษณะของ Biorthogonal Wavelet	52
4.1 ตัวอย่างของนิเวศชนิดที่มีสองขั้ว	62
4.2 โครงสร้างของประสาท	62
4.3 โครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียม	64
4.4 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว	66
4.5 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น	67
4.6 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแลตทิซ	68
4.7 แบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 ชั้นซ่อน	80
4.8 แบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรศมี	88
4.9 แบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น	92
4.10 แบบจำลองพื้นฐานสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น	93
5.1 ระบบจำลองความยาว 325 km	99
5.2 เสาแบบ SL ที่ใช้กับสายส่งวงจรเดี่ยว 500 kV	100
5.3 ระยะเวลา(sag) ของสายตัวนำบนเสาแบบ SL ที่ใช้กับสายส่งวงจรเดี่ยว 500 kV	101
5.4 วงจรในการจำลองฟอลต์แบบ AG ที่ 97.5 km ของระบบจำลอง	102

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
5.5 สัญญาณฟอลต์ของแรงดันที่ได้จากการจำลองที่ปลายด้านส่ง	103
5.6 สัญญาณฟอลต์ของกระแสที่ได้จากการจำลองที่ปลายด้านส่ง	103
5.7 สัญญาณฟอลต์ที่พิจารณาจากปลายด้านส่ง (MM3)	105
5.8 ผลการแปลงเวฟเล็ดในแต่ละเฟสของแรงดัน	107
5.9 ผลการแปลงเวฟเล็ดในแต่ละเฟสของกระแส	107
5.10 ค่าสัมประสิทธิ์กำลังสองในแต่ละเฟสของแรงดัน	108
5.11 ค่าสัมประสิทธิ์กำลังสองในแต่ละเฟสของกระแส	108
5.12 การแปลงเวฟเล็ดของแรงดันและกระแสฟอลต์ที่วัดได้จากปลายด้านส่ง	117
5.13 แบบจำลองของโครงข่ายประสาทยูนิฟิเคชันที่มี 2 ชั้นซ้อน	117
5.14 แบบจำลองของโครงข่ายประสาทยูนิฟิเคชันความน่าจะเป็น	121
5.15 แบบจำลองของโครงข่ายประสาทยูนิฟิเคชันฟังก์ชันฐานรศมี	126
5.16 แผนภาพการตรวจจับฟอลต์	129
5.17 แผนภาพการหาตำแหน่งฟอลต์ด้วยโครงข่ายประสาทยูนิฟิเคชันแปรค่าย้อนกลับ	130
5.18 แผนภาพการหาตำแหน่งฟอลต์ด้วยโครงข่ายประสาทยูนิฟิเคชันความน่าจะเป็น	131
5.19 แผนภาพการระบุประเภทของฟอลต์ด้วยโครงข่ายประสาทยูนิฟิเคชันแปรค่าย้อนกลับ	132
5.20 แผนภาพการระบุประเภทของฟอลต์ด้วยโครงข่ายประสาทยูนิฟิเคชันฟังก์ชันฐานรศมี	133
6.1 ค่าเฉลี่ยของตำแหน่งฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์จริงที่ระยะทาง 32.5 กิโลเมตร (10 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)	136
6.2 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยในการระบุประเภทฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 32.5 กิโลเมตร (10 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)	138
6.3 ค่าเฉลี่ยของตำแหน่งฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์จริงที่ระยะทาง 65 กิโลเมตร (20 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)	143
6.4 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยในการระบุประเภทฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 65 กิโลเมตร (20 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)	143
6.5 ค่าเฉลี่ยของตำแหน่งฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์จริงที่ระยะทาง 97.5 กิโลเมตร (30 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)	148
6.6 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยในการระบุประเภทฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 97.5 กิโลเมตร (30 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)	148

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
6.7 ค่าเฉลี่ยของตำแหน่งฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์จริงที่ระยะทาง 130 กิโลเมตร (40 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)	153
6.8 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยในการระบุประเภทฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 130 กิโลเมตร (40 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)	153
6.9 ค่าเฉลี่ยของตำแหน่งฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์จริงที่ระยะทาง 162.5 กิโลเมตร (50 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)	158
6.10 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยในการระบุประเภทฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 162.5 กิโลเมตร (50 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)	158
6.11 ค่าเฉลี่ยของตำแหน่งฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์จริงที่ระยะทาง 195 กิโลเมตร (60 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)	163
6.12 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยในการระบุประเภทฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 195 กิโลเมตร (60 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)	163
6.13 ค่าเฉลี่ยของตำแหน่งฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์จริงที่ระยะทาง 227.5 กิโลเมตร (70 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)	168
6.14 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยในการระบุประเภทฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 227.5 กิโลเมตร (70 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)	168
6.15 ค่าเฉลี่ยของตำแหน่งฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์จริงที่ระยะทาง 260 กิโลเมตร (80 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)	173
6.16 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยในการระบุประเภทฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 260 กิโลเมตร (80 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)	173
6.17 ค่าเฉลี่ยของตำแหน่งฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์จริงที่ระยะทาง 292.5 กิโลเมตร (90 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)	178
6.18 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยในการระบุประเภทฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 292.5 กิโลเมตร (90 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)	178
6.19 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนของตำแหน่งฟอลต์แต่ละประเภทในระบบจำลอง	180
6.20 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนของตำแหน่งฟอลต์ที่ระยะทางต่างๆ กันในระบบจำลอง	182
6.21 ค่าเฉลี่ยความถูกต้องในการระบุประเภทฟอลต์แต่ละประเภทในระบบจำลอง	183
6.22 ค่าเฉลี่ยความถูกต้องของการระบุประเภทฟอลต์ในแต่ละระยะทางในระบบจำลอง	184

สารบัญญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
7.1 ลักษณะของเสาส่งแบบ SL ที่ใช้กับสายส่งแรงดัน 500 kV	188
7.2 วันไลน์ของระบบที่ทำการศึกษาในกรณีศึกษา	188
7.3 สัญญาณฟอลต์ที่ได้จากการจำลอง เมื่อพิจารณาจากปลายด้านส่ง (MM3)	190
7.4 ค่าสัมประสิทธิ์กำลังสองในแต่ละเฟสของแรงดันจากปลายด้านส่ง (MM3)	191
7.5 ค่าสัมประสิทธิ์กำลังสองในแต่ละเฟสของกระแสจากปลายด้านส่ง (MM3)	191
7.6 การแปลงเวฟเล็ตของแรงดันและกระแสฟอลต์ที่วัดได้จากปลายด้านส่ง	194
8.1 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนของการหาตำแหน่งฟอลต์ในแต่ละระยะทาง	199
8.2 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนของการหาตำแหน่งฟอลต์	199
8.3 ค่าเฉลี่ยการระบุประเภทฟอลต์แต่ละประเภทของระบบจำลอง	200
8.4 ค่าเฉลี่ยการระบุประเภทฟอลต์ของระบบจำลอง	200
ก1 Two-Band Analysis Filter Bank ของการแปลงเวฟเล็ตจากระดับความละเอียด j+1 ไปยัง j	209
ก2 Octave Band Analysis Filter Bank ของการแปลงเวฟเล็ตจากระดับความละเอียด j ไปยัง j-J	209
ก3 Two-Band Analysis Filter Bank ของการแปลงกลับเวฟเล็ตจากระดับความละเอียด j ไปยัง j+1	213
ก4 Octave Band Analysis Filter Bank ของการแปลงเวฟเล็ตจากระดับความละเอียด j-J ไปยัง j	213
ข1 แบบจำลองพื้นฐานสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี	214

บทที่ 1

บทนำ

ในปัจจุบันความต้องการพลังงานไฟฟ้าเพิ่มสูงขึ้นจึงมีการเชื่อมโยงโครงข่าย (Network) ของระบบไฟฟ้าเข้าด้วยกัน โดยที่สายส่งเป็นอุปกรณ์หลักที่ทำหน้าที่ในการส่งจ่ายพลังงานไฟฟ้าจากโรงไฟฟ้า (Power plant) ไปยังผู้ใช้โดยผ่านส่วนต่างๆ ที่เกี่ยวข้อง เช่น สถานีไฟฟ้า (Substation), เขตชุมชน เป็นต้น ทำให้ระบบสายส่งมีความซับซ้อนมากขึ้นเพื่อตอบสนองความต้องการพลังงานที่มีมากขึ้น ในขณะที่เดียวกันสายส่งก็เป็นแหล่งที่เกิดฟอลต์ได้มากที่สุดเช่นกัน เมื่อเกิดฟอลต์ซึ่งเป็นเหตุการณ์ที่ไม่อาจจะหลีกเลี่ยงได้ในระบบไฟฟ้ากำลัง จะทำให้เกิดผลเสียหายอย่างมากต่อระบบ เช่น แรงดันไฟฟ้าในส่วนหลักของระบบลดลง, และทำให้ระบบขาดเสถียรภาพการส่งจ่ายพลังงานไฟฟ้า เป็นต้น

ความน่าเชื่อถือของระบบการส่งจ่ายพลังงานไฟฟ้ามีความสำคัญมาก เมื่อมีฟอลต์เกิดขึ้นบนสายส่งมีความจำเป็นอย่างยิ่งที่ต้องวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ที่เกิดขึ้น โดยจะมีประโยชน์คือ ในระบบการป้องกันการตรวจจับหาฟอลต์ที่เกิดขึ้นได้อย่างรวดเร็วและทราบรูปแบบที่ถูกต้อง รวมถึงตำแหน่งของฟอลต์ที่แม่นยำทำให้สามารถกำจัดฟอลต์ได้อย่างรวดเร็วซึ่งจะช่วยลดความเสียหายที่เกิดขึ้น ในส่วนของการซ่อมบำรุงรูปแบบและตำแหน่งที่เกิดฟอลต์จะช่วยทำให้การซ่อมแซมแก้ไขเพื่อให้สามารถนำสายส่งกลับเข้าใช้งานอย่างรวดเร็วมากยิ่งขึ้น

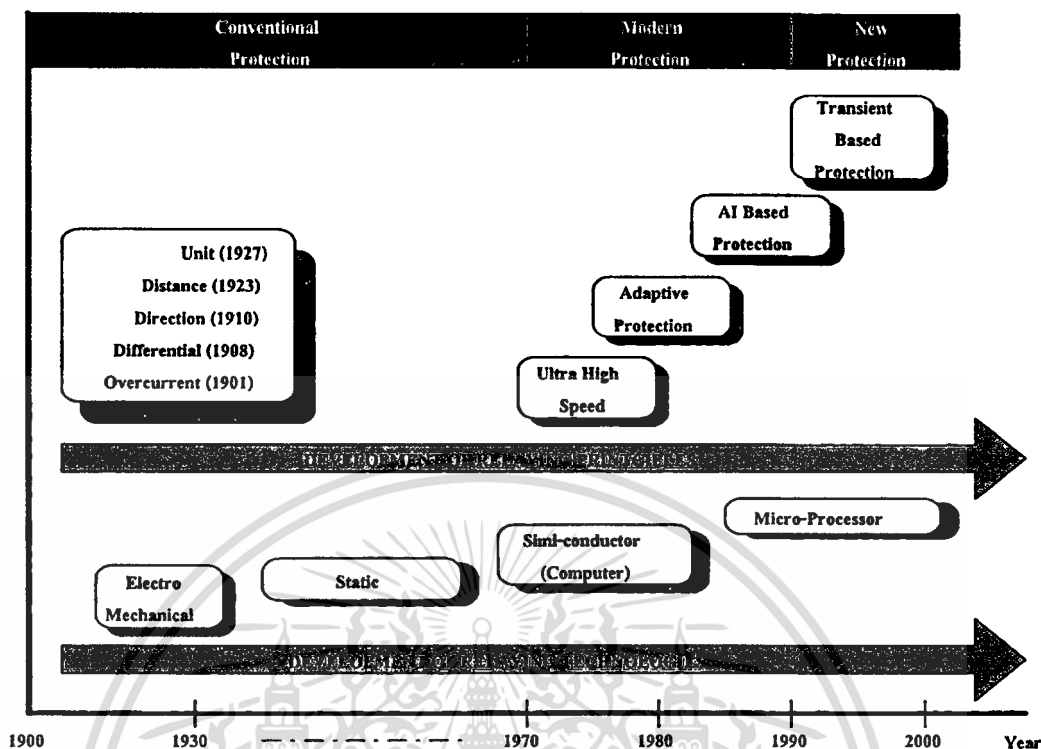
ในอดีตหลายๆวิธีได้ใช้เทคนิคพื้นฐานที่แตกต่างในทฤษฎีของคลื่นเดินทาง (travelling wave theory)[1,2] แต่วิธีคลื่นเดินทางต้องการอัตราสูงและมีปัญหาในข้อแตกต่างระหว่างคลื่นสะท้อนส่งกลับจากฟอลต์และจากปลายสายส่งที่ห่างไกล จึงทำให้วิธีแก้ปัญหาลำบากกลายเป็นสิ่งที่ซับซ้อนเพราะว่าการจ่ายพลังงานจากที่ตั้งต่างๆ ของระบบไฟฟ้า เพื่อที่จะได้ทำการตรวจสอบและขจัดฟอลต์ออกจากระบบสายส่งให้ได้เร็วที่สุด ปัญหานี้สามารถแก้ปัญหาโดยตรวจสอบลูกคลื่นฟอลต์ที่เกิดขึ้นทันทีอย่างถี่ถ้วนละเอียดโดยใช้ระบบที่เข้าใจ ดังนั้นการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ที่แม่นยำจะช่วยทำให้ทราบประเภทและตำแหน่งของฟอลต์ที่เกิดขึ้นได้ โดยมีรายละเอียดของการศึกษาดังต่อไปนี้

1.1 การพัฒนาเทคโนโลยีของการวิเคราะห์สัญญาณในระบบป้องกันสายส่ง [3]

ปัจจุบันเทคโนโลยีของรีเลย์มีการพัฒนาอย่างต่อเนื่องจากระบบ “แม่เหล็กทางกล” (Electromechanical) มาสู่ระบบนิวเมอริกอล (Numerical) จนถึงระบบที่มีการนำดิจิทัลคอมพิวเตอร์และไมโครเซสเซอร์มาใช้งาน เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของรีเลย์ให้มีการตอบสนองและความแม่นยำที่สูงขึ้นในลักษณะของรีเลย์ความเร็วสูง (High speed relay) ดังรูปที่ 1.1 แต่ไม่ว่าจะมีพัฒนารูปแบบของรีเลย์ไปอย่างไรก็ตาม เทคนิคในการวิเคราะห์สัญญาณในสายส่งก็ยังคงใช้การแปลงฟูเรียร์เพื่อวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่พื้นฐานเหมือนเดิม ในบางครั้งการใช้สัญญาณองค์ประกอบความถี่พื้นฐานเพียงอย่างเดียวอาจจะไม่เพียงพอกับการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ รวมทั้งการกำจัดสัญญาณองค์ประกอบความถี่สูงนั้นจะเป็นการทิ้งข้อมูลที่สำคัญของสัญญาณฟอลต์ออกไปอีกด้วย

ในช่วงต้นของทศวรรษที่ 90 ในต่างประเทศมีการตื่นตัวในการวิจัยและพัฒนาเกี่ยวกับแนวความคิดในการนำเทคนิคของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligent : AI) ในรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมอย่างกว้างขวางทั้งทางด้านทฤษฎีและการประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์และตัดสินใจของรีเลย์ ซึ่งเครื่องมือที่นำเอาโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ช่วยวิเคราะห์นั้นจะมีความฉลาดมากขึ้นและมีระบบความคิดที่มีการทำงานในลักษณะคล้ายกับมนุษย์ แต่โครงข่ายประสาทเทียมยังมีข้อจำกัดที่ยังคงอาศัยหลักการวิเคราะห์ด้วยการแปลงฟูเรียร์เพื่อวิเคราะห์องค์ประกอบความถี่พื้นฐานอยู่ซึ่งจะต้องใช้ข้อมูลอย่างน้อย 1 ไซเคิลเป็นข้อมูลพื้นฐานในการวิเคราะห์สัญญาณทรานเซียนต์

ในช่วงปลายของทศวรรษที่ 90 ได้มีแนวความคิดใหม่เกิดขึ้นมาโดยเปลี่ยนแนว โนม์ของการวิเคราะห์สัญญาณองค์ประกอบความถี่พื้นฐานมาสู่การวิเคราะห์สัญญาณองค์ประกอบความถี่สูง เนื่องจากสัญญาณองค์ประกอบความถี่สูงนี้จะให้ข้อมูลเกี่ยวกับสัญญาณฟอลต์ที่มีความหลากหลายมากขึ้น จึงทำให้แนวความคิดนี้ได้รับความสนใจและมีการนำมาทำการศึกษาและวิจัยมากขึ้น ด้วยเหตุนี้ ทำให้เทคโนโลยีของอุปกรณ์ป้องกันที่ใช้ในระบบไฟฟ้ากำลัง ได้รับการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง จากการวิเคราะห์สัญญาณองค์ประกอบความถี่พื้นฐาน (50Hz) มาสู่การวิเคราะห์สัญญาณองค์ประกอบความถี่สูงในลักษณะการป้องกันแบบทรานเซียนต์ (Transient based protection) โดยมีจุดประสงค์เพื่อลดช่วงของสัญญาณที่ทำการวิเคราะห์ให้สั้นลง ซึ่งจะส่งผลให้ระบบการวิเคราะห์และตัดสินใจใช้เวลาที่ลดลงตามไปด้วย



รูปที่ 1.1 แสดงการพัฒนาเทคโนโลยีของอุปกรณ์ป้องกันที่ใช้ในระบบไฟฟ้ากำลัง [3]

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงได้ทำการศึกษาถึงรูปแบบของกระบวนการประมวลผลสัญญาณ (Signal-processing) ที่เหมาะสมที่จะนำมาใช้สำหรับการวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่สูงในสัญญาณฟอลต์เกิดขึ้นบนสายส่ง จากการศึกษาพบว่า การวิเคราะห์เวฟเล็ตเป็นวิธีแก้ปัญหาได้ดีมากในกระบวนการประมวลผลสัญญาณ เนื่องจากวิธีดังกล่าวมีความสามารถหลายด้านที่วิเคราะห์ดำเนินการเฉพาะในเวลาและความถี่ นอกจากนี้ยังมีข้อได้เปรียบกว่าการวิเคราะห์ฟูเรียร์ กล่าวคือ สัญญาณทรานเซียนต์เป็นสัญญาณที่มีการเปลี่ยนแปลงไม่คงที่ (Non-stationary signal) ดังนั้น การวิเคราะห์ด้วยการแปลงฟูเรียร์จะมีความผิดพลาดเกิดขึ้นรวมทั้งข้อมูลทางด้านเวลาที่ขาดหายไป ด้วยข้อจำกัดในหลายด้านจึงทำให้การแปลงฟูเรียร์อาจจะไม่เหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์สัญญาณทรานเซียนต์ อย่างไรก็ตาม ไม่ได้หมายความว่า การแปลงเวฟเล็ตจะถูกนำมาแทนที่การแปลงฟูเรียร์ในการวิเคราะห์สัญญาณช่วงสภาวะคงที่ (Steady state signals) ด้วย แต่การแปลงเวฟเล็ตเป็นเครื่องมืออีกทางเลือกหนึ่งสำหรับวิเคราะห์สัญญาณที่มีการเปลี่ยนแปลงไม่คงที่ หรือสัญญาณช่วงสภาวะไม่คงที่ (Non-steady state signals)

ในช่วงทศวรรษที่ผ่านมาการแปลงเวฟเล็ดได้มีการนำไปประยุกต์ใช้ประสบความสำเร็จเป็นอย่างมากทางด้านการประมวลผลสัญญาณ ได้มีการเสนอเวฟเล็ดให้เป็นเครื่องมือการวิเคราะห์ทรานเซียนต์ (transients) ในระบบไฟฟ้ากำลัง [4] ด้วยประการนี้เองข้อเสนอที่น่าสนใจหลายๆ ข้อของการวิเคราะห์เวฟเล็ดในระบบไฟฟ้ากำลังดังนี้คือ การประเมินคุณภาพกำลังไฟฟ้า (power quality assessment)[5], สถานที่เกิดฟอลต์ (fault location)[6] เป็นต้น ด้วยเหตุนี้เองการแปลงเวฟเล็ดจึงเริ่มมีคนนิยมสนใจมากขึ้นในการระบุประเภทและตำแหน่งของฟอลต์ในสายส่ง นับได้ว่าเป็นการขยายขอบเขตงานวิจัยและเทคโนโลยีทางด้านวิศวกรรมไฟฟ้ากำลังให้ดีขึ้นด้วย

ในปัจจุบัน ถึงแม้ว่า การแปลงเวฟเล็ดจะมีประสิทธิภาพอย่างมากในการตรวจจับและวิเคราะห์สัญญาณทรานเซียนต์ แต่การแปลงเวฟเล็ดอาจจะไม่มีคุณลักษณะอย่างสมบูรณ์เพียงพอ จึงได้มีแนวคิดที่จะนำโครงข่ายประสาทเทียมเข้ามาช่วยเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพให้ดีขึ้นกว่าการประยุกต์ใช้เวฟเล็ดเพียงอย่างเดียว ในขณะที่เดียวกันยังแก้ไขข้อจำกัดของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้งานร่วมกับการแปลงฟูเรียร์ในการวิเคราะห์สัญญาณทรานเซียนต์ โดยนำการแปลงเวฟเล็ดมาช่วยในการวิเคราะห์แทนการแปลงฟูเรียร์

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

ระบบป้องกันสายส่งของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (EGAT) ที่มีใช้ในปัจจุบันคือรีเลย์ระยะทางหรืออิมพีแดนซ์รีเลย์ซึ่งยังคงใช้การวิเคราะห์องค์ประกอบความถี่พื้นฐานอยู่ จากข้อมูลทางสถิติพบว่า รีเลย์แบบนี้จะมีข้อผิดพลาดที่สูง โดยเฉพาะการบอกระยะทางที่คลาดเคลื่อนจากระยะทางจริงมาก นอกจากนี้ยังมีข้อจำกัดในการใช้งานอื่นๆ อีกด้วย วิทยานิพนธ์นี้ได้ทำการศึกษาแนวทางการประยุกต์ใช้การแปลงเวฟเล็ดแบบเต็มหน่วยร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อพัฒนาแผนการป้องกันแบบใหม่สำหรับวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ที่เกิดขึ้นบนสายส่งวงจรเดี่ยวระบบ 500 kV และนำผลที่ได้มาใช้ใน 2 ลักษณะด้วยกันคือ

1. ระบุประเภทของฟอลต์ที่เกิดขึ้นว่าเป็นฟอลต์ที่เฟสใด
2. ระบุตำแหน่งของฟอลต์ที่เกิดขึ้นว่าอยู่ที่ตำแหน่งใดบนสายส่ง

1.3 สมมติฐานของการศึกษา

รูปแบบเดิมในการวิเคราะห์สัญญาณของรีเลย์ระยะทาง (distance relay) ก็คือการวิเคราะห์องค์ประกอบความถี่พื้นฐานของกระแสและแรงดันด้วยการแปลงฟูเรียร์ เพื่อนำมาใช้หาอิมพีแดนซ์ของสายส่ง ดังนั้นเมื่อเกิดฟอลต์จะทำให้กระแสสูงขึ้นในขณะที่แรงดันลดต่ำลง ผลที่ตามมาคืออิมพีแดนซ์ของสายส่งลดลงจากสภาวะปกติ จากหลักการนี้จะนำมาใช้ในการตรวจจับการเกิดฟอลต์ นอกจากนี้ยังสามารถนำการลดลงของอิมพีแดนซ์มาเทียบเพื่อหาตำแหน่งฟอลต์ ส่วนการ

ระบุประเภทของฟอลต์นั้นจะพิจารณาการเปลี่ยนแปลงของกระแสในแต่ละเฟส หลักการทั้งหมดที่กล่าวมาแล้วนั้นตั้งอยู่บนสมมติฐานที่ว่าความต้านทานของฟอลต์เป็นศูนย์ซึ่งในทางปฏิบัติเป็นไปได้ยาก ทำให้มีความผิดพลาดเกิดขึ้น โดยเฉพาะการบอกระยะทางที่คลาดเคลื่อนจากความ เป็นจริงค่อนข้างมาก เพื่อลดขนาดความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นจึงมีการนำ Line Fault Locator (LFL) แบบ radar type (Type C) มาทำงานร่วมกับรีเลย์ระยะทาง [7] แต่ก็ยังมีข้อเสียด้านราคา ที่ค่อนข้างแพง มีอุปกรณ์มากติดตั้งยากและมีข้อจำกัดอื่นๆ อีกมากทำให้มีใช้อยู่เพียงไม่กี่แห่งเท่านั้น

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ตั้งสมมติฐานของการศึกษาโดยอ้างอิงจากพฤติกรรมของสัญญาณฟอลต์ คือ เมื่อมีฟอลต์เกิดขึ้นบนสายส่งจะมีการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่ต่างๆ เกิดขึ้น ซึ่งการเปลี่ยนแปลงนี้ จะมีความสัมพันธ์กับรูปแบบของฟอลต์ โดยเฉพาะการเปลี่ยนแปลงของ องค์ประกอบความถี่สูงจะมีค่าสูงขึ้นและยังสามารถให้ข้อมูลที่สำคัญเกี่ยวกับฟอลต์ที่เกิดขึ้น โดย ข้อมูลของการเปลี่ยนแปลงนี้เมื่อนำการแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วย (DWT) มาใช้ในการวิเคราะห์ สัญญาณฟอลต์ที่แพร่มาจากจุดที่เกิดฟอลต์ตามทฤษฎีคลื่นเดินทาง โดยทำการแยกองค์ประกอบ ความถี่สูง (detail) พิจารณาการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่สูงในหลายสเกลหรือหลาย ช่วงความถี่ ผลที่ได้จากการวิเคราะห์นี้จะนำมาใช้ในการตรวจจับฟอลต์ที่เกิดขึ้นบนสายส่ง และ นำเอาผลที่ได้จากสเกลแรกที่เกิดการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่สูง นำไปเป็นข้อมูล อินพุตสำหรับใช้ในรูปแบบการฝึกสอน (training pattern) ซึ่งเป็นส่วนที่ให้โครงข่ายประสาทเทียม เรียนรู้และข้อมูลทดสอบ (unseen test pattern) ซึ่งใช้ในการหาประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาท เทียมในการหาคำตอบจากข้อมูลที่ไม่เคยเรียนรู้มาก่อน โดยมีคำตอบที่ต้องการคือ ตำแหน่งที่เกิด ฟอลต์ และประเภทฟอลต์ที่เกิดขึ้นบนสายส่ง จากนั้นจึงทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม แล้วนำโครงข่ายที่ผ่านการฝึกสอนที่มีประสิทธิภาพสูงสุดไปใช้งาน ซึ่งคำตอบที่ได้จากโครงข่าย ประสาทเทียมจะมีความถูกต้องและแม่นยำอยู่ในเกณฑ์ที่ดี และสอดคล้องกับทิศทางการพัฒนาของ รีเลย์ด้วย

1.4 ขอบเขตของการศึกษา

1. ทำการจำลองสัญญาณฟอลต์บนสายส่งด้วยโปรแกรม ATP/EMTP เพื่อศึกษารูปแบบ ของสัญญาณฟอลต์ที่แตกต่างกัน โดยอาศัยแบบสายส่งวงจรเดี่ยวระหว่างโรงไฟฟ้า แม่เมาะถึงสถานีไฟฟ้าท่าตะโกเป็นแบบจำลองหลักที่ใช้ในการศึกษา
2. ทำการศึกษารูปแบบของสัญญาณฟอลต์ที่ได้จากขั้นตอนที่ 1 โดยใช้การแปลงเวฟเลต แบบเต็มหน่วยในสเกลที่ 1-5 ซึ่งจะใช้ Wavelet Toolbox ของโปรแกรม MATLAB เพื่อหาสเกลแรกที่ตรวจจับฟอลต์ได้
3. ทำการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลในสเกลแรกที่ได้จาก ขั้นตอนในข้อที่ 2 โดยอาศัยโปรแกรม Neural Network Toolbox ของโปรแกรม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

MATLAB เป็นเครื่องมือในฝึกสอนและวิเคราะห์เพื่อหาตำแหน่งและประเภทฟอลต์ที่เกิดขึ้นบนสายส่ง

4. ศึกษาเหตุการณ์ฟอลต์ที่เกิดขึ้นจริงและนำมาทำการจำลองด้วยโปรแกรม ATP/EMTP นำสัญญาณที่ได้มาวิเคราะห์ตามขั้นตอนที่นำเสนอจากข้อ 2

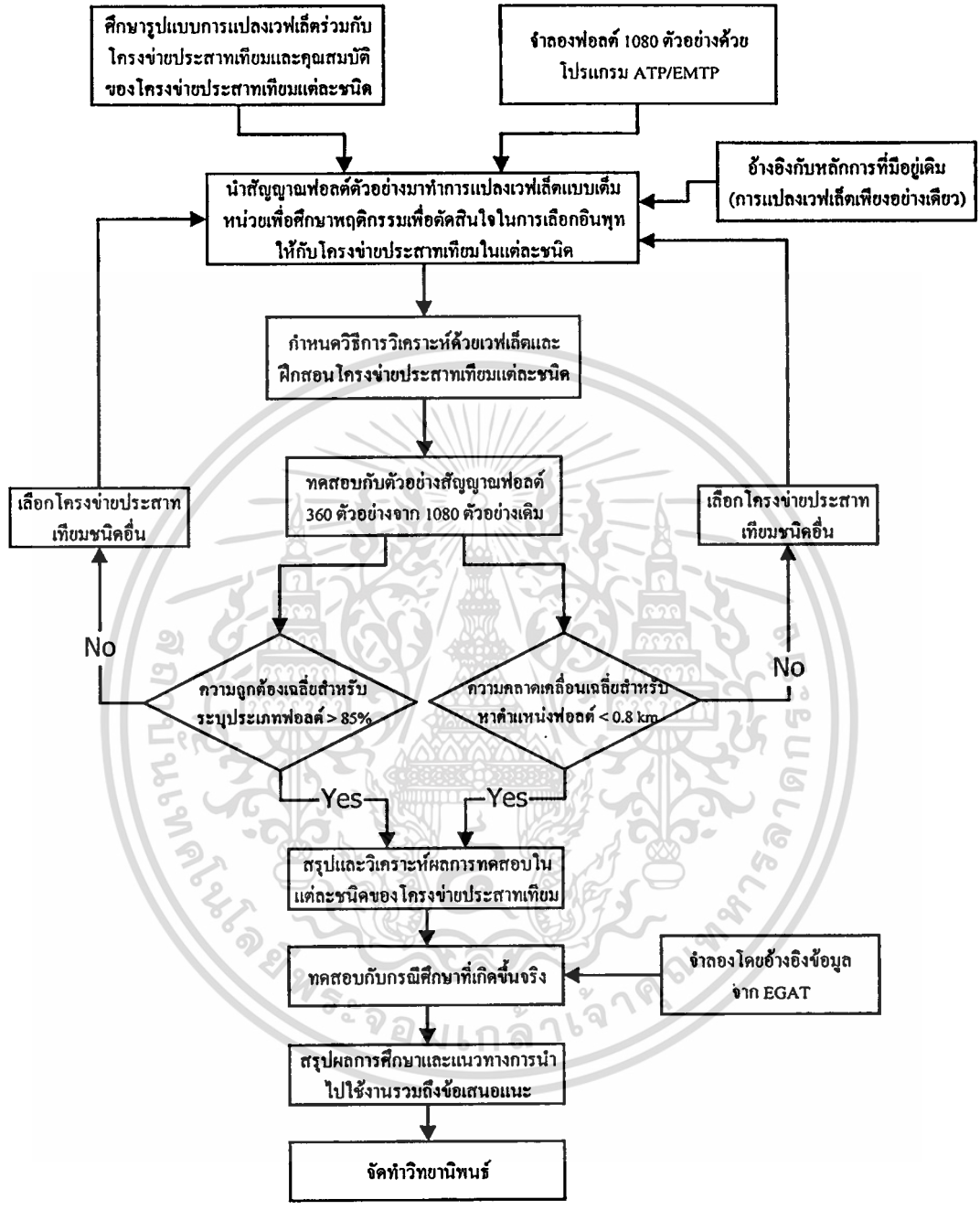
1.5 ขั้นตอนของการศึกษา

ขั้นตอนการศึกษาของวิทยานิพนธ์นี้ประกอบไปด้วยขั้นตอนต่างๆ ดังต่อไปนี้

1. การศึกษารูปแบบของการแปลงเวฟเล็กร่วมกับ โครงข่ายประสาทยุทธรูปที่เหมาสมกับการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ ขณะเดียวกันศึกษาคุณสมบัติของเวฟเล็กรแม่และโครงข่ายประสาทยุทธรูปแต่ละชนิดโดยอาศัยผลการศึกษาจากงานวิจัยที่ผ่านมา
2. ทำการจำลองสัญญาณฟอลต์ที่แตกต่างกัน 1080 ตัวอย่างด้วยโปรแกรม ATPDraw แล้วนำสัญญาณฟอลต์มาทำการแปลงเวฟเล็กรแบบเต็มหน่วย เพื่อทำการพิจารณาหาสเกลแรกทีตรวจสอบฟอลต์ได้ รวมถึงช่วงของข้อมูลที่เหมาะสมทีควรใช้เป็นข้อมูลในการวิเคราะห์ เพื่อนำมาสรุปเป็นขั้นตอนการวิเคราะห์และตัดสินใจทีจะนำไปเป็นข้อมูลอินพุทในขั้นตอนต่อไป
3. เมื่อได้สเกลและขั้นตอนทีเหมาะสมแล้วจึงนำมาฝึกสอนและทดสอบกับ โครงข่ายประสาทยุทธรูปด้วยสัญญาณฟอลต์ทีได้จากระบบทีได้จำลองไว้ นำผลทีได้มาสรุปและตรวจสอบค่าเฉลี่ยความถูกต้องของขั้นตอนทีนำเสนอ
4. นำวิธีการทีนำเสนอมาทดสอบกับกรณีศึกษาของเหตุการณ์ฟอลต์ทีเกิดขึ้นจริงเพื่อทดสอบความเป็นไปได้ นำการนำมาใช้งานในทางปฏิบัติ
5. วิเคราะห์และสรุปผลการทดลองและเสนอแนวทางการพัฒนาการศึกษาต่อไป ซึ่งขั้นตอนทีกล่าวมาทั้งหมดสามารถแสดงเป็นแผนภาพการทำงานได้ดังรูปที 1.2

1.6 ข้อตกลงเบื้องต้นของการศึกษา

ในการศึกษานี้เป็นการศึกษารูปแบบของฟอลต์ทีมีสมมติฐานว่าเป็นสัญญาณฟอลต์ทีเกิดระหว่างสายส่ง 2 บัสใดๆ ทีเกิดฟอลต์ขึ้นจริง โดยไม่พิจารณาถึงรูปแบบของสัญญาณรบกวนอื่นๆ ทีคล้ายคลึงกันเช่น ฟาผ่า สัญญาณฟอลต์ทีเกิดจากสายส่งเส้นอื่น และทิศทางของสัญญาณฟอลต์ทีเกิดขึ้น ในส่วนของเวลาทีใช้ในการวิเคราะห์นั้น เนื่องจากวิทยานิพนธ์นี้ได้มุ่งเน้นไปที่การวิเคราะห์ทีใช้ช่วงเวลาที่ลดลงและรูปแบบการตัดสินใจมากกว่าจึงไม่ได้พิจารณาผลจากเวลาทีใช้ในการวิเคราะห์เท่าใดนัก



รูปที่ 1.2 แสดงแผนภาพขั้นตอนการศึกษาของวิทยานิพนธ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.7 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. สามารถนำการแปลงเวฟเล็ดและโครงข่ายประสาทเทียมไปประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ หรือ สัญญาณในรูปแบบอื่นๆ ที่เกิดขึ้นในระบบไฟฟ้ากำลังได้
2. สามารถนำรูปแบบของการวิเคราะห์สัญญาณด้วยการแปลงเวฟเล็ดร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมที่นำเสนอ ไปประยุกต์ใช้กับหลักการของระบบป้องกันแบบต่างๆ เช่น รีเลย์ป้องกันแบบดิจิทัล หรือเครื่องบันทึกฟอลต์แบบดิจิทัล เป็นต้น



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

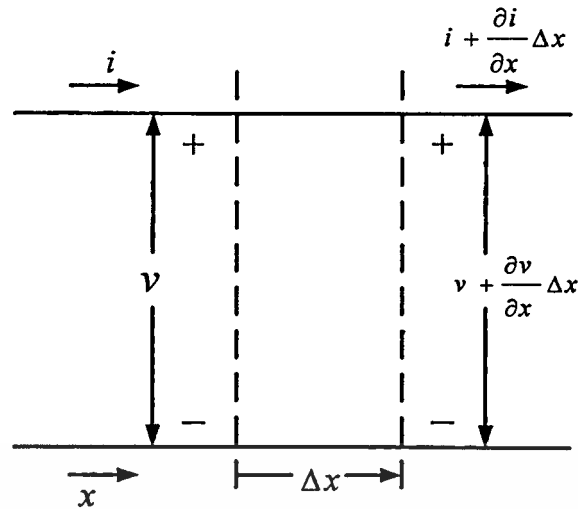
บทที่ 2

การวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์และระบบป้องกันบนสายส่ง

การมีระบบส่งกำลังไฟฟ้าที่มีประสิทธิภาพสูง ซึ่งต้องอาศัยระบบป้องกันและอุปกรณ์สนับสนุนเป็นจำนวนมาก ระบบป้องกันสายส่งที่ใช้ในปัจจุบันมีอยู่ด้วยกันหลายประเภทซึ่งได้รับการออกแบบและพัฒนามาให้เหมาะสมกับการป้องกันสายส่งที่มีความซับซ้อนมากขึ้นในปัจจุบัน หนึ่งในอุปกรณ์สนับสนุนที่ใช้ควบคู่กับระบบป้องกันที่สำคัญมากอย่างหนึ่งก็คือ เครื่องหาข้อขัดข้องในสายส่ง (Line Fault Locator : LFL) [7] หน้าที่หลักของเครื่อง LFL คือ เมื่อเกิดเหตุขัดข้องขึ้นในสายส่ง LFL จะทำหน้าที่ตรวจหาจุดขัดข้อง โดยจะแสดงข้อมูลระยะจากต้นทางที่เครื่อง LFL ตั้งอยู่ถึงจุดที่ขัดข้องนั้น ด้วยหน่วยแสดงผล หรืออุปกรณ์ที่มีเทคโนโลยีสูงที่เชื่อถือได้ (Reliability) ทำให้สามารถทราบจุดที่เป็นปัญหาได้ภายในเวลาไม่กี่วินาที แต่จากการศึกษาหลักการการทำงานของเครื่อง LFL พบว่า เมื่อมีเหตุขัดข้องในระบบสายส่ง ระบบป้องกัน (Protective Relay) จะส่งสัญญาณ Starting มาที่เครื่อง LFL เพื่อให้เครื่อง LFL ทำงาน (Operate) ซึ่งส่วนใหญ่อุปกรณ์รีเลย์ป้องกันยังคงอาศัยหลักการพื้นฐานเดิมอยู่คือ การวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่พื้นฐานจากกระแสและแรงดัน โดยที่รูปแบบการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์แต่ละลักษณะนั้นจะมีหลักการและวิธีการที่แตกต่างกันออกไปตามวัตถุประสงค์ในการนำไปใช้งาน ในบทนี้จึงเป็นการกล่าวถึงรูปแบบการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์แบบเดิมเพื่อเป็นพื้นฐานสำหรับความเข้าใจ พร้อมทั้งอธิบายหลักการการทำงานของเครื่อง LFL ในระบบสายส่ง ซึ่งก่อนที่จะกล่าวถึงหลักการทำงานนั้นจำเป็นอย่างยิ่งที่ต้องกล่าวถึงทฤษฎีที่ใช้ในการอธิบายคลื่นเดินทางดังต่อไปนี้

2.1 ทฤษฎีของคลื่นเดินทาง (Traveling wave theory)[8]

การศึกษาเสิร์จ (Surge) บนสายส่งนั้นมีความซับซ้อนมาก ในที่นี้เราจะพิจารณาเฉพาะกรณีของสายส่งที่ไม่คิดความสูญเสียเนื่องจากเป็นแบบการศึกษาที่ดี โดยเฉพาะเมื่อความสูญเสียจากค่า ωL และ ωC มีค่ามากเมื่อเทียบกับค่า R และ G สำหรับเสิร์จฟ้าผ่า (Lighting surge) บนสายส่งนั้นเป็นการศึกษาสายส่งแบบความสูญเสียต่ำซึ่งเป็นแบบที่ง่ายต่อการศึกษาในขั้นพื้นฐาน และสามารถทำความเข้าใจในปรากฏการณ์ต่างๆ ที่เกิดขึ้นโดยไม่ต้องศึกษาทฤษฎีที่มีความซับซ้อนได้ แต่ใช้การวิเคราะห์เช่นเดียวกับการพิสูจน์ความสัมพันธ์ของกระแสและแรงดันสำหรับสายส่งแบบยาวด้วยการกระจายแบบคงที่ ซึ่งทำการวัดระยะทาง x ตามความยาวของสายส่งจากปลายด้านส่ง (sending ends) ไปยังส่วนย่อยของความยาวที่แตกต่างกัน Δx ดังแสดงในรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 แสดงแบบจำลองของส่วนย่อยของสายส่ง ๓ เฟสใดๆ (v และ i เป็นฟังก์ชันของ x และ t)

จากรูปที่ 2.1 แรงดัน v และกระแส i เป็นฟังก์ชันของทั้ง x และ t ดังนั้นต้องใช้การหาอนุพันธ์บางส่วน (partial derivative) โดยแรงดันอนุกรมที่คั่นส่วนย่อยของความยาวคือ

$$i(R\Delta x) + (L\Delta x) \frac{\partial i}{\partial t}$$

และสามารถเขียนได้เป็น

$$\frac{\partial v}{\partial x} \Delta x = - \left(Ri + L \frac{\partial i}{\partial t} \right) \Delta x \quad (2.1)$$

เครื่องหมายลบมีความจำเป็นเพราะว่าค่าของ $v + (\partial v / \partial t) \Delta x$ ต้องน้อยกว่าค่าของ v สำหรับค่าบวกของ v และ $\partial i / \partial t$ และในลักษณะเดียวกันจะได้ว่า

$$\frac{\partial i}{\partial x} \Delta x = - \left(Gv + C \frac{\partial v}{\partial t} \right) \Delta x \quad (2.2)$$

เมื่อหารสมการที่ 2.1 และ 2.2 ด้วย Δx โดยสมมติว่าเป็นสายส่งที่มีความสูญเสียต่ำจึงกำหนดให้ค่า R และ G จึงมีค่าเท่ากับศูนย์ดังนั้นสมการที่ 2.1 และ 2.2 จึงมีค่าเป็น

$$\frac{\partial v}{\partial x} = -L \frac{\partial i}{\partial t} \quad (2.3)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

และ

$$\frac{\partial i}{\partial x} = -C \frac{\partial v}{\partial t} \quad (2.4)$$

ในตอนนี้สามารถกำจัดเทอมของ i ด้วยการหาอนุพันธ์บางส่วนทั้ง 2 เทอมในสมการที่ 2.3 ด้วยตัวแปร x และสมการที่ 2.4 ด้วยตัวแปร t ดังนี้

$$\frac{\partial^2 v}{\partial x^2} = -L \frac{\partial^2 i}{\partial x \partial t} \quad (2.5)$$

และ

$$\frac{\partial^2 i}{\partial x \partial t} = -C \frac{\partial^2 v}{\partial t^2} \quad (2.6)$$

จากขั้นตอนนี้จะได้เทอมของ $\partial^2 i / \partial x \partial t$ ซึ่งมีอยู่ทั้ง 2 ข้างของสมการจะถูกกำจัดออก ดังนั้นจะได้สมการใหม่เป็น

$$\frac{1}{LC} \frac{\partial^2 v}{\partial x^2} = \frac{\partial^2 v}{\partial t^2} \quad (2.7)$$

ซึ่งสมการที่ 2.7 นั้นเรียกว่า “สมการคลื่นเดินทางของสายส่งแบบความสูญเสียต่ำ” ผลลัพธ์ของสมการจะเป็นฟังก์ชันของ $x - vt$ และนิพจน์ของแรงดันคงที่เทอมต่อไปนี้

$$v = f(x - vt) \quad (2.8)$$

ซึ่งฟังก์ชันนี้ไม่ได้มีการอธิบายความหมายแต่ต้องมีค่าเดียว โดยที่ค่าคงที่ v ต้องมีหน่วยเป็นเมตรต่อวินาที ถ้า x มีหน่วยเป็นเมตรและเวลา t มีหน่วยเป็นวินาที สามารถพิสูจน์คำตอบของสมการนี้ได้โดยแทนที่อนุพันธ์บางส่วนลำดับสองของ v ลงในสมการที่ 2.7 ในการหาค่า v ในขั้นแรกนั้นต้องทำการเปลี่ยนตัวแปรซึ่งจะได้

$$u = x - vt \quad (2.9)$$

และเขียนได้เป็น

$$v(x, t) = f(u) \quad (2.10)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แล้ว

$$\begin{aligned}\frac{\partial v}{\partial t} &= \frac{\partial f(u)}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial t} \\ &= -v \frac{\partial f(u)}{\partial u}\end{aligned}\quad (2.11)$$

และ

$$\frac{\partial^2 v}{\partial t^2} = v^2 \frac{\partial^2 f(u)}{\partial u^2} \quad (2.12)$$

ในลักษณะเดียวกันจะได้ว่า

$$\frac{\partial^2 v}{\partial x^2} = \frac{\partial^2 f(u)}{\partial u^2} \quad (2.13)$$

แทนค่าอนุพันธ์บางส่วนอันดับ 2 ของ v ในสมการที่ 2.7 ซึ่งจะได้

$$\frac{1}{LC} \frac{\partial^2 f(u)}{\partial u^2} = v^2 \frac{\partial^2 f(u)}{\partial u^2} \quad (2.14)$$

และเมื่อพิจารณาจะพบว่าสมการที่ 2.8 เป็นคำตอบของสมการที่ 2.7 ถ้า

$$v = \frac{1}{\sqrt{LC}} \quad (2.15)$$

เทอมของแรงดันในสมการที่ 2.8 คือคลื่นเดินทางในทิศทาง x บวก จากรูปที่ 2.2 แสดงฟังก์ชันของ $x-vt$ ซึ่งคล้ายกับรูปร่างของคลื่นแรงดันคงที่ เดินทางตามความยาวสายส่งซึ่งเกิดจากฟ้าผ่า โดยฟังก์ชันนี้แสดงค่า 2 ค่าของเวลาคือ t_1 และ t_2 ซึ่ง $t_2 > t_1$ เมื่อผู้สังเกตเดินไปกับคลื่นและอยู่ ณ ตำแหน่งเดิมบนคลื่นนั้น ซึ่งพบว่ารูปร่างของคลื่นแรงดันที่เดินทางนี้จะยังคงรูปร่างเหมือนเดิมตามสมการที่ 2.16

$$x - vt = a \text{ consta} \quad (2.16)$$

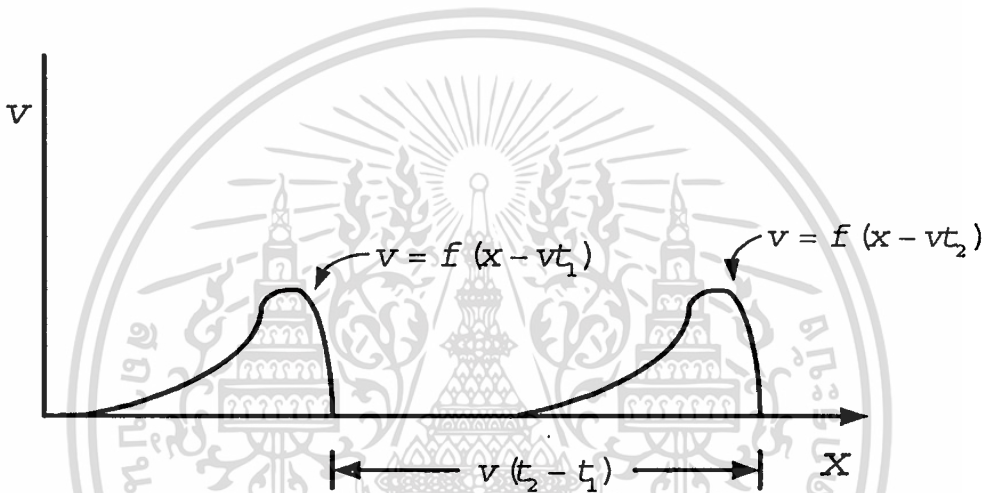
จากจุดนี้จะเป็นไปตามสมการที่ 2.17 คือ

$$\frac{dx}{dt} = v = \frac{1}{\sqrt{LC}} \quad \text{m/s} \quad (2.17)$$

เมื่อ L และ C มีหน่วยเป็น เฮนรี่ต่อเมตร (H/m) และฟารัดต่อเมตร (F/m) ตามลำดับดังนั้นก็คลื่นของแรงดันที่เดินทางในทิศทางบวก x ด้วยความเร็ว v

ฟังก์ชันของ $x+vt$ สามารถแสดงเป็นคำตอบของสมการที่ 2.8 และด้วยเหตุผลเดียวกันนี้สามารถแปลงคลื่นเดินทางในทิศทางลบ x โดยมีสมการคำตอบทั่วไป เป็น

$$v = f_1(x-vt) + f_2(x+vt) \quad (2.18)$$



รูปที่ 2.2 แสดงคลื่นของแรงดันซึ่งเป็นฟังก์ชันของ $x-vt$ ที่เวลา t_1 และ t_2 [8]

ซึ่งสมการคำตอบนี้เป็นสิ่งที่เกิดขึ้นพร้อมกันทั้งส่วนที่เดินทางไปด้านหน้า และส่วนที่เดินทางไปด้านหลังบนสายส่ง โดยกำหนดค่าเริ่มต้นและค่าขอบเขตเฉพาะสำหรับส่วนประกอบแต่ละส่วนไว้ ถ้าเราแสดงคลื่นที่เคลื่อนไปข้างหน้า (Forward traveling wave) ซึ่งเรียกว่า คลื่นอินซิเดนซ์ (incident) ดังสมการที่ 2.19

$$v^+ = f_1(x-vt) \quad (2.19)$$

คลื่นที่เกิดขึ้นนี้เป็นผลจากการเคลื่อนที่ของประจุและสามารถนิยามได้เป็น

$$i^+ = \frac{1}{\sqrt{L/C}} f_1(x-vt) \quad (2.20)$$

สามารถพิสูจน์ได้โดยแทนที่ค่าของกระแสและแรงดันในสมการที่ 2.3 โดยให้ v เท่ากับ $1/\sqrt{LC}$ ในลักษณะเดียวกันคลื่นที่เคลื่อนไปข้างหลัง (Backward traveling wave) ของแรงดันจะมีสมการดังนี้

$$v^- = f_2(x+vt) \quad (2.21)$$

และลักษณะของกระแส คือ

$$i^- = -\frac{1}{\sqrt{L/C}} f_2(x+vt) \quad (2.22)$$

จากสมการที่ 2.19 และ 2.20 จะได้ว่า

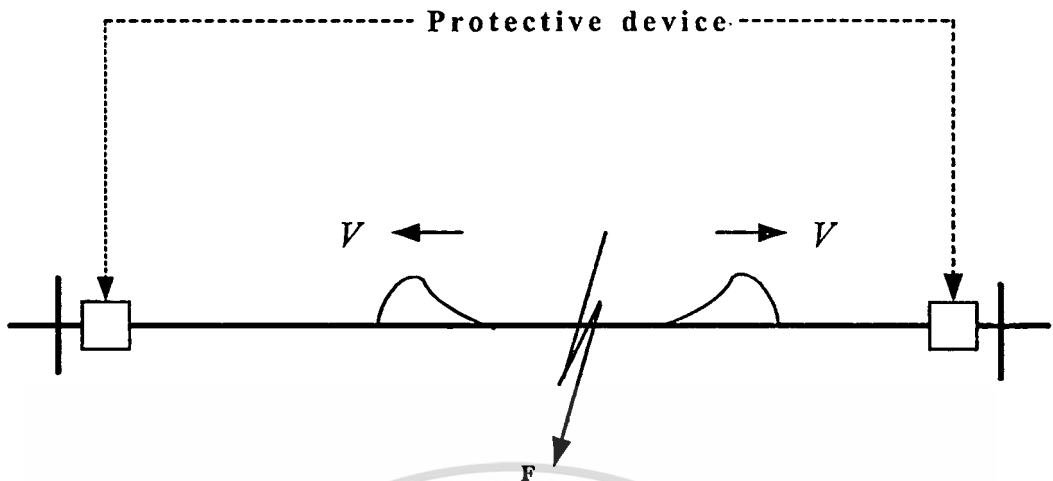
$$\frac{v^+}{i^+} = \sqrt{\frac{L}{C}} \quad (2.23)$$

และจากสมการที่ 2.21 และ 2.22 จะได้ว่า

$$\frac{v^-}{i^-} = -\sqrt{\frac{L}{C}} \quad (2.24)$$

ถ้าสมมติให้กระแสทิศทางบวกของ i^- อยู่ในทิศทาง การเคลื่อนที่ของคลื่นเดินทางถอยหลัง (back-ward) แล้วเครื่องหมายลบจะเปลี่ยนเป็นเครื่องหมายบวกในสมการที่ 2.22 และ 2.24 เพื่อเลือกที่จะรักษาทิศทางตำแหน่ง x ให้เป็นกระแสบวกทั้งคลื่นที่เคลื่อนไปข้างหน้า (Forward moving wave) และเคลื่อนที่ถอยหลัง (Backward moving wave)

อัตราส่วนของ v^+ และ i^+ เราเรียกว่า อิมพีแดนซ์คุณลักษณะของสายส่ง (Characteristic Impedance : Z_c) เมื่อ R และ G มีค่าเป็นศูนย์ จากหลักการของคลื่นเดินทางนี้สามารถนำมาใช้ในการอธิบายลักษณะของสัญญาณฟลัดได้ดังนี้ คือ เมื่อเกิดฟลัดขึ้น ณ จุดใดๆ บนสายส่งจะมีสัญญาณฟลัดเดินทางจากจุดที่เกิดฟลัดไปยังปลายทั้ง 2 ด้านของสายส่งด้วยความเร็วซึ่งถูกกำหนดด้วยสมการที่ 2.17 ซึ่งสามารถนำปรากฏการณ์นี้มาใช้ประโยชน์กับหลักการของอุปกรณ์ป้องกันสายส่ง โดยเฉพาะส่วนที่ทำการวิเคราะห์สัญญาณ

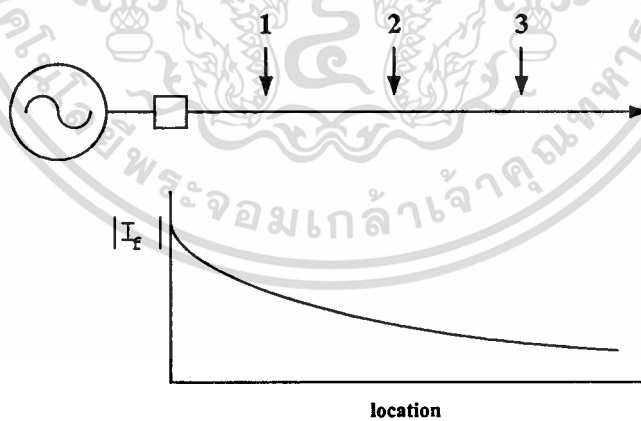


รูปที่ 2.3 แสดงลักษณะของคลื่นเดินทางในสถานะที่เกิดฟอลต์บนสายส่ง

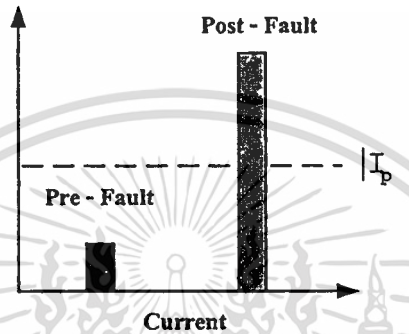
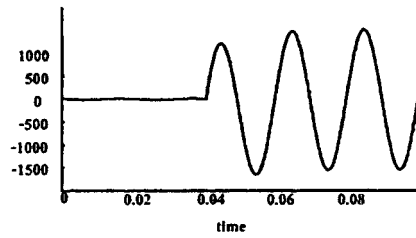
2.2 การประยุกต์ผลการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์กับระบบป้องกันสายส่ง

2.2.1 การป้องกันแบบกระแสเกิน (Over current protection) [8]

เป็นระบบการป้องกันพื้นฐานโดยอาศัยหลักการทำงานคือการตรวจวัดกระแสฟอลต์ที่ 50 หรือ 60 เฮิร์ต ที่ปรากฏบนสายส่งในสถานะที่มีฟอลต์เกิดขึ้น ซึ่งกระแสฟอลต์นี้จะมีขนาดที่แตกต่างกันออกไปขึ้นอยู่กับประเภทของฟอลต์ จำนวนเครื่องกำเนิดที่มีอยู่ในระบบ และตำแหน่งที่เกิดฟอลต์เมื่อวัดจากเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตามรูปที่ 2.4



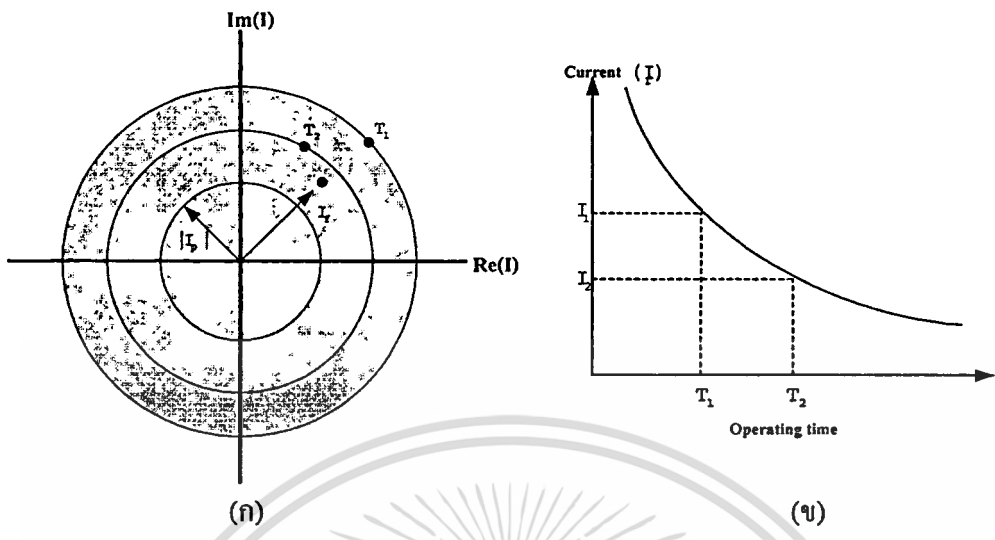
รูปที่ 2.4 แสดงขนาดของกระแสฟอลต์ที่เกิดขึ้น ณ ตำแหน่งที่แตกต่างกัน



รูปที่ 2.5 แสดงการเปรียบเทียบกระแสฟอลต์ด้วยการแปลงฟูเรียร์

ซึ่งในระบบการป้องกันแบบกระแสเกินจะอาศัยการเปรียบเทียบขนาดของกระแสที่วัดได้ (I_f) จากหม้อแปลงกระแส (CT) กับค่ากระแสที่กำหนดเป็นเกณฑ์ (I_p) ซึ่งรีเลย์ที่ทำหน้าที่ในการวิเคราะห์ในรูปแบบนี้คือ รีเลย์กระแสเกิน (Over current relay) โดยมีฟังก์ชันการทำงานดังนี้คือ ถ้ากระแสที่วัดได้มีค่ามากกว่าเกณฑ์ที่กำหนดไว้ให้รีเลย์จะส่งปลดวงจร แต่ถ้ากระแสที่วัดได้มีค่าน้อยกว่ารีเลย์จะไม่ทำงานดังแสดงในสมการที่ 2.25 และรูปที่ 2.6 (ก)

$$\begin{aligned} |I_f| > |I_p| & \quad \text{trip} \\ |I_f| < |I_p| & \quad \text{bloc.} \end{aligned} \quad (2.25)$$



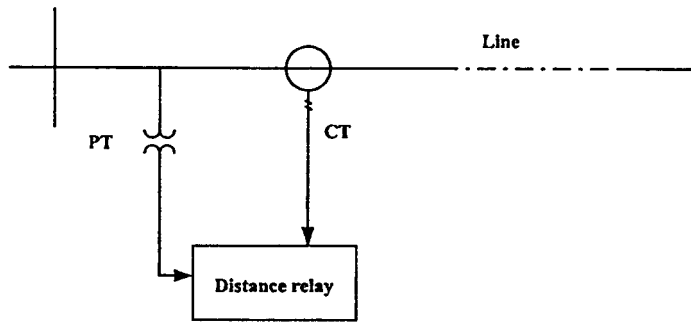
รูปที่ 2.6 แสดงระนาบเชิงซ้อนของกระแสฟอลต์และกราฟเวลาการทำงานของรีเลย์กระแสเกิน

เนื่องมาจากขนาดที่แตกต่างกันของกระแสฟอลต์จำเป็นต้องมีการกำหนดความเร็วในการทำงานของรีเลย์กระแสเกินซึ่งจะแปรผกผันกับขนาดของกระแสคือ กระแสฟอลต์มากแสดงว่าฟอลต์มีความรุนแรงมากและอยู่ใกล้จุดที่ติดตั้งรีเลย์มากกว่าจึงต้องมีการทำงานที่รวดเร็วกว่า ในขณะที่กระแสฟอลต์ที่ต่ำลงมาแสดงว่าฟอลต์มีความรุนแรงต่ำกว่าและอยู่ไกลออกไปจะมีความเร็วในการทำงานที่ช้ากว่า ซึ่งเวลาในการทำงานนี้ผู้ใช้จะต้องกำหนด (setting) ให้รีเลย์ ตามรูปที่ 2.6 (ข) นอกจากนี้ยังมีการพัฒนารีเลย์กระแสเกินให้สามารถพิจารณาถึงทิศทางของฟอลต์ได้อีกด้วยเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานให้ดีขึ้น ในทางปฏิบัติรีเลย์กระแสเกินนี้นิยมใช้กับการป้องกันสายส่งวงจรย่อย (Sub-transmission line) และสายป้อน (Feeder) เป็นหลัก

2.2.2 การป้องกันแบบระยะทาง (Distance protection)

การทำงานของรีเลย์ชนิดนี้อาศัยการตอบสนองการเปลี่ยนแปลงของอิมพีแดนซ์ของสายส่ง โดยพิจารณาจากการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่พื้นฐาน (50 หรือ 60 Hz) จากกระแสและแรงดันด้วยการแปลงฟูเรียร์ตามหลักการของคลื่นเดินทาง ณ ตำแหน่งที่ติดตั้งรีเลย์ซึ่งปกติจะอยู่ที่ปลายของสายส่งดังแสดงในรูปที่ 2.7

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



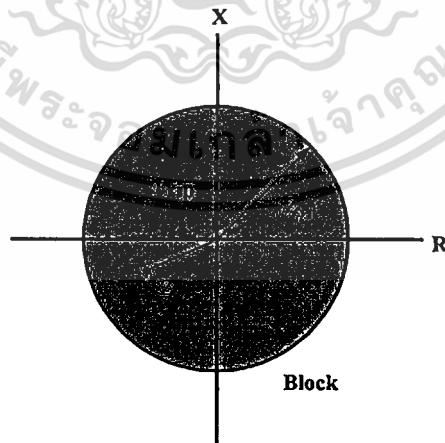
รูปที่ 2.7 แสดงการติดตั้งรีเลย์ระยะทาง (Distance relay)

ซึ่งค่าอิมพีแดนซ์ของสายส่งนั้นได้มาจากอัตราส่วนระหว่างแรงดันและกระแสดังสมการที่ 2.26

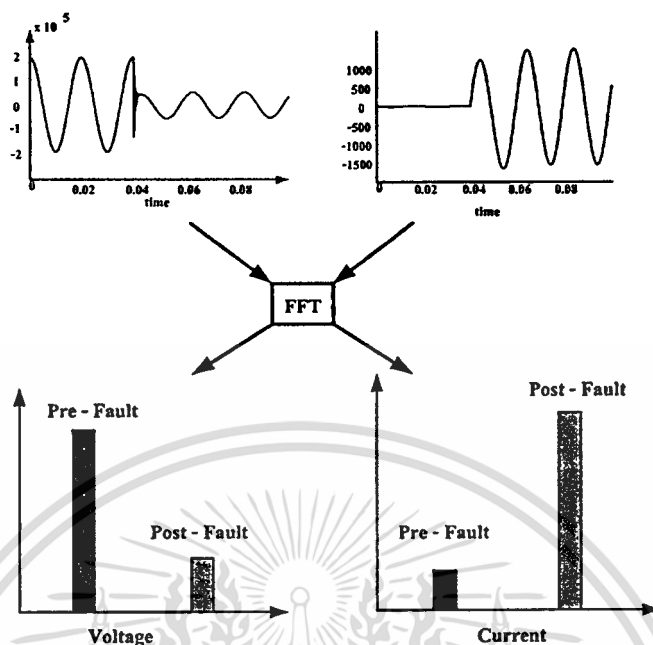
$$Z = \frac{V}{I} \tag{2.26}$$

ขั้นตอนในการตัดสินใจของรีเลย์จะใช้การเปรียบเทียบค่าอิมพีแดนซ์ที่รีเลย์ตอบสนองเทียบกับค่าที่กำหนดไว้ (Z_r) ตามเงื่อนไขต่อไปนี้ [8,9]

$$\begin{aligned} |Z_r| > |Z| & \text{ trip} \\ |Z_r| < |Z| & \text{ bloc} \end{aligned} \tag{2.27}$$



รูปที่ 2.8 แสดงระนาบเชิงซ้อน (Complex plane) การทำงานของรีเลย์ระยะทาง



รูปที่ 2.9 แสดงการวิเคราะห์แรงดันและกระแสด้วยการแปลงฟูเรียร์ในสถานะที่เกิดฟอลต์

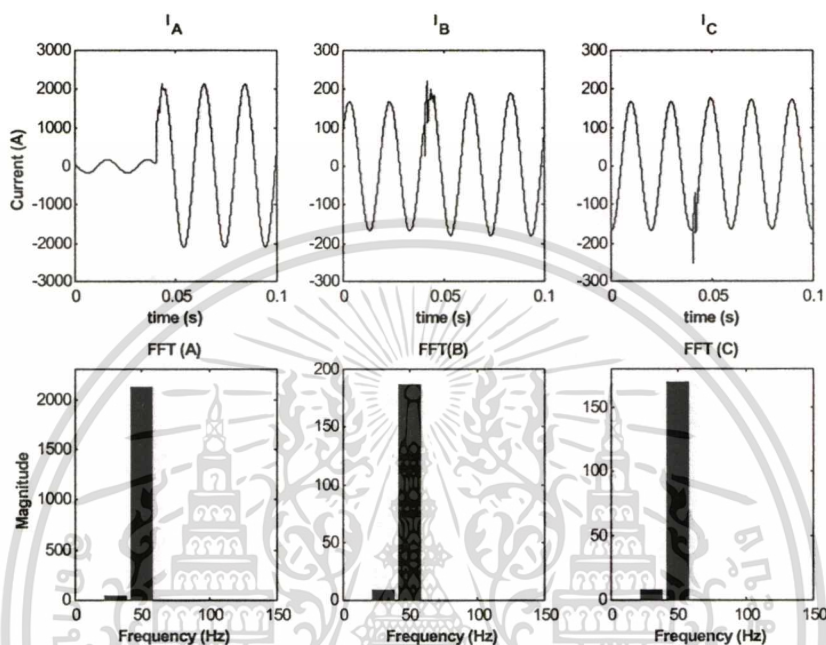
และจากการเปรียบเทียบค่าอิมพีแดนซ์นี้เองทำให้บางครั้งจะเรียกกริยาแบบนี้ว่า อิมพีแดนซ์รีเลย์ และถ้าพิจารณาในระนาบเชิงซ้อนทางเดินของโลคัส (locus) จะมีลักษณะเป็นวงกลมมีรัศมี $|Z_r|$ ดังรูปที่ 2.8 ค่าอิมพีแดนซ์ที่หาได้จากสมการที่ 2.26 ซึ่งจะเป็นอัตราส่วนของแรงดันและกระแสที่พิจารณาจากกริยา ณ ตำแหน่งที่ตั้งในรูปที่ 2.7 ในสถานะปกติรีเลย์จะมองค่าอิมพีแดนซ์ของสายส่งอยู่นอกวงกลมรัศมี $|Z_r|$ ดังนั้นจะไม่มีการสั่งให้เบรกเกอร์ปลดวงจร แต่ในสถานะที่เกิดความผิดปกติขึ้นนั้นค่าของแรงดันจะลดลงในขณะที่ค่าของกระแสเพิ่มขึ้นดังแสดงในรูปที่ 2.9 ถ้าพิจารณาจากสมการที่ 2.26 พบว่าค่าอิมพีแดนซ์จะมีค่าลดลงเมื่อเทียบกับสถานะปกติตามรูปที่ 2.5 และถ้าอิมพีแดนซ์ลดต่ำกว่ารัศมี $|Z_r|$ รีเลย์ก็จะเริ่มทำงานตามที่ได้กำหนดไว้ (โหนดของรีเลย์ คือ อิมพีแดนซ์ของสายส่ง) ซึ่งอาศัยการเปลี่ยนแปลงของอิมพีแดนซ์ที่เกิดขึ้นนี้เพื่อใช้สำหรับการตรวจจับว่ามีฟอลต์เกิดขึ้นหรือไม่

และผลการลดลงของอิมพีแดนซ์นี้สามารถนำมาเปรียบเทียบกับค่าอิมพีแดนซ์ในสถานะปกติ และค่าอิมพีแดนซ์ต่อหน่วยความยาวก็สามารถที่จะคำนวณหาระยะทางหรือตำแหน่งที่เกิดฟอลต์ได้ดังสมการที่ 2.28

$$\text{Location} \frac{Z}{m} = \frac{V}{mI} \quad (2.28)$$

เมื่อ m คือค่าอิมพีแดนซ์ต่อหน่วยความยาว (ohm/km)

จากจุดนี้สามารถนำมาใช้ประโยชน์ในระบบการป้องกันแบบโซน (Zone protection) ได้ สำหรับการระบุประเภทของฟอลต์ว่าเกิดที่เฟสใดนั้นอาศัยการพิจารณาเปรียบเทียบการเปลี่ยนแปลงของกระแสในแต่ละเฟส รวมการพิจารณาการเปลี่ยนแปลงของกระแสลำดับศูนย์เพื่อบอกว่าเป็นการลัดวงจรลงดิน (Ground fault) หรือไม่

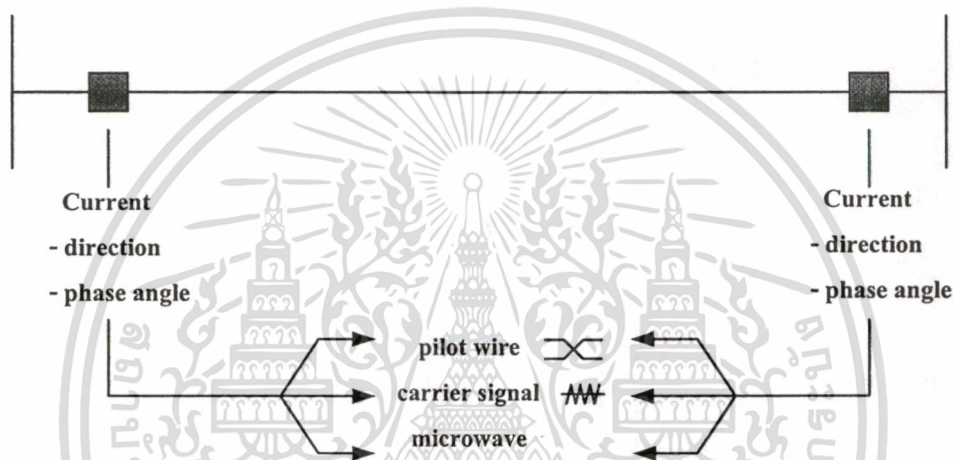


รูปที่ 2.10 แสดงการแปลงฟูเรียร์ของกระแสแต่ละเฟสในกรณีฟอลต์ที่เฟส A

2.2.3 การป้องกันแบบใช้ระบบสื่อสาร (Pilot protection) [9]

เนื่องจากการใช้รีเลย์ระยะทางนั้นพบปัญหาด้านการตอบสนองที่ล่าช้า โดยเฉพาะในกรณีที่สายส่งมีความยาวมากหรือจุดที่เกิดฟอลต์อยู่ใกล้ปลายสายส่งมากๆ ซึ่งจะส่งผลให้รีเลย์ตัวที่อยู่ไกลจุดที่เกิดฟอลต์มีการตอบสนองที่ค่อนข้างช้ากว่าเมื่อเทียบกับรีเลย์ตัวที่อยู่ใกล้จุดที่เกิดฟอลต์ ในทางปฏิบัติเมื่อเกิดฟอลต์ขึ้นในสายส่งวงจรใดๆ ก็ตามรีเลย์ที่ปลายทั้ง 2 ด้านควรที่จะทำการตอบสนองอย่างรวดเร็วเพื่อกำจัดฟอลต์ที่เกิดขึ้นออกจากระบบ ดังนั้นในระบบการป้องกันสายส่งแรงสูงแบบใหม่จึงมีการนำระบบสื่อสารมาใช้เชื่อมโยงข้อมูลของปลายสายส่งทั้ง 2 ด้านเข้าด้วยกัน ซึ่งระบบที่ใช้กันอยู่มีด้วยกันหลายประเภทเช่น ระบบรีเลย์สื่อสาร (Pilot relay), ระบบป้องกันแบบคลื่นพาหะ (Carrier protection), ระบบสัญญาณไมโครเวฟ เป็นต้น โดยที่แต่ละแบบจะมีลักษณะที่แตกต่างกันออกไปทำให้การนำไปใช้งานต้องพิจารณาความเหมาะสมทางด้านเทคนิคและราคาเป็นหลัก

จุดประสงค์ของการนำระบบสื่อสารเข้ามาใช้งานในระบบป้องกันสายส่งคือ การเชื่อมโยงข้อมูลของปลายสายส่งแต่ละด้านเพื่อให้ทราบว่ามีสถานะที่มีฟอลต์เกิดขึ้นนั้นเกิดขึ้นในช่วงใด ถ้าฟอลต์เกิดขึ้นในช่วง (Internal fault) ที่ทำการพิจารณา ก็จะส่งปลดวงจรเพื่อกำจัดฟอลต์ไม่ว่าจะเกิดฟอลต์ที่ตำแหน่งใด แต่ถ้าเกิดฟอลต์อยู่นอกช่วง (External fault) ที่พิจารณา ก็จะส่งปลดไม่ให้มีการปลดวงจร ซึ่งการระบุว่าจะเกิดฟอลต์ในช่วงที่พิจารณาหรือไม่นั้นทำได้โดยการเปรียบเทียบทิศทาง (Direction comparison) การไหลของกระแสฟอลต์ที่ปลายทั้ง 2 ด้าน หรือการเปรียบเทียบมุมเฟส (Phase comparison) ของกระแสฟอลต์ที่ปลายทั้ง 2 ด้าน โดยข้อมูลทั้งหมดจะเชื่อมโยงผ่านระบบสื่อสารที่กล่าวมาแล้ว



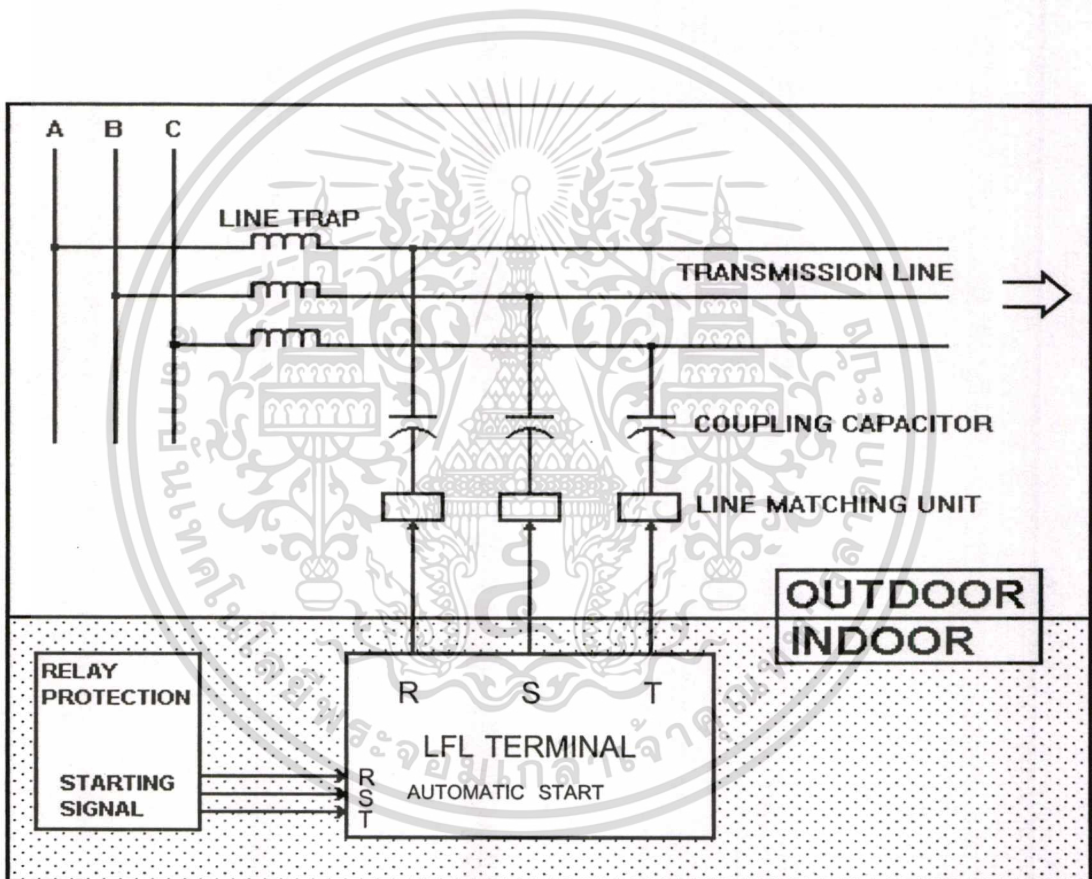
รูปที่ 2.11 แสดงลักษณะของการป้องกันโดยใช้ระบบสื่อสาร

จากที่กล่าวมาข้างต้น เป็นการกล่าวถึงรูปแบบการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์แบบเดิมเพื่อเป็นพื้นฐานสำหรับความเข้าใจ ก่อนที่จะกล่าวถึงหลักการทำงานของเครื่อง LFL ในระบบสายส่ง ซึ่งจะกล่าวในหัวข้อถัดไป ดังต่อไปนี้

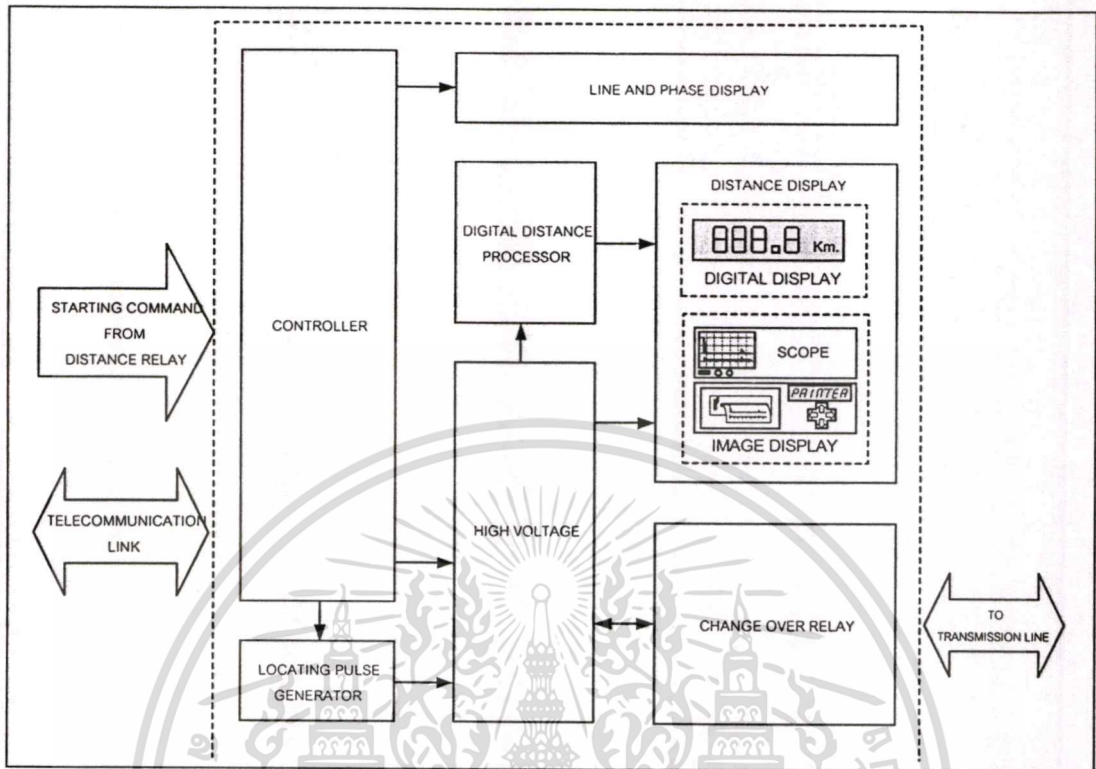
2.3 อุปกรณ์หาจุดขัดข้องในสายส่ง (Line fault locator : LFL) [7]

2.3.1 การทำงานของเครื่อง LFL ในระบบสายส่ง

เมื่อมีเหตุขัดข้องในระบบสายส่ง อุปกรณ์ Relay Protection จะส่งสัญญาณ Starting มาที่เครื่อง LFL เพื่อให้เครื่อง LFL ทำงาน (Operate) ด้วยการส่งสัญญาณ Radar Pulse เข้าไปในสายส่ง โดยส่งผ่าน Line Matching Unit (LMU) และ Coupling Capacitor (CC) เมื่อสัญญาณวิ่งไปถึงจุดที่เกิดเหตุขัดข้องในสายส่ง สัญญาณ Radar Pulse ที่ส่งออกไปนั้นก็สะท้อนกลับมาเข้าที่เครื่อง LFL อีกครั้งหนึ่ง เพื่อนำมาใช้คำนวณระยะทาง และแสดงผลที่ Distance Display ทั้งในรูปของตัวเลข และรูปภาพ ภายในเวลาไม่เกิน 0.5 วินาที



รูปที่ 2.12 แสดงลักษณะการทำงานของ LINE FAULT LOCATOR (LFL) ในระบบสายส่ง



รูปที่ 2.13 แสดงแผนภาพส่วนประกอบเครื่อง LFL

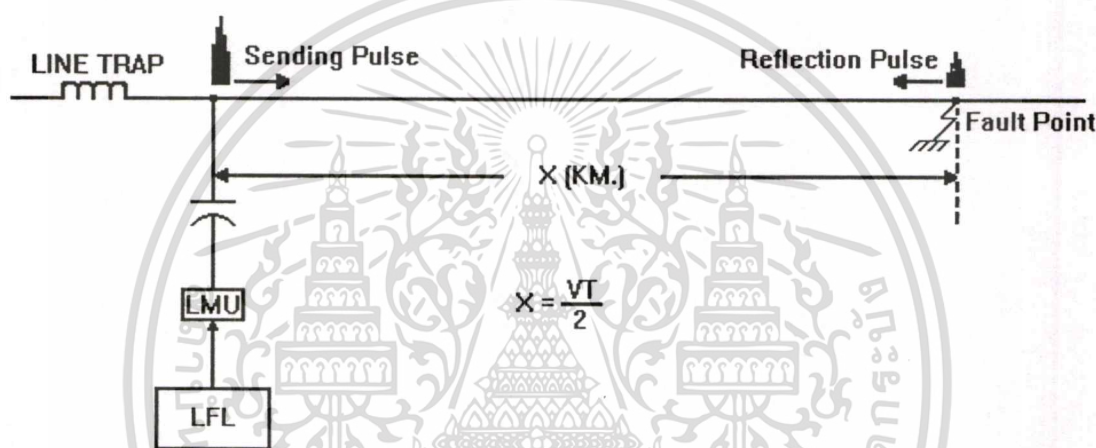
2.3.2 หลักการทำงานของเครื่อง LFL

เมื่อเครื่อง LFL ได้รับคำสั่งเริ่มต้นการทำงาน (Starting Command) จากระบบบริเลย์ป้องกันสายส่ง (Distance Relay) ภาคควบคุม (Controller) จะประมวลข้อมูลที่ถือว่าเป็นสายส่งวงจรใดและเฟสอะไร เมื่อทราบแล้วก็แสดงผลออกมาที่ Line and Phase Display ขณะเดียวกันก็สั่งให้ภาคผ่านสัญญาณตรวจสอบสายส่ง (Change Over Relay) และภาคกำเนิดสัญญาณตรวจสอบสายส่ง (Locating Pulse Generator) ทำงาน เพื่อส่งสัญญาณตรวจสอบสายส่งเข้าไปในสายส่ง โดยจะส่ง High Voltage Pulse หรือเรียกว่า Radar Pulse ซึ่งเป็นสัญญาณลักษณะการหน่วงคลื่นไซน์ (Sinewave Damping) ความถี่ 150-450 kHz จำนวน 5 พัลส์ (Pulse) ขนาด 1.4 - 2.0 kV_(0-P) เข้าไปในสายส่ง พัลส์เรดาร์ (Radar Pulse) นี้จะเดินทางไปในสายส่งซึ่งมีอิมพีแดนซ์คุณลักษณะ (Characteristic Impedance : Z_0) ประมาณ 400 โอห์ม จนถึงจุดขัดข้องของสายส่ง อิมพีแดนซ์คุณลักษณะ (Z_0) จะเปลี่ยนแปลงโดยฉับพลัน ซึ่งอาจมีค่าเป็น 0 (ศูนย์) หรือ เข้าใกล้ ∞ (Infinity) เป็นผลให้พัลส์ (Pulse) ที่ส่งออกไปสะท้อนกลับมายังต้นทาง

หากทราบเวลาที่พัลส์ใช้ในการเดินทางไป-กลับ และทราบความเร็วของพัลส์ดังกล่าว จะสามารถคำนวณระยะทางของการขัดข้องได้จาก สมการที่ 2.29

$$x = \frac{vt}{2} \quad (2.29)$$

เมื่อ x = ระยะของจุดขัดข้องมีหน่วยเป็นกิโลเมตร
 V = ความเร็วของพัลส์ (PULSE) ในสายส่งไฟฟ้า (2.949×10^7 กิโลเมตร / วินาที)
 t = เวลาที่พัลส์ (PULSE) ใช้ในการเดินทางไป-กลับ เป็นวินาที



รูปที่ 2.14 แสดงทิศทางการเดินทางของกลุ่มพัลส์ (Pulse) ไปยังจุดฟอลต์ในสายส่ง

เมื่อคำนวณระยะทางแล้วเครื่องจะแสดงผลที่ Distance Display ทั้งในรูปของตัวเลข และรูปภาพ ซึ่งผลการทำงานนี้สามารถรับทราบ โดยผ่านทางระบบควบคุมระยะไกล ได้อีกทางหนึ่งด้วย

จากที่ได้กล่าวในหัวข้อเครื่องหาข้อขัดข้องในสายส่ง (LFL) จะเห็นได้ว่า เครื่อง LFL นี้มีประโยชน์อย่างมาก ทำให้สามารถทราบจุดที่เป็นปัญหาได้ภายในเวลาไม่กี่วินาที ซึ่งทำให้การดำเนินการแก้ไขข้อขัดข้องนั้นเป็นไปได้อย่างรวดเร็ว ถือได้เป็นการลดความสูญเสีย อันเนื่องมาจากการที่ไม่สามารถจ่ายกระแสไฟฟ้าผ่านระบบสายส่งได้ ทั้งยังเป็นการช่วยอำนวยความสะดวกให้กับหน่วยงานที่ทำหน้าที่บำรุงรักษาสายส่งให้ทำงานได้อย่างสะดวกรวดเร็วยิ่งขึ้นด้วย แต่ก็ยังมีปัญหาสำคัญหรือข้อเสียด้านราคาที่ค่อนข้างแพง มีอุปกรณ์มากติดตั้งยากและมีข้อจำกัดอื่นๆ อีกมากทำให้มีใช้อยู่เพียงไม่กี่แห่งเท่านั้น ด้วยเหตุนี้ จึงเป็นเรื่องยากที่จะนำหลักการทำงานของเครื่อง LFL มาใช้ในระบบสายส่งได้ทั้งหมด นอกจากนี้ จะเห็นได้ว่า ก่อนเครื่อง LFL จะทำงาน จำเป็นต้องรับสัญญาณ Starting จากระบบป้องกันหรือรีเลย์ป้องกันเป็นหลัก ซึ่งถ้าระบบป้องกันมีความผิดพลาดเกิดขึ้น จึงมีโอกาสที่เครื่อง LFL จะไม่ทำงาน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปแบบของการวิเคราะห์สัญญาณบนพื้นฐานของรีเลย์ป้องกันแบบเดิมนั้นพบว่าเป็นการวิเคราะห์เพื่อพิจารณาการเปลี่ยนแปลงของนำองศ์สัญญาณองค์ประกอบความถี่พื้นฐานมาใช้งานเป็นหลัก รวมถึงการนำระบบสื่อสารเข้ามาช่วยเพิ่มประสิทธิภาพและความเร็วในการตอบสนองของการวิเคราะห์ นอกจากนี้เมื่อพิจารณาสัญญาณพอลต์พบว่านอกจากจะมีการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่พื้นฐานแล้วยังมีการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่ที่สูงกว่ารวมอยู่และยังให้ข้อมูลที่สำคัญเกี่ยวกับพอลต์อีกด้วย ซึ่งถ้าสามารถนำการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่สูงที่เกิดขึ้นมาพิจารณาในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงได้มุ่งเน้นการวิเคราะห์สัญญาณพอลต์บนพื้นฐานขององค์ประกอบความถี่สูง และจากลักษณะของสัญญาณองค์ประกอบความถี่สูงที่มีการเปลี่ยนแปลงที่รวดเร็วจึงสามารถที่จะทำให้ลดช่วงของข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์ได้ โดยจะช่วยลดเวลาในการวิเคราะห์และตัดสินใจซึ่งสามารถนำไปสู่แผนการป้องกันแบบใหม่และสอดคล้องกับทิศทางการพัฒนารีเลย์ในรูปแบบใหม่



บทที่ 3

การแปลงเวฟเล็ต

ในทุกหนทุกแห่งรอบๆ ตัวเราประกอบไปด้วยสัญญาณต่างๆ มากมายที่มนุษย์นำมาใช้ในการวิเคราะห์ เช่น การสั่นของแผ่นดินไหว เสียงพูดของมนุษย์ การสั่นของเครื่องยนต์ และการจัดสัญญาณรบกวน เป็นต้น การวิเคราะห์สัญญาณต่างๆ เหล่านี้จะใช้ทฤษฎีเวฟเล็ตเป็นเครื่องมือสำหรับอธิบายลักษณะโดยทั่วไปของสัญญาณซึ่งมีความสำคัญต่อสาขาการประมวลผลสัญญาณมาก ในบทนี้เป็นการอธิบายหลักการของเวฟเล็ต โดยจะกล่าวถึงประวัติของเวฟเล็ต คุณสมบัติของการแยกวิเคราะห์แบบหลายระดับความละเอียด (Multi Resolution Analysis : MRA) ของการแปลงเวฟเล็ต ซึ่งทำให้เกิดขบวนการแยกวิเคราะห์ (Decomposition) และการรวมกลับ (Reconstruction) ซึ่งเป็นการนำการแปลงเวฟเล็ตมาประยุกต์ใช้ในการวิจัย

3.1 ประวัติของเวฟเล็ต (History of Wavelets)

ตามประวัติศาสตร์การวิเคราะห์เวฟเล็ตเป็นวิธีการใหม่โดยโครงสร้างรากฐานทางคณิตศาสตร์ของเวฟเล็ตมีที่มาจากแปลงฟูเรียร์ซึ่งเป็นผลงานของ Joseph Fourier ในศตวรรษที่ 19 ด้วยเหตุที่ฟูเรียร์อยู่บนพื้นฐานของทฤษฎีการวิเคราะห์ความถี่ จึงทำให้การพิสูจน์มีความสำคัญและมีอิทธิพลเป็นอย่างมากต่อที่มาของการแปลงเวฟเล็ต

บันทึกครั้งแรกที่อ้างถึงเทอม “เวฟเล็ต” คือในปี ค.ศ. 1909 ในงานวิทยานิพนธ์ของ Alfred Harr แนวคิดของเวฟเล็ตในรูปแบบที่แสดงตามทฤษฎี ถูกเสนอขึ้นครั้งแรกโดย Jean Morlet และ คณะที่ Marseille Theoretical Physics Center ที่ทำงานภายใต้ Alex Grossmann ในประเทศฝรั่งเศส

ทฤษฎีของการวิเคราะห์เวฟเล็ตที่ได้ถูกพัฒนาหลักสำคัญโดย Y. Meyer และเพื่อนร่วมงาน ได้ถูกรับรองโดยทฤษฎีการแพร่ หลักการของทฤษฎีนี้ได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้ในงานของ Stephane Mallat ในปี ค.ศ. 1988 จากนั้นมา งานวิจัยเวฟเล็ตจึงได้กลายเป็นระดับประเทศ โดยเฉพาะอย่างยิ่งงานวิจัยในสหรัฐอเมริกา ซึ่งนำทีมโดยงานของนักวิทยาศาสตร์ เช่น Ingrid Daubechies, Ronald Coifman และ Victor Wickerhauser

จากประวัติความเป็นมาของการแปลงเวฟเล็ตโดยสังเขปที่ได้กล่าวมาข้างต้น ในหัวข้อต่อไปนี้จะกล่าวถึงวิวัฒนาการของทฤษฎีพื้นฐานของการวิเคราะห์สัญญาณ ซึ่งก็คือการแปลงฟูเรียร์ จนกระทั่งมาเป็นทฤษฎีการแปลงเวฟเล็ตว่ามีความเป็นมาอย่างไรเกิดปัญหาอะไรจึงต้องมีทฤษฎีเวฟเล็ต

3.2 ทฤษฎีพื้นฐานของการแปลงเวฟเล็ท

การแปลงเวฟเล็ทเป็นรูปแบบหนึ่งของกระบวนการประมวลผลสัญญาณ (Signal processing) ที่ได้มีการพัฒนามาจากการแปลงสัญญาณพื้นฐานที่มีอยู่เดิม แต่ได้พัฒนารูปแบบให้มีความเหมาะสมกับการใช้งานเฉพาะทางมากยิ่งขึ้น ในหัวข้อนี้จะเป็นการอธิบายความหมายและความแตกต่างของการแปลงเวฟเล็ทกับการแปลงสัญญาณในแบบอื่นๆ ที่เกี่ยวข้อง เพื่อเป็นพื้นฐานในการทำความเข้าใจและนำไปใช้งานต่อไป

3.2.1 การแปลงฟูเรียร์ (Fourier transform : FT)

เครื่องมือสำหรับการวิเคราะห์สัญญาณซึ่งเป็นที่รู้จักโดยทั่วไปและนิยมใช้กันอย่างแพร่หลาย ซึ่งเป็นการแยกสัญญาณออกเป็นส่วนประกอบของ สัญญาณ Sinusoids โดยเป็นการแปลงสัญญาณจาก โดเมนเวลา(Time-domain) ไปเป็น โดเมนความถี่(Frequency-domain) หรือที่เรียกกันโดยทั่วไปว่าเป็น การหาสเปกตรัม(Spectrum) ของสัญญาณนั่นเอง บางครั้งสามารถกล่าวได้ว่าเป็นการวิเคราะห์สัญญาณ โดยอาศัยฟังก์ชันพื้นฐาน (basic function) ในรูปของฟังก์ชันเอกซ์โพเนนเชียล ผลการวิเคราะห์จะออกมาในรูปของการแตกองค์ประกอบของสัญญาณใดๆ ให้อยู่ในรูปของฟังก์ชันโคไซน์และไซน์ที่มีขนาด และความถี่ที่แตกต่างกันตลอดย่านความถี่ $-\infty$ ถึง ∞ ดังแสดงในสมการที่ 3.1 [10]

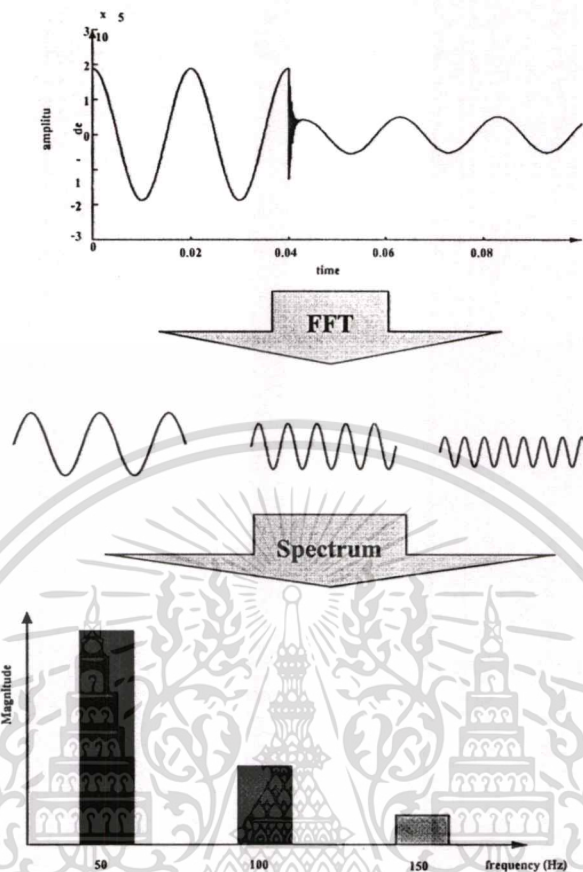
$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-j\omega t} dt \quad (3.1)$$

ซึ่งมีสมการในเทอมของการวิเคราะห์ข้อมูลแบบสุ่ม (sampling data) ที่เรียกว่า การแปลงฟูเรียร์แบบ เร็ว (Fast Fourier Transform : FFT) ดังสมการที่ 3.2 [10]

$$F(n) = \sum_{k=0}^{N-1} f(k) \cdot e^{-\left(\frac{j2\pi kn}{N}\right)} \quad (3.2)$$

เมื่อ $n = 1, 2, \dots, N$

การวิเคราะห์ฟูเรียร์ มีข้อเสียที่สำคัญในการเปลี่ยนมาอยู่ในโดเมนของความถี่ ซึ่งจะทำให้ รายละเอียดข้อมูลแบบเวลาจะสูญเสียไป เมื่อมองเป็นการแปลงสัญญาณของฟูเรียร์ ทำให้เป็นไปไม่ได้ที่จะบอกว่าเมื่อไร (When) ที่รายละเอียดของเหตุการณ์จะปรากฏขึ้น



รูปที่ 3.1 แสดงการแปลงฟูเรียร์ (FFT)

เนื่องจากการแปลงฟูเรียร์เป็นการแปลงสัญญาณจากโดเมนเวลาไปเป็นโดเมนความถี่ ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จากการแปลงจะมีจำนวนข้อมูลเป็นอนันต์ ดังนั้นเมื่อเกิดการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณอินพุทที่ระยะเวลาใดๆ ก็จะส่งผลทำให้สเปกตรัมของสัญญาณตลอดย่านความถี่เปลี่ยนไป หรือทำให้สัมประสิทธิ์ของการแปลงเปลี่ยนไปนั่นเอง นอกจากนี้การใช้การแปลงฟูเรียร์ยังไม่สามารถเลือกทำการวิเคราะห์สัญญาณเฉพาะช่วงเวลาหรือเฉพาะช่วงความถี่ใดๆ ได้ ดังนั้นการวิเคราะห์ด้วยการแปลงฟูเรียร์เหมาะสมสำหรับวิเคราะห์สัญญาณที่มีลักษณะเป็นคาบเวลาที่แน่นอน (Stationary signal) แต่ข้อจำกัดของการแปลงฟูเรียร์คือ ในกรณีที่สัญญาณมีการเปลี่ยนแปลงไม่คงที่ (Non-stationary signal) เช่น สัญญาณทรานเซียนต์รูปแบบต่างๆ ถ้าใช้การแปลงฟูเรียร์จะทำให้สิ้นเปลืองเวลาในการคำนวณเพราะต้องคำนวณใหม่ตลอดทั้งย่าน ข้อมูลจะมีมากเกินไปจนการคำนวณใหม่ในแต่ละครั้ง ทำให้การวิเคราะห์ด้วยการแปลงฟูเรียร์จะมีความผิดพลาดเกิดขึ้นรวมทั้งข้อมูลทางด้านเวลาที่ขาดหายไป ซึ่งข้อมูลทางด้านเวลาเป็นสิ่งที่สำคัญมากในการวิเคราะห์สัญญาณในลักษณะทรานเซียนต์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2.2 การแปลงกาบอร์ (Gabor Transform : GT)

เป็นการแปลงสัญญาณที่ได้พัฒนาขึ้นเป็นแบบแรกเพื่อแก้ปัญหาของการแปลงฟูเรียร์ โดยทำการแปลงฟูเรียร์เฉพาะช่วงเวลาและช่วงความถี่ที่กำหนดผ่านฟังก์ชันหน้าต่าง (Windows function) ซึ่งจะเป็นลักษณะของฟังก์ชันแบบเกาส์เซียน (Gaussian function) ซึ่งแสดงอยู่ในสมการที่ 3.3 [11]

$$g_a(t) = \frac{1}{2\sqrt{\pi a}} e^{-\frac{t^2}{4a}} \quad (3.3)$$

ซึ่งมีสมการการแปลงกาบอร์ดังนี้ [11]

$$G_b^a F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{-j\omega t} F(t) g_a(t-b) dt \quad (3.4)$$

จากสมการที่ 3.4 เป็นสมการของการแปลงกาบอร์จะเห็นได้ว่าการแปลงในรูปแบบนี้สามารถเลือกตำแหน่งในการวิเคราะห์ได้โดยการกำหนดพารามิเตอร์ b ซึ่งจะให้ผลของข้อมูลทางเวลา และเลือกช่วงความถี่ด้วยพารามิเตอร์ a แต่เนื่องจากการแปลงกาบอร์ให้ฟังก์ชันหน้าต่างแบบเดียว จึงอาจจะไม่เหมาะสมกับการประยุกต์ใช้งานในการวิเคราะห์สัญญาณในทุกรูปแบบได้

3.2.3 การแปลงฟูเรียร์ช่วงเวลาสั้น (Short-Time Fourier Transform : STFT)

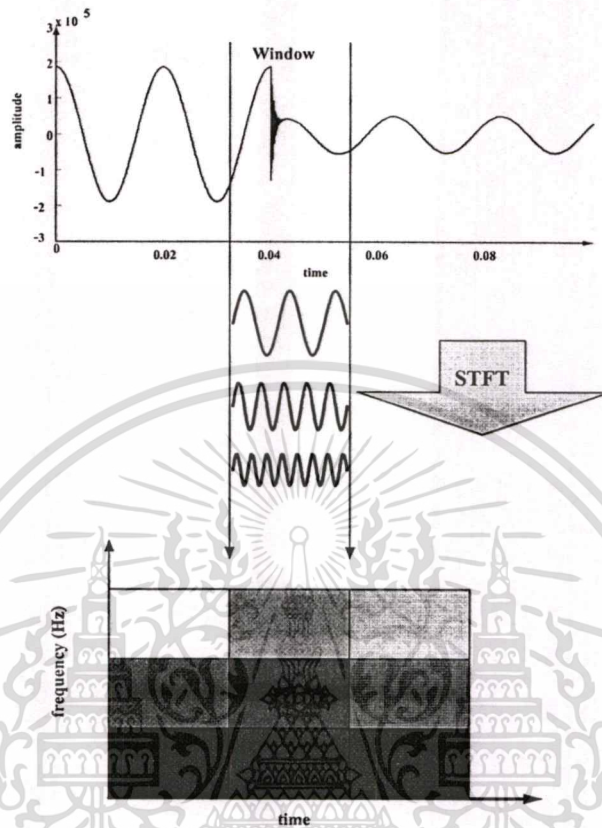
จากข้อจำกัดของการแปลงฟูเรียร์และการแปลงกาบอร์ จึงมีการพัฒนารูปแบบการวิเคราะห์สัญญาณมาสู่การแปลงฟูเรียร์ช่วงเวลาสั้น ซึ่งเป็นกรวิเคราะห์ที่ใช้ฟังก์ชันหน้าต่างเหมือนการแปลงกาบอร์ แต่สามารถเลือกฟังก์ชันหน้าต่างที่ใช้ได้จึงทำให้มีความยืดหยุ่นในการวิเคราะห์สัญญาณมากยิ่งขึ้น สมการการแปลงฟูเรียร์ช่วงเวลาสั้นสามารถแสดงได้ดังสมการที่ 3.5 [12]

$$STFT(F, \tau) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) w(t-\tau) e^{-j2\pi f t} dt \quad (3.5)$$

เมื่อ

$w(t-\tau)$ = Window function ที่ใช้ในการวิเคราะห์

โดยที่ตำแหน่งเวลาในการวิเคราะห์ถูกกำหนดโดยค่า τ และช่วงความถี่ในการวิเคราะห์กำหนดด้วยความถี่หรือความกว้างของฟังก์ชันหน้าต่างนั้นๆ ผลการวิเคราะห์จะอยู่ในรูปของการแตกองค์ประกอบสัญญาณในลักษณะการแปลงฟูเรียร์ในช่วงเวลาที่ทำการวิเคราะห์ดังแสดงในรูปที่ 3.2

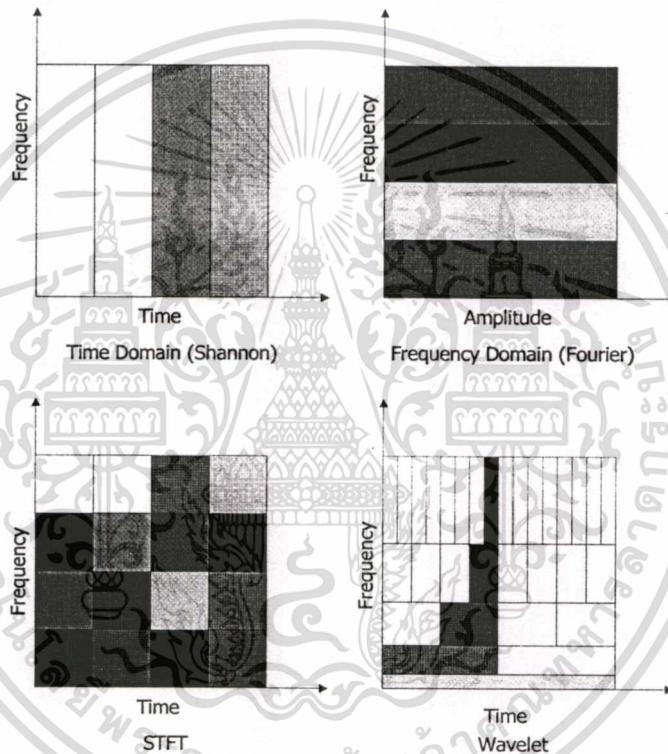


รูปที่ 3.2 แสดงการแปลงฟูเรียร์ช่วงเวลาสั้น (STFT)

การวิเคราะห์ฟูเรียร์ในช่วงเวลาสั้น แสดงชนิดของการผสมกันของการมอดูเลชันในแกนเวลาและความถี่ โดยให้รายละเอียดทั้งเวลาและความถี่ของสัญญาณที่เกิดขึ้น อย่างไรก็ตามจะสังเกตได้ว่าการแปลงกานอร์และการแปลงฟูเรียร์ช่วงเวลาสั้น มีลักษณะของช่วงเวลากการวิเคราะห์ที่คงที่ (Fixed resolution transform) ดังนั้นการใช้ช่วงการวิเคราะห์สัญญาณที่คงที่ในการวิเคราะห์สัญญาณทุกๆ ช่วงความถี่จึงอาจไม่เหมาะสมในทางปฏิบัติ เนื่องจากสัญญาณที่มีความถี่สูงจะมีการเปลี่ยนแปลงที่รวดเร็วกว่าจึงควรจะใช้ช่วงเวลาที่แคบในการวิเคราะห์ ในขณะที่สัญญาณที่มีความถี่ต่ำกว่าจะมีการเปลี่ยนแปลงที่ช้าจึงควรจะใช้ช่วงเวลาที่กว้างกว่าในการวิเคราะห์ เมื่อวิเคราะห์ด้วยการแปลงฟูเรียร์ช่วงเวลาสั้น อาจจะทำให้ข้อมูลที่ได้จากการแปลงมีจำนวนมากหรือน้อยเกินไป จากเหตุผลนี้จึงได้มีการพัฒนารูปแบบการวิเคราะห์สัญญาณที่มีการปรับระดับความละเอียดในการวิเคราะห์ซึ่งเรียกว่า “การแปลงเวฟเล็ต” ซึ่งความหมายและรูปแบบทางทฤษฎีของเวฟเล็ตนั้นได้แสดงอยู่ในหัวข้อถัดไป

3.3 การแปลงเวฟเลต (Wavelet Transform : WT) [13,14]

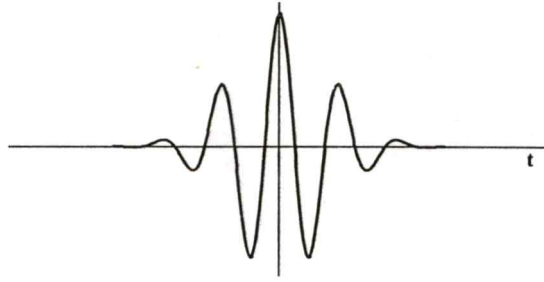
การแปลงเวฟเลตเป็นระดับการพัฒนาต่อมาจากการแปลงฟูเรียร์ช่วงเวลาที่สามารถปรับเปลี่ยนขนาดหน้าต่าง (windows) ได้ กล่าวคือ สามารถปรับเปลี่ยนช่วงเวลาให้เหมาะกับช่วงความถี่ที่จะวิเคราะห์ได้ โดยที่สัญญาณความถี่สูงจะมีช่วงคาบเวลาในการวิเคราะห์ที่น้อยลงในขณะที่สัญญาณความถี่ต่ำลงจะมีช่วงคาบเวลาในการวิเคราะห์ที่กว้างขึ้น ดังรูปที่ 3.3 จะเป็นการเปรียบเทียบเวลาและความถี่ของสัญญาณของแต่ละรูปแบบการวิเคราะห์



รูปที่ 3.3 แสดงลักษณะของระนาบเวลาและความถี่สำหรับการวิเคราะห์สัญญาณ

3.3.1 ทฤษฎีเวฟเลต (Wavelet Theory)

ทฤษฎีเวฟเลต (Wavelet Theory) เป็นรูปแบบทางคณิตศาสตร์ที่ใช้อธิบายโครงสร้างของระบบสัญญาณที่ประกอบด้วยกลุ่มของสัญญาณเฉพาะมารวมกันเป็นสัญญาณหนึ่ง โดยสัญญาณเฉพาะนี้จะเป็นคลื่นเล็กๆ ที่เรียกว่า “เวฟเลต” ลักษณะของเวฟเลตจะเป็นคลื่นที่มีการเปลี่ยนแปลงอย่างต่อเนื่อง (Oscillatory) และขนาดของคลื่นจะลดลงสู่ศูนย์อย่างรวดเร็ว ดังรูปที่ 3.4



รูปที่ 3.4 แสดงลักษณะของคลื่นเวฟเล็ตแบบ Morlet

ดังนั้นการอธิบายสัญญาณใดๆ ด้วยการแปลงเวฟเล็ตคือการนำกลุ่มของเวฟเล็ตที่มีโครงสร้างมาจากฟังก์ชันเดียวกันเป็นตัวอธิบาย ซึ่งฟังก์ชันนี้จะเป็นเวฟเล็ตต้นกำเนิดที่เรียกว่า “เวฟเล็ตแม่” (Mother Wavelets) โดยที่คลื่นเวฟเล็ตแต่ละอันในกลุ่มจะเกิดจากการสเกล (Scaling : a) หรือเป็นการยืดหรือหดตัวของเวฟเล็ตแม่นั้นเอง และการเลื่อนตำแหน่ง (Translation or shifting: k) ซึ่งเป็นการเปลี่ยนตำแหน่งบนแกนเวลา

เพื่อให้เกิดความเข้าใจมากยิ่งขึ้น โดยเทียบเคียงกับระบบกล้องจุลทรรศน์ ถ้าให้ท้องฟ้าเป็นสัญญาณอินพุตและเลนส์เป็นเวฟเล็ตแม่ ในกรณีที่ต้องการดูภาพท้องฟ้าทั้งหมด โดยไม่ต้องมีการเลื่อนตำแหน่งของกล้อง จำเป็นจะต้องใช้โฟกัสที่หยาบมาก เพื่อให้ได้ภาพที่ครอบคลุมท้องฟ้าทั้งหมด ซึ่งภาพที่ได้จะไม่มีรายละเอียดอะไรเลย แต่ถ้าทำการซูม (สเกล) เข้าไป จะทำให้เห็นรายละเอียดต่างๆ ของท้องฟ้ามากขึ้น เช่น กลุ่มดาวกาแล็กซี ฯลฯ แต่ก็เห็นรายละเอียดเป็นบางส่วนของท้องฟ้า ถ้าต้องการเห็นท้องฟ้าทั้งหมดก็ต้องทำการเลื่อนกล้องไปยังตำแหน่งต่างๆ ยิ่งถ้าต้องการรายละเอียดของท้องฟ้ามากขึ้นเท่าไร ก็จะต้องมีการซูมลึกเข้าไป และจะต้องเลื่อนตำแหน่งของกล้องละเอียดมากยิ่งขึ้นจึงจะได้ภาพท้องฟ้าทั้งหมด

ดังนั้นภาพแต่ละภาพก็จะเป็นสัมประสิทธิ์ของการแปลงเวฟเล็ต ที่พิจารณาผ่านเลนส์ หรือเวฟเล็ตแม่ที่มีค่าการสเกล (Scaling) (โฟกัส หรือความละเอียด) และตำแหน่งการมองดู (Translation) ในขณะนั้น ถ้านำเซตของภาพทั้งหมดที่ตำแหน่งของ a, k ต่างๆ กันมารวมกันจะเป็นภาพท้องฟ้าได้ (หมายถึงนำสัญญาณเล็กๆ ที่ระดับความละเอียด a ซึ่งมี k หลายๆ ตำแหน่งมารวมกัน จะเกิดสัญญาณอินพุตที่ระดับความละเอียดนั้น เมื่อนำสัญญาณอินพุตที่ทุกความละเอียดมารวมกันก็จะได้เป็นสัญญาณอินพุตจริง)

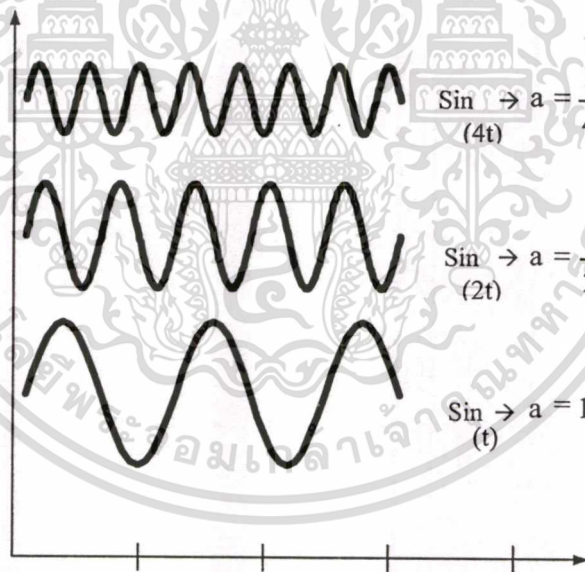
ถ้าให้ $\psi(t)$ เป็นฟังก์ชันเวฟเล็ตแม่จะสามารถเขียนสมการแสดงความสัมพันธ์ของพจน์ต่างๆ ได้ดังนี้

$$\psi_{a,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-k}{a}\right) \quad (3.6)$$

$\psi(t)$ เป็นฟังก์ชันเวฟเล็ดแม่ที่มีการปรับเปลี่ยนสเกลและตำแหน่งโดยพารามิเตอร์ a และ k ตามลำดับ โดยที่เวฟเล็ดแม่จะมีการเปลี่ยนแปลงลักษณะไปตามการเปลี่ยนแปลงของค่า a และ k แต่ยังคงอยู่ในเซตหรือมีความสัมพันธ์กับเวฟเล็ดแม่เดิมอยู่ดังแสดงในรูปที่ 3.8 และเพื่อให้เวฟเล็ดที่ถูกสเกลไปมีพลังงานเท่ากับเวฟเล็ดแม่จึงต้องทำการนอร์มัลไลซ์ (Normalize) ด้วย $\frac{1}{\sqrt{a}}$ เสมอ เพื่อให้เห็นภาพพจน์ได้ชัดเจนยิ่งขึ้น จะขออธิบายถึงเวฟเล็ดที่มีการสเกลและเลื่อนตำแหน่งดังนี้

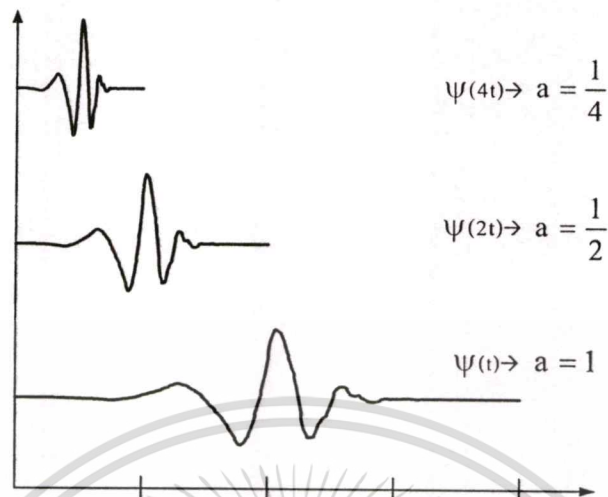
3.3.2 การสเกล (Scaling : a)

การวิเคราะห์เวฟเล็ดจะแสดงให้เห็นถึงเวลาและขนาดของสัญญาณ การสเกล (Scaling) จะหมายถึงการหดเข้า (Compressing) หรือการขยายออก (Dilation) ซึ่งเราจะให้ “ a ” แทนด้วยพารามิเตอร์ของการหดหรือขยายซึ่งจะเป็นการเปลี่ยนความถี่ของเวฟเล็ดแม่นั้นเอง หรืออาจเรียก “ a ” ว่าเป็นตัวประกอบขนาด (scale factor) และถ้าพิจารณาสัญญาณไซน์ที่มีตัวประกอบขนาดแตกต่างกันจะมีลักษณะดังแสดงในรูปที่ 3.5



รูปที่ 3.5 แสดง คุณสมบัติการสเกลของสัญญาณไซน์

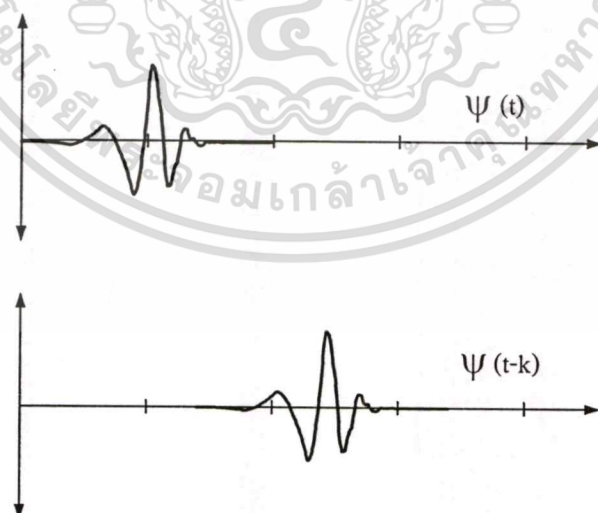
ตัวประกอบขนาด (a) จะมีผลในทางเดียวกันกับเวฟเล็ด ยิ่งถ้าตัวประกอบขนาดน้อยลงเท่าใด เวฟเล็ดจะถูกบีบอัดมากขึ้นเท่านั้น เมื่อพิจารณาเวฟเล็ดที่มีตัวประกอบแตกต่างกันจะปรากฏลักษณะดังแสดงในรูปที่ 3.6



รูปที่ 3.6 แสดงคุณสมบัติการสเกลของฟังก์ชันเวฟเล็ด

3.3.3 การเลื่อนตำแหน่ง (Translation or shifting : k)

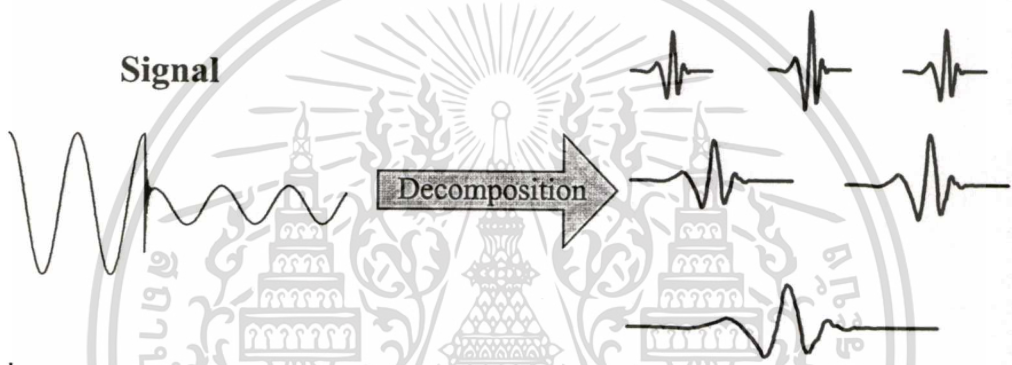
การเลื่อนตำแหน่งของเวฟเล็ดจะมีความหมายง่ายๆ คือ การเลื่อนสัญญาณในทางคณิตศาสตร์ซึ่งการเลื่อนของฟังก์ชัน $\psi(t)$ ด้วย k จะแสดงได้โดย $\psi(t-k)$ การเลื่อนตำแหน่งจะกำหนดโดยพารามิเตอร์ “ k ” ซึ่งจะหมายถึง การเลื่อนตำแหน่งการเกิดคลื่นเวฟเล็ดบนแกน เมื่อพิจารณาเวฟเล็ดที่มีการเลื่อนที่ตำแหน่งใดๆ สามารถพิจารณาได้ดังรูปที่ 3.7



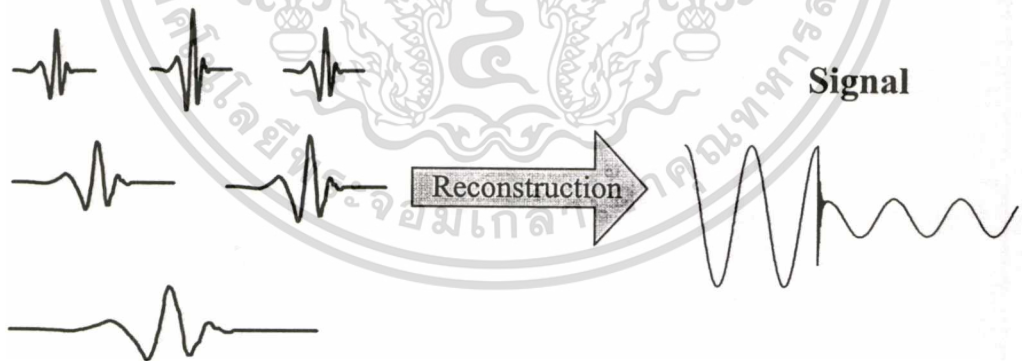
รูปที่ 3.7 แสดงคุณสมบัติการเลื่อนตำแหน่งของฟังก์ชันเวฟเล็ด

3.3.4 การกระจายและรวมกลับของเวฟเล็ต (Decomposition and reconstruction of Wavelet)

เมื่อนำสัญญาณใดๆ มาผ่านการแปลงเวฟเล็ตก็เปรียบเสมือนการแตกสัญญาณนั้นออกมาอยู่ในรูปของฟังก์ชันเวฟเล็ตแม่ที่มีตำแหน่งทางเวลาและสเกลที่แตกต่างกันออกไป โดยที่เวฟเล็ตแต่ละตัวจะมีค่าน้ำหนัก (Weight) อยู่นิ่ง ซึ่งรูปแบบในการแตกกระจายสัญญาณนี้เรียกว่า การกระจายเวฟเล็ต (Wavelet decomposition) ดังแสดงอยู่ในรูปที่ 3.8 ในทางกลับกันการรวมกลุ่มของเวฟเล็ตแต่ละตัวมาประกอบขึ้นเป็นสัญญาณเดิมนั้นเรียกว่า การรวมกลับเวฟเล็ต (Wavelet reconstruction) ซึ่งก็คือการแปลงกลับเวฟเล็ต (Inverse wavelet transform) โดยจะเป็นการนำเอาส่วนประกอบย่อยๆ เหล่านี้มาเรียงต่อกันเพื่อประกอบเป็นสัญญาณเดิม ดังแสดงอยู่ในรูปที่ 3.9



รูปที่ 3.8 แสดงการกระจายสัญญาณด้วยการแปลงเวฟเล็ต



รูปที่ 3.9 แสดงการสร้างกลับสัญญาณด้วยการแปลงเวฟเล็ต

โดยทั่วไปแล้วรูปแบบของการแปลงเวฟเล็ตสามารถแบ่งได้เป็น 2 ประเภทดังจะอธิบายในหัวข้อถัดไป

3.4 การแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง (Continuous Wavelet Transform :CWT)

จากการวิเคราะห์สัญญาณด้วยการแปลงฟูเรียร์ช่วงสั้น จะสังเกตเห็นว่า หน้าต่างเวลาความถี่ (Time-frequency window) จะมีพื้นที่ในการวิเคราะห์ที่คงที่เสมอไม่ว่าจะเป็นการพิจารณาที่ความถี่ในช่วงเวลาใดๆ แต่ในทางปฏิบัติความถี่ของสัญญาณจะเป็นสัดส่วนโดยตรงกับจำนวนไซเคิลต่อหนึ่งหน่วยเวลา ดังนั้นถ้าใช้การแปลงฟูเรียร์ช่วงสั้น และเลือกฟังก์ชันหน้าต่างที่มีช่วงความถี่และช่วงเวลาที่ ไม่เหมาะสม เช่น ช่วงเวลาแคบเกินไปก็จะทำให้ต้องมีการทำการแปลงหลายครั้งทีละตำแหน่งเพื่อให้ได้ข้อมูลในช่วงเวลาทั้งหมดที่ต้องการ ฟังก์ชันหน้าต่างที่ดี ความกว้างของช่วงเวลาและความถี่จะต้องมีการเปลี่ยนแปลงเป็นสัดส่วนผกผันที่สัมพันธ์กัน นั่นคือ ควรจะทำให้หน้าต่างเวลา (Time Window) ที่แคบแต่มีหน้าต่างความถี่ (Frequency Window) ที่กว้าง เมื่อทำการวิเคราะห์สัญญาณที่ความถี่สูงและหน้าต่างเวลาที่กว้างแต่มีหน้าต่างความถี่ที่แคบเมื่อทำการวิเคราะห์สัญญาณที่ความถี่ต่ำ ซึ่งจะทำให้ได้ระดับข่าวสารที่ครบถ้วนและใช้ช่วงเวลาในการแปลงน้อยลง

รูปแบบของการแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่องนั้นมีลักษณะการวิเคราะห์สัญญาณ โดยอาศัยการปรับเปลี่ยนคุณสมบัติของเวฟเล็ตแม่ที่ใช้ในการวิเคราะห์คือ ช่วงเวลาในการวิเคราะห์ที่แคบในการวิเคราะห์ห้วงค์ประกอบความถี่สูง และช่วงในการวิเคราะห์ที่กว้างในการวิเคราะห์ห้วงค์ประกอบความถี่ต่ำ ซึ่งก็เป็นการปรับระดับความละเอียดในการวิเคราะห์อย่างต่อเนื่องให้เหมาะสมกับความถี่ที่ทำการวิเคราะห์ ซึ่งสามารถแสดงสมการสำหรับการวิเคราะห์ได้ดังต่อไปนี้ [15]

$$CWT(a, k) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-k}{a}\right) dt \quad (3.7)$$

เมื่อ

$f(t)$ = สัญญาณที่ทำการแปลง

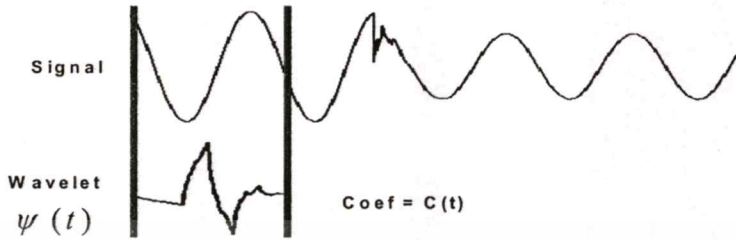
$\psi(t)$ = เวฟเล็ตแม่

a = แพลกเตอร์สเกล (scale)

k = แพลตเตอร์การเลื่อนตำแหน่ง (shifting)

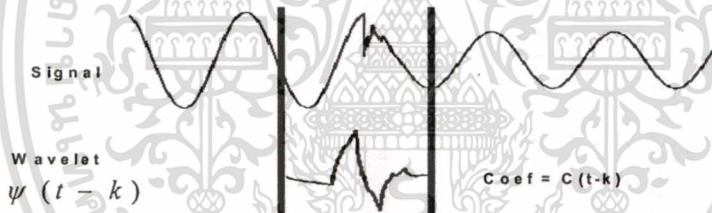
จากสมการที่ 3.7 เมื่อพิจารณาเทอมของ $\psi(t)$ ซึ่งเป็นเทอมของเวฟเล็ตแม่ที่เทียบได้กับเทอมของฟังก์ชันหน้าต่างในการแปลงฟูเรียร์ช่วงเวลานั้นเอง แต่เมื่อพิจารณาเทอมของ $\psi(t)$ จะมีการเปลี่ยนแปลงคุณสมบัติไปตามพารามิเตอร์ a และ k ซึ่งสามารถแสดงลักษณะในการวิเคราะห์ได้ดังนี้ [16]

- นำเวฟเล็ตแม่มาเปรียบเทียบกับส่วนแรกซึ่งเป็นจุดเริ่มต้นของสัญญาณในสเกลแรก



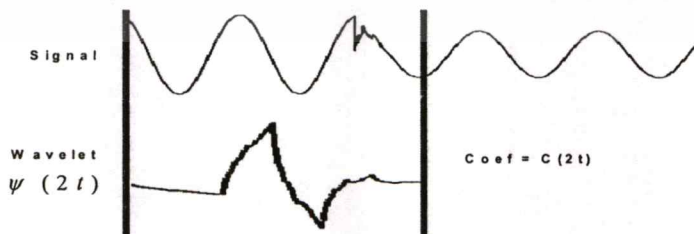
รูปที่ 3.10 แสดงขั้นตอนที่ 1 และ 2 ของการแปลงเวฟเล็ต

- คำนวณสัมประสิทธิ์ (C) ซึ่งผลการวิเคราะห์จะแสดงความสัมพันธ์ระหว่างเวฟเล็ตแม่ในสเกลแรกกับสัญญาณในส่วนแรก ซึ่งค่าสัมประสิทธิ์นี้ขึ้นอยู่กับทางเลือกใช้รูปร่างของเวฟเล็ตแม่ด้วย
- เลื่อนตำแหน่งการวิเคราะห์ไปทางขวาและทำซ้ำในขั้นตอนที่ 1 และ 2 จนกระทั่งครอบคลุมช่วงสัญญาณทั้งหมด ซึ่งจากขั้นตอนที่ 1 - 3 นี้เป็นการแปลงเวฟเล็ตตลอดช่วงสัญญาณในสเกลแรก



รูปที่ 3.11 แสดงขั้นตอนที่ 3 ของการแปลงเวฟเล็ต

- เปลี่ยนสเกลในการวิเคราะห์โดยการขยายสเกลและทำตามขั้นตอนที่ 1 - 3 ใหม่

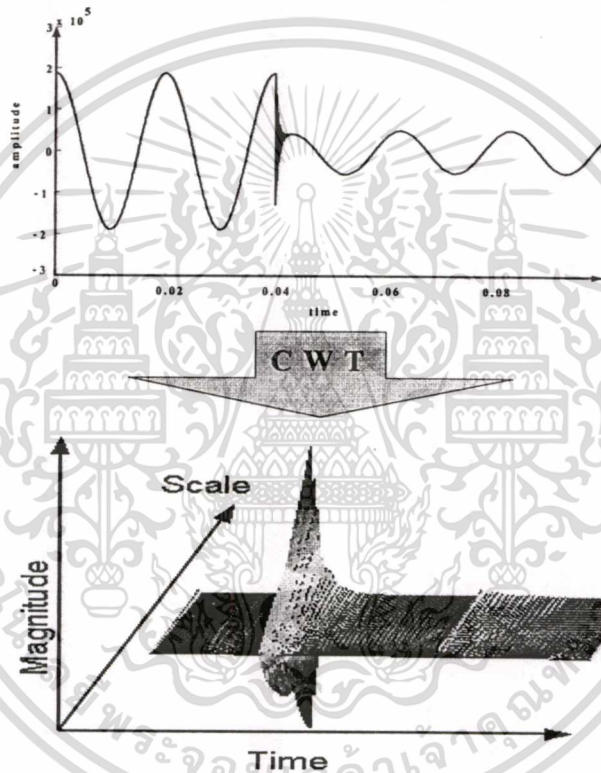


รูปที่ 3.12 แสดงขั้นตอนที่ 4 ของการแปลงเวฟเล็ต

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5. ทำตามขั้นตอนที่ 1 – 4 จนกระทั่งครบทุกสเกล

จากขั้นตอนทั้งหมดผลการวิเคราะห์จะออกมาในรูปสัมประสิทธิ์ที่ได้การวิเคราะห์ของแต่ละสเกลในแต่ละส่วนของสัญญาณ และเนื่องจากการแปลงเป็นไปในลักษณะที่มีการเปลี่ยนแปลงสเกลและการเลื่อนตำแหน่งในการวิเคราะห์อย่างต่อเนื่อง เมื่อนำผลการวิเคราะห์ทั้งหมดมาแสดงรูปแบบความสัมพันธ์ของเวลาและความถี่ (Time - Scale) ได้ดังรูปที่ 3.13



รูปที่ 3.13 แสดงการแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง (CWT)

จากรูปที่ 3.13 แสดงให้เห็นว่าผลการวิเคราะห์เมื่อนำมาเขียนเป็นกราฟจะออกมาในรูปของพื้นผิวที่ต่อเนื่องกันซึ่งการปรับเปลี่ยนสเกลในการวิเคราะห์ที่ต่อเนื่อง จะให้ความแม่นยำทางด้านเวลาและความถี่ที่ดีแต่จะมีข้อเสียคือ ในการนำไปใช้งานที่ต้องการความรวดเร็วในการวิเคราะห์การแปลงเวฟเล็ตต่อเนื่องอาจจะไม่เหมาะสม เนื่องจากต้องใช้เวลาในการวิเคราะห์ที่ค่อนข้างมากและบางครั้งให้ข้อมูลที่ซ้ำซ้อนมากเกินไปจนเกิดความจำเป็น

3.5 การแปลงเวฟเล็ดแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform :DWT) [17]

จากข้อจำกัดของการแปลงเวฟเล็ดแบบต่อเนื่องจึงมีการพัฒนารูปแบบการแปลงเวฟเล็ดมาสู่การแปลงเวฟเล็ดแบบเต็มหน่วย ที่มีลักษณะการวิเคราะห์โดยเปลี่ยนสเกลและการเลื่อนตำแหน่งในลักษณะเป็นช่วงๆ ไม่ต่อเนื่องกัน และก่อนที่จะกล่าวถึงรายละเอียดของการแปลงเวฟเล็ดแบบเต็มหน่วยจำเป็นต้องกล่าวถึงทฤษฎีพื้นฐานที่ใช้ในการอธิบายก่อน

3.5.1 การวิเคราะห์สัญญาณแบบหลายระดับความละเอียด (Multi-Resolution Analysis : MRA)

การวิเคราะห์สัญญาณแบบหลายระดับความละเอียด คือการวิเคราะห์สัญญาณที่สามารถเลือกกระดัดความละเอียดได้ โดยการนำสัญญาณเล็กๆ ที่ระดับความละเอียด a ซึ่งมี k หลายๆ ตำแหน่งมารวมกันให้เกิดเป็นสัญญาณที่ระดับความละเอียดที่เลือกไว้ และเมื่อนำสัญญาณที่ทุกระดับความละเอียดมารวมกันก็จะได้สัญญาณอินพุทจริง ซึ่งหลักการของการวิเคราะห์สัญญาณหลายระดับความละเอียดนั้นสามารถอธิบายได้โดยอาศัยทฤษฎีของสเปซเวกเตอร์

3.5.1.1 ทฤษฎีของปริภูมิเวกเตอร์ (Space vector theory)

ความหมายของปริภูมิของเวกเตอร์ในการวิเคราะห์สัญญาณ คือ ปริภูมิของสัญญาณที่เกิดจากการรวมกันของสัญญาณพื้นฐานย่อยๆ ที่เรียกว่า “ ฟังก์ชันพื้นฐาน (Basic function) ” โดยสมมติว่า V เป็นปริภูมิเวกเตอร์ที่มี j แสดงถึงระดับความละเอียดและจำนวนของฟังก์ชันพื้นฐานที่ประกอบขึ้นเป็นฟังก์ชันนั้น ซึ่งถ้า j มีค่าสูงขึ้นก็แสดงว่าที่ระดับความละเอียดสูงขึ้นและมีจำนวนฟังก์ชันพื้นฐานมากขึ้น ทำให้สัญญาณที่ได้เกิดจากการประกอบกันจากฟังก์ชันมีความละเอียดมากขึ้นด้วย ดังนั้นอาจกล่าวได้ว่า j เป็นค่าแสดงถึงระดับความละเอียดของสัญญาณนั่นเอง โดยสามารถสรุปคุณสมบัติของการวิเคราะห์สัญญาณที่ระดับความละเอียดต่างๆ ได้ดังนี้

- 1). $V^{-\infty} \dots \subset V^{-1} \subset V^1 \dots \subset V^{\infty}$
- 2). $\text{Close}_{L^2}(\cup_{j \in \mathbb{Z}} V^j) = L^2(\mathbb{R})$; $\mathbb{R} = \text{เซตของจำนวนจริง}$
- 3). $\left(\bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V^j \right) = \{0\}$
- 4). $V^j + W^j = V^{j+1}$; $j \in \mathbb{Z}$; $\mathbb{Z} = \text{เซตของจำนวนจริง}$
- 5). $f(x) \in V^j \Leftrightarrow f(2x) \in V^{j+1}$; $j \in \mathbb{Z}$

ความหมายของคุณสมบัติแต่ละข้อจะอธิบายได้ดังนี้

- 1) หมายถึง ปริภูมิของเวกเตอร์ที่มีระดับความละเอียดสูงกว่า จะสามารถพิจารณาให้มีระดับความละเอียดต่ำลงได้ โดยมีความสัมพันธ์กันเป็นโครงข่ายในลักษณะของเซตย่อย ซึ่งจะหมายถึง สัญญาณใดๆ ก็ตามจะสามารถพิจารณาที่ระดับความละเอียดใดๆ ก็ได้โดยที่ยังคงอยู่ภายใต้ สัญญาณเดิมนั่นเอง
- 2) ฟังก์ชันทุกฟังก์ชันใน $L^2(\mathbb{R})$ สามารถถูกประมาณให้อยู่ในปริภูมิของเวกเตอร์ที่ระดับความละเอียด j ใดๆ ก็ได้ในลักษณะของการโปรเจกชันสัญญาณ $f(t)$ ลงใน V^j การประมาณฟังก์ชันไปที่ระดับ j ใดๆ จะทำให้ข่าวสารของ $f(t)$ สูญหายไปตามระดับความละเอียดนั้นๆ แต่ถ้าระดับความละเอียดเพิ่มขึ้นถึงอนันต์สัญญาณที่ประมาณนั้นยังคงเข้าสู่สัญญาณต้นกำเนิด $f(t) \in L^2(\mathbb{R})$
- 3) การโปรเจกต์แต่ละครั้งที่ระดับ j น้อยลงเรื่อยๆ จะทำให้สัญญาณที่ประมาณมีข่าวสารที่สูญหายไปมากขึ้น ดังนั้นรายละเอียดของสัญญาณจะน้อยลงเรื่อยๆ จนเข้าสู่ศูนย์
- 4) การโปรเจกต์สัญญาณจากระดับหนึ่งไปยังระดับหนึ่งที่ต่ำกว่าหนึ่งระดับ จะทำให้ข่าวสารหรือพลังงานของสัญญาณส่วนหนึ่งหายไป หรือ อาจมองว่าแถบความถี่ของสัญญาณบางส่วนหายไป พลังงานหรือสัญญาณในแบนด์ความถี่ที่หายไปนี้ จะถูกรวมอยู่ใน Complementary Subspace : W^j
- 5) คุณสมบัติของ Two Scale Property จะเป็นการลดระดับความละเอียดของสัญญาณลงมาหนึ่งระดับ ซึ่งหมายความว่า สัญญาณที่อยู่ใน V^{j+1} จะมีความถี่เป็นสองเท่าของสัญญาณใน V^j

จากลักษณะสมบัติทั้ง 5 ข้อ แสดงว่าถ้ากำหนดให้ $f(t) \in L^2(\mathbb{R})$ สัญญาณ $f(t)$ อันเดียวกัน แต่อยู่ที่ ปริภูมิต่างกันจะมีจำนวนของฟังก์ชันพื้นฐานที่ต่างกัน โดยระดับปริภูมิสูง (j มาก) จะมีจำนวนของฟังก์ชันพื้นฐานมาก ซึ่งหมายถึงสัญญาณมีความละเอียดสูงนั่นเอง ถ้าให้ช่วงเวลาที่ทำการพิจารณาสัญญาณในแต่ละปริภูมิเท่ากัน ก็จะพบว่าเนื่องจากที่ระดับ j สูงๆ จะมีจำนวนของฟังก์ชันพื้นฐานมาก แต่ต้องบรรจุฟังก์ชันพื้นฐานลงในปริภูมิที่มีช่วงเวลาที่จำกัด ดังนั้นแสดงว่าฟังก์ชันพื้นฐานแต่ละตัวจะมีช่วงเวลาที่แคบ ซึ่งหมายถึงฟังก์ชันพื้นฐานมีความถี่สูงนั่นเอง ในขณะที่ระดับปริภูมิ j ต่ำกว่าจะมีฟังก์ชันพื้นฐานน้อยกว่าทำให้ช่วงเวลาของฟังก์ชันพื้นฐานแต่ละตัวกว้างขึ้นดังนั้นจึงสรุปได้ว่า ฟังก์ชันพื้นฐานที่ระดับความละเอียด $j+1$ จะมีความถี่เป็นสองเท่าของระดับความละเอียด j ตามลักษณะคุณสมบัติข้อที่ 5 ของการวิเคราะห์สัญญาณแบบหลายระดับความละเอียด

จากการที่ฟังก์ชันพื้นฐาน ประกอบกันเป็นสัญญาณที่ระดับความละเอียด j ภายในสเปซ V^j จะเรียกฟังก์ชันนี้ว่าเป็น “ ฟังก์ชันสเกลลิง (Scaling function : $\Phi(t)$)” และฟังก์ชันสเกลลิงที่ระดับสูงจะมี

ความถี่สูงและระดับที่ต่ำลงจะมีความถี่ที่ต่ำกว่า ตามความสัมพันธ์ที่แสดงในคุณสมบัติข้อที่ 4 : ซึ่งทำให้สามารถเขียนความสัมพันธ์ระหว่างฟังก์ชันสเกลในสเปซใดๆ ได้ดังนี้

$$\tilde{O}_{jk} = 2^{\frac{j}{2}} \Phi(2^j t - k) ; j, k \in \mathbb{Z} \quad (3.8)$$

จากสมการจะพบว่าถ้าระดับความละเอียดลดลงมาหนึ่งระดับ ฟังก์ชันพื้นฐานจะมีความถี่ลดลงมาครึ่งละ 2 เท่า และอาศัยคุณสมบัติ MRA จะทำให้สามารถทำการประมาณสัญญาณ $f \in L^2(\mathbb{R})$ อยู่ในปริภูมิที่ระดับความละเอียด j ใดๆ ได้ดังนี้

$$f_j(t) = \sum_k c_k^j \tilde{O}_{jk}(t) \quad (3.9)$$

โดย c_k^j ที่เป็นสัมประสิทธิ์หรือนำหนักที่คูณกับฟังก์ชันสเกลถึงที่ตำแหน่ง k ใดๆ แล้วประกอบขึ้นเป็น $f(t)$ ที่ระดับความละเอียด j

จากคุณสมบัติข้อ 4 ของ MRA การวิเคราะห์สัญญาณที่ระดับความละเอียดต่ำลงจะทำให้พลังงานหรือสัญญาณบางส่วนหายไปอยู่ก็ปริภูมิอีกอันหนึ่งซึ่งเรียกว่า “ปริภูมิของเวกเตอร์เวฟเล็ต (Wavelet vector space: W^j)” ซึ่งจะประกอบด้วยฟังก์ชันพื้นฐานที่เรียกว่า “ฟังก์ชันเวฟเล็ต (Wavelet function: $\psi(t)$)” โดยสามารถเขียนสมการฟังก์ชันเวฟเล็ตได้ดังต่อไปนี้

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{\frac{j}{2}} \psi(2^j t - k) \quad (3.10)$$

ถ้ากำหนดให้ $g_j(t)$ เป็นสัญญาณที่เกิดจากฟังก์ชันพื้นฐาน ($\psi_{j,k}(t)$) ภายในปริภูมิเดียวกันมารวมเป็นสัญญาณใดๆ จะได้ว่า

$$g_j(t) = \sum_k d_k^j \psi_{j,k}(t) \quad (3.11)$$

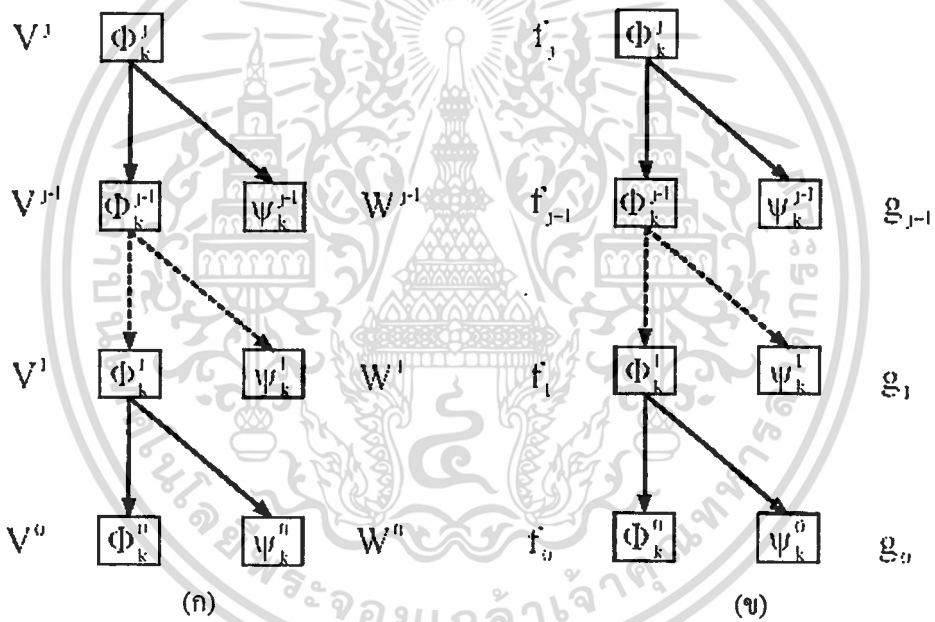
โดยที่ d_k^j เป็นสัมประสิทธิ์หรือนำหนักที่คูณกับฟังก์ชันเวฟเล็ตที่ตำแหน่งนั้นๆ เพื่อเกิดเป็นสัญญาณ $g(t)$ ดังนั้นจากความสัมพันธ์ $V^j + W^j = V^{j+1}$ จะได้ว่า

$$f_{j+1} = f_j + g_j \tag{3.12}$$

โดยสมมติให้ $f(t) \in V^{j+1}$ จะสามารถแตกกระจายให้ $f(t)$ ให้มีความละเอียดน้อยลงได้จากความสัมพันธ์ของ $V^j + W^j = V^{j+1}$ ในขณะเดียวกัน V^j สามารถแตกต่อไปอีกได้เรื่อยจนกระทั่ง $j=0$ ดังนั้นจะได้รับความสัมพันธ์ว่า

$$V^{j+1} = V^0 + W^0 + W^1 + \dots + W^j \tag{3.13}$$

ในทำนองเดียวกัน $f_{j+1} = f_j + g_j$ สามารถแตกกระจายเป็น f_j และ g_j ได้ดังรูปที่ 3.14



รูปที่ 3.14 แสดงการเปรียบเทียบลักษณะการกระจาย (decomposition) [17] ของ

- (ก) ปริภูมิของเวกเตอร์
- (ข) สัญญาณที่ความละเอียดต่างๆ

จากรูปที่ 3.14 (ก) W^j ที่ระดับความละเอียดใดๆ จะมีลักษณะเชิงตั้งฉาก (Orthogonal) ซึ่งกันและกันเสมอ เนื่องจากสัญญาณภายในปริภูมิของเวฟเลตที่ระดับ j ต่างกันจะ ไม่มีสัญญาณเกี่ยวข้องกันเลย ดังนั้น จะสามารถเปลี่ยนการบวกกันแบบตรงๆ ของปริภูมิ (Direct sum) เป็นการบวกในลักษณะแบบการบวกเชิงตั้งฉาก (Orthogonal Sum) ซึ่งเป็นความสัมพันธ์ใหม่ได้ดังนี้

$$V^j = V^0 \oplus W^0 \oplus W^1 \oplus \dots \oplus W^j \quad (3.14)$$

สัญญาณองค์ประกอบย่อยที่อยู่ในปริภูมิของเวฟเล็ตที่ระดับความละเอียดใดๆ ซึ่งเรียกว่า “ฟังก์ชันเวฟเล็ตพื้นฐาน” (Wavelet basis function) จะแบ่งออกเป็น 4 ประเภทใหญ่ ตามลักษณะสมบัติเชิงตั้งฉาก เพื่อเลือกใช้งานได้อย่างเหมาะสมและสะดวกในการสร้างฟังก์ชันเวฟเล็ต

(1) Orthogonal Wavelets

หมายถึง ผลคูณภายใน (Inner Product) ของปริภูมิเวฟเล็ต จะเป็นหนึ่งได้เมื่อเป็นฟังก์ชันพื้นฐานเวฟเล็ตที่ระดับความละเอียดเดียวกันและตำแหน่งเดียวกันเท่านั้น

(2) Semi orthogonal Wavelets

หมายถึง ผลคูณภายใน (Inner Product) ของเวฟเล็ตจะเป็นศูนย์เสมอ เมื่อเป็นฟังก์ชันพื้นฐานเวฟเล็ตที่ต่างระดับความละเอียดกัน แต่ถ้าเป็นระดับความละเอียดเดียวกันอาจจะเป็นศูนย์หรือหนึ่งก็ได้ ซึ่งจะสังเกตเห็นว่า ทุก Orthogonal Wavelet จะเป็น Semi orthogonal Wavelets เสมอ

(3) Non orthogonal Wavelets

หมายถึงเวฟเล็ตที่ไม่เป็น Semi orthogonal Wavelets และไม่มีคุณสมบัติการตั้งฉากกันของสมาชิกฟังก์ชันพื้นฐานภายในสัญญาณ

(4) Bi-orthogonal Wavelets

หมายถึง ฟังก์ชันเวฟเล็ต จะมีคุณสมบัติเป็น Orthogonal กับ Dual : $\psi(t)$ ของฟังก์ชันเวฟเล็ตเองเท่านั้น ถ้าพิจารณาลักษณะสมบัติเชิงตั้งฉาก ด้วย $\psi(t)$ ด้วยกันจะไม่มีคุณสมบัติเชิงตั้งฉาก

ในการเลือกใช้เวฟเล็ตแม้ที่มีคุณสมบัติของการเป็น Orthogonal แล้วเซตของค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้ก็จะไม่มีความซ้ำซ้อนกัน (No redundancy) ทำให้เซตของค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้นี้ สามารถแทนสัญญาณได้อย่างมีประสิทธิภาพ จึงนำเชิงตั้งฉากของการแปลงเวฟเล็ตมาใช้เป็น Multi Resolution Wavelet decomposition

จากรูปที่ 3.14 (ง) ดังนั้นสามารถแสดงลักษณะของสัญญาณ $f(t)$ ในรูปของฟังก์ชันสเกลลิงและฟังก์ชันเวฟเล็ต ได้ดังนี้

$$f(t) = f_j + g_j + g_{j+1} + g_{j+2} + \dots + g_\infty \quad (3.15)$$

รูปแบบการแตกกระจายสัญญาณ $f(t)$ ใดๆ ในสเปซ V^0 ไปจนถึงระดับความละเอียดที่ j ในรูปของสัมประสิทธิ์ $c_j(m)$ และ $d_j(m)$ นี้เรียกว่า “การแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform :DWT)” โดยมีสมการที่ใช้อธิบายดังต่อไปนี้ [18]

$$DWT(m, n) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi\left(\frac{t - nb_0 a_0^m}{a_0^m}\right) dt \quad (3.16)$$

โดยที่ a_0^m คือ การสเกล
 $nb_0 a_0^m$ คือ การเลื่อนตำแหน่ง
 m, n คือ เลขจำนวนเต็มบวก

และในทางปฏิบัติการนำมาใช้งานจริง สัญญาณที่เข้ามาจะอยู่ในรูปของการสุ่ม (sample) ดังนั้นสมการที่ (3.16) จึงพัฒนามาสู่สมการที่ (3.17) [18]

$$DWT(m, n) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \sum_k f(k) \psi\left[\frac{n - kb_0 a_0^m}{a_0^m}\right] \quad (3.17)$$

เมื่อ m, n, k เป็นเลขจำนวนเต็ม โดยที่
 n คือ จำนวนข้อมูล
 m คือ เลขแสดงการเปลี่ยนแปลงของสเกล
 k คือ เลขแสดงการเลื่อนตำแหน่ง

เมื่อพิจารณาในรูปแบบของการวิเคราะห์หลายระดับความละเอียดแล้ว โดยมีการเปลี่ยนแปลงสเกลในการวิเคราะห์ให้ลดลงครึ่งละ 2 เท่า ($a_0 = 2; b_0 = 1$) แล้วจะได้รูปแบบการแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วย ซึ่งมีชื่อเรียกเฉพาะว่า dyadic wavelet transform ดังสมการต่อไปนี้ [19]

$$DWT(m, n) = \frac{1}{\sqrt{2^m}} \sum_k f(k) \psi\left[\frac{n - k 2^m}{2^m}\right] \quad (3.18)$$

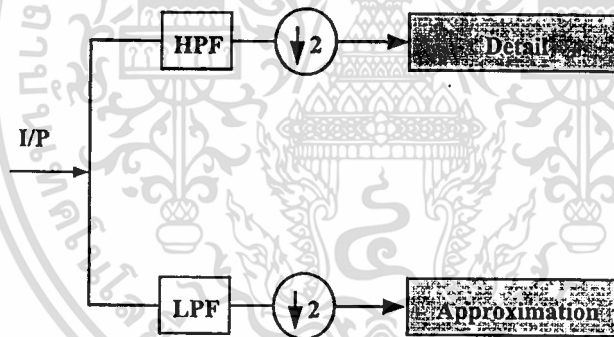
ซึ่งสามารถอธิบายหลักการทำงานได้โดยอาศัยหลักการวิเคราะห์ของฟิลเตอร์แบงค์ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.5.2 การวิเคราะห์ด้วยตัวกรองสัญญาณ (Filter Bank Analysis)

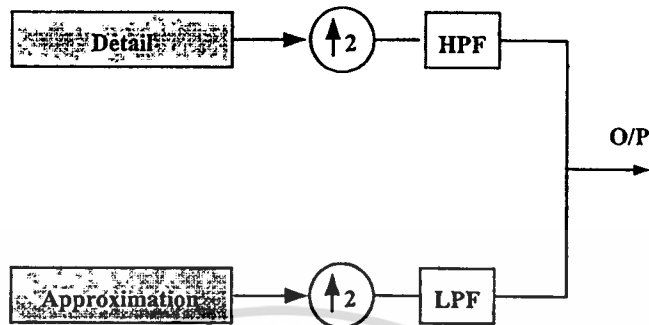
ก่อนที่จะอธิบายการสร้างการแปลงเวฟเล็ตในลักษณะฟิลเตอร์แบงก์นั้น ขอบริบายหลักการพื้นฐานของฟิลเตอร์แบงก์ก่อนฟิลเตอร์แบบ 2 ช่องสัญญาณ (two channel filter banks) จะเป็นการแยกสัญญาณอินพุตออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนของความถี่ต่ำและส่วนของความถี่สูงสัญญาณ โดยจะถูกวิเคราะห์ด้วยคู่ชุดกรองซึ่งมีการลดความถี่ออกมาครั้งหนึ่งดังรูปที่ 3.15 ซึ่งเทอมของ $\downarrow 2$ แสดงการลดอัตราสุ่มลง (down sampling) ด้วย 2 หรือลดผลการวิเคราะห์จากตัวกรองออกครั้งหนึ่งในแต่ละขั้นตอนของการวิเคราะห์ เมื่อนำสัญญาณอินพุตมาผ่านการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยสัญญาณจะถูกแยกองค์ประกอบ (Decomposition) โดยตัวกรองแบบ 2 ช่อง (Two channel filter banks) ซึ่งจะแยกความถี่ในแบนด์ที่ต้องการ ออกเป็น 2 ส่วน คือ

- องค์ประกอบความถี่สูง ซึ่งจะผ่านตัวกรองความถี่สูง (High-Pass Filter : HPF) ที่เรียกว่า “Detail (cD)”
- องค์ประกอบความถี่ต่ำ ซึ่งจะผ่านตัวกรองความถี่ต่ำ (Low-Pass Filter : LPF) ที่เรียกว่า “Approximation (cA)”



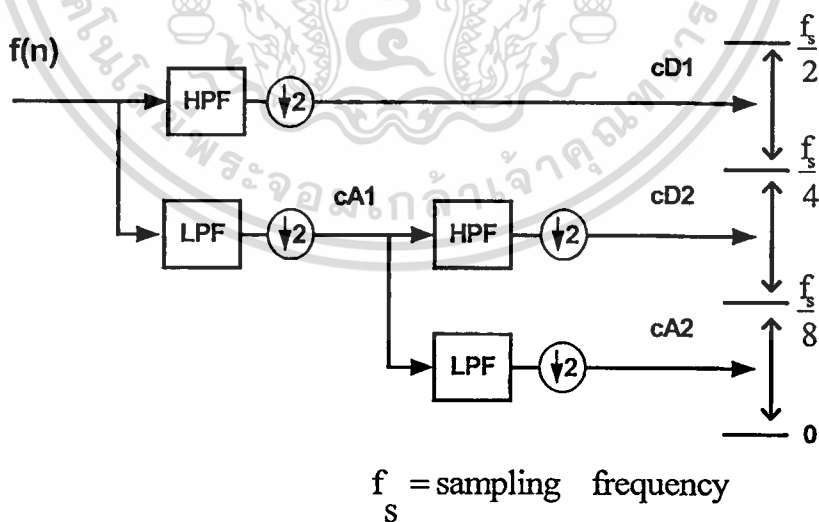
รูปที่ 3.15 แสดงการแปลงแยกสัญญาณด้วยฟิลเตอร์แบบสองช่องสัญญาณ

และในทางกลับกันก็สามารถสังเคราะห์เพื่อสร้างกลับฟิลเตอร์แบบสองช่องสัญญาณ โดยการนำส่วนของความถี่ต่ำและความถี่สูงมารวมกันเป็นสัญญาณเดิมได้ดังแสดงได้ดังรูปที่ 3.16 จะสังเกตได้ว่า เทอม $\uparrow 2$ แสดงการเพิ่มอัตราสุ่มขึ้น (Up sampling) เป็น 2 เท่า



รูปที่ 3.16 แสดงการแปลงกลับสัญญาณด้วยฟิลเตอร์แบบสองช่องสัญญาณ

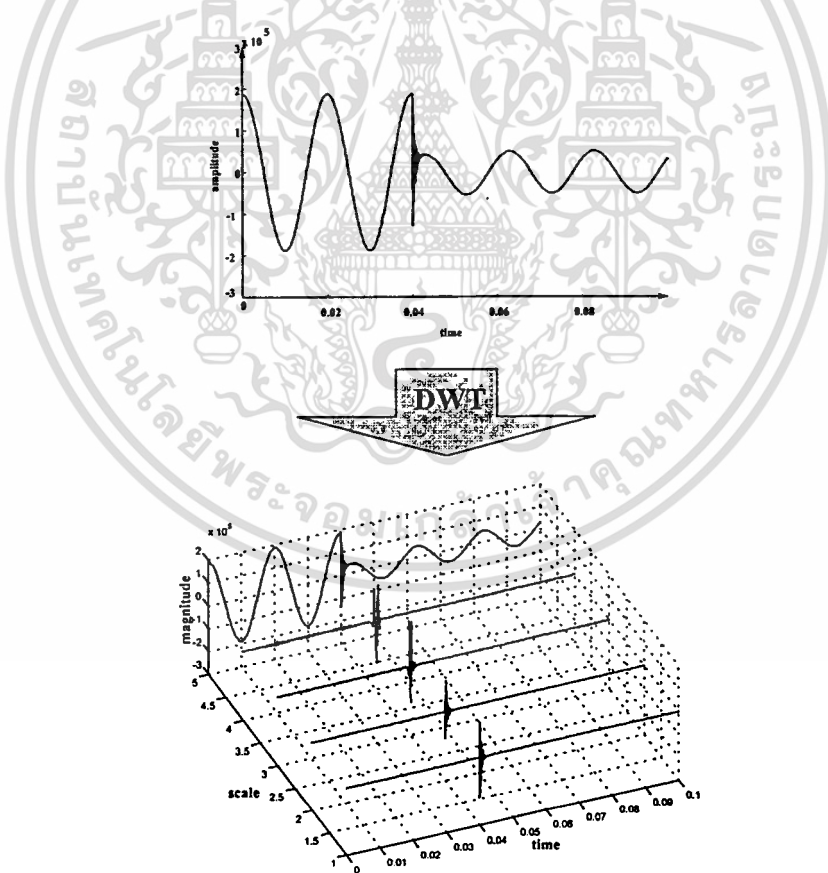
ลักษณะของตัวกรองแบบ 2 ช่องสัญญาณในลักษณะนี้เรียกว่า “Quadrature mirror filters (QMF)” ในลักษณะของ dyadic wavelet transform จะเป็นการนำฟิลเตอร์แบบ 2 ช่องสัญญาณมาเรียงต่อกันในลักษณะโครงสร้างแบบต้นไม้ โดยใช้สัญญาณเอาท์พุทในส่วนความถี่ต่ำมาทำการแยกความถี่ออกอีกครั้งหนึ่ง ซึ่งเป็นลักษณะของการวิเคราะห์แบบออกเทฟฟิลเตอร์แบงก์ (Octave analysis filter banks) โดยที่แต่ละขั้นตอนจะมีการเปลี่ยนแปลงความถี่ในอัตราครึ่งละ 2 เท่า ซึ่งสามารถอธิบายการทำงานได้ดังนี้



รูปที่ 3.17 แสดงลักษณะการแปลงเวฟเลตโดยใช้หลักการของวิเคราะห์แบบออกเทฟฟิลเตอร์แบงก์ [20]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 3.17 ซึ่งเป็นลักษณะของการแปลงเวฟเล็ดแบบเต็มหน่วยในลักษณะของ dyadic tree structure โดยมีสัญญาณอินพุตซึ่งเป็นสัญญาณที่ถูกสุ่มด้วยความถี่การสุ่ม = f_s (sampling rate) จะถูกวิเคราะห์ด้วยฟิลเตอร์ 2 ช่องสัญญาณในสเกลที่ 1 (2^1) ซึ่งสัญญาณจะถูกแยกออกเป็น 2 ช่วงความถี่ คือส่วนความถี่สูงหรือ detail 1 มีความถี่อยู่ในช่วง $\frac{f_s}{2} - \frac{f_s}{4}$ Hz และส่วนความถี่ต่ำ หรือ Approximation 1 มีความถี่ในช่วง $\frac{f_s}{4} - 0$ Hz และในการวิเคราะห์ในสเกลที่ 2 (2^2) ก็ทำได้โดยการกรองชุดเดิมมาวิเคราะห์ต่อจาก Approximation 1 ซึ่งผลการวิเคราะห์จะออกมาเป็น ส่วนความถี่สูง สเกลที่ 2 หรือ detail 2 ซึ่งมีความถี่ในช่วง $\frac{f_s}{4} - \frac{f_s}{8}$ Hz และส่วนความถี่ต่ำสเกลที่ 2 หรือ Approximation 2 มีความถี่ในช่วง $\frac{f_s}{8} - 0$ Hz ถ้าทำการวิเคราะห์ต่อในสเกลที่ 3 ก็สามารทำซ้ำใน ลักษณะเดิม ในทางกลับกันก็สามารถที่จะรวมสัญญาณที่ทำการกระจายในหลายๆ ช่วงความถี่ให้กลับมา เป็นสัญญาณเดิมได้ ซึ่งผลการแปลงเวฟเล็ดแบบเต็มหน่วยได้แสดงอยู่ในรูปที่ 3.18



รูปที่ 3.18 แสดงการแปลงเวฟเล็ดแบบเต็มหน่วย (DWT) ในสเกลที่ 1-4

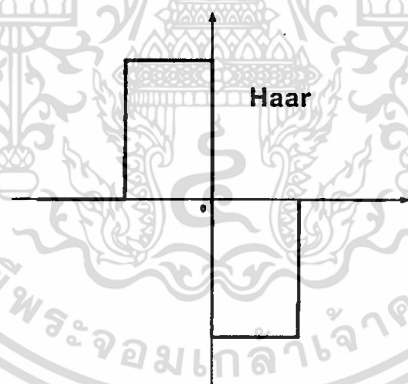
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.6 เวฟเล็ตแม่ (Mother wavelet) [16]

ในการวิเคราะห์สัญญาณใดๆ ก็ตามนอกจากการเลือกรูปแบบในการวิเคราะห์ที่เหมาะสมแล้วยังมีความจำเป็นที่ต้องเลือกลักษณะของตัวกรองสัญญาณนั้นๆ ให้เหมาะสมด้วย สำหรับการแปลงเวฟเล็ตนั้นตัวกรองสัญญาณที่ใช้คือเวฟเล็ตแม่นั้นเอง ซึ่งจะมีอยู่ด้วยกันหลายรูปแบบและแต่ละแบบยังมีชนิดย่อยๆ ลงไปอีก ซึ่งแต่ละตระกูลจะมีค่า Number of Vanishing Moments (NVM) ที่ายชื่อตระกูล เช่น Daubechies 4, 8, ..., 20, Symmlet 4, 5, 6, ..., 10 เป็นต้น และเนื่องจากรูปแบบของเวฟเล็ตแม่ที่หลากหลายนี้เอง จึงทำให้การแปลงเวฟเล็ตมีความยืดหยุ่นและสามารถนำไปประยุกต์ใช้งาน โดยเลือกเวฟเล็ตแม่ให้เหมาะสมกับสัญญาณที่การวิเคราะห์ ตระกูลของเวฟเล็ตแม่ที่สำคัญและนิยมใช้กันอย่างแพร่หลายในปัจจุบันนี้ได้แก่

3.6.1 Haar Wavelet

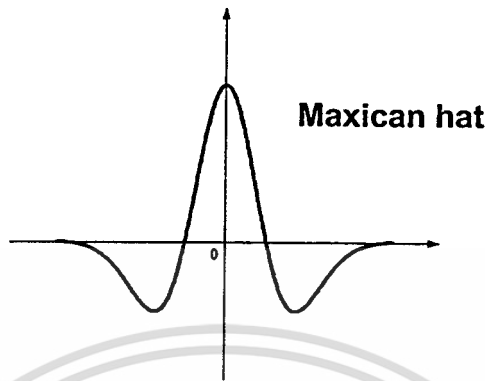
การวิเคราะห์เวฟเล็ตเพื่อนำไปวิเคราะห์สัญญาณในช่วงแรกๆ จะใช้ Haar Wavelet สำหรับการวิเคราะห์ ซึ่ง Haar Wavelet นี้จะเป็นเวฟเล็ตชนิดแรกสุดและง่ายที่สุด ลักษณะของเวฟเล็ตชนิดนี้จะคล้ายกับฟังก์ชันขั้นบันได ซึ่งแสดงดังรูปที่ 3.19



รูปที่ 3.19 แสดงลักษณะของ Haar Wavelet

3.6.2 Mexican Hat Wavelet

เวฟเล็ตชนิดนี้ไม่มีฟังก์ชันการสเกลและมีที่มาจากฟังก์ชันอนุพันธ์อันดับที่สองของฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็นเกาส์เซียน (the second derivative function of Gaussian probability density function) ลักษณะของเวฟเล็ตชนิดนี้แสดงดังรูปที่ 3.20

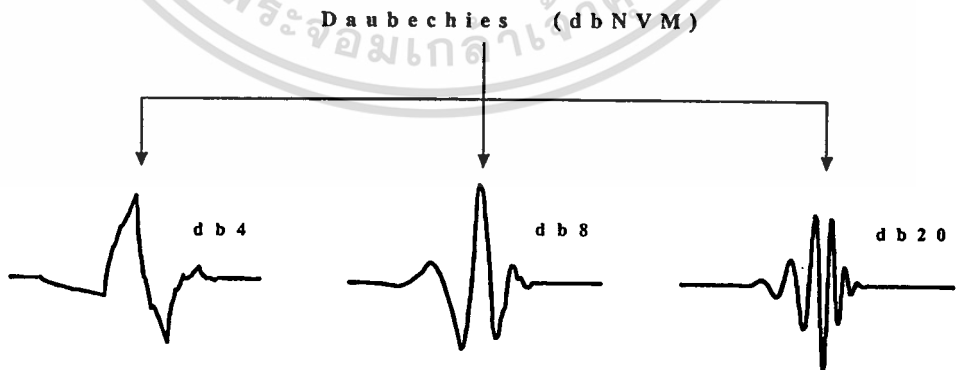


รูปที่ 3.20 แสดงลักษณะของ Mexican Hat Wavelet

3.6.3 Daubechies Wavelet

เวฟเลตชนิด Daubechies ได้ถูกคิดค้น โดย Ingrid Daubechies ซึ่งเป็นนักวิจัยทางด้านเวฟเลตที่ประสบความสำเร็จและสำคัญคนหนึ่งของโลก เขาได้สร้างสิ่งที่เรียกว่า “ขอบเขตที่แน่นอนของเวฟเลตเชิงตั้งฉากปกติ” (compactly-support orthonormal wavelet) ซึ่งเป็นการสร้างการวิเคราะห์เวฟเลตแบบไม่ต่อเนื่องในทางปฏิบัติขึ้นมาได้สำเร็จ และได้กำหนดค่า NVM ของตระกูลเวฟเลตขึ้นมาเพื่อสร้างความหลากหลายในการเลือกใช้งานได้อย่างเหมาะสม ค่า NVM นี้จะกำกับไว้หลังชื่อตระกูลเวฟเลตเช่น Duabechies 4 ก็คือมีค่า NVM เท่ากับ 4

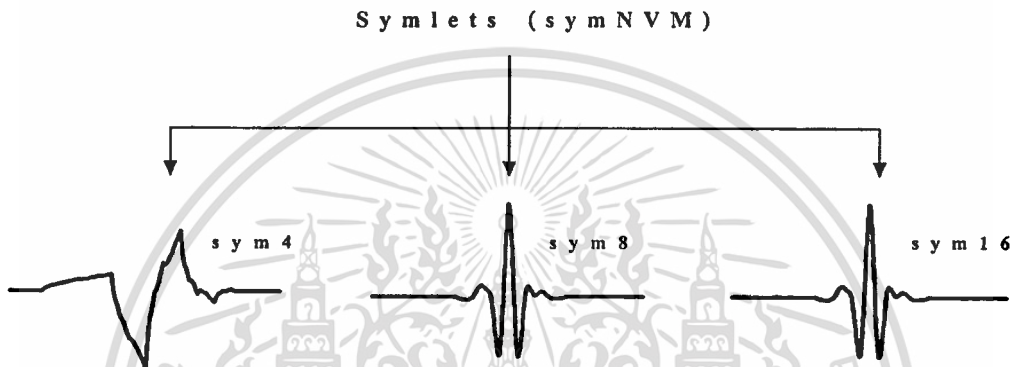
สำหรับเวฟเลตตระกูล Daubechies นี้จะมีฟังก์ชันพื้นฐาน (basis function) ในลักษณะไม่สมมาตร (Asymmetric) ลักษณะดังรูปที่ 3.21 ซึ่งมีหลากหลายรูปแบบตามค่า NVM



รูปที่ 3.21 แสดงลักษณะของ Daubechies Wavelet

3.6.4 Symlets Wavelet

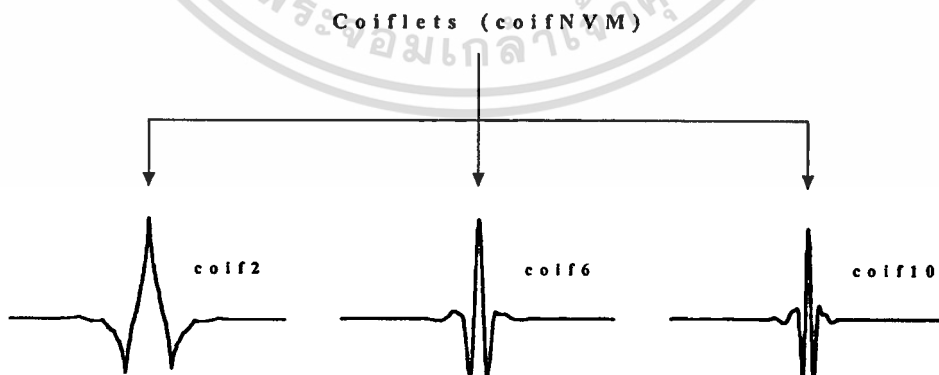
เวฟเล็ทชนิด Symlet จะมีสัดส่วนใกล้เคียงกับเวฟเล็ทที่ถูกเสนอโดย I. Daubechies ซึ่งได้ปรับปรุงมาจากเวฟเล็ทตระกูล Daubechies คุณสมบัติของเวฟเล็ททั้งสองตระกูลนี้จะคล้ายคลึงกัน โดยจะมีฟังก์ชันพื้นฐาน (basis function) ในลักษณะไม่สมมาตรเล็กน้อย (Least Asymmetric) ลักษณะของเวฟเล็ทชนิดนี้จะแสดงดังรูปที่ 3.22



รูปที่ 3.22 แสดงลักษณะของ Symlets Wavelet

3.6.5 Coiflets Wavelet

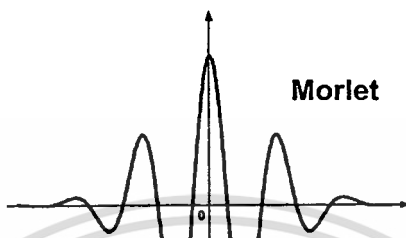
เวฟเล็ทชนิด Coiflet ถูกสร้างขึ้นโดย I. Daubechies โดยการเรียกร้องจาก R. Coifman ภายหลังจากที่ I. Daubechies ประสบความสำเร็จจากการสร้างเวฟเล็ทชนิด Daubechies มาแล้ว เวฟเล็ทชนิดนี้จะมีฟังก์ชันพื้นฐาน (basis function) ในลักษณะเกือบไม่สมมาตร (Nearly Asymmetric) ลักษณะดังรูปที่ 3.23



รูปที่ 3.23 แสดงลักษณะของ Coiflets Wavelet

3.6.6 Morlet Wavelet

เวฟเลตชนิดนี้ไม่มีฟังก์ชันการสเกลลิง (Scaling function) แต่จะมีความแน่นอน สามารถพิจารณา ลักษณะของเวฟเลตชนิดนี้ได้ดังรูปที่ 3.24



รูปที่ 3.24 แสดงลักษณะของ Morlet Wavelet

3.6.7 Meyer Wavelet

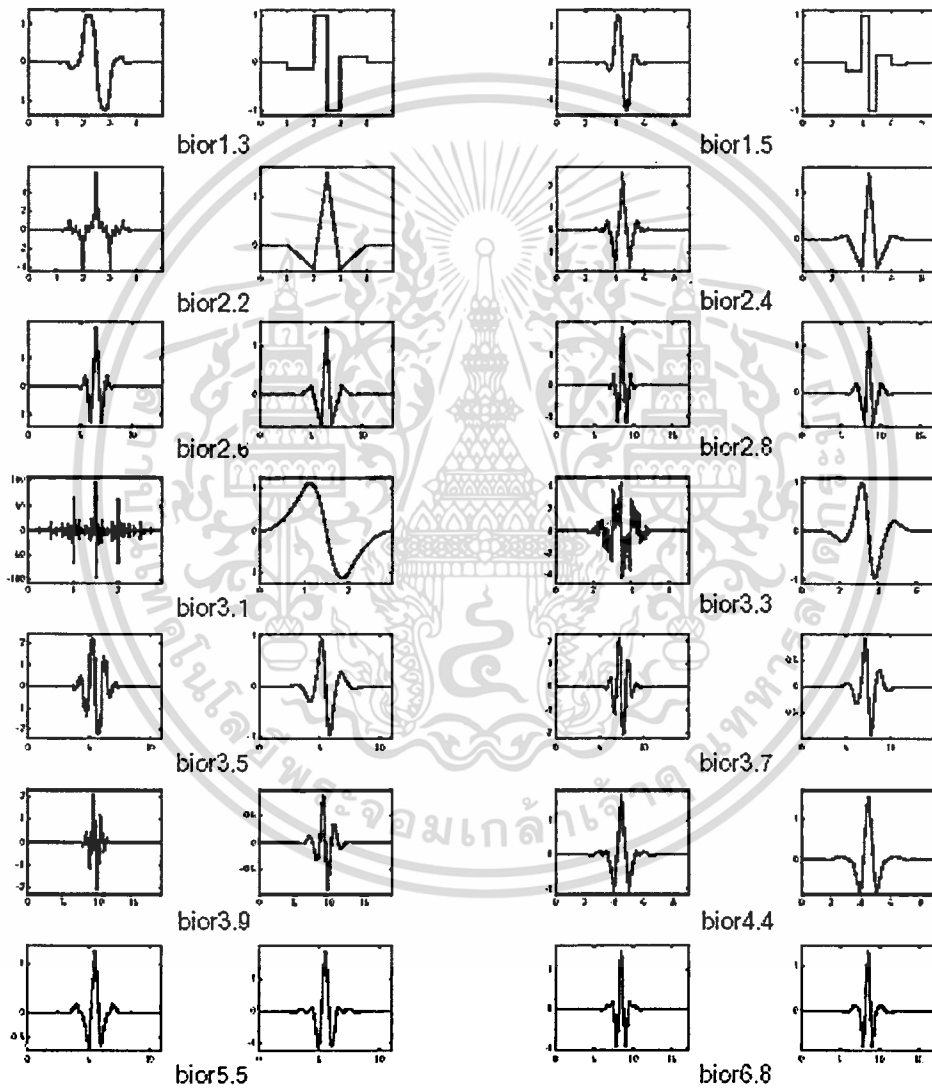
เวฟเลตชนิด Meyer และฟังก์ชันการสเกลลิงได้ถูกกำหนดไว้ในโดเมนความถี่ ซึ่งพิจารณาลักษณะ ของเวฟเลตชนิดนี้ได้จากรูปที่ 3.25



รูปที่ 3.25 แสดงลักษณะของ Meyer Wavelet

3.6.8 Biorthogonal Wavelet

กลุ่มของเวฟเลตชนิดนี้จะแสดงคุณสมบัติของเฟสเชิงเส้น ซึ่งจำเป็นสำหรับการสร้างสัญญาณและภาพขึ้นใหม่ โดยการใช้เวฟเลตสองตัว ตัวหนึ่งสำหรับแยกตัวประกอบ อีกตัวหนึ่งสำหรับการสร้างใหม่แทนอีกตัวหนึ่งที่เหมือนกัน ที่มีคุณสมบัติที่น่าสนใจ ลักษณะของ Biorthogonal Wavelet นี้แสดงดังรูปที่ 3.26



รูปที่ 3.26 แสดงลักษณะของ Biorthogonal Wavelet

ตารางที่ 3.1 แสดงสัมประสิทธิ์ของตัวกรองสัญญาณของเวฟเล็ตตระกูล Daubechies ที่ N มีค่าเป็น 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16 และ 20 [20]

Order	n	Filter coefficients	Order	n	Filter coefficients	Order	n	Filter coefficients
N=4	0	0.4829629131	N=14	0	0.0778520541	N=18	0	0.0380779474
	1	0.8365163037		1	0.3965393195		1	0.2438346746
	2	0.2241438680		2	0.7291320908		2	0.6048231237
	3	-0.1294095226		3	0.4697822874		3	0.6572880781
N=6	0	0.3326705530	4	-0.1439060039	4	0.1331973858		
	1	0.8068915093	5	-0.2240361850	5	-0.2932737833		
	2	0.4598775021	6	0.0713092193	6	-0.0968407832		
	3	-0.1350110200	7	0.0806126092	7	0.1485407493		
	4	-0.0854412739	8	-0.0380299369	8	0.0307256815		
N=8	5	0.0352262919	9	-0.0165745416	9	-0.0676328291		
	0	0.2303778133	10	0.0125509986	10	0.0002509471		
	1	0.7148465706	11	0.0004295780	11	0.0223616621		
	2	0.6308807679	12	-0.0018016407	12	-0.0047232048		
	3	-0.0279837694	13	0.0003537138	13	-0.0042815037		
	4	-0.1870348117	N=16	0	0.0544158422	14	0.0018476469	
	5	0.0308413818		1	0.3128715909	15	0.0002303858	
6	0.0328830117	2		0.6756307363	16	-0.0002519632		
7	-0.0105974018	3		0.5853546837	17	0.0000393473		
N=10	0	0.1601023980	4	-0.0158291053	N=20	0	0.0266700579	
	1	0.6038292698	5	-0.2840155430		1	0.1881768001	
	2	0.7243085284	6	0.0004724846		2	0.5272011889	
	3	0.1384281459	7	0.1287474266		3	0.6884590395	
	4	-0.2422948871	8	-0.0173693010		4	0.2811723437	
	5	-0.0322448696	9	-0.0440882539		5	-0.2498464243	
	6	0.0775714938	10	0.0139810279		6	-0.1959462744	
	7	-0.0062414902	11	0.0087460940		7	0.1273693403	
	8	-0.0125807520	12	-0.0048703530		8	0.0930573646	
N=12	9	0.0033357253	13	-0.0003917404	9	-0.0713941472		
	0	0.1115407434	14	0.0006754494	10	-0.0294575368		
	1	0.4946238904	15	-0.0001174768	11	0.0332126741		
	2	0.7511339080			12	0.0036065536		
	3	0.3152503517			13	-0.0107331755		
	4	-0.2262646940			14	0.0013953517		
	5	-0.1297668676			15	0.0019924053		
	6	0.0975016056			16	-0.0006858567		
	7	0.0275228655			17	-0.0001164669		
	8	-0.0315820393			18	0.0000935887		
	9	0.0005538422			19	-0.0000132642		
10	0.0047772575							
11	-0.0010773011							

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 3.21 – 3.23 ค่า NVM เป็นตัวเลขจำนวนเต็มที่แสดงถึงลำดับ (Order) ของเวฟเล็ดแม่ชนิดนั้นๆ ในบางครั้งได้มีความจำกัดความว่า NVM เป็นตัวเลขที่ใช้แสดงจำนวนของสัมประสิทธิ์ตัวกรอง (Filter) ของเวฟเล็ดแม่ตัวนั้นๆ และยังแสดงความราบเรียบ (Smooth) ของเวฟเล็ดแม่ตัวนั้นๆ อีกด้วย เช่น db4 หมายถึงเวฟเล็ดแม่แบบ daubechies ที่มีสัมประสิทธิ์การกรอง 4 ตัว, db20 หมายถึงเวฟเล็ดแม่แบบ daubechies ที่มีสัมประสิทธิ์การกรอง 20 ตัว โดยที่ db20 จะมีรูปร่างที่ราบเรียบกว่า db4 ซึ่งค่าของสัมประสิทธิ์ได้แสดงในตารางที่ 3.1

เนื่องจากรูปแบบของเวฟเล็ดแม่ที่มีความหลากหลายนี้เอง โดยแต่ละชนิดมีคุณสมบัติที่คล้ายกันและบางชนิดก็มีคุณสมบัติที่แตกต่าง จึงมีความจำเป็นที่ต้องรู้คุณสมบัติของแต่ละชนิดของเวฟเล็ดแม่ โดยตารางที่ 3.2 แสดงคุณสมบัติของเวฟเล็ดแม่แต่ละชนิด

ตารางที่ 3.2 แสดงคุณสมบัติของเวฟเล็ดแม่แต่ละชนิด [16]

Property	morl	mexth	meyr	haar	db N	sym N	coif N	bior Nr.Nd
Crude	★	★						
Infinitely regular	★	★	★					
Arbitrary regularity					★	★	★	★
Compactly supported orthogonal				★	★	★	★	
Compactly supported biorthogonal								★
Symmetry	★	★	★	★				★
Asymmetry					★			
Near symmetry						★	★	
Arbitrary number of vanishing moments					★	★	★	★
Orthogonal analysis			★	★	★	★	★	
Biorthogonal analysis			★	★	★	★	★	★
Exact reconstruction		★	★	★	★	★	★	★
FIR filters				★	★	★	★	★
Continuous transform	★	★	★	★	★	★	★	★
Discrete transform			★	★	★	★	★	★
Fast algorithm				★	★	★	★	★

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้้นำการแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วยมาใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณพอลต์ที่เกิดขึ้นบนสายส่ง ซึ่งทำการแยกองค์ประกอบความถี่สูงออกมาหลายช่วงความถี่ (สเกล) แล้วพิจารณาข้อมูลที่ได้จากสัมประสิทธิ์เพื่อนำไปวิเคราะห์ต่อไป และสำหรับการเลือกเวฟเลตนั้นได้เลือกใช้เป็นแบบ daubechies 4 (db4) เนื่องจากมีความเหมาะสมในการวิเคราะห์สัญญาณในลักษณะทรานเซียนต์ เช่น พอลต์ และให้ความแม่นยำทางเวลาที่ดี [21,22] เนื่องจากมีสัมประสิทธิ์ที่น้อยเพียง 4 ตัว โดยแบ่งการนำการแปลงเวฟเลตมาใช้วิเคราะห์สัญญาณพอลต์ออกเป็น 2 ขั้นตอนด้วยกันคือ

1) การแยกองค์ประกอบของสัญญาณ (Wavelet decomposition)

ในขั้นตอนนี้จะเป็นการแยกองค์ประกอบความถี่สูงของสัญญาณกระแสและแรงดันออกมาในสเกลที่ 1-5 ซึ่งในที่นี้จะเลือกพิจารณาเฉพาะองค์ประกอบความถี่สูง (detail) เท่านั้น

2) การรวมกลับสัญญาณ (Wavelet Reconstruction)

เพื่อทำการเปรียบเทียบข้อมูลให้มีขนาดเดียวกันหรืออยู่บนฐานเวลาเดียวกันจึงต้องทำการรวมกลับสัญญาณในแต่ละสเกลให้มีจำนวนสัมประสิทธิ์เท่ากับสัญญาณต้นแบบที่ทำการวิเคราะห์ และนอกจากนี้เพื่อให้การพิจารณาเห็นความแตกต่างมากขึ้นจึงยกกำลังสองสัมประสิทธิ์ในแต่ละสเกล ซึ่งสัมประสิทธิ์ทั้งหมดก็จะอยู่ในด้านบวก [5] โดยที่รายละเอียดทั้งหมดจะได้กล่าวอยู่ในบทที่ 5

บทที่ 4

โครงข่ายประสาทเทียม

ในปัจจุบันได้มีการประยุกต์นำโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในอุปกรณ์เครื่องใช้ต่างๆ เช่น ระบบนักบินอัตโนมัติ (Auto pilot aircraft), เครื่องมือหาปลา (Sonar) ที่มีความฉลาดมากขึ้นเช่น สามารถบอกได้ว่าฝูงปลาที่กำลังตรวจจับอยู่นั้นเป็นปลาชนิดใด จำนวนเท่าไร เป็นต้น ซึ่งเครื่องมือและอุปกรณ์ต่างๆ ที่นำเอาโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ช่วยวิเคราะห์นั้นจะมีความฉลาดมากขึ้น และมีระบบความคิดที่มึการทำงานในลักษณะคล้ายกับมนุษย์ นักวิจัยด้านไฟฟ้ากำลังจึงมีแนวคิดที่ประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเข้ามาแก้ปัญหาเกี่ยวกับไฟฟ้ากำลังหลายปัญหาด้วยกัน เช่น ปัญหาไหลคโพลว์ (Load flow), การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า (Load forecasting) และปัญหาการจ่ายโหลดอย่างมีประสิทธิภาพ (Economics load dispatch) เป็นต้น ในบทนี้เป็นการอธิบายหลักการของโครงข่ายประสาทเทียม โดยจะกล่าวถึงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม, ชนิดของการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม รวมไปถึงโครงข่ายประสาทเทียมชนิดต่างๆ เพื่อนำมาประยุกต์ใช้ในการวิจัย

4.1 ความเป็นมาของโครงข่ายประสาทเทียม [23]

ความพยายามที่จะทำความเข้าใจการทำงานของสมองของมนุษย์ได้มีมานานนับศตวรรษแล้ว เริ่มต้นในปี ค.ศ. 1890 William James นักสรีรศาสตร์ชาวอเมริกันได้แต่งหนังสือชื่อ Psychology (Briefer Course) ซึ่งอธิบายถึงการทำงานของสมอง และยังกล่าวถึงทฤษฎีที่มีอยู่ในปัจจุบันไว้ล่วงหน้าอีกด้วย

4.1.1 ช่วงทศวรรษที่ 40 ยุคเริ่มต้นของโครงข่ายประสาทเทียม

ในปี ค.ศ. 1936 Alan Turing ได้นำเอาสมองไปใช้เป็นแบบอย่างของการคำนวณใน A way of looking at the world of computing

4.1.1.1 นีวรอน McCulloch-Pitts

ปี ค.ศ. 1943 Warren McCulloch นักประสาทวิทยา และ Walter Pitts นักคณิตศาสตร์ ซึ่งมีอายุเพียง 18 ปีในขณะนั้น ได้ออกแบบและเป็นที่ให้ความสนใจ โดยทั่วไปว่า เป็นโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแรก นักวิจัยเหล่านั้นยอมรับว่า การรวมหลายๆ นีวรอนไม่ซับซ้อนเข้าไปสู่ระบบโครงข่ายให้เป็นการเพิ่มกำลังในการคำนวณ คำถ่วงน้ำหนักของนีวรอน McCulloch-Pitts ได้กำหนดให้มีค่าคงที่ ดังนั้นนีวรอนจึงได้ปฏิบัติเฉพาะฟังก์ชันตรรกศาสตร์ไม่ซับซ้อน นีวรอนสามารถจัดวางเข้าไปในโครงข่ายเพื่อประมวลผลเอาต์พุตใดๆ ที่สามารถแสดงถึงการรวมของ

ฟังก์ชันตรรกศาสตร์ นิเวรอนของ McCulloch-Pitts ประกอบด้วยชั้นของโครงข่ายจำนวน 2 ชั้น คือ ชั้นอินพุตและเอาต์พุต โครงข่ายจะมีการเชื่อมโยงจากชั้นอินพุตไปยังชั้นเอาต์พุตโดยผ่านน้ำหนัก (weight) ความคิดของค่าขีดจำกัด (threshold) กล่าวคือ ถ้าโครงข่ายอินพุตถึงนิเวรอนมีค่าใหญ่กว่าค่าขีดจำกัด แล้ว โหนดกระตุ้นเป็นลักษณะเด่นอย่างหนึ่งของนิเวรอน McCulloch-Pitts ซึ่งถูกใช้ในหลายๆ โครงข่ายประสาทเทียมในปัจจุบัน

4.1.1.2 กฎการเรียนรู้ของ Hebb

ในปี ค.ศ. 1949 Donald Hebb นักจิตวิทยาของมหาวิทยาลัย McGill ได้ออกแบบกฎการเรียนรู้ชนิดแรกสำหรับโครงข่ายประสาทเทียม กฎการเรียนรู้นี้ก็คือ ถ้าสองนิเวรอนถูกกระตุ้นพร้อมกันแล้ว ความแข็งแรงของการเชื่อมโยงระหว่างพวกมันควรจะเพิ่มขึ้น และได้แต่งหนังสือชื่อ The organization of behavior ซึ่งกล่าวถึงการเชื่อมโยงกันของจิตวิทยาและ สรีรศาสตร์

4.1.2 ช่วงทศวรรษที่ 50 - 60 ยุคทองของโครงข่ายประสาทเทียม

การพัฒนาด้านฮาร์ดแวร์และ ซอฟต์แวร์ ในช่วงทศวรรษที่ 1950 ทำให้งานวิจัยด้านต่างๆ เข้าสู่ยุคของการสร้างแบบจำลองด้วยคอมพิวเตอร์ เป็นผลให้การทดสอบทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับโครงข่ายประสาทมีความเป็นไปได้มากยิ่งขึ้น ในปี ค.ศ. 1956 Dartmouth Summer ได้เริ่มทำงานวิจัยด้านปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence : AI) ซึ่งเป็นแรงผลักดันให้เกิดการศึกษาทั้งในด้านปัญญาประดิษฐ์และ โครงข่ายประสาทมากขึ้น ในปี ค.ศ. 1958 John von Neumann เขียนหนังสือเรื่อง The Computer and the Brain ซึ่งได้นำเสนอฟังก์ชันการทำงานของเซลล์ประสาทโดยใช้รีเลย์ที่ใช้สำหรับส่งโทรเลขและ หลอดสูญญากาศ (Vacuum tube)

4.1.2.1 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด perceptron

ในปี ค.ศ. 1957 Frank Rosenblatt ได้เริ่มศึกษาและพัฒนาประเภทใหญ่ของโครงข่ายประสาทเทียมที่เรียกว่า perceptron ซึ่งเป็นรูปแบบที่สำคัญรูปแบบหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียม โดยส่วนมากสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้ จะประกอบด้วย ชั้นอินพุตเชื่อมโยงผ่านด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก เพื่อเป็นตัวเชื่อมโยงกับนิเวรอนที่ชั้นเอาต์พุต ค่าถ่วงน้ำหนักบนทางผ่านเชื่อมโยงถูกปรับเปลี่ยน กฎการเรียนรู้ perceptron ปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนักซ้ำๆ กัน ซึ่งมีประสิทธิภาพดีกว่ากฎของ Hebb การเรียนรู้ของ perceptron สามารถแสดงให้เห็นว่า ถ้าเข้าสู่ค่าถ่วงน้ำหนักที่ถูกต้อง ถ้าค่าถ่วงน้ำหนักเหล่านั้นจะแก้ปัญหาก็เตรียมพร้อม ในปี ค.ศ. 1962 งานของ Frank Rosenblatt ได้อธิบาย perceptron หลากๆ ชนิดว่า เหมือนนิเวรอนได้ถูกพัฒนาจาก McCulloch และ Pitts และจาก Hebb โครงข่ายประสาทเทียมชนิด perceptron ใช้ค่าเริ่มต้นฟังก์ชันเอาต์พุต

4.1.2.2 กฎการเรียนรู้ ADALINE

ในปี ค.ศ. 1959 Bernard Widrow และนักศึกษาระดับปริญญาโทของเขา Marcian Hoff ได้พัฒนาการเรียนรู้ซึ่งใกล้เคียงกับกฎการเรียนรู้ของ perceptron โดยกฎการเรียนรู้ของ perceptron ปรับค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมโยงที่โนดเมื่อผลตอบสนองของโนดไม่ถูกต้อง กฎ delta ปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพื่อลดความแตกต่างระหว่างโครงข่ายอินพุตถึง โนดเอาต์พุตและค่าเอาต์พุตที่ต้องการ สิ่งเหล่านี้จะสรุปในรูปของค่าผิดพลาดยกกำลังสองเฉลี่ยที่น้อยที่สุด (smallest mean squared error : SMS) และนำสิ่งต่างๆ เหล่านี้ไปใช้สร้างแบบจำลองของ MADALINE (Multiple ADaptive LINear Element) ซึ่งพัฒนามาจาก ADALINE และเป็นการนำเอาโครงข่ายประสาทมาใช้งานในทางปฏิบัติเป็นครั้งแรก โดยนำมาใช้ในการลดเสียงก้องในสายโทรศัพท์

4.1.3 ช่วงทศวรรษที่ 70 ยุคเงิบของโครงข่ายประสาทเทียม

ในปี ค.ศ. 1969 Marvin Minsky และ Seymour Papert ได้ตีพิมพ์หนังสือ Perceptron ซึ่งกล่าวถึงข้อจำกัดของ perceptron ว่าไม่สามารถนำไปใช้ในการแก้ปัญหาหลายๆ ปัญหาที่มีความน่าสนใจได้ ซึ่งจุดนี้เองที่ทำให้นักวิจัยหลายคนกลับไปให้ความสนใจด้านปัญญาประดิษฐ์ (AI) มากขึ้น แต่ยังมีนักวิจัยบางกลุ่มที่ไม่ย่อท้อและยังคงทำงานวิจัยด้านโครงข่ายประสาทต่อไป

4.1.3.1 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Anderson

ในปี ค.ศ. 1968 John Anderson ของมหาวิทยาลัย Brown เริ่มวิจัยงานของเขาในโครงข่ายประสาทเทียมด้วยโครงข่ายรวมกลุ่มความสามารถในการจดจำ (associative memory nets) เขาได้พัฒนาแบบจำลองของโครงข่ายประสาทขึ้นมา และให้ชื่อว่า Brain-State-in-a-Box (BSB) งานประยุกต์ที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้คือ การวินิจฉัยทางการแพทย์ (medical diagnosis)

4.1.3.2 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Kohonen

ในปี ค.ศ. 1972 งานเริ่มต้นของ Teuvo Kohonen ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยี Helsinki วิศวกรไฟฟ้าชาวฟินแลนด์ได้จัดการกับโครงข่ายประสาทรวมกลุ่มความสามารถในการจดจำ และต่อมาได้พัฒนากลายเป็น Self organizing map ขึ้นมา สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Self organizing map นี้ประกอบด้วยจำนวนชั้น 2 ชั้น คือ ชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุต การเชื่อมโยงที่ชั้นอินพุตไปยังนิรอรอลที่ชั้นเอาต์พุตนั้นจะต่อผ่านน้ำหนัก ข้อแตกต่างจากโครงข่ายอื่นๆ คือกระบวนการเรียนรู้ที่สามารถจัดกลุ่มข้อมูลอินพุตได้ด้วยตัวของมันเองและเรียกการเรียนรู้นี้ว่า การเรียนรู้แบบคอมแพทิทีฟ (competitive learning) โครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้ถูกนำไปใช้เกี่ยวกับการจดจำคำพูด (speech recognition), การแก้ปัญหาของ “Traveling Salesman Problem” เป็นต้น

4.1.3.3 โครงข่ายประสาทเทียมของ Grossberg

ในปี ค.ศ. 1967 Stephen Grossberg พร้อมกับเพื่อนร่วมงานหลายๆ คน ได้พัฒนา Avalanche ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทชนิดหนึ่งขึ้นมา และนำมาใช้ในการจดจำคำพูดและ ลังงานแขนกล

4.1.3.4 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด ART1 และ ART2

Gail Carpenter ได้ร่วมวิจัยร่วมกับ Stephen Grossberg ได้พัฒนาทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียมชนิด self-organizing ที่เรียกว่า adaptive resonance theory หรือ ART

4.1.4 ช่วงทศวรรษที่ 80 ยุคความกระตือรือร้นกลับมาใหม่

ในปี ค.ศ. 1982 สหรัฐอเมริกาและ ญี่ปุ่น ได้ร่วมมือกันจัด Conference on cooperative/competitive neural network ขึ้นที่ประเทศญี่ปุ่น ซึ่งเป็นจุดเริ่มต้นของการประชุมสัมมนาทางด้านโครงข่ายประสาท ในปี ค.ศ. 1985 American institute of physics ได้จัดงาน Neural networks for computing meeting ในปี ค.ศ. 1987 Institute of electrical and electronics engineers (IEEE) ได้จัดการประชุมนานาชาติเกี่ยวกับโครงข่ายประสาทเทียมขึ้นเป็นครั้งแรก โดยมีผู้เข้าร่วมงานมากกว่า 1,800 คน ในปีเดียวกัน International neural network society (INNS) ถูกก่อตั้งขึ้น โดยมี Grossberg จากสหรัฐอเมริกา Kohonen จากฟินแลนด์ และ Amari จากญี่ปุ่นเป็นผู้นำในการก่อตั้ง โดยหลังจากที่ INNS ก่อตั้งได้ 2 ปี ก็มีสมาชิกเข้าร่วมมากกว่า 3,000 คนจากทั่วโลก

4.1.4.1 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Backpropagation

สองเหตุผลหลักที่ทำให้เกิดยุคเงิบของโครงข่ายประสาทเทียมคือ ความผิดพลาดของ perceptron ชั้นเดียวที่ไม่สามารถแก้ปัญหาที่ไม่ซับซ้อนได้เช่น ฟังก์ชัน XOR และอีกเหตุผลก็คือไม่มีวิธีฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้น วิธีสำหรับแพร่ข้อมูลค่าผิดพลาดที่โนคเอาต์พุตย้อนกลับไปทีชั้นซ่อนได้ถูกค้นพบโดย Paul Werbos ในปี ค.ศ. 1974 แต่ไม่ได้กระจายใช้อย่างกว้างขวาง วิธีนี้ถูกค้นพบอีกครั้งในปี ค.ศ. 1985 โดย David Parker และ LeCun ก่อนที่จะกลายเป็นที่รู้จักอย่างกว้างขวาง เปรียบเสมือนเป็นวิธีคิดแรกเริ่มในทฤษฎีควบคุมอย่างเหมาะสม (optimal control theory) ในปี ค.ศ. 1986 งานของ Parker กลายเป็นที่สนใจของกลุ่ม Parallel Distributed Processing ซึ่งนำทีมโดยนักจิตวิทยา David Rumelhart ของมหาวิทยาลัย California ที่ Sandiego และ James McClelland ของมหาวิทยาลัย Carnegie-Mellon ผู้ซึ่งนำวิธีดังกล่าวปรับปรุงให้ดีขึ้นและถูกใช้อย่างกว้างขวางในเวลาต่อมา หลักการของโครงข่ายชนิดนี้สามารถนำไปใช้แก้ปัญหาในลักษณะเชิงเส้น และปัญหาที่ไม่เชิงเส้นได้ ทำให้ประยุกต์เข้ากับโครงการต่างๆ ได้ อย่างหลากหลาย

4.1.4.2 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Hopfield

ในปี ค.ศ. 1982 John Hopfield ทำงานที่สถาบันเทคโนโลยี California พร้อมกับ David Tank นักวิจัยที่ AT&T Hopfield ได้พัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมที่ประสบผลสำเร็จเป็นอย่างดีในนามโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Hopfield ส่งผลให้ John Hopfield ได้รับรางวัลโนเบล สาขาฟิสิกส์ และได้พัฒนาจำนวนของโครงข่ายประสาทเทียมพื้นฐานค่าถ่วงน้ำหนักคงที่ และ adaptive activation โครงข่ายเหล่านั้นสามารถมีประโยชน์เหมือนกับโครงข่ายประสาทเทียมรวมกลุ่มความสามารถในการจดจำและสามารถนำไปใช้เพื่อแก้ปัญหาการบีบบังคับความพอใจ เช่น ปัญหา “Traveling Salesman Problem” และเขาได้นำเสนอบทความต่อ National academy of sciences ซึ่งมีเนื้อหาเกี่ยวกับการใช้โครงข่ายประสาทในการทำนายส่วนที่ขาดหายไปของข้อมูลหรือรูปภาพ

4.1.4.3 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Neocognitron

ในปีค.ศ. 1975 - 1988 Kunihiko Fukushima และเพื่อนร่วมงานของเขาที่ห้องทดลอง NHK ในกรุงโตเกียว ได้พัฒนาตระกูลโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้งานเฉพาะสำหรับจดจำตัวอักษร หนึ่งในตัวอย่างของโครงข่ายกลุ่มนี้คือ Neocognitron โครงข่ายประสาทเทียมชนิด self-organizing ในช่วงแรกถูกเรียกว่า cognitron แต่เนื่องจากมีความผิดพลาดเกี่ยวกับสถานะการจดจำ (recognize position) ข้อบกพร่องเหล่านี้ได้ถูกแก้ไขด้วยโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Neocognitron

4.1.4.4 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Boltzmann

ในช่วงปี ค.ศ. 1983–1987 นักวิจัยหลายท่านได้พัฒนาการหาค่าการเชื่อมโยงและฟังก์ชันกระตุ้น โดยใช้ฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็น (Probability density function) ต่างจากเดิมที่มักจะใช้แบบ Nondeterministic โดยพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมในนาม Boltzmann ซึ่งอาศัยแนวคิดการจำลองการอบอุ่นตัวลงสู่สถานะเสถียรภาพ (Simulated annealing) และทฤษฎีการตัดสินใจของบายเอเซียน (Bayesian decision theory)

ในปัจจุบันโครงข่ายประสาทได้ถูกพัฒนา ค้นคว้า วิจัยและนำไปใช้ในด้านต่างๆมากขึ้น อาทิ วิทยาศาสตร์ด้านระบบประสาท, การเงินการธนาคาร, ด้านคณิตศาสตร์, การแพทย์, ระบบสื่อสาร รวมไปถึงงานทางด้านวิศวกรรมไฟฟ้าอีกด้วย จึงถือได้ว่าโครงข่ายประสาทเป็นศาสตร์แขนงหนึ่งที่ได้รับคามสนใจเป็นอย่างมากในช่วงเวลานี้ ดังแสดงในตารางที่ 4.1 โดยจะแสดงการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในปัจจุบัน สามารถกล่าวได้ว่าโครงข่ายประสาทยังคงได้รับการพัฒนาทั้งด้านทฤษฎี การออกแบบการประยุกต์ใช้ อีกต่อไปในอนาคต

ตารางที่ 4.1 แสดงการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทในปัจจุบัน [24]

	Fault Diagnosis	Fraud Detection	Forecasting	Signal/Image Processing	Pattern detection in databases
Manufacturing	X	X			
Retailing		X	X		X
Finance and Insurance		X	X		X
Engineering	X			X	
Production Control	X		X		
Sale & Marketing			X		X

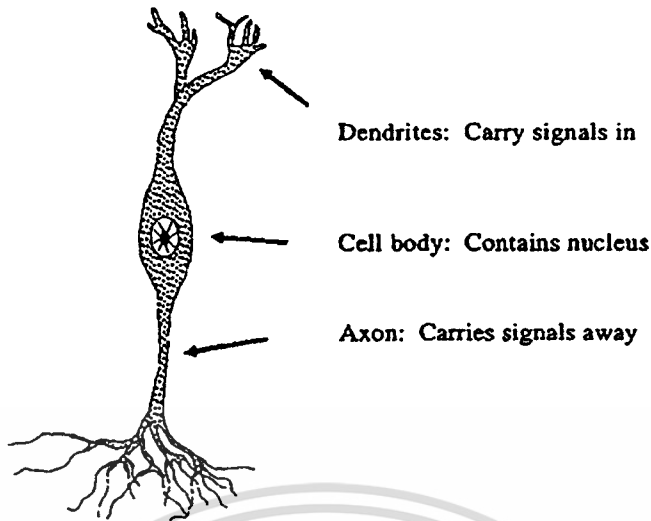
4.2 โครงข่ายประสาทชีวภาพ

4.2.1 นิวรอน

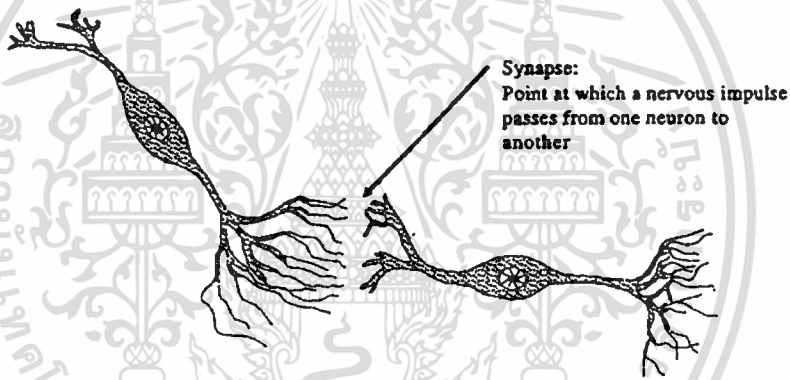
นิวรอน หมายความถึง เซลล์ประสาทและกระบวนการทั้งหมดของเซลล์ประสาท ในรูปที่ 4.1 แสดงตัวอย่างของนิวรอน ที่สามารถพบได้ใน เรตินา เป็นนิวรอนที่มีสองขั้ว (Bipolar neuron) ในตัวเซลล์ (Cell body) ของนิวรอนจะมีนิวเคลียส (Nucleus) อยู่ตรงกลางเซลล์ และมีแขนงอย่างน้อย 1 เส้น เชื่อมต่อกับตัวเซลล์ แขนงที่ทำหน้าที่นำกระแสประสาท ซึ่งมีลักษณะเป็นสัญญาณอิมพัลส์ (Impulse signal) เข้ามายังตัวเซลล์นั้นเรียกว่า เดนไดรต์ (Dendrite) ส่วนแขนงที่ทำหน้าที่นำกระแสประสาทออกจากตัวเซลล์เรียกว่า แอกซอน (Axon)

4.2.2 โครงสร้างของนิวรอนและไซแนปส์

เมื่อนิวรอนมากกว่า 1 นิวรอน รวมอยู่ด้วยกันมีการจัดเรียงกันเป็น โครงสร้างของประสาท ดังแสดงในรูปที่ 4.2 จะมีการส่งกระแสประสาทจากนิวรอนหนึ่งไปยังนิวรอนอื่น โดยผ่านจุดเชื่อมต่อระหว่างปลายของแอกซอนของนิวรอนหนึ่งกับตัวเซลล์หรือเดนไดรต์ของอีกนิวรอนหนึ่ง หรือที่เรียกว่า ไซแนปส์ (Synapse) ซึ่งเป็นช่องว่างที่เล็กมากระหว่างนิวรอนสองนิวรอนที่อยู่ติดกันแต่ไม่ได้สัมผัสกันโดยตรง ไซแนปส์จะเป็นบริเวณที่ควบคุมให้มีการส่งผ่านกระแสประสาทต่อไป หรือยับยั้งการส่งกระแสประสาท รวมถึงเปลี่ยนแปลงลักษณะของกระแสประสาทอีกด้วย



รูปที่ 4.1 แสดงตัวอย่างของนิวรอนชนิดที่มีสองขั้ว



รูปที่ 4.2 แสดงโครงสร้างของประสาท

4.2.3 การส่งผ่านกระแสประสาท

ในสภาวะปกติเมื่อนิวรอนนำกระแสประสาทที่ได้รับจากอวัยวะที่ทำหน้าที่รับรู้ (อาทิเช่น ตา หรือ หู) ไปยังอวัยวะที่ทำหน้าที่ตอบสนอง (อาทิเช่น กล้ามเนื้อ หรือ ต่อมต่างๆภายในร่างกาย) กระแสประสาทจะถูกส่งผ่านจากนิวรอนหนึ่งไปยังอีกนิวรอนหนึ่งโดยผ่านไซแนปส์ เมื่อกระแสประสาทผ่านเข้ามายังไซแนปส์ (เสมือนเป็นอินพุตของไซแนปส์) สารเคมีในไซแนปส์จะมีผลต่อกระแสประสาทได้สองลักษณะ คือ กระตุ้นให้กระแสประสาทมีขนาดเพิ่มขึ้น หรือยับยั้งให้กระแสประสาทมีขนาดลดลง ซึ่งทั้งสองลักษณะดังกล่าวเปรียบได้กับการที่สัญญาณอินพุตถูกถ่วงน้ำหนัก (Weighted) ให้มีค่ามากขึ้น หรือลดลง เมื่อผ่านออกจากไซแนปส์ กระแสประสาทที่ถูกกระตุ้นและกระแสประสาทที่ถูกยับยั้งจะถูกรวมเข้าด้วยกัน หากผลรวมของกระแสประสาทดังกล่าวมีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ ศักดาค่าที่ผิวของนิวรอนถัดไป หรือเรชชโฮลด์ (Threshold) กระแสประสาทดังกล่าวก็จะสามารถไหลผ่านเข้าไปในนิวรอนได้ หากผลรวมของกระแสประสาทนั้นมีค่าน้อยกว่า

ค่าเรซโซลต์ กระแสประสาทก็จะถูกยับยั้งไม่ให้ผ่านเข้าไปในนิวรอนนั้น การไหลของกระแสประสาทจะเป็นไปในทิศทางเดียว (One direction) และมีความเร็วอยู่ระหว่าง 10 ถึง 120 เมตรต่อวินาที เมื่อการส่งกระแสประสาทครั้งหนึ่งสิ้นสุดลง ส่วนต่างๆของนิวรอนจะกลับเข้าสู่สภาวะเริ่มต้นอีกครั้งหนึ่งเพื่อเตรียมพร้อมสำหรับส่งกระแสประสาทครั้งต่อไป

ในสมองของมนุษย์จะประกอบด้วยเซลล์ประสาท (หรือนิวรอน) ประมาณ 1 หมื่นล้านเซลล์ และแต่ละเซลล์สามารถเชื่อมต่อกับเซลล์ประสาทอื่นๆ ได้มากถึง 2 แสนเซลล์ (โดยปกติเซลล์ประสาทหนึ่งเซลล์จะเชื่อมต่อกับเซลล์ประสาทอื่นๆ ประมาณ 1,000 ถึง 10,000 เซลล์) เมื่อเซลล์ประสาทแต่ละเซลล์ทำงานร่วมกันจะสามารถส่งกระแสประสาทได้สูงสุดถึง 1,000 สัญญาณ (Pulse) ต่อวินาที และจากการที่เซลล์ประสาทแต่ละเซลล์ส่งผ่าน หรือยับยั้งกระแสประสาท ที่อัตราความเร็วต่างๆกัน ในเวลาเดียวกันเพื่อเป็นการส่งข้อมูลนั้น ทำให้สมองสามารถรับรู้อินพุตต่างๆ และสร้างผลตอบสนองต่ออินพุตนั้นๆ ได้ โดยที่การรับรู้และตอบสนองนี้เกิดขึ้นจากการพัฒนาทางพันธุศาสตร์และการเรียนรู้ที่จะจัดระเบียบการตอบสนองต่ออินพุตของสมองเอง

อาจสรุปคุณสมบัติของ โครงข่ายประสาทชีวภาพได้ดังนี้ [23]

- 1) แต่ละนิวรอนจะรับข้อมูลอินพุตเป็นจำนวนมาก
- 2) ข้อมูลอินพุตอาจถูกปรับให้เหมาะสมด้วยค่าการเชื่อมโยง (Connection value or weight value or strength) ที่ไซแนปส์
- 3) ข้อมูลอินพุตที่ผ่านการปรับด้วยค่าการเชื่อมโยงจะถูกรวมและทำการประมวลผล
- 4) ภายใต้ภาวะที่เหมาะสม เช่น ข้อมูลอินพุตมีจำนวนเพียงพอ นิวรอนจะส่งข้อมูลออกมาหนึ่งค่า
- 5) ข้อมูลเอาต์พุตจากนิวรอนหนึ่งอาจจะถูกส่งไปให้นิวรอนอื่นๆ หลายนิวรอนผ่านทางแอกซอน
- 6) นิวรอนแต่ละนิวรอนมีความเป็นเฉพาะตำแหน่งหรือเฉพาะที่ (Local)
- 7) ความจำแบ่งออกเป็น 2 ส่วนคือ
 - ความจำระยะยาว จะเก็บที่ไซแนปส์ของนิวรอนหรือเก็บในค่าการเชื่อมโยง
 - ความจำระยะสั้น สัมพันธ์กับข้อมูลเอาต์พุตจากนิวรอน
- 8) ความถูกต้องของค่าการเชื่อมโยงจะขึ้นกับประสบการณ์ในการเรียนรู้ที่ผ่านมา
- 9) การควบคุมการถ่ายโอนของไซแนปส์อาจจะเป็นการกระตุ้นแบบเสริมหรือแบบหักล้าง

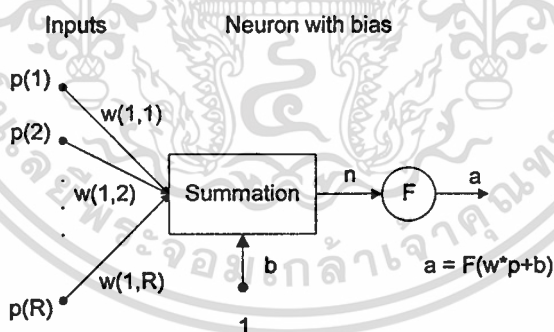
นอกจากที่กล่าวมา โครงข่ายประสาทชีวภาพยังยึดหยุ่นต่อความผิดพลาด (Fault-tolerance) 2 ประเด็นด้วยกัน ประการแรก คือ ความสามารถในการจดจำและจำแนกข้อมูลอินพุตที่แตกต่างจากข้อมูลอินพุตที่เคยได้รับไม่มากนัก ตัวอย่างเช่น ความสามารถในการจำแนกภาพบุคคลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน หรือสามารถจดจำบุคคลที่ไม่ได้พบเห็นกันเป็นเวลานาน ประการที่สองความสามารถ

ในการซ่อมแซมหรือชดเชยความเสียหายของตัวนิวรอนเอง ในสมองมนุษย์เมื่อนิวรอนหนึ่งชำรุดเสียหายก็จะมีการสร้างนิวรอนใหม่ขึ้นมาแทน นั่นคือ ยังคงมีการเรียนรู้ (Learning) อย่างต่อเนื่อง แม้ว่าจะสูญเสียนิวรอนบางส่วน ในบางครั้งนิวรอนที่เหลือจะได้รับการฝึกสอน (Training) เพื่อทำหน้าที่แทนนิวรอนที่ชำรุดเสียหาย

จากจุดเด่นหลายประการของโครงข่ายประสาทชีวภาพผนวกกับเทคโนโลยีด้านคอมพิวเตอร์ การทำงานแต่ละครั้งของอุปกรณ์สารกึ่งตัวนำในคอมพิวเตอร์จะใช้เวลาอยู่ในช่วงนาโนวินาที (10^{-9} s) ซึ่งมีความรวดเร็วมากเมื่อเปรียบเทียบกับการทำงานของสมองมนุษย์ทำให้มีการคิดค้นแนวทางแก้ปัญหาโดยมีโครงสร้างองค์ประกอบและกลไกการแก้ปัญหาลักษณะเดียวกับโครงข่ายประสาทชีวภาพ โดยเรียกว่า โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network)

4.3 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นการใช้ประโยชน์จากความก้าวหน้าของเทคโนโลยี เป็นระบบการประมวลผลข้อมูลที่มีพฤติกรรมบางอย่างเหมือนกับโครงข่ายประสาทชีวภาพ จึงกล่าวได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียม เป็นอัลกอริทึมที่เลียนแบบการเรียนรู้ของสมองมนุษย์ โดยมีองค์ประกอบของโครงสร้างพื้นฐานที่สำคัญดังนี้คือ ยูนิท (Unit), ตัวแปรอินพุท (Input layer), ตัวแปรเอาต์พุท (Output layer) และค่าถ่วงน้ำหนัก (Weighted value) แสดงดังรูปที่ 4.3



รูปที่ 4.3 แสดง โครงสร้างพื้นฐานของ โครงข่ายประสาทเทียม

ซึ่งสามารถสรุปความสัมพันธ์ระหว่างโครงข่ายประสาทชีวภาพกับโครงข่ายประสาทเทียมได้ดังนี้

โครงข่ายประสาทชีวภาพ

ตัวเซลล์ (Cell Body)

เคนไดรด์ (Dendrites)

แอกซอน (Axon)

ไซแนปส์ (Synapse)

โครงข่ายประสาทเทียม

ยูนิท (Unit)

ตัวแปรอินพุท (Input layer)

ตัวแปรเอาต์พุท (Output layer)

ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight value)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3.1 คุณสมบัติและความสามารถของโครงข่ายประสาทเทียม

คุณสมบัติและความสามารถของโครงข่ายประสาทเทียม สามารถสรุปได้ดังนี้คือ

1. โครงข่ายประสาทเทียมไม่ใช่โปรแกรมคอมพิวเตอร์แต่โครงข่ายจะเรียนรู้จากตัวอย่าง
2. มีความยืดหยุ่นสูงจนสามารถจำลองกระบวนการของปัญหาใดๆ ได้
3. มีความสามารถในการจำชุดของคู่อินพุต เอาต์พุตที่มีความซับซ้อนมากจนไม่สามารถจำลองแบบในเชิงความน่าจะเป็นได้
4. มีความสามารถในการปรับตัวเข้ากับการเปลี่ยนแปลงของสิ่งแวดล้อม
5. มีความสามารถในการตอบสนองต่อข้อมูลที่ไม่เคยเห็น
6. ความรู้จะกระจายอยู่ทั่วทั้งโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

4.3.2 ลักษณะของปัญหาที่เหมาะสมกับโครงข่ายประสาทเทียม

ลักษณะของปัญหาที่เหมาะสมกับโครงข่ายประสาทเทียมมีดังนี้คือ

1. ตัวอย่างข้อมูลสำหรับการฝึกสอนประกอบด้วยองค์ประกอบหลายๆ ค่า
2. เอาต์พุตที่ต้องการสามารถเป็นค่าจำนวนเต็ม หรือจำนวนจริงหรือเป็นเวกเตอร์ของจำนวนเต็มหรือจำนวนจริงก็ได้
3. ตัวอย่างของข้อมูลสามารถมีความผิดพลาดปะปนอยู่ได้
4. ไม่มีปัญหากับขั้นตอนการฝึกหัดซึ่งอาจใช้เวลานานมาก
5. ต้องการประเมินผลเอาต์พุตอย่างรวดเร็ว
6. ไม่ต้องการเข้าใจวิธีการแก้ปัญหา ต้องการให้ปัญหาได้รับการแก้ไขเท่านั้น

โครงข่ายประสาทเทียมอาจพิจารณาให้เป็นขั้นตอนวิธีทางคณิตศาสตร์ (Mathematical algorithm) ของโครงข่ายประสาทชีวภาพ โดยตั้งบนพื้นฐานดังนี้

1. หน่วยประมวลผลเรียกว่า นิวรอน การส่งผ่านข้อมูลระหว่างนิวรอนทำได้โดยการเชื่อมโยงระหว่างนิวรอน
2. การเชื่อมโยงแต่ละส่วนจะขึ้นอยู่กับค่าการเชื่อมโยงหรือค่าถ่วงน้ำหนัก
3. ข้อมูลเอาต์พุตถูกกำหนดด้วยฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) ซึ่งปกติความสัมพันธ์ระหว่างผลรวมของข้อมูลอินพุตที่คูณด้วยค่าการเชื่อมโยงกับข้อมูลเอาต์พุตเป็นความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear)

คุณสมบัติของโครงข่ายประสาทเทียมจึงถูกกำหนดด้วยองค์ประกอบทั้งสามส่วน นั่นคือ ส่วนแรกในข้อ 1. เป็นรูปแบบการเชื่อมโยงระหว่างนิวรอนเรียกส่วนนี้ว่า โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนต่อไปในข้อ 2 เป็นการกำหนดค่าของการเชื่อมโยงเรียกส่วนนี้ว่า ขั้นตอนวิธีการฝึกสอนหรือการเรียนรู้ ส่วนสุดท้ายคือข้อ 3 เกี่ยวกับการกำหนดข้อมูลเอาต์พุตโดยฟังก์ชันกระตุ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

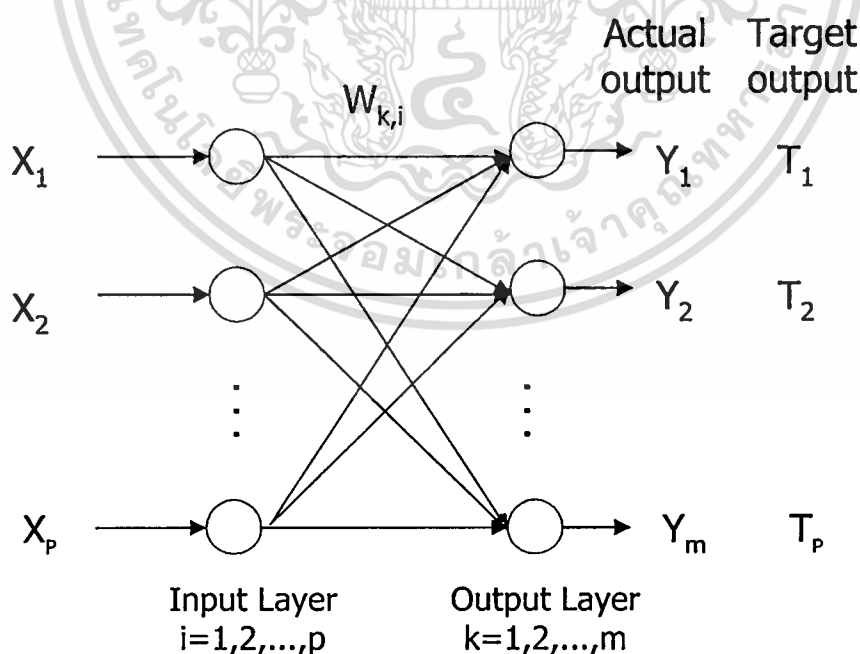
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.4 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม (Architectures of Neural Networks) [23]

ในการสร้างเซลล์ประสาทเพียงหนึ่งเซลล์ โดยใช้แนวความคิดจากเซลล์ประสาทชีวภาพ การจะนำเซลล์ประสาทเทียมมาใช้งานได้นั้น ต้องใช้เซลล์ประสาทเทียมที่มีคุณลักษณะต่างๆ กัน (ค่าถ่วงน้ำหนักจะทำให้คุณสมบัติของเซลล์ประสาทเทียมแต่ละเซลล์มีคุณลักษณะแตกต่างกันไป) มาเชื่อมต่อเซลล์ประสาทหลายๆ ตัวเข้าด้วยกันให้เกิดเป็นลักษณะของโครงข่ายเป็นชั้นๆ หรือที่เรียกว่า เลเยอร์ (Layer) ซึ่งเซลล์ประสาทแต่ละตัวที่อยู่ในชั้นเดียวกันจะไม่มี การเชื่อมต่อถึงกัน ประเภทของโครงสร้างการเชื่อมต่อโครงข่ายประสาทเทียม พอจะแบ่งออกเป็น 3 แบบคือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single Layer Neural Network), โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi Layer Neural Network) และ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแลตทิซ (Lattice Neural Network) ซึ่งแต่ละชนิดก็มีคุณลักษณะเด่นที่แตกต่างกันไป

4.4.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single Layer Neural Network)

จะประกอบไปด้วยเซลล์ประสาทที่จัดเรียงตัวอยู่ในชั้นต่างๆ อันได้แก่ ชั้นอินพุต และชั้นเอาต์พุต สาเหตุที่จัดโครงสร้างแบบนี้เป็นแบบชั้นเดียว เนื่องจากเรานับชั้นเอาต์พุตเพียงชั้นเดียวเท่านั้นว่า เป็นชั้นของเซลล์ประสาท สำหรับชั้นอินพุตเราไม่พิจารณาว่าเป็นชั้นของเซลล์ประสาทก็เพราะเป็นชั้นที่ไม่มีการประมวลใดๆ จะทำหน้าที่เพียงแค่รับข้อมูลอินพุตเข้ามาและส่งต่อให้กับชั้นถัดไปเท่านั้น รูปที่ 4.4 แสดง โครงสร้างของ โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว

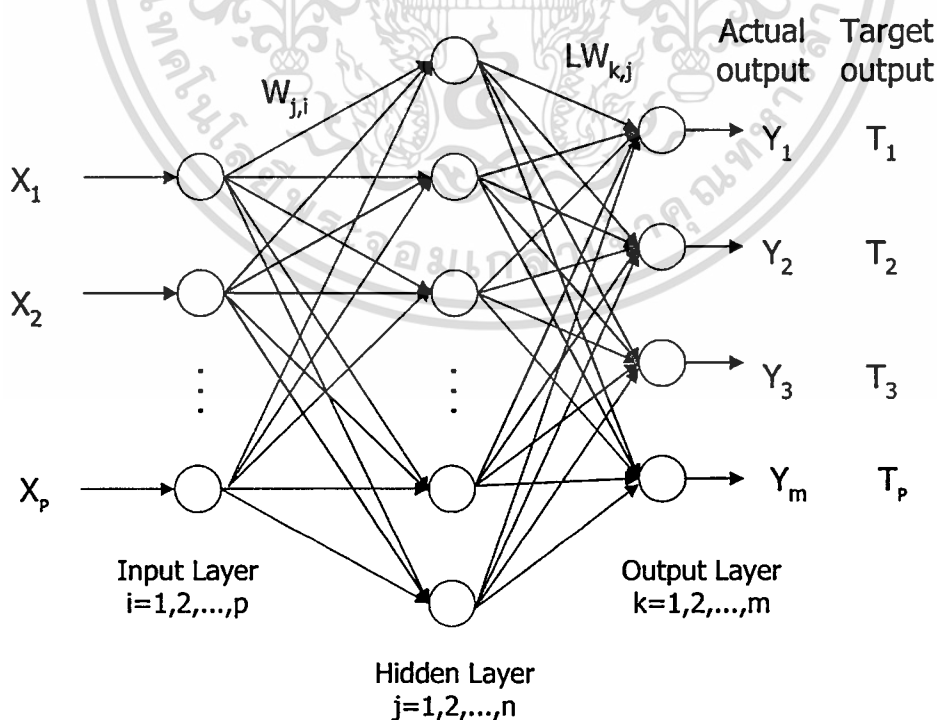


รูปที่ 4.4 แสดง โครงสร้างของ โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว

4.4.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi Layer Neural Network)

สืบเนื่องมาจากในปี 1969 Minsky และ Seymour Papert ได้พิสูจน์ให้เห็นว่า โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวมีข้อจำกัด ไม่สามารถนำมาใช้แก้ปัญหาต่างๆ ในบางกรณีได้ นักวิจัยจึงได้นำเสนอรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ซึ่งมีโครงสร้างประกอบขึ้นจากการจัดเรียงตัวของเซลล์ประสาทตั้งแต่ 2 ชั้นขึ้นไป (ไม่นับรวมชั้นอินพุต) โดยปกติโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นจะประกอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวหลายๆ ตัวต่ออยู่ในโครงสร้างที่มีลำดับชั้นลดหลั่นกันลงไป โดยอยู่ในรูปของการทำงานที่ป้อนไปข้างหน้า (Feedforward) ซึ่งชั้นที่อยู่ระหว่างชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุต เรียกว่า ชั้นซ่อน (Hidden Layer) ซึ่งชั้นซ่อนนี้เองที่เป็นตัวเพิ่มความสามารถให้แก่โครงข่าย ทั้งนี้จำนวนของชั้นซ่อนสามารถมีได้มากกว่า 1 ชั้น จำนวนของชั้นซ่อนและจำนวนของนิวรอนในแต่ละชั้นจะมีค่าไม่คงที่ ซึ่งแต่ละชั้นอาจจะมีจำนวนนิวรอนที่แตกต่างกันขึ้นอยู่กับ کاربرยุกต์ใช้งาน ซึ่งจะเป็นคำถามที่ว่าผู้พัฒนาจะต้องใช้จำนวนชั้นซ่อนเท่าใด และจำนวนนิวรอนต่อชั้นควรเป็นเท่าใด โดยปกติจะใช้กระบวนการตัดและพยายาม (Cut – and – Try Process) นั่นคือ ใช้นิวรอนให้เยอะๆ ไว้ก่อน แล้วค่อยๆ ลดลงจนได้จำนวนน้อยที่สุดที่โครงข่ายประสาทเทียมยังคงเรียนรู้ได้ โดยเทคนิคนี้จะเรียกว่า พรุนนิ่ง (Pruning)

อีกวิธีหนึ่งที่จะทำให้แน่ใจว่า ตัวอย่างที่ใช้ในกระบวนการฝึกสอนโครงข่ายนั้นพอที่จะครอบคลุมข้อมูลทั้งหมดได้ ก็คือพยายามใช้ตัวอย่างที่มีจำนวนมากในการฝึกสอนโครงข่าย เพื่อที่ว่าความรู้ที่มากขึ้นจะเป็นข้อมูลในการสร้างผลตอบสนองของโครงข่ายได้ดีขึ้น



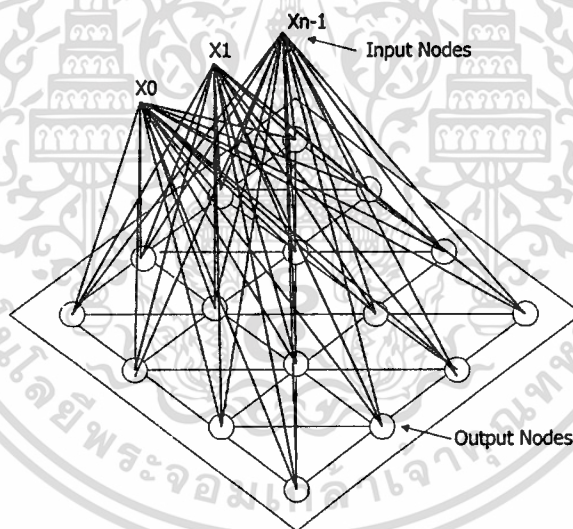
รูปที่ 4.5 แสดง โครงสร้างของ โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 4.5 ชุดข้อมูลเอาต์พุตที่ได้จากชั้นหนึ่งจะถูกส่งให้เป็นข้อมูลอินพุตสำหรับชั้นต่อไป โดยค่าเอาต์พุตในชั้นสุดท้ายซึ่งก็คือ เอาต์พุตของ โครงข่ายประสาทเทียมจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับค่าความผิดพลาดกับค่าเอาต์พุตที่ต้องการ (Target Output) ค่าความผิดพลาดที่คำนวณได้จะนำไปใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของ โครงข่ายประสาทเทียมให้เปลี่ยนไปในทางที่ถูกต้องมากขึ้น

4.4.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแลตทิซ (Lattice Neural Network)

โครงสร้างแบบแลตทิซนี้ อาจจะประกอบด้วยอาร์เรย์ (Array) ของนิวรอนเพียงมิติเดียว (One Dimension) หรือหลายมิติก็ได้ แต่ละนิวรอนจะรับข้อมูลจากโนคอินพุต มิติของโครงสร้างแบบแลตทิซ คือ มิติการจัดเรียงนิวรอน ซึ่งสามารถเปรียบเทียบกับมิติของรูปทรงได้ดังนี้ มิติเดียวสำหรับ โครงสร้างแบบแลตทิซหมายถึง การจัดเรียงนิวรอนในแนวนอนหรือแนวตั้งอย่างใดอย่างหนึ่งเพียงแถวเดียว กรณี 2 มิติสำหรับ โครงสร้างแลตทิซเป็นการจัดเรียงนิวรอนทั้งในแนวนอนและแนวตั้ง และ 2 มิติสำหรับรูปทรงแสดงว่า รูปทรงนั้นมีทั้งความกว้างและความยาว รูปที่ 4.6 แสดงตัวอย่าง โครงสร้างแบบ 2 มิติที่มีขนาดนิวรอน 4x4 นิวรอน



รูปที่ 4.6 แสดง โครงสร้างของ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแลตทิซ

ตัวอย่างของ โครงข่ายประสาทเทียมที่มีการจัดเรียงเช่นนี้ คือ โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Self Organizing Maps ซึ่งจะมี โนคคอมแพ็คติฟที่วางเรียงกันระนาบสองมิติ การเชื่อมโยงภายในระหว่างนิวรอนในชั้นคอมแพ็คติฟมีการเชื่อมโยงอย่างทั่วถึง เมื่อ โนคคอมแพ็คติฟที่รับข้อมูลอินพุตจากชั้นอินพุตแล้ว จะนำข้อมูลไปประมวลผลหาโนคที่เป็นตัวแทนอินพุต โดยเลือกโนคที่ค่าอินพุตและค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมกับ โนคนั้นแตกต่างกันน้อยที่สุด และเรียกโนคนี้ว่า โนคชนะ (winner node) แล้วปรับค่าถ่วงน้ำหนักให้ โนคชนะและ โนคข้างเคียงที่อยู่ในขอบเขตพื้นที่ข้างเคียงที่กำหนดเท่านั้น

4.5 การกำหนดค่าถ่วงน้ำหนัก (Setting the Weights) [23]

ค่าถ่วงน้ำหนัก มีความสัมพันธ์กับอะไร และมีการเปลี่ยนแปลงอย่างไร? นั่นก็เช่นเดียวกันกับเด็กที่คลอคอกออกมาที่มีสมองแล้วแต่สมองยังไม่เจริญเติบโตเพียงพอและยังไม่ได้รับการฝึกสอนและเรียนรู้ เด็กจึงไม่สามารถทำกิจกรรมใดๆ ได้ด้วยตัวเอง เว้นแต่กิจกรรมที่ธรรมชาติสร้างมาพร้อมกับการกำเนิดที่เรียกว่า “สัญชาตญาณ” ซึ่งธรรมชาติใส่คุณลักษณะบางอย่างให้เซลล์สมองบางส่วน ตั้งแต่ทารกเจริญเติบโตอยู่ครรภ์มารดา เช่น ระบบควบคุมการหายใจ, การเรียกร้องเมื่อหิว, ความรู้สึก เป็นต้น เด็กจะพัฒนาการเรียนรู้ไปตามขั้นตอน หลังจากนั้น สมองของเขาจะได้รับการฝึกสอน และเจริญเติบโตไปพร้อมกัน เซลล์สมองจะได้รับการปรับคุณลักษณะสอดคล้องกับการฝึกสอน และจะเจริญเติบโตเป็นโครงข่ายสอดคล้องกัน

โครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นมามีลักษณะเช่นเดียวกัน คือ เมื่อสร้างเสร็จแต่ละเซลล์ประสาทที่สร้างขึ้นมานั้น จะไม่มีคุณลักษณะใดๆเลย เนื่องจากยังไม่มีกำหนดค่าซินแนปติกส์เวกซ์ที่เหมาะสมกับงานที่ต้องการให้กับมัน จึงต้องมีการฝึกสอนเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นมีคุณลักษณะตามที่ต้องการ การฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียมจะกระทำโดยการปรับเปลี่ยนค่าซินแนปติกส์เวกซ์เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมจดจำรูปแบบความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตกับเอาต์พุตได้ โดยในขั้นตอนแรกอาจกำหนดเป็นค่าสุ่มใดๆ (Random weight) ก่อนแล้วถึงปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนักไปตามอัลกอริทึมสมมุติฐาน หลากๆ รอบจนกว่าจะได้เอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม เหมือนกับเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมที่ต้องการ ในเงื่อนไขความผิดพลาดที่ยอมรับได้

เนื่องจากการกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักที่เป็นค่าสุ่มใดๆ โครงข่ายประสาทเทียมจึงยังไม่สามารถแสดงคุณลักษณะใดออกมา การฝึกสอนให้โครงข่ายก็คือ การปรับค่าถ่วงน้ำหนักทุกๆ จุดให้สอดคล้องกับอินพุตหลายๆ แบบ เพื่อให้ได้เอาต์พุตตามความต้องการนั่นเอง การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมจะต้องบรรลุถึงกระบวนการเข้าใจพื้นฐานเสียก่อน คือ การเรียนรู้ในโครงข่ายประสาทเทียมนั้นก็มีขีดจำกัด ปัญหาต่างๆ ผู้ใช้คงต้องแก้ให้มันก่อน แล้วนำผลนั้นไปอ้างอิงสำหรับการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนัก หลังจากปรับจนได้ค่าผิดพลาดที่เอาต์พุตเทียบกับเอาต์พุตเป้าหมายน้อยลงเป็นที่พอใจแล้ว โครงข่ายประสาทเทียมนั้นก็พร้อมที่จะวิเคราะห์อินพุตและให้เอาต์พุตตามลักษณะตัวอย่างที่เขารู้อะไรมา การเรียนรู้จะมีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักหลายๆ รอบ จนค่าถ่วงน้ำหนักสอดคล้องกับตัวอย่างหลายๆ ตัวอย่างแล้วจะสามารถให้เอาต์พุตได้ตามต้องการ พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้ตัวอย่างสำหรับการปรับสอนมากๆ โครงข่ายก็จะมีความแม่นยำสูงขึ้น แต่ก็ใช้เวลาในการปรับสอนเพิ่มขึ้นเช่นกัน

โครงข่ายประสาทเทียมสามารถแบ่งออกเป็น 2 ประเภทใหญ่ๆ ตามลักษณะการเรียนรู้คือ การเรียนรู้แบบควบคุม (Supervised Learning) และการเรียนรู้แบบอิสระ (Unsupervised Learning)

4.5.1 การเรียนรู้แบบควบคุม (Supervised Learning)

การเรียนรู้วิธีนี้จะมีการกำหนดคู่ของการฝึกสอนระหว่างอินพุตกับเอาต์พุตที่ต้องการให้ โครงข่ายประสาทเทียม ที่เรียกว่า เทรนนิ่งแพร์ (Training pairs) โครงข่ายประสาทเทียมจะถูกฝึกสอนไปตามจำนวนของคู่ที่ป้อน (จำนวนคู่ของ อินพุตกับเอาต์พุตที่ต้องการให้ โครงข่ายประสาทเทียมรู้จัก) เอาต์พุตที่คำนวณได้จากโครงข่ายประสาทเทียมจะถูกเปรียบเทียบให้สอดคล้องกับเป้าหมาย ค่าผิดพลาดที่เกิดขึ้นจะถูกป้อนกลับไปยังโครงข่ายประสาทเทียมและเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักให้สอดคล้องกับอัลกอริทึม ที่ทำให้แนวโน้มของค่าผิดพลาดที่เกิดขึ้นระหว่างเอาต์พุตกับเป้าหมายโดยเฉลี่ยมีค่าลดต่ำลง หลังจากฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมจะถูกทดสอบ โดยให้เฉพาะค่าอินพุต แต่ไม่ให้ค่าเอาต์พุตที่ต้องการ และพิจารณาเอาต์พุตที่ได้จาก โครงข่ายประสาทเทียมใกล้เคียงกับค่าเอาต์พุตที่ถูกต้องหรือไม่

4.5.2 การเรียนรู้แบบอิสระ (Unsupervised Learning)

ถึงแม้ว่า อัลกอริทึมแบบควบคุม สามารถจะประยุกต์ใช้เพื่อปรับคุณลักษณะของ โครงข่ายประสาทเทียมได้สำเร็จ แต่ก็ยังมีข้อด้อยอยู่ คือ มันเป็นไปอย่างแบบชีวภาพไม่ได้ และยากที่จะเชื่อได้ว่า กลไกการปรับสอนของสมองที่ต้องการ การเปรียบเทียบระหว่างค่าที่ต้องการกับเอาต์พุตจริง โดยกระบวนการป้อนกลับไปแก้ไขคุณลักษณะของ โครงข่ายประสาทเทียม และถ้าสมมุติว่า สมองมีกลไกเช่นนี้ ต้องมีผู้หาเอาต์พุตที่ต้องการเพื่อนำมาเป็นเป้าหมายตลอดเวลา และจะเอามาจากที่ใด กล่าวโดยสรุปก็คือ ต้องมีผู้คิดเป้าหมายให้กับ โครงข่ายประสาทเทียมก่อน โครงข่ายประสาทเทียมไม่สามารถคิดและปรับคุณลักษณะได้ก่อนด้วยตนเอง ในทางตรงกันข้ามหากพิจารณาทารกเกิด สมองของเขาสามารถจัดระบบเอง ได้อย่างไร การปรับสอนแบบอิสระที่สร้างขึ้นยังคงห่างไกลความเป็นไปได้ ที่จะมีลักษณะการปรับสอนแบบระบบของสมองจนกระทั่งมีการพัฒนาการ ปรับสอนแบบอิสระนี้ขึ้นราวปี 1984 โดย โคโฮเนน (Kohonen) และคณะได้เสนอแนวคิดการปรับสอนแบบไม่ต้องการเป้าหมาย ไม่มีการตัดสินใจด้วยเหตุผลในอุดมคติมาก่อน ชุดของการปรับสอนจะมีเพียง อินพุตเวกเตอร์เท่านั้น อัลกอริทึมปรับสอนจะเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักของ โครงข่ายประสาทเทียม เพื่อสร้างเอาต์พุตที่มีความมั่นคง ถ้าเอาต์พุตมีการเปลี่ยนแปลงไปเล็กน้อย โครงข่ายประสาทเทียมก็ยังสามารถบอกได้ว่าเป็นเอาต์พุตตัวเดิม การฝึกสอนวิธีนี้จะไม่สามารถแก้ปัญหาที่ซับซ้อนได้ ดังนั้นจึงนิยมใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบนี้กับงานง่ายๆ ประเภทการเปรียบเทียบเอกลักษณ์ รูปแบบที่สัมพันธ์กันระหว่างอินพุตและเอาต์พุต ที่ถูกกำหนดโดยโครงข่ายประสาทเทียม

4.6 ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function)

ฟังก์ชันกระตุ้นหรือหนังสือบางเล่มเรียกว่า ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer function) เป็นตัวกำหนดค่าเอาต์พุต ฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมมีอยู่หลายชนิด ดังแสดงในตารางที่ 4.2 เราอาจแบ่งฟังก์ชันกระตุ้นพื้นฐานออกได้เป็น 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)

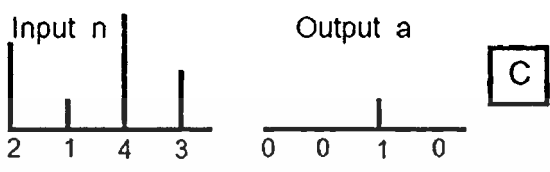
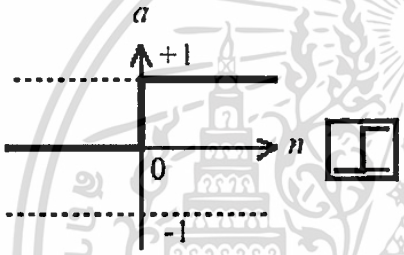
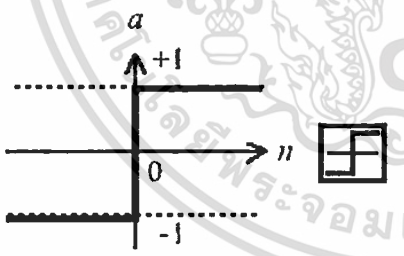
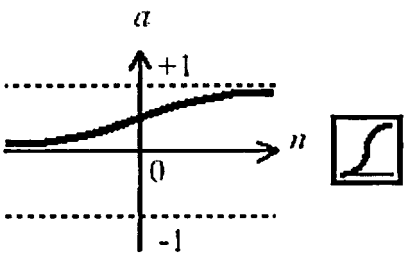
จากฟังก์ชันกระตุ้นพื้นฐานทั้ง 3 ชนิด ฟังก์ชันซิกมอยด์เป็นฟังก์ชันที่ได้รับความนิยมนำมาใช้เป็นฟังก์ชันกระตุ้นของโครงข่ายประสาทเทียมกันมาก เนื่องจากเป็นฟังก์ชันที่เพิ่มขึ้นอย่างสม่ำเสมอ (Smoothness) นอกเหนือจากฟังก์ชันกระตุ้นพื้นฐานทั้งสามแล้วยังสามารถนำความสัมพันธ์ระหว่างชุดข้อมูลในรูปแบบอื่นๆ มาเป็นฟังก์ชันกระตุ้นได้ ตัวอย่างเช่น ฟังก์ชันกระตุ้นแบบคอมแพทิทีฟ (Competitive function)

โดยทั่วไปฟังก์ชันกระตุ้นจะจำกัดช่วงเอาต์พุตอยู่ตั้งแต่ 0 ถึง 1 ในการประยุกต์ใช้งานบางกรณีอาจมีความจำเป็นต้องใช้ฟังก์ชันที่ได้ค่าออกมานอกเหนือช่วงดังกล่าว เช่นต้องการเอาต์พุตอยู่ในช่วงตั้งแต่ -1 ถึง +1 สำหรับการพิจารณาเลือกใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบใดนั้นนับถึงปัจจุบันยังไม่มีข้อกำหนดที่แน่นอน แต่อาจจะพิจารณาจากองค์ประกอบดังต่อไปนี้

1. ความเป็นเชิงเส้น หรือ ไม่เป็นเชิงเส้น
2. ลักษณะของข้อมูลอินพุต
3. ขอบเขตที่ต้องการและลักษณะของข้อมูลเอาต์พุต
4. ปัจจัยอื่นที่มีนัยสำคัญต่อผลตอบแทนของนิเวศหรือโครงข่ายประสาทเทียมโดยรวม

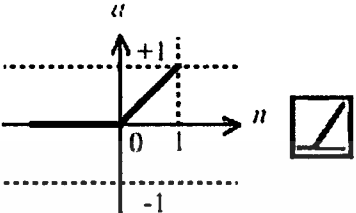
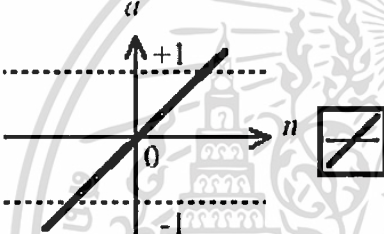
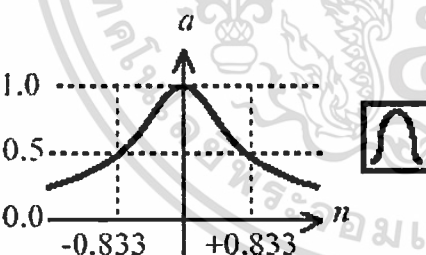
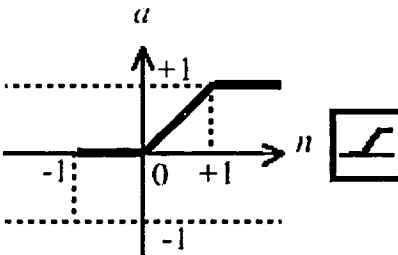
ในบางครั้งอาจเลือกใช้ฟังก์ชันสโตซาสติก (Stochastic function) เป็นฟังก์ชันกระตุ้นในกรณีที่ค่าความน่าจะเป็นของข้อมูลอินพุตมีนัยสำคัญ หรือในบางกรณีอาจเลือกใช้ฟังก์ชันแบบเชิงเส้นและไม่เป็นเชิงเส้นในโครงข่ายประสาทเทียมเดียวกัน ตัวอย่างเช่น โครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี (RBF) ซึ่งใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบไม่เป็นเชิงเส้นในชั้นซ่อน (Hidden layer) ของโครงข่ายประสาท ขณะที่ชั้นเอาต์พุต (Output layer) ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบเป็นเชิงเส้น

ตารางที่ 4.2 แสดงชนิดฟังก์ชันกระตุ้น [25]

ชนิดฟังก์ชันกระตุ้น	สมการฟังก์ชันกระตุ้น
<p>Competitive activation function</p> 	$a(n_i) = \begin{cases} 1; & i = i^* \\ 0; & i \neq i^* \end{cases}$ <p>when</p> $n_p \geq n_i, \forall i$ $i^* \leq i, \forall n_i = n_j$
<p>Hard limit activation function</p> 	$a(n) = \begin{cases} 1 & \text{if } n \geq 0 \\ 0 & \text{if } n < 0 \end{cases}$
<p>Symmetric hard limit activation function</p> 	$a(n) = \begin{cases} 1 & \text{if } n \geq 0 \\ -1 & \text{if } n < 0 \end{cases}$
<p>Log sigmoid activation function</p> 	$a(n) = \frac{1}{1 + e^{-n}}$

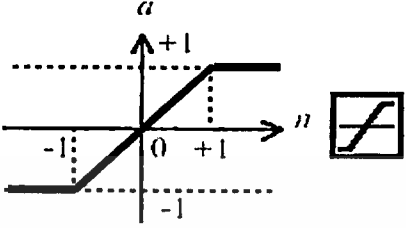
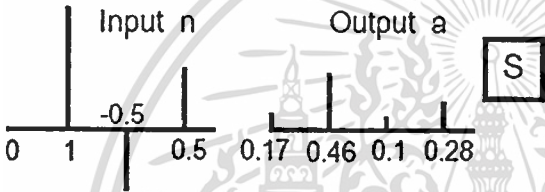
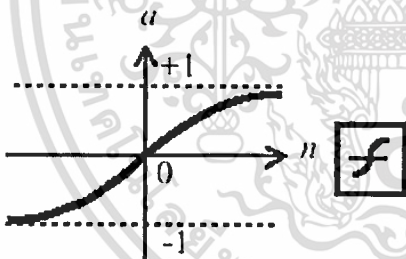
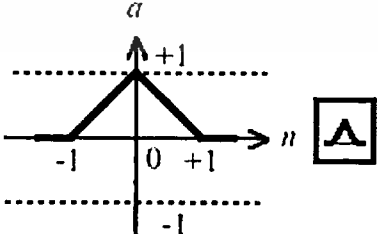
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.2 (ต่อ)

ชนิดฟังก์ชันกระตุ้น	สมการฟังก์ชันกระตุ้น
<p>Positive linear activation function</p> 	$a(n) = \begin{cases} n & \text{if } n \geq 0 \\ 0 & \text{if } n \leq 0 \end{cases}$
<p>Linear activation function</p> 	$a(n) = n$
<p>Radial basis activation function</p> 	$a(n) = e^{-n^2}$
<p>Saturating linear activation function</p> 	$a(n) = \begin{cases} 0 & n \leq 0 \\ n & \text{if } 0 \leq n \leq 1 \\ 1 & 1 \leq n \end{cases}$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.2 (ต่อ)

ชนิดฟังก์ชันกระตุ้น	สมการฟังก์ชันกระตุ้น
<p>Symmetric saturating activation function</p> 	$a(n) = \begin{cases} -1 & n \leq -1 \\ n & \text{if } -1 \leq n \leq 1 \\ 1 & 1 \leq n \end{cases}$
<p>Softmax activation function</p> <p>Input n Output a</p> 	$a(n) = \frac{e^n}{\sum e^n}$
<p>Hyperbolic tangent sigmoid activation function</p> 	$a(n) = \frac{1 - e^{-2n}}{1 + e^{-2n}}$
<p>Triangular basis activation function</p> 	$a(n) = \begin{cases} 1 - n & \text{if } -1 \leq n \leq 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$

4.7 ชนิดของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีอยู่ (Kinds of Neural Networks exist) [26]

ในปัจจุบันมีชนิดของโครงข่ายประสาทเทียมเป็นจำนวนมาก ไม่มีใครรู้อย่างแน่นอนว่ามีอยู่จำนวนเท่าไร ชนิดใหม่ถูกสร้างขึ้นทุกๆ สัปดาห์ ในวิทยานิพนธ์นี้ได้ทำการรวบรวมบางวิธีที่รู้จักกันโดยส่วนมาก

สองชนิดหลักของโครงข่ายคือ ป้อนไปข้างหน้าและป้อนกลับ

1. ในโครงข่ายประสาทเทียมป้อนไปข้างหน้า (feedforward NNs) การเชื่อมโยงระหว่างโหนดไม่อยู่ในรอบหมุนเวียน(วัฏจักร) โครงข่ายประสาทเทียมป้อนไปข้างหน้าโดยส่วนมาก ทำให้เกิดการตอบสนองที่อินพุตอย่างรวดเร็ว โครงข่ายประสาทเทียมป้อนไปข้างหน้าสามารถฝึกสอน โดยใช้ชนิดต่างๆ ของวิธีเกี่ยวกับตัวเลขปกติที่มีประสิทธิภาพ
2. ในโครงข่ายประสาทเทียมป้อนกลับ (feedback or recurrent NNs) มีรอบหมุนเวียน(วัฏจักร) ในการเชื่อมโยง ในบางชนิดโครงข่ายประสาทเทียมป้อนกลับ, แต่ละครั้งอินพุตถูกมอบโครงข่ายประสาทเทียมควรจะวนรอบซ้ำหลายๆ ครั้งเท่าที่ทำได้ ก่อนที่ประมวลผลทำให้เกิดการตอบสนอง โครงข่ายประสาทเทียมป้อนกลับมีความเข้าใจยากกว่าที่จะฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมป้อนไปข้างหน้า

โครงข่ายประสาทเทียมที่แตกต่างกันในชนิดของข้อมูลมีด้วยกัน สองชนิดหลักของข้อมูล คือ แยกประเภท (Categorical) และ เกี่ยวกับปริมาณ (Quantitative)

1. ตัวแปรแยกประเภท (Categorical variables) ใช้ตัวเลขมีขอบเขตที่อาจเกิดขึ้นได้ และมีหลายๆ หรือกรณีตกลงในแต่ละประเภท ตัวแปรแยกประเภทอาจจะมีความสำคัญลักษณะที่ควรนำมาลดอัตราห้สเข้าในตัวเลขก่อนเอาไปที่โครงข่าย เช่น “ผู้ชาย” และ “ผู้หญิง” หรือ “สีแดง”, “สีเขียว” และ “สีน้ำเงิน) ทั้งวิธีเรียนรู้แบบควบคุมดูแลด้วยค่าเป้าหมายแยกประเภท (categorical target values) และการเรียนรู้แบบอิสระด้วยเอาต์พุตแยกประเภท (categorical outputs) เรียกว่า “การแบ่งประเภท” (classification)
2. ตัวแปรเกี่ยวกับปริมาณ (Quantitative variables) เป็นตัวเลขที่ได้จากการวัดของบางคุณสมบัติ เช่น ความยาวในหน่วยเมตร การเรียนรู้ควบคุมดูแลด้วยค่าเป้าหมายเกี่ยวกับปริมาณ (quantitative target values) ถูกเรียกว่า “การถดถอย” (regression)

บางตัวแปรสามารถปฏิบัติได้ทั้งตัวแปรแยกประเภทและตัวแปรเกี่ยวกับปริมาณ เช่น ตัวเลขของเด็กหรือตัวแปรเลขฐานสอง (binary variable) ขั้นตอนวิธีถดถอย (regression algorithms) ส่วนมากสามารถใช้สำหรับแบ่งประเภทด้วยควบคุมดูแล โดยอัตราห้สค่าเป้าหมายแยกประเภทเป็นตัวแปร 0/1 และใช้ตัวแปรเลขฐานสองเหล่านี้สำหรับขั้นตอนวิธีถดถอย ค่าเอาต์พุตของโครงข่ายเป็นความน่าจะเป็นภายหลังเมื่อวิธีฝึกสอนปกติส่วนมากถูกนำมาใช้

ตารางที่ 4.3 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมชนิดต่างๆ [26]

Learning Algorithms	Kinds of network	Group of neural networks	Neural Network
Supervised learning	Feedforward	Linear	<ol style="list-style-type: none"> 1. Hebbian 2. Perceptron 3. Adaline 4. Higher Order 5. Functional Link
		Multilayer perceptron	<ol style="list-style-type: none"> 1. Backprop 2. Cascade Correlation 3. Quickprop 4. RPROP 5. Perceptron
		RBF networks	OLS (Orthogonal Least Squares)
		CMAC (Cerebellar Model Articulation Controller)	-
		Classification only	<ol style="list-style-type: none"> 1. LVQ (Learning Vector Quantization) 2. PNN (Probabilistic Neural Network)
		Regression only	GRNN (General Regression Neural Network)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.3 (ต่อ)

Learning Algorithms	Kinds of network	Group of neural networks	Neural Network	
Supervised learning	Feedback	BAM (Bidirectional Associative Memory)	-	
		Bolzman Machine	-	
		Recurrent time series	1. Backpropagation through time 2. Elman 3. FIR (Finite Impulse Response) 4. Jordan 5. Real-time recurrent network 6. Recurrent backpropagation 7. TDNN (Time Delay NN)	
	Competitive	ARTMAP	-	
		Fuzzy ARTMAP	-	
		Gaussian ATRMAP	-	
		Counterpropagation	-	
		Neocognitron	-	
	Non-learning	Hopfield	-	-
		Various networks for optimization	-	-

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.3 (ต่อ)

Learning Algorithms	Kinds of network	Group of neural networks	Neural Network
Unsupervised learning		Vector Quantization	1. Grossberg 2. Kohonen 3. Conscience
		Self-Organizing Map	1. Kohonen 2. GTM 3. Local Linear
		Adaptive resonance theory	1. ART1 2. ART2 3. ART2-A 4. ART3 5. Fuzzy ART
	Competitive	DCL (Differential Competitive Learning)	-
		Hebbian	-
	Dimension Reduction	Oja	-
		Sanger	-
		Differential Hebbian	-
		Linear autoassociator	-
	autoassociation	BSB (Brain State in a Box)	-
Hopfield		-	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ดังจะเห็นได้จากตารางที่ 4.3 แล้วว่า โครงข่ายประสาทเทียมในปัจจุบันมีหลากหลายชนิด ซึ่งนำไปใช้ในลักษณะงานที่แตกต่างกัน ในหัวข้อถัดไปจะขอกล่าวถึงรายละเอียดเฉพาะ โครงข่ายประสาทเทียมที่ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เท่านั้น

4.8 พื้นฐานแนวคิดของโครงข่ายประสาทเทียม (Basis Algorithm of NNs)

ก่อนที่จะกล่าวถึงพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละชนิด มีตัวพารามิเตอร์บางตัวที่ต้องเข้าใจเสียก่อน ในโครงข่ายประสาทเทียม ข้อมูลหรือตัวอย่าง (sample) ถูกแยกย่อยเสมอเข้าไปในชุดฝึกสอน (Training set), ชุดตรวจสอบ (Validation set) และชุดทดสอบ (Test set) ความแตกต่างระหว่างชุดย่อยเหล่านี้มีความสำคัญมาก ด้วยเหตุที่ชุดตรวจสอบ และทดสอบถูกทำให้สับสนบ่อยๆ ในหนังสือของ Bishop [27] ต้องการอย่างยิ่งที่อ้างอิงในโครงข่ายประสาทเทียมจึงได้เตรียมตามคำอธิบายในหน้า 372

Since our goal is to find the network having the best performance on new data, the simplest approach to the comparison of different networks is to evaluate the error function using data which is independent of that used for training. Various networks are trained by minimization of an appropriate error function defined with respect to a *training data* set. The performance of the networks is then compared by evaluating the error function using an independent *validation set*, and the network having the smallest error with respect to the validation set is selected. This approach is called the *hold out method*. Since this procedure can itself lead to some overfitting to the validation set, the performance of the selected network should be confirmed by measuring its performance on a third independent set of data called a *test set*.

และไม่มีหนังสือในโครงข่ายประสาทเทียมที่เชื่อถือได้มากกว่าหนังสือของ Ripley [28] ในหน้า 354 ซึ่งอธิบายได้ตามนี้

ชุดฝึกสอน (Training set) :

ชุดของตัวอย่างใช้เพื่อเรียนรู้ว่ามีพารามิเตอร์ของการแบ่งประเภทเหมาะสม

ชุดตรวจสอบ (Validation set) :

ชุดของตัวอย่างใช้ปรับพารามิเตอร์ของการประเภท สำหรับตัวอย่างที่เลือกจำนวนของชั้นซ่อนในโครงข่ายประสาทเทียม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชุดทดสอบ (Test set) :

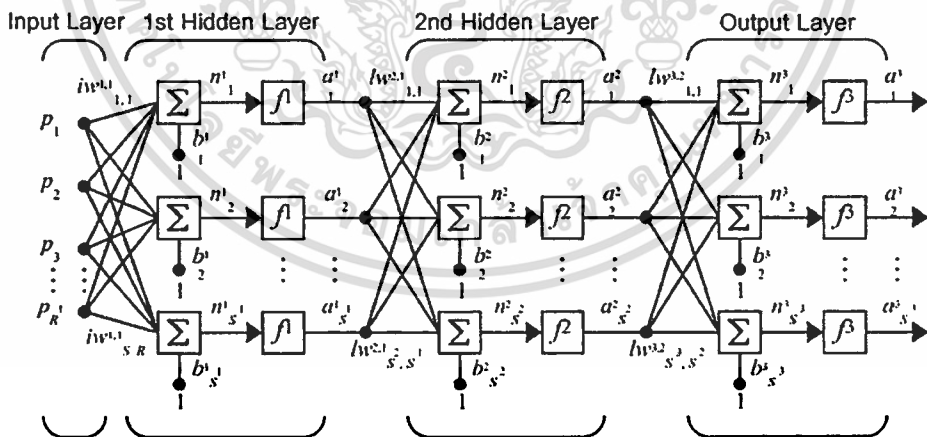
ชุดของตัวอย่างใช้ประเมินพารามิเตอร์ของการแยกประเภทที่ระบุไว้เต็มที่

เมื่อทำความเข้าใจกับพารามิเตอร์เหล่านี้ หัวข้อถัดไปจะขอกกล่าวถึงพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่มีอยู่ในโปรแกรม MATLAB/ Neural Network Toolbox [25]

4.8.1 โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (Back-propagation NN)

4.8.1.1 โครงสร้าง

โครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (Back-propagation neural network : BP) ประกอบด้วยนิวรอนเซลล์ที่เรียงกันอยู่มากกว่า 2 ชั้นกล่าวคือ มีได้ตั้งแต่ 3 ชั้นขึ้นไป ซึ่งประกอบด้วย ชั้นอินพุท (Input layer), ชั้นซ่อน (Hidden layer) และ ชั้นเอาต์พุท (Output layer) ลักษณะของโครงข่ายชนิดนี้เป็นโครงข่ายที่ป้อนไปข้างหน้า โดยมีการเชื่อมโยงในแต่ละชั้นแบบต่อกันหมด นั่นคือ ทุกๆ นิวรอนในชั้นอินพุทจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นซ่อนชั้นแรก และทุกๆ นิวรอนในชั้นซ่อนชั้นแรกจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นถัดไปจนในที่สุดทุกๆ นิวรอนในชั้นซ่อนสุดท้ายจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นเอาต์พุท จากรูปที่ 4.7 แสดงโครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายที่มี 3 ชั้น



รูปที่ 4.7 แสดงแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 ชั้นซ่อน [25]

รูปที่ 4.7 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 ชั้นซ่อน มีอินพุท R ชุด, นิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 เท่ากับ S^1 และ S^2 และมีเอาต์พุท S^3 ชุด สมาชิกของอินพุทเวกเตอร์ P แต่ละตัวจะถูกเชื่อมโยงเข้ากับนิวรอนแต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 ด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก W^1 (เรียกว่า Input weight, $IW^{1,1}$)

ซึ่งเป็นเมตริกซ์ขนาด $S^1 \times R$ และเวกเตอร์ a^1 ซึ่งเป็นผลลัพธ์ของชั้นซ่อนที่ 1 และมีขนาด S^1 จะเป็นอินพุทของชั้นซ่อนที่ 2 สมาชิกแต่ละตัวของเวกเตอร์ a^1 ก็จะถูกเชื่อมเข้ากับนิวรอนแต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 ด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก W^2 (เรียกว่า Layer weight, $LW^{2,1}$) ซึ่งเป็นเมตริกซ์ขนาด $S^2 \times S^1$ เช่นเดียวกันกับชั้นซ่อนที่ 1 เวกเตอร์ a^2 ซึ่งเป็นผลลัพธ์ของชั้นซ่อนที่ 2 และมีขนาด S^2 จะเป็นอินพุทของชั้นข้อมูลเอาต์พุท สมาชิกแต่ละตัวของเวกเตอร์ a^2 จะถูกเชื่อมเข้ากับนิวรอนแต่ละตัวในชั้นข้อมูลเอาต์พุทด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก W^3 ($LW^{3,2}$) ซึ่งเป็นเมตริกซ์ขนาด $S^3 \times S^2$ โดยที่เวกเตอร์ a^3 ซึ่งเป็นเมตริกซ์ขนาด S^3 จะเป็นผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียม

4.8.1.2 แนวคิด [23]

ขั้นตอนการฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ จะสามารถแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอนด้วยกัน คือ ป้อนข้อมูลอินพุทไปข้างหน้า, แพร่ค่าย้อนกลับของค่าผิดพลาดที่เกี่ยวข้อง และปรับค่าถ่วงน้ำหนัก

ระหว่างป้อนไปข้างหน้า จะเริ่มต้นด้วยการนำค่าอินพุทที่ได้รับจากชั้นอินพุทมาคำนวณหาผลรวมที่ได้รับในแต่ละนิวรอน แล้วจึงส่งผลลัพธ์ที่ได้ส่งต่อไปยังชั้นซ่อนที่ 1 แต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 จะทำการคำนวณด้วยฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นนั้น แล้วจึงส่งผลลัพธ์ที่ได้ส่งต่อไปยังชั้นซ่อนที่อยู่ถัดไป ในชั้นซ่อนที่ 2 แต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 จะทำการคำนวณด้วยฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นนั้น จากนั้นส่งผลลัพธ์ที่ได้ส่งต่อไปยังชั้นถัดไป สุดท้าย แต่ละนิวรอนในชั้นเอาต์พุทจะทำการคำนวณด้วยฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นเอาต์พุท เพื่อหาค่าตอบหรือผลตอบสนองของโครงข่ายสำหรับแต่ละรูปแบบข้อมูลที่ป้อนให้ ทิศทางการไหลของข้อมูลเหล่านี้จะเป็นลักษณะเคลื่อนไปข้างหน้าจากชั้นของอินพุท ผ่านชั้นของนิวรอนเซลล์ภายในไปสู่ชั้นเอาต์พุท วิธีการคำนวณของโครงข่ายลักษณะนี้ จึงมีชื่อตามลักษณะดังกล่าวว่า forward-propagation

ขั้นต่อไปจะเป็นการคำนวณแบบ backward-propagation สำหรับขั้นตอนนี้จะเป็นการนำผลลัพธ์ที่ได้จากเอาต์พุทของโครงข่ายมาเปรียบเทียบกับเอาต์พุทเป้าหมายเพื่อคำนวณค่าผิดพลาดที่เกี่ยวข้อง แล้วค่าผลต่างระหว่างเอาต์พุทของโครงข่ายกับเอาต์พุทเป้าหมายที่ได้จากโครงข่ายจะถูกส่งถอยหลังกลับมายังชั้นซ่อนที่ 2 และส่งต่อไปยังนิวรอนต่างๆ ภายในชั้นซ่อนที่ 2 แต่ละโนดจะได้รับค่าผิดพลาดเพียงบางส่วนขึ้นอยู่กับว่านิวรอนเซลล์นั้นเป็นตัวที่ส่งผลมากหรือน้อยไปสู่เอาต์พุทนั้น เพื่อปรับค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นเอาต์พุทกับชั้นซ่อนที่ 2 กระบวนการของการส่งค่าความผิดพลาดกลับมานั้นจะทำซ้ำกับชั้นถัดลงมาอีกจนกระทั่งทุกโนดในโครงข่ายได้รับส่วนแบ่งค่าความผิดพลาดนั้น

ขั้นตอนสุดท้ายจะนำค่าผิดพลาดที่ได้มาใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก ซึ่งค่าถ่วงน้ำหนักจะเปลี่ยนไปมากหรือน้อยขึ้นอยู่กับปริมาณของค่าความผิดพลาดที่ได้รับ กระบวนการจะกลับไป

ทำซ้ำในขั้นตอนแรกจนกระทั่งค่าผิดพลาดที่ได้มีค่าน้อยกว่าค่าผิดพลาดต่ำสุดที่กำหนดไว้ ต่อไปเป็นรายละเอียดของการทำงานในแต่ละขั้นตอน

1. แพร่ค่าป้อนไปข้างหน้า (Forward-propagation)

เมื่อข้อมูลอินพุตปรากฏบนชั้นอินพุต ($P_R, R = 1, \dots, R$) สัญญาณจากชั้นอินพุตทั้งหมดจะถูกส่งไปตามสายเชื่อมโยงไปยังนิวรอนเซลล์ในชั้นถัดไป แต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 ถูกเชื่อมโยงด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก ($iw_{S^1,R}^{1,1} = S^1 = 1, \dots, S^1$) จะทำการคำนวณสัญญาณอินพุตของนิวรอนเซลล์ในชั้นซ่อนที่ 1 ได้จากสมการ

$$net_{S^1} = b_{S^1} + \sum_{R=1}^R iw_{S^1,R}^{1,1} P_R \tag{4.1}$$

ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเพื่อคำนวณสัญญาณเอาต์พุต (a^1) ในชั้นซ่อนที่ 1

$$a^1 = f(net_{S^1}) \tag{4.2}$$

เมื่อ สัญญาณเอาต์พุต (a^1) ในชั้นซ่อนที่ 1 เอาต์พุตที่ได้ส่งต่อไปยังชั้นซ่อนที่ 2 โดยแต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 ถูกเชื่อมโยงด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก ($lw_{S^2,S^1}^{2,1} = S^2 = 1, \dots, S^2$) จะทำการคำนวณสัญญาณอินพุตของนิวรอนเซลล์ในชั้นซ่อนที่ 2 ได้จากสมการ

$$net_{S^2} = b_{S^2} + \sum_{S^1=1}^{S^1} lw_{S^2,S^1}^{2,1} a^1 \tag{4.3}$$

ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเพื่อคำนวณสัญญาณเอาต์พุต (a^2) ในชั้นซ่อนที่ 2

$$a^2 = f(net_{S^2}) \tag{4.4}$$

เมื่อ สัญญาณเอาต์พุต (a^2) ในชั้นซ่อนที่ 2 เอาต์พุตที่ได้ส่งต่อไปยังชั้นเอาต์พุต โดยแต่ละนิวรอนในชั้นเอาต์พุต ถูกเชื่อมโยงด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก ($lw_{S^3, S^2}^{3,2} = S^3 = 1, \dots, S^3$) จะทำการคำนวณสัญญาณอินพุตของนิวรอนเซลล์ในชั้นเอาต์พุต ได้จากสมการ

$$net_{S^3} = b_{S^3} + \sum_{S^2=1}^{S^2} lw_{S^3, S^2}^{3,2} a^2 \quad (4.5)$$

ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเพื่อคำนวณสัญญาณเอาต์พุต (a^3) ในชั้นเอาต์พุต

$$a^3 = f(net_{S^3}) \quad (4.6)$$

2. แพร่ค่าย้อนกลับของค่าผิดพลาด (Back-propagation of error)

ในแต่ละนิวรอนของชั้นเอาต์พุต ค่าผิดพลาดของโครงข่ายจะเป็นผลต่างระหว่างเอาต์พุตเป้าหมายกับเอาต์พุตของโครงข่าย ($t^3 - a^3$) ค่าผิดพลาดที่ได้จะถูกส่งกลับเข้ามายังโครงข่ายในรูปของสัญญาณค่าผิดพลาด (error signal) การหาสัญญาณค่าผิดพลาดที่ชั้นเอาต์พุต หาได้จากสมการ

$$\delta^3 = (t^3 - a^3) f'(net_{S^3}) \quad (4.7)$$

คำนวณค่าถ่วงน้ำหนักที่เกี่ยวข้อง (ใช้เพื่อปรับปรุ้งค่าถ่วงน้ำหนัก $lw_{S^3, S^2}^{3,2}$ หลังจากนั้น) โดยที่ α คือ อัตราการเรียนรู้ (Learning rate)

$$\Delta lw_{S^3, S^2}^{3,2} = \alpha \delta^3 a^2 \quad (4.8)$$

คำนวณค่าไบอัส (bias) ที่เกี่ยวข้อง (ใช้เพื่อปรับปรุง $b_{S^3}^3$ หลังจากนี้)

$$\Delta b_{S^3}^3 = \alpha \delta^3 \quad (4.9)$$

และส่ง δ^3 ไปที่ชั้นซ่อนที่ 2

ในแต่ละนิเวรอนของชั้นซ่อนที่ 2 การหาสัญญาณค่าผิดพลาดที่ชั้นซ่อนที่ 2 หาได้จากสมการ

$$\delta^2 = \sum_{S^3=1}^{S^3} \delta^3 w_{S^3, S^2}^{3,2} f'(net_{S^2}) \quad (4.10)$$

คำนวณค่าถ่วงน้ำหนักที่เกี่ยวข้อง (ใช้เพื่อปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนัก $w_{S^2, S^1}^{2,1}$ หลังจากนี้)

$$\Delta w_{S^2, S^1}^{2,1} = \alpha \delta^2 a^1 \quad (4.11)$$

คำนวณค่าไบอัส (bias) ที่เกี่ยวข้อง (ใช้เพื่อปรับปรุง $b_{S^2}^2$ หลังจากนี้)

$$\Delta b_{S^2}^2 = \alpha \delta^2 \quad (4.12)$$

และส่ง δ^2 ไปที่ชั้นซ่อนที่ 1

ในแต่ละนิเวรอนของชั้นซ่อนที่ 1 การหาสัญญาณค่าผิดพลาดที่ชั้นซ่อนที่ 1 หาได้จากสมการ

$$\delta^1 = \sum_{S^2=1}^{S^2} \delta^2 w_{S^2, S^1}^{2,1} f'(net_{S^1}) \quad (4.13)$$

คำนวณค่าถ่วงน้ำหนักที่เกี่ยวข้อง (ใช้เพื่อปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนัก $iW_{S^1,R}^{1,1}$ หลังจากนี้)

$$\Delta iW_{S^1,R}^{1,1} = \alpha \delta^1 P_R \quad (4.14)$$

คำนวณค่าไบอัส (bias) ที่เกี่ยวข้อง (ใช้เพื่อปรับปรุง $b_{S^1}^1$ หลังจากนี้)

$$\Delta b_{S^1}^1 = \alpha \delta^1 \quad (4.15)$$

3. ขั้นตอนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัส

ถ้าหากมีข้อผิดพลาดเกิดขึ้น ค่าผิดพลาดที่คำนวณได้จะถูกนำมาใช้ในการปรับน้ำหนักเพื่อให้โครงข่ายได้ผลลัพธ์ที่ถูกต้อง การปรับน้ำหนักสำหรับแต่ละนิวรอนในชั้นเอาต์พุต คำนวณได้จาก

$$iW_{S^3,S^2}^{3,2}(new) = iW_{S^3,S^2}^{3,2}(old) + \Delta iW_{S^3,S^2}^{3,2} \quad (4.16)$$

ส่วนการปรับน้ำหนักของชั้นซ่อนที่ 2 การทำงานจะเป็นเช่นเดียวกับสมการที่ 4.16 แต่ตัวแปรต่างๆ จะเป็นของชั้นซ่อนอยู่ สำหรับแต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 ซึ่งสามารถหาได้จาก

$$iW_{S^2,S^1}^{2,1}(new) = iW_{S^2,S^1}^{2,1}(old) + \Delta iW_{S^2,S^1}^{2,1} \quad (4.17)$$

สำหรับแต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1

$$iW_{S^1,R}^{1,1}(new) = iW_{S^1,R}^{1,1}(old) + \Delta iW_{S^1,R}^{1,1} \quad (4.18)$$

การปรับค่าถ่วงน้ำหนักจะปรับทีละชั้นจากชั้นเอาต์พุตกลับไปยังชั้นอินพุต เมื่อเสร็จสิ้นก็จะกลับสู่ส่วนของป้อนไปข้างหน้าอีกครั้ง เพื่อหาค่าเอาต์พุตของโครงข่ายใหม่มาเปรียบเทียบกับ

ค่าเอาต์พุตเป้าหมาย และดำเนินการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในส่วนของแพร่ค่าย้อนกลับเช่นนี้ สลับกันไป โดยวัฏจักรของการคำนวณหาค่าความผิดพลาดและการปรับน้ำหนักจะคงดำเนินต่อไปจนกระทั่งค่าความผิดพลาดต่ำกว่าที่กำหนดไว้ค่าหนึ่งแล้วจึงหยุดกระบวนการ ค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้จะเป็นค่าที่เหมาะสมสำหรับทุกคู่ของอินพุตและค่าเป้าหมาย ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ การคำนวณหาความผิดพลาดรวมของตัวอย่าง หาได้จากค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดยกกำลังสอง (Mean-square error, MSE) ระหว่างคำตอบที่แท้จริง (t_i^3) กับผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียม (a_i^3) ในสมการ (4.19)

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i^3 - a_i^3)^2 \quad (4.19)$$

โดยที่ N = จำนวนชุดของข้อมูลฝึกสอน

ในขั้นตอนการปรับน้ำหนักที่กล่าวมาข้างต้น เป็นหลักการพื้นฐานแต่ลำดับขั้นตอนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสของการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Feed-forward Neural Networks โดยใช้ Neural Network Toolbox นั้นมีอยู่หลายวิธี อาทิเช่น Levenberg-Maquardt algorithm, Resilient Backpropagation, Conjugate Gradient เป็นต้น แต่ละวิธีก็จะมีประสิทธิภาพและความรวดเร็วในการฝึกสอนแตกต่างกัน ตามที่ระบุไว้ใน Neural Network Toolbox User's Guide นั้น Levenberg-Maquardt algorithm มีประสิทธิภาพและความรวดเร็วในการฝึกสอนสูงที่สุดในการศึกษาข้างต้นได้นำเอาลำดับขั้นตอนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสวิธีนี้มาใช้ โดยมีลำดับขั้นตอนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส ดังสมการที่ 4.20

$$X_{(new)} = X_{(old)} + \Delta X = X_{(old)} + [J^T \cdot J + \alpha I]^{-1} \cdot J^T \cdot e \quad (4.20)$$

โดยที่ x	คือ ค่าถ่วงน้ำหนัก(w) และค่าไบแอส (b)
J	คือ จาคอบีเยนเมตริกซ์ (Jacobian matrix) ของอนุพันธ์ของค่าผิดพลาด(แต่ละค่า) ต่อค่า x (แต่ละค่า)
J ^T	คือ Transpose matrix ของ J
e	คือ เมตริกซ์ของค่าผิดพลาด (Error) ระหว่างคำตอบ (Target , t ³) กับค่าที่โครงข่ายประสาทเทียมคำนวณได้ (Answer , a ³)
I	คือ Identity matrix

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\text{จาโคเบียนเมตริกซ์ของ (w) } J(w) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1}{\partial w_{1,1}} & \frac{\partial e_1}{\partial w_{1,2}} & \dots & \frac{\partial e_1}{\partial w_{1,s^2}} \\ \frac{\partial e_2}{\partial w_{2,1}} & \frac{\partial e_2}{\partial w_{2,2}} & \dots & \frac{\partial e_2}{\partial w_{2,s^2}} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \frac{\partial e_s}{\partial w_{s,1}} & \frac{\partial e_s}{\partial w_{s,2}} & \dots & \frac{\partial e_s}{\partial w_{s,s^2}} \end{bmatrix} \quad (4.21)$$

$$\text{จาโคเบียนเมตริกซ์ของค่า (b) } J(b) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1}{\partial b_1} \\ \frac{\partial e_2}{\partial b_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial e_s}{\partial b_s} \end{bmatrix} \quad (4.22)$$

$$\text{เมตริกซ์ของค่าผิดพลาด} \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_{s^3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_1^3 - a_1^3 \\ t_2^3 - a_2^3 \\ \vdots \\ t_{s^3}^3 - a_{s^3}^3 \end{bmatrix} \quad (4.23)$$

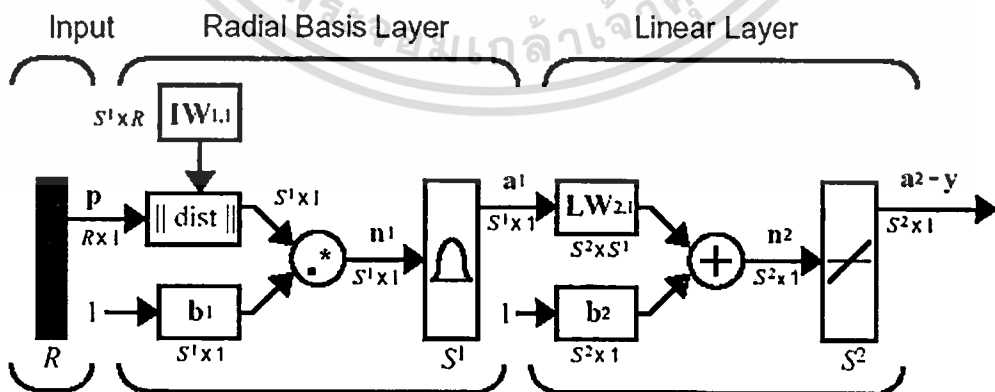
โครงข่ายประสาทเทียมที่ฝึกสอนด้วยกฎการเรียนรู้แบบแพร่ค่าย้อนกลับนั้น จะมีจำนวนนิวรอนในชั้นข้อมูลอินพุต และชั้นข้อมูลเอาต์พุตคงที่ ซึ่งเท่ากับจำนวนของอินพุต และเอาต์พุตของปัญหานั้นเอง ส่วนจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนนั้นสามารถปรับเปลี่ยนได้ตามความเหมาะสม และไม่มีจำนวนที่เป็นสูตรสำเร็จ ดังนั้นในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมจึงต้องมีการปรับเปลี่ยนจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน เพื่อให้หาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ให้ค่าผิดพลาดระหว่างระหว่างค่าตอบที่แท้จริงกับผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียมต่ำที่สุด (มีประสิทธิภาพสูงที่สุด) จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนนอกจากจะมีผลต่อประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมแล้วยังมีผลต่อระยะเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนอีกด้วย โครงข่ายที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนน้อย จะใช้เวลาในการฝึกสอนน้อยกว่าโครงข่ายที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนมาก เมื่อฝึกสอนด้วยเงื่อนไขเดียวกัน แต่อย่างไรก็ตาม ไม่สามารถสรุปได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนมากจะมีประสิทธิภาพสูงกว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนน้อย

4.8.2 โครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี (Radial Basis Function NN)

โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับและชนิดฟังก์ชันฐานรัศมีเป็นสองชนิดของโครงข่ายประสาทเทียมที่นิยมใช้กัน โดยทั้งสองชนิดนี้มีลักษณะโครงสร้างพื้นฐานและการประมวลผลที่แตกต่างกัน กล่าวคือ โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับมีจำนวนชั้นซ่อนมากกว่าหรือเท่ากับหนึ่งชั้น และฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นซ่อนสามารถใช้ได้ทั้ง Log-sigmoid หรือ Tangent-sigmoid (ดังแสดงในตารางที่ 4.2) นอกจากนี้ในชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับจะทำการประมวลผลระหว่างค่าอินพุตกับค่าถ่วงน้ำหนักโดยใช้ผลคูณภายใน (Inner products) ในขณะที่โครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมีมีจำนวนชั้นซ่อนเพียงแต่ชั้นเดียว และใช้ฟังก์ชันกระตุ้นชนิด Radial basis (ดังแสดงในตารางที่ 4.2) เท่านั้น ส่วนการประมวลผลระหว่างค่าอินพุตกับค่าถ่วงน้ำหนักจะใช้การคำนวณระยะห่างยูคลิดีียน (Euclidean distance)

4.8.2.1 โครงสร้าง

โครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี (Radial basis function neural network : RBF) ประกอบด้วยนิวรอนเซลล์ที่เรียงกันอยู่มากกว่า 2 ชั้น กล่าวคือ มีได้ตั้งแต่ 3 ชั้นขึ้นไป ซึ่งประกอบด้วย ชั้นอินพุต (Input layer), ชั้นซ่อนหรือบางครั้งเรียกว่า ชั้นฐานรัศมี (Radial basis layer) และ ชั้นเอาต์พุตหรือบางครั้งเรียกว่าชั้นเชิงเส้น (Linear layer) ลักษณะของโครงข่ายชนิดนี้เป็นโครงข่ายที่ป้อนไปข้างหน้า โดยมีการเชื่อมโยงในแต่ละชั้นแบบต่อกันหมด นั่นคือ ทุกๆ นิวรอนในชั้นอินพุตจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นฐานรัศมี และทุกๆ นิวรอนในชั้นฐานรัศมีจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นเอาต์พุต จากรูปที่ 4.8 แสดงโครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี



รูปที่ 4.8 แสดงแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี [25]

รูปที่ 4.8 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี มีอินพุต R ชุด, นิวรอนในชั้นฐานรัศมี เท่ากับ S' และมีเอาต์พุต S^2 ชุด สมาชิกของอินพุตเวกเตอร์ P แต่ละตัวจะถูกเชื่อมเข้ากับนิวรอนแต่ละนิวรอนในชั้นฐานรัศมีด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก W^1 (เรียกว่า Input weight, $IW^{1'}$) ซึ่งเป็นเมทริกซ์ขนาด $S' \times R$ และเวกเตอร์ a' ซึ่งเป็นผลลัพธ์ของชั้นฐานรัศมี โดยมีขนาด S' จะเป็นอินพุตของชั้นเชิงเส้นหรือชั้นเอาต์พุต สมาชิกแต่ละตัวของเวกเตอร์ a' ก็จะถูกเชื่อมเข้ากับนิวรอนแต่ละนิวรอนในชั้นเชิงเส้น ด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก W^2 (เรียกว่า Layer weight, $LW^{2'}$) ซึ่งเป็นเมทริกซ์ขนาด $S^2 \times S'$ เช่นเดียวกับกับชั้นฐานรัศมี โดยที่ เวกเตอร์ a^2 ซึ่งเป็นเมทริกซ์ขนาด S^2 จะเป็นผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียม

4.8.2.2 แนวคิด [27,29]

ขั้นตอนการฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี จะสามารถแบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอนด้วยกัน คือ ป้อนข้อมูลอินพุตไปข้างหน้าและกระบวนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักด้วย OLS

ระหว่างป้อนไปข้างหน้า จะเริ่มต้นด้วยการนำค่าอินพุตที่ได้รับจากชั้นอินพุตมาคำนวณหาระยะห่างกับค่าถ่วงน้ำหนักในแต่ละนิวรอน แล้วจึงส่งผลลัพธ์ที่ได้ส่งต่อไปคำนวณฟังก์ชันกระตุ้นชนิดฐานรัศมี จากนั้นส่งผลลัพธ์ที่ได้ส่งต่อไปยังชั้นเอาต์พุตซึ่งอยู่ถัดไป ในชั้นเอาต์พุต แต่ละนิวรอนในชั้นเอาต์พุต จะทำการคำนวณหาผลรวมที่ได้รับในแต่ละนิวรอนกับค่าไบอัส แล้วจึงส่งผลลัพธ์ที่ได้ส่งไปคำนวณกับฟังก์ชันกระตุ้นชนิดเชิงเส้น เพื่อหาค่าตอบหรือผลตอบสนองของโครงข่ายสำหรับแต่ละรูปแบบข้อมูลที่ป้อนให้ ทิศทางการไหลของข้อมูลเหล่านี้จะเป็นลักษณะเคลื่อนไปข้างหน้า

ขั้นตอนสุดท้ายจะนำค่าผิดพลาดที่ได้มาใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักด้วยกระบวนการเรียนรู้ Orthogonal Least Squares (OLS) โดยในกระบวนการนี้ค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นฐานรัศมีจะเปลี่ยนไปตามจำนวนนิวรอนในชั้นฐานรัศมี ($MN = 1, \dots, N$) และจะทำซ้ำกระบวนการนี้ไปจนกระทั่งจำนวนนิวรอนในชั้นฐานรัศมีมีค่าเท่ากับจำนวนชุดฝึกสอน หรือจนกว่าค่าผิดพลาดที่ได้มีค่าน้อยกว่าค่าผิดพลาดรวมยกกำลังสอง (Sum-square error, SSE) ที่ได้กำหนดไว้ในสมการ (4.24) จึงจะไม่มีกรปรับค่าถ่วงน้ำหนักใดๆ ทั้งสิ้น

$$SSE = \sum_{i=1}^N (t_i^2 - a_i^2)^2 \quad (4.24)$$

ต่อไปเป็นรายละเอียดของการทำงานในแต่ละขั้นตอน

เมื่อข้อมูลอินพุตปรากฏบนชั้นอินพุต ($P_R, R = 1, \dots, R$) สัญญาณจากชั้นอินพุตทั้งหมดจะถูกส่งมาตามสายเชื่อมโยงไปยังนิวรอนเซลล์ในชั้นถัดไป ในช่วงรอบแรกๆ แต่ละนิวรอนใน

ชั้นฐานรัศมี ถูกเชื่อมโยงด้วยค่าถ่วงน้ำหนักที่อยู่ในชั้นฐานรัศมี ($iw_{MN,R}^{1,1} = MN = 1, \dots, N$) (โดยจะกำหนดให้มีขนาดของค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นฐานรัศมีมีขนาดเล็กแล้วจึงค่อยๆ เพิ่มขนาดของค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นฐานรัศมีเพิ่มขึ้นตามจำนวนรอบที่คำนวณ) ขณะนั้น จะทำการคำนวณสัญญาณเอาต์พุตของนิวรอนเซลล์ในชั้นฐานรัศมี (a^1) ได้จากสมการ

$$a_{MN}^1 = \exp\left(-\frac{\|P_R - iw_{MN,R}^{1,1}\|^2}{2\sigma_{MN}^2}\right) \quad (4.25)$$

จากสมการที่ 4.25 สามารถนำมาเขียนสมการใหม่ได้เป็น

$$a^1 = \exp\left(-\sqrt{\sum_{R=1}^R (iw_{MN,R}^{1,1} - P_R)^2 * b_{MN}^1}\right)^2 \quad (4.26)$$

$$\text{โดยที่ } b_{MN}^1 = \frac{\sqrt{-\ln(0.5)}}{\text{spread}} = \frac{0.8326}{\text{spread}}$$

spread คือ ค่ากระจายของฟังก์ชันกระตุ้นชนิดฐานรัศมี (พิจารณาตามตารางที่ 4.2)

เมื่อ สัญญาณเอาต์พุต (a^1) ในชั้นฐานรัศมี เอาต์พุตที่ได้ส่งต่อไปยังชั้นเอาต์พุต โดยแต่ละนิวรอนในชั้นเอาต์พุต ถูกเชื่อมโยงด้วยค่าถ่วงน้ำหนักที่อยู่ในชั้นเอาต์พุต ($lw_{S^2,MN}^{2,1} = S^2 = 1, \dots, S^2$) จะทำการคำนวณสัญญาณอินพุตของนิวรอนเซลล์ในชั้นเอาต์พุตได้จากสมการ

$$\text{net}_{S^2} = b_{S^2}^2 + \sum_{S^1=1}^{S^1} lw_{S^2,MN}^{2,1} a_{MN}^1 \quad (4.27)$$

ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเพื่อคำนวณสัญญาณเอาต์พุต (a^2) ในชั้นเอาต์พุต

$$a^2 = f(\text{net}_{S^2}) \quad (4.28)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การปรับค่าถ่วงน้ำหนักจะปรับ โดยเพิ่มจำนวนรอบที่ละรอบ และดำเนินการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเช่นนี้ ไปเรื่อยๆ จนกระทั่งค่าความผิดพลาดต่ำกว่าที่กำหนดไว้ค่าหนึ่งแล้วจึงหยุดกระบวนการเรียนรู้ OLS ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี นอกจากนี้จะปรับค่าถ่วงน้ำหนักโดยเพิ่มจำนวนรอบแล้ว ยังสามารถทำการเพิ่มค่ากระจายของฟังก์ชันกระตุ้นชนิดรัศมี (*spread*) ควบคู่กันไป เพื่อค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสที่ได้จะเป็นค่าที่เหมาะสมสำหรับทุกคู่ของอินพุตและค่าเป้าหมาย

4.8.3 โครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น (Probabilistic Neural Network)

หลายๆ ประโยชน์(ข้อดี) เสนอโดยโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ได้มีการกระตุ้นความพยายามเพื่อแยกประเภทด้วยวิธีเบย์เซียน (Bayesian) เข้าไปสู่แบบจำลองทั่วไป โครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น (PNN) มีโครงสร้างโดยใช้ความคิดจากทฤษฎีความน่าจะเป็นการแบ่งประเภท (Classical probability theory) เช่น การแบ่งประเภทของเบย์เซียน (Bayesian) และ ตัววิเคราะห์แบ่งประเภทสำหรับฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็น (probability density functions : PDFs) เพื่อทำเป็นรูปแบบให้กับ โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับรูปแบบการแบ่งประเภท โครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นถูกใช้อย่างประสบความสำเร็จเกี่ยวกับการแก้ปัญหาหลากหลายกลุ่มของปัญหาการแบ่งประเภท ถึงแม้ว่า โครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นยังไม่เคยประเมินอย่างเต็มที่ที่จะเปรียบเทียบกับเทคนิคอื่น ถ้าโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้ปฏิบัติตามคุณสมบัติ โครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นอาจจะปรากฏเป็นวิธีของการเลือกสำหรับปัญหาการแบ่งประเภทที่แตกต่างมากมายน

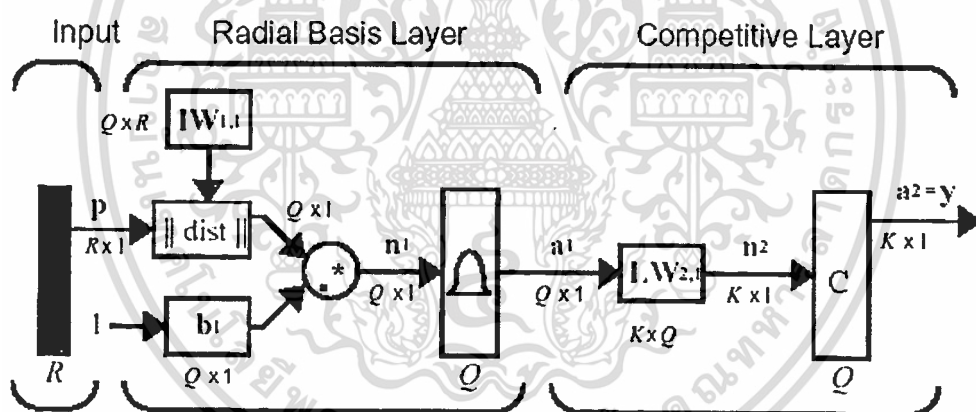
โครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นถูกนำเสนอข้อดีหรือประโยชน์หลักดังนี้

1. การฝึกสอนอย่างรวดเร็ว การฝึกสอนซ้ำๆ ที่ใช้เวลาเป็นวันหรือสัปดาห์ของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP) ถูกแทนที่โดยการเรียนรู้หรือฝึกสอนที่น้อยกว่าในชุดฝึกสอน
2. ข้อมูลฝึกสอนเพียงพอ โครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นถูกรับประกันเพื่อเข้าสู่แยกประเภทด้วยเบย์เซียน (Baysian) ทั้งที่การตัดสินใจตามความพอใจที่ซับซ้อน สัมพันธ์ระหว่างเวกเตอร์ฝึกสอนและการแบ่งประเภท เหล่านี้ไม่สามารถรับประกันด้วยโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP)
3. แนวคิดโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นยอมให้ข้อมูลเพิ่มหรือลบจากชุดฝึกสอนปราศจากการฝึกสอนใหม่ทีนานเกินไป ในขณะที่การแก้ไข (การเปลี่ยนแปลง) ใดๆ ชุดฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP) โดยทั่วไปจะต้องทำซ้ำในกระบวนการฝึกสอนทั้งหมด

4. การเรียนรู้ โครงข่ายมีความสามารถเรียนรู้สลับซับซ้อนสัมพันธ์ระหว่างเวกเตอร์ฝึกสอน และการแบ่งประเภทที่ถูกต้องเหล่านั้น
5. หลักการทั่วไป อินพุตที่คล้ายกัน แต่ไม่เหมือนกัน ในจุดฝึกสอนเหล่านั้นจะมีกำหนดขอบเขตภายในเพื่อแบ่งประเภทอย่างเหมาะสม ดังนั้น ข้อผิดพลาดหรือ การฝึกสอนไม่สมบูรณ์หรือข้อมูลอินพุตที่ไม่สมกันจะไม่มีผลกระทบต่อความถูกต้องการแบ่งประเภท

4.8.3.1 โครงสร้าง

โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น (Probabilistic neural network : PNN) ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ประกอบด้วย ชั้นอินพุต (Input layer), ชั้นซ่อนหรือบางครั้งเรียกว่า ชั้นฐานรัศมี (Radial basis layer) และ ชั้นเอาต์พุตหรือบางครั้งเรียกว่าชั้นคอมแพติทิฟ (Competitive layer) ลักษณะของโครงข่ายชนิดนี้เป็นโครงข่ายที่ป้อนไปข้างหน้า โดยมีการเชื่อมโยงในแต่ละชั้นแบบต่อถึงกันหมด นั่นคือ ทุกๆ นิวรอนในชั้นอินพุตจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นฐานรัศมี และทุกๆ นิวรอนในชั้นฐานรัศมีจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นเอาต์พุต จากรูปที่ 4.9 แสดงโครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น

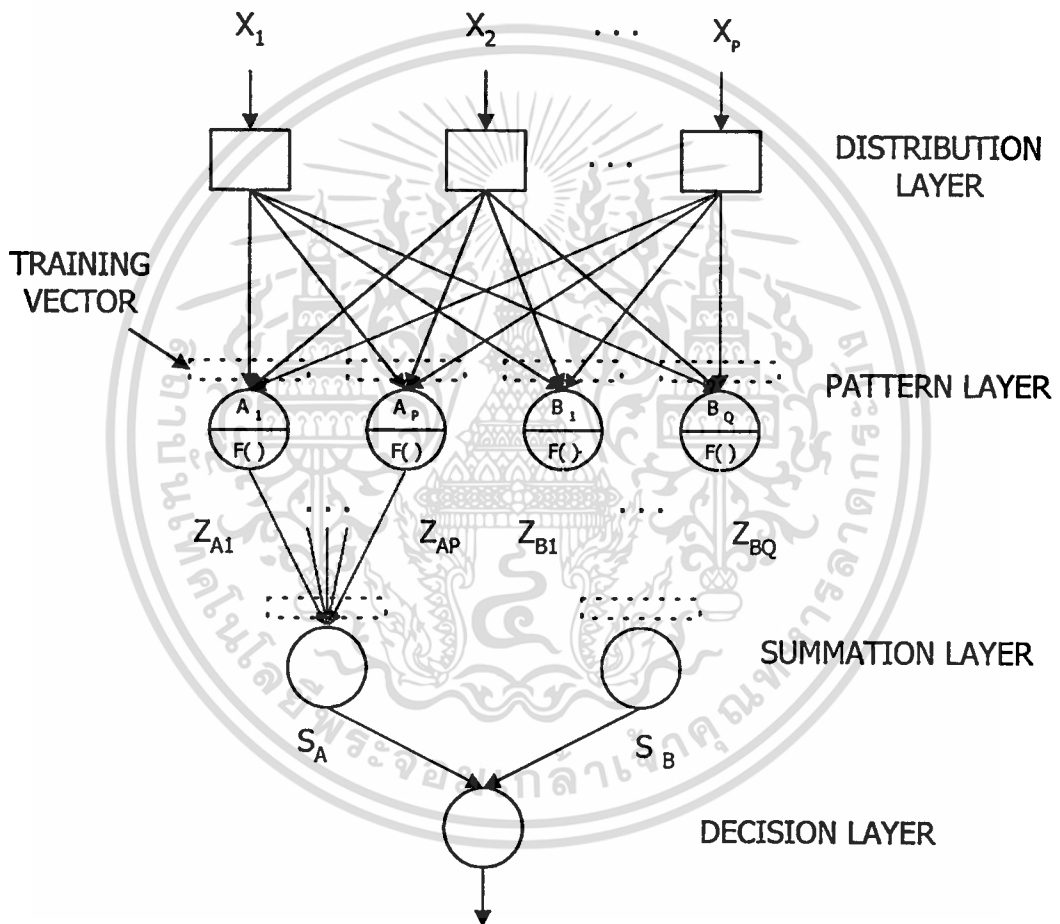


รูปที่ 4.9 แสดงแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น [25]

รูปที่ 4.9 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น มีอินพุต R จุด, นิวรอนในชั้นฐานรัศมี เท่ากับ Q และมีเอาต์พุต K จุด สมาชิกของอินพุตเวกเตอร์ P แต่ละตัวจะถูกเชื่อมเข้ากับนิวรอนแต่ละนิวรอนในชั้นฐานรัศมีด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก W^1 (เรียกว่า Input weight, $IW^{1,1}$) ซึ่งเป็นเมตริกซ์ขนาด $Q \times R$ และเวกเตอร์ a^1 เป็นผลลัพธ์ของชั้นฐานรัศมี โดยมีขนาด Q จะเป็นอินพุตของชั้นคอมแพติทิฟหรือชั้นเอาต์พุต สมาชิกแต่ละตัวของเวกเตอร์ a^1 จะถูกเชื่อมเข้ากับนิวรอนแต่ละนิวรอนในชั้นคอมแพติทิฟ ด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก W^2 (เรียกว่า Layer weight, $LW^{2,1}$) ซึ่งเป็นเมตริกซ์ขนาด $K \times Q$ เช่นเดียวกันกับชั้นฐานรัศมี โดยที่ เวกเตอร์ a^2 ซึ่งเป็นเมตริกซ์ขนาด K จะเป็นผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียม

4.8.3.2 แนวคิด [27,30]

โครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นที่พัฒนาในช่วงยุคแรกจะทำงานด้วยตัวแบ่งประเภทของเบย์เซียน (Bayesian) สำหรับแบ่งประเภทเวกเตอร์อินพุตเข้าสู่หนึ่งในสองประเภท (ประเภท A และ B) ประกอบด้วยโครงสร้างสี่ชั้น คือ ชั้นการกระจาย (distribution layer) หรือบางครั้งเรียกว่า ชั้นอินพุต (Input layer), ชั้นรูปแบบ (pattern layer), ชั้นผลรวม (summation layer) และชั้นสุดท้าย เรียกว่า ชั้นการตัดสินใจ (decision layer) หรือบางครั้งเรียกว่า ชั้นเอาต์พุต (Output layer) ดังแสดงในรูปที่ 4.10



รูปที่ 4.10 แสดงแบบจำลองพื้นฐานสำหรับ โครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น [30]

จากรูปที่ 4.10 ทฤษฎีเบย์ส (Bayes theorem) เตรียมวิธีสำหรับดำเนินการแบ่งประเภทอย่างเหมาะสม กฎการตัดสินใจเบย์ส (Bayes) กล่าวไว้ว่า เวกเตอร์อินพุตควรจะถูกแบ่งประเภทเหมาะสมกับประเภท A ถ้า

$$D(x) = \theta_A \text{ ถ้า } h_{A1} I_{A1} f_A(x) > h_{B1} I_{B1} f_B(x) \quad (4.29)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้ดูแลเห็นนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อ $D(x)$ คือ การตัดสินใจ (เอาต์พุต) ของเวกเตอร์ทดสอบ x

θ_A คือ ประเภท A

h_A คือ ความน่าจะเป็นที่เกิดขึ้นของเวกเตอร์ฝึกสอนสำหรับประเภท A มีค่าเป็น $\frac{n_A}{n_{total}}$

l_A คือ ความสูญเสียจากการวางเวกเตอร์ไม่เหมาะสมเข้าสู่ประเภท B ทั้งที่ควรจะเหมาะสมกับประเภท A

$f_A(x)$ คือ ฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็นสำหรับประเภท A

$h_B, l_B, f_B(x)$ และ θ_B มีค่านิยามที่เหมือนกันแต่จะประยุกต์ใช้สำหรับประเภท B

โครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นใช้ตัวประมาณดังนี้สำหรับฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็น

$$f_A(x) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2}} \frac{1}{\sigma^p} \frac{1}{n_A} \sum_{i=1}^{n_A} \exp \left[-\frac{(X - Y_{Ai})^T (X - Y_{Ai})}{2\sigma^2} \right] \quad (4.30)$$

เมื่อ i คือ จำนวนเวกเตอร์ฝึกสอน

p คือ จำนวนขององค์ประกอบในเวกเตอร์ฝึกสอน

σ คือ ค่าตัวแปรทำให้ราบเรียบ

n_A คือ จำนวนของเวกเตอร์ฝึกสอนในประเภท A

X คือ เวกเตอร์ทดสอบที่จะนำมาแบ่งประเภท

Y_{Ai} คือ เวกเตอร์ฝึกสอนตัวที่ i สำหรับประเภท A

t คือ การสลับตำแหน่งเวกเตอร์ (vector transpose)

สัมพันธ์ภาพกับโครงข่ายประสาทเทียมปกติ อาจจะเคยพบอย่างชัดเจนเป็นส่วนใหญ่ ถ้าทั้งเวกเตอร์ฝึกสอนและเวกเตอร์ทดสอบถูกนอร์มัลไลซ์ (normalized) ในกรณีนอร์มัลไลซ์เทอมเอกซ์โพเนนเชียล (exponential) ในสมการที่ 4.30 อาจจะถูกทำให้เข้าใจง่ายเป็น $(X - X_{Ri})^T (X - X_{Ri})$ และอธิบายเป็น

$$(X^T X - 2X^T X_{Ri} + X_{Ri}^T X_{Ri}) \quad (4.31)$$

แต่ $X^T X = X_{Ri}^T X_{Ri} = 1$ เนื่องจากการนอร์มัลไลซ์ (normalization) ดังนั้นสมการนี้กลายเป็น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$-2(X^t X_{Ri} - 1) \quad (4.32)$$

เพราะฉะนั้น

$$D(X) = \theta_R \text{ ถ้า } \sum_{i=1}^{nR} \exp\left[\frac{X^t X_{Ri} - 1}{\sigma^2}\right] \geq \sum_{i=1}^{nS} \exp\left[\frac{X^t X_{Ri} - 1}{\sigma^2}\right] \quad (4.33)$$

โครงข่ายในรูปที่ 4.10 สามารถแบ่งประเภท สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นออกเป็น 2 ประเภท เวกเตอร์อินพุต $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ ถูกแบ่งประเภทเพื่อเป็นการประยุกต์นิวรอนในชั้นการกระจาย (distribution layer) ชั้นนี้เหมาะสำหรับเป็นจุดเชื่อมโยงเท่านั้น (นิวรอนไม่มีการคำนวณ)

ชุดของค่าถ่วงน้ำหนักเข้าชั้นรูปแบบ (pattern layer) นิวรอนแสดงเวกเตอร์ฝึกสอนจำเพาะ แต่ละค่าถ่วงน้ำหนักมีค่าองค์ประกอบของเวกเตอร์นั้น นอกจากนี้ นิวรอนชั้นรูปแบบถูกจัดเป็นกลุ่มการแบ่งประเภทที่ไวจดจำซึ่งสัมพันธ์กับเวกเตอร์ฝึกสอน แต่ละนิวรอนชั้นรูปแบบ (pattern layer) ผลรวมค่าถ่วงน้ำหนักอินพุตจากทุกๆ นิวรอนชั้นกระจาย (distribution layer) ดังนั้นใช้ฟังก์ชันไม่เป็นเชิงเส้น $f(\bullet)$ เพื่อผลรวมจนกระทั่งประมวลผลเอาต์พุต Z_{ci} เมื่อตัวห้อยตัวแรก (c) แสดงชั้นของเวกเตอร์ฝึกสอนที่เชื่อมโยง และตัวห้อยที่สอง (i) แสดงนิวรอนชั้นรูปแบบ (pattern layer) ที่คำนวณในชั้นนั้น

เนื่องจากชุดของค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมโยงกับนิวรอนรูปแบบ (pattern neuron) แสดงถึงเวกเตอร์ฝึกสอน $X_{Ri} = (X_{R1}, X_{R2}, \dots, X_{Rn})$ นิวรอนรูปแบบจะทำการคำนวณ $X_{R1}X_1 + X_{R2}X_2 + \dots + X_{Rn}X_n = X_{Ri}^t X_i$ ผลคูณแบบจุด (dot product) จำเป็นเพื่อนำไปดำเนินการกับสมการที่ 4.30 Z_{ci} ถูกคูณด้วย 1 หารด้วย σ^2 และประยุกต์ใช้ฟังก์ชันเอกซ์โพเนนเชียล (exponential function) ดังนั้น ผลลัพธ์จึงได้เป็น

$$Z_{ci} = \exp\left[\frac{X_{Ri}^t X_i - 1}{\sigma^2}\right] \quad (4.34)$$

แต่ละนิวรอนในชั้นผลรวม (Summation layer) ได้รับเอาต์พุตชั้นรูปแบบ (pattern layer) ทั้งหมดเชื่อมโยงกับประเภทที่ยื่นให้ ถ้า 10 นิวรอนในชั้นรูปแบบ (pattern layer) แต่ละตัวคำนวณฟังก์ชันเอกซ์โพเนนเชียล สำหรับประเภทที่ 1 เอาต์พุตชั้นรูปแบบ (pattern layer) ทั้งหมดถูก

รวมตัวด้วยนิเวรอนชั้นผลรวม (Summation layer) เพียงหนึ่งเดียว ดังนั้นเอาต์พุตของแต่ละนิเวรอนชั้นผลรวม (Summation layer) คือ

$$S_c = \sum_{i=1} \exp \left[\frac{X^t X_{Ri} - 1}{\sigma^2} \right] \quad (4.35)$$

ในชั้นตัดสินใจ (decision layer) แต่ละนิเวรอนที่แทนแต่ละประเภทจะทำการเปรียบเทียบค่าตอบเอาต์พุตให้มีเพียงหนึ่งเดียวและมีค่าเป็น 1 กล่าวคือ ถ้า S_a มีขนาดมากกว่า S_b จะมีค่าเป็นหนึ่ง แต่ถ้าไม่ใช่จะมีค่าเป็นศูนย์ ด้วยเหตุนี้ การแสดงประเภทของเวกเตอร์อินพุตปัจจุบัน เทคนิคนี้สามารถถูกนำไปขยายอย่างง่าย ๆ เพื่อตัดสินใจจำนวนของประเภท โดยเพิ่มกลุ่มของนิเวรอนชั้นรูปแบบ (pattern layer) และนิเวรอนชั้นผลรวม (Summation layer) สำหรับแต่ละประเภท

จากที่กล่าวมาข้างต้น เป็นขั้นตอนแนวคิดพื้นฐาน ต่อไปจะเป็นขั้นตอนของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นที่มีอยู่ใน โปรแกรม MATLAB/ Neural Network Toolbox ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้

จากรูปที่ 4.9 เมื่อข้อมูลอินพุตปรากฏบนชั้นอินพุต ($P_R, R = 1, \dots, R$) สัญญาณจากชั้นอินพุตทั้งหมดจะถูกส่งไปตามสายเชื่อมโยงไปยังนิเวรอนเซลล์ในชั้นถัดไป ในช่วงรอบแรกๆ แต่ละนิเวรอนในชั้นฐานรัศมี ถูกเชื่อมโยงด้วยค่าถ่วงน้ำหนักที่อยู่ในชั้นฐานรัศมี ($iw_{Q,R}^{1,1} = Q = N$) ขณะนั้น จะทำการคำนวณสัญญาณเอาต์พุตของนิเวรอนเซลล์ในชั้นฐานรัศมี (a') ได้จากสมการ

$$a_Q^1 = \exp \left(- \frac{\|P_R - iw_{Q,R}^{1,1}\|^2}{2\sigma_Q^2} \right) \quad (4.36)$$

จากสมการที่ 4.36 สามารถนำมาเขียนสมการใหม่ได้เป็น

$$a^1 = \exp \left(- \sqrt{\sum_{R=1}^R (iw_{Q,R}^{1,1} - P_R)^2 * b_Q^1} \right)^2 \quad (4.37)$$

$$\text{โดยที่ } b_Q^1 = \frac{\sqrt{-\ln(0.5)}}{\text{spread}} = \frac{0.8326}{\text{spread}}$$

spread คือ ค่ากระจายของฟังก์ชันกระตุ้นชนิดฐานรัศมี (พิจารณาตามตารางที่ 4.2)

เมื่อ สัญญาณเอาต์พุต (a^1) ในชั้นฐานรัศมี เอาต์พุตที่ได้ส่งต่อไปยังชั้นเอาต์พุต โดยแต่ละนิวรอนในชั้นเอาต์พุต ถูกเชื่อมโยงด้วยค่าถ่วงน้ำหนักที่อยู่ในชั้นเอาต์พุต ($lw_{K,Q}^{2,1}$) จะทำการคำนวณสัญญาณอินพุตของนิวรอนเซลล์ในชั้นเอาต์พุต ได้จากสมการ

$$net_K = \sum_{K=1}^K lw_{K,Q}^{2,1} a_Q^1 \quad (4.38)$$

ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเพื่อคำนวณสัญญาณเอาต์พุต (a^2) ในชั้นเอาต์พุต

$$a^2 = f(net_K) \quad (4.39)$$

การปรับค่าถ่วงน้ำหนักจะปรับโดยเพิ่มจำนวนรอบค่ากระจายของฟังก์ชันกระตุ้นชนิดฐานรัศมี (*spread*) ที่ละรอบ และดำเนินการปรับค่าไบอัสและค่าถ่วงน้ำหนักเช่นนี้ ไปเรื่อยๆ จนกระทั่งหมดจำนวนรอบที่ฝึกสอนจึงจะหยุดการฝึกสอน

บทที่ 5

การจำลองและวิเคราะห์ฟอลต์

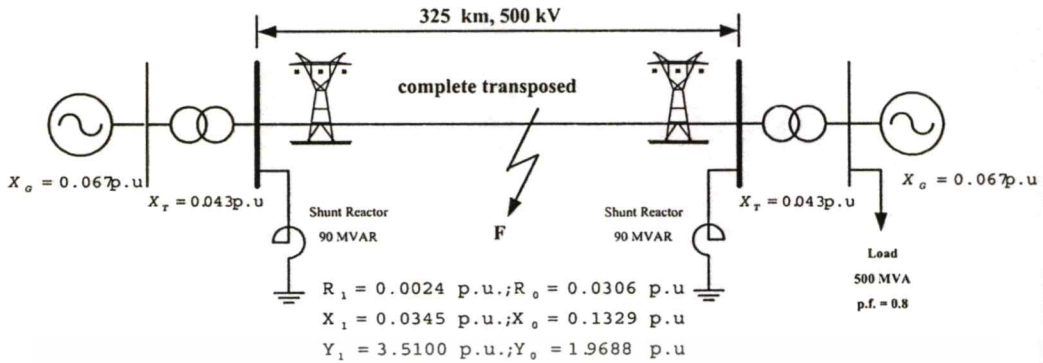
วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ทำการจำลองฟอลต์บนสายส่งด้วยโปรแกรม ATP/EMTP [31,32] ซึ่งเป็นโปรแกรมที่นิยมใช้ในการจำลองทรานเซียนต์ในระบบกำลังไฟฟ้ารวมถึงสัญญาณฟอลต์ด้วย พร้อมทั้งนำใช้โปรแกรม MATLAB/Wavelet and Neural Network Toolbox [16,25] ในการวิเคราะห์ฟอลต์โดยมีรายละเอียดในการจำลองฟอลต์และวิเคราะห์ฟอลต์ดังต่อไปนี้

5.1 การจำลองฟอลต์

เพื่อศึกษาพฤติกรรมของสัญญาณฟอลต์ที่เกิดขึ้นบนสายส่งและตอบสนองความต้องการในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่ต้องการข้อมูลจำนวนมาก แต่ฟอลต์เป็นสิ่งที่ผิดปกติในระบบไฟฟ้าในทางปฏิบัติแล้วไม่สามารถทดลองในระบบจริงได้ จึงมีความจำเป็นที่ต้องสร้างแบบจำลองทางไฟฟ้าขึ้นมา ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงได้จำลองปรากฏการณ์การเกิดฟอลต์ในสายส่ง โดยอาศัยโปรแกรม ATPDraw for Windows version 1.4 ที่ได้รับการพัฒนามาจากโปรแกรม ATP/EMTP หรือ Alternative Transients Program / Electromagnetic Transients Program ซึ่งช่วยในการสร้างแบบจำลองในระบบไฟฟ้าโดยเฉพาะเพื่อใช้สำหรับการศึกษาพฤติกรรมตอบสนองทางด้านทรานเซียนต์เมื่อคุณสมบัติของระบบจำลองเปลี่ยนไป โปรแกรมนี้มีการใช้งานและได้รับการยอมรับอย่างกว้างขวางว่ามีความเหมาะสมในด้านการจำลองแบบดิจิทัลสำหรับปรากฏการณ์ทรานเซียนต์ของคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า และให้ผลตอบสนองเหมือนกับปรากฏการณ์ทางด้านคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าของจริงในระบบไฟฟ้า

5.1.1 แบบจำลองในการจำลองสัญญาณฟอลต์

เนื่องจากในสภาวะที่เกิดฟอลต์นั้นจะมีการเปลี่ยนแปลงของรูปแบบของเหตุการณ์เกิดขึ้น ดังนั้นเพื่อให้สามารถวิเคราะห์ฟอลต์ได้ครอบคลุมในหลายรูปแบบมากที่สุด จึงทำการสร้างระบบจำลองแบบ 2 บัต์ ขึ้นมา ดังรูปที่ 5.1



รูปที่ 5.1 แสดงระบบจำลอง ความยาว 325 km

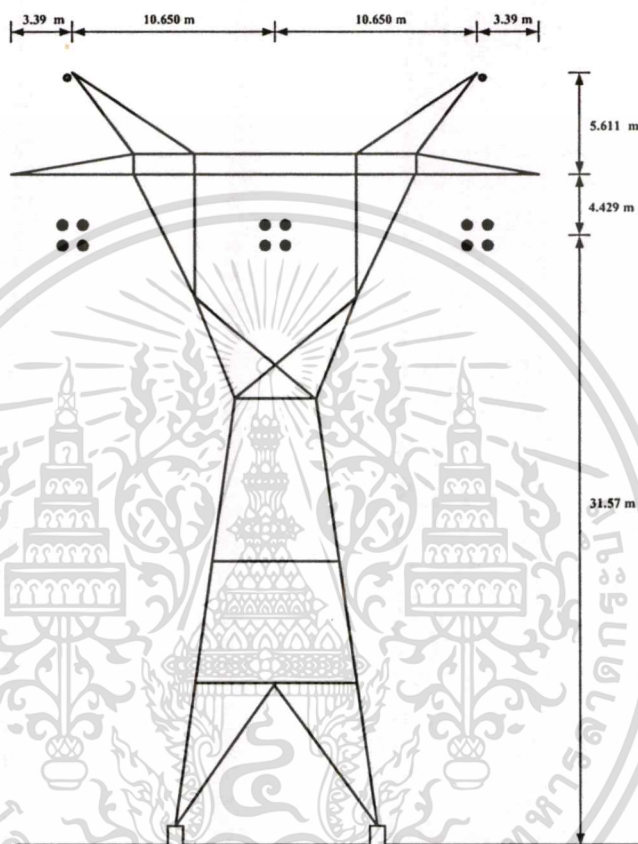
ระบบจำลองเป็นสายส่งแบบยาว (Long line) ซึ่งในทางปฏิบัติจะมีการไขว้สลับสายเพื่อทำให้มีค่าอิมพีแดนซ์ในแต่ละเฟสเท่ากันและมีติดตั้งรีแอคเตอร์ชานาน (Shunt reactor) ซึ่งในที่นี้ได้อ้างอิงระบบจากสายส่งแม่เมาะถึงท่าตะโก (325.6 กิโลเมตร) ที่มีการติดตั้งรีแอคเตอร์ชานานขนาด 90 MVAR

5.1.2 แบบจำลองสายส่ง [33]

ในการศึกษาฟลด์ที่เกิดบนสายส่งมีความจำเป็นอย่างยิ่งที่ต้องคำนวณพารามิเตอร์ต่างๆ ของสายส่งให้ถูกต้องเพื่อนำไปใช้สำหรับการจำลองฟลด์ เนื่องจากสัญญาณฟลด์จะมีการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่ที่สูงกว่าความถี่พื้นฐานอยู่มาก ดังนั้นจึงต้องเลือกรูปแบบในการคำนวณให้เหมาะสมด้วย การคำนวณพารามิเตอร์ของสายส่งนั้นมีให้เลือกใช้อยู่ด้วยกันหลายรูปแบบ แต่สำหรับการศึกษาทฤษฎีของคลื่นเดินทางหรือการศึกษาสภาวะทรานเซียนต์จะใช้สายส่งในรูปแบบของพารามิเตอร์ขึ้นอยู่ความถี่ (Frequency – dependent parameter) [34] หรือนิยมเรียกกันว่า J. marti ซึ่งจะมีการคำนวณอย่างละเอียดโดยพารามิเตอร์ในการคำนวณจะเปลี่ยนไปตามความถี่ที่ใช้คำนวณรูปแบบของ J. marti นี้จะเหมาะสมกับการศึกษาผลของคลื่นเดินทาง และสามารถนำไปใช้ในการศึกษาสภาวะทรานเซียนต์ต่างๆ รวมถึงการจำลองฟลด์บนสายส่งโดยไม่ต้องแบ่งช่วงของวงจรด้วย ดังนั้นในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงเลือกใช้รูปแบบของ J. marti ในการสร้างแบบจำลองของสายส่ง

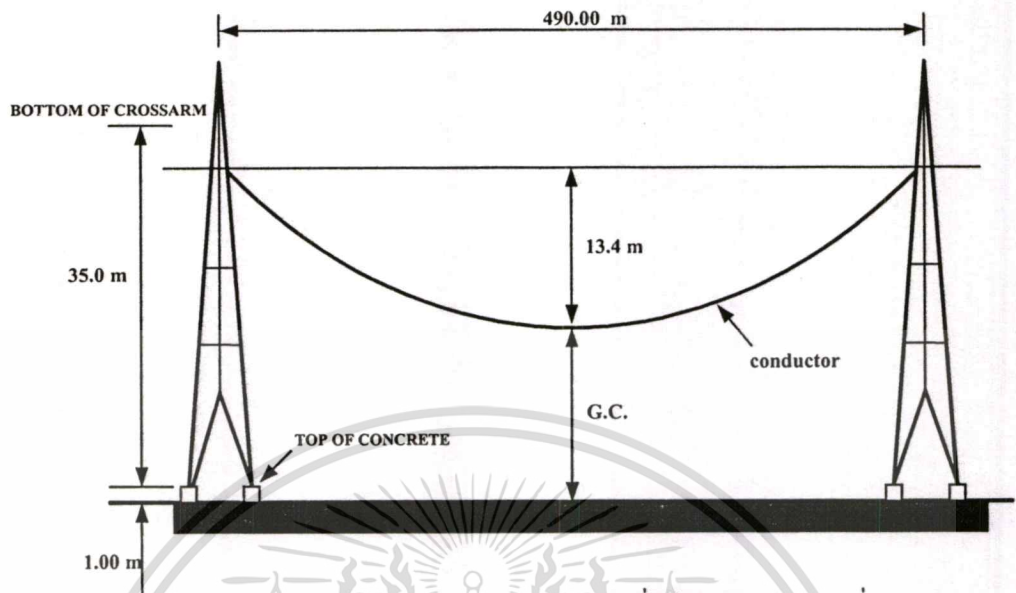
5.1.2.1 โครงสร้างของสายส่ง 500 kV [35]

ในวิทยานิพนธ์นี้ได้ใช้แบบจำลองสายส่งระบบ 500 kV แบบวงจรเดี่ยว (Single circuit) ซึ่งเป็นสายส่งที่มีใช้งานจริง จากโรงไฟฟ้าแม่เมาะถึงสถานีไฟฟ้าท่าตะโก (MM3 – TTK) โดยสามารถแสดงลักษณะโครงสร้างของเสา (Tower) ที่ใช้ได้ดังรูปที่ 5.2



รูปที่ 5.2 แสดงเสาแบบ SL ที่ใช้กับสายส่งวงจรเดี่ยว 500 kV

สำหรับการคำนวณพารามิเตอร์ของแบบจำลองสายส่งนั้นเนื่องจากในทางปฏิบัติระยะห่างของเสา (Span) และระยะหย่อน (Sag) นั้นจะมีลักษณะไม่สม่ำเสมอ (Non – uniform) ขึ้นอยู่กับสถานที่ในการติดตั้ง แต่เพื่อความสะดวกในการคำนวณในวิทยานิพนธ์นี้จึงได้กำหนดให้ระยะห่างของเสาและระยะหย่อนของสายตัวนำและสายล่อฟ้ามีค่าสม่ำเสมอ (Uniform) ตลอดช่วงระยะทางทั้งหมด



รูปที่ 5.3 แสดงระยะหย่อน(sag) ของสายตัวนำบนเสาแบบ SL ที่ใช้กับสายส่งแรงดันเดียว 500 kV

โดยมีข้อมูลจำเพาะของสายส่งดังนี้

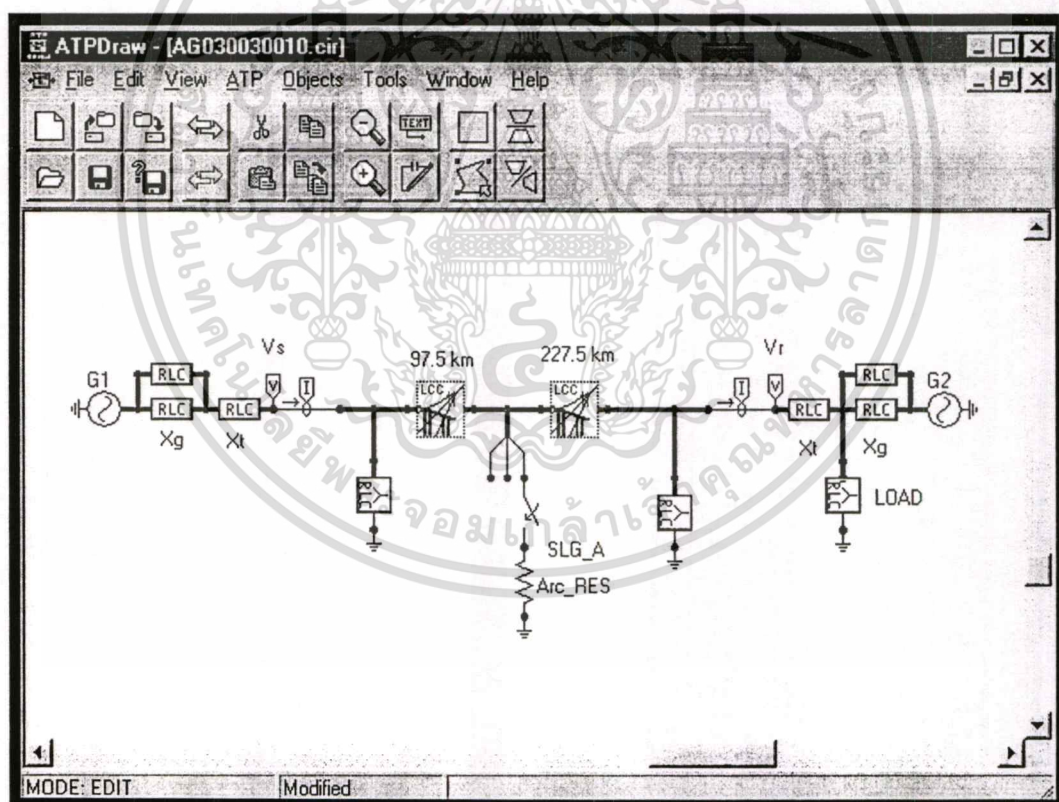
- โครงสร้างเสาส่ง (Tower) แบบ SL tangent 3°
- จำนวนตัวนำต่อเฟส 4 ตัวนำ (4 bundle)
- ประเภทสาย ACSR 795 cmil (Al42/St7)
- ประเภทของสายล่อฟ้า (Over head ground wire) 3/8 inch ,EHS GALV (St7)
- ความต้านทานของสายตัวนำ 0.0716 โอห์มต่อกิโลเมตร
- ความต้านทานของสายล่อฟ้า 4.19 โอห์มต่อกิโลเมตร
- ระยะห่างของตัวนำระหว่างเฟส 10.65 เมตร
- ความสูงของตัวนำที่เสาส่ง(วัดจากพื้น) 31.571 เมตร
- ความสูงของสายล่อฟ้าที่เสา(วัดจากพื้น) 41.611 เมตร
- ความสูงของตัวนำที่บริเวณกึ่งกลางระหว่างเสา(Sag) (วัดจากพื้น) 18.16 เมตร
- ความสูงของสายล่อฟ้าที่บริเวณกึ่งกลางระหว่างเสา(Sag) (วัดจากพื้น) 31.611 เมตร
- ระยะห่างของเสาส่งระหว่างต้น (Span) 490 เมตร
- ความต้านทานของดิน 100 โอห์ม.เมตร

5.1.3 การปรับเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ [14]

ในการจำลองฟอลต์นั้นเพื่อศึกษาฟอลต์ที่แตกต่างกันจึงทำการการปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์ที่มีผลเกี่ยวข้องดังต่อไปนี้

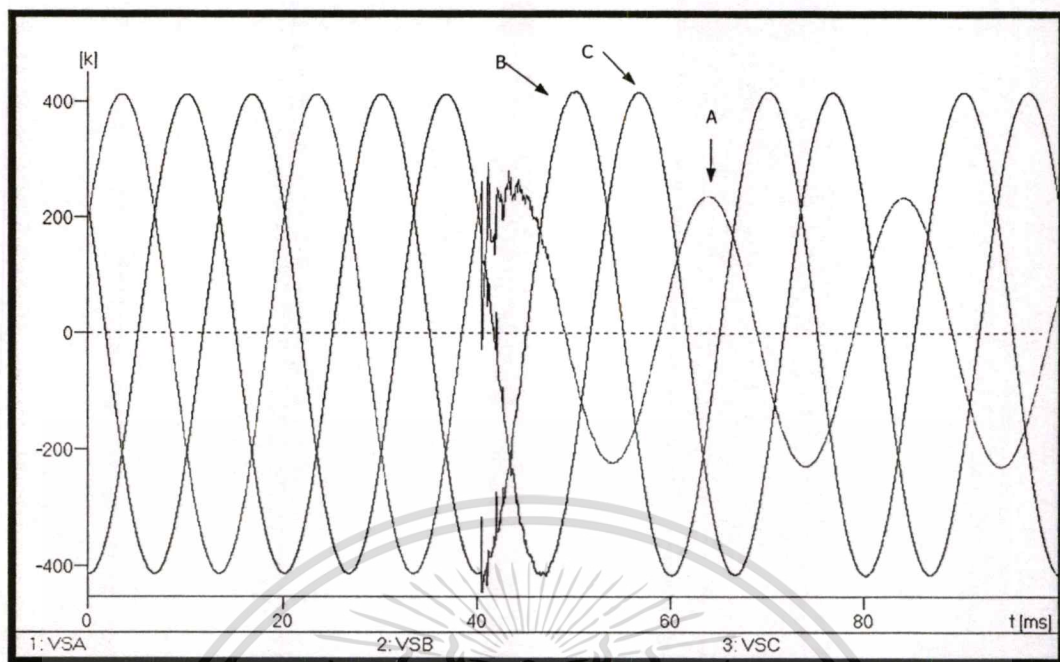
- ประเภทของฟอลต์ 10 ประเภทได้แก่ AG, BG, CG, ABG, BCG, CAG, AB, BC, CA และ ABC
- ตำแหน่งที่เกิดฟอลต์ 10% - 90% ของระยะทางทั้งหมด (ช่วงละ 10%)
- ขนาดของโหลดเท่ากับ 500 MVA ($p.f. = 0.8$)
- มุมที่เริ่มเกิดฟอลต์ $0^\circ - 330^\circ$ เมื่อเทียบกับมุมเฟสของแรงดันที่เฟส A (ช่วงละ 30°)
- ความต้านทานของฟอลต์ 10 โอห์ม

โดยใช้สวิตซ์ทำหน้าที่เป็นตัวกำหนดรูปแบบและเวลาของการเกิดฟอลต์ ซึ่งในที่นี้ได้กำหนดให้เริ่มเกิดฟอลต์ที่ $t = 0.04$ วินาที และทำการจำลองสัญญาณทั้งหมด 5 ไซเคิล (0 - 0.1 วินาที) โดยไม่มีการกำจัดฟอลต์ออก ซึ่งสามารถแสดงตัวอย่างของสัญญาณที่ได้จากการจำลองในรูปที่ 5.4-5.6

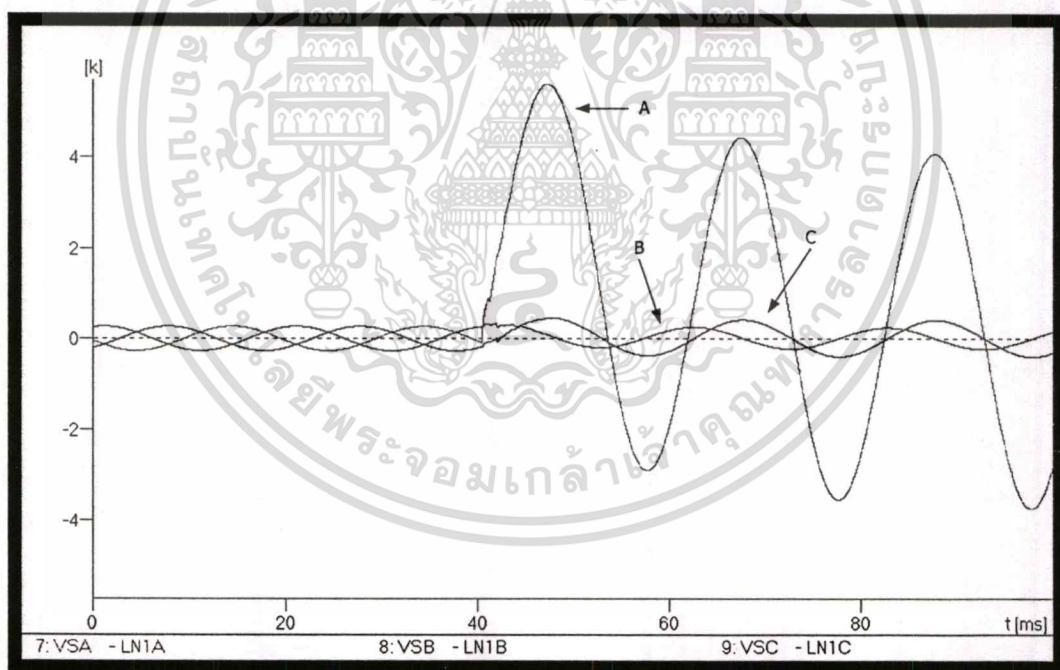


รูปที่ 5.4 แสดงวงจรในการจำลองฟอลต์แบบ AG ที่ 97.5 km ของระบบจำลอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.5 แสดงสัญญาณพอลต์ของแรงดันที่ได้จากการจำลองที่ปลายด้านส่ง



รูปที่ 5.6 แสดงสัญญาณพอลต์ของกระแสที่ได้จากการจำลองที่ปลายด้านส่ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.2 การประยุกต์ใช้การแปลงเวฟเล็ตและโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับวิเคราะห์

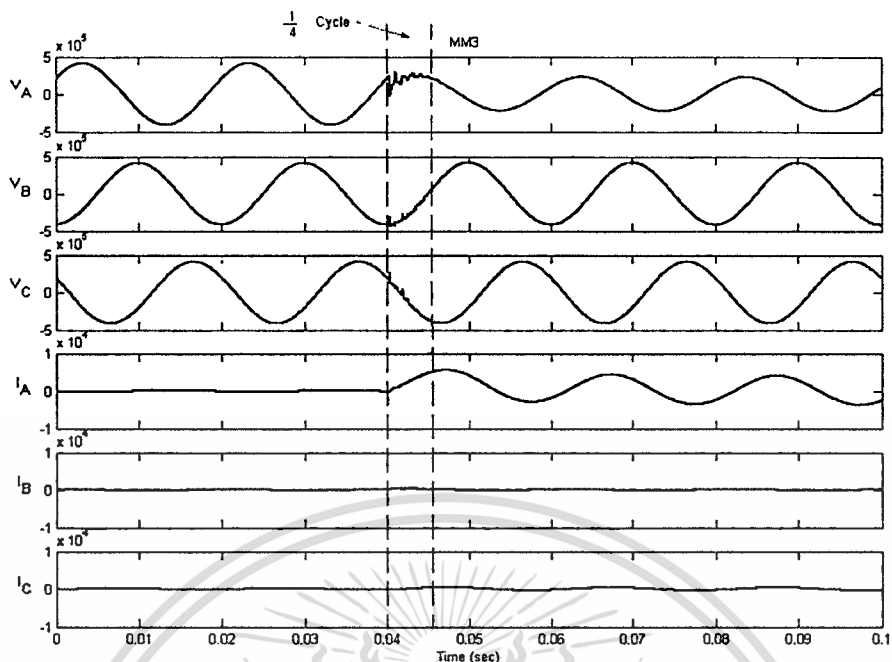
สัญญาณฟอลต์บนสายส่ง

สมมติฐานที่ใช้สำหรับการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์คือ ในสภาวะปกติสัญญาณกระแสและแรงดันจะไม่มีองค์ประกอบความถี่สูงรวมอยู่ แต่ในสภาวะที่มีฟอลต์จะมีการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่สูงเกิดขึ้นและควรจะเปลี่ยนแปลงตามรูปแบบของฟอลต์ที่เกิดขึ้นด้วย[36,37] เช่น มุมที่เริ่มเกิดฟอลต์, ตำแหน่งที่เกิด หรือเฟสที่เกิดฟอลต์ เป็นต้น เนื่องจากการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่สูงนั้นมีการเปลี่ยนแปลงที่รวดเร็วกว่าเมื่อเทียบกับองค์ประกอบความถี่พื้นฐาน โดยยังคงข้อมูลที่สำคัญต่างๆ ไว้ ดังนั้นการพิจารณาองค์ประกอบความถี่สูงจึงสามารถที่จะลดขนาดของช่วงข้อมูลที่ใช้ได้ด้วย จากการศึกษานี้ได้กำหนดช่วงของข้อมูลพื้นฐานที่ใช้วิเคราะห์ โดยในช่วง $\frac{1}{4}$ ไซเคิลหลังจากเริ่มเกิดฟอลต์

จากทฤษฎีพื้นฐานของการแปลงเวฟเล็ตและโครงข่ายประสาทเทียมที่กล่าวมาแล้วในบทที่ 3 และ 4 วิทยานิพนธ์นี้จึงได้นำการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย (DWT) มาวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ที่เกิดขึ้นบนสายส่ง โดยทำการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ที่ปลายด้านส่งของสายส่ง ผลการวิเคราะห์ที่ปลายด้านส่ง (Sending End) ถูกนำมาเป็นอินพุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) เพื่อประมวลผลสำหรับใช้ในการตัดสินใจและแสดงรายละเอียดของสัญญาณฟอลต์ต่อไป

5.3 การวิเคราะห์ด้วยการแปลงเวฟเล็ต

ขั้นตอนการวิเคราะห์เวฟเล็ตจะนำสัญญาณแรงดันและกระแสที่ได้จากโปรแกรม ATP/EMTP ในแต่ละเฟสจากปลายด้านส่งของสายส่ง (MM3) ซึ่งเป็นสัญญาณที่ถูกนำมาวิเคราะห์ด้วยความถี่การสุ่ม (Sampling frequency) 200 kHz มาทำการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยเพื่อทำการแยกองค์ประกอบความถี่สูงในสเกลที่ 1-5 ออกมา แล้วพิจารณาการเปลี่ยนแปลงของแต่ละช่วงความถี่จากสัมประสิทธิ์ที่ได้ในแต่ละสเกล ผลที่ได้จะนำมาใช้ในการตรวจจับฟอลต์ที่เกิดขึ้นและเลือกข้อมูลในสเกลแรกที่ตรวจจับได้นำไปเป็นอินพุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียมต่อไป โดยเลือกใช้ข้อมูลในช่วง $\frac{1}{4}$ ไซเคิลหลังจากที่เริ่มเกิดฟอลต์ (แสดงเป็นเส้นปะ) ซึ่งสั้นกว่าเมื่อเทียบกับหลักการเดิมที่ใช้การแปลงฟูเรียร์ที่ต้องใช้ช่วงของข้อมูลในการวิเคราะห์อย่างน้อย 1 ไซเคิล เพื่อความสะดวกในการอธิบายขั้นตอนการวิเคราะห์จึงได้นำตัวอย่างของสัญญาณฟอลต์กระแสและแรงดันที่ได้จากการจำลองในรูปที่ 5.4 ซึ่งเป็นฟอลต์ที่เฟส A ลงดิน (AG) ที่ระยะทาง 97.5 กิโลเมตร วัดจากปลายด้านส่งของสายส่ง (30 % ของระยะทางเต็ม 325 กิโลเมตร) โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้



รูปที่ 5.7 แสดงสัญญาณฟอลต์ที่พิจารณาจากปลายคานส่ง (MM3)

ในวิทยานิพนธ์นี้ได้นำกระแสและแรงดันในแต่ละเฟส มาทำการแปลงใหม่ให้อยู่ในองค์ประกอบลำดับต่างๆ มาใช้งาน ดังนั้นจึงต้องทำการหาเมตริกซ์การแปลง (Transformation matrix) ที่ใช้ในการแปลงค่าของกระแสและแรงดันในแต่ละเฟส ให้มาอยู่ในเทอมขององค์ประกอบลำดับต่างๆ ซึ่งสมการการแปลงได้แสดงอยู่ในสมการที่ 5.1 และ 5.2 [33,38]

$$\begin{bmatrix} V_0 \\ V_1 \\ V_2 \end{bmatrix} = [T] \cdot \begin{bmatrix} V_a \\ V_b \\ V_c \end{bmatrix} \quad (5.1)$$

$$\begin{bmatrix} I_0 \\ I_1 \\ I_2 \end{bmatrix} = [T] \cdot \begin{bmatrix} I_a \\ I_b \\ I_c \end{bmatrix} \quad (5.2)$$

เมื่อ V_0, I_0 = Ground mode หรือ Zero sequence

V_1, I_1 = Aerial mode หรือ Positive sequence

V_2, I_2 = Aerial mode หรือ Negative sequence

T = เมตริกซ์การแปลงของคาร์ค (Clarke's transformation matrix)

ในส่วนของวิทยานิพนธ์นี้ได้เลือกใช้เมตริกซ์การแปลงของคาร์ก (Clarke's transformation matrix) กับระบบจำลอง เนื่องจากสามารถใช้ได้กับสายส่งทั้งแบบมีการไขว้สลับสายแบบสมบูรณ์ และแบบไม่มีการไขว้สลับสายภายใต้เงื่อนไขที่ว่าลักษณะการจัดวางของสายส่งต้องอยู่ในแนวตั้งได้ ทุกๆ ช่วงความถี่ [38] เมตริกซ์การแปลงของระบบจำลองได้แสดงดังตารางที่ 5.1

ตารางที่ 5.1 แสดงความเร็วคลื่นเดินทางและเมตริกซ์การแปลงของระบบจำลอง

Scale	Frequency range (kHz)	Traveling wave speed (km/s)	Transformation matrix
1	50-100	297322	$\begin{bmatrix} \frac{1}{1} & \frac{1}{1} & \frac{1}{1} \\ \frac{1}{\sqrt{3}} & \sqrt{2} & -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{\sqrt{2}} & -\frac{\sqrt{3}}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$
2	25-50	297105	
3	12.5-25	296897	
4	6.25-12.5	296688	
5	3.125-6.25	296467	

5.3.1 การตรวจจับฟอลต์ (Fault detection)

การตรวจจับฟอลต์เป็นสิ่งสำคัญเพราะจะต้องเลือกใช้ข้อมูลในสเกลแรกที่ตรวจจับฟอลต์ได้นำไปเป็นอินพุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งทำได้โดยการนำแรงดันและกระแสของสัญญาณฟอลต์ในแต่ละเฟสมาผ่านการแปลงเวฟเล็ดแบบเต็มหน่วยโดยใช้เวฟเล็ดแม่ชนิด daubechies4 (db4) [21,22] เพื่อแยกองค์ประกอบความถี่สูงออกมา 5 สเกลด้วยกัน ดังรูปที่ 5.8 และ 5.9 ตามลำดับ ซึ่งแต่ละสเกลจะแสดงค่าของช่วงความถี่ดังนี้

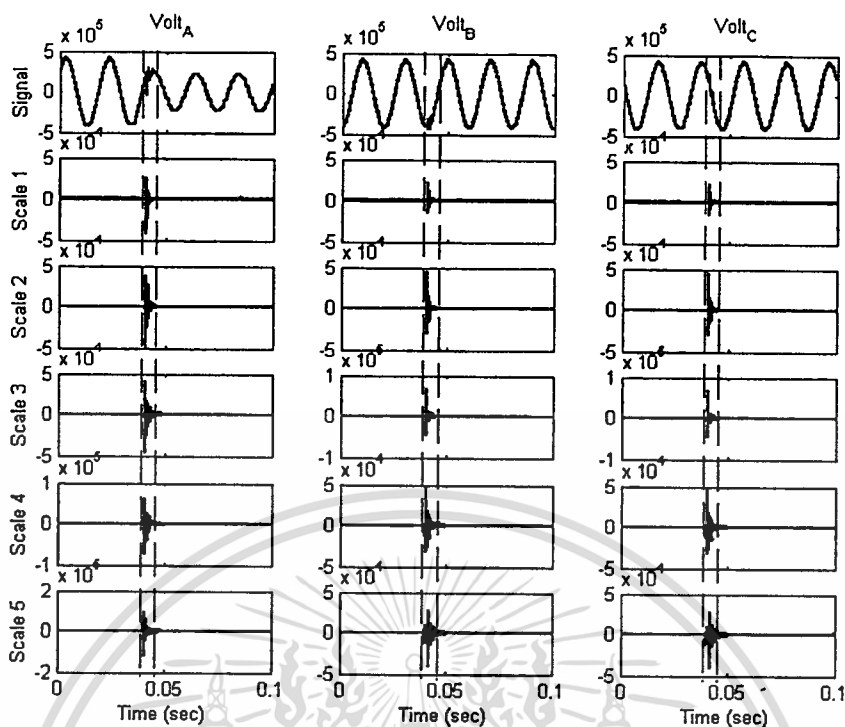
สเกลที่ 1 มีความถี่ในช่วง 50-100 kHz

สเกลที่ 2 มีความถี่ในช่วง 25-50 kHz

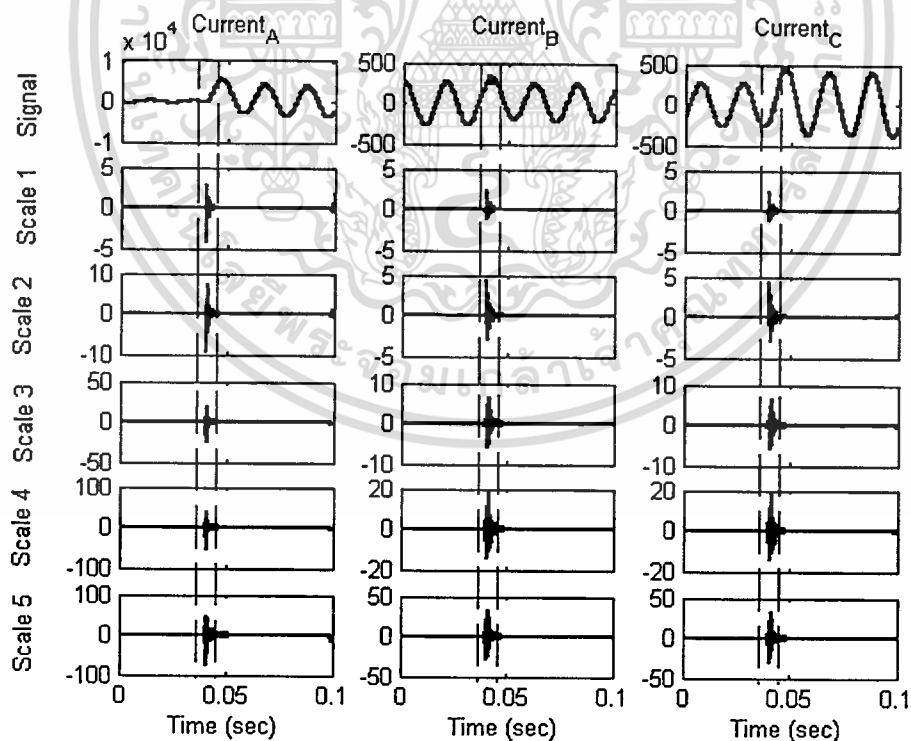
สเกลที่ 3 มีความถี่ในช่วง 12.5-25 kHz

สเกลที่ 4 มีความถี่ในช่วง 6.25-12.5 kHz

สเกลที่ 5 มีความถี่ในช่วง 3.125-6.25 kHz

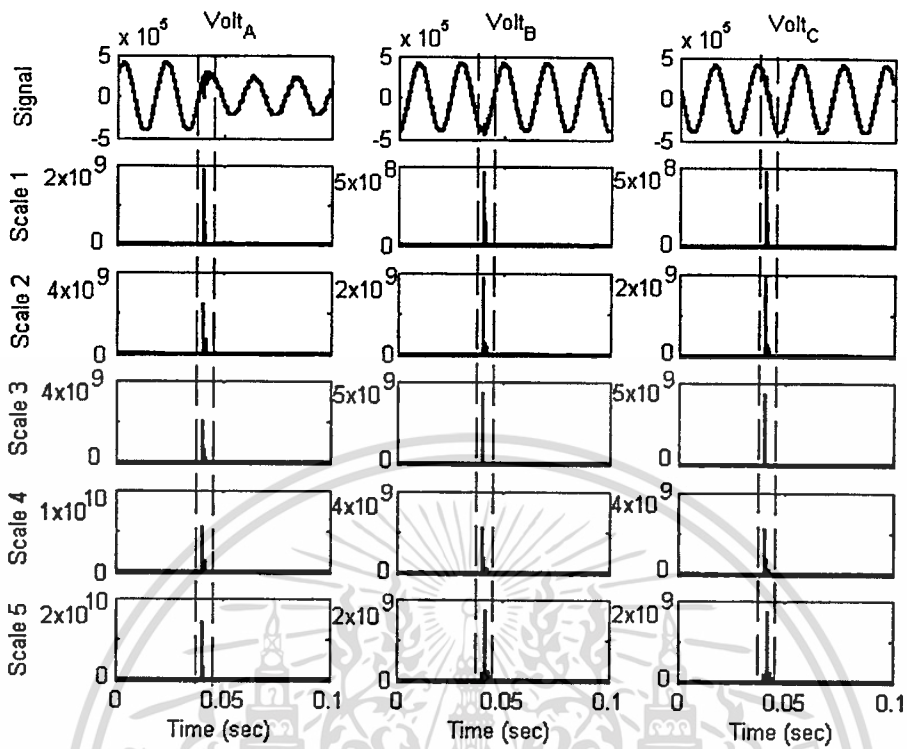


รูปที่ 5.8 แสดงผลการแปลงเวฟเกิดในแต่ละเฟสของแรงดัน

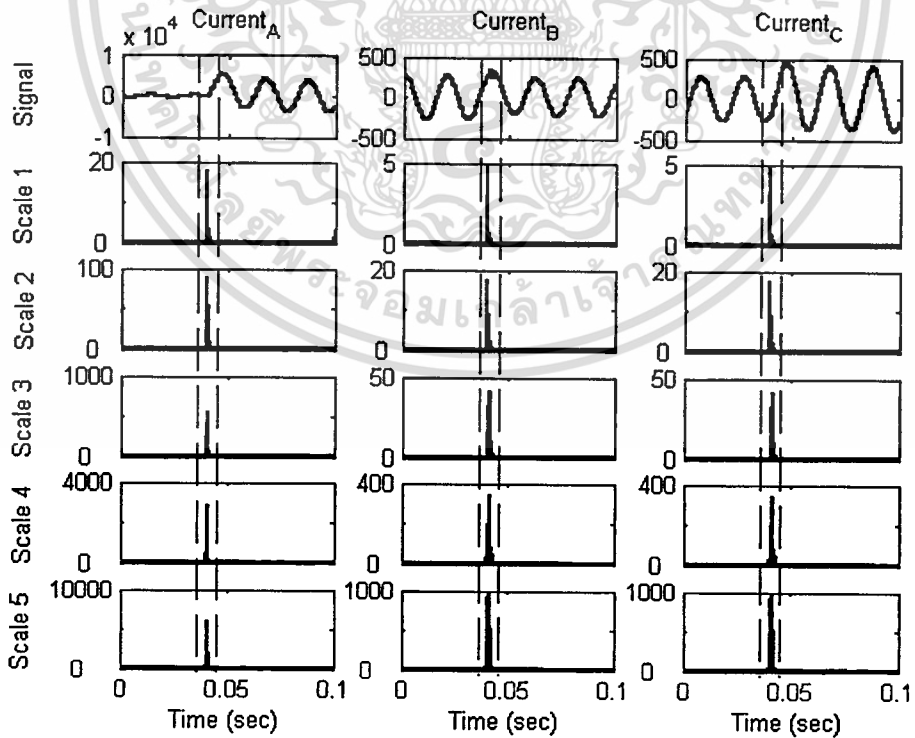


รูปที่ 5.9 แสดงผลการแปลงเวฟเกิดในแต่ละเฟสของกระแส

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.10 แสดงค่าสัมประสิทธิ์กำลังสองในแต่ละเฟสของแรงดัน



รูปที่ 5.11 แสดงค่าสัมประสิทธิ์กำลังสองในแต่ละเฟสของกระแส

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ลักษณะของฟอลต์แต่ละประเภทจะมีรูปแบบการเปลี่ยนแปลงของกระแสและแรงดันที่แตกต่างกัน แต่ในสถานะที่มีฟอลต์จะมีการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่สูงเกิดขึ้นและควรจะเปลี่ยนแปลงตามรูปแบบของฟอลต์ที่เกิดขึ้นด้วย ด้วยเหตุนี้เองจึงได้นำสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ดในทุกสเกลมาพิจารณาการเปลี่ยนแปลงของแรงดันและกระแสที่เกิดขึ้นในแต่ละเฟส ในวิทยานิพนธ์จึงได้กำหนดการเปรียบเทียบระหว่างค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์ในช่วง $\frac{1}{4}$ ไซเคิลหลังจากเกิดฟอลต์และค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์ในสถานะก่อนเกิดฟอลต์เป็นจำนวนเท่าในแต่ละสเกลของทั้งแรงดันและกระแสที่ปลายด้านส่งดังรูปที่ 5.8 และ 5.9 และเพื่อให้การพิจารณาง่ายขึ้นจึงนำสัมประสิทธิ์มายกกำลังสองเพื่อให้เห็นความแตกต่างที่ชัดเจนมากยิ่งขึ้นดังรูปที่ 5.10 และ 5.11 ตามลำดับ จากผลการแปลงเวฟเล็ดสามารถสังเกตได้ว่าในสถานะที่เริ่มมีฟอลต์ ($t \geq 0.04$ sec) พบว่า ค่าของสัมประสิทธิ์ในแต่ละสเกลจะมีค่าสูงขึ้นอย่างรวดเร็วและมากกว่าค่าของสัมประสิทธิ์ในสถานะก่อนเกิดฟอลต์ ($t < 0.04$ sec) ด้วยเหตุนี้เอง จึงตั้งสมมติฐานไว้ว่า “ ถ้าสัมประสิทธิ์ในช่วง $\frac{1}{4}$ ไซเคิลหลังจากเกิดฟอลต์ในสเกลใดของทั้งแรงดันและกระแสของปลายด้านส่งมีการเปลี่ยนแปลงสูงขึ้นมากกว่า 5 เท่าจากช่วงสถานะก่อนเกิดฟอลต์แสดงว่ามีฟอลต์เกิดขึ้นในสายส่ง และใช้ข้อมูลของสเกลแรกที่ตรวจจับฟอลต์ได้ก่อนเป็นข้อมูลอินพุตเพื่อนำไปหาตำแหน่งและประเภทฟอลต์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ”

จากสมมติฐานที่ได้กำหนดเกณฑ์ไว้ จะเห็นได้ว่า ขั้นตอนการตรวจจับฟอลต์ทั้งหมดเป็นลักษณะการเปรียบเทียบของค่าต่างๆ ซึ่งบางครั้งการอธิบายด้วยการลักษณะของค่าพุดนั้นอาจจะทำให้เข้าใจยาก ดังนั้นจึงใช้ลักษณะการอธิบายเชิงบรรยายร่วมกับการอธิบายด้วยลักษณะของการเขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์ในแบบสากลคือ if ... Then ...else ... end ซึ่งจะช่วยให้สามารถทำความเข้าใจได้ง่ายมากยิ่งขึ้น โดยขั้นตอนการวิเคราะห์ดังต่อไปนี้

เพื่อสะดวกในการอธิบายขั้นตอนทั้งหมดจึงทำการกำหนดตัวแปรต่างๆ ดังต่อไปนี้

L = สเกลของการแปลงเวฟเล็ด

$V_{A \max(post)}^L$ = ค่าสัมประสิทธิ์สูงสุดจากการแปลงเวฟเล็ดของแรงดันเฟส A ในช่วง $\frac{1}{4}$ ไซเคิลหลังเกิดฟอลต์ที่สเกล L

$V_{B \max(post)}^L$ = ค่าสัมประสิทธิ์สูงสุดจากการแปลงเวฟเล็ดของแรงดันเฟส B ในช่วง $\frac{1}{4}$ ไซเคิลหลังเกิดฟอลต์ที่สเกล L

$V_{C \max(post)}^L$ = ค่าสัมประสิทธิ์สูงสุดจากการแปลงเวฟเล็ดของแรงดันเฟส C ในช่วง $\frac{1}{4}$ ไซเคิลหลังเกิดฟอลต์ที่สเกล L

$V_{A \max(pre)}^L$ = ค่าสัมประสิทธิ์สูงสุดจากการแปลงเวฟเล็ดของแรงดันเฟส A ในช่วงก่อนเกิดฟอลต์ที่สเกล L

- $V_{B\max(pre)}^L$ = ค่าสัมประสิทธิ์สูงสุดจากการแปลงเวฟเล็ดของแรงดันเฟส B ในช่วงก่อนเกิดฟอลต์ที่สเกล L
- $V_{C\max(pre)}^L$ = ค่าสัมประสิทธิ์สูงสุดจากการแปลงเวฟเล็ดของแรงดันเฟส C ในช่วงก่อนเกิดฟอลต์ที่สเกล L
- $I_{A\max(post)}^L$ = ค่าสัมประสิทธิ์สูงสุดจากการแปลงเวฟเล็ดของกระแสเฟส A ในช่วง $\frac{1}{4}$ ไซเคลหลังเกิดฟอลต์ที่สเกล L
- $I_{B\max(post)}^L$ = ค่าสัมประสิทธิ์สูงสุดจากการแปลงเวฟเล็ดของกระแสเฟส B ในช่วง $\frac{1}{4}$ ไซเคลหลังเกิดฟอลต์ที่สเกล L
- $I_{C\max(post)}^L$ = ค่าสัมประสิทธิ์สูงสุดจากการแปลงเวฟเล็ดของกระแสเฟส C ในช่วง $\frac{1}{4}$ ไซเคลหลังเกิดฟอลต์ที่สเกล L
- $I_{A\max(pre)}^L$ = ค่าสัมประสิทธิ์สูงสุดจากการแปลงเวฟเล็ดของกระแสเฟส A ในช่วงก่อนเกิดฟอลต์ที่สเกล L
- $I_{B\max(pre)}^L$ = ค่าสัมประสิทธิ์สูงสุดจากการแปลงเวฟเล็ดของกระแสเฟส B ในช่วงก่อนเกิดฟอลต์ที่สเกล L
- $I_{C\max(pre)}^L$ = ค่าสัมประสิทธิ์สูงสุดจากการแปลงเวฟเล็ดของกระแสเฟส C ในช่วงก่อนเกิดฟอลต์ที่สเกล L
- $A_{chk(post)}^L$ = ค่าตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของสัมประสิทธิ์จากการแปลงเวฟเล็ดของแรงดันและกระแสเฟส A ระหว่างก่อนเกิดฟอลต์และหลังเกิดฟอลต์ ซึ่งจะมีค่าเท่ากับ 1 หรือ 0 เท่านั้น
- $B_{chk(post)}^L$ = ค่าตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของสัมประสิทธิ์จากการแปลงเวฟเล็ดของแรงดันและกระแสเฟส B ระหว่างก่อนเกิดฟอลต์และหลังเกิดฟอลต์ ซึ่งจะมีค่าเท่ากับ 1 หรือ 0 เท่านั้น
- $C_{chk(post)}^L$ = ค่าตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของสัมประสิทธิ์จากการแปลงเวฟเล็ดของแรงดันและกระแสเฟส C ระหว่างก่อนเกิดฟอลต์และหลังเกิดฟอลต์ ซึ่งจะมีค่าเท่ากับ 1 หรือ 0 เท่านั้น
- $A_{chk(pre)}^L$ = ค่าตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของสัมประสิทธิ์จากการแปลงเวฟเล็ดของแรงดันและกระแสเฟส A ระหว่างก่อนเกิดฟอลต์และหลังเกิดฟอลต์ ซึ่งจะมีค่าเท่ากับ 1 หรือ 0 เท่านั้น
- $B_{chk(pre)}^L$ = ค่าตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของสัมประสิทธิ์จากการแปลงเวฟเล็ดของแรงดันและกระแสเฟส B ระหว่างก่อนเกิดฟอลต์และหลังเกิดฟอลต์ ซึ่งจะมีค่าเท่ากับ 1 หรือ 0 เท่านั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$C_{chk(pre)}^L$ = ค่าตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของสัมประสิทธิ์จากการแปลงเวฟเล็ตของ
แรงดันและกระแสเฟส C ระหว่างก่อนเกิดฟอลต์และหลังเกิดฟอลต์ ซึ่ง
จะมีค่าเท่ากับ 1 หรือ 0 เท่านั้น

$Sum_{chk(post)}^L$ = ผลรวมของค่าตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของสัมประสิทธิ์จากการแปลง
เวฟเล็ตของแรงดันและกระแสหลังเกิดฟอลต์

$Sum_{chk(pre)}^L$ = ผลรวมของค่าตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของสัมประสิทธิ์จากการแปลง
เวฟเล็ตของแรงดันและกระแสก่อนเกิดฟอลต์

พิจารณาที่เฟส A

if $V_{Amax(post)}^L \geq 5xV_{Amax(pre)}^L$ and $I_{Amax(post)}^L \geq 5xI_{Amax(pre)}^L$

then

$$A_{chk(post)}^L = 1 \quad (5.3)$$

$$A_{chk(pre)}^L = 0 \quad (5.4)$$

else

$$A_{chk(post)}^L = 0 \quad (5.5)$$

$$A_{chk(pre)}^L = 1 \quad (5.6)$$

end

พิจารณาที่เฟส B

if $V_{Bmax(post)}^L \geq 5xV_{Bmax(pre)}^L$ and $I_{Bmax(post)}^L \geq 5xI_{Bmax(pre)}^L$

then

$$B_{chk(post)}^L = 1 \quad (5.7)$$

$$B_{chk(pre)}^L = 0 \quad (5.8)$$

else

$$B_{chk(post)}^L = 0 \quad (5.9)$$

$$B_{chk(pre)}^L = 1 \quad (5.10)$$

end

พิจารณาที่เฟส C

if $V_{C_{\max}(post)}^L \geq 5xV_{C_{\max}(pre)}^L$ and $I_{C_{\max}(post)}^L \geq 5xI_{C_{\max}(pre)}^L$

then

$$C_{chk(post)}^L = 1 \quad (5.11)$$

$$C_{chk(pre)}^L = 0 \quad (5.12)$$

else

$$C_{chk(post)}^L = 0 \quad (5.13)$$

$$C_{chk(pre)}^L = 1 \quad (5.14)$$

end

ขั้นตอนการตรวจจับฟอลต์

$$Sum_{(post)}^L = A_{chk(post)}^L + B_{chk(post)}^L + C_{chk(post)}^L \quad (5.15)$$

$$Sum_{(pre)}^L = A_{chk(pre)}^L + B_{chk(pre)}^L + C_{chk(pre)}^L \quad (5.16)$$

if $Sum_{(post)}^L \geq Sum_{(pre)}^L$

then

Fault condition

else

Normal condition

end

เมื่อทำตามขั้นตอนที่กล่าวมาข้างต้นจนครบทุกสเกลแล้ว ขั้นตอนสุดท้ายคือการสรุปข้อมูลจากสเกลที่ 1-5 ดังต่อไปนี้

1. ถ้าสามารถตรวจจับฟอลต์ในสเกลใด สามารถสรุปได้ว่า เกิดฟอลต์ในสายส่ง และนำข้อมูลในสเกลแรกที่สามารถตรวจจับฟอลต์ได้เป็นข้อมูลอินพุทให้กับโครงข่ายประสาทเทียมต่อไป
2. ถ้าไม่สามารถตรวจจับฟอลต์ในสเกลใด สามารถสรุปได้ว่า ไม่มีฟอลต์เกิดขึ้นในสายส่ง

เพื่อแสดงขั้นตอนการตรวจจับพอลต์ที่ชัดเจน จึงขอยกตัวอย่างของสัญญาณพอลต์ที่ได้จากการจำลองในรูปที่ 5.4 ซึ่งเป็นพอลต์ที่เฟส A ลงดิน (AG) ที่ระยะทาง 97.5 กิโลเมตร วัดจากปลายด้านส่งของสายส่ง (30 % ของระยะทางเต็ม 325 กิโลเมตร) โดยสามารถแสดงการวิเคราะห์ได้ดังตารางที่ 5.2-5.5

ตารางที่ 5.2 แสดงค่าตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงเมื่อพิจารณาเฟส A

Wavelet	Voltage (phase A)		Current (phase A)		A _{Chk} (post)	A _{Chk} (pre)
	Max (pre)	Max (post)	Max (pre)	Max (post)		
1	1.77E+05	1.86E+09	0.044	17.570	1	0
2	2.07E+05	2.43E+09	0.009	87.5	1	0
3	2.46E+05	2.02E+09	0.106	548.4	1	0
4	1.21E+06	5.35E+09	0.659	2790.9	1	0
5	5.81E+06	1.41E+10	3.203	5930.2	1	0

ตารางที่ 5.3 แสดงค่าตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงเมื่อพิจารณาเฟส B

Wavelet	Voltage (phase B)		Current (phase B)		B _{Chk} (post)	B _{Chk} (pre)
	Max (pre)	Max (post)	Max (pre)	Max (post)		
1	1.77E+05	4.57E+08	0.004	4.868	1	0
2	2.10E+05	1.87E+09	0.001	17.082	1	0
3	2.78E+05	4.27E+09	0.009	40.572	1	0
4	2.44E+05	2.13E+09	0.051	335.863	1	0
5	9.70E+04	1.69E+09	0.217	970.155	1	0

ตารางที่ 5.4 แสดงค่าตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงเมื่อพิจารณาเฟส C

Wavelet Scale (L)	Voltage (phase C)		Current (phase C)		C_{chk} (post)	C_{chk} (pre)
	Max (pre)	Max (post)	Max (pre)	Max (post)		
1	1.77E+06	4.65E+08	0.021	4.853	1	0
2	2.10E+05	1.89E+09	0.005	17.045	1	0
3	2.33E+05	4.27E+09	0.054	40.463	1	0
4	1.29E+06	2.16E+09	0.342	334.549	1	0
5	6.46E+06	1.69E+09	1.751	960.663	1	0

ตารางที่ 5.5 แสดงผลสรุปของการตรวจจับฟอลต์

Wavelet Scale (L)	Sum (post)	Sum (pre)	Result
1	3	0	Fault
2	3	0	Fault
3	3	0	Fault
4	3	0	Fault
5	3	0	Fault

ดังที่ได้กล่าวมาในข้างต้น ซึ่งได้กำหนดเกณฑ์ที่จะเลือกสเกลที่จะเป็นข้อมูลอินพุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียมไว้โดยใช้ข้อมูลในสเกลแรกที่เกิดการเปลี่ยนแปลงของสัมประสิทธิ์มากกว่า 5 เท่า จากสภาวะปกติทั้งแรงดันและกระแสของปลายด้านส่ง ในบางครั้ง อาจจะไม่พบในสเกลที่ 1 หรือมีการเปลี่ยนแปลงไม่เป็นไปตามสมมุติฐานก็จะเลื่อนไปใช้ในสเกลที่สูงกว่า (2, 3, 4 และ 5) ได้

จากรูปที่ 5.10-5.11 และตารางที่ 5.2 – 5.5 พบว่าเมื่อพิจารณาการเปลี่ยนแปลงของสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเลตจากแรงดันและกระแสในแต่ละเฟสที่ปลายด้านส่งแล้วสามารถระบุได้ว่ามีฟอลต์เกิดขึ้นและตรวจจับฟอลต์ได้โดยใช้สเกลที่ 1 พร้อมทั้งสามารถนำไปเป็นเกณฑ์ตัดสินใจในการนำข้อมูลในสเกลที่ 1 นำไปเป็นอินพุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียม

5.4 การวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

จากที่กล่าวมาแล้วในบทที่ 4 เกี่ยวกับทฤษฎีพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมว่า โครงข่ายประสาทเทียมมีแนวคิดเลียนแบบการทำงานของสมองชีวภาพ โดยเรียนรู้และศึกษาการทำงานของสมองชีวภาพเพื่อกำหนดแนวทางสำหรับการสร้างแบบจำลองขึ้นมา แล้วพยายามสมมุติฐานลักษณะการทำงาน โดยจำลองเป็นแบบจำลองคณิตศาสตร์ที่มีลักษณะเดียวกันแล้วดำเนินการคำนวณโดยใช้คอมพิวเตอร์ ถ้าหากโครงข่ายสามารถคำนวณฟังก์ชันในบางลักษณะที่กำเนิดความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตและเอาต์พุตในโครงข่าย สิ่งสำคัญที่ทำให้คำนวณถูกต้องนั้นจำเป็นต้องมีการฝึกสอนโครงข่าย เพราะฉะนั้นก่อนที่จะทำการวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมจำเป็นต้องมีการฝึกสอนเสียก่อน

การฝึกสอน (Training) เป็นลักษณะที่จะพยายามให้โครงข่ายประสาทมีความรู้ในลักษณะที่เราต้องการ โดยในลักษณะการฝึกสอนของโครงข่ายประสาทจะเป็นการป้อนชุดอินพุตให้โครงข่ายและพยายามปรับค่าถ่วงน้ำหนักทุกๆ จุดให้สอดคล้องกับอินพุตหลายๆ แบบ เพื่อให้ได้เอาต์พุตเป้าหมายตามที่ต้องการ ในส่วนของวิทยานิพนธ์นี้มีแนวความคิดในการนำเอาข้อมูลได้จากการวิเคราะห์ด้วยเวฟเล็ตนำมาเป็นข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน (training pattern) ซึ่งเป็นส่วนที่ให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้และข้อมูลทดสอบ (test pattern) เป็นส่วนที่ใช้ในการหาประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม แต่ก่อนที่จะทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมจึงต้องมีการพิจารณาถึงองค์ประกอบที่มีผลต่อการเรียนรู้ และประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งประกอบไปด้วย

1. จำนวนของข้อมูลฝึกสอนและข้อมูลทดสอบ
2. การเลือกตัวแปรหรือกลุ่มของรูปแบบอินพุตและเอาต์พุต
3. จำนวน โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม
4. ฟังก์ชันกระตุ้น
5. ค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสเริ่มต้น
6. วิธีการที่จะปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส
7. ค่าอัตราการเรียนรู้
8. เงื่อนไขที่จะทำให้การประมวลผลหรือการฝึกสอนสิ้นสุดลง

เนื่องจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในวิทยานิพนธ์จะใช้ Neural Network Toolbox [25] ของโปรแกรม MATLAB ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ดังนั้นองค์ประกอบบางชนิดที่มีผลต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม โปรแกรม MATLAB ได้ทำการกำหนดไว้แล้ว ยกเว้นองค์ประกอบบางชนิดเช่น กลุ่มของรูปแบบอินพุตและเอาต์พุต, จำนวนของข้อมูลฝึกสอนและข้อมูลทดสอบ เป็นต้น ตัวผู้ฝึกสอนจะเป็นผู้กำหนดเอง

จุดมุ่งหมายการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในวิทยานิพนธ์คือ ฝึกสอนเพื่อให้ได้เอาต์พุตที่ต้องการคือ ตำแหน่งที่เกิดฟอลต์ และประเภทฟอลต์ที่เกิดขึ้น ซึ่งจะมีขั้นตอนการฝึกสอนและการวิเคราะห์ดังนี้

5.4.1 การหาตำแหน่งฟอลต์ (Fault location)

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ทำการเลือกตัวแปรอินพุตในส่วนของการหาตำแหน่งฟอลต์ โดยใช้ค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์จากการแปลงเวฟเล็ตในสเกลแรกที่ตรวจจับฟอลต์ได้ของทั้งแรงดันและกระแสของเฟส A, B, C และองค์ประกอบลำดับศูนย์ในช่วง ¼ ไซเคิลหลังเกิดฟอลต์ตามลำดับดังแสดงในตารางที่ 5.6 และรูปที่ 5.12 ซึ่งกลุ่มตัวแปรอินพุตที่เลือกเป็นผลการแปลงเวฟเล็ตของแรงดันที่ปลายด้านส่งขณะเกิดฟอลต์ที่เฟส A ลงดิน (AG) ที่ระยะทาง 97.5 กิโลเมตร วัดจากปลายด้านส่ง (Sending ends) ในส่วนตัวแปรเอาต์พุตจะมีค่าสัมพันธ์กับระยะทางหรือตำแหน่งฟอลต์ในสายส่ง

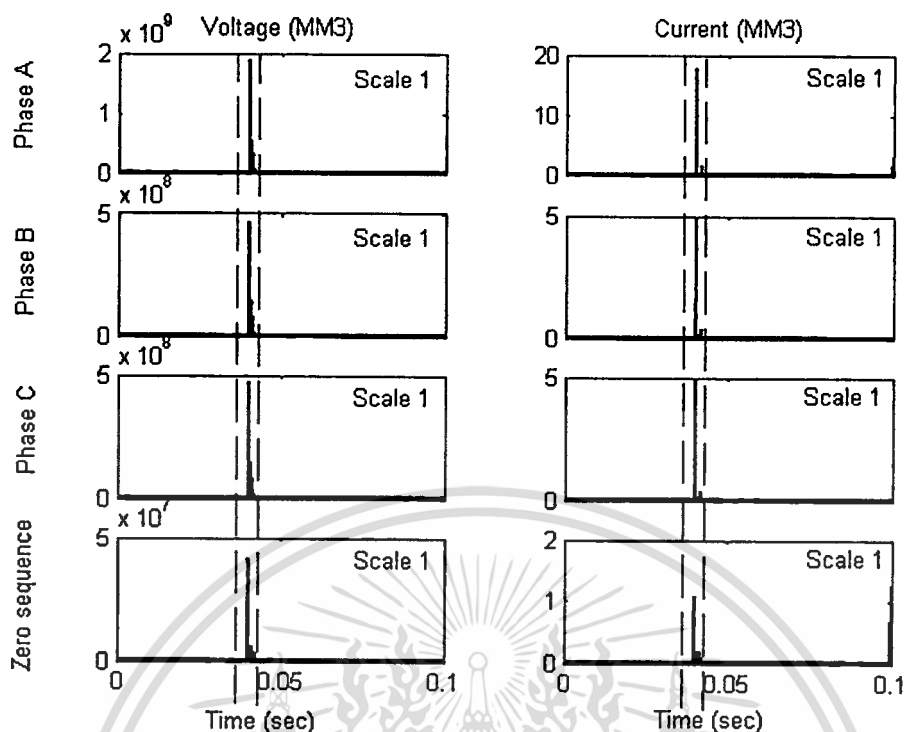
ชุดข้อมูลอินพุตมาจากสายส่งในรูปที่ 5.1 ซึ่งแบ่งข้อมูลดังนี้

1. ลักษณะการเกิดฟอลต์ได้ 10 ลักษณะ (เฟสเดียวลงดิน, ระหว่างเฟส, สองเฟสลงดิน และฟอลต์ 3 เฟส)
2. ตำแหน่งการเกิดฟอลต์ 10% - 90% ของระยะทางทั้งหมด (ช่วงละ 10%)
3. มุมที่เริ่มเกิดฟอลต์ 0° - 330° เมื่อเทียบกับมุมเฟสของแรงดันที่เฟส A (ช่วงละ 30°)
4. เวลาที่เริ่มเกิดฟอลต์ 0.04 วินาที

รวมทั้งหมดจำนวน 1080 ชุด จะถูกจัดระเบียบข้อมูล (Normalization) ให้มีค่าเฉลี่ย (mean) เท่ากับ 0 และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Variance) เท่ากับ 1 ก่อนที่นำมาฝึกสอนและทดสอบกับโครงข่ายประสาทเทียม จากนั้นจำนวนข้อมูลทั้ง 1080 ชุด จะถูกแบ่งออกเป็น 720 ชุด สำหรับเป็นข้อมูลฝึกสอน และ 360 ชุด สำหรับเป็นข้อมูลทดสอบ

ตารางที่ 5.6 แสดงค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์แรงดันและกระแสฟอลต์ในช่วง ¼ ไซเคิลหลังเกิดฟอลต์ที่ปลายด้านส่งในสเกลที่ 1

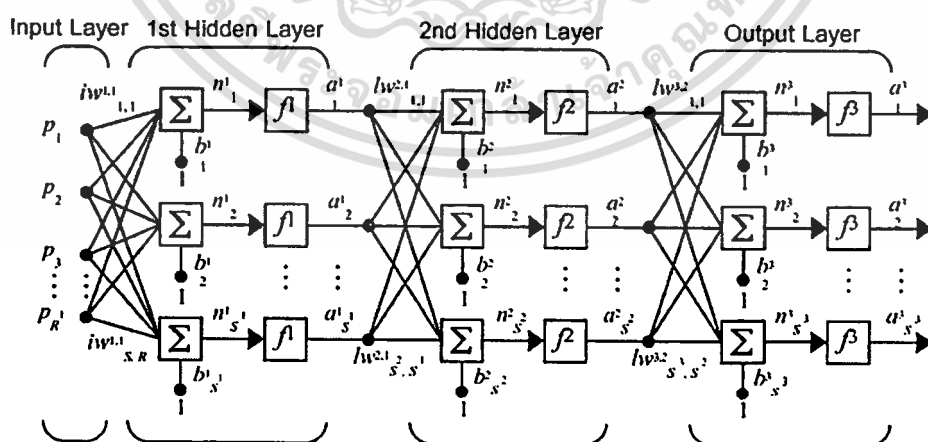
เวฟเล็ต	Phase A	Phase B	Phase C	Zero sequence
สเกลที่ 1	Max (post)	Max (post)	Max (post)	Max (post)
Voltage	1.86E+09	4.57E+08	4.65E+08	4.09E+07
Current	17.570	4.868	4.853	1.071



รูปที่ 5.12 แสดงการแปลงเวฟเล็ทของแรงดันและกระแสฟอลต์ที่วัดได้จากปลายด้านส่ง

5.4.1.1 ชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP)

โครงข่ายประสาทเทียมที่ได้ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่มีอยู่ในโปรแกรม MATLAB/ Neural Network Toolbox [25] ซึ่งได้แสดงในรูปที่ 5.13 เอกลักษณ์ของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถหาได้ตามสมการที่ 5.17



รูปที่ 5.13 แบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 ชั้นซ่อน [25]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$o/p_{ANN} = f^3(LW^{3,2} * f^2(LW^{2,1} * f^1(IW^{1,1} * p + b^1) + b^2) + b^3) \quad (5.17)$$

โดยที่ $IW^{1,1}$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นข้อมูลอินพุตกับชั้นซ่อนที่ 1

$LW^{2,1}$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นซ่อนที่ 1 กับชั้นซ่อนที่ 2

$LW^{3,2}$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นซ่อนที่ 2 กับชั้นเอาต์พุต

b^1, b^2 คือ ค่าไบแอสในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2

b^3 คือ ค่าไบแอสในชั้นเอาต์พุต

f^1, f^2 , คือ ฟังก์ชันกระตุ้นชนิดแทนเจนต์ซิกมอยด์ (tan-sigmoid)

f^3 คือ ฟังก์ชันกระตุ้นชนิดเชิงเส้น (linear)

$P = [P_1, P_2, \dots, P_R]$ คือ เวกเตอร์อินพุตของโครงข่าย (ข้อมูลทั้ง 8 ค่าตามตารางที่ 5.6)

ก่อนที่จะทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ, จำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นซ่อนจะถูกกำหนด (fix) ไว้ก่อนที่จะฝึกสอนเนื่องจากขึ้นอยู่กับปัจจัยต่างๆ เช่น จำนวนของนิวรอนอินพุตและเอาต์พุต, จำนวนของข้อมูลฝึกสอน, ชนิดของฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นซ่อน เป็นต้น ด้วยเหตุนี้ ในวิทยานิพนธ์จึงได้คำนวณจำนวนนิวรอนเริ่มต้นในชั้นซ่อนที่ 1 ดังแสดงในสมการที่ 5.18 [39] ในส่วนของฟังก์ชันกระตุ้นที่อยู่ในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 จะใช้ชนิดแทนเจนต์ซิกมอยด์ (tan-sigmoid) ส่วนชั้นเอาต์พุตจะใช้ฟังก์ชันกระตุ้นชนิดเชิงเส้น (linear)

$$z = (r + q) * \frac{2}{3} \quad (5.18)$$

เมื่อ z = จำนวนนิวรอนเริ่มต้นของชั้นซ่อนที่ 1

r = จำนวนนิวรอนของอินพุต

q = จำนวนนิวรอนของเอาต์พุต

หลังจากคำนวณจำนวนนิวรอนเริ่มต้นของชั้นซ่อนที่ 1 ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ตั้งกำหนดเกณฑ์ในการหยุดฝึกสอน (stop training) หรือหยุดเร็วกว่าปกติ (early stopping) ซึ่งการหยุดเร็วกว่าปกตินี้มีประโยชน์คือ เพื่อที่ไม่ให้โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับทำการฝึกสอนนานเกินไป ด้วยเหตุนี้เอง จึงได้กำหนดเกณฑ์ตามสมการที่ 5.19

$$z_{st} = z + z1; \quad (5.19)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อ z_{st} = จำนวนนิเวรอนสุดท้ายของชั้นซ่อนที่ 1

$$z_1 = \begin{cases} 5 & 2 \leq z \leq 6 \\ 4 & \text{ถ้า } 7 \leq z \leq 10 \\ 3 & 11 \leq z \leq 13 \\ 2 & 14 \leq z \end{cases}$$

นอกจากนี้สมการที่ 5.19 แล้ว ยังสามารถกำหนดเกณฑ์ในการหยุดเร็วกว่าปกติ โดยกำหนดค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) ของชุดข้อมูลทดสอบต่ำกว่าค่าที่กำหนดไว้ ก็ให้ทำการหยุดเร็วกว่าปกติ (โดยปกติจะตั้งไว้ให้ต่ำกว่า 5%) ซึ่งสมการที่ใช้ในการคำนวณค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) ของชุดข้อมูลทดสอบได้แสดงในสมการที่ 5.20

$$MAPE = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n \left| \frac{o/p_{ANNi} - o/p_{TARGETi}}{o/p_{TARGETi}} \right| * 100\% \quad (5.20)$$

โดยที่ o/p_{ANN} คือ เอาต์พุตที่เป็นคำตอบของโครงข่ายประสาทเทียม

o/p_{TARGET} คือ เอาต์พุตที่เป็นคำตอบที่ต้องการ

n คือ จำนวนชุดข้อมูลทดสอบ

ก่อนฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ, โครงสร้างก่อนฝึกสอนจะประกอบไปด้วยจำนวนนิเวรอนในแต่ละชั้นดังนี้ ในชั้นอินพุตมี 8 นิเวรอนดังแสดงในรูปที่ 5.11, ในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 มี 6 และ 5 นิเวรอน (คำนวณตามสมการที่ 5.17) ตามลำดับ และในชั้นเอาต์พุตมี 1 นิเวรอนซึ่งมีค่าเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมอยู่ระหว่าง 0.1 ถึง 0.9 โดยจะมีค่าสัมพันธ์กับตำแหน่งพอลต์ที่เกิดขึ้นในสายส่ง

ระหว่างการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ, จะเริ่มต้นด้วยการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส (Random initial weight and biases) ให้กับ โครงสร้างเริ่มต้นของโครงข่ายประสาทเทียมดังที่ได้กล่าวมาแล้วในข้างต้น หนึ่งรอบการฝึกสอนจะแบ่งออกเป็น 3 ชั้นตอน : ป้อนค่าอินพุตที่ได้รับจากชั้นอินพุตมาคำนวณหาค่าตอบหรือเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมตามสมการที่ 5.17 สำหรับแต่ละรูปแบบข้อมูลที่ป้อนให้ จากนั้น แพร่ค่าย้อนกลับของค่าผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมกับเอาต์พุตเป้าหมายและทำการปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสด้วย Levenberg - Maquardt algorithm (trainlm)[25] ซึ่งค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสจะเปลี่ยนไปมากหรือน้อยขึ้นอยู่กับปริมาณของค่าความผิดพลาดที่ได้รับ กระบวนการจะกลับไปทำซ้ำในชั้นตอนแรกเป็นจำนวน 20,000 ครั้ง (iteration) เพื่อคำนวณหาค่าเปอร์เซ็นต์

ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) ของชุดข้อมูลทดสอบที่ดีที่สุด ดังสมการที่ 5.5 จากนั้นทำการเพิ่มจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 เพิ่มขึ้นทีละ 1 จนครบ 5 (เพื่อหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุด) แล้วหยุดการฝึกสอน

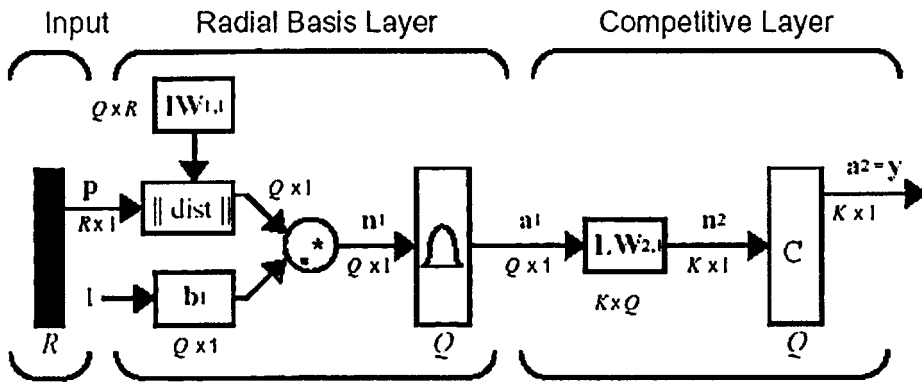
หลังจากฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเสร็จสิ้น โดยจะใช้เวลาในการฝึกสอนที่ดีที่สุดประมาณ 183 นาที และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1-2 และชั้นเอาต์พุตเป็น 10, 9 และ 1 ตามลำดับ ผลสรุปของการฝึกสอนได้แสดงในตารางที่ 5.7 จากนั้นจึงนำค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสที่ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพสูงที่สุด (ชุดที่มีค่า MAPE ของชุดทดสอบดีที่สุด) มาทดสอบกับข้อมูลทดสอบชุดเดียวกันโดยให้เพียงเฉพาะค่าอินพุต, ไม่มีค่าเอาต์พุตเป้าหมาย และพิจารณาคำตอบที่ได้ว่าใกล้เคียงกับค่าเอาต์พุตเป้าหมายที่ถูกต้องหรือไม่ (ผลสรุปการทดสอบได้แสดงในบทถัดไป) ในกระบวนการทดสอบหลังการฝึกสอนนี้จะเป็นการคำนวณของส่วนป้อนไปข้างหน้าเพียงอย่างเดียว จะไม่มีการป้อนค่ากลับหรือปรับค่าถ่วงน้ำหนักใดๆ ทั้งสิ้น จึงทำให้ได้คำตอบโดยใช้เวลาในการวิเคราะห์ที่ค่อนข้างต่ำ

ตารางที่ 5.7 แสดงค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ และเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนในแต่ละรอบ

จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1	6	7	8	9	10
MAPE ของชุดฝึกสอน	4.3112	2.3666	2.7165	2.0421	0.9901
MAPE ของชุดทดสอบ	3.7253	1.6988	2.7826	1.7765	0.8781
เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนในแต่ละรอบ (นาที)	70.45	88.94	115.08	143.97	182.25

5.4.1.2 ชนิดความน่าจะเป็น (PNN)

โครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น (Probabilistic neural network : PNN) ซึ่งได้แสดงในรูปที่ 5.14 เอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถหาได้ตามสมการที่ 5.21



รูปที่ 5.14 แบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น [25]

เอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถหาได้ดังนี้

$$o / P_{ANN} = f^4 \left(LW_{2,1} * \exp \left(- \frac{\|p - w_j\|^2}{\sigma_j^2} \right) \right) \quad (5.21)$$

โดยที่

w_j คือ เวกเตอร์ค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นซ่อน

σ_j คือ ค่ากระจายค่าคงที่ (ซึ่งจะสัมพันธ์กับค่าไบอัส $b = \frac{0.8326}{Spread}$) ในชั้นซ่อน

f^4 คือ ฟังก์ชันกระตุ้นชนิดคอมแพติทีฟ (competitive)

$LW_{2,1}$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นซ่อนกับชั้นเอาต์พุต

$P = [P_1, P_2, \dots, P_R]$ คือ เวกเตอร์อินพุตของโครงข่าย (ข้อมูลทั้ง 8 ค่าตามตารางที่ 5.6)

ก่อนฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น (PNN), โครงสร้างก่อนฝึกสอนจะประกอบไปด้วยจำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นดังนี้ ในชั้นอินพุตมี 8 นิวรอนดังแสดงในรูปที่ 5.12, ในชั้นซ่อนมี 720 นิวรอน (จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนจะมีค่าเท่ากับจำนวนชุดฝึกสอนเสมอ) และในชั้นเอาต์พุตมี 1 นิวรอน ซึ่งค่าเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าเปลี่ยนแปลงอยู่ระหว่าง 1 ถึง 9 ซึ่งจะมีค่าสัมพันธ์กับตำแหน่งพอลต์ที่เกิดขึ้นในสายส่ง ดังแสดงในตารางที่ 5.8 ฟังก์ชันกระตุ้นที่อยู่ในชั้นซ่อนจะใช้ชนิดฐานรัศมี (radial basis) ส่วนชั้นเอาต์พุตจะใช้ฟังก์ชันกระตุ้นชนิดคอมแพติทีฟ (competitive)

ตารางที่ 5.8 แสดงค่าเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น (PNN)

เอาต์พุตของ PNN	ตำแหน่งที่เกิดฟอลต์ (%)	ระยะทางที่เกิดฟอลต์ (km)
1	10%	32.5
2	20%	65.0
3	30%	97.5
4	40%	130.0
5	50%	162.5
6	60%	195.0
7	70%	227.5
8	80%	260.0
9	90%	292.5

ระหว่างการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น, จะเริ่มต้นด้วยการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนัก (Random initial weight) และเพิ่มค่ากระจายค่าคงที่ (Increase spread) ซึ่งจะสัมพันธ์กับค่าไบอัส ($b = \frac{0.8326}{Spread}$) [25] ในชั้นซ่อน ให้กับโครงสร้างเริ่มต้นของโครงข่ายประสาทเทียมคั้งที่ได้กล่าวมาแล้วในข้างต้น หนึ่งรอบการฝึกสอนจะมีการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักและปรับเปลี่ยนค่ากระจายค่าคงที่โดยเริ่มต้นที่ 0.0001 เพื่อคำนวณหาค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) ของชุดข้อมูลทดสอบที่ดีที่สุด จากนั้นทำการเพิ่มค่ากระจายค่าคงที่ในชั้นซ่อนเพิ่มขึ้นครั้งละ 0.0001 จนถึง 0.1 (เพื่อหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุด) หรือจนกว่าค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) เท่ากับ 0 แล้วหยุดการฝึกสอน

หลังจากฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเสร็จสิ้น ผลสรุปของการฝึกสอนได้แสดงในตารางที่ 5.9 โดยจะใช้เวลาในการฝึกสอนที่ดีที่สุดประมาณ 62 วินาที และค่ากระจายค่าคงที่เป็น 0.0016 จากนั้นจึงนำค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุตซึ่งเป็นเมกตริกซ์ขนาด (720,8) และ (9,720) ตามลำดับ และค่าไบอัสที่ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพสูงที่สุด (ชุดที่มีค่า MAPE ของชุดทดสอบดีที่สุด) มาทดสอบกับข้อมูลทดสอบชุดเดียวกัน (ผลสรุปการทดสอบได้แสดงในบทถัดไป)

ตารางที่ 5.9 แสดงค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ และเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนในแต่ละรอบ

ค่ากระจายค่าคงที่ (Spread)	0.0001	0.0002	0.0003	0.0004	0.0005	0.0006	0.0007	0.0008	0.0009	0.001
MAPE ของ ชุดฝึกสอน	0	0	0	0	0.017	0.052	0.052	0.052	0.080	0.080
MAPE ของ ชุดทดสอบ	44.184	26.832	21.071	14.661	8.245	1.182	1.182	0.701	0.260	0.260
เวลาที่ใช้ในแต่ละรอบ (วินาที)	126	82	82	77	89	78	62	62	63	64

ตารางที่ 5.9 (ต่อ)

ค่ากระจายค่าคงที่ (Spread)	0.0011	0.0012	0.0013	0.0014	0.0015	0.0016	0.0017	0.0018	0.0019	0.002
MAPE ของ ชุดฝึกสอน	0.080	0.080	0.080	0.080	0.100	0.100	0.100	0.100	0.100	0.100
MAPE ของ ชุดทดสอบ	0.260	0.260	0.260	0.260	0.260	0.130	0.130	0.130	0.130	0.130
เวลาที่ใช้ในแต่ละรอบ (วินาที)	65	64	62	65	63	62	64	64	64	64

หมายเหตุ *0.002 คือ ค่ากระจายค่าคงที่ตั้งแต่ 0.002 จนถึง 0.1 ค่า MAPE ทั้งสองชุดมีค่าเท่ากัน

5.4.2 การระบุประเภทฟอลต์ (Fault Identification)

ในวิทยานิพนธ์นี้ได้ทำการเลือกตัวแปรอินพุทในส่วนของการระบุประเภทฟอลต์ โดยใช้ค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์จากการแปลงเวฟเล็ตในสเกลแรกที่ตรวจจับฟอลต์ได้ของแรงดันและกระแสของเฟส A, B, C และองค์ประกอบลำดับศูนย์ในช่วง ¼ ไซเคิลหลังเกิดฟอลต์ตามลำดับ ดังรูปที่ 5.12 และตารางที่ 5.6 ซึ่งเป็นกลุ่มตัวแปรอินพุทชนิดเดียวกับที่ใช้ในการหาตำแหน่งฟอลต์ ในส่วนตัวแปรเอาต์พุทจะมีค่าสัมพันธ์กับเฟส (A, B, C) และกราวด์ (G) หรือชนิดฟอลต์ที่เกิดขึ้นในสายส่ง โดยมีรูปแบบการฝึกสอนเพื่อระบุประเภทของฟอลต์ดังต่อไปนี้

ลักษณะของพอลต์แต่ละประเภทจะมีรูปแบบการเปลี่ยนแปลงของกระแสและแรงดันที่แตกต่างกัน ดังนั้นชุดข้อมูลอินพุตจากสายส่งในรูปแบบที่ 5.1 จึงแบ่งข้อมูลดังนี้

1. ลักษณะการเกิดพอลต์ได้ 10 ลักษณะ(เฟสเดียวลงดิน, ระหว่างเฟส, สองเฟสลงดิน และพอลต์ 3 เฟส)
2. ตำแหน่งการเกิดพอลต์ 10% - 90% ของระยะทางทั้งหมด (ช่วงละ 10%)
3. มุมที่เริ่มเกิดพอลต์ 0° - 330° เมื่อเทียบกับมุมเฟสของแรงดันที่เฟส A (ช่วงละ 30°)
4. เวลาที่เริ่มเกิดพอลต์ 0.04 วินาที
5. สภาวะปกติ (ไม่มีพอลต์เกิดขึ้น) 12 ข้อมูล

รวมทั้งรวมจำนวน 1092 ชุด จะถูกจัดระเบียบข้อมูล (Normalization) ก่อนที่นำมาฝึกสอนและทดสอบกับ โครงข่ายประสาทเทียม จากนั้นจำนวนข้อมูลทั้ง 1092 ชุด จะถูกแบ่งออกเป็น 728 ชุด สำหรับเป็นข้อมูลฝึกสอน และ 364 ชุด สำหรับเป็นข้อมูลทดสอบ

5.4.2.1 ชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP)

ก่อนที่จะทำการฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ, ทำการคำนวณจำนวนนิวรอนเริ่มต้นและนิวรอนสุดท้ายในชั้นซ่อนที่ 1 ดังแสดงในสมการที่ 5.18 โครงสร้างก่อนฝึกสอนจะประกอบไปด้วยจำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นดังนี้ ในชั้นอินพุตมี 8 นิวรอนดังแสดงในตารางที่ 5.19 (แต่เนื่องจากค่าเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมในการระบุประเภทพอลต์ได้ทำการเพิ่มกรณีสภาวะปกติเข้าไปด้วยนอกจากเหนือจากสภาวะพอลต์ 10 ประเภท จึงได้ทำการเลือกข้อมูลอินพุตในกรณีสภาวะปกติโดยจะใช้ค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์แรงดันและกระแสของเฟส A, B, C และองค์ประกอบลำดับศูนย์ที่เกิดขึ้นในสเกลที่ 1 ตลอดทั้งช่วงสัญญาณ), ในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 มี 8 และ 7 นิวรอน (คำนวณตามสมการที่ 5.18) ตามลำดับ และในชั้นเอาต์พุตมี 4 นิวรอนซึ่งมีค่าเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมเปลี่ยนแปลงอยู่ระหว่าง '0' กับ '1' ซึ่งจะสัมพันธ์กับเฟส (A, B, C) และกราวด์ (G) กล่าวคือ ถ้าค่าเอาต์พุตต่ำกว่า 0.5 แสดงว่า เฟสนั้นไม่เกิดพอลต์ ในทางกลับกันถ้าค่าเอาต์พุตมากกว่าหรือเท่ากับ 0.5 แสดงว่าเฟสนั้นเกิดพอลต์ ดังในตารางที่ 5.10 ในส่วนของฟังก์ชันกระตุ้นที่อยู่ชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 จะใช้ชนิดแทนเจนต์ซิกมอยด์ (tan-sigmoid) ส่วนชั้นเอาต์พุตจะใช้ฟังก์ชันกระตุ้นชนิดเชิงเส้น (linear)

ตารางที่ 5.10 แสดงค่าเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับระบุประเภทฟอลต์

ประเภทของฟอลต์	A	B	C	G
สภาวะปกติ	0	0	0	0
ฟอลต์เฟส A ลงดิน	1	0	0	1
ฟอลต์เฟส A, B ลงดิน	1	1	0	1
ฟอลต์ระหว่างเฟส A, B	1	1	0	0
ฟอลต์ 3 เฟส	1	1	1	0

ระหว่างการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ, จะเริ่มต้นด้วยการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส (Random initial weight and biases) ให้กับโครงสร้างเริ่มต้นของโครงข่ายประสาทเทียมดังที่ได้กล่าวมาแล้วในข้างต้น หนึ่งรอบการฝึกสอนจะแบ่งออกเป็น 3 ชั้นตอน (เช่นเดียวกับการหาค่าตำแหน่งฟอลต์) โดยจะมีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสด้วย Levenberg - Maquardt algorithm (trainlm)[25] เป็นจำนวน 20,000 iteration เพื่อคำนวณหาค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) ของชุดข้อมูลทดสอบที่ดีที่สุด ดังสมการที่ 5.20 จากนั้นทำการเพิ่มจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 เพิ่มขึ้นทีละ 1 จนครบ 4 (เพื่อหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพสูงสุด) แล้วหยุดการฝึกสอน

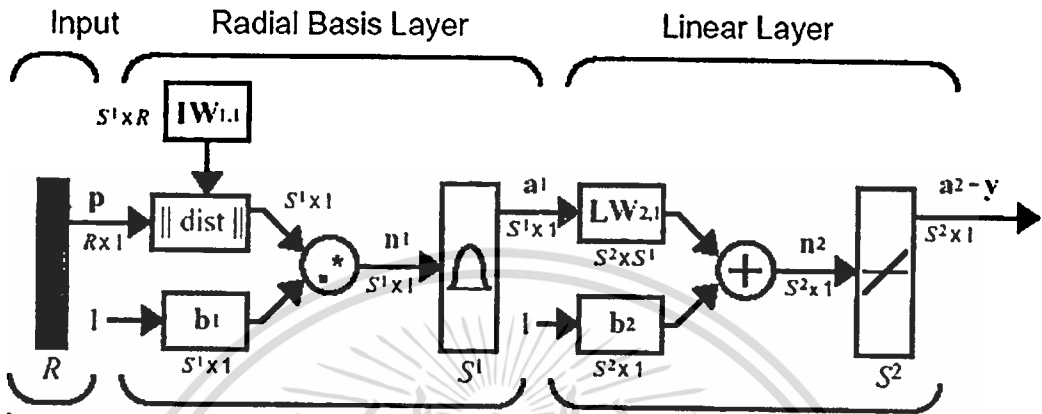
หลังจากฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเสร็จสิ้น โดยจะใช้เวลาในการฝึกสอนที่ดีที่สุดประมาณ 887 นาที และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1-2 และชั้นเอาต์พุตเป็น 11, 10 และ 4 ตามลำดับ ผลสรุปของการฝึกสอนได้แสดงในตารางที่ 5.11 จากนั้นจึงนำค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสที่ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพสูงสุด (ชุดที่มีค่า MAPE ของชุดทดสอบดีที่สุด) มาทดสอบกับข้อมูลทดสอบชุดเดียวกันโดยให้เพียงเฉพาะค่าอินพุตเช่นเดียวกับการทดสอบ โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับสำหรับหาค่าตำแหน่งฟอลต์ (ผลสรุปการทดสอบได้แสดงในบทถัดไป)

ตารางที่ 5.11 แสดงค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ และเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนในแต่ละรอบ

จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1	8	9	10	11
MAPE ของชุดฝึกสอน	2.4168	0.9751	1.8394	0.6275
MAPE ของชุดทดสอบ	2.6071	1.4215	1.8126	0.9584
เวลาที่ใช้ในการฝึกสอน ในแต่ละรอบ (นาที)	474.56	585.62	729.02	886.50

5.4.2.2 ชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี (RBF)

โครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี (Radial basis function : RBF) ซึ่งได้แสดงในรูปที่ 5.15 เอกลักษณ์ของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถหาได้ตามสมการที่ 5.22



รูปที่ 5.15 แบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี [25]

เอกลักษณ์ของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถหาได้ดังนี้

$$o / p_{ANN} = f^3 \left(LW_{2,1} * \exp \left(- \frac{\|p - w_j\|^2}{\sigma_j^2} \right) + b^2 \right) \tag{5.22}$$

โดยที่

w_j คือ เวกเตอร์ค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นซ่อน

σ_j คือ ค่ากระจายค่าคงที่ (ซึ่งจะสัมพันธ์กับค่าไบอัส $b = \frac{0.8326}{Spread}$) ในชั้นซ่อน

f^3 คือ ฟังก์ชันกระตุ้นชนิดเชิงเส้น (linear)

$LW_{2,1}$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นซ่อนกับชั้นเอาต์พุต

b^2 คือ ค่าไบอัสในชั้นเอาต์พุต

$P = [P_1, P_2, \dots, P_R]$ คือ เวกเตอร์อินพุตของโครงข่าย (ข้อมูลทั้ง 8 ค่าตามตารางที่ 5.6)

ก่อนฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี (RBF), โครงสร้างก่อนฝึกสอนจะประกอบไปด้วยจำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นดังนี้ ในชั้นอินพุตมี 8 นิวรอน (เช่นเดียวกับการระบุประเภทพอลดีด้วยโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ) ดังแสดงในรูปที่ 5.12, ในชั้นซ่อนไม่สามารถกำหนดจำนวนนิวรอนเริ่มต้นได้ ซึ่งจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนจะถูกกำหนดด้วยเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กระบวนการเรียนรู้ OLS (orthogonal least squares : OLS) [29] และในชั้นเอาต์พุตมี 4 นิวรอน ซึ่งมีค่าเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมเปลี่ยนแปลงอยู่ระหว่าง '0' กับ '1' ซึ่งจะสัมพันธ์กับเฟส (A, B, C) และกราวด์ (G) ดังแสดงในตารางที่ 5.10 กำหนดค่าผิดพลาดเป้าหมายให้เท่ากับ 0.1 และฟังก์ชันกระตุ้นที่อยู่ในชั้นซ่อนจะใช้ชนิดฐานรัศมี (radial basis) ส่วนชั้นเอาต์พุตจะใช้ฟังก์ชันกระตุ้นชนิดเชิงเส้น (linear)

ระหว่างการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี, จะเริ่มต้นด้วยการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนัก (Random initial weight) และเพิ่มค่ากระจายค่าคงที่ (Increase spread) ซึ่งจะสัมพันธ์กับค่าไบอัส ($b = \frac{0.8326}{Spread}$) [25] ในชั้นซ่อนให้กับโครงสร้างเริ่มต้นของโครงข่ายประสาทเทียมดังที่ได้กล่าวมาแล้วในข้างต้น หนึ่งรอบการฝึกสอนกระบวนการเรียนรู้ OLS จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนจะถูกเพิ่มขึ้นเท่ากับจำนวนครั้งที่คำนวณค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ ขบวนการนี้จะทำซ้ำจนกระทั่งค่าผิดพลาดเป้าหมายถูกพบหรือจำนวนสูงสุดของนิวรอนในชั้นซ่อนถูกพบ (จะเท่ากับจำนวนชุดฝึกสอน) การปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนักค่ากระจายค่าคงที่ โดยเริ่มต้นที่ 0.0001 เพื่อคำนวณหาค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) ของชุดข้อมูลทดสอบที่ดีที่สุด จากนั้นทำการเพิ่มค่ากระจายค่าคงที่ในชั้นซ่อนที่ 1 เพิ่มขึ้นครั้งละ 0.0001 จนถึง 0.003 (เพื่อหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุด) หรือจนกว่าค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์เท่ากับ 0 แล้วหยุดการฝึกสอน

หลังจากฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเสร็จสิ้น ผลสรุปของการฝึกสอนได้แสดงในตารางที่ 5.12 โดยจะใช้เวลาในการฝึกสอนที่ดีที่สุดประมาณ 50 นาที และค่ากระจายค่าคงที่เป็น 0.003 จากนั้นจึงนำค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุตซึ่งเป็นเมกติกซ์ขนาด (611,8) และ (4,611) ตามลำดับ และค่าไบอัสที่ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพสูงที่สุด (ชุดที่มีค่า MAPE ของชุดทดสอบดีที่สุด) มาทดสอบกับข้อมูลทดสอบชุดเดียวกัน (ผลสรุปการทดสอบได้แสดงในบทถัดไป)

ตารางที่ 5.12 แสดงค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ และเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนในแต่ละรอบ

ค่ากระจายค่าคงที่ (Spread)	0.0001	0.0002	0.0003	0.0004	0.0005	0.0006	0.0007	0.0008	0.0009	0.001
MAPE ของ ชุดฝึกสอน	0.05	0.063	0.069	0.069	0.071	0.085	0.086	0.084	0.077	0.077
MAPE ของ ชุดทดสอบ	30.932	27.418	25.450	21.858	19.229	17.197	17.197	14.800	13.974	13.974
เวลาที่ใช้ในแต่ละ รอบ (นาที)	64.00	59.90	58.00	57.00	55.60	55.60	57.20	57.30	58.40	55.10

ตารางที่ 5.12 (ต่อ)

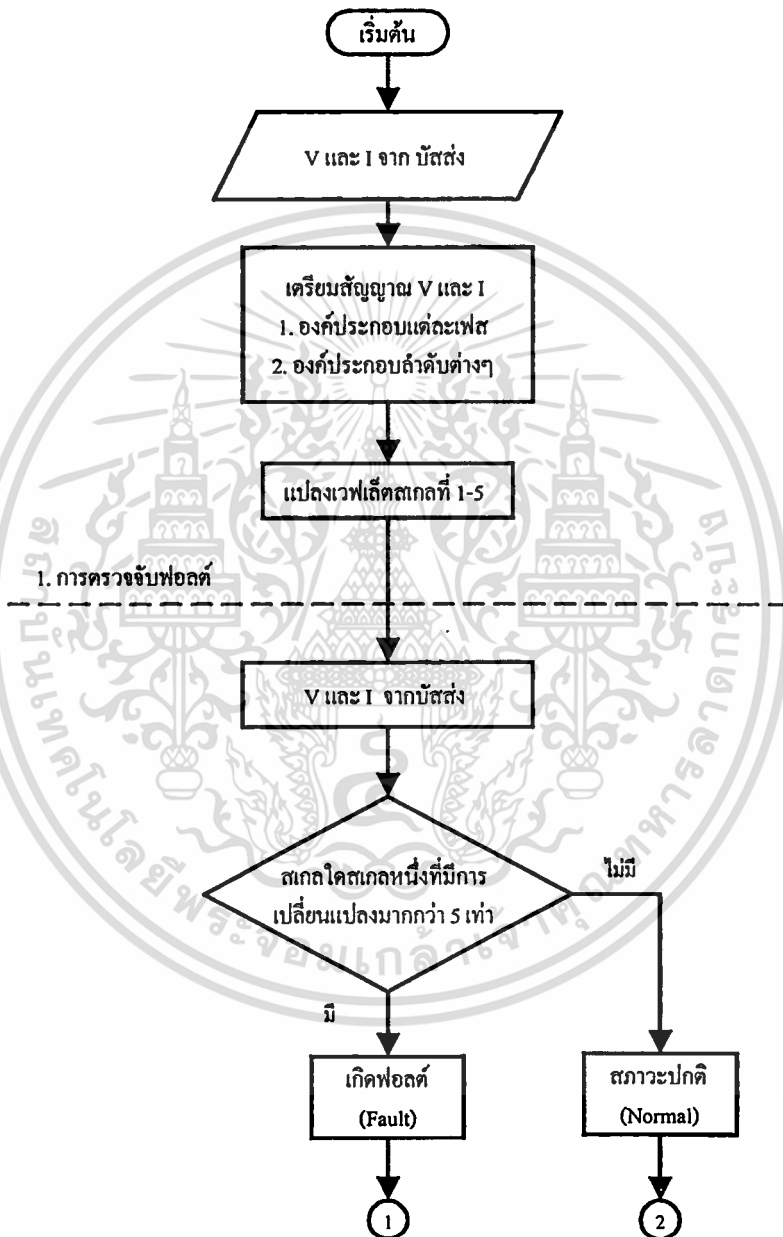
ค่ากระจายค่าคงที่ (Spread)	0.0011	0.0012	0.0013	0.0014	0.0015	0.0016	0.0017	0.0018	0.0019	0.002
MAPE ของ ชุดฝึกสอน	0.083	0.090	0.093	0.096	0.099	0.094	0.101	0.091	0.094	0.101
MAPE ของ ชุดทดสอบ	12.281	11.605	10.929	10.008	9.357	8.539	7.707	6.575	6.210	5.790
เวลาที่ใช้ในแต่ละ รอบ (นาที)	54.10	53.80	52.20	52.30	52.20	55.50	49.90	50.40	49.40	49.00

ตารางที่ 5.12 (ต่อ)

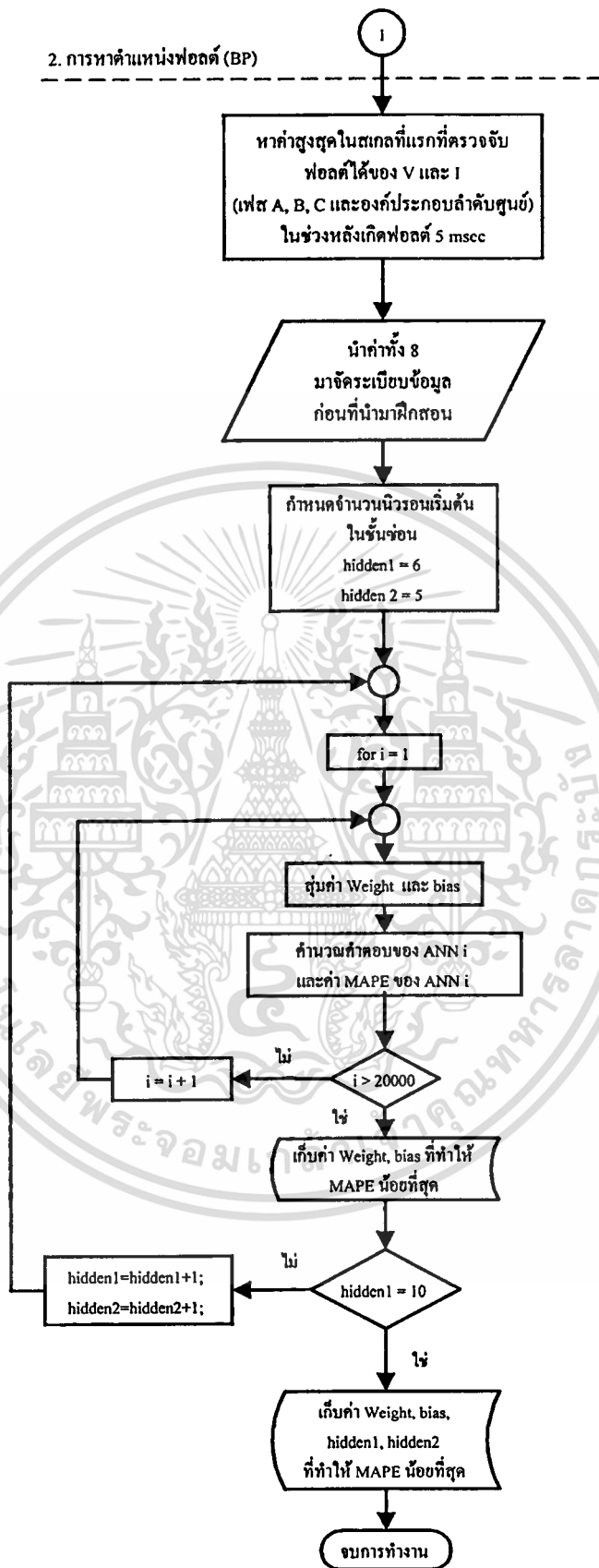
ค่ากระจายค่าคงที่ (Spread)	0.0021	0.0022	0.0023	0.0024	0.0025	0.0026	0.0027	0.0028	0.0029	0.003
MAPE ของ ชุดฝึกสอน	0.105	0.104	0.102	0.111	0.106	0.106	0.105	0.103	0.101	0.100
MAPE ของ ชุดทดสอบ	5.427	4.973	4.694	4.451	3.978	3.712	3.622	3.377	3.192	2.983
เวลาที่ใช้ในแต่ละ รอบ (นาที)	48.30	47.90	48.00	50.40	50.70	50.00	50.30	50.10	49.30	49.60

5.5 แผนภาพสรุปการประยุกต์ใช้งานการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม

จากรูปแบบและวิธีการที่ได้นำเสนอ นั้นสามารถแสดงสรุปเป็นแผนภาพ (Flow chart) การทำงานได้ดังรูปที่ 5.16 – 5.20

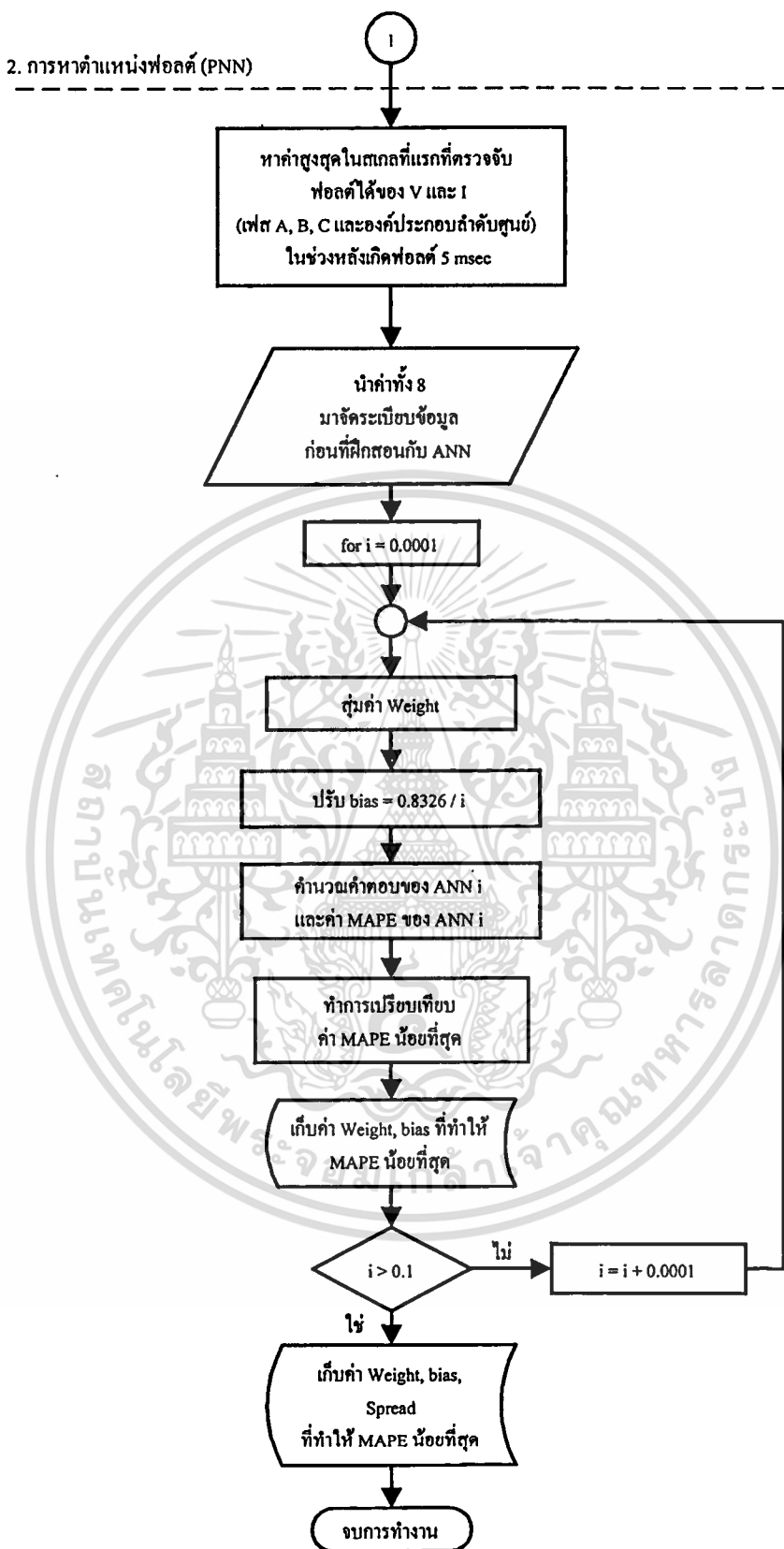


รูปที่ 5.16 แสดงแผนภาพการตรวจจับฟอลต์



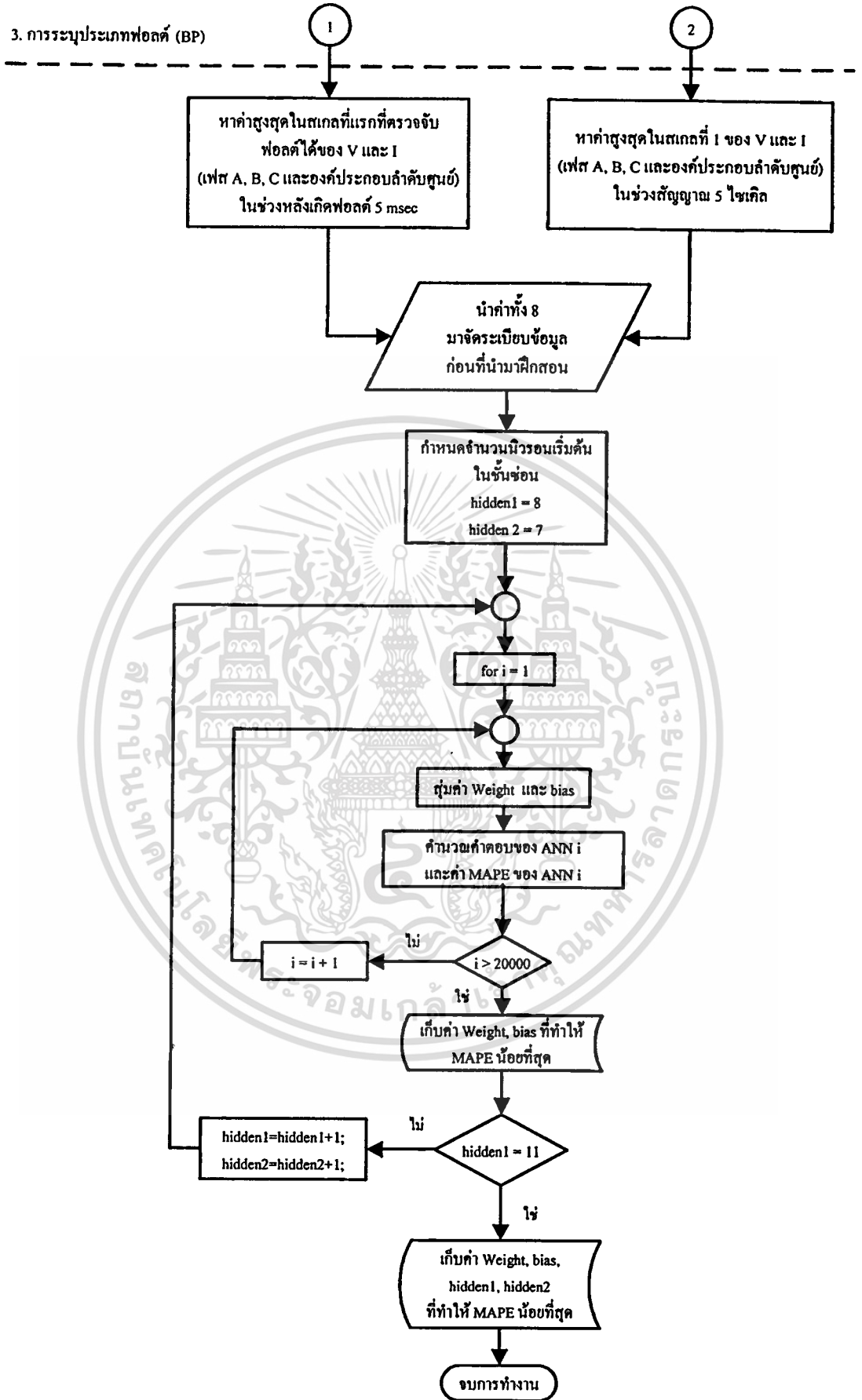
รูปที่ 5.17 แสดงแผนภาพการหาค่าตำแหน่งพอลต์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับครูใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

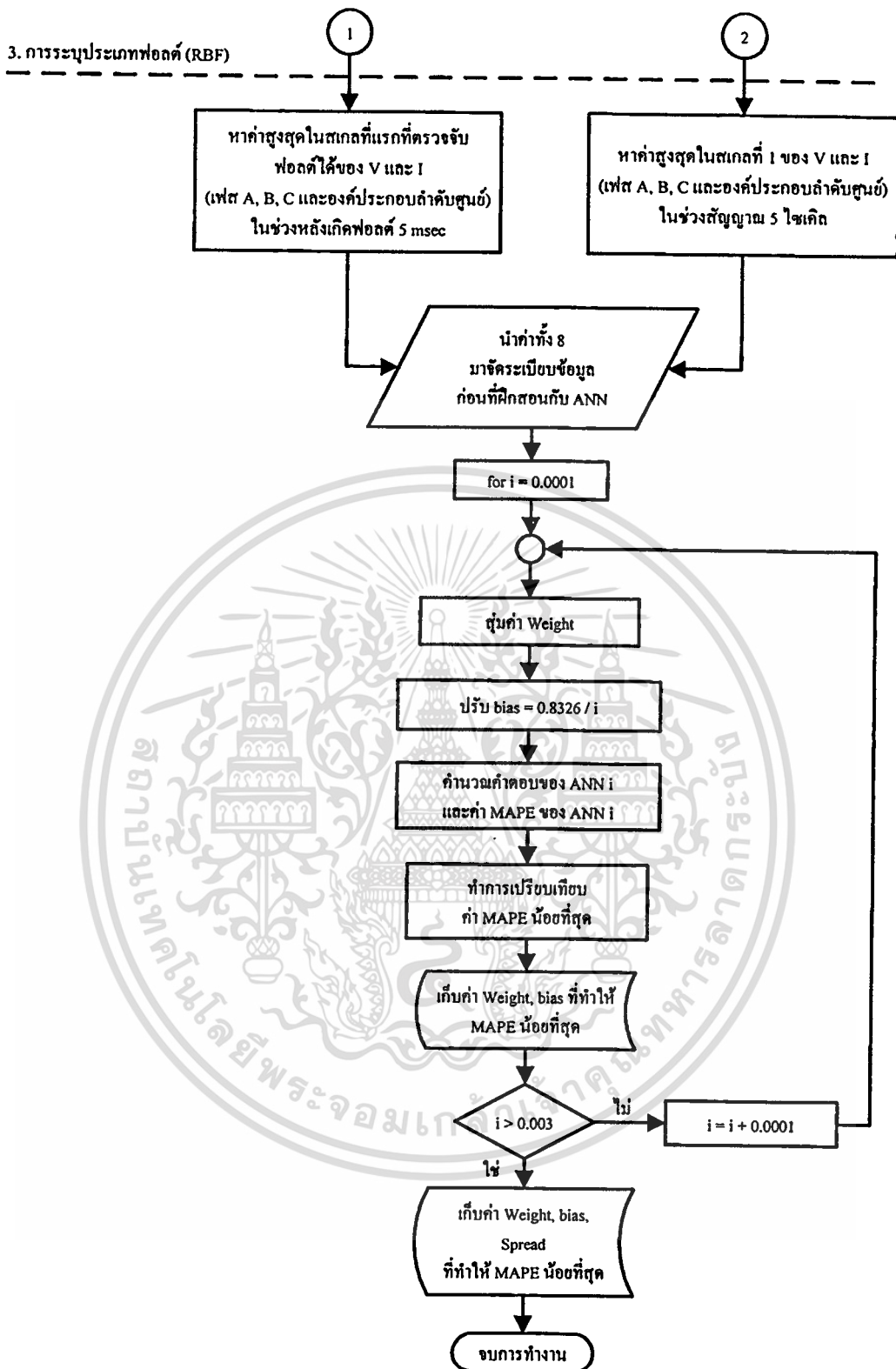


รูปที่ 5.18 แสดงแผนภาพการหาตำแหน่งฟอลต์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.19 แสดงแผนภาพการระบุประเภทฟอลต์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับบริการเชิงงานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้เนาไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.20 แสดงแผนภาพการระบุประเภทฟอลต์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากขั้นตอนการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ด้วยการพิจารณาผลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้อธิบายมาแล้วข้างต้น และเพื่อทดสอบถึงสมมติฐานของวิธีการดังกล่าวจึงทำการทดสอบสัญญาณฟอลต์ที่มีลักษณะที่แตกต่างกัน รวมถึงการนำขั้นตอนการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ด้วยการแปลงเวฟเล็ตเพียงอย่างเดียว [14] (ขั้นตอนการวิเคราะห์ที่ได้อธิบายในภาคผนวก ก.) มาทำการเปรียบเทียบกับคำตอบที่ได้จากการแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม ผลการทดสอบและเปรียบเทียบได้แสดงไว้ในบทถัดไป



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 6

ผลการทดลอง

บทนี้เป็นนำเสนอผลการทดลองซึ่งได้จากการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ที่ได้จากการจำลองด้วยโปรแกรม ATP/EMTP ตามรูปแบบและวิธีการที่นำเสนอในบทที่ 5 ซึ่งตัวอย่างที่ใช้ในการทดสอบนี้จะไม่ถูกนำไปใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทยูทิม ทำให้โครงข่ายประสาทยูทิมไม่เคยเห็นข้อมูลนี้มาก่อน จำนวนตัวอย่างที่ใช้ทั้งหมด 360 ตัวอย่าง เพื่อทดสอบการทำงาน โดยผลการทดสอบและรูปแบบในการนำเสนอจะออกมาดังต่อไปนี้

6.1 รูปแบบการนำเสนอ

6.1.1 รูปแบบการนำเสนอของแต่ละตาราง

การแสดงผลของตารางจะเรียงตามตำแหน่งที่เกิดฟอลต์คือ 10% - 90% ของความยาวสายส่ง (วัดจากปลายด้านส่ง) ซึ่งรายละเอียดของแต่ละตารางจะประกอบไปด้วย

1. ตำแหน่งของฟอลต์ที่ได้จากการคำนวณและความคลาดเคลื่อน (Error) ที่เกิดขึ้นจากการวิเคราะห์ด้วยผลการแปลงเวฟเล็ดแบบเต็มหน่วยร่วมกับโครงข่ายประสาทยูทิมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP), ความน่าจะเป็น (PNN) และผลวิเคราะห์การแปลงเวฟเล็ดของแรงดันที่อาศัยทฤษฎีคลื่นเดินทาง ตามลำดับ พร้อมทั้งทำการเปรียบเทียบตำแหน่งของฟอลต์และความคลาดเคลื่อนในแต่ละตัวอย่างทดสอบที่คำนวณได้

2. การระบุประเภทของฟอลต์จากการวิเคราะห์ผลการแปลงเวฟเล็ดแบบเต็มหน่วยร่วมกับโครงข่ายประสาทยูทิมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP), ฟังก์ชันฐานรัศมี (RBF) และผลวิเคราะห์การแปลงเวฟเล็ดของแรงดันสำหรับระบุประเภทฟอลต์ (แนวคิดในภาคผนวก) ตามลำดับ

3. การเรียงลำดับจะเรียงตามประเภทของฟอลต์ คือ AG, AB, ABC, ABG, BG, BCG, CG, CA, CAG และ BC ตามลำดับ

6.1.2 รูปแสดงการสรุปผลการทดลองที่ได้จากตาราง

เป็นการแสดงค่าเฉลี่ยของผลการทดลองที่ได้ในแต่ละตารางตามประเภทของฟอลต์ และมีการวิเคราะห์ผลการทดลองที่ได้ทั้งหมด

6.2 ผลการทดลอง

ตารางที่ 6.1 แสดงผลการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์ที่ตำแหน่ง 32.5 กิโลเมตร
(10 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร) ความต้านทานฟอลต์ 10 โอห์ม

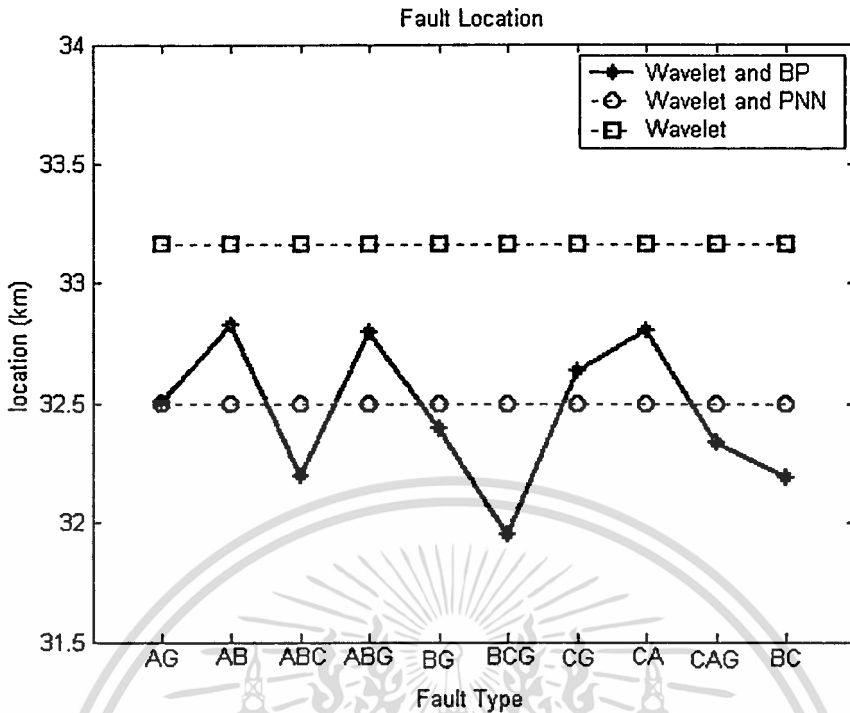
ประเภท ฟอลต์	มุม องศา	ตำแหน่งที่เกิดฟอลต์ (กิโลเมตร)						ระบุประเภทฟอลต์		
		เวฟเล็ตและ โครงข่ายประสาทเทียม				เวฟเล็ต		เวฟเล็ตและ โครงข่ายประสาทเทียม		เวฟเล็ต
		BP		PNN		แรงดัน		BP	RBF	แรงดัน
		จำนวน	Error	จำนวน	Error	จำนวน	Error			
AG	90	32.688	0.188	32.500	0.000	33.165	0.665	AG	CAG	AG
	150	32.646	0.146	32.500	0.000	33.165	0.665	AG	AG	AG
	300	32.687	0.187	32.500	0.000	33.165	0.665	AG	AG	AG
	30	31.998	-0.502	32.500	0.000	33.165	0.665	AG	AG	AG
AB	240	31.622	-0.878	32.500	0.000	33.165	0.665	AB	AB	AB
	270	33.746	1.246	32.500	0.000	33.165	0.665	AB	AB	AB
	150	31.392	-1.108	32.500	0.000	33.165	0.665	AB	AB	AB
	0	34.556	2.056	32.500	0.000	33.165	0.665	AB	AB	AB
ABC	90	32.533	0.033	32.500	0.000	33.165	0.665	ABC	ABC	ABC
	150	32.175	-0.325	32.500	0.000	33.165	0.665	ABC	ABC	ABC
	300	31.947	-0.553	32.500	0.000	33.165	0.665	ABC	ABC	ABC
	0	32.142	-0.358	32.500	0.000	33.165	0.665	ABC	ABC	ABC
ABG	90	32.075	-0.425	32.500	0.000	33.165	0.665	ABG	ABG	ABG
	150	32.181	-0.319	32.500	0.000	33.165	0.665	ABG	ABG	CG
	300	33.216	0.716	32.500	0.000	33.165	0.665	ABG	ABG	ABG
	0	33.712	1.212	32.500	0.000	33.165	0.665	ABG	ABG	ABG
BG	90	31.619	-0.881	32.500	0.000	33.165	0.665	BG	BG	BG
	150	32.579	0.079	32.500	0.000	33.165	0.665	BG	BCG	BG
	210	32.688	0.188	32.500	0.000	33.165	0.665	BG	BG	BG
	0	32.688	0.188	32.500	0.000	33.165	0.665	BG	BG	BG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

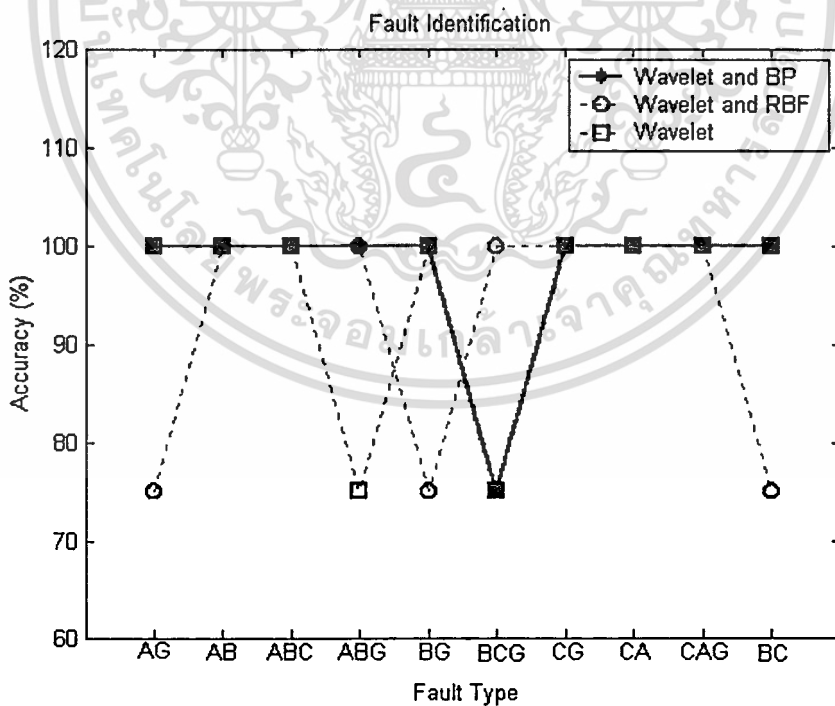
ตารางที่ 6.1 (ต่อ)

ประเภท พอลต์	มุม องศา	ตำแหน่งที่เกิดพอลต์ (กิโลเมตร)						ระบุประเภทพอลต์		
		เวฟเล็ดและ โครงข่ายประสาทเทียม				เวฟเล็ด		เวฟเล็ดและ โครงข่ายประสาทเทียม		เวฟเล็ด
		BP		PNN		แรงคั่น		BP	RBF	แรงคั่น
		คำนวณ	Error	คำนวณ	Error	คำนวณ	Error			
BCG	90	32.162	-0.338	32.500	0.000	33.165	0.665	ABG	BCG	AG
	150	32.865	0.365	32.500	0.000	33.165	0.665	BCG	BCG	BCG
	300	31.341	-1.159	32.500	0.000	33.165	0.665	BCG	BCG	BCG
	240	31.424	-1.076	32.500	0.000	33.165	0.665	BCG	BCG	BCG
CG	90	32.474	-0.026	32.500	0.000	33.165	0.665	CG	CG	CG
	150	32.688	0.188	32.500	0.000	33.165	0.665	CG	CG	CG
	300	32.688	0.188	32.500	0.000	33.165	0.665	CG	CG	CG
	0	32.687	0.187	32.500	0.000	33.165	0.665	CG	CG	CG
CA	90	33.262	0.762	32.500	0.000	33.165	0.665	CA	CA	CA
	150	33.011	0.511	32.500	0.000	33.165	0.665	CA	CA	CA
	300	33.428	0.928	32.500	0.000	33.165	0.665	CA	CA	CA
	0	31.507	-0.993	32.500	0.000	33.165	0.665	CA	CA	CA
CAG	90	32.877	0.377	32.500	0.000	33.165	0.665	CAG	CAG	CAG
	150	32.088	-0.412	32.500	0.000	33.165	0.665	CAG	CAG	CAG
	300	32.667	0.167	32.500	0.000	33.165	0.665	CAG	CAG	CAG
	0	31.716	-0.784	32.500	0.000	33.165	0.665	CAG	CAG	CAG
BC	90	30.473	-2.027	32.500	0.000	33.165	0.665	BC	ABC	BC
	150	31.565	-0.935	32.500	0.000	33.165	0.665	BC	BC	BC
	300	33.747	1.247	32.500	0.000	33.165	0.665	BC	BC	BC
	0	32.990	0.490	32.500	0.000	33.165	0.665	BC	BC	BC

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 6.1 แสดงค่าเฉลี่ยของตำแหน่งฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์จริงที่ระยะทาง 32.5 กิโลเมตร (10 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)



รูปที่ 6.2 แสดงค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยในการระบุประเภทฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 32.5 กิโลเมตร (10 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากผลการทดลองในตารางที่ 6.1 และรูปที่ 6.1-6.2 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

การหาตำแหน่งฟอลต์ (ระยะทางจริง 32.5 กิโลเมตรวัดจากบัสส่ง)

1. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP) สามารถหาตำแหน่งฟอลต์ทั้งหมดโดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 จากตารางที่ 6.1 จะเห็นได้ว่า ระยะทางต่ำสุดและสูงสุดที่คำนวณได้ คือ 30.473 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 2.027 กิโลเมตร) และ 34.556 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 2.056 กิโลเมตร) ตามลำดับ และจากรูปที่ 6.1 ระยะทางเฉลี่ยที่คำนวณได้คือ 32.464 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.036 กิโลเมตร), ระยะทางเฉลี่ยต่ำสุดที่คำนวณได้คือ 31.948 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.552 กิโลเมตร) และระยะทางเฉลี่ยสูงสุดที่คำนวณได้คือ 32.829 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.329 กิโลเมตร)
2. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น (PNN) สามารถหาตำแหน่งฟอลต์ทั้งหมดโดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 จากตารางที่ 6.1 และรูปที่ 6.1 จะเห็นได้ว่า ระยะทางที่คำนวณได้ทั้งหมด คือ 32.50 กิโลเมตร (ไม่มีความคลาดเคลื่อนหรือความคลาดเคลื่อนเป็น 0 กิโลเมตร)
3. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น (PNN) สามารถหาตำแหน่งฟอลต์ทั้งหมดโดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 จากตารางที่ 6.1 และรูปที่ 6.1 จะเห็นได้ว่า ระยะทางที่คำนวณได้ทั้งหมด คือ 33.165 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.665 กิโลเมตร)

เมื่อเปรียบเทียบเฉลี่ยจากรูปที่ 6.1 พบว่า ผลการหาตำแหน่งฟอลต์ด้วยการแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นจะให้ค่าที่ใกล้เคียงกับระยะทางจริงมากที่สุด (โดยมีระยะทางเฉลี่ยเป็น 32.50 กิโลเมตร) รองลงมาคือ การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับและการแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น ตามลำดับ

การระบุประเภทของฟอลต์

1. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP) สามารถระบุประเภทของฟอลต์ โดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 เช่นเดียวกัน ซึ่งจากตารางที่ 6.1 จะเห็นได้ว่า สามารถระบุประเภทของฟอลต์ทั้งหมดมีความถูกต้องเฉลี่ย 97.5% โดยสามารถระบุประเภทของฟอลต์ในแต่ละชนิดได้ดังนี้ ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด AG, AB, ABC, ABG, BG, CG, CA, CAG และ BC มีความถูกต้องเฉลี่ยสูงถึง 100 % ในขณะที่ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด BCG สามารถระบุประเภทได้ถูกต้องเฉลี่ย 75 %
2. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรศมี (RBF) สามารถระบุประเภทของฟอลต์ โดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 เช่นเดียวกัน ซึ่งจากตารางที่ 6.1 จะเห็นได้ว่า สามารถระบุประเภทของฟอลต์ทั้งหมดมีความถูกต้องเฉลี่ย 92.5% โดยสามารถระบุประเภทของฟอลต์ในแต่ละชนิดได้ดังนี้ ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด AB, ABC, ABG, BCG, CG, CA และ CAG มีความถูกต้องเฉลี่ยสูงถึง 100 % ในขณะที่ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด AG, BG และ BC สามารถระบุประเภทได้ถูกต้องเฉลี่ย 75 %
3. การแปลงเวฟเล็ต จากตารางที่ 6.1 จะเห็นได้ว่า สามารถระบุประเภทของฟอลต์ทั้งหมดมีความถูกต้องเฉลี่ย 95% โดยสามารถระบุประเภทของฟอลต์ในแต่ละชนิดได้ดังนี้ ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด AG, AB, ABC, BG, CG, CA, CAG และ BC มีความถูกต้องเฉลี่ยสูงถึง 100 % ในขณะที่ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด ABG และ BCG สามารถระบุประเภทได้ถูกต้องเฉลี่ย 75 %

เมื่อเปรียบเทียบเฉลี่ยจากรูปที่ 6.2 พบว่า ผลการระบุประเภทของด้วยการแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับจะให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยมากที่สุด (มีความถูกต้องเฉลี่ย 97.5%) รองลงมาคือ การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรศมีและการแปลงเวฟเล็ต ตามลำดับ

ตารางที่ 6.2 แสดงผลการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์ที่ตำแหน่ง 65 กิโลเมตร
(20 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร) ความต้านทานฟอลต์ 10 โอห์ม

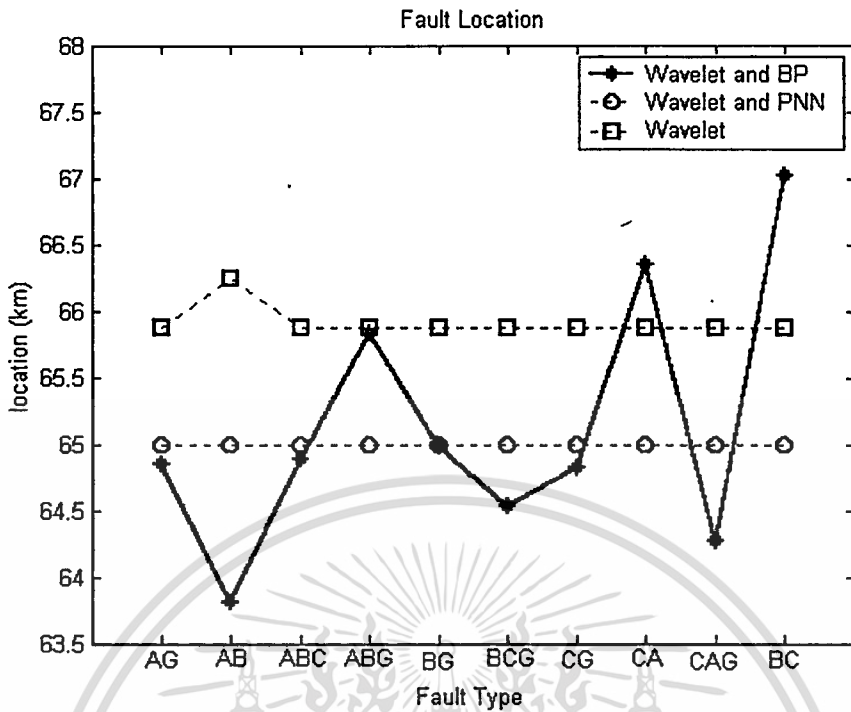
ประเภท ฟอลต์	มุม องศา	ตำแหน่งที่เกิดฟอลต์ (กิโลเมตร)						ระบุประเภทฟอลต์		
		เวฟเล็กและ โครงข่ายประสาทเทียม				เวฟเล็ก		เวฟเล็กและ โครงข่ายประสาทเทียม		เวฟเล็ก
		BP		PNN		แรงดัน		BP	RBF	แรงดัน
		จำนวน	Error	จำนวน	Error	จำนวน	Error			
AG	90	64.732	-0.268	65.000	0.000	65.870	0.870	AG	AG	AG
	150	64.698	-0.302	65.000	0.000	65.870	0.870	AG	AG	AG
	300	64.996	-0.004	65.000	0.000	65.870	0.870	AG	AG	AG
	240	64.985	-0.015	65.000	0.000	65.870	0.870	AG	AG	AG
AB	240	63.076	-1.924	65.000	0.000	65.870	0.870	AB	AB	AB
	270	64.978	-0.022	65.000	0.000	65.870	0.870	AB	AB	AB
	150	63.111	-1.889	65.000	0.000	67.357	2.357	AB	AB	AB
	300	64.056	-0.944	65.000	0.000	65.870	0.870	AB	AB	AB
ABC	60	64.955	-0.045	65.000	0.000	65.870	0.870	ABC	ABC	ABC
	150	65.020	0.020	65.000	0.000	65.870	0.870	ABC	ABC	ABC
	300	64.930	-0.070	65.000	0.000	65.870	0.870	ABC	ABC	ABC
	0	64.657	-0.343	65.000	0.000	65.870	0.870	ABCG	ABC	ABC
ABG	90	65.144	0.144	65.000	0.000	65.870	0.870	ABG	ABG	ABG
	150	65.560	0.560	65.000	0.000	65.870	0.870	ABG	ABG	BCG
	300	65.848	0.848	65.000	0.000	65.870	0.870	ABG	ABG	ABG
	0	66.789	1.789	65.000	0.000	65.870	0.870	ABG	ABG	ABG
BG	90	64.927	-0.073	65.000	0.000	65.870	0.870	BG	BG	BG
	150	65.237	0.237	65.000	0.000	65.870	0.870	BG	BG	BG
	210	64.761	-0.239	65.000	0.000	65.870	0.870	BG	BCG	BG
	0	64.990	-0.010	65.000	0.000	65.870	0.870	BG	BG	BG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

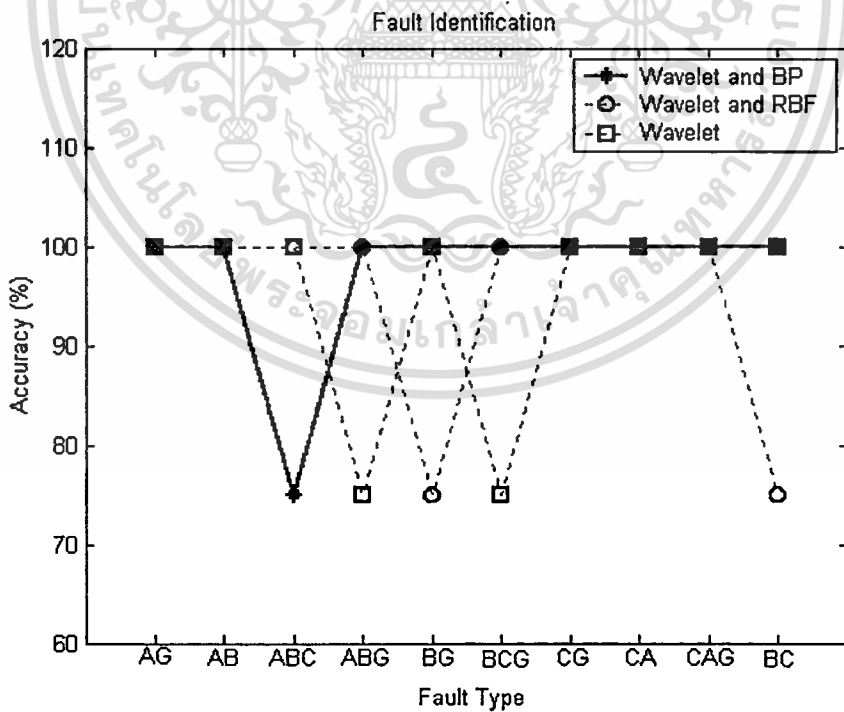
ตารางที่ 6.2 (ต่อ)

ประเภท พอลต์	มุม องศา	ตำแหน่งที่เกิดพอลต์ (กิโลเมตร)						ระบุประเภทพอลต์		
		เวฟเล็ดและ โครงข่ายประสาทเทียม				เวฟเล็ด		เวฟเล็ดและ โครงข่ายประสาทเทียม		เวฟเล็ด
		BP		PNN		แรงดัน		BP	RBF	แรงดัน
		จำนวน	Error	จำนวน	Error	จำนวน	Error			
BCG	90	65.540	0.540	65.000	0.000	65.870	0.870	BCG	BCG	CAG
	150	64.786	-0.214	65.000	0.000	65.870	0.870	BCG	BCG	BCG
	300	63.523	-1.477	65.000	0.000	65.870	0.870	BCG	BCG	BCG
	0	64.302	-0.698	65.000	0.000	65.870	0.870	BCG	BCG	BCG
CG	90	65.125	0.125	65.000	0.000	65.870	0.870	CG	CG	CG
	150	64.285	-0.715	65.000	0.000	65.870	0.870	CG	CG	CG
	300	64.918	-0.082	65.000	0.000	65.870	0.870	CG	CG	CG
	0	64.967	-0.033	65.000	0.000	65.870	0.870	CG	CG	CG
CA	90	66.061	1.061	65.000	0.000	65.870	0.870	CA	CA	CA
	150	65.054	0.054	65.000	0.000	65.870	0.870	CA	CA	CA
	60	67.664	2.664	65.000	0.000	65.870	0.870	CA	CA	CA
	0	66.628	1.628	65.000	0.000	65.870	0.870	CA	CA	CA
CAG	90	64.955	-0.045	65.000	0.000	65.870	0.870	CAG	CAG	CAG
	150	64.163	-0.837	65.000	0.000	65.870	0.870	CAG	CAG	CAG
	300	64.306	-0.694	65.000	0.000	65.870	0.870	CAG	CAG	CAG
	0	63.653	-1.347	65.000	0.000	65.870	0.870	CAG	CAG	CAG
BC	240	67.555	2.555	65.000	0.000	65.870	0.870	BC	ABC	BC
	270	67.190	2.190	65.000	0.000	65.870	0.870	BC	BC	BC
	300	67.948	2.948	65.000	0.000	65.870	0.870	BC	BC	BC
	0	65.372	0.372	65.000	0.000	65.870	0.870	BC	BC	BC

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 6.3 แสดงค่าเฉลี่ยของตำแหน่งพอลต์ เมื่อเกิดพอลต์จริงที่ระยะทาง 65 กิโลเมตร (20% ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)



รูปที่ 6.4 แสดงค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยในการระบุประเภทพอลต์ เมื่อเกิดพอลต์ที่ระยะทาง 65 กิโลเมตร (20% ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากผลการทดลองในตารางที่ 6.2 และรูปที่ 6.3-6.4 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

การหาค่าแห่งฟอลต์ (ระยะทางจริง 65 กิโลเมตรวัดจากบัสสง)

1. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP) สามารถหาค่าแห่งฟอลต์ทั้งหมดโดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 จากตารางที่ 6.2 จะเห็นได้ว่า ระยะทางต่ำสุดและสูงสุดที่คำนวณได้ คือ 63.076 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 1.924 กิโลเมตร) และ 67.948 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 2.948 กิโลเมตร) ตามลำดับ และจากรูปที่ 6.3 ระยะทางเฉลี่ยที่คำนวณได้คือ 65.136 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.136 กิโลเมตร), ระยะทางเฉลี่ยต่ำสุดที่คำนวณได้คือ 63.805 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 1.195 กิโลเมตร) และระยะทางเฉลี่ยสูงสุดที่คำนวณได้คือ 67.016 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 2.016 กิโลเมตร)
2. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น (PNN) สามารถหาค่าแห่งฟอลต์ทั้งหมดโดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 จากตารางที่ 6.2 และรูปที่ 6.3 จะเห็นได้ว่า ระยะทางที่คำนวณได้ทั้งหมด คือ 65 กิโลเมตร (ไม่มีความคลาดเคลื่อนหรือความคลาดเคลื่อนเป็น 0 กิโลเมตร)
3. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น (PNN) สามารถหาค่าแห่งฟอลต์ทั้งหมดโดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 จากตารางที่ 6.2 จะเห็นได้ว่า ระยะทางต่ำสุดและสูงสุดที่คำนวณได้ คือ 65.870 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.870 กิโลเมตร) และ 67.357 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 2.357 กิโลเมตร) ตามลำดับ และจากรูปที่ 6.3 ระยะทางเฉลี่ยที่คำนวณได้คือ 65.908 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.908 กิโลเมตร), ระยะทางเฉลี่ยต่ำสุดที่คำนวณได้คือ 65.870 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.870 กิโลเมตร) และระยะทางเฉลี่ยสูงสุดที่คำนวณได้คือ 66.242 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 1.242 กิโลเมตร)

เมื่อเปรียบค่าเฉลี่ยจากรูปที่ 6.3 พบว่า ผลการหาค่าแห่งฟอลต์ด้วยการแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นจะให้ค่าที่ใกล้เคียงกับระยะทางจริงมากที่สุด (โดยมีระยะทางเฉลี่ยเป็น 65 กิโลเมตร) รองลงมาคือ การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับและการแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น ตามลำดับ

การระบุประเภทของฟอลต์

1. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP) สามารถระบุประเภทของฟอลต์ โดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 เช่นเดียวกัน ซึ่งจากตารางที่ 6.2 จะเห็นได้ว่า สามารถระบุประเภทของฟอลต์ทั้งหมดมีความถูกต้องเฉลี่ย 97.5% โดยสามารถระบุประเภทของฟอลต์ในแต่ละชนิดได้ดังนี้ ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด AG, AB, ABC, BG, BCG, CG, CA, CAG และ BC มีความถูกต้องเฉลี่ยสูงถึง 100 % ในขณะที่ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด ABC สามารถระบุประเภทได้ถูกต้องเฉลี่ย 75 %
2. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัทมี (RBF) สามารถระบุประเภทของฟอลต์ โดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 เช่นเดียวกัน ซึ่งจากตารางที่ 6.2 จะเห็นได้ว่า สามารถระบุประเภทของฟอลต์ทั้งหมดมีความถูกต้องเฉลี่ย 95% โดยสามารถระบุประเภทของฟอลต์ในแต่ละชนิดได้ดังนี้ ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด AG, AB, ABC, ABG, BCG, CG, CA และ CAG มีความถูกต้องเฉลี่ยสูงถึง 100 % ในขณะที่ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด BG และ BC สามารถระบุประเภทได้ถูกต้องเฉลี่ย 75 %
3. การแปลงเวฟเล็ต จากตารางที่ 6.2 จะเห็นได้ว่า สามารถระบุประเภทของฟอลต์ทั้งหมดมีความถูกต้องเฉลี่ย 95% โดยสามารถระบุประเภทของฟอลต์ในแต่ละชนิดได้ดังนี้ ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด AG, AB, ABC, BG, CG, CA, CAG และ BC มีความถูกต้องเฉลี่ยสูงถึง 100 % ในขณะที่ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด ABG และ BCG สามารถระบุประเภทได้ถูกต้องเฉลี่ย 75 %

เมื่อเปรียบเทียบเฉลี่ยจากรูปที่ 6.4 พบว่า ผลการระบุประเภทของด้วยการแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับจะให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยมากที่สุด (มีความถูกต้องเฉลี่ย 97.5%) รองลงมาคือ การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัทมีและการแปลงเวฟเล็ต ตามลำดับ

ตารางที่ 6.3 แสดงผลการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์ที่ตำแหน่ง 97.5 กิโลเมตร
(30 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร) ความต้านทานฟอลต์ 10 โอห์ม

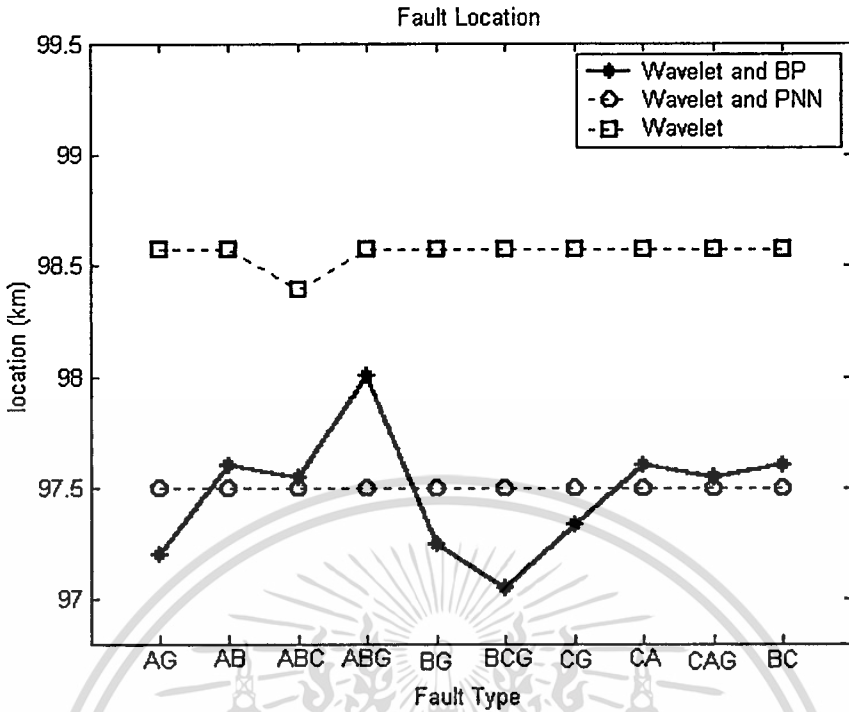
ประเภท ฟอลต์	มุม องศา	ตำแหน่งที่เกิดฟอลต์ (กิโลเมตร)						ระบุประเภทฟอลต์		
		เวฟเล็ตและ โครงข่ายประสาทเทียม				เวฟเล็ต		เวฟเล็ตและ โครงข่ายประสาทเทียม		เวฟเล็ต
		BP		PNN		แรงดัน		BP	RBF	แรงดัน
		จำนวน	Error	จำนวน	Error	จำนวน	Error			
AG	90	97.382	-0.118	97.500	0.000	98.576	1.076	AG	AG	AG
	150	96.972	-0.528	97.500	0.000	98.576	1.076	AG	AG	AG
	30	97.041	-0.459	97.500	0.000	98.576	1.076	AG	AG	AG
	60	97.414	-0.086	97.500	0.000	98.576	1.076	AG	AG	AG
AB	90	97.612	0.112	97.500	0.000	98.576	1.076	AB	AB	AB
	30	97.604	0.104	97.500	0.000	98.576	1.076	AB	AB	AB
	300	97.587	0.087	97.500	0.000	98.576	1.076	AB	AB	AB
	0	97.592	0.092	97.500	0.000	98.576	1.076	AB	AB	AB
ABC	90	97.548	0.048	97.500	0.000	98.576	1.076	ABC	ABC	ABC
	150	97.581	0.081	97.500	0.000	98.576	1.076	ABC	ABC	CG
	180	97.573	0.073	97.500	0.000	97.832	0.332	ABC	ABC	ABC
	210	97.494	-0.006	97.500	0.000	98.576	1.076	ABC	ABC	ABC
ABG	90	97.609	0.109	97.500	0.000	98.576	1.076	ABG	ABG	AB
	150	99.458	1.958	97.500	0.000	98.576	1.076	ABG	ABG	CG
	300	97.459	-0.041	97.500	0.000	98.576	1.076	ABG	ABG	AB
	0	97.502	0.002	97.500	0.000	98.576	1.076	ABG	ABG	AB
BG	90	97.040	-0.460	97.500	0.000	98.576	1.076	BG	BG	BG
	150	97.119	-0.381	97.500	0.000	98.576	1.076	BG	BG	BG
	240	97.414	-0.086	97.500	0.000	98.576	1.076	BG	BG	BG
	0	97.413	-0.087	97.500	0.000	98.576	1.076	BG	BG	BG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

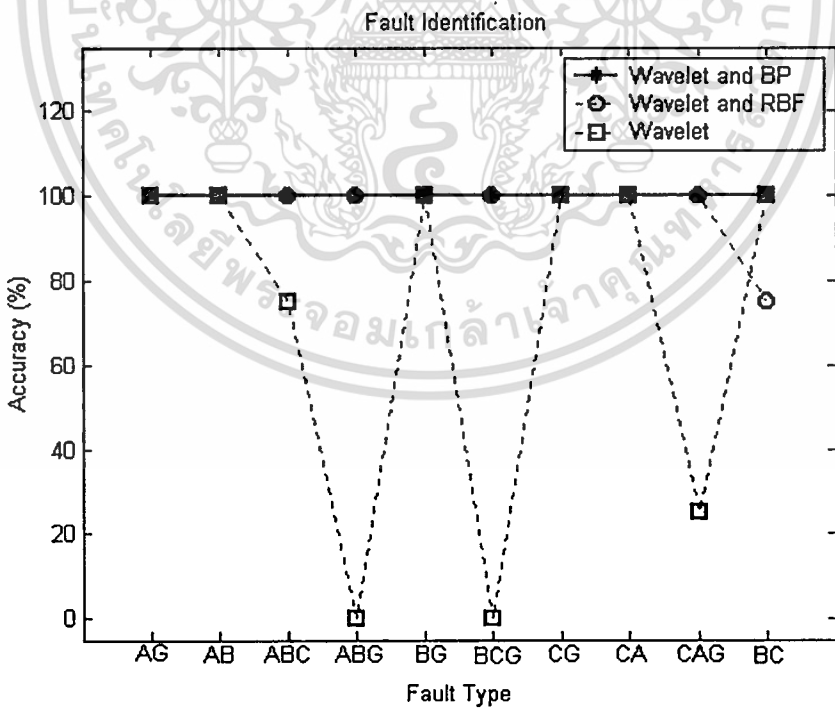
ตารางที่ 6.3 (ต่อ)

ประเภท พอลต์	มุม องศา	ตำแหน่งที่เกิดพอลต์ (กิโลเมตร)						ระบุประเภทพอลต์		
		เวฟเล็ทและ โครงข่ายประสาทเทียม				เวฟเล็ท		เวฟเล็ทและ โครงข่ายประสาทเทียม		เวฟเล็ท
		BP		PNN		แรงดัน		BP	RBF	แรงดัน
		จำนวน	Error	จำนวน	Error	จำนวน	Error			
BCG	90	95.660	-1.840	97.500	0.000	98.576	1.076	BCG	BCG	AG
	150	97.586	0.086	97.500	0.000	98.576	1.076	BCG	BCG	BC
	300	97.403	-0.097	97.500	0.000	98.576	1.076	BCG	BCG	BC
	0	97.548	0.048	97.500	0.000	98.576	1.076	BCG	BCG	BC
CG	90	97.109	-0.391	97.500	0.000	98.576	1.076	CG	CG	CG
	150	97.382	-0.118	97.500	0.000	98.576	1.076	CG	CG	CG
	300	97.416	-0.084	97.500	0.000	98.576	1.076	CG	CG	CG
	0	97.415	-0.085	97.500	0.000	98.576	1.076	CG	CG	CG
CA	90	97.603	0.103	97.500	0.000	98.576	1.076	CA	CA	CA
	150	97.614	0.114	97.500	0.000	98.576	1.076	CA	CA	CA
	300	97.578	0.078	97.500	0.000	98.576	1.076	CA	CA	CA
	0	97.600	0.100	97.500	0.000	98.576	1.076	CA	CA	CA
CAG	90	97.586	0.086	97.500	0.000	98.576	1.076	CAG	CAG	CA
	150	97.607	0.107	97.500	0.000	98.576	1.076	CAG	CAG	CA
	300	97.548	0.048	97.500	0.000	98.576	1.076	CAG	CAG	CAG
	0	97.460	-0.040	97.500	0.000	98.576	1.076	CAG	CAG	CA
BC	210	97.614	0.114	97.500	0.000	98.576	1.076	BC	ABC	BC
	150	97.604	0.104	97.500	0.000	98.576	1.076	BC	BC	BC
	300	97.609	0.109	97.500	0.000	98.576	1.076	BC	BC	BC
	0	97.578	0.078	97.500	0.000	98.576	1.076	BC	BC	BC

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 6.5 แสดงค่าเฉลี่ยของตำแหน่งฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์จริงที่ระยะทาง 97.5 กิโลเมตร (30 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)



รูปที่ 6.6 แสดงค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยในการระบุประเภทฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 97.5 กิโลเมตร (30 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากผลการทดลองในตารางที่ 6.3 และรูปที่ 6.5-6.6 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

การหาค่าแห่งฟอลต์ (ระยะทางจริง 97.5 กิโลเมตรวัดจากบัสต่ง)

1. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP) สามารถหาค่าแห่งฟอลต์ทั้งหมดโดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 จากตารางที่ 6.3 จะเห็นได้ว่า ระยะทางต่ำสุดและสูงสุดที่คำนวณได้ คือ 95.660 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 1.840 กิโลเมตร) และ 99.458 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 1.958 กิโลเมตร) ตามลำดับ และจากรูปที่ 6.5 ระยะทางเฉลี่ยที่คำนวณได้คือ 97.473 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.057 กิโลเมตร), ระยะทางเฉลี่ยต่ำสุดที่คำนวณได้คือ 97.049 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.451 กิโลเมตร) และระยะทางเฉลี่ยสูงสุดที่คำนวณได้คือ 98.007 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.507 กิโลเมตร)
2. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น (PNN) สามารถหาค่าแห่งฟอลต์ทั้งหมดโดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 จากตารางที่ 6.3 และรูปที่ 6.5 จะเห็นได้ว่า ระยะทางที่คำนวณได้ทั้งหมด คือ 97.5 กิโลเมตร (ไม่มีความคลาดเคลื่อนหรือความคลาดเคลื่อนเป็น 0 กิโลเมตร)
3. การแปลงเวฟเล็ต สามารถหาค่าแห่งฟอลต์ทั้งหมดโดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 จากตารางที่ 6.3 จะเห็นได้ว่า ระยะทางต่ำสุดและสูงสุดที่คำนวณได้ คือ 97.832 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.332 กิโลเมตร) และ 98.576 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 1.076 กิโลเมตร) ตามลำดับ และจากรูปที่ 6.5 ระยะทางเฉลี่ยที่คำนวณได้คือ 98.557 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 1.057 กิโลเมตร), ระยะทางเฉลี่ยต่ำสุดที่คำนวณได้คือ 98.390 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.890 กิโลเมตร) และระยะทางเฉลี่ยสูงสุดที่คำนวณได้คือ 98.576 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 1.076 กิโลเมตร)

เมื่อเปรียบเทียบเฉลี่ยจากรูปที่ 6.5 พบว่า ผลการหาค่าแห่งฟอลต์ด้วยการแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นจะให้ค่าที่ใกล้เคียงกับระยะทางจริงมากที่สุด (โดยมีระยะทางเฉลี่ยเป็น 97.5 กิโลเมตร) รองลงมาคือ การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับและการแปลงเวฟเล็ต ตามลำดับ

การระบุประเภทของฟอลต์

1. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับ โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP) สามารถระบุประเภทของฟอลต์ โดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 เช่นเดียวกัน ซึ่งจากตารางที่ 6.3 จะเห็นได้ว่า สามารถระบุประเภทของฟอลต์ทั้งหมดมีความถูกต้องเฉลี่ย 100%
2. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับ โครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี (RBF) สามารถระบุประเภทของฟอลต์ โดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 เช่นเดียวกัน ซึ่งจากตารางที่ 6.3 จะเห็นได้ว่า สามารถระบุประเภทของฟอลต์ทั้งหมดมีความถูกต้องเฉลี่ย 97.5% โดยสามารถระบุประเภทของฟอลต์ในแต่ละชนิดได้ดังนี้ ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด AG, AB, ABC, ABG, BG, BCG, CG, CA และ CAG มีความถูกต้องเฉลี่ยสูงถึง 100 % ในขณะที่ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด BC สามารถระบุประเภทได้ถูกต้องเฉลี่ย 75 %
3. การแปลงเวฟเล็ต จากตารางที่ 6.3 จะเห็นได้ว่า สามารถระบุประเภทของฟอลต์ทั้งหมดมีความถูกต้องเฉลี่ย 70% โดยสามารถระบุประเภทของฟอลต์ในแต่ละชนิดได้ดังนี้ ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด AG, AB, BG, CG, CA และ BC มีความถูกต้องเฉลี่ยสูงถึง 100 %, ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด ABC มีความถูกต้องเฉลี่ย 75 %, ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด CAG มีความถูกต้องเฉลี่ย 25% ในขณะที่ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด ABG และ BCG สามารถระบุประเภทได้ถูกต้องเฉลี่ยต่ำถึง 0%

เมื่อเปรียบเทียบเฉลี่ยจากรูปที่ 6.6 พบว่า ผลการระบุประเภทของด้วยการแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับจะให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยมากที่สุด (มีความถูกต้องเฉลี่ย 100%) รองลงมาคือ การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมีและการแปลงเวฟเล็ต ตามลำดับ

ตารางที่ 6.4 แสดงผลการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์ที่ตำแหน่ง 130 กิโลเมตร
(40 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร) ความต้านทานฟอลต์ 10 โอห์ม

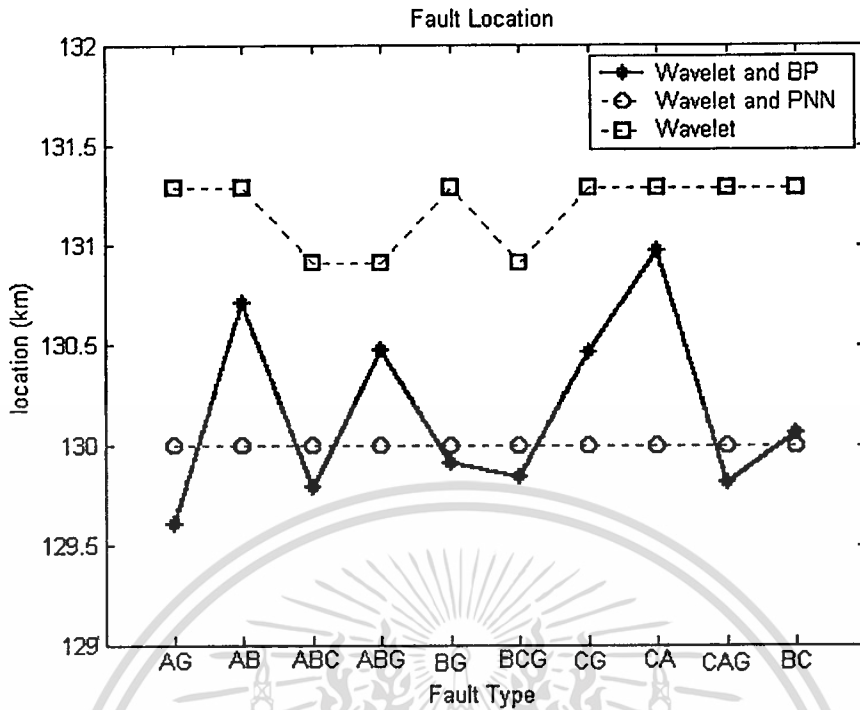
ประเภท ฟอลต์	มุม องศา	ตำแหน่งที่เกิดฟอลต์ (กิโลเมตร)						ระบุประเภทฟอลต์		
		เวฟเล็ตและ โครงข่ายประสาทเทียม				เวฟเล็ต		เวฟเล็ตและ โครงข่ายประสาทเทียม		เวฟเล็ต
		BP		PNN		แรงดัน		BP	RBF	แรงดัน
		จำนวน	Error	จำนวน	Error	จำนวน	Error			
AG	90	129.552	-0.448	130.000	0.000	131.281	1.281	AG	AG	AG
	150	129.327	-0.673	130.000	0.000	131.281	1.281	AG	AG	AG
	300	130.820	0.820	130.000	0.000	131.281	1.281	AG	AG	AG
	30	128.702	-1.298	130.000	0.000	131.281	1.281	AG	AG	AG
AB	90	130.569	0.569	130.000	0.000	131.281	1.281	AB	AB	AB
	30	129.865	-0.135	130.000	0.000	131.281	1.281	AB	AB	AB
	300	130.626	0.626	130.000	0.000	131.281	1.281	AB	AB	AB
	0	131.762	1.762	130.000	0.000	131.281	1.281	AB	AB	AB
ABC	90	130.001	0.001	130.000	0.000	131.281	1.281	ABC	ABC	ABC
	150	129.615	-0.385	130.000	0.000	131.281	1.281	ABC	ABC	ABC
	300	129.491	-0.509	130.000	0.000	131.281	1.281	ABC	ABC	ABC
	0	130.049	0.049	130.000	0.000	129.795	-0.205	ABC	ABC	ABC
ABG	90	130.975	0.975	130.000	0.000	131.281	1.281	ABG	ABG	ABG
	180	131.134	1.134	130.000	0.000	131.281	1.281	ABG	ABG	CAG
	210	129.339	-0.661	130.000	0.000	131.281	1.281	ABG	ABG	ABG
	150	130.416	0.416	130.000	0.000	129.795	-0.205	ABG	ABG	BCG
BG	90	130.696	0.696	130.000	0.000	131.281	1.281	BG	BG	BG
	150	131.135	1.135	130.000	0.000	131.281	1.281	BG	BG	BG
	210	129.124	-0.876	130.000	0.000	131.281	1.281	BG	BG	BG
	0	128.684	-1.316	130.000	0.000	131.281	1.281	BG	BG	BG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

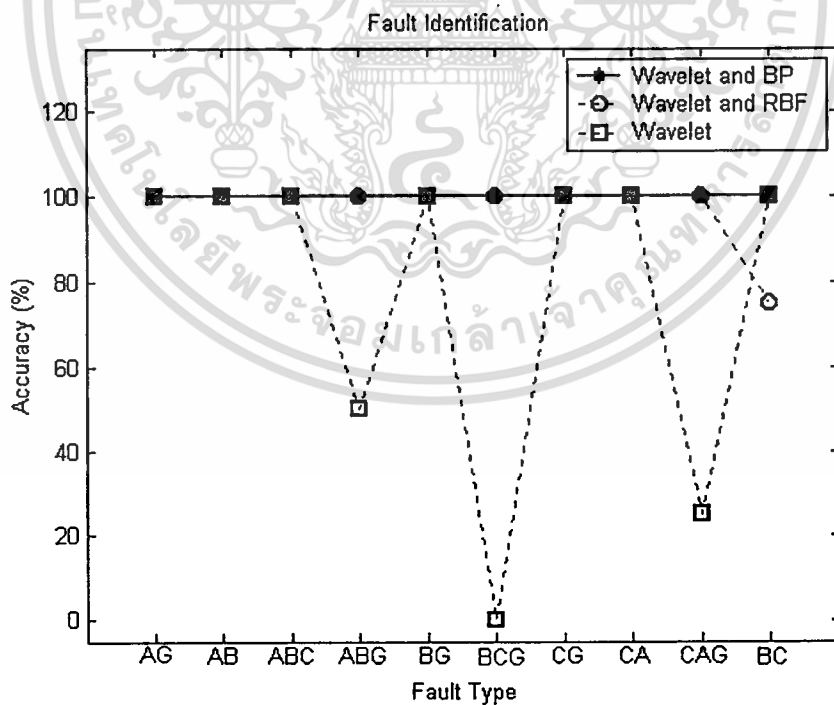
ตารางที่ 6.4 (ต่อ)

ประเภท พอลต์	มุม องศา	ตำแหน่งที่เกิดพอลต์ (กิโลเมตร)						ระบุประเภทพอลต์		
		เวฟเล็ทและ โครงข่ายประสาทเทียม				เวฟเล็ท		เวฟเล็ทและ โครงข่ายประสาทเทียม		เวฟเล็ท
		BP		PNN		แรงดัน		BP	RBF	แรงดัน
		จำนวน	Error	จำนวน	Error	จำนวน	Error			
BCG	90	129.586	-0.414	130.000	0.000	131.281	1.281	BCG	BCG	CAG
	150	129.005	-0.995	130.000	0.000	131.281	1.281	BCG	BCG	BC
	300	131.362	1.362	130.000	0.000	131.281	1.281	BCG	BCG	BC
	0	129.393	-0.607	130.000	0.000	129.795	-0.205	BCG	BCG	BC
CG	90	130.825	0.825	130.000	0.000	131.281	1.281	CG	CG	CG
	150	130.678	0.678	130.000	0.000	131.281	1.281	CG	CG	CG
	300	128.892	-1.108	130.000	0.000	131.281	1.281	CG	CG	CG
	0	131.448	1.448	130.000	0.000	131.281	1.281	CG	CG	CG
CA	90	130.331	0.331	130.000	0.000	131.281	1.281	CA	CA	CA
	150	130.534	0.534	130.000	0.000	131.281	1.281	CA	CA	CA
	300	130.990	0.990	130.000	0.000	131.281	1.281	CA	CA	CA
	0	132.003	2.003	130.000	0.000	131.281	1.281	CA	CA	CA
CAG	90	129.154	-0.846	130.000	0.000	131.281	1.281	CAG	CAG	CA
	150	129.139	-0.861	130.000	0.000	131.281	1.281	CAG	CAG	CA
	300	129.730	-0.270	130.000	0.000	131.281	1.281	CAG	CAG	CAG
	0	131.211	1.211	130.000	0.000	131.281	1.281	CAG	CAG	CA
BC	210	130.694	0.694	130.000	0.000	131.281	1.281	BC	ABC	BC
	150	129.971	-0.029	130.000	0.000	131.281	1.281	BC	BC	BC
	300	129.008	-0.992	130.000	0.000	131.281	1.281	BC	BC	BC
	0	130.564	0.564	130.000	0.000	131.281	1.281	BC	BC	BC

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 6.7 แสดงค่าเฉลี่ยของตำแหน่งฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์จริงที่ระยะทาง 130 กิโลเมตร (40 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)



รูปที่ 6.8 แสดงค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยในการระบุประเภทฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 130 กิโลเมตร (40 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากผลการทดลองในตารางที่ 6.4 และรูปที่ 6.7-6.8 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

การหาดำแหน่งฟอลต์ (ระยะทางจริง 130 กิโลเมตรวัดจากบัสต่ง)

1. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP) สามารถหาดำแหน่งฟอลต์ทั้งหมดโดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 จากตารางที่ 6.4 จะเห็นได้ว่า ระยะทางต่ำสุดและสูงสุดที่คำนวณได้ คือ 128.684 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 1.316 กิโลเมตร) และ 131.762 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 1.762 กิโลเมตร) ตามลำดับ และจากรูปที่ 6.7 ระยะทางเฉลี่ยที่คำนวณได้คือ 130.160 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.160 กิโลเมตร), ระยะทางเฉลี่ยต่ำสุดที่คำนวณได้คือ 129.600 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.400 กิโลเมตร) และระยะทางเฉลี่ยสูงสุดที่คำนวณได้คือ 130.965 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.965 กิโลเมตร)
2. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น (PNN) สามารถหาดำแหน่งฟอลต์ทั้งหมดโดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 จากตารางที่ 6.4 และรูปที่ 6.7 จะเห็นได้ว่า ระยะทางที่คำนวณได้ทั้งหมด คือ 130 กิโลเมตร (ไม่มีความคลาดเคลื่อนหรือความคลาดเคลื่อนเป็น 0 กิโลเมตร)
3. การแปลงเวฟเล็ท สามารถหาดำแหน่งฟอลต์ทั้งหมดโดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 จากตารางที่ 6.4 จะเห็นได้ว่า ระยะทางต่ำสุดและสูงสุดที่คำนวณได้ คือ 129.795 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.205 กิโลเมตร) และ 131.281 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 1.281 กิโลเมตร) ตามลำดับ และจากรูปที่ 6.7 ระยะทางเฉลี่ยที่คำนวณได้คือ 131.170 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 1.170 กิโลเมตร), ระยะทางเฉลี่ยต่ำสุดที่คำนวณได้คือ 130.910 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.910 กิโลเมตร) และระยะทางเฉลี่ยสูงสุดที่คำนวณได้คือ 131.281 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 1.281 กิโลเมตร)

เมื่อเปรียบเทียบเฉลี่ยจากรูปที่ 6.7 พบว่า ผลการหาดำแหน่งฟอลต์ด้วยการแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นจะให้ค่าที่ใกล้เคียงกับระยะทางจริงมากที่สุด (โดยมีระยะทางเฉลี่ยเป็น 130 กิโลเมตร) รองลงมาคือ การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับและการแปลงเวฟเล็ท ตามลำดับ

การระบุประเภทของฟอลต์

1. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับ โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP) สามารถระบุประเภทของฟอลต์ โดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 เช่นเดียวกัน ซึ่งจากตารางที่ 6.4 จะเห็นได้ว่า สามารถระบุประเภทของฟอลต์ทั้งหมดมีความถูกต้องเฉลี่ย 100%
2. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับ โครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี (RBF) สามารถระบุประเภทของฟอลต์ โดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 เช่นเดียวกัน ซึ่งจากตารางที่ 6.4 จะเห็นได้ว่า สามารถระบุประเภทของฟอลต์ทั้งหมดมีความถูกต้องเฉลี่ย 97.5% โดยสามารถระบุประเภทของฟอลต์ในแต่ละชนิดได้ดังนี้ ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด AG, AB, ABC, ABG, BG, BCG, CG, CA และ CAG มีความถูกต้องเฉลี่ยสูงถึง 100 % ในขณะที่ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด BC สามารถระบุประเภทได้ถูกต้องเฉลี่ย 75 %
3. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับ ตารางที่ 6.4 จะเห็นได้ว่า สามารถระบุประเภทของฟอลต์ทั้งหมดมีความถูกต้องเฉลี่ย 77.5% โดยสามารถระบุประเภทของฟอลต์ในแต่ละชนิดได้ดังนี้ ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด AG, AB, ABC, BG, CG, CA และ BC มีความถูกต้องเฉลี่ยสูงถึง 100 %, ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด ABG มีความถูกต้องเฉลี่ย 50 %, ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด CAG มีความถูกต้องเฉลี่ย 25% ในขณะที่ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด BCG สามารถระบุประเภทได้ถูกต้องเฉลี่ยต่ำถึง 0%

เมื่อเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยจากรูปที่ 6.8 พบว่า ผลการระบุประเภทของด้วยการแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับจะให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยมากที่สุด (มีความถูกต้องเฉลี่ย 100%) รองลงมาคือ การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมีและการแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ ตามลำดับ

ตารางที่ 6.5 แสดงผลการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์ที่ตำแหน่ง 162.5 กิโลเมตร
(50 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร) ความต้านทานฟอลต์ 10 โอห์ม

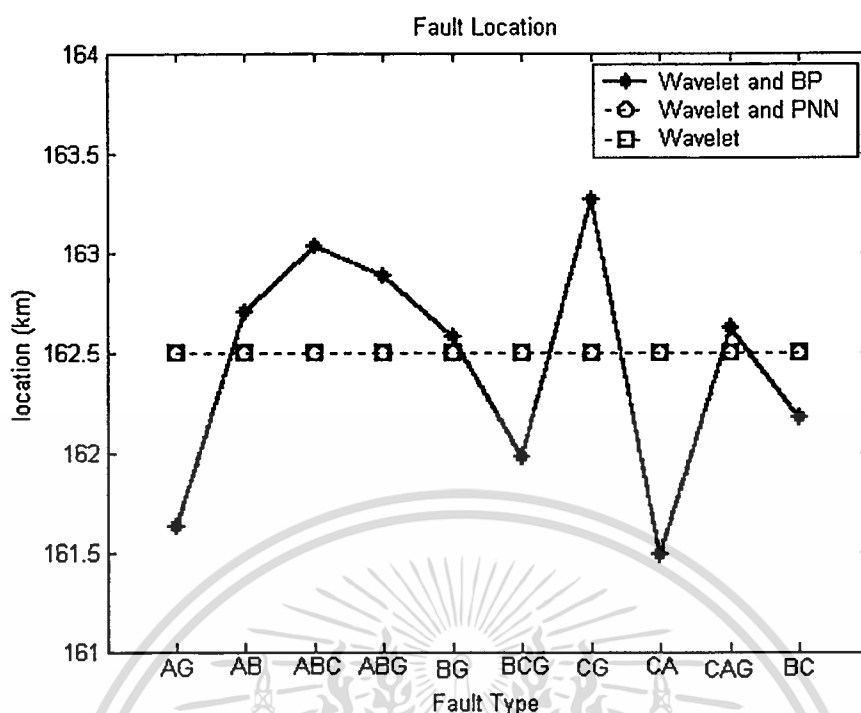
ประเภท ฟอลต์	มุม องศา	ตำแหน่งที่เกิดฟอลต์ (กิโลเมตร)						ระบุประเภทฟอลต์		
		เวฟเล็ตและ โครงข่ายประสาทเทียม				เวฟเล็ต		เวฟเล็ตและ โครงข่ายประสาทเทียม		เวฟเล็ต
		BP		PNN		แรงดัน		BP	RBF	แรงดัน
		จำนวน	Error	จำนวน	Error	จำนวน	Error			
AG	90	162.252	-0.248	162.500	0.000	162.500	0.000	AG	AG	AG
	150	160.876	-1.624	162.500	0.000	162.500	0.000	AG	AG	AG
	300	162.779	0.279	162.500	0.000	162.500	0.000	AG	AG	AG
	60	160.584	-1.916	162.500	0.000	162.500	0.000	AG	AG	AG
AB	90	162.288	-0.212	162.500	0.000	162.500	0.000	AB	AB	AB
	150	163.786	1.286	162.500	0.000	162.500	0.000	AB	AB	AB
	300	162.948	0.448	162.500	0.000	162.500	0.000	AB	AB	AB
	0	161.752	-0.748	162.500	0.000	162.500	0.000	AB	AB	AB
ABC	90	163.071	0.571	162.500	0.000	162.500	0.000	ABC	ABC	ABC
	150	162.994	0.494	162.500	0.000	162.500	0.000	ABC	ABC	ABC
	300	163.194	0.694	162.500	0.000	162.500	0.000	ABC	ABC	ABC
	0	162.879	0.379	162.500	0.000	162.500	0.000	ABC	ABC	ABC
ABG	90	163.220	0.720	162.500	0.000	162.500	0.000	ABG	ABG	AB
	150	164.592	2.092	162.500	0.000	162.500	0.000	ABG	ABG	CAG
	300	161.824	-0.676	162.500	0.000	162.500	0.000	ABG	ABG	AB
	0	161.883	-0.617	162.500	0.000	162.500	0.000	ABG	ABG	AB
BG	90	164.019	1.519	162.500	0.000	162.500	0.000	BG	BG	BG
	150	161.390	-1.110	162.500	0.000	162.500	0.000	BG	BG	BG
	240	163.874	1.374	162.500	0.000	162.500	0.000	BG	BG	BG
	0	161.008	-1.492	162.500	0.000	162.500	0.000	BG	BG	BG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

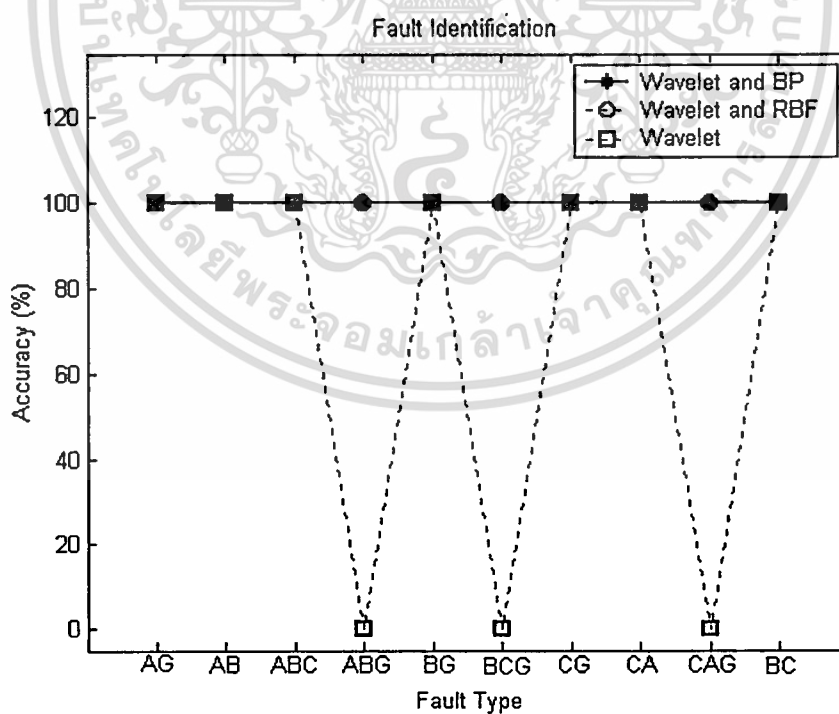
ตารางที่ 6.5 (ต่อ)

ประเภท พอลต์	มุม องศา	ตำแหน่งที่เกิดพอลต์ (กิโลเมตร)						ระบุประเภทพอลต์		
		เวฟเล็ทและ โครงข่ายประสาทเทียม				เวฟเล็ท		เวฟเล็ทและ โครงข่ายประสาทเทียม		เวฟเล็ท
		BP		PNN		แรงคั้น		BP	RBF	แรงคั้น
		จำนวน	Error	จำนวน	Error	จำนวน	Error			
BCG	90	160.364	-2.136	162.500	0.000	162.500	0.000	BCG	BCG	ABG
	150	162.155	-0.345	162.500	0.000	162.500	0.000	BCG	BCG	BC
	300	163.082	0.582	162.500	0.000	162.500	0.000	BCG	BCG	BC
	0	162.310	-0.190	162.500	0.000	162.500	0.000	BCG	BCG	BC
CG	90	162.614	0.114	162.500	0.000	162.500	0.000	CG	CG	CG
	150	164.424	1.924	162.500	0.000	162.500	0.000	CG	CG	CG
	300	161.469	-1.031	162.500	0.000	162.500	0.000	CG	CG	CG
	0	164.574	2.074	162.500	0.000	162.500	0.000	CG	CG	CG
CA	90	160.293	-2.207	162.500	0.000	162.500	0.000	CA	CA	CA
	150	161.961	-0.539	162.500	0.000	162.500	0.000	CA	CA	CA
	300	162.488	-0.012	162.500	0.000	162.500	0.000	CA	CA	CA
	0	161.196	-1.304	162.500	0.000	162.500	0.000	CA	CA	CA
CAG	90	162.825	0.325	162.500	0.000	162.500	0.000	CAG	CAG	CA
	150	163.071	0.571	162.500	0.000	162.500	0.000	CAG	CAG	CA
	300	161.927	-0.573	162.500	0.000	162.500	0.000	CAG	CAG	CA
	0	162.641	0.141	162.500	0.000	162.500	0.000	CAG	CAG	CA
BC	30	161.925	-0.575	162.500	0.000	162.500	0.000	BC	BC	BC
	150	161.637	-0.863	162.500	0.000	162.500	0.000	BC	BC	BC
	300	162.935	0.435	162.500	0.000	162.500	0.000	BC	BC	BC
	0	162.190	-0.310	162.500	0.000	162.500	0.000	BC	BC	BC

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 6.9 แสดงค่าเฉลี่ยของตำแหน่งพอลต์ เมื่อเกิดพอลต์จริงที่ระยะทาง 162.5 กิโลเมตร (50 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)



รูปที่ 6.10 แสดงค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยในการระบุประเภทพอลต์ เมื่อเกิดพอลต์ที่ระยะทาง 162.5 กิโลเมตร (50 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากผลการทดลองในตารางที่ 6.5 และรูปที่ 6.9-6.10 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

การหาค่าแห่งพอลต์ (ระยะทางจริง 162.5 กิโลเมตรวัดจากบัสตง)

1. การแปลงเวฟเล็ดร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP) สามารถหาค่าแห่งพอลต์ทั้งหมดโดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 จากตารางที่ 6.5 จะเห็นได้ว่า ระยะทางต่ำสุดและสูงสุดที่คำนวณได้ คือ 160.293 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 2.207 กิโลเมตร) และ 164.592 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 2.092 กิโลเมตร) ตามลำดับ และจากรูปที่ 6.9 ระยะทางเฉลี่ยที่คำนวณได้คือ 162.432 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.068 กิโลเมตร), ระยะทางเฉลี่ยต่ำสุดที่คำนวณได้คือ 161.485 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 1.015 กิโลเมตร) และระยะทางเฉลี่ยสูงสุดที่คำนวณได้คือ 163.270 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.770 กิโลเมตร)
2. การแปลงเวฟเล็ดร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น (PNN) สามารถหาค่าแห่งพอลต์ทั้งหมดโดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 จากตารางที่ 6.5 และรูปที่ 6.9 จะเห็นได้ว่า ระยะทางที่คำนวณได้ทั้งหมด คือ 162.5 กิโลเมตร (ไม่มีความคลาดเคลื่อนหรือความคลาดเคลื่อนเป็น 0 กิโลเมตร)
3. การแปลงเวฟเล็ด สามารถหาค่าแห่งพอลต์ทั้งหมดโดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 จากตารางที่ 6.5 และรูปที่ 6.9 จะเห็นได้ว่า ระยะทางที่คำนวณได้ทั้งหมด คือ 162.5 กิโลเมตร (ไม่มีความคลาดเคลื่อนหรือความคลาดเคลื่อนเป็น 0 กิโลเมตร)

เมื่อเปรียบค่าเฉลี่ยจากรูปที่ 6.9 พบว่า ผลการหาค่าแห่งพอลต์ด้วยการแปลงเวฟเล็ดร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นจะให้ค่าที่ใกล้เคียงกับระยะทางจริงมากที่สุด (โดยมีระยะทางเฉลี่ยเป็น 162.50 กิโลเมตร) รองลงมาคือ การแปลงเวฟเล็ด และการแปลงเวฟเล็ดร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ ตามลำดับ

การระบุประเภทของฟอลต์

1. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับ โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP) สามารถระบุประเภทของฟอลต์ โดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 เช่นเดียวกัน ซึ่งจากตารางที่ 6.5 จะเห็นได้ว่า สามารถระบุประเภทของฟอลต์ทั้งหมดมีความถูกต้องเฉลี่ย 100%
2. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับ โครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี (RBF) สามารถระบุประเภทของฟอลต์ โดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 เช่นเดียวกัน ซึ่งจากตารางที่ 6.5 จะเห็นได้ว่า สามารถระบุประเภทของฟอลต์ทั้งหมดมีความถูกต้องเฉลี่ย 100%
3. การแปลงเวฟเล็ท จากตารางที่ 6.5 จะเห็นได้ว่า สามารถระบุประเภทของฟอลต์ทั้งหมดมีความถูกต้องเฉลี่ย 70% โดยสามารถระบุประเภทของฟอลต์ในแต่ละชนิดได้ดังนี้ ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด AG, AB, ABC, BG, CG, CA และ BC มีความถูกต้องเฉลี่ยสูงถึง 100 % ในขณะที่ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด ABG, BCG และ CAG สามารถระบุประเภทได้ถูกต้องเฉลี่ยต่ำถึง 0 %

เมื่อเปรียบค่าเฉลี่ยจากรูปที่ 6.10 พบว่า ผลการระบุประเภทของด้วยการแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับและชนิดฟังก์ชันฐานรัศมีจะให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยมากที่สุด (มีความถูกต้องเฉลี่ย 100%) รองลงมาคือ การแปลงเวฟเล็ท

ตารางที่ 6.6 แสดงผลการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์ที่ตำแหน่ง 195 กิโลเมตร
(60 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร) ความต้านทานฟอลต์ 10 โอห์ม

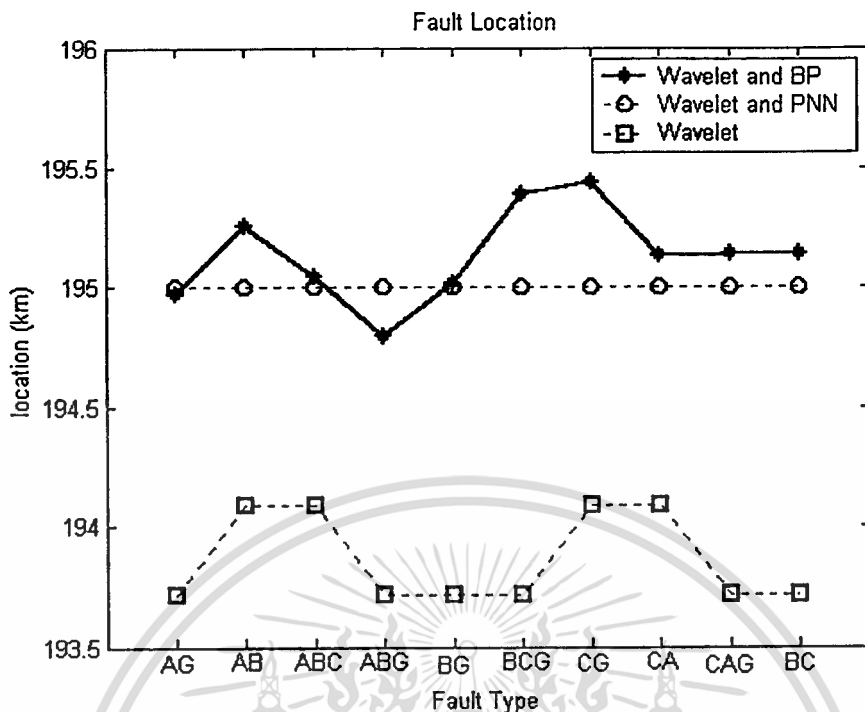
ประเภท ฟอลต์	มุม องศา	ตำแหน่งที่เกิดฟอลต์ (กิโลเมตร)						ระบุประเภทฟอลต์		
		เวฟเล็ทและ โครงข่ายประสาทเทียม				เวฟเล็ท		เวฟเล็ทและ โครงข่ายประสาทเทียม		เวฟเล็ท
		BP		PNN		แรงดัน		BP	RBF	แรงดัน
		จำนวน	Error	จำนวน	Error	จำนวน	Error			
AG	90	195.092	0.092	195.000	0.000	193.719	-1.281	AG	AG	AG
	150	194.058	-0.942	195.000	0.000	193.719	-1.281	AG	AG	AG
	300	196.333	1.333	195.000	0.000	193.719	-1.281	AG	AG	AG
	210	194.412	-0.588	195.000	0.000	193.719	-1.281	AG	AG	AG
AB	90	195.252	0.251	195.000	0.000	193.719	-1.281	AB	AB	AB
	150	196.971	1.971	195.000	0.000	195.205	0.205	AB	AB	AB
	300	195.229	0.229	195.000	0.000	193.719	-1.281	AB	AB	AB
	0	193.594	-1.406	195.000	0.000	193.719	-1.281	AB	AB	AB
ABC	90	195.315	0.315	195.000	0.000	193.719	-1.281	ABC	ABC	ABC
	150	195.053	0.053	195.000	0.000	193.719	-1.281	ABC	ABC	ABC
	300	194.999	-0.001	195.000	0.000	193.719	-1.281	ABC	ABC	ABC
	0	194.818	-0.182	195.000	0.000	195.205	0.205	ABC	ABC	ABC
ABG	90	195.528	0.528	195.000	0.000	193.719	-1.281	ABG	ABG	AB
	150	194.235	-0.765	195.000	0.000	193.719	-1.281	ABG	ABG	CG
	300	194.798	-0.202	195.000	0.000	193.719	-1.281	ABG	ABG	ABG
	0	194.636	-0.364	195.000	0.000	193.719	-1.281	ABG	ABG	AB
BG	90	194.096	-0.904	195.000	0.000	193.719	-1.281	BG	BG	BG
	150	194.787	-0.213	195.000	0.000	193.719	-1.281	BG	BG	BG
	30	194.981	-0.019	195.000	0.000	193.719	-1.281	BG	BG	BG
	0	196.206	1.206	195.000	0.000	193.719	-1.281	BG	BG	BG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

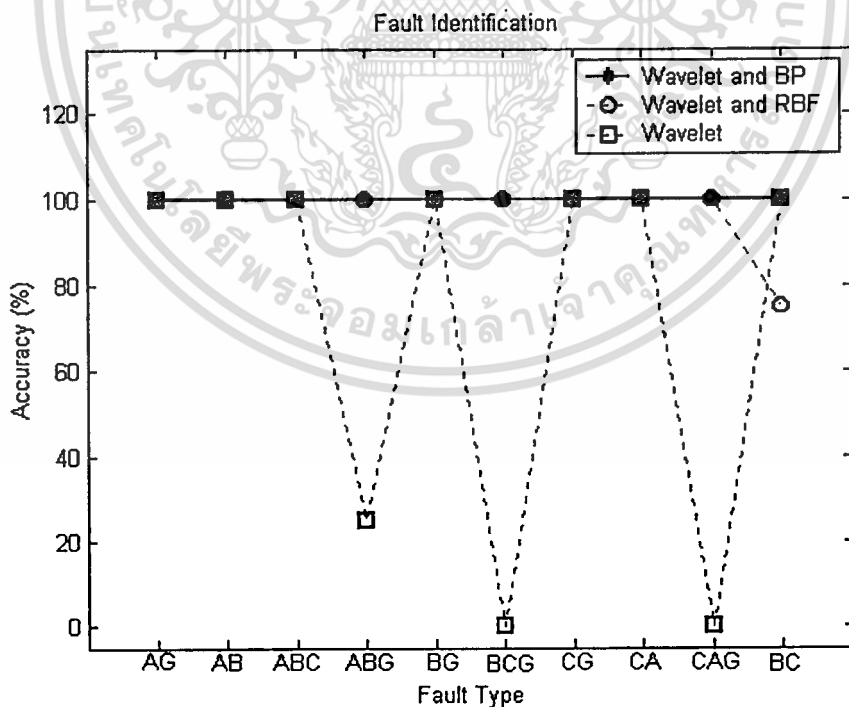
ตารางที่ 6.6 (ต่อ)

ประเภท พอลต์	มุม องศา	ตำแหน่งที่เกิดพอลต์ (กิโลเมตร)						ระบุประเภทพอลต์		
		เวฟเล็ทและ โครงข่ายประสาทเทียม				เวฟเล็ท		เวฟเล็ทและ โครงข่ายประสาทเทียม		เวฟเล็ท
		BP		PNN		แรงดัน		BP	RBF	แรงดัน
		จำนวน	Error	จำนวน	Error	จำนวน	Error			
BCG	90	197.127	2.127	195.000	0.000	193.719	-1.281	BCG	BCG	BC
	150	194.909	-0.091	195.000	0.000	193.719	-1.281	BCG	BCG	BC
	300	194.583	-0.417	195.000	0.000	193.719	-1.281	BCG	BCG	BC
	210	194.925	-0.075	195.000	0.000	193.719	-1.281	BC	BCG	BC
CG	90	194.469	-0.531	195.000	0.000	193.719	-1.281	CG	CG	CG
	150	194.863	-0.137	195.000	0.000	195.205	0.205	CG	CG	CG
	300	196.169	1.169	195.000	0.000	193.719	-1.281	CG	CG	CG
	0	196.266	1.266	195.000	0.000	193.719	-1.281	CG	CG	CG
CA	90	194.869	-0.131	195.000	0.000	193.719	-1.281	CA	CA	CA
	150	195.272	0.272	195.000	0.000	193.719	-1.281	CA	CA	CA
	300	195.094	0.094	195.000	0.000	193.719	-1.281	CA	CA	CA
	0	195.294	0.294	195.000	0.000	195.205	0.205	CA	CA	CA
CAG	90	195.018	0.018	195.000	0.000	193.719	-1.281	CAG	CAG	CA
	150	195.577	0.577	195.000	0.000	193.719	-1.281	CAG	CAG	CA
	300	195.139	0.139	195.000	0.000	193.719	-1.281	CAG	CAG	CA
	0	194.824	-0.176	195.000	0.000	193.719	-1.281	CAG	CAG	CA
BC	90	197.437	2.437	195.000	0.000	193.719	-1.281	BC	ABC	BC
	150	194.773	-0.227	195.000	0.000	193.719	-1.281	BC	BC	BC
	30	193.442	-1.558	195.000	0.000	193.719	-1.281	BC	BC	BC
	0	194.925	-0.075	195.000	0.000	193.719	-1.281	BC	BC	BC

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 6.11 แสดงค่าเฉลี่ยของตำแหน่งฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์จริงที่ระยะทาง 195 กิโลเมตร (60 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)



รูปที่ 6.12 แสดงค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยในการระบุประเภทฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 195 กิโลเมตร (60 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากผลการทดลองในตารางที่ 6.6 และรูปที่ 6.11-6.12 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

การหาดำแหน่งฟอลต์ (ระยะทางจริง 195 กิโลเมตรวัดจากบัสส่ง)

1. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP) สามารถหาดำแหน่งฟอลต์ทั้งหมดโดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 จากตารางที่ 6.6 จะเห็นได้ว่า ระยะทางต่ำสุดและสูงสุดที่คำนวณได้ คือ 193.442 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 1.558 กิโลเมตร) และ 197.437 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 2.437 กิโลเมตร) ตามลำดับ และจากรูปที่ 6.11 ระยะทางเฉลี่ยที่คำนวณได้คือ 195.134 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.134 กิโลเมตร), ระยะทางเฉลี่ยต่ำสุดที่คำนวณได้คือ 194.799 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.201 กิโลเมตร) และระยะทางเฉลี่ยสูงสุดที่คำนวณได้คือ 195.442 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.442 กิโลเมตร)
2. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น (PNN) สามารถหาดำแหน่งฟอลต์ทั้งหมดโดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 จากตารางที่ 6.6 และรูปที่ 6.11 จะเห็นได้ว่า ระยะทางที่คำนวณได้ทั้งหมด คือ 195 กิโลเมตร (ไม่มีความคลาดเคลื่อนหรือความคลาดเคลื่อนเป็น 0 กิโลเมตร)
3. การแปลงเวฟเล็ต สามารถหาดำแหน่งฟอลต์ทั้งหมดโดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 จากตารางที่ 6.6 จะเห็นได้ว่า ระยะทางต่ำสุดและสูงสุดที่คำนวณได้ คือ 193.719 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 1.281 กิโลเมตร) และ 195.205 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.205 กิโลเมตร) ตามลำดับ และจากรูปที่ 6.11 ระยะทางเฉลี่ยที่คำนวณได้คือ 193.867 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 1.133 กิโลเมตร), ระยะทางเฉลี่ยต่ำสุดที่คำนวณได้คือ 193.719 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 1.281 กิโลเมตร) และระยะทางเฉลี่ยสูงสุดที่คำนวณได้คือ 194.090 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.910 กิโลเมตร)

เมื่อเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยจากรูปที่ 6.11 พบว่า ผลการหาดำแหน่งฟอลต์ด้วยการแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นจะให้ค่าที่ใกล้เคียงกับระยะทางจริงมากที่สุด (โดยมีระยะทางเฉลี่ยเป็น 195 กิโลเมตร) รองลงมาคือ การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับและการแปลงเวฟเล็ต ตามลำดับ

การระบุประเภทของพอลต์

1. การแปลงเวฟเล็ดร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP) สามารถระบุประเภทของพอลต์ โดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 เช่นเดียวกัน ซึ่งจากตารางที่ 6.6 จะเห็นได้ว่า สามารถระบุประเภทของพอลต์ทั้งหมดมีความถูกต้องเฉลี่ย 97.5% โดยสามารถระบุประเภทของพอลต์ในแต่ละชนิดได้ดังนี้ ระบุประเภทของพอลต์ชนิด AG, AB, ABC, ABG, BG, CG, CA, CAG และ BC มีความถูกต้องเฉลี่ยสูงถึง 100 % ในขณะที่ระบุประเภทของพอลต์ชนิด BCG สามารถระบุประเภทได้ถูกต้องเฉลี่ย 75 %
2. การแปลงเวฟเล็ดร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี (RBF) สามารถระบุประเภทของพอลต์ โดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 เช่นเดียวกัน ซึ่งจากตารางที่ 6.6 จะเห็นได้ว่า สามารถระบุประเภทของพอลต์ทั้งหมดมีความถูกต้องเฉลี่ย 97.5% โดยสามารถระบุประเภทของพอลต์ในแต่ละชนิดได้ดังนี้ ระบุประเภทของพอลต์ชนิด AG, AB, ABC, ABG, BG, BCG, CG, CA และ CAG มีความถูกต้องเฉลี่ยสูงถึง 100 % ในขณะที่ระบุประเภทของพอลต์ชนิด BC สามารถระบุประเภทได้ถูกต้องเฉลี่ย 75 %
3. การแปลงเวฟเล็ด จากตารางที่ 6.6 จะเห็นได้ว่า สามารถระบุประเภทของพอลต์ทั้งหมดมีความถูกต้องเฉลี่ย 72.5% โดยสามารถระบุประเภทของพอลต์ในแต่ละชนิดได้ดังนี้ ระบุประเภทของพอลต์ชนิด AG, AB, ABC, BG, CG, CA และ BC มีความถูกต้องเฉลี่ยสูงถึง 100 %, ระบุประเภทของพอลต์ชนิด ABG มีความถูกต้องเฉลี่ย 25% ในขณะที่ระบุประเภทของพอลต์ชนิด BCG และ CAG สามารถระบุประเภทได้ถูกต้องเฉลี่ยต่ำถึง 0%

เมื่อเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยจากรูปที่ 6.12 พบว่า ผลการระบุประเภทของด้วยการแปลงเวฟเล็ดร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับและชนิดฟังก์ชันฐานรัศมีจะให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยมากที่สุด (มีความถูกต้องเฉลี่ย 97.5%) รองลงมาคือ การแปลงเวฟเล็ด

ตารางที่ 6.7 แสดงผลการวิเคราะห์สัญญาณพอลต์ เมื่อเกิดพอลต์ที่ตำแหน่ง 227.5 กิโลเมตร
(70 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร) ความต้านทานพอลต์ 10 โอห์ม

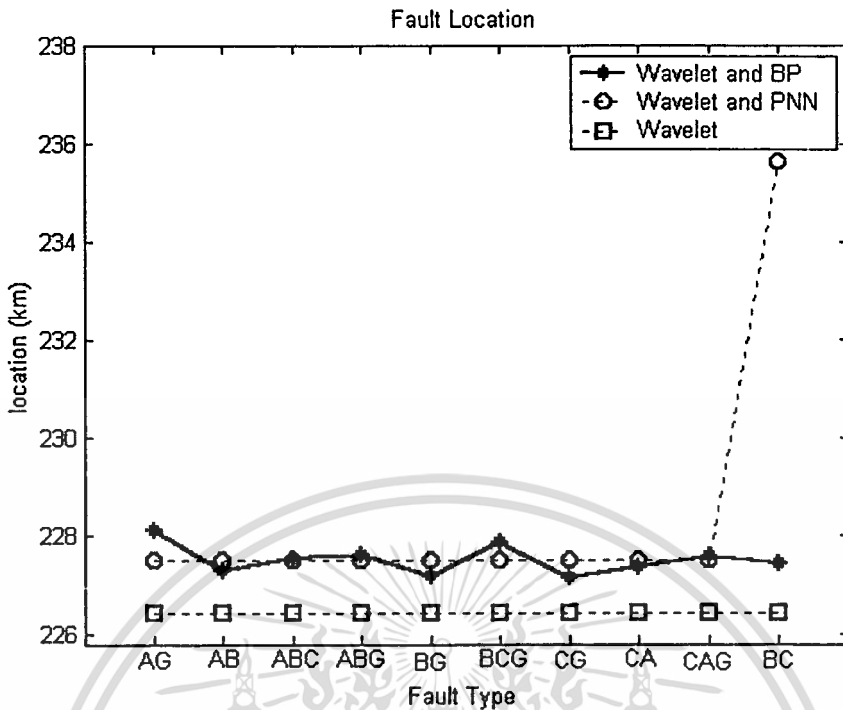
ประเภทพอลต์	มุมมองศา	ตำแหน่งที่เกิดพอลต์ (กิโลเมตร)						ระบุประเภทพอลต์		
		เวฟเล็ดและโครงข่ายประสาทเทียม				เวฟเล็ด		เวฟเล็ดและโครงข่ายประสาทเทียม		เวฟเล็ด
		BP		PNN		แรงดัน		BP	RBF	แรงดัน
		จำนวน	Error	จำนวน	Error	จำนวน	Error			
AG	90	227.459	-0.041	227.500	0.000	226.424	-1.076	AG	AG	AG
	150	229.711	2.211	227.500	0.000	226.424	-1.076	AG	AG	AG
	300	227.683	0.183	227.500	0.000	226.424	-1.076	AG	AG	AG
	240	227.506	0.006	227.500	0.000	226.424	-1.076	AG	AG	AG
AB	90	227.107	-0.393	227.500	0.000	226.424	-1.076	AB	AB	AB
	210	227.380	-0.120	227.500	0.000	226.424	-1.076	AB	AB	AB
	300	227.563	0.063	227.500	0.000	226.424	-1.076	AB	AB	AB
	0	227.126	-0.374	227.500	0.000	226.424	-1.076	AB	AB	AB
ABC	90	227.416	-0.084	227.500	0.000	226.424	-1.076	ABC	ABC	ABC
	150	227.549	0.049	227.500	0.000	226.424	-1.076	ABC	ABC	ABC
	300	227.405	-0.095	227.500	0.000	226.424	-1.076	ABC	ABC	ABC
	0	227.699	0.199	227.500	0.000	226.424	-1.076	ABC	ABC	ABC
ABG	210	228.049	0.549	227.500	0.000	226.424	-1.076	ABG	ABG	AB
	90	227.467	-0.033	227.500	0.000	226.424	-1.076	ABG	ABG	AB
	300	227.522	0.022	227.500	0.000	226.424	-1.076	ABG	ABG	AB
	0	227.305	-0.195	227.500	0.000	226.424	-1.076	ABG	ABG	AB
BG	90	225.848	-1.652	227.500	0.000	226.424	-1.076	BG	BG	BG
	150	227.578	0.078	227.500	0.000	226.424	-1.076	BG	BG	BG
	240	227.659	0.159	227.500	0.000	226.424	-1.076	BG	BG	BG
	0	227.577	0.077	227.500	0.000	226.424	-1.076	BG	BG	BG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

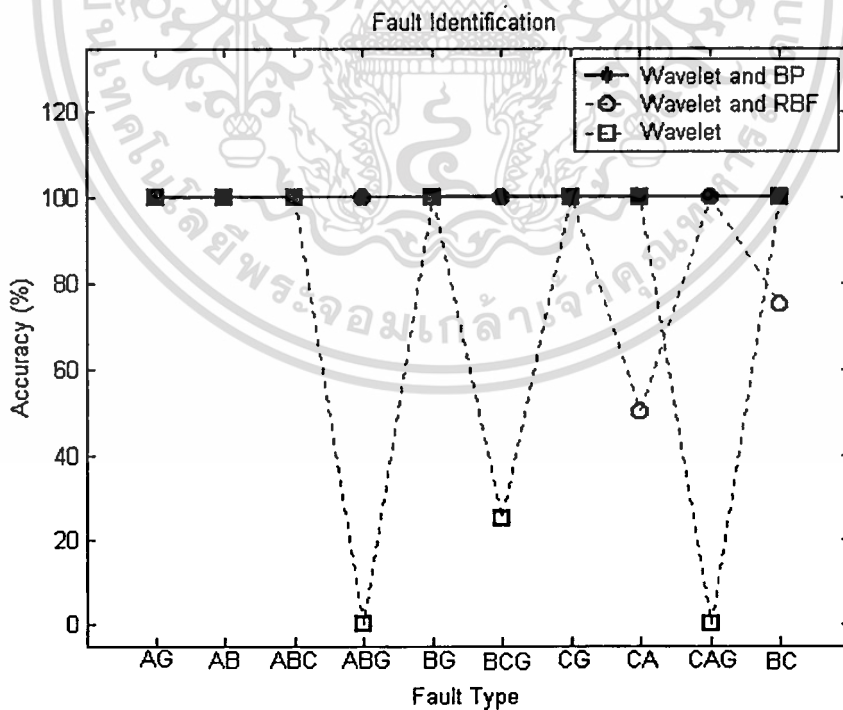
ตารางที่ 6.7 (ต่อ)

ประเภท พอลต์	มุม องศา	ตำแหน่งที่เกิดพอลต์ (กิโลเมตร)						ระบุประเภทพอลต์		
		เวฟเล็ดและ โครงข่ายประสาทเทียม				เวฟเล็ด		เวฟเล็ดและ โครงข่ายประสาทเทียม		เวฟเล็ด
		BP		PNN		แรงดัน		BP	RBF	แรงดัน
		จำนวน	Error	จำนวน	Error	จำนวน	Error			
BCG	60	227.619	0.119	227.500	0.000	226.424	-1.076	BCG	BCG	BC
	150	228.217	0.717	227.500	0.000	226.424	-1.076	BCG	BCG	BC
	300	227.455	-0.045	227.500	0.000	226.424	-1.076	BCG	BCG	BC
	0	228.074	0.574	227.500	0.000	226.424	-1.076	BCG	BCG	BCG
CG	90	225.805	-1.695	227.500	0.000	226.424	-1.076	CG	CG	CG
	150	227.447	-0.053	227.500	0.000	226.424	-1.076	CG	CG	CG
	300	227.638	0.138	227.500	0.000	226.424	-1.076	CG	CG	CG
	0	227.633	0.133	227.500	0.000	226.424	-1.076	CG	CG	CG
CA	90	227.270	-0.230	227.500	0.000	226.424	-1.076	CA	CA	CA
	150	227.107	-0.393	227.500	0.000	226.424	-1.076	CA	ABC	CA
	300	227.493	-0.007	227.500	0.000	226.424	-1.076	CA	CA	CA
	0	227.574	0.074	227.500	0.000	226.424	-1.076	CA	ABC	CA
CAG	90	227.759	0.259	227.500	0.000	226.424	-1.076	CAG	CAG	CA
	150	227.336	-0.164	227.500	0.000	226.424	-1.076	CAG	CAG	CA
	300	227.579	0.079	227.500	0.000	226.424	-1.076	CAG	CAG	CA
	0	227.518	0.018	227.500	0.000	226.424	-1.076	CAG	CAG	CA
BC	90	227.206	-0.294	260.000	-32.500	226.424	-1.076	BC	ABC	BC
	150	227.498	-0.002	227.500	0.000	226.424	-1.076	BC	BC	BC
	300	227.113	-0.387	227.500	0.000	226.424	-1.076	BC	BC	BC
	0	227.807	0.307	227.500	0.000	226.424	-1.076	BC	BC	BC

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 6.13 แสดงค่าเฉลี่ยของตำแหน่งฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์จริงที่ระยะทาง 227.5 กิโลเมตร (70 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)



รูปที่ 6.14 แสดงค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยในการระบุประเภทฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 227.5 กิโลเมตร (70 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากผลการทดลองในตารางที่ 6.7 และรูปที่ 6.13-6.14 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

การหาตำแหน่งฟอลต์ (ระยะทางจริง 227.5 กิโลเมตรวัดจากบัสส่ง)

1. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP) สามารถหาตำแหน่งฟอลต์ทั้งหมดโดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 จากตารางที่ 6.7 จะเห็นได้ว่า ระยะทางต่ำสุดและสูงสุดที่คำนวณได้ คือ 225.805 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 1.695 กิโลเมตร) และ 229.711 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 2.211 กิโลเมตร) ตามลำดับ และจากรูปที่ 6.13 ระยะทางเฉลี่ยที่คำนวณได้คือ 227.494 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.006 กิโลเมตร), ระยะทางเฉลี่ยต่ำสุดที่คำนวณได้คือ 227.131 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.369 กิโลเมตร) และระยะทางเฉลี่ยสูงสุดที่คำนวณได้คือ 228.090 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.590 กิโลเมตร)
2. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น (PNN) สามารถหาตำแหน่งฟอลต์ทั้งหมดโดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 จากตารางที่ 6.7 จะเห็นได้ว่า ระยะทางต่ำสุดและสูงสุดที่คำนวณได้ คือ 260.000 กิโลเมตร (ความคลาดเคลื่อนเป็น 32.500 กิโลเมตร) และ 227.500 กิโลเมตร (ความคลาดเคลื่อนเป็น 0 กิโลเมตร) ตามลำดับ และจากรูปที่ 6.13 ระยะทางเฉลี่ยที่คำนวณได้คือ 228.313 กิโลเมตร (ความคลาดเคลื่อนเป็น 0.813 กิโลเมตร), ระยะทางเฉลี่ยต่ำสุดที่คำนวณได้คือ 227.500 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0 กิโลเมตร) และระยะทางเฉลี่ยสูงสุดที่คำนวณได้คือ 235.625 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 8.125 กิโลเมตร)
3. การแปลงเวฟเล็ต สามารถหาตำแหน่งฟอลต์ทั้งหมดโดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 จากตารางที่ 6.7 และรูปที่ 6.13 จะเห็นได้ว่า ระยะทางที่คำนวณได้ทั้งหมด คือ 226.424 กิโลเมตร (ความคลาดเคลื่อนเป็น 1.076 กิโลเมตร)

เมื่อเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยจากรูปที่ 6.13 พบว่า ผลการหาตำแหน่งฟอลต์ด้วยการแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับจะให้ค่าที่ใกล้เคียงกับระยะทางจริงมากที่สุด (โดยมีระยะทางเฉลี่ยเป็น 227.494 กิโลเมตร) รองลงมาคือ การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นและการแปลงเวฟเล็ต ตามลำดับ

การระบุประเภทของฟอลต์

1. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP) สามารถระบุประเภทของฟอลต์ โดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 เช่นเดียวกัน ซึ่งจากตารางที่ 6.7 จะเห็นได้ว่า สามารถระบุประเภทของฟอลต์ทั้งหมดมีความถูกต้องเฉลี่ย 100%
2. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี (RBF) สามารถระบุประเภทของฟอลต์ โดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 เช่นเดียวกัน ซึ่งจากตารางที่ 6.7 จะเห็นได้ว่า สามารถระบุประเภทของฟอลต์ทั้งหมดมีความถูกต้องเฉลี่ย 92.5% โดยสามารถระบุประเภทของฟอลต์ในแต่ละชนิดได้ดังนี้ ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด AG, AB, ABC, ABG, BG, BCG, CG และ CAG มีความถูกต้องเฉลี่ยสูงถึง 100 %, ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด BC มีความถูกต้องเฉลี่ย 75 % ในขณะที่ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด CA สามารถระบุประเภทได้ถูกต้องเฉลี่ย 50 %
3. การแปลงเวฟเล็ต จากตารางที่ 6.7 จะเห็นได้ว่า สามารถระบุประเภทของฟอลต์ทั้งหมดมีความถูกต้องเฉลี่ย 72.5% โดยสามารถระบุประเภทของฟอลต์ในแต่ละชนิดได้ดังนี้ ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด AG, AB, ABC, BG, CG, CA และ BC มีความถูกต้องเฉลี่ยสูงถึง 100 %, ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด BCG มีความถูกต้องเฉลี่ย 25% ในขณะที่ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด ABG และ CAG สามารถระบุประเภทได้ถูกต้องเฉลี่ยต่ำถึง 0%

เมื่อเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยจากรูปที่ 6.14 พบว่า ผลการระบุประเภทของด้วยการแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับจะให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยมากที่สุด (มีความถูกต้องเฉลี่ย 100%) รองลงมาคือ การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมีและการแปลงเวฟเล็ต ตามลำดับ

ตารางที่ 6.8 แสดงผลการวิเคราะห์สัญญาณพอลต์ เมื่อเกิดพอลต์ที่ตำแหน่ง 260 กิโลเมตร
(80 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร) ความต้านทานพอลต์ 10 โอห์ม

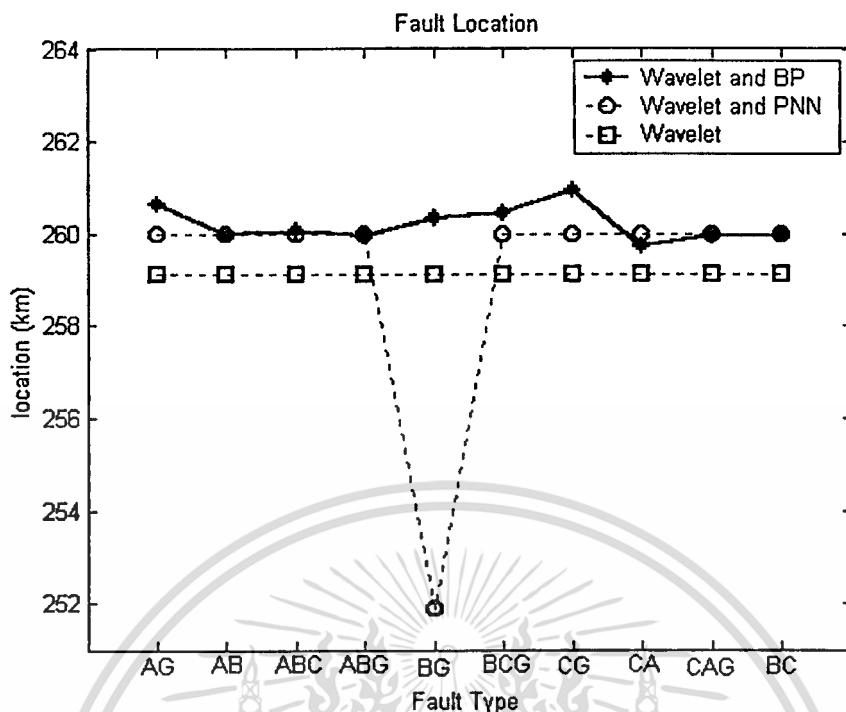
ประเภทพอลต์	มุมองศา	ตำแหน่งที่เกิดพอลต์ (กิโลเมตร)						ระบุประเภทพอลต์		
		เวฟเล็ดและโครงข่ายประสาทเทียม				เวฟเล็ด		เวฟเล็ดและโครงข่ายประสาทเทียม		เวฟเล็ด
		BP		PNN		แรงดัน		BP	RBF	แรงดัน
		จำนวน	Error	จำนวน	Error	จำนวน	Error			
AG	90	259.309	-0.691	260.000	0.000	259.130	-0.870	AG	AG	AG
	150	260.510	0.510	260.000	0.000	259.130	-0.870	AG	AG	AG
	210	261.317	1.317	260.000	0.000	259.130	-0.870	AG	AG	AG
	300	261.356	1.356	260.000	0.000	259.130	-0.870	AG	AG	AG
AB	90	259.856	-0.144	260.000	0.000	259.130	-0.870	AB	AB	AB
	210	260.397	0.397	260.000	0.000	259.130	-0.870	AB	AB	AB
	300	260.052	0.052	260.000	0.000	259.130	-0.870	AB	AB	AB
	0	259.706	-0.294	260.000	0.000	259.130	-0.870	AB	AB	AB
ABC	90	260.106	0.106	260.000	0.000	259.130	-0.870	ABC	ABC	ABC
	150	260.076	0.076	260.000	0.000	259.130	-0.870	ABC	ABC	ABC
	300	260.024	0.024	260.000	0.000	259.130	-0.870	ABC	ABC	ABC
	0	260.001	0.001	260.000	0.000	259.130	-0.870	ABC	ABC	ABC
ABG	240	260.456	0.456	260.000	0.000	259.130	-0.870	ABG	ABG	ABG
	270	259.918	-0.082	260.000	0.000	259.130	-0.870	ABG	ABG	ABG
	300	259.339	-0.661	260.000	0.000	259.130	-0.870	ABG	ABG	ABG
	0	260.156	0.156	260.000	0.000	259.130	-0.870	ABG	ABG	ABG
BG	90	260.880	0.880	260.000	0.000	259.130	-0.870	BG	BG	BG
	150	258.681	-1.319	260.000	0.000	259.130	-0.870	BG	BG	BG
	300	262.003	2.003	227.500	32.500	259.130	-0.870	BG	BG	BG
	0	259.698	-0.302	260.000	0.000	259.130	-0.870	BG	BG	BG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

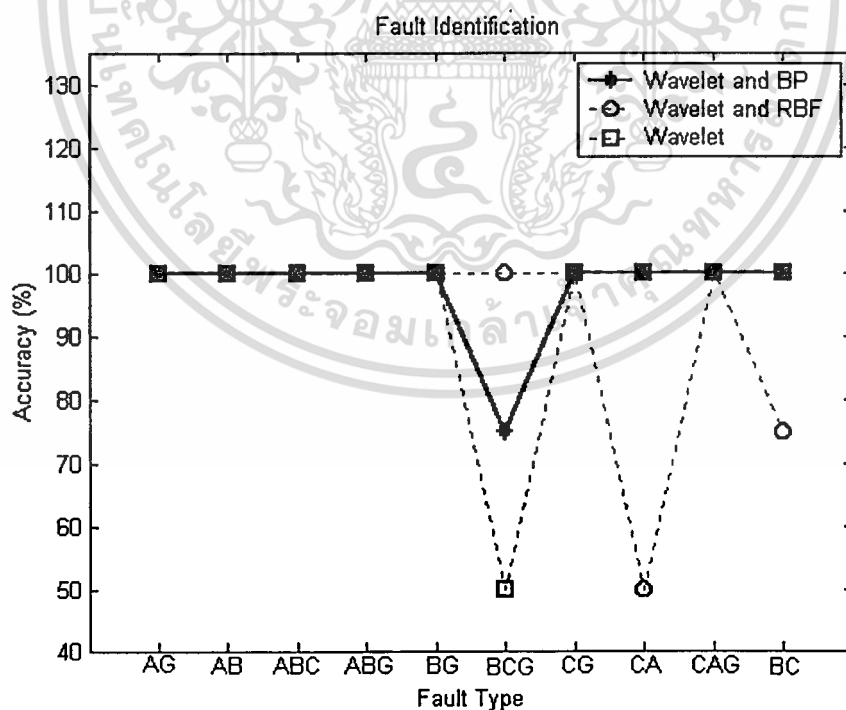
ตารางที่ 6.8 (ต่อ)

ประเภท พอลต์	มุม องศา	ตำแหน่งที่เกิดพอลต์ (กิโลเมตร)						ระบุประเภทพอลต์		
		เวฟเล็ดและ โครงข่ายประสาทเทียม				เวฟเล็ด		เวฟเล็ดและ โครงข่ายประสาทเทียม		เวฟเล็ด
		BP		PNN		แรงดัน		BP	RBF	แรงดัน
		จำนวน	Error	จำนวน	Error	จำนวน	Error			
BCG	90	261.435	1.435	260.000	0.000	259.130	-0.870	BCG	BCG	BG
	150	259.951	-0.049	260.000	0.000	259.130	-0.870	BCG	BCG	BCG
	300	260.241	0.241	260.000	0.000	259.130	-0.870	BCG	BCG	BCG
	0	260.174	0.174	260.000	0.000	259.130	-0.870	BC	BCG	BC
CG	90	262.494	2.494	260.000	0.000	259.130	-0.870	CG	CG	CG
	150	259.781	-0.219	260.000	0.000	259.130	-0.870	CG	CG	CG
	300	259.995	-0.005	260.000	0.000	259.130	-0.870	CG	CG	CG
	0	261.465	1.465	260.000	0.000	259.130	-0.870	CG	CG	CG
CA	90	260.314	0.314	260.000	0.000	259.130	-0.870	CA	CA	CA
	150	260.130	0.130	260.000	0.000	259.130	-0.870	CA	ABC	CA
	300	259.671	-0.329	260.000	0.000	259.130	-0.870	CA	CA	CA
	0	258.721	-1.279	260.000	0.000	259.130	-0.870	CA	ABC	CA
CAG	90	259.888	-0.112	260.000	0.000	259.130	-0.870	CAG	CAG	CAG
	150	259.842	-0.158	260.000	0.000	259.130	-0.870	CAG	CAG	CAG
	300	259.781	-0.219	260.000	0.000	259.130	-0.870	CAG	CAG	CAG
	0	260.302	0.302	260.000	0.000	259.130	-0.870	CAG	CAG	CAG
BC	210	259.862	-0.138	260.000	0.000	259.130	-0.870	BC	ABC	BC
	150	260.434	0.434	260.000	0.000	259.130	-0.870	BC	BC	BC
	300	260.075	0.075	260.000	0.000	259.130	-0.870	BC	BC	BC
	0	259.651	-0.349	260.000	0.000	259.130	-0.870	BC	BC	BC

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 6.15 แสดงค่าเฉลี่ยของตำแหน่งฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์จริงที่ระยะทาง 260 กิโลเมตร (80 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)



รูปที่ 6.16 แสดงค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยในการระบุประเภทฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 260 กิโลเมตร (80 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากผลการทดลองในตารางที่ 6.8 และรูปที่ 6.15-6.16 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

การหาตำแหน่งฟอลต์ (ระยะทางจริง 260 กิโลเมตรวัดจากบัสตง)

1. การแปลงเวฟเล็กร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP) สามารถหาตำแหน่งฟอลต์ทั้งหมดโดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 จากตารางที่ 6.8 จะเห็นได้ว่า ระยะทางต่ำสุดและสูงสุดที่คำนวณได้ คือ 258.681 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 1.319 กิโลเมตร) และ 262.003 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 2.003 กิโลเมตร) ตามลำดับ และจากรูปที่ 6.15 ระยะทางเฉลี่ยที่คำนวณได้คือ 260.201 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.201 กิโลเมตร), ระยะทางเฉลี่ยต่ำสุดที่คำนวณได้คือ 259.709 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.291 กิโลเมตร) และระยะทางเฉลี่ยสูงสุดที่คำนวณได้คือ 260.934 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.934 กิโลเมตร)
2. การแปลงเวฟเล็กร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น (PNN) สามารถหาตำแหน่งฟอลต์ทั้งหมดโดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 จากตารางที่ 6.8 จะเห็นได้ว่า ระยะทางต่ำสุดและสูงสุดที่คำนวณได้ คือ 227.500 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อนเป็น 32.500 กิโลเมตร) และ 260.000 กิโลเมตร (ความคลาดเคลื่อนเป็น 0 กิโลเมตร) ตามลำดับ และจากรูปที่ 6.15 ระยะทางเฉลี่ยที่คำนวณได้คือ 259.188 กิโลเมตร (ความคลาดเคลื่อนเป็น 0.812 กิโลเมตร), ระยะทางเฉลี่ยต่ำสุดที่คำนวณได้คือ 251.875 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 8.125 กิโลเมตร) และระยะทางเฉลี่ยสูงสุดที่คำนวณได้คือ 260.000 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0 กิโลเมตร)
3. การแปลงเวฟเล็ท สามารถหาตำแหน่งฟอลต์ทั้งหมดโดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 จากตารางที่ 6.8 และรูปที่ 6.15 จะเห็นได้ว่า ระยะทางที่คำนวณได้ทั้งหมด คือ 259.130 กิโลเมตร (ความคลาดเคลื่อนเป็น 0.870 กิโลเมตร)

เมื่อเปรียบเทียบเฉลี่ยจากรูปที่ 6.15 พบว่า ผลการหาตำแหน่งฟอลต์ด้วยการแปลงเวฟเล็กร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับจะให้ค่าที่ใกล้เคียงกับระยะทางจริงมากที่สุด (โดยมีระยะทางเฉลี่ยเป็น 260.201 กิโลเมตร) รองลงมาคือ การแปลงเวฟเล็กร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นและการแปลงเวฟเล็ท ตามลำดับ

การระบุประเภทของฟอลต์

1. การแปลงเวฟเล็ดร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP) สามารถระบุประเภทของฟอลต์ โดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 เช่นเดียวกัน ซึ่งจากตารางที่ 6.8 จะเห็นว่า สามารถระบุประเภทของฟอลต์ทั้งหมดมีความถูกต้องเฉลี่ย 97.5% โดยสามารถระบุประเภทของฟอลต์ในแต่ละชนิดได้ดังนี้ ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด AG, AB, ABC, ABG, BG, CG, CA, CAG และ BC มีความถูกต้องเฉลี่ยสูงถึง 100 % ในขณะที่ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด BCG สามารถระบุประเภทได้ถูกต้องเฉลี่ย 75 %
2. การแปลงเวฟเล็ดร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี (RBF) สามารถระบุประเภทของฟอลต์ โดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 เช่นเดียวกัน ซึ่งจากตารางที่ 6.8 จะเห็นว่า สามารถระบุประเภทของฟอลต์ทั้งหมดมีความถูกต้องเฉลี่ย 92.5% โดยสามารถระบุประเภทของฟอลต์ในแต่ละชนิดได้ดังนี้ ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด AG, AB, ABC, ABG, BG, BCG, CG และ CAG มีความถูกต้องเฉลี่ยสูงถึง 100 %, ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด BC มีความถูกต้องเฉลี่ย 75% ในขณะที่ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด CA สามารถระบุประเภทได้ถูกต้องเฉลี่ย 50 %
3. การแปลงเวฟเล็ด จากตารางที่ 6.8 จะเห็นได้ว่า สามารถระบุประเภทของฟอลต์ทั้งหมดมีความถูกต้องเฉลี่ย 95% โดยสามารถระบุประเภทของฟอลต์ในแต่ละชนิดได้ดังนี้ ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด AG, AB, ABC, ABG, BG, CG, CA, CAG และ BC มีความถูกต้องเฉลี่ยสูงถึง 100 % ในขณะที่ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด BCG สามารถระบุประเภทได้ถูกต้องเฉลี่ย 50 %

เมื่อเปรียบเทียบเฉลี่ยจากรูปที่ 6.16 พบว่า ผลการระบุประเภทของด้วยการแปลงเวฟเล็ดร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับจะให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยมากที่สุด (มีความถูกต้องเฉลี่ย 97.5%) รองลงมาคือ การแปลงเวฟเล็ดและการแปลงเวฟเล็ดร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี ตามลำดับ

ตารางที่ 6.9 แสดงผลการวิเคราะห์สัญญาณพอลต์ เมื่อเกิดพอลต์ที่ตำแหน่ง 292.5 กิโลเมตร
(90 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร) ความต้านทานพอลต์ 10 โอห์ม

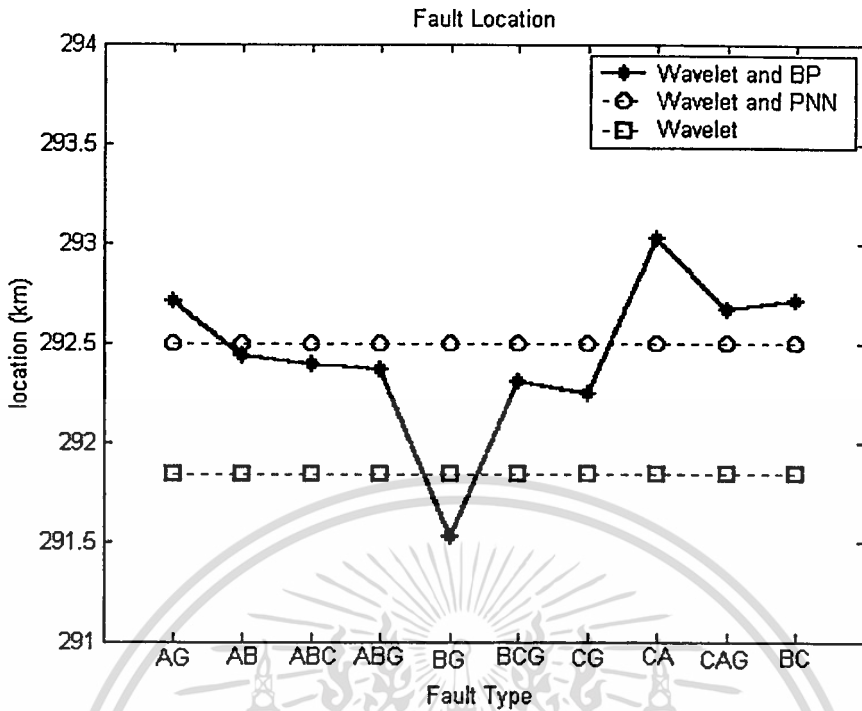
ประเภทพอลต์	มุมองศา	ตำแหน่งที่เกิดพอลต์ (กิโลเมตร)						ระบุประเภทพอลต์		
		เวฟเล็ตและโครงข่ายประสาทเทียม				เวฟเล็ต		เวฟเล็ตและโครงข่ายประสาทเทียม		เวฟเล็ต
		BP		PNN		แรงดัน		BP	RBF	แรงดัน
		จำนวน	Error	จำนวน	Error	จำนวน	Error			
AG	90	293.666	1.166	292.500	0.000	291.835	-0.665	AG	AG	AG
	150	292.216	-0.284	292.500	0.000	291.835	-0.665	AG	AG	AG
	240	291.980	-0.520	292.500	0.000	291.835	-0.665	AG	AG	AG
	300	292.978	0.478	292.500	0.000	291.835	-0.665	AG	AG	AG
AB	90	292.820	0.320	292.500	0.000	291.835	-0.665	AB	AB	AB
	150	291.378	-1.122	292.500	0.000	291.835	-0.665	AB	AB	AB
	300	293.545	1.045	292.500	0.000	291.835	-0.665	AB	AB	AB
	0	291.977	-0.523	292.500	0.000	291.835	-0.665	AB	AB	AB
ABC	90	292.367	-0.133	292.500	0.000	291.835	-0.665	ABC	ABC	ABC
	150	292.405	-0.095	292.500	0.000	291.835	-0.665	ABC	ABC	ABC
	300	292.445	-0.055	292.500	0.000	291.835	-0.665	ABC	ABC	ABC
	0	292.331	-0.169	292.500	0.000	291.835	-0.665	ABC	ABC	ABC
ABG	90	292.618	0.118	292.500	0.000	291.835	-0.665	ABG	ABG	ABG
	150	291.909	-0.591	292.500	0.000	291.835	-0.665	ABG	ABG	AG
	300	292.981	0.481	292.500	0.000	291.835	-0.665	ABG	ABG	ABG
	0	291.949	-0.551	292.500	0.000	291.835	-0.665	ABG	ABG	ABG
BG	90	291.832	-0.668	292.500	0.000	291.835	-0.665	BG	BG	BG
	240	291.221	-1.279	292.500	0.000	291.835	-0.665	BG	BG	BG
	150	291.592	-0.908	292.500	0.000	291.835	-0.665	BG	BG	BG
	0	291.440	-1.060	292.500	0.000	291.835	-0.665	BG	BG	BG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

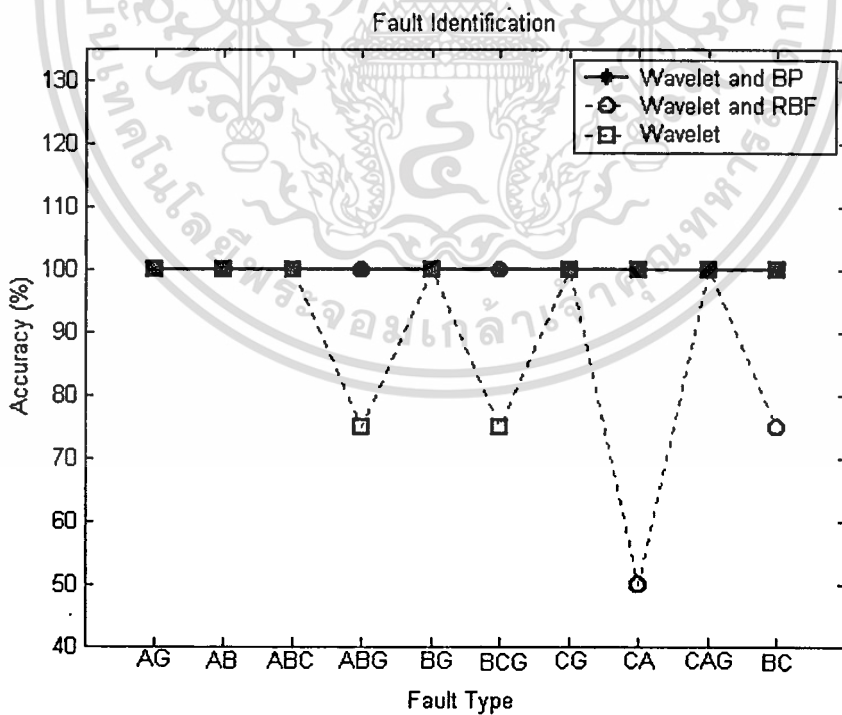
ตารางที่ 6.9 (ต่อ)

ประเภท พอลต์	มุม องศา	ตำแหน่งที่เกิดพอลต์ (กิโลเมตร)						ระบุประเภทพอลต์		
		เวฟเล็ดและ โครงข่ายประสาทเทียม				เวฟเล็ด		เวฟเล็ดและ โครงข่ายประสาทเทียม		เวฟเล็ด
		BP		PNN		แรงดัน		BP	RBF	แรงดัน
		จำนวน	Error	จำนวน	Error	จำนวน	Error			
BCG	90	291.701	-0.799	292.500	0.000	291.835	-0.665	BCG	BCG	BG
	150	292.124	-0.376	292.500	0.000	291.835	-0.665	BCG	BCG	BCG
	300	292.729	0.229	292.500	0.000	291.835	-0.665	BCG	BCG	BCG
	0	292.665	0.165	292.500	0.000	291.835	-0.665	BCG	BCG	BCG
CG	90	291.607	-0.893	292.500	0.000	291.835	-0.665	CG	CG	CG
	150	293.627	1.127	292.500	0.000	291.835	-0.665	CG	CG	CG
	300	292.153	-0.347	292.500	0.000	291.835	-0.665	CG	CG	CG
	0	291.577	-0.923	292.500	0.000	291.835	-0.665	CG	CG	CG
CA	90	291.970	-0.530	292.500	0.000	291.835	-0.665	CA	CA	CA
	150	293.385	0.885	292.500	0.000	291.835	-0.665	CA	ABC	CA
	300	293.032	0.532	292.500	0.000	291.835	-0.665	CA	CA	CA
	0	293.702	1.202	292.500	0.000	291.835	-0.665	CA	ABC	CA
CAG	90	292.081	-0.419	292.500	0.000	291.835	-0.665	CAG	CAG	CAG
	150	293.195	0.695	292.500	0.000	291.835	-0.665	CAG	CAG	CAG
	300	292.811	0.311	292.500	0.000	291.835	-0.665	CAG	CAG	CAG
	0	292.578	0.078	292.500	0.000	291.835	-0.665	CAG	CAG	CAG
BC	90	294.076	1.576	292.500	0.000	291.835	-0.665	BC	ABC	BC
	150	291.900	-0.600	292.500	0.000	291.835	-0.665	BC	BC	BC
	300	291.959	-0.541	292.500	0.000	291.835	-0.665	BC	BC	BC
	0	292.876	0.376	292.500	0.000	291.835	-0.665	BC	BC	BC

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 6.17 แสดงค่าเฉลี่ยของตำแหน่งฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์จริงที่ระยะทาง 292.5 กิโลเมตร (90 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)



รูปที่ 6.18 แสดงค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยในการระบุประเภทฟอลต์ เมื่อเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 292.5 กิโลเมตร (90 % ของความยาวสายส่ง 325 กิโลเมตร)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากผลการทดลองในตารางที่ 6.9 และรูปที่ 6.17-6.18 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

การหาดำแหน่งฟอลต์ (ระยะทางจริง 292.5 กิโลเมตรวัดจากบัสส่ง)

1. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP) สามารถหาดำแหน่งฟอลต์ทั้งหมดโดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 จากตารางที่ 6.9 จะเห็นได้ว่าระยะทางต่ำสุดและสูงสุดที่คำนวณได้ คือ 291.221 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 1.279 กิโลเมตร) และ 294.076 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 1.576 กิโลเมตร) ตามลำดับ และจากรูปที่ 6.17 ระยะทางเฉลี่ยที่คำนวณได้คือ 292.435 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.065 กิโลเมตร), ระยะทางเฉลี่ยต่ำสุดที่คำนวณได้คือ 291.521 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.979 กิโลเมตร) และระยะทางเฉลี่ยสูงสุดที่คำนวณได้คือ 293.022 กิโลเมตร (คลาดเคลื่อน 0.522 กิโลเมตร)
2. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น (PNN) สามารถหาดำแหน่งฟอลต์ทั้งหมดโดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 จากตารางที่ 6.9 และรูปที่ 6.17 จะเห็นได้ว่า ระยะทางที่คำนวณได้ทั้งหมด คือ 292.500 กิโลเมตร (ความคลาดเคลื่อนเป็น 0 กิโลเมตร)
3. การแปลงเวฟเล็ต สามารถหาดำแหน่งฟอลต์ทั้งหมดโดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 จากตารางที่ 6.9 และรูปที่ 6.17 จะเห็นได้ว่า ระยะทางที่คำนวณได้ทั้งหมด คือ 291.835 กิโลเมตร (ความคลาดเคลื่อนเป็น 0.665 กิโลเมตร)

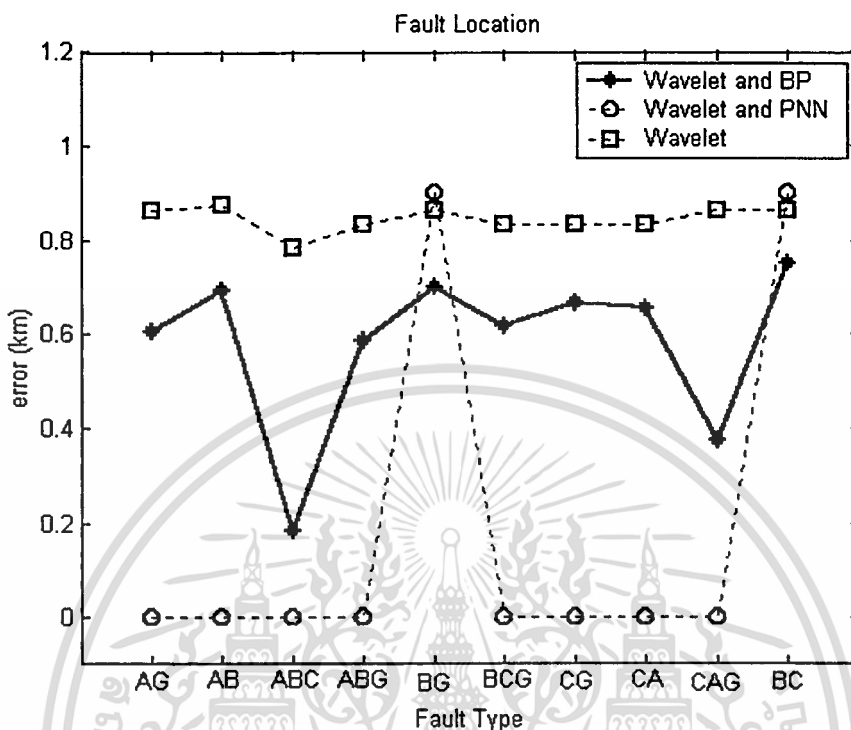
เมื่อเปรียบเทียบเฉลี่ยจากรูปที่ 6.17 พบว่า ผลการหาดำแหน่งฟอลต์ด้วยการแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นจะให้ค่าที่ใกล้เคียงกับระยะทางจริงมากที่สุด (โดยมีระยะทางเฉลี่ยเป็น 292.500 กิโลเมตร) รองลงมาคือ การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับและการแปลงเวฟเล็ตตามลำดับ

การระบุประเภทของฟอลต์

1. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP) สามารถระบุประเภทของฟอลต์ โดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 เช่นเดียวกัน ซึ่งจากตารางที่ 6.9 จะเห็นได้ว่า สามารถระบุประเภทของฟอลต์ทั้งหมดมีความถูกต้องเฉลี่ย 100%
2. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี (RBF) สามารถระบุประเภทของฟอลต์ โดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 เช่นเดียวกัน ซึ่งจากตารางที่ 6.9 จะเห็นได้ว่า สามารถระบุประเภทของฟอลต์ทั้งหมดมีความถูกต้องเฉลี่ย 92.5% โดยสามารถระบุประเภทของฟอลต์ในแต่ละชนิดได้ดังนี้ ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด AG, AB, ABC, ABG, BG, BCG, CG และ CAG มีความถูกต้องเฉลี่ยสูงถึง 100 %, ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด BC มีความถูกต้องเฉลี่ย 75% ในขณะที่ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด CA สามารถระบุประเภทได้ถูกต้องเฉลี่ย 50 %
3. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ จะเห็นได้ว่า สามารถระบุประเภทของฟอลต์ทั้งหมดมีความถูกต้องเฉลี่ย 95% โดยสามารถระบุประเภทของฟอลต์ในแต่ละชนิดได้ดังนี้ ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด AG, AB, ABC, BG, CG, CA, CAG และ BC มีความถูกต้องเฉลี่ยสูงถึง 100 % ในขณะที่ระบุประเภทของฟอลต์ชนิด ABG และ BCG สามารถระบุประเภทได้ถูกต้องเฉลี่ย 75 %

เมื่อเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยจากรูปที่ 6.18 พบว่า ผลการระบุประเภทของด้วยการแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับจะให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยมากที่สุด (มีความถูกต้องเฉลี่ย 100%) รองลงมาคือ การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี ตามลำดับ

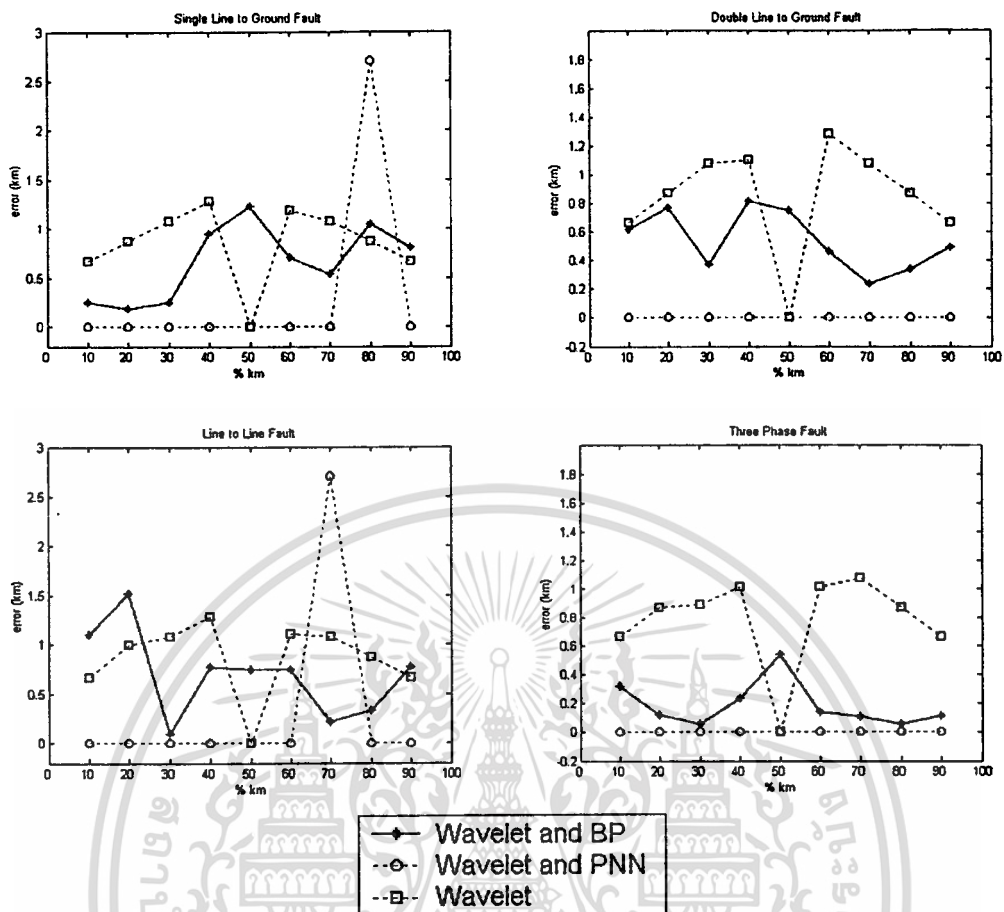
6.3 สรุปและวิเคราะห์ผลการทดลอง



รูปที่ 6.19 แสดงค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนของตำแหน่งฟอลต์แต่ละประเภทในระบบจำลอง

จากรูปที่ 6.19 เมื่อพิจารณาค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนในการหาตำแหน่งฟอลต์เทียบกับประเภทของฟอลต์พบว่า

1. ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนของแนวคิดทั้งสามอยู่ในช่วง 0-1 กิโลเมตร
2. โดยส่วนใหญ่ผลการวิเคราะห์ด้วยการแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมทั้งสองชนิดจะให้ค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนที่ต่ำกว่าการแปลงเวฟเล็ตร่วมกับทฤษฎีคลื่นเดินทาง
3. ในกรณีของฟอลต์ชนิด BG และ BC นั้นค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนสูงขึ้นมาที่ 0.9 กิโลเมตร (แต่ก็ยังใกล้เคียงกับค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนของการแปลงเวฟเล็ต) ส่วนฟอลต์ชนิดอื่นที่เหลือ ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนจะมีค่าเป็นศูนย์

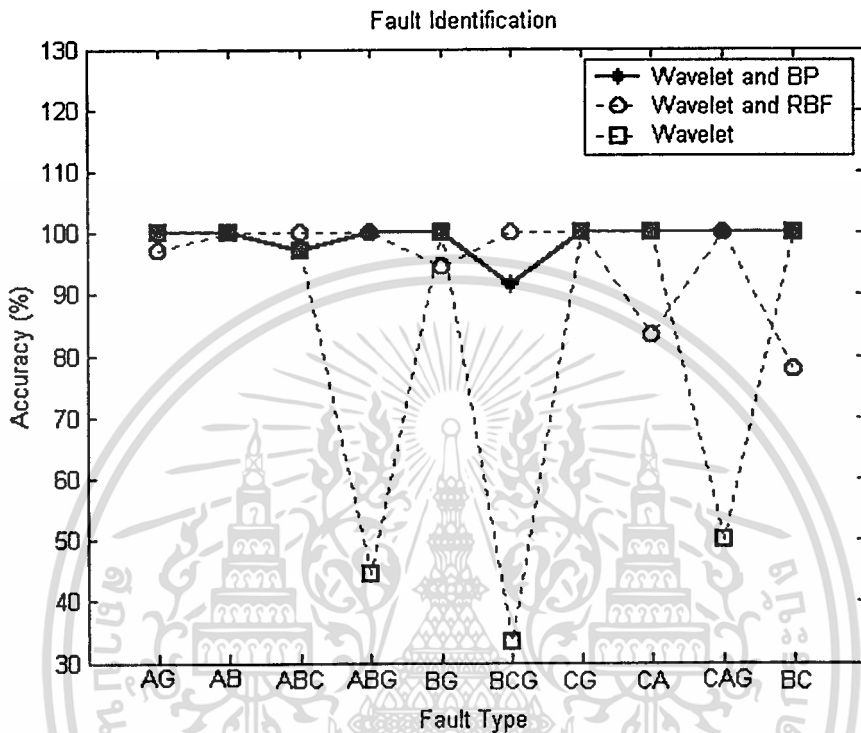


รูปที่ 6.20 แสดงค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนของตำแหน่งฟอลต์ที่ระยะทางต่างๆ กันในระบบจำลอง

จากรูปที่ 6.20 เมื่อพิจารณาค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนในการหาตำแหน่งฟอลต์เทียบกับระยะทางที่เกิดฟอลต์พบว่า

1. ค่าเฉลี่ยของฟอลต์ทุกประเภทจากการแปลงเวฟเล็ตร่วมกับ โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับและค่าแปลงเวฟเล็ตที่อาศัยทฤษฎีคลื่นเดินทาง จะมีค่าเฉลี่ยใกล้เคียงกัน ซึ่งจะอยู่ในช่วง 0-1.5 กิโลเมตร
2. โดยส่วนใหญ่การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับ โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับจะมีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนต่ำกว่าการแปลงเวฟเล็ต
3. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับ โครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นอยู่ในช่วง 0-2.8 กิโลเมตร เป็นที่น่าสังเกตว่าโดยส่วนใหญ่การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับ โครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนจะมีค่าเป็นศูนย์หรือกล่าวได้ว่ามีความแม่นยำที่สุด ยกเว้นตำแหน่ง 70% และ 80% ของความยาวสายส่งของฟอลต์ชนิดระหว่างเฟส (L-L) และฟอลต์สองเฟสลงดิน (DLG) ตามลำดับ

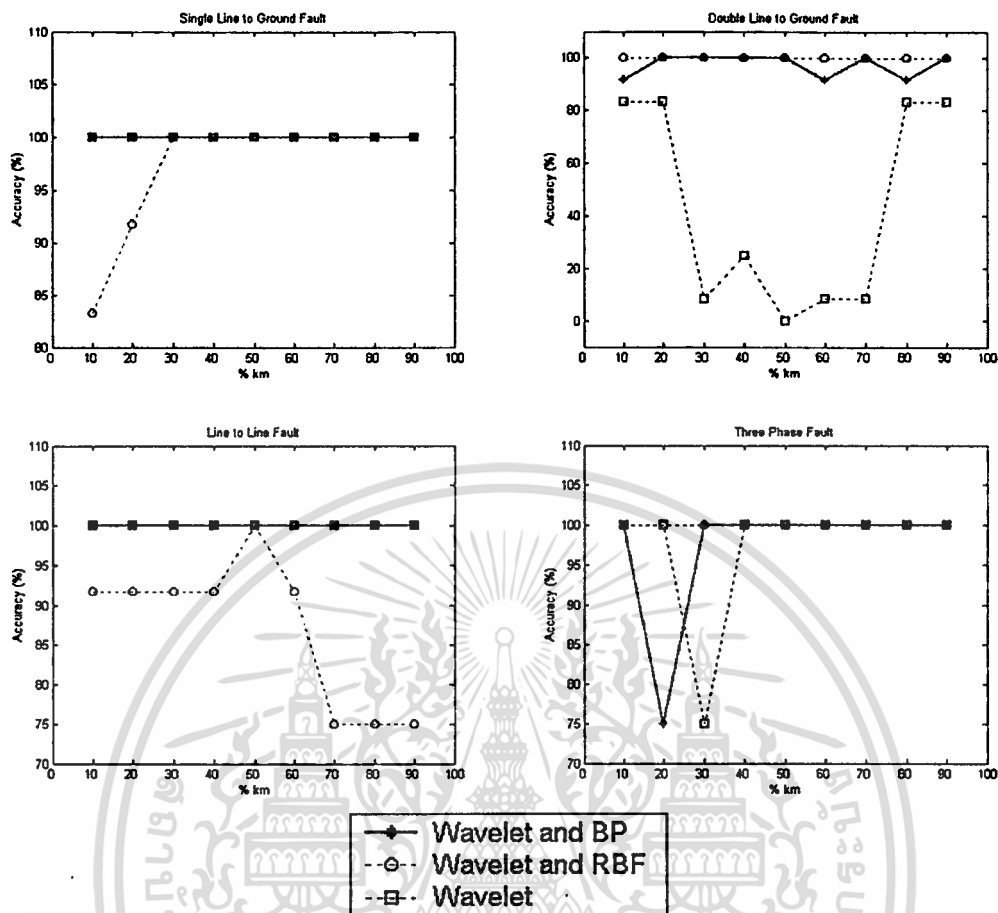
4. ในขณะที่พิจารณาเมื่อพิจารณาการแปลงเวฟเล็ตที่ตำแหน่งกึ่งกลางสายส่ง (50%) ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนส่วนมากจะลดลงเป็นศูนย์ แต่ในตำแหน่งต่างๆ การแปลงเวฟเล็ตจะมีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนมากกว่า 0.6 กิโลเมตร



รูปที่ 6.21 แสดงค่าเฉลี่ยความถูกต้องในการระบุประเภทฟอลต์แต่ละประเภทในระบบจำลอง

จากรูปที่ 6.21 เมื่อพิจารณาค่าเฉลี่ยความถูกต้องในการระบุประเภทฟอลต์เทียบกับประเภทของฟอลต์พบว่า

1. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมทั้งสองชนิดสามารถระบุประเภทของฟอลต์ได้ถูกต้องเฉลี่ยมากกว่าการแปลงเวฟเล็ต
2. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับสามารถระบุประเภทของฟอลต์ได้ถูกต้องมากที่สุด โดยส่วนใหญ่สามารถระบุได้มากกว่า 90%
3. การแปลงเวฟเล็ต สามารถระบุประเภทของฟอลต์เฉลี่ยได้น้อยที่สุด เมื่อพิจารณาจะพบว่าฟอลต์สองเฟสลงดินค่าเฉลี่ยความถูกต้องต่ำกว่า 50%



รูปที่ 6.22 แสดงค่าเฉลี่ยความถูกต้องของการระบุประเภทฟอลต์ในแต่ละระยะทางในระบบจำลอง

จากรูปที่ 6.22 เมื่อพิจารณาค่าเฉลี่ยความถูกต้องในการระบุประเภทฟอลต์เทียบกับระยะทางที่เกิดฟอลต์ (วัดจากปลายด้านส่ง) จากระบบจำลอง พบว่า

1. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับ โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ : กรณีของฟอลต์เฟสเดียวลงดิน (SLG) และฟอลต์ระหว่างเฟส (L-L) สามารถระบุประเภทได้ถูกต้องทั้งหมด (100%) ยกเว้นฟอลต์สองเฟสลงดิน (DLG) ค่าเฉลี่ยจะมีค่ามากกว่า 80% และในกรณีของฟอลต์สามเฟส (3-P) ที่ระยะทาง 30 % ค่าเฉลี่ยลดลงมาเหลือประมาณ 75% เป็นที่น่าสังเกตว่า ระยะทางที่เกิดฟอลต์แทบจะไม่มีผลกับค่าความถูกต้องในการระบุประเภทฟอลต์
2. การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับ โครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี : กรณีของฟอลต์สองเฟสลงดิน (DLG) และฟอลต์สามเฟส (3-P) สามารถระบุประเภทได้ถูกต้องทั้งหมด (100%) ยกเว้นฟอลต์เฟสเดียวลงดิน (SLG) ค่าเฉลี่ยจะมีค่ามากกว่า 80% และในกรณีฟอลต์ระหว่างเฟส(L-L) ที่ระยะทาง 70-90 % ค่าเฉลี่ยลดลงมาเหลือประมาณ 75%

3. การแปลงเวฟเล็ด : กรณีของฟอลต์เฟสเดียวลงดิน (SLG-) และฟอลต์ระหว่างเฟส (L-L) สามารถระบุประเภทได้ถูกต้องทั้งหมด (100%) ยกเว้นฟอลต์สามเฟส (3-P) ค่าเฉลี่ยลดลงมาเหลือประมาณ 75% ที่ระยะทาง 30% ของความยาวสายส่ง และในกรณีฟอลต์สองเฟสลงดิน (DLG) ค่าเฉลี่ยจะมีค่าต่ำกว่า 50% ที่ระยะทาง 30-70 %



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 7

กรณีศึกษา

เนื่องจากลักษณะของฟอลต์แต่ละประเภทที่เกิดขึ้นบนสายส่งจะมีลักษณะของความรุนแรงที่แตกต่างกันออกไป ดังนั้นการศึกษารูปแบบของฟอลต์ที่มีลักษณะเฉพาะจึงเป็นสิ่งที่มีความจำเป็น ในบทนี้ได้นำเสนอกรณีศึกษาของเหตุการณ์ฟอลต์ที่เกิดขึ้นจริงในสายส่ง โดยอ้างอิงจากเหตุการณ์จริงที่เกิดขึ้นและทำการวิเคราะห์ตามวิธีการที่ได้นำเสนอในบทที่ 5 ซึ่งมีรายละเอียดในการศึกษาดังต่อไปนี้

7.1 เงื่อนไขการศึกษา

1. อาศัยลักษณะของเหตุการณ์ฟอลต์ที่เกิดขึ้นจริงมาเป็นเหตุการณ์อ้างอิง
2. โครงสร้างของระบบยึดตาม โครงสร้างจริง เช่น รูปแบบเสาส่งที่ใช้, ลักษณะการทำงานของอุปกรณ์ป้องกันและอุปกรณ์ชดเชย แต่ได้มีการกำหนดเงื่อนไขบางประการเพิ่มเติมในการศึกษาเพื่อให้เกิดความเหมาะสม เช่น ระยะห่างของเสาส่ง, ความต้านทานของดิน ซึ่งได้กำหนดให้มีค่าที่สม่ำเสมอ(Uniform) ตลอดช่วงความยาว
3. ลักษณะของเหตุการณ์และ โครงสร้างของระบบถูกนำมาใช้สร้างแบบจำลองแบบ 2 บัส และทำการจำลองฟอลต์ด้วยโปรแกรม ATP/EMTP
4. ทำการจำลองที่อัตราการสุ่ม (Sampling rate) 200 kHz เพื่อให้สอดคล้องกับความถี่ที่ทำการวิเคราะห์
5. รูปแบบการวิเคราะห์เหตุการณ์ทำได้โดยการนำสัญญาณฟอลต์มาวิเคราะห์ โดยแสดงถึงการหาตำแหน่งและระบุประเภทของฟอลต์
6. รูปแบบของกรณีศึกษาเหตุการณ์จริงที่นำมาศึกษานี้เป็นเหตุการณ์ฟอลต์ในสายส่งระหว่างโรงไฟฟ้าแม่เมาะกับสถานีไฟฟ้าท่าตะโก

ซึ่งสามารถแสดงรายละเอียดของเหตุการณ์และการวิเคราะห์ได้ดังนี้

7.2 กรณีศึกษา

เป็นเหตุการณ์ของฟอลต์ในสายส่ง 500 kV วงจรที่ 1 ระหว่างโรงไฟฟ้าแม่เมาะ (MM3) ถึง สถานีไฟฟ้าท่าตะโก (TTK) เมื่อวันที่ 6 พ.ค. 2541 เวลา 19.53 น. ซึ่งมีรายละเอียดของเหตุการณ์ตามลำดับต่อไปนี้

7.2.1 ลำดับเหตุการณ์ [40]

เมื่อเวลา 19.53 น. ได้เกิดฟอลต์ที่เฟส A ลงดิน เบรกเกอร์ MM3-90222, 90223 และเบรกเกอร์ TTK-90322, 90323 (สายส่ง 500 kV แม่เมาะ3-ท่าตะโก วงจร 1) Trip ทั้งสองข้างด้วยรีเลย์ เพื่อกำจัดฟอลต์หลังจากเกิดฟอลต์ด้วยเวลา 0.04 วินาที

โรงไฟฟ้าแม่เมาะ (MM3)

Relay Pri show : Distance Relay Zone 1, Phase A

Relay B/U show : Distance Relay Zone 1, Phase A

LFL show : Phase A ที่ 166.2 (ระยะทางเต็ม 325.6 กิโลเมตร เกิดขึ้นจริงที่ 166.5 กิโลเมตร)

สถานีไฟฟ้าท่าตะโก (TTK)

Relay Pri show : Distance Relay Zone 1, Phase A

Relay B/U show : Distance Relay Zone 1, Phase A

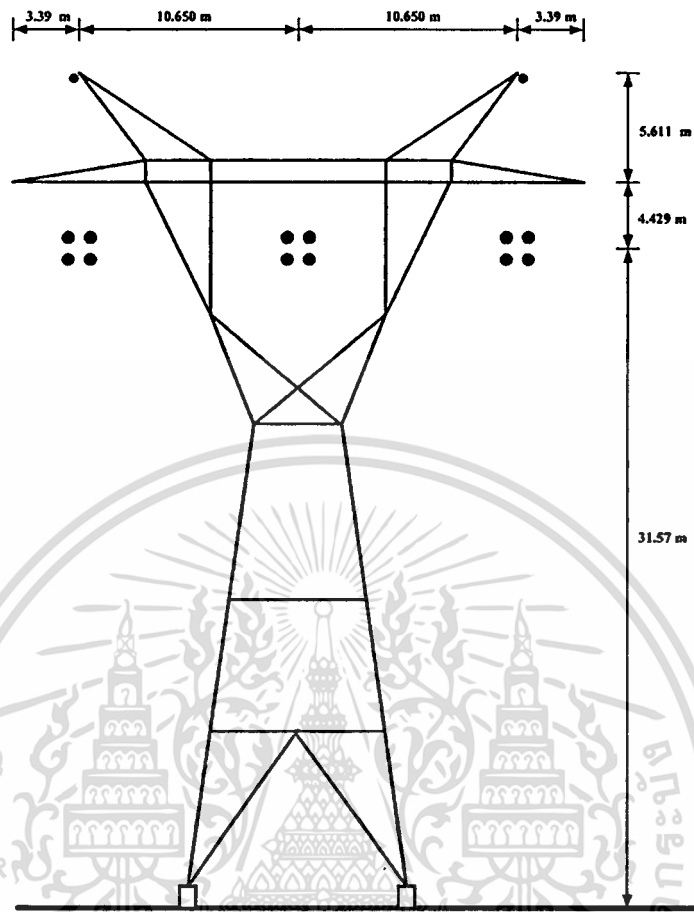
สาเหตุ

จากการตรวจสอบพบว่าที่เสาคันที่ T166/2 เฟส A ณ หมู่บ้านห่อแท้ อำเภอวัดโบสถ์ จังหวัดพิษณุโลก ถูกถ้ำยมีรอย Flash over ที่เฟส A จำนวน 26 ลูก

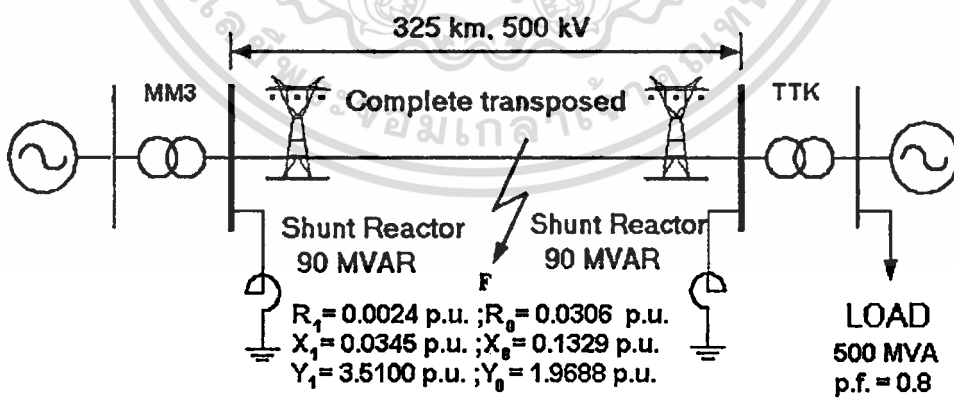
โดยสามารถแสดงรายละเอียดของระบบได้ดังต่อไปนี้

7.2.2 โครงสร้างของระบบในการศึกษา

1. สายส่งวงจรเดี่ยวระบบ 500 kV ระหว่างโรงไฟฟ้าแม่เมาะ (MM3) ถึงสถานีไฟฟ้าท่าตะโก (TTK) ความยาว 325.6 กิโลเมตร
2. คำนวณแบบ 4x795K CMIL, ACSR (AI 42/ St 7)
3. สายล่อฟ้าแบบ 3/8 inch, EHS GALV (St 7)
4. รีแอกเตอร์ขนาน (ที่ MM3 และ TTK) ขนาด 90 MVAR
5. โหลด 500 MVA



รูปที่ 7.1 แสดงเสาแบบ SL ที่ใช้กับสายส่งแรงดัน 500 kV



รูปที่ 7.2 แสดงวันไลน์ของระบบที่ทำการศึกษานในกรณีศึกษา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

7.2.3 การจำลองฟอลต์

เพื่อทำการศึกษาพฤติกรรมของฟอลต์จากระบบที่แสดงในรูปที่ 7.2 จึงทำการจำลองฟอลต์ด้วยโปรแกรม ATP/EMTP โดยอ้างอิงจากเหตุการณ์จริง ซึ่งแบ่งขั้นตอนการจำลองเป็น 2 ส่วนด้วยกันคือ

7.2.3.1 การสร้างแบบจำลองสายส่ง

ซึ่งสามารถสร้างได้โดยใช้โปรแกรม ATP-LCC เนื่องจากระบบจริงมีการไขว้สลับสายจึงใช้รูปแบบของสายส่งแบบมีการไขว้สลับสายแบบสมบูรณ์ (complete transpose) ที่ความยาว 325.6 กิโลเมตร และกำหนดระยะระหว่างเสา (span) ที่เท่ากัน โดยคำนวณพารามิเตอร์สายส่งแบบพารามิเตอร์คงที่ (Constant Parameter) ที่ความถี่ 50 Hz ซึ่งสามารถแสดงผลการคำนวณเปรียบเทียบกับผลการคำนวณของการไฟฟ้าฝ่ายผลิต (EGAT) ได้ดังตารางที่ 7.1

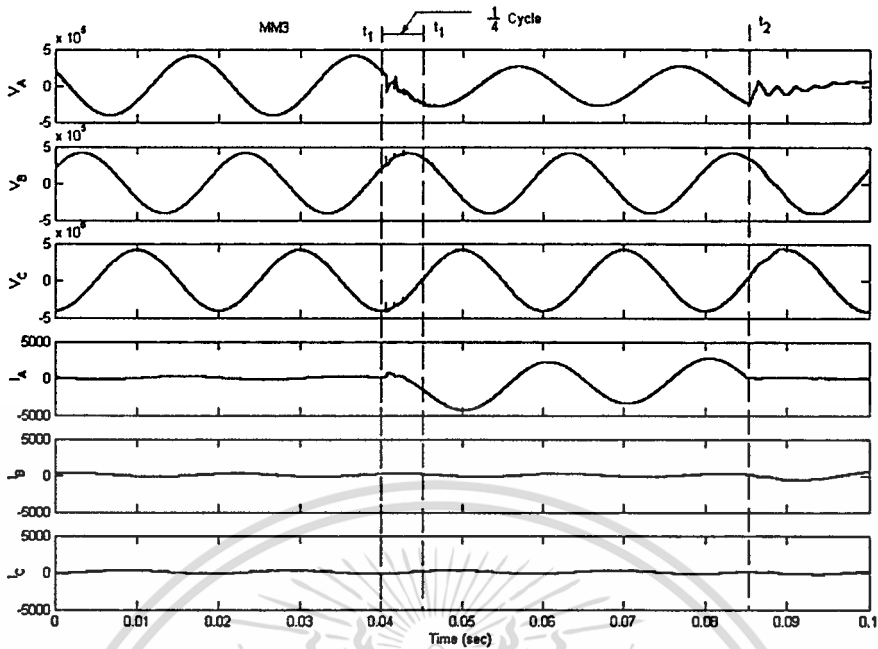
ตารางที่ 7.1 แสดงการเปรียบเทียบผลการคำนวณพารามิเตอร์สายส่งของกรณีศึกษา

MM3-TTK	Positive sequence (p.u.)			Zero sequence (p.u.)		
	R1	X1	Y1	R0	X0	Y0
325.6 km						
EGAT	0.00267	0.03590	3.34380	0.03296	0.13002	2.09302
ATP-LCC	0.00239	0.03449	3.41000	0.03060	0.13297	1.96880

จากตารางที่ 7.1 ใช้ค่าฐาน 500 kV, 500 MVA พบว่าผลที่ได้มีค่าใกล้เคียงกัน แต่ในการจำลองฟอลต์นั้นจะใช้การคำนวณพารามิเตอร์สายส่งแบบ J. marti ซึ่งมีความเหมาะสมมากกว่าในการศึกษาลักษณะของทรานเซียนต์หรือลักษณะของฟอลต์ และเนื่องจากลักษณะของสายส่งเหมือนกับสายส่งที่ใช้ในวงจรทดสอบดังนั้นความเร็วของคลื่นเดินทางในแต่ละช่วงความถี่และเมตริกซ์การแปลงสามารถใช้ค่าเดียวกันกับตารางที่ 5.1

7.2.3.2 การจำลองฟอลต์จากระบบในข้อ 7.2.2

โดยอาศัยเหตุการณ์จริงในการกำหนดลักษณะของฟอลต์ และทำการจำลองด้วยโปรแกรม ATP/EMTP โดยใช้แบบจำลองสายส่งแบบ J. marti ที่ได้จากข้อ 7.2.3.1 ที่อัตราการสุ่ม 200 kHz ผลการจำลองที่ได้แสดงในรูปที่ 7.3 ซึ่งสามารถอธิบายเหตุการณ์ได้ดังนี้คือ ช่วงแรกเกิดฟอลต์ที่เฟส A ที่เวลา $t = t_1$ และทำการปลดเฟส A เพื่อกำจัดฟอลต์ที่เวลา $t = t_2$



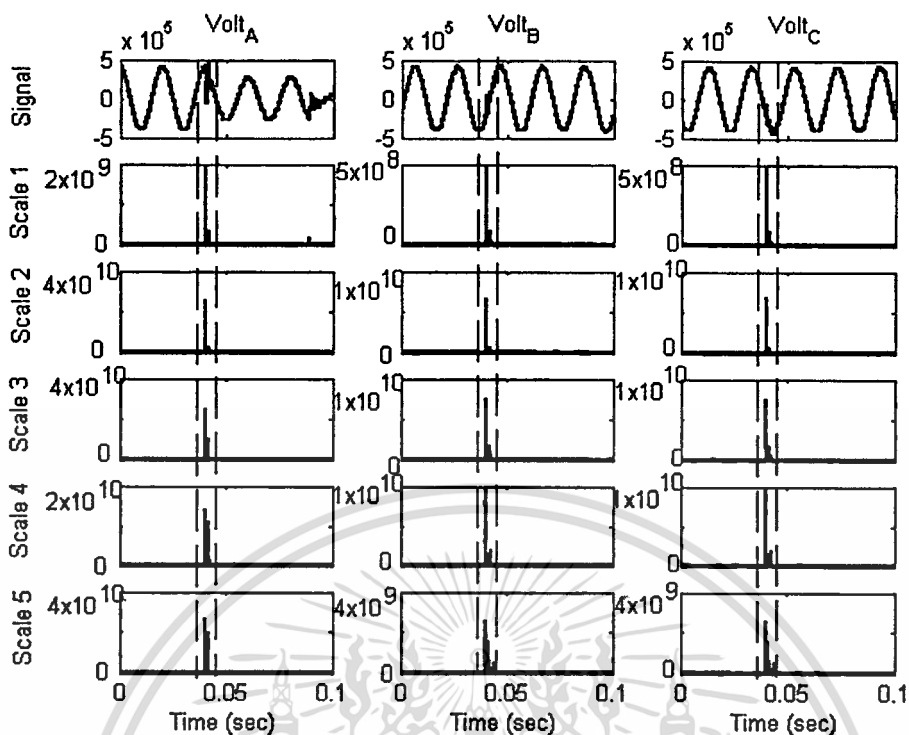
รูปที่ 7.3 แสดงสัญญาณฟอลต์ที่ได้จากการจำลอง เมื่อพิจารณาจากปลายด้านส่ง (MM3)

7.2.4 การวิเคราะห์เหตุการณ์

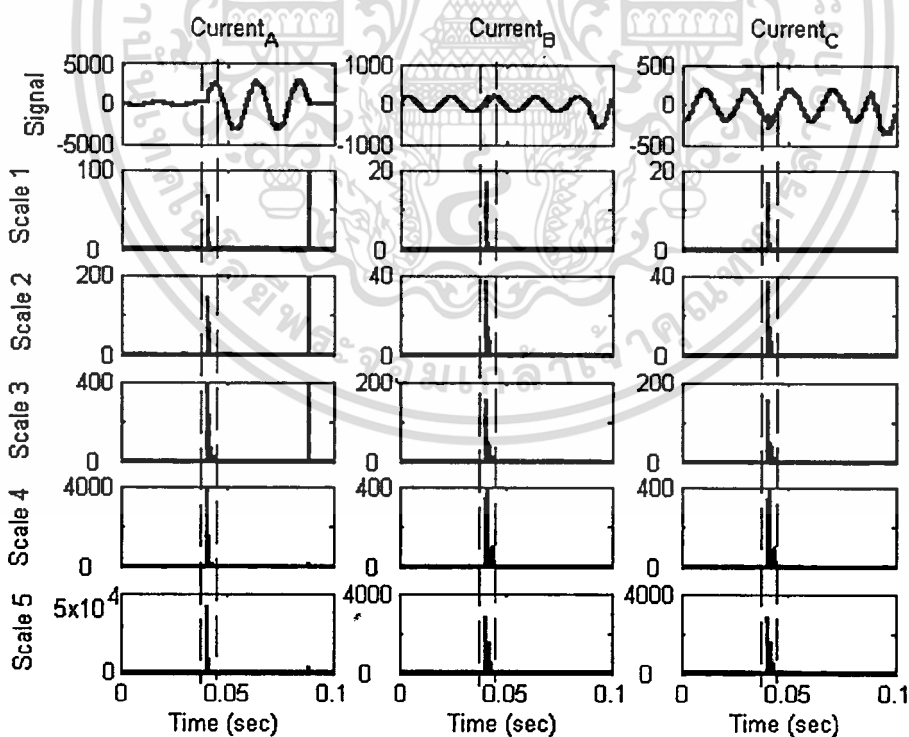
เมื่อพิจารณาจากรูปที่ 7.3 จะเห็นได้ว่า ฟอลต์ที่เกิดขึ้นเป็นลักษณะของฟอลต์ที่เฟส A ซึ่งสามารถแสดงการวิเคราะห์เหตุการณ์ได้ดังต่อไปนี้

7.2.4.1 การตรวจจับฟอลต์

เมื่อพิจารณาจากรูปที่ 7.4 และรูปที่ 7.5 จะพบว่า ค่าสัมประสิทธิ์สูงสุดหลังเกิดฟอลต์ของแรงดันและกระแสในแต่ละเฟสที่ได้จากการแปลงเวฟเล็ทมีการเปลี่ยนแปลงมากกว่า 5 เท่าเมื่อเทียบกับค่าสัมประสิทธิ์สูงสุดก่อนเกิดฟอลต์ ซึ่งเป็นไปตามเกณฑ์ในการตรวจจับฟอลต์ ดังนั้นจึงสามารถสรุปได้ว่ามีฟอลต์เกิดขึ้นในสายส่งวงจรนี้ นอกจากนี้ ในตารางที่ 7.5 จะเห็นได้ว่า สเตจแรกที่สามารถตรวจจับฟอลต์ได้คือ สเตจที่ 1 ด้วยเหตุนี้เอง ค่าสัมประสิทธิ์สูงสุดหลังเกิดฟอลต์ในเฟสต่างๆ จากปลายด้านส่งถูกนำไปเป็นข้อมูลอินพุทให้กับโครงข่ายประสาทเทียมต่อไป



รูปที่ 7.4 แสดงค่าสัมประสิทธิ์กำลังสองในแต่ละเฟสของแรงดันจากปลายด้านตั้ง (MM3)



รูปที่ 7.5 แสดงค่าสัมประสิทธิ์กำลังสองในแต่ละเฟสของกระแสจากปลายด้านตั้ง (MM3)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 7.2 แสดงค่าตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงเมื่อพิจารณาเฟส A

Wavelet	Voltage (phase A)		Current (phase A)		A _{Chk} (post)	A _{Chk} (pre)
	Max (pre)	Max (post)	Max (pre)	Max (post)		
1	1.77E+05	1.92E+09	0.011	66.354	1	0
2	2.10E+05	2.52E+10	0.0022	139	1	0
3	2.72E+05	2.41E+10	0.0258	374	1	0
4	1.26E+05	1.37E+10	0.1653	3749	1	0
5	6.11E+04	2.62E+10	0.8468	4.15e+04	1	0

ตารางที่ 7.3 แสดงค่าตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงเมื่อพิจารณาเฟส B

Wavelet	Voltage (phase B)		Current (phase B)		B _{Chk} (post)	B _{Chk} (pre)
	Max (pre)	Max (post)	Max (pre)	Max (post)		
1	2.18E+05	4.74E+08	0.023	16.602	1	0
2	2.10E+05	6.58E+09	0.005	36.3	1	0
3	2.96E+05	7.28E+09	0.054	155.3	1	0
4	1.62E+06	9.38E+09	0.338	374.7	1	0
5	6.39E+06	2.53E+09	1.648	2784.8	1	0

ตารางที่ 7.4 แสดงค่าตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงเมื่อพิจารณาเฟส C

Wavelet	Voltage (phase C)		Current (phase C)		C _{Chk} (post)	C _{Chk} (pre)
	Max (pre)	Max (post)	Max (pre)	Max (post)		
1	2.18E+05	4.77E+08	0.003	16.619	1	0
2	2.10E+05	6.63E+09	0.001	36.3	1	0
3	2.41E+05	7.30E+09	0.005	155.5	1	0
4	1.13E+06	9.37E+09	0.0307	373.4	1	0
5	5.64E+06	2.52E+09	0.132	2772.4	1	0

ตารางที่ 7.5 แสดงผลสรุปของการตรวจจับฟอลต์

Wavelet Scale (L)	Sum (post)	Sum (pre)	Result
1	3	0	Fault
2	3	0	Fault
3	3	0	Fault
4	3	0	Fault
5	3	0	Fault

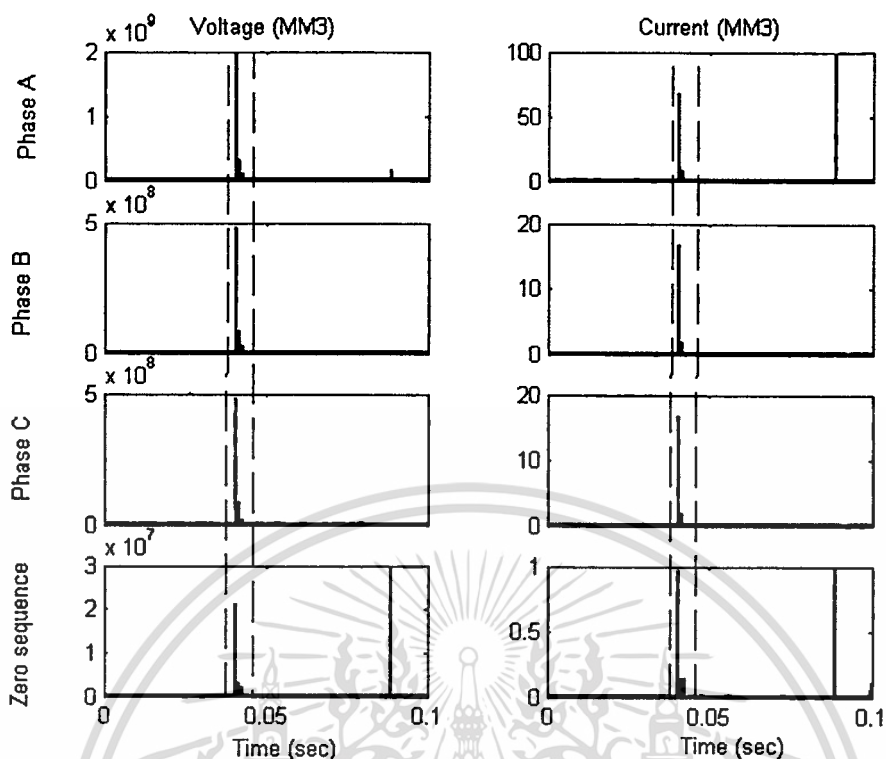
7.2.4.2 การหาตำแหน่งที่เกิดฟอลต์และประเภทของฟอลต์

เนื่องจากพบการเปลี่ยนแปลงของสัมประสิทธิ์มากกว่า 5 เท่าที่ปลายด้านส่งและสามารถตรวจจับฟอลต์ได้ในสเกลที่ 1 ดังนั้นจึงเลือกใช้ข้อมูลในสเกลที่ 1 เป็นข้อมูลอินพุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียมที่นำมาทดสอบสำหรับการหาตำแหน่งฟอลต์และประเภทของฟอลต์ที่เกิดขึ้นได้ดังต่อไปนี้

โครงข่ายประสาทเทียมทั้งสามชนิด (ชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ, ชนิดความน่าจะเป็นและชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี) จะมีจำนวน 8 อินพุต ซึ่งจะประกอบไปด้วย ค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์องค์ประกอบแรงดันและกระแสของเฟส A, B, C และองค์ประกอบลำดับศูนย์ในช่วง $\frac{1}{4}$ ไซเคิลหลังจากเกิดฟอลต์ในสเกลแรกที่ตรวจจับฟอลต์ได้ ดังแสดงในตารางที่ 7.6 และรูปที่ 7.6

ตารางที่ 7.6 แสดงค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์แรงดันและกระแสฟอลต์ในช่วง $\frac{1}{4}$ ไซเคิลหลังเกิดฟอลต์ที่ปลายด้านส่งในสเกลที่ 1

เวฟเล็ต	Phase A	Phase B	Phase C	Zero sequence
สเกลที่ 1	Max (post)	Max (post)	Max (post)	Max (post)
Voltage	1.92E+09	4.74E+08	4.77E+08	2.082E+07
Current	66.354	16.602	16.619	0.949



รูปที่ 7.6 แสดงการแปลงเวฟเล็ดของแรงดันและกระแสฟอลต์ที่วัดได้จากปลายด้านส่ง

จากที่กล่าวมาแล้ว จุดประสงค์ของการฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมคือ ป้อนชุดอินพุตให้ โครงข่ายและพยายามปรับค่าถ่วงน้ำหนักทุกๆ จุดให้สอดคล้องกับอินพุตหลายๆ แบบ เพื่อให้ได้ เอาต์พุตเป้าหมายตามที่ต้องการ ดังนั้น ค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสที่ได้หลังจากการฝึกสอนใน บทที่ 5 ได้ถูกนำมาคำนวณตามสมการที่ 7.1-7.6 เพื่อคำนวณหาตำแหน่งและประเภทของฟอลต์ที่เกิดขึ้นในสายส่ง

โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ

เอาต์พุตของ โครงข่ายประสาทเทียมสามารถหาได้ดังนี้

$$a^1 = \int^2 (LW_{2,1} * \int^1 (IW_{1,1} * p + b^1) + b^2) \quad (7.1)$$

$$o/p_{ANN} = \int^3 (LW_{3,2} * a^1 + b^3) \quad (7.2)$$

โดยที่ $IW_{1,1}$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นข้อมูลอินพุตกับชั้นซ่อนที่ 1

$LW_{2,1}$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นซ่อนที่ 1 กับชั้นซ่อนที่ 2

$LW_{3,2}$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นซ่อนที่ 2 กับชั้นเอาต์พุต

b^1, b^2 คือ ค่าไบแอสในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2

b^3 คือ ค่าไบแอสในชั้นเอาต์พุต

f^1, f^2 , คือ ฟังก์ชันกระตุ้นชนิดแทนเจนต์ซิกมอยด์ (tan-sigmoid)

f^3 คือ ฟังก์ชันกระตุ้นชนิดเชิงเส้น (linear)

$P = [P_1, P_2, \dots, P_8]$ คือ เวกเตอร์อินพุตของโครงข่าย (ข้อมูลทั้ง 8 ค่าตามตารางที่ 7.3)

โครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น

เอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถหาได้ดังนี้

$$\varphi(P) = \exp\left(-\frac{\|P - w_j\|^2}{\sigma_j^2}\right) \quad (7.3)$$

$$O / P_{ANN} = f^4(LW_{2,1}, \varphi(P)) \quad (7.4)$$

โดยที่ $\varphi(P)$ เป็นเอาต์พุตของนิวรอนที่ j ในชั้นซ่อน

w_j คือ เวกเตอร์ค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นซ่อน

σ_j คือ ค่ากระจายค่าคงที่ (ซึ่งจะสัมพันธ์กับค่าไบแอส $b = \frac{0.8326}{Spread}$) ในชั้นซ่อน

f^4 คือ ฟังก์ชันกระตุ้นชนิดคอมแพทิทีฟ (competitive)

$LW_{2,1}$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นซ่อนกับชั้นเอาต์พุต

โครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี

เอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถหาได้ดังนี้

$$\varphi(P) = \exp\left(-\frac{\|P - w_j\|^2}{\sigma_j^2}\right) \quad (7.5)$$

$$O / P_{ANN} = f^3(LW_{2,1}, \varphi(P) + b^3) \quad (7.6)$$

ข้อมูลอินพุตทั้ง 8 ค่าจากตารางที่ 7.6 สามารถนำไปคำนวณตามสมการที่ 7.1-7.6 เพื่อหาดำแหน่งและประเภทของพอลต์ ซึ่งจะสรุปในรูปของตารางได้ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 7.7 แสดงผลสรุปของการหาตำแหน่งฟอลต์และประเภทฟอลต์

ชนิดโครงข่าย ประสาทเทียม	ระบุประเภท					ตำแหน่งที่เกิดฟอลต์ (km)	
	A	B	C	G	ผลสรุป	จำนวน	คลาดเคลื่อน
BP	0.9908	-0.0027	0.0071	0.9916	AG	165.214	-1.286
RBF	0.9971	0.0035	0.0046	0.9974	AG	-	-
PNN	-	-	-	-	-	162.500	-4.000

สรุปผลการวิเคราะห์เหตุการณ์

1. สามารถตรวจจับฟอลต์ได้ในทุกสเกล
2. จำนวนตำแหน่งฟอลต์จากใช้โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับได้ระยะทาง 165.214 กิโลเมตร เมื่อวัดจากปลายด้านส่ง (MM3) ซึ่งคลาดเคลื่อนจากตำแหน่งจริง 1.286 กิโลเมตร
3. จำนวนตำแหน่งฟอลต์จากใช้โครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นได้ระยะทาง 162.5 กิโลเมตร เมื่อวัดจากปลายด้านส่ง (MM3) ซึ่งคลาดเคลื่อนจากตำแหน่งจริง 4 กิโลเมตร
4. ประเภทของฟอลต์ที่ถูกระบุโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับและฟังก์ชันฐานรศมี คือ AG

จากผลการศึกษาที่ได้จากกรณีศึกษา ช่วงเหตุการณ์นั้นได้แสดงความเป็นไปได้ในการนำวิธีการที่นำเสนอมาประยุกต์ใช้ในทางปฏิบัติได้มากยิ่งขึ้น ถึงแม้ว่าฟอลต์ที่เกิดขึ้นจะมีรูปแบบที่แตกต่างและความซับซ้อนมากขึ้นก็ตาม

จากผลการศึกษาที่ได้จากกรณีศึกษา ซึ่งแสดงให้เห็นแล้วว่า มีความเป็นไปได้ในการนำวิธีการที่นำเสนอมาประยุกต์ใช้ในทางปฏิบัติได้มากยิ่งขึ้น ถึงแม้ว่าการวิเคราะห์เพื่อหาตำแหน่งที่เกิดฟอลต์โดยใช้การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นมีความคลาดเคลื่อนสูงถึง 4 กิโลเมตรก็ตาม ทั้งนี้เป็นเพราะว่า ค่าตอบหรือเอาต์พุทของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้แสดงในรูปของเลขจำนวนเต็มดังได้แสดงในตารางที่ 5.8 ดังนั้นเอาต์พุทของโครงข่ายประสาทเทียมจึงบอกได้แค่่า เกิดฟอลต์ในช่วงใดของสายส่ง ไม่สามารถระบุหรือเจาะจงตำแหน่งที่ชัดเจนได้ ด้วยเหตุผลนี้เอง เอาต์พุทที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้จึงมีความคลาดเคลื่อนหรือความผิดพลาดเกิดขึ้นค่อนข้างสูง จากความผิดพลาดที่เกิดขึ้นนี้เป็นสิ่งที่ควรได้รับการแก้ไขและปรับปรุงต่อไป

บทที่ 8

บทสรุปและข้อเสนอแนะ

จากรูปแบบการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ด้วยการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม และนำผลที่ได้มาประมวลผลตามขั้นตอนที่ได้นำเสนอมาแล้วนั้นสามารถสรุปได้ดังต่อไปนี้

1. รูปแบบการวิเคราะห์อาศัยการพิจารณาการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่สูงที่อยู่ในสัญญาณฟอลต์ โดยสัญญาณฟอลต์ที่ใช้ในการศึกษาในวิทยานิพนธ์นี้ได้มาจากการจำลองด้วยโปรแกรม ATP/EMTP ซึ่งอาศัยแบบจำลองสายส่งวงจรเคียวระหว่างโรงไฟฟ้าแม่เมาะ (MM-3) ถึงสถานีไฟฟ้าท่าตะโก (TTK) เป็นแบบสายส่งที่ใช้ในการศึกษา โดยทำการจำลองด้วยการปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์ต่างๆ เพื่อศึกษาลักษณะของฟอลต์ในหลายรูปแบบที่อัตราการสุ่ม 200 kHz

2. การแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยโดยใช้เวฟเล็ตแม่ซินิก Daubechies 4 (db4) ถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ โดยทำวิเคราะห์และพิจารณาการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่สูงที่อยู่ในสัญญาณฟอลต์ จากนั้นทำการแยกองค์ประกอบความถี่สูงออกมาในสเกลที่ 1-5 หรือช่วงความถี่ต่อไปนี้

สเกลที่ 1 แสดงสัญญาณที่มีความถี่ในช่วง 50-100 kHz

สเกลที่ 2 แสดงสัญญาณที่มีความถี่ในช่วง 25-50 kHz

สเกลที่ 3 แสดงสัญญาณที่มีความถี่ในช่วง 12.5-25 kHz

สเกลที่ 4 แสดงสัญญาณที่มีความถี่ในช่วง 6.25-12.5 kHz

สเกลที่ 5 แสดงสัญญาณที่มีความถี่ในช่วง 3.125-6.25 kHz

และผลการวิเคราะห์ที่ได้ก็นำมาประมวลผลเพื่อใช้ในการตรวจจับฟอลต์ที่เกิดขึ้นบนสายส่ง

3. รูปแบบการวิเคราะห์เพื่อตัดสินใจในการตรวจจับฟอลต์ที่เกิดขึ้นบนสายส่งนั้นทำได้โดยเปรียบเทียบการเปลี่ยนแปลงของสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยทั้งแรงดันและกระแสในแต่ละเฟสของปลายด้านส่งระหว่างก่อนและหลังเกิดฟอลต์ (ในช่วง $\frac{1}{4}$ ไซเคิลหลังจากเกิดฟอลต์) โดยเป็นการเปรียบเทียบในสเกลที่ 1-5 และนำข้อมูลขององค์ประกอบความถี่สูงในสเกลแรกที่สามารถตรวจจับฟอลต์ได้ นำไปเป็นข้อมูลอินพุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียมต่อไป เพื่อนำไปวิเคราะห์ในการหาตำแหน่งและระบุประเภทฟอลต์ต่อไป

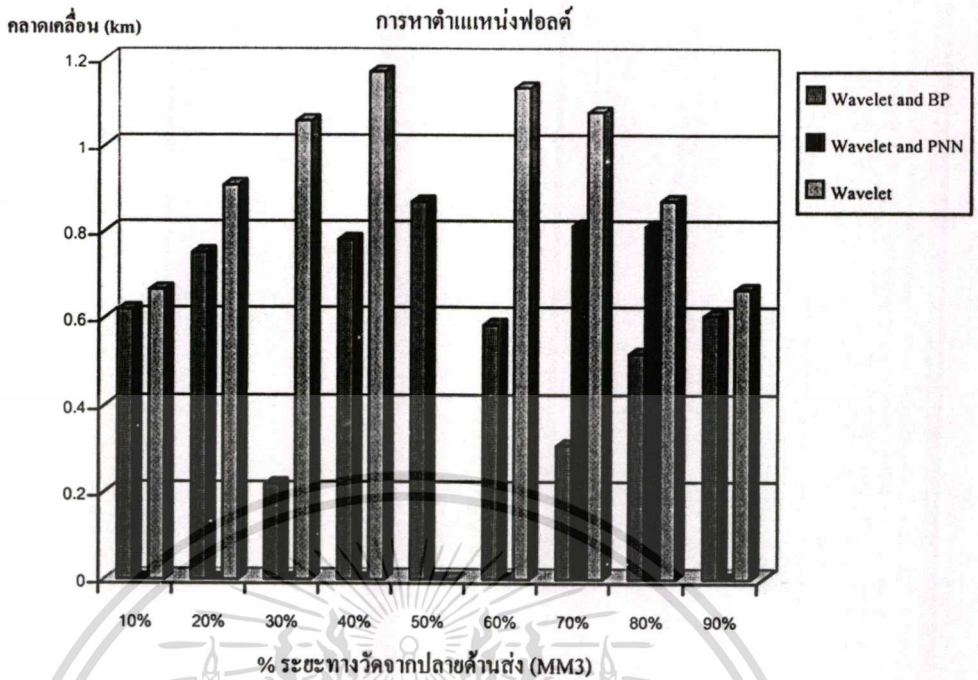
4. รูปแบบการวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมอาศัยค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์จากการแปลงเวฟเลตในสเกลแรกที่ตรวจจับฟอลต์ได้ของแรงดันและกระแสในเฟส A, B, C และองค์ประกอบลำดับศูนย์ในช่วง $\frac{1}{4}$ ไซเคิลหลังเกิดฟอลต์ ตามลำดับ ที่อยู่ในสัญญาณฟอลต์ของปลายด้านส่ง ซึ่งจะถูกนำมาเป็นข้อมูลอินพุตสำหรับฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม ในขณะที่ตัวแปรเอาต์พุตจะมีค่าสัมพันธ์กับตำแหน่งฟอลต์และสัมพันธ์กับเฟส (A, B, C) และกราวด์ (G) หรือชนิดฟอลต์ที่เกิดขึ้น เพื่อใช้สำหรับตัดสินใจในการหาตำแหน่งและระบุตำแหน่งฟอลต์ที่เกิดขึ้นบนสายส่ง ตามลำดับ

5. การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม จะเป็นการป้อนชุดอินพุตให้โครงข่ายและพยายามปรับค่าถ่วงน้ำหนักทุกๆ จุดให้สอดคล้องกับอินพุตหลายๆ แบบ เพื่อให้ได้เอาต์พุตเป้าหมายตามที่ต้องการ ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม โดยแบ่งออกเป็น 2 ส่วนคือการฝึกสอนเพื่อหาตำแหน่งของฟอลต์และฝึกสอนเพื่อระบุประเภทของฟอลต์บนสายส่ง โดยในแต่ละการฝึกสอนยังนำโครงข่ายประสาทเทียมสองชนิดด้วยกันได้นำมาใช้ในการฝึกสอน หลังจากฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม จะนำค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสที่ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพสูงที่สุดมาทดสอบ โดยให้เพียงเฉพาะค่าอินพุต, ไม่มีค่าเอาต์พุตที่ต้องการ ในขณะเดียวกันได้ การวิเคราะห์ด้วยการแปลงเวฟเลตเพียงอย่างเดียวถูกนำมาเปรียบเทียบกับขั้นตอนที่ได้นำเสนอ (การแปลงเวฟเลตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม) เพื่อให้เห็นว่า ขั้นตอนที่ได้นำเสนอมีประสิทธิภาพที่ดีกว่าการแปลงเวฟเลตเพียงอย่างเดียว

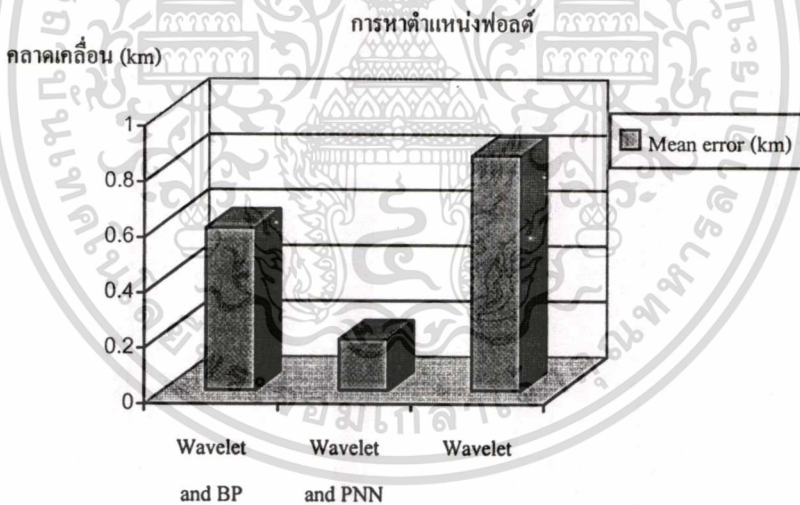
6. การทดสอบวิธีการที่นำเสนอในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ทำการทดลองด้วยการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ที่ได้จากระบบจำลองมีความยาว 325 กิโลเมตร ซึ่งสายส่งมีการไขว้สลับสายแบบสมบูรณ์ นอกจากนี้ ยังทำการทดลองเพื่อศึกษาการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ที่ได้จากการจำลอง โดยอ้างอิงจากเหตุการณ์ฟอลต์ที่เกิดขึ้นจริงมาเป็นกรณีศึกษา ซึ่งสามารถสรุปผลการทดลองได้ดังต่อไปนี้

6.1 การหาตำแหน่งฟอลต์

ผลการหาตำแหน่งฟอลต์ด้วยวิธีการที่นำเสนอมีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนอยู่ในช่วง 0-0.9 กิโลเมตรซึ่งในทางปฏิบัตินั้นเป็นค่าที่สามารถยอมรับได้ โดยที่การแปลงเวฟเลตจะมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยมากกว่าการแปลงเวฟเลตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมทั้งสองชนิด ยกเว้นเมื่อเกิดฟอลต์ที่กึ่งกลางสายส่งซึ่งเป็นจุดที่สามารถคำนวณหาตำแหน่งของฟอลต์ได้แม่นยำมากที่สุด ดังแสดงในรูปที่ 8.1 และเมื่อเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยในการหาตำแหน่งฟอลต์ตามรูปที่ 8.2 พบว่า การแปลงเวฟเลตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมให้ผลการวิเคราะห์ที่ดีกว่า



รูปที่ 8.1 แสดงค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนของการหาตำแหน่งฟlood ในแต่ละระยะทาง

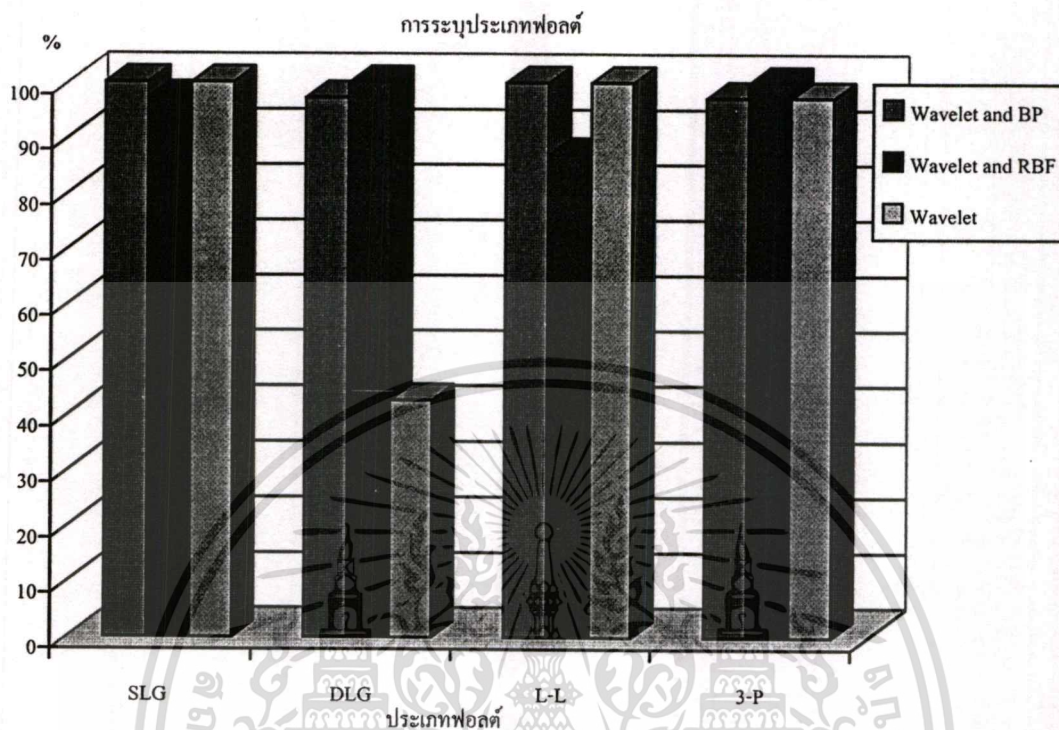


รูปที่ 8.2 แสดงค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนของการหาตำแหน่งฟlood

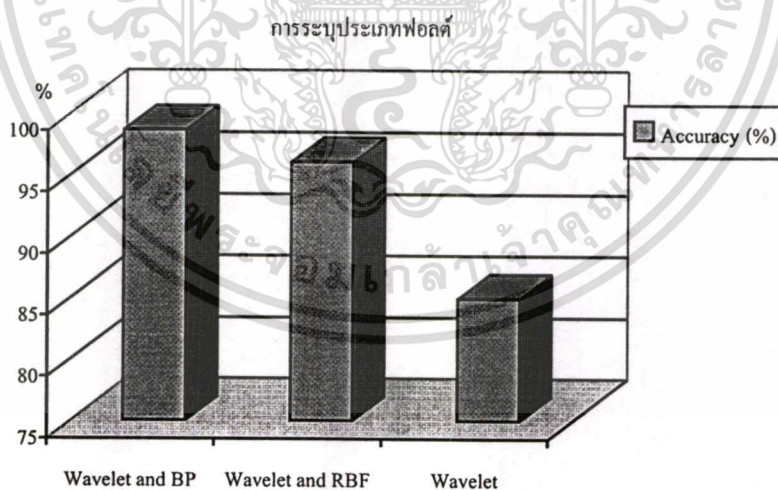
6.2 การระบุประเภทของฟlood

จากรูปที่ 8.3 และ 8.4 เมื่อพิจารณาผลการระบุประเภทของฟlood ของทั้งสามแนวคิด พบว่าการแปลงเวฟเลตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมทั้งสองชนิดให้ความถูกต้องมากกว่า 95% และในขณะเดียวกันยังมีความถูกต้องมากกว่าการแปลงเวฟเลต จากรูปที่ 8.3 จะเห็นได้ว่าการแปลงเวฟเลตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับสามารถระบุประเภทของฟlood มากกว่า 90% ทุกประเภทของฟlood, การแปลงเวฟเลตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันเอกสารนี้เป็นเอกสารที่ส่งวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นาไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ฐานรัศมี สามารถระบุประเภทของพอลต์มากกว่า 90% ยกเว้นพอลต์ชนิดระหว่างเฟส ค่าเฉลี่ยความถูกต้องจะมีมากกว่า 80%



รูปที่ 8.3 แสดงค่าเฉลี่ยการระบุประเภทพอลต์แต่ละประเภทของระบบจำลอง



รูปที่ 8.4 แสดงค่าเฉลี่ยการระบุประเภทพอลต์ของระบบจำลอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สำหรับผลการทดลองที่ได้จากกรณีศึกษา พบว่า ในกรณีศึกษาซึ่งเป็นเหตุการณ์ฟลัดในสายส่งระบบ 500 kV ระหว่างโรงจักรไฟฟ้าแม่เมาะ (MM3) กับสถานีไฟฟ้าท่าตะโก (TTK) โดยเป็นฟลัดที่เกิดบนสายส่งวงจรเดียว ผลการวิเคราะห์สัญญาณฟลัดของเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นสามารถหาตำแหน่ง และระบุประเภทของฟลัดได้อย่างถูกต้อง ถึงแม้ว่าจะมีค่าความคลาดเคลื่อนในการหาตำแหน่งฟลัด จากความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นนี้เป็นสิ่งที่ควรได้รับการแก้ไข ด้วยเหตุนี้ ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงได้ทำการพิจารณาเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นและความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นจะพบว่า ค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นเนื่องมาจาก ช่วงของเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมในการหาตำแหน่งที่เกิดฟลัดนั้น มีระยะห่างสูงถึง 32.5 กิโลเมตรหรือประมาณ 10% ของความยาวสายส่ง ทั้งนี้เป็นเพราะว่า ได้กำหนดให้เอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมแสดงเพียง 9 เอาต์พุตเท่านั้น

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงได้เสนอแนวทางแก้ไขเบื้องต้น กล่าวคือ ถ้ากำหนดเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นเพิ่มจาก 9 เอาต์พุต (เอาต์พุตละ 10% ของความยาวสายส่ง) เป็น 99 เอาต์พุต (เอาต์พุตละ 1% ของความยาวสายส่ง) ในขณะเดียวกัน ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนและเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนก็จะเพิ่มขึ้นตามไปด้วย แต่อย่างไรก็ตาม ถึงเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนจะเพิ่มขึ้น เมื่อพิจารณาจากคุณสมบัติของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้ จะเห็นได้ว่า เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนจะค่อนข้างต่ำมาก จึงทำให้แนวทางแก้ไขเบื้องต้นสามารถทำได้ในทางปฏิบัติ ดังนั้น ถ้าได้ทำการปรับปรุงแก้ไขตามแนวทางแก้ไขที่ได้นำเสนอไปนั้น วิธีการที่นำเสนอจึงสามารถนำไปใช้ได้จริงในทางปฏิบัติ

เมื่อพิจารณาจากภาพรวมของการประยุกต์ใช้การแปลงเวฟเล็ดแบบเต็มหน่วย (DWT) ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อวิเคราะห์เปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่สูงที่เกิดขึ้นในสัญญาณฟลัด โดยใช้ช่วงของข้อมูลในช่วง $\frac{1}{4}$ ไซเคิล ผลการศึกษาที่ได้แสดงให้เห็นว่า องค์ประกอบความถี่สูงนั้นสามารถให้ข้อมูลที่สำคัญเกี่ยวกับสัญญาณฟลัดได้อย่างถูกต้องและลดจำนวนข้อมูลที่ใช้สำหรับวิเคราะห์ นอกจากนี้ยังลดเวลาในการประมวลผลลงมาเปรียบเทียบกับ การประมวลผลโดยใช้เวฟเล็ดเพียงอย่างเดียว ดังนั้น วิธีการที่นำเสนอนี้สามารถนำไปประยุกต์ใช้สำหรับการพัฒนารูปแบบการวิเคราะห์สัญญาณที่ใช้กับระบบป้องกันสายส่งเช่น อุปกรณ์รีเลย์, เครื่องบันทึกฟลัดแบบดิจิทัล (DFR) ซึ่งรูปแบบของวิธีการที่นำเสนอนี้ยังสอดคล้องกับแนวโน้มของเทคโนโลยีที่กำลังดำเนินอยู่ในปัจจุบันได้ นอกจากนี้ยังสามารถนำการแปลงเวฟเล็ดไปประยุกต์ใช้ในทางวิศวกรรมไฟฟ้ากำลังได้อีกหลายอย่างด้วยกัน เช่น การวิเคราะห์สัญญาณฟลัดในสายส่งวงจรคู่ และวิเคราะห์สัญญาณฟลัดในหม้อแปลงเมื่อเกิดการลัดวงจรภายใน เป็นต้น ซึ่งเป็นการขยายขอบเขตของงานวิจัยและพัฒนาเทคโนโลยีทางด้านไฟฟ้ากำลังให้ดียิ่งขึ้น

7. สิ่งที่ต้องได้รับการพัฒนาต่อไป

7.1 พัฒนารูปแบบการตรวจจับฟอลต์โดยพิจารณาลักษณะของทิศทางของฟอลต์เข้ามาประกอบเพื่อให้สามารถตรวจจับให้มีประสิทธิภาพสูงมากยิ่งขึ้น

7.2 พัฒนาการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์โดยพิจารณาผลกระทบจากสัญญาณรบกวนที่มีลักษณะคล้ายคลึงกับสัญญาณฟอลต์ เช่น สัญญาณการสวิตซ์ซึ่งแบบต่างๆ, สัญญาณลลอกที่เกิดจากฟ้าผ่า และผลกระทบจากสภาวะการแกว่งของพลังงานที่เกิดขึ้นในระบบ (Power oscillation) เป็นต้น

7.3 ปรับปรุงโครงข่ายประสาทเทียมทั้งสองชนิดให้สามารถระบุตำแหน่งฟอลต์ในสายส่งวงจรเดี่ยว โดยให้มีความแม่นยำมากขึ้น

7.4 พิจารณาผลกระทบของการชดเชย (Compensation) ในรูปแบบต่างๆ ซึ่งอาจจะส่งผลต่อการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์

7.5 พัฒนาขั้นตอนการฝึกสอนให้มีความรวดเร็วขึ้น เนื่องจากเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนเป็นข้อดีของโครงข่ายประสาทเทียม ถึงแม้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนแล้วจะใช้เวลาในการคำนวณหาคำตอบน้อยมากก็ตาม

7.6 พัฒนาตัวแปรอินพุทและจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนให้มีจำนวนน้อยลง แต่ความถูกต้องไม่ลดลง เนื่องจากเมื่อพิจารณานำไปประยุกต์ใช้งานจะพบว่า การเชื่อมโยงสายส่งจะมีลักษณะการเชื่อมโยงแบบโครงข่าย (network) ทำให้ระบบสายส่งมีความซับซ้อนมากขึ้น รวมถึงสัญญาณฟอลต์ที่เกิดจากสายส่งเส้นอื่น จึงต้องใช้ตัวแปรอินพุทที่พิจารณาและข้อมูลฝึกสอนเป็นจำนวนมาก ทำให้ต้องใช้เวลาในการฝึกสอนมากตามไปด้วย

เอกสารอ้างอิง

- [1] "Microprocessor Relays and Protection Systems." IEEE Tutorial Course, 88EH0269-1-PWR
- [2] E. H. Shehab-Eldin, P. G. McLaren. "Travelling Wave Distance Protection-problem Areas and Solutions." IEEE Transactions on Power Delivery., vol. 3, No. 3, July 1998. pp. 894-902.
- [3] Bo Z. Q., Jiang F., Chen Z., Dong X.Z., Weller G., Redfern M.A., "Transient based protection for power transmission systems." IEEE Power Engineering Society Winter Meeting. vol. 3, 2000. pp. 1832 –1837.
- [4] P. F. Ribeiro. "Wavelet Transform: An Advanced Tool for Analyzing Non-Stationary Harmonic Distortions in Power Systems." IEEE ICHPS VI. Bologna, Italy, September 1994. pp. 365-369.
- [5] S. Santoso, E.J. Powers, W.M. Grady and P. Hofmann. "Power Quality Assessment Via Wavelet Transform Analysis." IEEE Trans. PWRD. vol. 11, no. 2, April 1996. pp. 924-930.
- [6] H. Fernando, Magnago and Ali Abur. "Fault Location Using Wavelets." IEEE Transactions on Power Delivery, PE-303-PWRD-0-12-1997.
- [7] สมชาติ โชติศึกษากุล. "Line Fault Locator." แผนกหาข้อขัดข้องในสายส่ง, กองอุปกรณ์ปลายทาง, ฝ่ายระบบสื่อสาร, การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย
- [8] William. D. Stevenson Jr. **Elements of Power System Analysis**. Fourth Edition. Singapore :McGraw - Hill, Inc. 1982.
- [9] B. Ravindranath and M. Chander. **Power System Protection and Switthgear**. Fourth reprint. Wiley Eastern Limit. February 1982
- [10] Driesen, J., Van Craenenbroeck T., Reekmans R. and Van Dommelen D. "Analysing time-varying power system harmonics using wavelet transform." Proc. IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, Quality Measurements : The Indispensable Bridge between Theory and Reality., vol. 1, June 1966. pp. 474 -479.
- [11] Lazzaroni N., Ragaini E. " Gabor-like transforms for transient analysis in electrical systems." Proc. IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, Quality Measurements: The Indispensable Bridge between Theory and Reality., vol. 2,

- June 1996. pp. 885–890.
- [12] Robertson D.C., Camps O.I., Mayer J.S. and Gish W.B. “Wavelets and electromagnetic power system transients.” IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 11, Issue: 2, April 1996. pp. 1050–1058.
- [13] Albert Cohen and Jellena Kovacevic. “Wavelet: The Mathematical Background.” Proc. IEEE. vol. 84, no. 4, April 1996. pp. 514-522.
- [14] พงษ์ศักดิ์ มากมิ่ง. “การวิเคราะห์ฟอลต์ในสายส่งด้วยการแปลงเวฟเล็ต.” วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง. 2545.
- [15] Pham V.L. and Wong K.P. “Wavelet-transform-based algorithm for harmonic analysis of power system waveforms.” Proc. IEE Generation Transmission and Distribution. vol. 146, Issue : 3, May 1999, pp. 249–254.
- [16] Michel Misiti, Yves Misiti, Georges Oppenheim and Jean-Michel Poggi. Wavelet Toolbox User’s Guide Version 2.1. First Printing, MathWorks, Inc. March 1996.
- [17] วรรัตน์ ภัทรอมรกุล, รศ. ดร. มนัส สังวรศิลป์. คู่มือการใช้ MATLAB ฉบับสมบูรณ์. พิมพ์ครั้งที่ 1. สำนักพิมพ์ Info press, เมษายน 2543.
- [18] Chul Hwan Kim and Raj aggarwal, “Wavelet transforms in power systems: Part. 1 General introduction to the wavelet transform.” Proc. IEEE Power Engineering Journal. 2000. pp. 81-87.
- [19] Santoso S., Powers E.J. and Grady W.M. “Power quality disturbance data compression using wavelet transform methods.” IEEE Trans. on Power Delivery. vol. 12, Issue: 3, July 1997. pp. 1250-1257.
- [20] C. Sidney Burrus, Ramesh A. Gopinath and Haitao Guo. Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms. New Jersey : Prentice-Hall, Inc. 1998.
- [21] Brito, N.S.D., Souza, B.A. and Pires F.A.C. “Daubechies wavelets in quality of electrical power.” Proc. IEEE /PES 8th International Conference on Harmonics and Quality of Power. vol. 1, 1998. pp. 511-515.
- [22] L. L. Lai, E. Vaseekar, H. Subasinghe, N. Rajkumar. “Wavelet Transform and Neural Networks for Fault Location of a Teed-network.” IEEE Power System Technology. 2000. pp. 807– 811.
- [23] Fausett Laurene. Fundamentals of Neural Networks. Englewood Cliffs, New Jersey : Prentice Hall International, Inc. 1994.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- [24] Dr. J. Sodha. [Online]. Available :
<http://scitec.uwichill.edu.bb/cmp/online/p21h/help/splash/index.html>. 1997.
- [25] H. Demuth and M. Beale. **Neural Network Toolbox User's Guide**. The Math Works, Inc. March 2001.
- [26] Prof. Leslie Smith. [Online]. Available : <ftp://ftp.sas.com/pub/neural/FAQ.html>. 1996.
- [27] C. M. Bishop. **Neural Networks for Pattern Recognition**. Oxford : Oxford University Press. 1995.
- [28] B. D. Ripley. **Pattern Recognition and Neural Networks**. Cambridge : Cambridge University Press. 1996.
- [29] S. Chen, C. F. N. Cowan and P. M. Grant. "Orthogonal Least Squares Learning Algorithm for Radial Basis Function Networks." *IEEE Trans. Neural Network*, 1991. pp. 302-309.
- [30] P. D. Wasserman. **Advanced Methods in Neural Computing**. New York : Van Nostrand Reinhold. 1993.
- [31] Laszlo Prikler and Hans Kr. Holdalen. **ATPdraw for Windows 3.1/95/NT version 1.0 User's Manual**. Release 1.0.1. Nov 1998.
- [32] D. Van. **Alternative Transient Program Rule Book**. U. Leuven EMTP Center. Belgium. 1991.
- [33] Hermann W. Dommel. **Electromagnetic Transients Program (EMTP) Theory Book**. University of British Columbia, Vancouver Canada. August 1986.
- [34] C. Dufour and H. Le-Huy. "Highly Accurate Modeling of Frequency-Dependent Balanced Transmission Lines." *IEEE Trans. on Power Delivery*. vol. 15, no. 2. April 2000. pp. 610-615.
- [35] ข้อมูลอิมพีแดนซ์ระบบสายส่ง 500 kV. ฝ่ายวิศวกรรมระบบส่ง, การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย. 2000.
- [36] IEEE Std 1159-1995. "Recommended practice for monitoring electric power quality." November 1995.
- [37] J. Arrillaga, N.R. Watson and S. Chen. **Power System Quality Assessment**. Singapore : John Wiley & Sons, Inc. 2000. pp. 120-130.

- [38] Tavares M.C., Pissolato J. and Portela C.M. "Mode domain multiphase transmission line model-use in transient studies." IEEE Trans on Power Delivery. vol. 14, Issue : 4. Oct. 1999. pp. 1533–1544.
- [39] A. Blum. Neural Networks in C++. NY : Wiley. 1992.
- [40] รายงานเหตุการณ์ในระบบประจำวันที่ 6 พฤษภาคม 2541. กองวางแผนปฏิบัติการระบบส่ง, ศูนย์ควบคุมระบบกำลังไฟฟ้า, การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย.



ภาคผนวก ก.

The Fast Daubechies Wavelet Transform

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้้นำการแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วย โดยมีเวฟเลตแม่ชนิด daubechies 4 (db4) มาใช้สำหรับการวิเคราะห์สัญญาณพอลต์ที่เกิดขึ้นบนสายส่ง ภาคผนวกนี้แสดงขั้นตอนวิเคราะห์การแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วยเพื่อให้มีความเข้าใจมากยิ่งขึ้น

จากกฎข้อที่ 5 ของการวิเคราะห์สัญญาณที่ระดับความละเอียดต่างๆ สเตลลิงฟังก์ชันที่ระดับความละเอียด $j+1$ จะมีความถี่เป็นสองเท่าของสเตลลิงฟังก์ชันที่ระดับความละเอียด j ดังนั้นจะสามารถนิยามสเตลลิงฟังก์ชัน $\varphi(t)$ ที่อยู่ใน V^0 ในรูปแบบของ linear combination ของ $\varphi(2t)$ ที่ถูกเลื่อนใน V^1 ได้ดังนี้

$$\varphi(t) = \sum_n h_0(n) \sqrt{2} \varphi(2t - n) \quad (ก1)$$

โดยที่ $h_0(n)$ เป็นสัมประสิทธิ์ตัวกรองความถี่บางครั้งจะเรียกว่า scaling filter และ $\sqrt{2}$ เป็นตัว normalize เพื่อให้สเตลลิงฟังก์ชันที่ถูกสเกลด้วย 2 ยังคงเป็น norm function สมการนี้เรียกว่า dilation equation เนื่องจาก $\{\varphi_{jk}(t)\}$

จากความสัมพันธ์ระหว่างสัมประสิทธิ์การกระจายเวฟเลตที่ระดับสเกลต่ำในทอมของระดับการสเกลสูง ถ้าสเกลและเลื่อนตัวแปรเวลา (t) ด้วย k จะได้

$$\begin{aligned} \varphi(2^j t - k) &= \sum_n h_0(n) \sqrt{2} \varphi(2^j t - k - n) \\ &= \sum_n h_0(n) \sqrt{2} \varphi(2^{j+1} t - 2k - n) \end{aligned} \quad (ก2)$$

เมื่อเปลี่ยนตัวแปร โดยให้ $m = 2k + n$ จะได้

$$\varphi(2^j t - k) = \sum_m h_0(m - 2k) \sqrt{2} \varphi(2^{j+1} t - m) \quad (ก3)$$

ดังนั้นปริภูมิ V^j จะกลายเป็น

$$V_j = \overline{\text{Span}_k \left\{ 2^{j/2} \varphi(2^j t - k) \right\}} \quad (ก4)$$

แล้วสัญญาณ $f(t) \in V^{j+1}$

$$f(t) = \sum_k c_{j+1}(k) 2^{(j+1)/2} \varphi(2^{j+1}t - k) \quad (ก5)$$

ที่ระดับความละเอียดต่ำกว่า 1 ระดับ และใช้เวฟเลตฟังก์ชันแทนรายละเอียดหรือ $V^{j+1} = V^j \oplus W^j$ จะได้

$$f(t) = \sum_k c_j(k) 2^{j/2} \varphi(2^j t - k) + \sum_k d_j(k) 2^{j/2} \varphi(2^j t - k) \quad (ก6)$$

ที่ซึ่ง $2^{j/2}$ เป็นตัว normalize เพื่อให้สเกลลิงฟังก์ชันที่ถูกสเกลด้วย 2^j ยังคงเป็น norm function ที่การสเกลต่างๆ ถ้า $\varphi_{j,k}(t)$ และ $\psi_{j,k}(t)$ เป็นสัมประสิทธิ์เชิงตั้งฉากของการสเกลลิงที่ระดับ j หาได้โดยผลคูณภายใน

$$c_j(k) = \langle f(t), \varphi_{j,k}(t) \rangle = \int f(t) 2^{j/2} \varphi(2^j t - k) dt \quad (ก7)$$

แทนสมการที่ (ก3) ลงในสมการที่ (ก7) จะได้

$$c_j(k) = \sum_m h_0(m - 2k) \int f(t) 2^{(j+1)/2} \varphi(2^{j+1}t - m) dt \quad (ก8)$$

เมื่อพิจารณาในเทอมที่อินทิเกรตในสมการที่ (ก8) ซึ่งเป็นผลคูณภายในของ $f(t)$ กับสเกลลิงฟังก์ชันที่ระดับการสเกล $j+1$ นั่นคือ

$$c_{j+1}(m) = \int f(t) 2^{(j+1)/2} \varphi(2^{j+1}t - m) dt \quad (ก9)$$

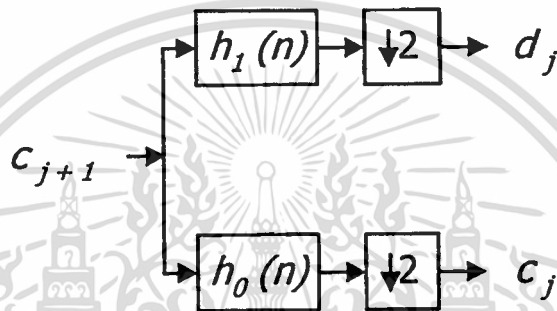
ดังนั้นจะได้

$$c_j(k) = \sum_m h_0(m - 2k) c_{j+1}(m) \quad (ก10)$$

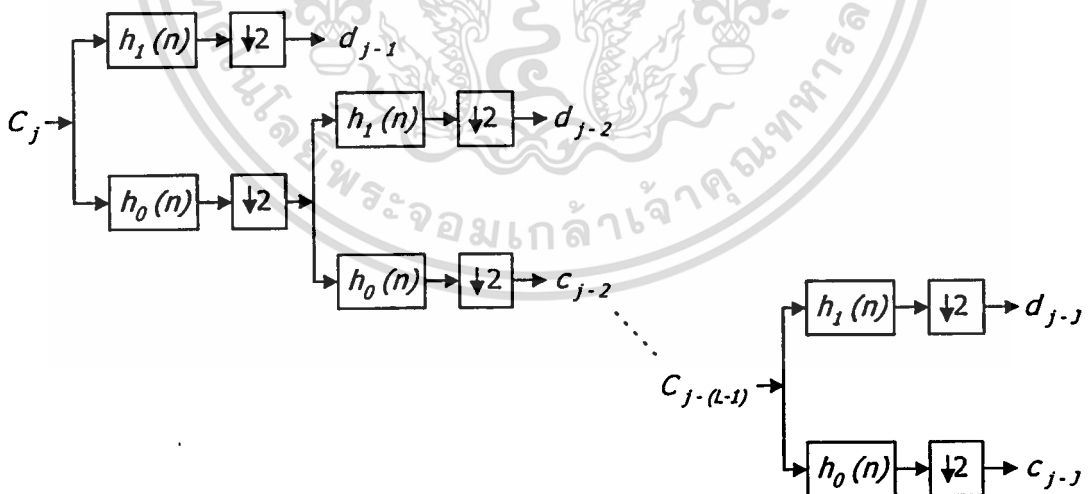
และสัมประสิทธิ์เวฟเลต $d_j(k)$ หาได้ในลักษณะเดียวกันกับ $c_j(k)$ จะได้

$$d_j(k) = \sum_m h_1(m - 2k) c_{j+1}(m) \quad (ก11)$$

โดยที่ $c_j(k)$ ในสมการที่ (ก10) คือสัมประสิทธิ์สเกลลิงและ $d_j(k)$ ในสมการที่ (ก11) คือสัมประสิทธิ์เวฟเล็ต และการคำนวณหาค่า $c_j(k)$ และ $d_j(k)$ เรียกว่า การแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย ซึ่ง h_0 และ h_1 ในสมการที่ (ก10) และ (ก11) เป็นผลตอบสนองอิมพัลส์ ดังนั้นในการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วยจากระดับความละเอียด $j+1$ ไปยังระดับความละเอียด j จะสามารถอธิบายด้วย Two-Band Analysis Filter Bank ได้ดังรูปที่ (ก1) และการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วยจากระดับความละเอียด j ไปยังระดับความละเอียด $j-1$ จะแสดงในรูปของ Octave Band Analysis Filter Bank ได้ดังรูปที่ (ก2)



รูป (ก1) แสดง Two-Band Analysis Filter Bank ของการแปลงเวฟเล็ตจากระดับความละเอียด $j+1$ ไปยัง j



รูป (ก2) แสดง Octave Band Analysis Filter Bank ของการแปลงเวฟเล็ตจากระดับความละเอียด j ไปยัง $j-j$

โดยที่ $\downarrow 2$ แทน Down sampling ด้วย 2 แต่ h_0 เป็น lowpass filter และ h_1 เป็น highpass filter

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การคำนวณหาสัมประสิทธิ์สเกลลิง $c_j(k)$ และ $d_j(k)$ ในสมการที่ (ก10) และ (ก11) เป็นการแปลงเวฟเล็ทจากระดับความละเอียด $j+1$ ไปยังระดับความละเอียด j ถ้ากำหนดให้สัมประสิทธิ์ $c_{j+1}(m)$ เป็นสัญญาณอินพุตที่ถูกสุ่มจำนวน m ตัว และกำหนดให้ $h_0(m-2k)$ และ $h_1(m-2k)$ เป็นผลตอบสนองอิมพัลส์ของเวฟเล็ทตระกูล Daubechies โดยที่ $NVM = 2N$ ดังนั้นจะสามารถเขียนการแปลงเวฟเล็ทรูปของเมทริกซ์ได้ดังนี้

$$\begin{bmatrix} c_j(0) \\ d_j(0) \\ c_j(1) \\ d_j(1) \\ \vdots \\ c_j(k) \\ d_j(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h(0) & h(1) & \dots & \dots & h(2N-1) \\ h(2N-1) & -h(2N-2) & \dots & \dots & -h(0) \\ & h(0) & h(1) & \dots & h(2N-1) \\ & h(2N-1) & -h(2N-2) & \dots & -h(0) \\ & & & \dots & \\ & & & & \ddots \\ & & & & h(0) & h(1) \\ & & & & h(2N-1) & -h(2N-2) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_{j+1}(0) \\ c_{j+1}(1) \\ c_{j+1}(2) \\ c_{j+1}(3) \\ \vdots \\ c_{j+1}(m-1) \\ c_{j+1}(m) \end{bmatrix} \quad (ก12)$$

แต่การแปลงเวฟเล็ทตามสมการที่ (ก12) จะเกิด edge effects หรือสัมประสิทธิ์ที่ได้จากการแปลงเวฟเล็ทไม่สามารถแทนฟังก์ชันหรือสัญญาณได้อย่างถูกต้องบริเวณขอบของสัญญาณ เมื่อค่า $N > 1$ เพื่อที่จะแก้ปัญหาดังกล่าว ดังนั้นสมการที่ (ก12) จึงถูกเปลี่ยนไปเป็นสมการที่ (ก13)

$$\begin{bmatrix} c_j(0) \\ d_j(0) \\ \vdots \\ c_j(k) \\ d_j(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h(0) & h(1) & \dots & \dots & h(2N-1) \\ h(2N-1) & -h(2N-2) & \dots & \dots & -h(0) \\ & & & & \\ & h(2N-2) & h(2N-1) & \dots & h(0) & h(1) \\ & h(1) & -h(0) & \dots & h(2N-1) & -h(2N-2) \\ & & & & \dots & \\ & & & & h(0) & h(1) \\ & & & & h(2N-1) & -h(2N-2) \\ & & & & & \\ & h(2) & h(3) & \dots & \dots & h(2N-1) \\ & h(2N-3) & -h(2N-4) & \dots & \dots & -h(0) \\ & & & & & h(0) & h(1) \\ & & & & & h(2N-1) & -h(2N-2) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_{j+1}(0) \\ c_{j+1}(1) \\ \vdots \\ c_{j+1}(m-1) \\ c_{j+1}(m) \end{bmatrix} \quad (ก13)$$

โดยจะใช้สัญลักษณ์ดังสมการที่ (ก14) แทนสมการที่ (ก13)

$$\begin{bmatrix} c_j(k) \\ d_j(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_0(N) \\ H_1(N) \end{bmatrix} [C_{j+1}(m)] \quad (ก14)$$

และเพราะว่าคุณสมบัติเชิงตั้งฉากของเวฟเล็ททำให้

$$\begin{bmatrix} H_0(N) \\ H_1(N) \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} H_0(N) \\ H_1(N) \end{bmatrix}^{-1} \quad (ก15)$$

ดังนั้นจึงสามารถทำการแปลงเวฟเล็ทกลับเวฟเล็ทได้ดังสมการที่ (ก16)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ดังนั้นจึงสามารถทำการแปลงเวฟเล็กลับเวฟเล็ได้ดังสมการที่ (ก16)

$$[c_{j+1}(m)] = \begin{bmatrix} H_0(N) \\ H_1(N) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} c_j(k) \\ d_j(k) \end{bmatrix} \quad (\text{ก16})$$

แต่ในการแปลงเวฟเล็ไปที่ระดับความละเอียดใดๆ นั้นต้องใช้การแปลงเวฟเล็ดังรูปที่ (ก2) และเนื่องจากในการแปลงเวฟเล็แต่ละครั้ง จะต้องทำการ Down sampling ด้วย 2 และสัมประสิทธิ์ $c(k)$ จะเป็นสัญญาณอินพุตในการแปลงเวฟเล็ที่ระดับความละเอียดถัดไป ทำให้การคำนวณในการแปลงเวฟเล็ลดลงครึ่งหนึ่ง ทำให้สามารถแปลงเวฟเล็ได้ค่อนข้างเร็ว ดังนั้นถ้ามีสัญญาณอินพุต $\text{length} = L$ และผลตอบสนองอิมพัลส์ $\text{length} = N$ จะมีจำนวนการคำนวณการแปลงเวฟเล็ดังนี้

$$LN \left(1 + \frac{1}{2} + \frac{1}{2^2} + \dots \right) < 2LN \quad (\text{ก17})$$

การแปลงเวฟเล็แบบเร็วดังสมการที่ (ก10) และ (ก11) เรียกว่า Pyramid Algorithm

ในทางกลับกันสัมประสิทธิ์ที่ได้จากการแปลงเวฟเล็เต็มหน่วยในรูปที่ (ก1) คือ $\{d_{j-1}(k)\}, \{d_{j-2}(k)\}$ ไปจนถึง $\{d_{j-j}(k)\}$ และ $\{c_{j-j}(k)\}$ สามารถนำมาสร้างกลับได้อย่างสมบูรณ์ (Perfect reconstruction) ซึ่งการสร้างสัญญาณกลับคืนสามารถทำได้โดยการรวมกันของสัมประสิทธิ์สเกลลิ่งและสัมประสิทธิ์ที่ระดับความละเอียดต่ำไปยังที่ระดับความละเอียดสูง ซึ่งถ้าพิจารณาสัญญาณที่ถูกแทนในระดับความละเอียด $j+1$ สัญญาณสามารถเขียนในเทอมของสเกลลิ่งฟังก์ชันได้ดังนี้

$$f(t) = \sum_m c_{j+1}(m) 2^{(j+1)t/2} \varphi(2^{j+1}t - m) \quad (\text{ก18})$$

ถ้ามองจากระดับความละเอียดต่ำกว่า 1 ระดับแล้วจะเหมือนกับได้รวมรายละเอียดโดยใช้เวฟเล็ฟังก์ชันหรือ $V^{j+1} = V^j \oplus W^j$ จะได้

$$f(t) = \sum_k c_j(k) 2^{j/2} \varphi(2^j t - k) + \sum_k d_j(k) 2^{j/2} \psi(2^j t - k) \quad (\text{ก19})$$

เพราะว่าทุกฟังก์ชันเป็นเชิงตั้งฉากปกติ ดังนั้นถ้าคูณสมการที่ (ก19) ด้วย $\varphi(2^{j+1}t - m)$ แล้วอินทิเกรตจะได้

$$\int f(t)2^{(j+1)/2}\varphi(2^{j+1}t-m)dt = \sum_k c_j(k)2^{(j+1)/2}2^{j/2} \int \varphi(2^{j+1}t-m)\varphi(2^j t-k)dt \\ + \sum_k d_j(k)2^{(j+1)/2}2^{j/2} \int \varphi(2^{j+1}t-m)\psi(2^j t-k)dt \quad (ก20)$$

เปลี่ยนตัวแปรโดยให้ $u = 2^{j+1}t - k$ จะได้

$$\int f(t)2^{(j+1)/2}\varphi(2^{j+1}t-m)dt = \sum_k c_j(k)\sqrt{2} \int \varphi(2u-(m-2k))\varphi(u)du \\ + \sum_k d_j(k)\sqrt{2} \int \varphi(2u-(m-2k))\psi(u)du \quad (ก21)$$

ถ้าคุณสมบัติของสเกลลิงฟังก์ชันและเวฟเลตฟังก์ชันจะได้

$$h_0(n) = \langle \varphi_{1n}, \varphi \rangle = \sqrt{2} \int_{-\infty}^{\infty} \varphi(t)\varphi(2t-n)dt \quad (ก22)$$

$$h_1(n) = \langle \varphi_{1n}, \psi \rangle = \sqrt{2} \int_{-\infty}^{\infty} \psi(t)\psi(2t-n)dt \quad (ก23)$$

ดังนั้นเทอมขวามือของสมการที่ (ก21) จะกลายเป็น

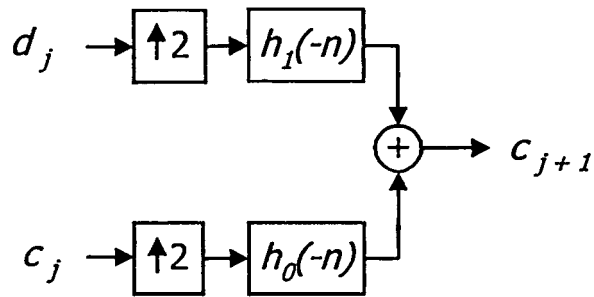
$$\sqrt{2} \int \varphi(2u-(m-2k))\varphi(u)du = h_0(m-2k)$$

$$\sqrt{2} \int \varphi(2u-(m-2k))\psi(u)du = h_1(m-2k)$$

และแทนสมการที่ (ก9) ลงในสมการที่ (ก21)

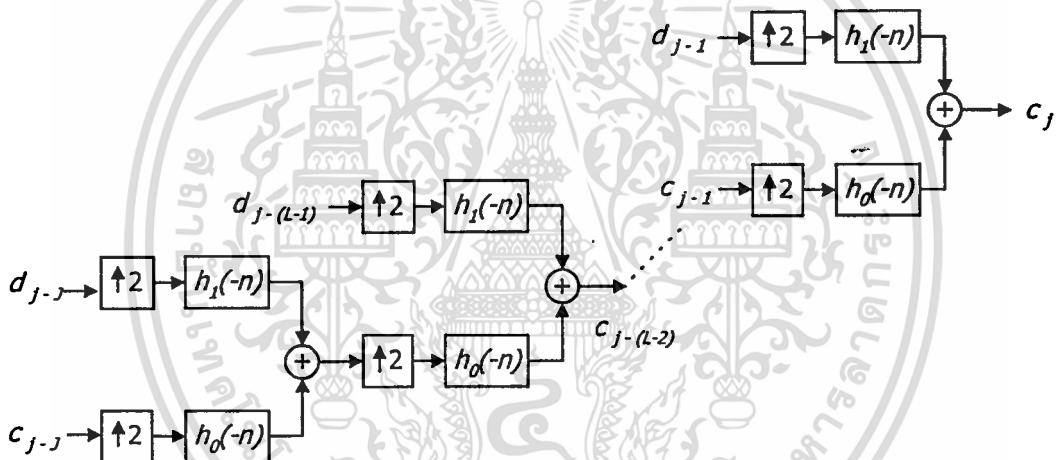
$$c_{j+1}(m) = \sum_k c_j(k)h_0(m-2k) + \sum_k d_j(k)h_1(m-2k) \quad (ก24)$$

จากสมการที่ (ก24) สามารถแสดงในรูปของ Two-Band Synthesis Filter Bank ได้ดังรูปที่ (ก3)



รูป (ก3) แสดง Two-Band Analysis Filter Bank ของการแปลงกลับเวฟเล็ทจากระดับความละเอียด j ไปยัง $j+1$

โดยที่ $\uparrow 2$ แทน Up sampling ด้วย 2 และการแปลงกลับเวฟเล็ทจากระดับความละเอียด $j-j$ ไปยัง ระดับความละเอียด สามารถแสดงเป็น Octave Band Analysis Filter Bank ได้ดังรูปที่ (ก4)



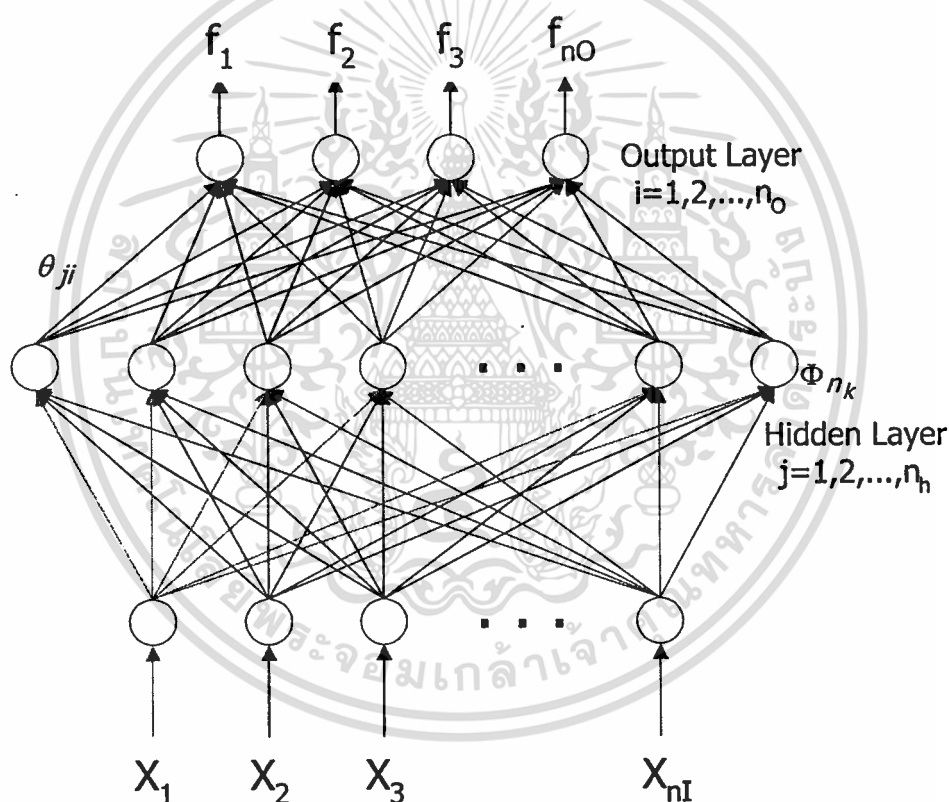
รูป (ก4) แสดง Octave Band Analysis Filter Bank ของการแปลงเวฟเล็ทจากระดับความละเอียด $j-j$ ไปยัง j

ภาคผนวก ข.

กระบวนการเรียนรู้ด้วย OLS

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้นำกระบวนการเรียนรู้ด้วย OLS (Orthogonal Least Squares : OLS) เพื่อทำการปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนักให้กับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี ภาคผนวกนี้แสดงขั้นตอนกระบวนการเรียนรู้ด้วย OLS เพื่อให้มีความเข้าใจมากยิ่งขึ้น

โครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมีมีชั้นซ่อนจำนวนหนึ่งชั้นหรือบางครั้งเรียกว่า ชั้นฐานรัศมี ขนาดของอินพุตและเอาต์พุตในโครงข่ายถูกอธิบายด้วย n_I และ n_O ตามลำดับ และ n_h เป็นจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนดังแสดงในรูปที่ (ข1)



รูป (ข1) แบบจำลองพื้นฐานสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี [29]

แต่ละนิวรอนเอาต์พุตสามารถอธิบายดังนี้

$$f_i(X) = \sum_{j=1}^{n_h} \Phi_j(\|X - C_j\|) * \theta_{ji} \quad 1 \leq i \leq n_O \quad (\text{ข1})$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยที่ $X \in R^{n_I}$ คือ เวกเตอร์อินพุท

$C_j \in R^{n_I}$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นฐานรัศมี

$\|\cdot\|$ คือ สมการวัดระยะทางยูคลิเดียน (Euclidean)

θ_{ji} คือ ค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นเอาต์พุท

Φ_j คือ เอาต์พุทของชั้นฐานรัศมีซึ่งมีค่าตามสมการที่ (ข2)

$$\Phi_j = \exp\left(-\frac{\|X - C_j\|^2}{\sigma^2}\right) \quad 1 \leq j \leq n_h \quad (\text{ข2})$$

โดยที่ σ คือ ค่าคงที่ ที่เรียกกันว่า ค่าความกว้าง

จากสมการที่ (ข1) จะพบว่า คำตอบที่ได้รับไม่สามารถรับประกัน เนื่องจากต้องการค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นฐานรัศมีอย่างเหมาะสม กระบวนการเรียนรู้ด้วย OLS (Orthogonal Least Squares) ถูกนำเสนอเพื่อเลือกและปรับค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นฐานรัศมี กระบวนการ OLS สามารถปรับปรุงความสัมพันธ์ระหว่างอินพุทและเอาต์พุทของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฐานรัศมี โดยสามารถนำมาเขียนใหม่ได้ดังนี้

$$d_i(X) = \sum_{j=1}^{n_h} \Phi_j (\|X - C_j\|) * \theta_{ji} + e_i \quad 1 \leq i \leq n_o \quad (\text{ข3})$$

เมื่อ d_i คือ ค่าในนิเวรอน i ของชั้นเอาต์พุท

งานของการเรียนรู้โครงข่าย คือ เพื่อเลือกค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นฐานรัศมี C_j ให้เหมาะสมและกำหนดให้สัมพันธ์กับค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นเอาต์พุท θ_{ji} เพื่อหลีกเลี่ยงการเรียนรู้ไม่เป็นเชิงเส้น ค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นฐานรัศมีถูกเลือกจากข้อมูลฝึกสอน

แบบจำลองถูกให้คำจำกัดความโดยพิจารณาข้อมูลฝึกสอนทั้งหมด $\{x(k)\}_{k=1}^N$ เป็นตัวพิจารณาสำหรับค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นฐานรัศมี โดยสามารถอธิบายในรูปแบบเมตริกซ์ได้ดังนี้

$$D = \Phi \Theta + E \quad (\text{ข4})$$

เมื่อ $D = [d_1 \dots d_{n_o}]$ (ข5)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$d_j = [d_j(1) \dots d_j(N)]^T \quad i = 1, \dots, n_O \quad (ข16)$$

$$\Phi = [\Phi_1 \dots \Phi_N] \quad (ข17)$$

$$\Phi_j = [\Phi_j(1) \dots \Phi_j(N)]^T \quad j = 1, \dots, N \quad (ข18)$$

$$\Theta = [\theta_1 \dots \theta_{n_O}] \quad (ข19)$$

$$\theta_j = [\theta_j(1) \dots \theta_j(N)]^T \quad j = 1, \dots, n_O \quad (ข10)$$

$$E = [e_1 \dots e_{n_O}] \quad (ข11)$$

$$e_j = [e_j(1) \dots e_j(N)]^T \quad i = 1, \dots, n_O \quad (ข12)$$

เมตริกซ์พารามิเตอร์ Θ สามารถแก้ปัญหาโดยใช้ทฤษฎี LS (Least Squares) ตัวถดถอย (regressors) หรือ นิเวศในชั้นฐานรัศมีของ Φ_j ก่อให้เกิดชุดของเวกเตอร์พื้นฐาน สมมุติฐานเหล่านี้ โดยทั่วไปถูกทำให้สัมพันธ์ การแปลงเชิงตั้งฉากสามารถปฏิบัติเพื่อถ่ายโอนจากชุดของ Φ_j เข้าสู่ชุดของเวกเตอร์พื้นฐานเชิงตั้งฉากเหล่านี้สามารถกระจาย Φ เป็น

$$\Phi = WA \quad (ข13)$$

เมื่อ

$$A = \begin{bmatrix} 1 & \alpha_{12} & \dots & \alpha_{1N} \\ 0 & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & 1 & \alpha_{N-1N} \\ 0 & \dots & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (ข14)$$

และ

$$W = [w_1 \dots w_N] \quad (ข15)$$

ด้วยแถวในแนวตั้งเชิงตั้งฉากทำให้เชื่อมั่นด้วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$w_i^T w_j = 0 \quad \text{ถ้า } i \neq j \quad (\text{ข16})$$

ดังนั้นสมการที่ (ข4) สามารถเขียนใหม่ได้เป็น

$$D = WG + E \quad (\text{ข17})$$

ด้วยการแก้ปัญหา OLS

$$G = \begin{bmatrix} g_{11} & \cdots & g_{1n_0} \\ \vdots & & \vdots \\ g_{N1} & \cdots & g_{Nn_0} \end{bmatrix} \quad (\text{ข18})$$

และ LS แก้ปัญหา \ominus สัมพันธ์เป็นระบบสามเหลี่ยม

$$A\ominus = G \quad (\text{ข19})$$

โดยทั่วไป จำนวนของนิวรอนในชั้นฐานรัศมีพิจารณาทั้งหมด N สามารถมีขนาดใหญ่และแบบจำลองอาจต้องการนิวรอนในชั้นฐานรัศมี n_h เท่านั้น ในเมื่อ n_h มีจำนวนน้อยกว่า N นิวรอนในชั้นฐานรัศมีที่เหมาะสมสามารถถูกเลือกโดยใช้กระบวนการ OLS เพราะว่าเมตริกซ์ความผิดพลาด (E) เป็นเชิงตั้งฉาก (orthogonal) กับ W อัตราส่วนค่าความผิดพลาดถูกทำให้ลดน้อยลงเนื่องจาก w_k สามารถอธิบายดังนี้

$$[\text{error}]_k = \frac{\left(\sum_{i=1}^{n_0} g_{ki}^2 \right) w_k^T w_k}{\text{trace}(D^T D)} \quad 1 \leq k \leq N \quad (\text{ข20})$$

สมมุติฐานอัตราส่วนนี้ นิวรอนในชั้นฐานรัศมีที่เหมาะสมสามารถถูกเลือกในกระบวนการถดถอยป้อนไปข้างหน้า (forward regression procedure) ที่ช่วง k นิวรอนในชั้นฐานรัศมีที่พิจารณาถูกเลือกเหมือนนิวรอนในชั้นฐานรัศมี k ของชุดย่อยโครงข่าย การเลือกถูกทำให้ยุติกระบวนการเรียนรู้เมื่อ

$$1 - \sum_{k=1}^{n_h} [\text{error}]_k < \rho \quad (\text{ข21})$$

โดยที่ $0 < \rho < 1$ ถูกเลือกเป็นค่าความคลาดเคลื่อน

ภาคผนวก ก.

การแปลงเวฟเล็ตสำหรับวิเคราะห์ฟอลต์ในสายส่ง

การแปลงเวฟเล็ตสำหรับหาตำแหน่งฟอลต์ (Fault location)

จากทฤษฎีคลื่นเดินทางเมื่อมีฟอลต์เกิดขึ้น ณ จุดใดๆ บนสายส่งจะเกิดสัญญาณฟอลต์เดินทางจากจุดที่เกิดฟอลต์ไปยังปลายทั้ง 2 ด้านของสายส่ง ซึ่งถ้าสามารถจับเวลาที่คลื่นแต่ละลูกเดินทางมาที่ปลายทั้ง 2 ด้านได้ ก็สามารถนำเวลาที่ได้มาแทนในสมการ (ก1) เพื่อคำนวณหาตำแหน่งของฟอลต์ที่เกิดขึ้น จากสมมุติฐานนี้เองจึงได้กำหนดเกณฑ์ในการหาตำแหน่งฟอลต์ไว้โดยใช้ข้อมูลผลการแปลงเวฟเล็ตของแรงดันลำดับบวกในสเกลแรกที่พบการเปลี่ยนแปลงของสัมประสิทธิ์มากกว่า 5 เท่าจากสภาวะปกติทั้ง 2 ด้านของสายส่ง ซึ่งนอกจากจะทราบข้อมูลการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่ในแต่ละสเกลแล้ว สิ่งหนึ่งที่เราสามารถสังเกตได้คือ การเปลี่ยนแปลงนั้นเริ่มเกิดที่เวลาใดบ้างในแต่ละสเกล ซึ่งเวลานี้คือเวลาที่เริ่มเกิดฟอลต์นั่นเอง นำเวลาที่ได้มาแทนในสมการ (ก1) เพื่อคำนวณหาตำแหน่งของฟอลต์ที่เกิดขึ้น

$$d = \frac{(L - v \times (t_b - t_a))}{2} \quad (ก1)$$

เมื่อ

d = ระยะทางของจุดที่เกิดฟอลต์วัดจากปลาย สายส่งด้าน A

L = ความยาวของสายส่ง

t_a = เวลาที่สัญญาณฟอลต์มาถึงปลายด้าน A

t_b = เวลาที่สัญญาณฟอลต์มาถึงปลายด้าน B

v = ความเร็วการเดินทางของคลื่น

ซึ่งสมการที่ (ก1) สามารถใช้ได้กับฟอลต์ทุกรูปแบบและมีความแม่นยำที่ดีแต่ต้องอยู่ภายใต้เงื่อนไขที่ว่าข้อมูลทางเวลาของปลายทั้ง 2 ด้านต้องอยู่บนฐานเวลาเดียวกัน (Time synchronized) นอกจากนี้เมื่อพิจารณาเทอมของความเร็วของคลื่นเดินทางพบว่าจะแปรไปตามความถี่ของคลื่นนั้นๆ ดังนั้นจึงทำการคำนวณความเร็วเฉลี่ยในแต่ละช่วงความถี่ดังแสดงอยู่ในตารางที่ 5.1

การแปลงเวฟเล็กสำหรับระบุประเภทของฟอลต์ (Fault Identification)

ลักษณะของฟอลต์แต่ละประเภทจะมีรูปแบบการเปลี่ยนแปลงของกระแสและแรงดันที่แตกต่างกัน ด้วยเหตุนี้เองจึงได้นำสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็กในทุกสเกลมาพิจารณาเปลี่ยนแปลงของกระแสและแรงดันที่เกิดขึ้นในแต่ละเฟส ด้วยการพิจารณาเปรียบเทียบกับค่าขององค์ประกอบในแต่ละเฟสมีฐานอ้างอิงเดียวกัน ซึ่งจะช่วยให้ง่ายและสะดวกต่อการเปรียบเทียบมากยิ่งขึ้น และเนื่องจากขั้นตอนทั้งหมดเป็นลักษณะการเปรียบเทียบของค่าต่างๆ ซึ่งบางครั้งการอธิบายด้วยการลักษณะของค่าพูดนั้นอาจจะทำให้เข้าใจยาก ดังนั้นจึงใช้ลักษณะการอธิบายเชิงบรรยายร่วมกับการอธิบายด้วยลักษณะของการเขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์ในแบบสากลคือ if ... Then ...else ... end ซึ่งจะช่วยให้สามารถทำความเข้าใจได้ง่ายมากยิ่งขึ้น โดยขั้นตอนการวิเคราะห์เพื่อระบุประเภทของฟอลต์ดังต่อไปนี้

```

if  [( $X_{com}^L > 1$ ) and (( $X_{com}^L > 0.4 \times Ph_{max}^L$ ) or [( $X_{com}^L > 5 \times Ph_{min}^L$  )])
then
  phase X fault
else
  phase X unfault
end

```

เมื่อ

$$X_{com}^L = \frac{X_{max}^L}{Z_{max}^L}$$

X_{max}^L = ค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์จากการแปลงเวฟเล็กขององค์ประกอบที่เฟส X ในช่วง $\frac{1}{4}$ ไซเคิลหลังเกิดฟอลต์แรงดันที่สเกล L (X จะแทนเฟส A, B และ C ตามลำดับ)

Z_{max}^L = ค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์จากการแปลงเวฟเล็กขององค์ประกอบลำดับศูนย์ในช่วง $\frac{1}{4}$ ไซเคิลหลังเกิดฟอลต์แรงดันที่สเกล L

Ph_{max}^L = ค่าสูงที่สุดของค่าเปรียบเทียบทั้ง 3 เฟส (A_{com}^L , B_{com}^L และ C_{com}^L) ในสเกลที่ L

Ph_{min}^L = ค่าต่ำที่สุดของค่าเปรียบเทียบทั้ง 3 เฟส (A_{com}^L , B_{com}^L และ C_{com}^L) ในสเกลที่ L

L = สเกลของการแปลงเวฟเล็ก

จากรูปแบบการวิเคราะห์เพื่อระบุประเภทของฟอลต์นั้น จะเห็นได้ว่า ไม่สามารถระบุได้ว่า ฟอลต์ที่เกิดขึ้นเป็นฟอลต์ลงดินหรือไม่ นั่นจึงเพิ่มขั้นตอนการวิเคราะห์เพื่อระบุประเภทของฟอลต์ว่าลงดินหรือไม่ดังนี้

if $Z_{max}^L \geq 5 \times Z_{max}^L (pre)$

then

Ground fault

else

Ground unfault

end

เมื่อ

$Z_{max}^L (pre)$ = ค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็คขององค์ประกอบลำดับศูนย์ในช่วง
ก่อนเกิดฟอลต์แรงดันที่สเกล L

เมื่อทำตามขั้นตอนที่กล่าวมาข้างต้นจนครบทุกสเกลแล้ว ขั้นตอนสุดท้ายคือการสรุป
ข้อมูลจากสเกลที่ 1-5 ดังต่อไปนี้

1. ในกรณีที่มีเฟสอย่างน้อย 1 เฟสไม่ถูกระบุว่าเกิดฟอลต์เลยในทุกสเกล ดังนั้นเฟสที่มีการระบุ
ว่าเกิดฟอลต์มากกว่า 2 สเกลขึ้นไปสามารถสรุปได้ว่าเฟสนั้นเกิดฟอลต์
2. ในกรณีที่ทุกเฟสมีอย่างน้อย 1 สเกลถูกระบุว่าเกิดฟอลต์ ดังนั้นเฟสที่มีการระบุ
ว่าเกิดฟอลต์มากกว่า 3 สเกลขึ้นไปสามารถสรุปได้ว่าเฟสนั้นเกิดฟอลต์
3. ในกรณีที่มีการระบุว่าเป็นฟอลต์ลงดินมากกว่า 3 สเกลขึ้นไปสามารถสรุปได้
ว่าฟอลต์ที่เกิดขึ้นเป็นฟอลต์ลงดิน แต่ถ้าน้อยกว่า 3 สเกลสรุปได้ว่าเป็นฟอลต์ไม่ลง
ดิน

ภาคผนวก ง.

ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์

1. อรรถพล เก่าพิทักษ์กุล, ศุติ บรรจงจิตร, สมชาติ จิรวินาการ, สุธีวัฒน์ นงนุช, “ การแปลงเวฟเล็ดและโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับแบ่งประเภทฟอลต์ในสายส่ง.” , ได้รับการตีพิมพ์ลงในวารสารวิศวกรรมลาดกระบัง, ปีที่ 20, ฉบับที่ 1, มีนาคม 2546 , หน้า 49-54.
2. อรรถพล เก่าพิทักษ์กุล, ศุติ บรรจงจิตร, สมชาติ จิรวินาการ, อัครัช บรรจงศิลป์, “ การระบุตำแหน่งฟอลต์ในสายส่งโดยใช้การแปลงเวฟเล็ดและโครงข่ายประสาทเทียม.” , ได้รับการตีพิมพ์ลงในวารสารวิศวกรรมลาดกระบัง, ปีที่ 20, ฉบับที่ 1, มีนาคม 2546 , หน้า 55-60.
3. อรรถพล เก่าพิทักษ์กุล, ศุติ บรรจงจิตร, “การประยุกต์ใช้การแปลงเวฟเล็ดและโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Probabilistic สำหรับระบุตำแหน่งฟอลต์ในสายส่ง.” , ได้รับการตีพิมพ์ลงในวารสารวิศวกรรมลาดกระบัง, ปีที่ 20, ฉบับที่ 2, มิถุนายน 2546 , หน้า 29-34.
4. อรรถพล เก่าพิทักษ์กุล, ศุติ บรรจงจิตร, “ การประยุกต์ใช้การแปลงเวฟเล็ดและโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับแบ่งประเภทฟอลต์ในสายส่งวงจรเดียว.” , ได้รับการตีพิมพ์ลงในวารสารวิศวกรรมลาดกระบัง, ปีที่ 20, ฉบับที่ 2, มิถุนายน 2546 , หน้า 35-40.
5. อรรถพล เก่าพิทักษ์กุล, ศุติ บรรจงจิตร, ฐิติพงษ์ นิยมศักดิ์, “ การตรวจจับและระบุตำแหน่งฟอลต์โดยใช้การแปลงเวฟเล็ดและโครงข่ายประสาทเทียมชนิดจัดกลุ่มด้วยตัวเอง.” , ได้รับการตีพิมพ์ลงในวารสารวิศวกรรมลาดกระบัง, ปีที่ 20, ฉบับที่ 3, กันยายน 2546 , หน้า 48-53.
6. อรรถพล เก่าพิทักษ์กุล, สิทธิโชค กิตติรักษ์ตระกูล, ศุติ บรรจงจิตร, “ การประยุกต์ใช้การแปลงเวฟเล็ดและโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับแบ่งประเภทฟอลต์ในสายส่ง.” , ได้รับการตีพิมพ์ลงในวารสารการประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้าครั้งที่ 26 (EECON26) , 6-7 พฤศจิกายน 2546 , หน้า 1141-1146.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การแปลงเวฟเล็ตและโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับ แบ่งประเภทฟอลต์ในสายส่ง

Wavelet Transform and Neural Networks for Fault - Classification in Transmission Lines

อรรถพล เก้าพิทักษ์กุล สุทธิ บรรจงจิตร สมชาติ จิรวិภากร สุวีวัฒน์ นงนุช
ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

บทคัดย่อ

สัญญาณฟอลต์เป็นสัญญาณที่มีการเปลี่ยนแปลงไม่คงที่ ซึ่งการวิเคราะห์สัญญาณด้วยการแปลงฟูเรียร์อาจจะไม่มีประสิทธิภาพเท่าที่ควร บทความฉบับนี้จึงได้นำเสนอเทคนิคใหม่โดยใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย (DWT) และโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) เพื่อแบ่งประเภทของฟอลต์ในสายส่ง ด้วยการจำลองรูปแบบฟอลต์ผ่านโปรแกรม ATP/EMTP โดยใช้แบบจำลองสายส่งที่ขึ้นอยู่กับความถี่ ซึ่งรูปคลื่นแรงดันไฟฟ้าและกระแสไฟฟ้าหลังเกิดฟอลต์ถูกนำมาใช้วิเคราะห์ด้วยเวฟเล็ตแม่ชนิด daubechies 4 (db4) และแยกองค์ประกอบความถี่สูง(สัมประสิทธิ์) การเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่สูงจะถูกนำมาเป็นชุดข้อมูลฝึกสอนเพื่อป้อนเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมชนิดที่มีการแพร่ค่าย้อนกลับ (BP)

Abstract

The fault signals are non stationary transient. The Fourier transform are not so effective for analysis methods signals. This paper proposes a new technique using discrete wavelet transform (DWT) and artificial neural networks for fault Classification in transmission lines. Fault simulations are carried out using ATP/EMTP program, with a frequency dependent transmission line model. Post-fault voltage and current signals are used in the analysis. The mother wavelet daubechies4 (db4) is employed to decompose, high frequency component from the signals. The variations of the high frequency component are used as an input for the training pattern with back propagation (BP) neural networks

1. บทนำ

ความน่าเชื่อถือของระบบส่งจ่ายพลังงานไฟฟ้ามีความสำคัญมาก ดังนั้นการระบุประเภทฟอลต์ในสายส่งจึงเป็นสิ่งสำคัญในระบบไฟฟ้ากำลัง เพื่อที่จะตรวจสอบและจัดฟอลต์ออกจากสายส่งให้ได้เร็วที่สุด ด้วยเหตุนี้

เทคโนโลยีของอุปกรณ์ป้องกันที่ใช้ในระบบไฟฟ้ากำลังจึงได้มีการพัฒนาอย่างต่อเนื่องจากการวิเคราะห์สัญญาณองค์ประกอบความถี่พื้นฐาน(50Hz) มาสู่การวิเคราะห์สัญญาณองค์ประกอบความถี่สูงในลักษณะการป้องกันแบบทรานเซียนต์ (Transient based protection) การระบุ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

และตรวจสอบสัญญาณพอลด์ทรานเซียนด์จึงเป็นงานที่สำคัญสำหรับการวิเคราะห์สัญญาณ

บทความนี้จึงได้นำเสนอรูปแบบของการวิเคราะห์องค์ประกอบความถี่สูงของสัญญาณพอลด์ (กระแสไฟฟ้าและแรงดันไฟฟ้า) ด้วยการแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วย (discrete wavelet transform) ทำให้เกิดกลุ่มการฝึกสอนโดยใช้ข้อมูลทางสถิติเกี่ยวกับสัญญาณ พร้อมทั้งนำโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้เพื่อเพิ่มความแม่นยำถูกต้องมากขึ้น

2. ทฤษฎี

2.1 การวิเคราะห์เวฟเลต

การแปลงเวฟเลตเป็นการดำเนินการเชิงเส้นซึ่งแบ่งสัญญาณออกเป็นส่วน ๆ ไปสู่สัญญาณอื่น ๆ ที่สเกลที่แตกต่างกันกับเวลาที่ต่างกันด้วยการกระจายความถี่ ผลลัพธ์เหล่านี้จากการกระทำของสองตัวปฏิบัติการพร้อมกัน โดยคลื่นเวฟเลตแต่ละอันจะเกิดการยืดหรือหดตัวของตัวเวฟเลตเองหรือการสเกล (Scaling : a) และการเลื่อนตำแหน่ง (Translation or shifting : b) ซึ่งเป็นการเปลี่ยนตำแหน่งบนแกนเวลาบนฟังก์ชันหน้าต่างเดี่ยว (single window function) เรียกว่า เวฟเลตแม่ (mother wavelet)

รูปแบบการแปลงเวฟเลตที่มีการเปลี่ยนแปลงสเกลการวิเคราะห์ให้ลดลงครึ่งละ 2 เท่า เรียกว่า การแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform: DWT) ดังแสดงในสมการที่ 1 [1]

$$DWT(m,n) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \sum_k f(k) \psi\left[\frac{n - kb_0 a_0^m}{a_0^m}\right] \quad (1)$$

เมื่อ m, n, k เป็นเลขจำนวนเต็ม โดยที่

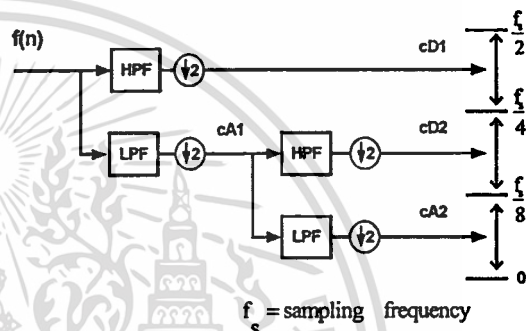
n คือ จำนวนข้อมูล

m คือ เลขแสดงการเปลี่ยนแปลงของสเกล

k คือ เลขแสดงการเลื่อนตำแหน่ง

เมื่อนำสัญญาณอินพุตมาผ่านการแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วยสัญญาณจะถูกแยกองค์ประกอบ โดยตัวกรองแบบ 2 ช่อง (Two channel filter banks) ซึ่งจะแยกความถี่ในแถบที่ต้องการออกเป็น 2 ส่วน คือ

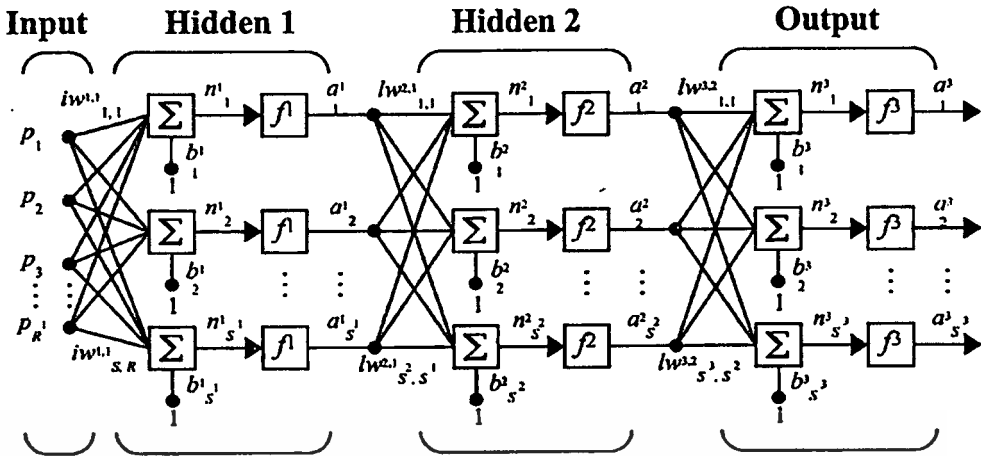
- สัญญาณที่เป็นสเกลต่ำกว่าหรือองค์ประกอบความถี่สูง ซึ่งจะผ่านตัวกรองความถี่สูง (High - Pass Filter : HPF) ที่เรียกว่า "Detail (cD)"
- สัญญาณที่เป็นสเกลสูงกว่าหรือองค์ประกอบความถี่ต่ำ ซึ่งจะผ่านตัวกรองความถี่ต่ำ (Low - Pass Filter : LPF) ที่เรียกว่า "Approximation (cA)"



รูปที่ 1 การแปลงเวฟเลตแบบช่วง 2 ระดับ

2.2 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาท (neural network) เป็นการจำลองรูปแบบทางชีววิทยาทางโครงสร้างสมองมนุษย์ โดยจำลองเอาบางส่วนมาใช้ผสมกับรูปแบบการจัดโครงสร้างที่ถูกคิดขึ้นเพื่อทำให้เกิดฟังก์ชันที่ต้องการ โครงข่ายประสาทเทียมชนิดที่มีการแพร่ค่าย้อนกลับ (Back propagation neural network : BP) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ซึ่งจะประกอบไปด้วย ชั้นต่างๆ จำนวน 3 ชั้น ได้แก่ชั้นอินพุต (Input Layer), ชั้นเอาต์พุต (Output Layer) และชั้นที่อยู่ระหว่างชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุต เรียกว่า ชั้นซ่อน (Hidden Layer) ซึ่งชั้นซ่อนนี้เองที่เป็นตัวเพิ่มความสามารถให้แก่โครงข่าย เนื่องจากชั้นซ่อนสามารถมีจำนวนได้มากกว่า 1 ชั้น และตัวเชื่อมที่สามารถปรับเปลี่ยนได้ ซึ่งเรียกว่า ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และในแต่ละชั้นจะมีค่าไบแอส (bias) เชื่อมต่ออยู่ ดังรูปที่ 2 [2]



รูปที่ 2 โครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 ชั้นซ่อน [2]

เอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้นสามารถหาได้ดังนี้

$$a^1 = f^2(LW_{2,1} * f^1(IW_{1,1} * p + b^1) + b^2) \quad (2)$$

$$o/p_{ANN} = f^3(LW_{3,2} * a^1 + b^3) \quad (3)$$

โดยที่ $IW_{1,1}$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นข้อมูลอินพุตกับชั้นซ่อนที่ 1

$LW_{2,1}$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นซ่อนที่ 1 กับชั้นซ่อนที่ 2

$LW_{3,2}$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นซ่อนที่ 2 กับชั้นเอาต์พุต

b^1, b^2 คือ ค่าไบแอสในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2

b^3 คือ ค่าไบแอสในชั้นเอาต์พุต

f^1, f^2, f^3 คือ ฟังก์ชันถ่ายโอน (transfer function)

P_1, P_2, \dots, P_R คือ อินพุตของโครงข่าย

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม (Training) คือ การปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนักทุกๆ จุดของโครงข่ายให้สอดคล้องกับอินพุตหลายรูปแบบ เพื่อให้ได้เอาต์พุตที่ถูกต้อง โดยค่าเอาต์พุตของโครงข่ายจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับค่าผิดพลาดกับค่าเอาต์พุตที่ต้องการ (Target Output) ค่าความผิดพลาดที่คำนวณได้จะนำไปใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายให้เปลี่ยนไปในทางที่ถูกต้อง

มากขึ้น การฝึกสอนในบทความนี้จะใช้ Neural Network Toolbox ของโปรแกรม MATLAB ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมด้วย Levenberg - Maquardt algorithm (trainlm)[2] โดยฟังก์ชันถ่ายโอน(transfer function) ที่อยู่ในชั้นซ่อนจะใช้แทนเจนนท์ซิกมอยด์(tansigmoid : f^1, f^2) และในชั้นเอาต์พุตจะใช้ลิเนียร์ (linear : f^3)

จากนั้นเริ่มทำการฝึกสอนโดยการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส (Random initial weight and biases) ให้กับโครงสร้างเริ่มต้นของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนปมประสาทในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 ตั้งแต่ 2-1 และเพิ่มขึ้นครั้งละ 1 จนถึง 11-10 (เพื่อหาโครงสร้างที่มีประสิทธิภาพสูงสุด) เพื่อหาค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) ของชุดข้อมูลฝึกสอนที่ดีที่สุด ซึ่งหาได้จากสมการที่ 4 โดยแต่ละโครงข่ายจะทำการฝึกสอน 20 รอบ (การฝึกสอน 1 รอบกำหนดให้มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและไบแอสเป็นจำนวน 1000 iteration) ดังแสดงในรูปที่ 3

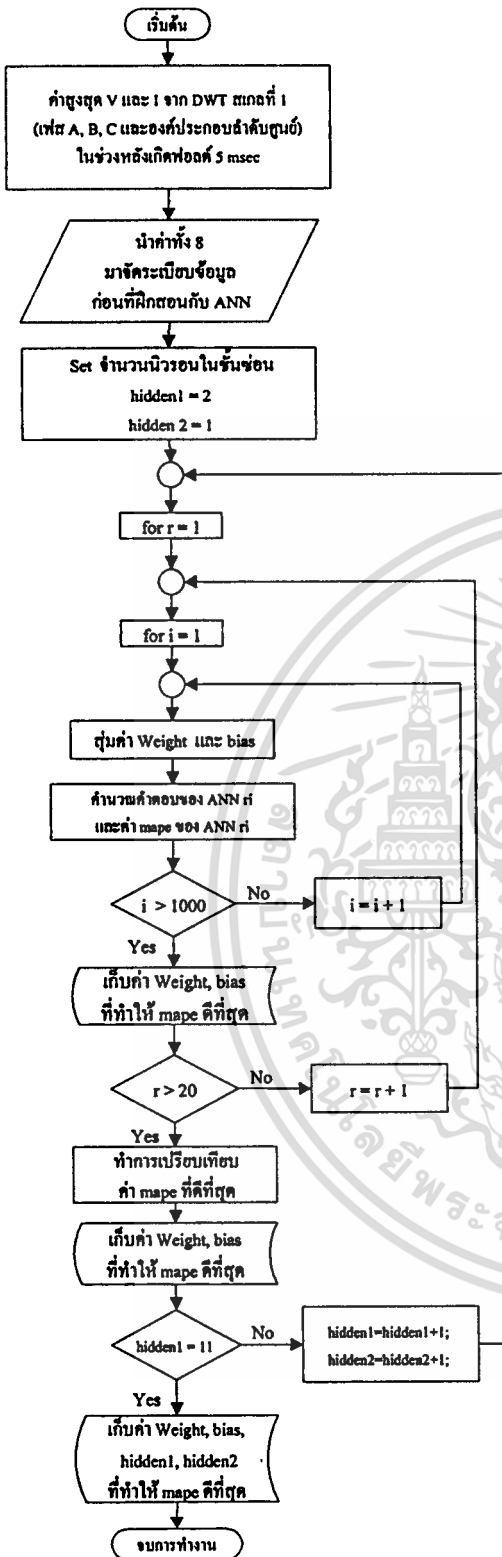
$$mape = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n \left| \frac{o/p_{ANN} - o/p_{TARGET}}{o/p_{TARGET}} \right| * 100\% \quad (4)$$

โดยที่ o/p_{ANN} คือ เอาต์พุตที่เป็นค่าตอบของโครงข่ายประสาทเทียม

o/p_{TARGET} คือ เอาต์พุตที่เป็นค่าตอบที่ต้องการ

n คือ จำนวนชุดข้อมูลทดสอบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

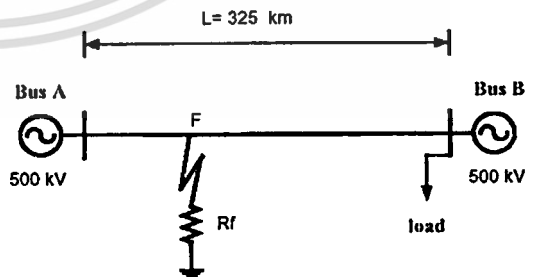


รูปที่ 3 ชั้นตอนการฝึกสอน

3. ผลทดลอง

โปรแกรมจำลอง ATP/EMTP[3] ได้นำมาใช้ทดสอบกับแบบจำลองระบบสายส่งแรงดัน 500 kV ซึ่งเป็นสายส่งที่มีใช้งานจริงของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (EGAT) จากโรงไฟฟ้าแม่เมาะถึงสถานีไฟฟ้าท่าตะโก(MM3-TK) [4] ดังรูปที่ 4 แต่ละเฟสมีตัวนำ 4 ตัว และประเภทสาย ACSR 795 cmil (AL42/Si7) และคำนวณพารามิเตอร์ต่างๆ ด้วยโปรแกรม ATP-LCC[3] โดยใช้รูปแบบการคำนวณพารามิเตอร์ของสายส่งในรูปแบบของพารามิเตอร์ขึ้นอยู่กับความถี่ (Frequency – dependent parameter) หรือ J.marti model ที่มีการไขว้สลับแบบสมบูรณ์ (complete transposition) มีความยาว 325.6 กิโลเมตร เพื่อหลีกเลี่ยงความยุ่งยากของความต้านทานลัดวงจรจึงได้ตั้งสมมติฐานให้มีค่าประมาณ 10 โอห์ม โปรแกรมจำลองได้ทำการจำลองสัญญาณทั้งหมด 5 ไซเคิล (0-0.1 วินาที) มีอัตราการสุ่ม (sampling rate) 200 kHz และทำการปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์ต่างๆ ดังต่อไปนี้

- ประเภทของฟอลต์ 10 ประเภท (SLG, DLG, L-L,3-P) และสภาวะปกติ (Normal)
- ตำแหน่งการเกิดฟอลต์ 10% - 90% ของระยะทางทั้งหมด
- มุมที่เริ่มเกิดฟอลต์ 0° - 330° เมื่อเทียบกับมุมเฟสของแรงดันที่เฟส A (ช่วงละ 30°)
- เริ่มเกิดฟอลต์ที่ 0.04 วินาที
- ขนาดของโหลดเท่ากับ 500 MVA (p.f. = 0.8)



รูปที่ 4 แบบของสายส่งที่ใช้ในการจำลองฟอลต์

3.1 การวิเคราะห์เวฟเสิร์ท

ขั้นตอนแรกของการวิเคราะห์เวฟเสิร์ทจะนำสัญญาณแรงดันไฟฟ้าและกระแสไฟฟ้าที่ได้ในแต่ละเฟส

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากบัส A มาผ่านการแปลงให้ออกมาอยู่ในรูปองค์ประกอบต่างๆ (positive, negative, zero sequence) โดยใช้ค่าคงที่ของการแปลงของคลาร์ก (Clarke's Transformation)[5]

ขั้นตอนต่อไป นำสัญญาณที่ได้ของเฟส A เฟส B เฟส C รวมทั้งสัญญาณขององค์ประกอบลำดับศูนย์ (zero sequence) มาทำการวิเคราะห์ด้วยการแปลงเวฟเกิดแบบเต็มหน่วย โดยใช้เวฟเกิดแม่ชนิด daubechies 4 (db4) [6,7] เพื่อแยกองค์ประกอบความถี่สูงในสเกลที่ 1-5 ออกมาและทำการยกกำลัง 2 สัมประสิทธิ์ในทุกสเกล

3.2 วิเคราะห์โครงข่ายประสาทยูทึม

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทยูทึมจะประกอบด้วย 8 อินพุต และ 4 เอาต์พุต โดยที่ค่าอินพุตมาจากค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์ในสเกลที่ 1 (detail 1) จากองค์ประกอบแรงดันไฟฟ้าและกระแสไฟฟ้าของเฟส A, B, C และองค์ประกอบลำดับศูนย์ในช่วง $\frac{1}{4}$ ไซเคิล (5 msec) หลังเกิดฟอลต์ตามลำดับ จากนั้นค่าอินพุตจะถูกจัดระเบียบข้อมูล (Normalization) ก่อนที่นำมาฝึกสอนและทดสอบกับโครงข่ายประสาทยูทึมและจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนกับจำนวนชุดข้อมูลทดสอบจะมีจำนวน 728 ชุด และ 364 ชุด (ที่ไม่อยู่ในชุดข้อมูลฝึกสอน) ตามลำดับจากข้อมูลทั้งหมดจำนวน 1092 ชุด (สภาวะเกิดฟอลต์ 1080 ชุด และสภาวะปกติ 12 ชุด) จากนั้นเริ่มทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทยูทึม ขั้นตอนการฝึกสอนดังแสดงในรูปที่ 3 หลังจากฝึกสอนโครงข่ายประสาทยูทึมเสร็จสิ้น จะใช้เวลาในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทยูทึมที่ดีที่สุดประมาณ 590 นาที โดยจะได้จำนวนนิรอนในชั้นซ่อนที่ 1-2 และชั้นเอาต์พุตเป็น 11, 10 และ 4 ตามลำดับ

นำโครงข่ายประสาทยูทึมที่ผ่านการฝึกสอน (ชุดที่มีค่า MAPE ดีที่สุด) มาทดสอบกับข้อมูลทดสอบชุดเดียวกัน โดยจะได้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ที่ดีที่สุดเป็น 0.958% ส่วนเวลาที่ใช้ในการหาคำตอบจากโครงข่ายประสาทยูทึม(ตั้งแต่การวิเคราะห์เวฟเกิด) จะใช้เวลาประมาณ 3 วินาที โดยคำตอบของโครงข่ายประสาทยูทึมจะมีค่าให้เปลี่ยนแปลงอยู่ระหว่าง '0' กับ '1' โดยที่เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

สัมพัทธ์กับเฟส (A, B, C) และกราวด์ (G) กล่าวคือ ถ้าคำตอบของโครงข่ายประสาทยูทึมต่ำกว่า 0.5 แสดงว่าเฟสนั้นไม่เกิดฟอลต์ ในทางกลับกันถ้าคำตอบของโครงข่ายประสาทยูทึมมากกว่าหรือเท่ากับ 0.5 แสดงว่าเฟสนั้นเกิดฟอลต์ ดังแสดงในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 แสดงตัวอย่างคำตอบของโครงข่ายประสาทยูทึมภายใต้เงื่อนไขฟอลต์ชนิดต่างๆ 10 ชนิดและสภาวะปกติ (Normal) สำหรับแต่ละกรณี จะเห็นได้ว่าค่าของตัวแปรเอาต์พุต (A, B, C, G) ในแต่ละอันจะมีค่าใกล้เคียง 0 หรือ 1 เหมือนกับค่าที่ต้องการ จะเห็นได้ว่าคำตอบของโครงข่ายประสาทยูทึมที่ได้มีการแบ่งประเภทฟอลต์ได้ถูกต้องชัดเจน

ตารางที่ 1 ตัวอย่างคำตอบของโครงข่ายประสาทยูทึม (ระยะทาง 50% ของความยาวสายส่ง, นุ่มเริ่มเกิด 0 องศา)

Fault - Classification	Fault - Type	OUTPUT			
		A	B	C	G
Normal	Normal	0.0078	0.0043	0.0117	-0.0117
SLG	AG	0.9935	-0.0006	0.0062	0.9974
	BG	-0.0013	0.9996	0.0013	1.0079
	CG	-0.0024	-0.0028	0.9992	0.9988
L-L	AB	1.0006	0.9996	-0.002	0.0013
	BC	0.0054	0.9998	0.9933	0.0084
	CA	1.0012	-0.0003	0.9992	0.009
DLG	ABG	1	1	0.0007	0.9945
	BCG	0.0083	1.0016	0.9981	1.0301
	CAG	1	-0.0002	1.0015	0.9944
3-P	ABC	1.0275	1	0.9946	0.007

ตารางที่ 2 แสดงค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการแบ่งประเภทฟอลต์ของชุดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบจำนวน 1092 ชุด จากตารางจะเห็นได้ว่าสามารถแบ่งประเภทฟอลต์เฟสเดียวลงดิน (SLG), ฟอลต์ระหว่างเฟส(L-L) และสภาวะปกติ (Normal) มีความ

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ถูกต้องสูงถึง 100%, ฟอลต์ 2 เฟสลงดิน (DLG) มีความถูกต้องมากกว่า 92.6% และฟอลต์ 3 เฟส (3-P) มีความถูกต้องมากกว่า 88.89%

ตารางที่ 2 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการแบ่งประเภทของฟอลต์ของชุดฝึกสอนและชุดทดสอบจำนวน 1092 ชุด

มุมเทียบกับเฟส A(องศา)	ประเภทฟอลต์				
	Normal	SLG	DLG	L-L	3-P
0	100%	100%	92.60%	100%	88.89%
30	100%	100%	100%	100%	100%
60	100%	100%	100%	100%	100%
90	100%	100%	96.30%	100%	100%
120	100%	100%	100%	100%	100%
150	100%	100%	100%	100%	100%
180	100%	100%	92.60%	100%	100%
210	100%	100%	100%	100%	100%
240	100%	100%	100%	100%	100%
270	100%	100%	100%	100%	100%
300	100%	100%	100%	100%	100%
330	100%	100%	100%	100%	100%

4. บทสรุป

ในบทความฉบับนี้ได้เสนอการประยุกต์ใช้การแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วยร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อแบ่งประเภทฟอลต์ที่เกิดขึ้นในสายส่ง โดยที่แรงดันไฟฟ้าและกระแสไฟฟ้าจากบัสแรก (BUS A) ถูกนำมาวิเคราะห์ตามขั้นตอนที่นำเสนอ ซึ่งในบทความนี้พิจารณาสัมประสิทธิ์องค์ประกอบความถี่สูงในสเกลที่ 1 (detail 1) เท่านั้น จากการศึกษาโดยการปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องพบว่า การแบ่งประเภทฟอลต์ได้ผลการทดลองที่ได้ให้ความถูกต้องมากกว่า 88.89% โดยใช้ช่วงข้อมูลในการวิเคราะห์เพียง 5 msec

วิธีการนำเสนอนี้สามารถนำไปประยุกต์ใช้สำหรับการพัฒนารูปแบบการวิเคราะห์สัญญาณที่ใช้กับ

ระบบป้องกันสายส่งเช่น อุปกรณ์รีเลย์ป้องกันคิติดอลความเร็วสูงที่มีการสั่งปลดวงจรแบบเลือกเฟส (phase-selection), เครื่องบันทึกฟอลต์แบบคิติดอล(DFR), ระบบปิดวงจรซ้ำแบบอัตโนมัติ (Auto - recloser)

5. กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณ คุณพงษ์ศักดิ์ มากมิ่ง และคุณพุดิขจร บุญมี สำหรับข้อมูลในการทำบทความฉบับนี้

6. เอกสารอ้างอิง

- [1] C. H. Kim and R. Aggarwal, " Wavelet transforms in power systems: Part. 1 General introduction to the wavelet transform.", IEEE Power Engineering Journal, pp. 81-87, 2000.
- [2] H. Demuth and M. Beale, Neural Network Toolbox User's Guide, The Math Work, Inc., March, 2001.
- [3] D. Van Dommelen, Alternative Transient Program Rule Book, Leuven EMTP Center, Belgium, 1991.
- [4] EGAT(1999). Switching and Transmission Line Diagram, EGAT Press.
- [5] H. W. Dommel, Electro - Magnetic Transients Program (EMTP) Theory Book, Bonneville Power Administration (BPA), Portland, Oregon, USA, 1986.
- [6] L. L. Lai, E. Vaseekar, H. Subasinghe, N. Rajkumar, "Wavelet Transform and Neural Networks for Fault Location of a Teed - network," IEEE Power System Technology, pp.807 - 811, 2000.
- [7] N. S. D. Brito, B. A. Souza and F. A. C Pires, "Daubechies Wavelets in Quality of Electrical Power," Proc. IEEE/PES ICHQP Greece, pp. 511-515, Oct.1998.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การระบุตำแหน่งฟอลต์ในสายส่งโดยใช้การแปลงเวฟเล็ตและ โครงข่ายประสาทเทียม

Fault-Location in Transmission Lines using Wavelet Transform and Artificial Neural Networks

อรรถพล เก้าพิทักษ์กุล สุธิ บรรจงจิตร สมชาติ จิรวินากร อัครัช บรรจงศิลป์
ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

บทคัดย่อ

การค้นหาตำแหน่งฟอลต์ในสายส่งอย่างรวดเร็วโดยถูกต้องแม่นยำเป็นสิ่งสำคัญสำหรับความปลอดภัยและความน่าเชื่อถือของระบบไฟฟ้ากำลัง บทความฉบับนี้จึงได้นำเสนอเทคนิคใหม่เพื่อระบุตำแหน่งของฟอลต์ในสายส่ง โดยใช้เวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย (DWT) และโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) ด้วยการจำลองรูปแบบฟอลต์ด้วยโปรแกรม ATP/EMTP โดยเปลี่ยนแปลงตำแหน่งฟอลต์, มุมที่เริ่มเกิดฟอลต์และประเภทของฟอลต์ที่เกิดขึ้น ผลสรุปจะแสดงให้เห็นว่าเทคนิคใหม่ที่ได้เสนอนำไปประยุกต์ใช้กับรีเลย์ป้องกันแบบโซน

Abstract

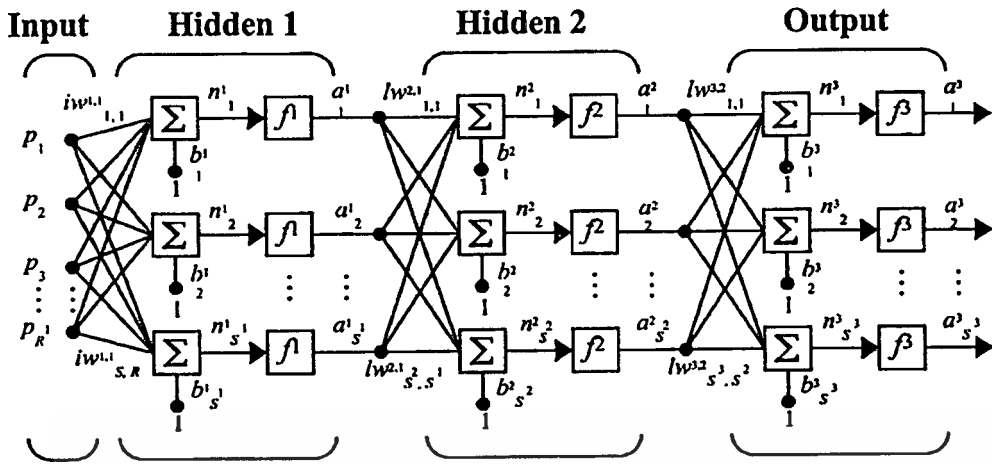
Detecting of fault location with accuracy is very important for safety and reliability of a power system. This paper proposes a new technique to locate fault position in transmission lines, using discrete wavelet transform (DWT) and artificial neural network. Fault simulations are performed using ATP/EMTP program, for 9 types of different fault locations, 12 types of different fault inception angles and 10 types of different fault types. The results show that the proposed new technique can be applied with zone protection relays.

1. บทนำ

ปัจจุบันความต้องการพลังงานไฟฟ้าเพิ่มขึ้นสายส่งซึ่งเป็นอุปกรณ์หลักที่ทำหน้าที่ในการส่งจ่ายพลังงานไฟฟ้า จึงทำให้ระบบสายส่งมีความซับซ้อนมากขึ้น ด้วยเหตุนี้ สายส่งจึงเป็นแหล่งที่เกิดฟอลต์ได้มากที่สุดเช่นกัน เนื่องจากการส่งจ่ายพลังงานจากแหล่งที่ตั้งต่างๆ ของระบบไฟฟ้า จึงทำให้การวินิจฉัยปัญหาข้างต้นกลายเป็นสิ่งที่ซับซ้อน ในอดีตหลายๆ วิธีได้ใช้เทคนิคพื้นฐาน

ของทฤษฎีคลื่นเดินทาง (travelling wave theory)[1] แต่วิธีคลื่นเดินทางและมีปัญหาในข้อแตกต่างระหว่างคลื่นส่งกลับจากฟอลต์และจากปลายสายส่งที่ห่างไกล ด้วยเหตุนี้แนวคิดของการวิเคราะห์สัญญาณด้วย การวิเคราะห์ฟูเรียร์และการแปลงเวฟเล็ตจึงได้มีการนำมาประยุกต์ใช้งาน

ในช่วงทศวรรษที่ผ่านมาการแปลงเวฟเล็ตได้มีการนำไปประยุกต์ใช้ประสบความสำเร็จเป็นอย่างมากทางด้านการประมวลผลสัญญาณ ด้วยเหตุนี้เองการแปลง



รูปที่ 1 โครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 ชั้นซ่อน [5]

เวฟเลตจึงเริ่มมีคนนิยมสนใจมากขึ้นในการระบุตำแหน่งของพอลดีในสายส่ง [2]

ขณะเดียวกันก็มีแนวความคิดในการนำเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ (artificial neural networks :ANN) ในการระบุตำแหน่งพอลดีเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการตอบสนอง และความแม่นยำของอุปกรณ์ป้องกันให้สูงขึ้น อย่างไรก็ตามการนำโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ก็ยังคงอาศัยการวิเคราะห์องค์ประกอบความถี่พื้นฐานอยู่ [3]

2. ทฤษฎี

2.1 การวิเคราะห์เวฟเลต

เวฟเลตเป็นฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ซึ่งใช้สำหรับการวิเคราะห์สัญญาณที่แบ่งข้อมูลเป็นองค์ประกอบของความถี่ที่แตกต่างกัน โดยรูปแบบการแปลงเวฟเลตที่มีการเปลี่ยนแปลงสเกลการวิเคราะห์จะถูกทดลองครั้ง 2 เท่า เรียกว่า การแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform: DWT) ดังแสดงในสมการที่ 1 [4]

$$DWT(m, n) = \frac{1}{\sqrt{x_0^m}} \sum_k f(k) \psi\left[\frac{n - ky_0 x_0^m}{x_0^m}\right] \quad (1)$$

- เมื่อ m, n, k เป็นเลขจำนวนเต็ม โดยที่
- n คือ จำนวนข้อมูล
- m คือ เลขแสดงการเปลี่ยนแปลงของสเกล
- k คือ เลขแสดงการเลื่อนตำแหน่ง

2.2 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมชนิดที่มีการแพร่ค่าย้อนกลับ (Back propagation neural network : BP) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมป้อนไปข้างหน้าแบบหลายชั้น ซึ่งจะประกอบไปด้วย จำนวนชั้นมากกว่า 2 ชั้นคือ มีได้ตั้งแต่ 3 ชั้นขึ้นไปคือ ชั้นอินพุต (Input layer), ชั้นซ่อน (Hidden layer) และชั้นเอาต์พุต (Output layer) โดยมีการเชื่อมโยงในแต่ละชั้นแบบฟูลลี่ นั่นคือทุกๆ นิวรอนในชั้นอินพุตจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นซ่อนชั้นแรก โดยมีตัวเชื่อมที่มีค่าที่สามารถปรับเปลี่ยนได้ ซึ่งเรียกว่า ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight : W) และทุกๆ นิวรอนในชั้นซ่อนแรกจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นถัดไปไปจนในที่สุดทุกๆ นิวรอนในชั้นซ่อนชั้นสุดท้ายจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นเอาต์พุตและในแต่ละชั้นจะมีค่าไบแอส (bias : b) เชื่อมต่ออยู่

โครงข่ายประสาทเทียมเรียกได้ว่าเป็นแมพปิ้งเน็ตเวิร์ค (mapping network) ถ้าหากโครงข่ายสามารถคำนวณฟังก์ชันในบางลักษณะที่กำเนิดความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตและเอาต์พุตในโครงข่าย สิ่งสำคัญที่ทำให้แมพปิ้งถูกคือนั้น จำเป็นต้องมีการฝึกสอนโครงข่าย (Training) ซึ่งในบทความนี้จะใช้โปรแกรม MATLAB / Neural Network Toolbox ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมด้วย Levenberg - Maquardt algorithm (trainlm)[5] โดยมฟังก์ชันถ่ายโอน (transfer function) ที่อยู่ในชั้นซ่อนจะใช้แทนเจนท์ซิกมอยด์ (tansigmoid : f^1, f^3)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

และในชั้นเอาต์พุทจะใช้ลิเนียร์ (linear : f³) การฝึกสอนโครงข่ายโดยอาศัยหลักการแพร่ย้อนกลับนั้น แบ่งออกได้เป็นสามขั้นตอนคือ

1. แพร่สัญญาณที่ชั้นอินพุทไปยังชั้นซ่อนแรก และแพร่สัญญาณไปยังชั้นซ่อนถัดไปจนถึงชั้นเอาต์พุทโดยผ่านฟังก์ชันถ่ายโอน
2. คำนวณค่าผิดพลาดของค่าเอาต์พุทกับค่าเอาต์พุทเป้าหมาย(Target Output) และแพร่ย้อนกลับค่าผิดพลาดเหล่านี้ไปยังชั้นซ่อน
3. โครงข่ายนั้นจะค่อยๆ ปรับแต่งค่าน้ำหนักที่ชั้นเอาต์พุท และชั้นซ่อนไปเรื่อยๆ ตามรูปแบบของกฎการสอนเพื่อลดค่าผิดพลาด โดยทำให้ค่าเอาต์พุทมีค่าใกล้เคียงหรือเท่ากับค่าเป้าหมาย ซึ่งจะสังเกตได้จากค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) ซึ่งหาได้จากสมการที่ 2

$$mape = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n \left| \frac{o/p_{ANNi} - o/p_{TARGETi}}{o/p_{TARGETi}} \right| * 100\% \quad (2)$$

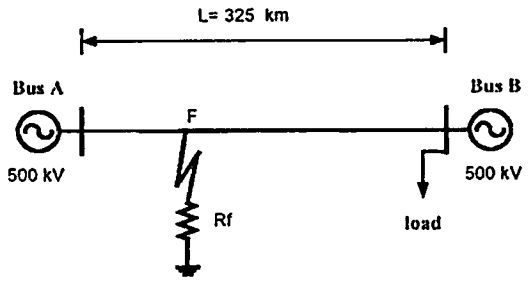
โดยที่ o/p_{ANN} คือ ค่าตอบของโครงข่ายประสาทเทียม
 o/p_{TARGET} คือ ค่าตอบที่ต้องการ
 n คือ จำนวนชุดข้อมูลทดสอบ

3. ผลทดลอง

โปรแกรม ATP/EMTP[6] ได้นำมาใช้ทดสอบกับแบบจำลองสายส่งวงจรเดียวในระบบ 500 kV ที่มีความยาว 325.6 กิโลเมตร[7] ดังรูปที่ 2 ความต้านทานลัดวงจรมีค่าต่ำประมาณ 10 โอห์มและขนาดของโหลดเท่ากับ 500 MVA (p.f. = 0.8) โปรแกรม ATP/EMTP ได้ทำการจำลองสัญญาณทั้งหมด 5 ไซเคิล (0-0.1 วินาที) เริ่มเกิดฟอลต์ที่ 0.04 วินาทีกับมีอัตราการสุ่ม (sampling rate) 200 kHz และทำการปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์ต่างๆ ดังต่อไปนี้

- ประเภทของฟอลต์ 10 ประเภท (SLG, DLG, L-L, 3-P)
- ตำแหน่งการเกิดฟอลต์ 10% - 90% ของระยะทางทั้งหมด

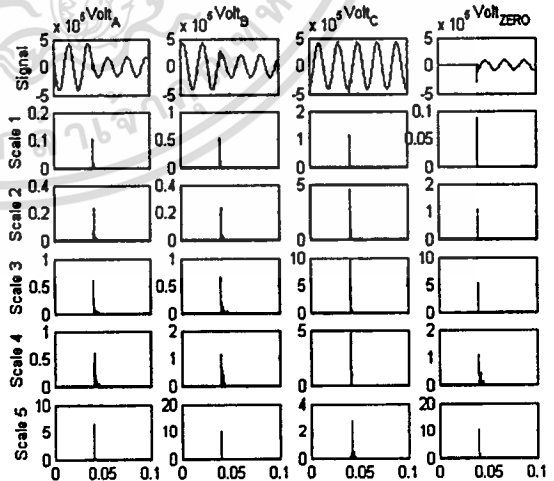
- มุมที่เริ่มเกิดฟอลต์ 0° - 330° เมื่อเทียบกับมุมเฟสของแรงดันที่เฟส A (ช่วงละ 30°)



รูปที่ 2 แบบของสายส่งที่ใช้ในการจำลองฟอลต์

3.1 การวิเคราะห์ห้วงเวลา

ขั้นตอนแรกของการวิเคราะห์ห้วงเวลาจะนำสัญญาณแรงดันไฟฟ้าและกระแสไฟฟ้าที่ได้ในแต่ละเฟสจากบัส A มาผ่านการแปลงให้ออกมาอยู่ในรูปองค์ประกอบต่างๆ (positive, negative, zero sequence) โดยใช้ค่าคงที่ของการแปลงของคลาร์ก (Clarke's Transformation)[8] นำสัญญาณที่ได้ของเฟส A, B, C รวมทั้งสัญญาณขององค์ประกอบลำดับศูนย์ (zero sequence) มาทำการวิเคราะห์ด้วยการแปลงเวกเตอร์แบบเต็มหน่วยโดยใช้เวกเตอร์แม่ขั้ว daubechies 4 (db4) [9,10] เพื่อแยกองค์ประกอบความถี่สูง(detail 1-5) ในสเกลที่ 1-5 ออกมาและทำการยกกำลัง 2 สัมประสิทธิ์ในทุกสเกล ดังในรูปที่ 3



รูปที่ 3 องค์ประกอบความถี่สูง (Detail) สเกลที่ 1-5 ของแรงดันไฟฟ้าจากฟอลต์ชนิด 2 เฟสลงดิน(DLG)

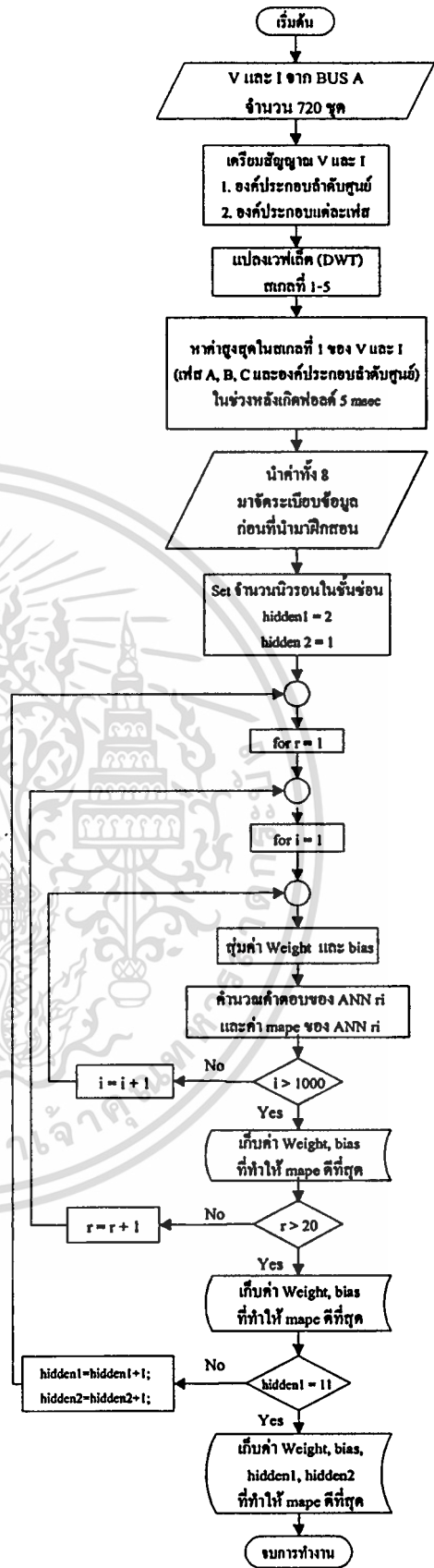
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2 วิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียม

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบด้วย 8 อินพุต และ 1 เอาต์พุต โดยที่ค่าอินพุตนำมาจากค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์ในสเกลที่ 1 (detail 1) จากองค์ประกอบแรงดันไฟฟ้าและกระแสไฟฟ้าของเฟส A, B, C และองค์ประกอบลำดับศูนย์ในช่วง $\frac{1}{4}$ ไซเคิล (5 msec) หลังเกิดฟอลต์ตามลำดับ จากนั้นค่าอินพุตจะถูกจัดระเบียบข้อมูล (Normalization) ก่อนที่นำมาฝึกสอนและทดสอบกับโครงข่ายประสาทเทียม และจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนกับจำนวนชุดข้อมูลทดสอบจะมีจำนวน 720 ชุด และ 360 ชุด (ที่ไม่อยู่ในชุดข้อมูลฝึกสอน) ตามลำดับจากข้อมูลทั้งหมดจำนวน 1080 ชุด

การฝึกสอนโดยการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส(Random initial weight and biases) ให้กับโครงข่ายเริ่มต้นของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 ตั้งแต่ 2-1 และเพิ่มขึ้นครั้งละ 1 ไปจนถึง 11-10 (เพื่อหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุด) โดยแต่ละโครงข่ายจะทำการฝึกสอน 20 รอบ (การฝึกสอน 1 รอบกำหนดให้มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและไบแอสเป็นจำนวน 1000 iteration) มีขั้นตอนดังแสดงในรูปที่ 4 หลังจากฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเสร็จสิ้น จะใช้เวลาในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่ดีที่สุดประมาณ 183 นาที โดยจะได้จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1-2 และชั้นเอาต์พุตเป็น 10, 9 และ 1 ตามลำดับ

จากนั้นจึงนำโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอน(ชุดที่มีค่า MAPE ต่ำที่สุด) มาทดสอบกับข้อมูลทดสอบชุดเดียวกัน โดยจะได้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ของชุดทดสอบที่ดีที่สุดเป็น 0.878% ส่วนเวลาที่ใช้ในการหาคำตอบ(ตั้งแต่การวิเคราะห์เวฟเบื้องต้นได้คำตอบจากโครงข่ายประสาทเทียม) จะใช้เวลาประมาณ 3 วินาที ตารางที่ 1 แสดงตัวอย่างเปรียบเทียบค่าคำตอบจริงกับคำตอบของโครงข่ายประสาทเทียมจำนวน 36 ชุด (10% ของชุดข้อมูลทดสอบ)



รูปที่ 4 ขั้นตอนการฝึกสอน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 1 ตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่าคำตอบจริงกับคำตอบของโครงข่ายประสาทเทียม

ข้อมูล ชุดที่	ระยะทาง จริง (km)	คำตอบของ ANN (km)	%error	ข้อมูล ชุดที่	ระยะทาง จริง (km)	คำตอบของ ANN (km)	%error	ข้อมูล ชุดที่	ระยะทาง จริง (km)	คำตอบของ ANN (km)	%error
1	32.5	32.5335	0.1029%	13	130	130.0011	0.0009%	25	227.5	227.4157	0.037%
2	32.5	32.175	1.0001%	14	130	129.6153	0.2959%	26	227.5	227.5493	0.0217%
3	32.5	31.9467	1.7023%	15	130	129.4905	0.3919%	27	227.5	227.4048	0.0418%
4	32.5	32.1419	1.102%	16	130	130.0485	0.0373%	28	227.5	227.6994	0.0877%
5	65	64.955	0.0692%	17	162.5	163.0709	0.3513%	29	260	260.1055	0.0406%
6	65	65.0202	0.0311%	18	162.5	162.9936	0.3038%	30	260	260.0758	0.0291%
7	65	64.9296	0.1083%	19	162.5	163.1944	0.4273%	31	260	260.0241	0.0093%
8	65	64.6566	0.5284%	20	162.5	162.8789	0.2332%	32	260	260.0007	0.0003%
9	97.5	97.5483	0.0495%	21	195	195.3153	0.1617%	33	292.5	292.3672	0.0454%
10	97.5	97.5806	0.0827%	22	195	195.0532	0.0273%	34	292.5	292.4046	0.0326%
11	97.5	97.5728	0.0747%	23	195	194.9992	0.0004%	35	292.5	292.4449	0.0188%
12	97.5	97.4945	0.0056%	24	195	194.8185	0.0931%	36	292.5	292.3314	0.0576%

ตารางที่ 2 ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) ของการหาค่าแห่งฟอลต์

มุมเทียบกับ เฟส A (องศา)	MAPE of Fault Location			
	SLG	DLG	L-L	3-P
0	0.7097%	0.7266%	2.7553%	0.246%
30	0.4965%	0.5989%	1.4434%	0.2694%
60	0.8175%	0.4215%	1.4266%	0.2931%
90	0.5533%	0.708%	1.7926%	0.1835%
120	0.7359%	0.3195%	2.1996%	0.1667%
150	0.652%	0.6423%	1.6371%	0.2027%
180	1.3248%	0.3409%	2.6284%	0.3827%
210	0.5698%	0.5495%	1.7713%	0.1508%
240	0.7707%	0.4886%	1.3097%	0.3762%
270	0.4512%	0.5165%	1.4978%	0.28815
300	0.8877%	0.806%	2.3934%	0.3088%
330	0.365%	0.5251%	1.1885%	0.404%

ตารางที่ 3 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของการหาค่าแห่งฟอลต์

มุมเทียบกับ เฟส A (องศา)	Mean Error of Fault Location (km)			
	SLG	DLG	L-L	3-P
0	1.2001	0.5239	1.731	0.1946
30	0.6192	0.7251	1.4639	0.2253
60	1.2433	0.4134	1.025	0.2695
90	0.8922	0.9796	1.8299	0.2058
120	1.0074	0.2732	1.2402	0.1288
150	1.0533	0.8199	1.5622	0.1753
180	1.6711	0.3913	1.5366	0.2968
210	0.827	0.5793	1.768	0.1781
240	1.0847	0.3971	0.9996	0.2935
270	0.6532	0.5057	1.235	0.2308
300	1.3241	0.5925	1.1777	0.2311
330	0.5403	0.6479	1.3916	0.2684

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4. บทสรุป

ในบทความฉบับนี้ได้เสนอการประยุกต์ใช้การแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วยร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อหาค่าตำแหน่งฟอลต์ที่เกิดขึ้นในสายส่ง จากการศึกษาศึกษาโดยการปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องกับข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบจำนวน 1080 ชุด จากตารางที่ 2 จะเห็นได้ว่าสามารถหาค่าตำแหน่งที่เกิดฟอลต์ชนิด 2 เฟสลงดิน (DLG) และฟอลต์ 3 เฟส (3-P) โดยมีค่าผิดพลาดเฉลี่ยต่ำกว่า 0.81% ขณะเดียวกันฟอลต์ชนิดเฟสเดียวลงดิน (SLG) มีค่าผิดพลาดเฉลี่ยต่ำกว่า 1.33% และฟอลต์ระหว่างเฟส (L-L) มีค่าต่ำกว่า 2.63% และในตารางที่ 3 จะแสดงให้เห็นว่าค่าผิดพลาดเฉลี่ยจากค่าระยะทางที่เกิดฟอลต์จริงกับค่าความผิดพลาดเฉลี่ยที่เกิดฟอลต์ชนิด 2 เฟสลงดิน (DLG) มีค่าต่ำกว่า 1 km, ฟอลต์ 3 เฟส (3-P) มีค่าต่ำกว่า 0.3 km, ฟอลต์ชนิดเฟสเดียวลงดิน (SLG) มีค่าต่ำกว่า 1.7 km, และฟอลต์ระหว่างเฟส (L-L) มีค่าต่ำกว่า 1.83 km

วิธีการนำเสนอนี้สามารถนำไปใช้เป็นขั้นตอนแรกในการระบุตำแหน่งฟอลต์เพื่อการคำนวณที่ค่อนข้างแน่นอนมากขึ้น[11] โดยที่มีค่าความผิดพลาดโดยเฉลี่ยต่ำกว่า 1.9 km นอกจากนี้ยังสามารถนำไปเป็นแนวคิดในการประยุกต์ใช้งานร่วมกับรีเลย์ป้องกันแบบโซน (Zone protection relays) และการระบุตำแหน่งฟอลต์ที่มากกว่า 2 บัสขึ้นไปได้

5. เอกสารอ้างอิง

- [1] E H Shehab-Eldin and P G McLaren, "Travelling Wave Distance Protection-problem Areas and Solutions", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 3, No. 3, pp. 894-902, July 1998.
- [2] Xia Yibin, W.W.L. Keerthipala, "A new technique using wavelet analysis for fault location", Developments in Power System Protection, 1997, Conference Publication no.434 IEE 1997, pp. 231 -234.
- [3] P. K. Dash, A. K. Pradhan, and G.Panda, "Application of Minimal Radial Basis Function Neural Network to Distance Protection", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 16, No. 1, January 2001.
- [4] C. H. Kim and R. Aggarwal, " Wavelet transforms in power systems: Part. 1 General introduction to the wavelet transform.", IEEE Power Engineering Journal, pp. 81-87, 2000.
- [5] H. Demuth and M. Beale, Neural Network Toolbox User's Guide, The Math Work, Inc., March, 2001.
- [6] D. Van Dommelen, Alternative Transient Program Rule Book, Leuven EMTP Center, Belgium, 1991.
- [7] EGAT "Switching and Transmission Line Diagram", September 1999.
- [8] H. W. Dommel, Electro - Magnetic Transients Program (EMTP) Theory Book, Bonneville Power Administration (BPA), Portland, Oregon, USA, 1986.
- [9] L. L. Lai, E. Vaseekar, H. Subasinghe, N. Rajkumar, "Wavelet Transform and Neural Networks for Fault Location of a Teed - network," IEEE Power System Technology, pp.807 - 811, 2000.
- [10] N. S. D. Brito, B. A. Souza and F. A. C. Pires, "Daubechies Wavelets in Quality of Electrical Power", Proc. IEEE/PES ICHQP Greece, pp. 511-515, Oct.1998
- [11] พงษ์ศักดิ์ มากมิ่ง, พุฒิชจร บุญมี, สุทธิ บรรจงจิตร, นิทัศน์ กฤษณจินดา, "การประยุกต์ใช้การแปลงเวฟเลตเพื่อหาค่าตำแหน่งฟอลต์ในสายส่ง.", วิศวกรรมลาดกระบัง, ปีที่ 18, ฉบับที่ 1, มีนาคม 2544, หน้า 92-97.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยและโครงข่ายประสาทชนิด Probabilistic สำหรับระบุตำแหน่งฟอลต์ในสายส่ง Discrete Wavelet Transform and Probabilistic Neural Networks for Fault Location in Transmission Lines

อรรถพล เก้าพิทักษ์กุล สุทธิ บรรจงจิตร

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

บทคัดย่อ

ความน่าเชื่อถือของระบบส่งจ่ายพลังงานไฟฟ้ามีความสำคัญมาก การระบุตำแหน่งฟอลต์จึงเป็นสิ่งสำคัญในระบบไฟฟ้ากำลังเพื่อที่จะขจัดฟอลต์ออกจากสายส่ง บทความฉบับนี้ นำเสนอเทคนิคใหม่สำหรับหาตำแหน่งของฟอลต์ในสายส่ง โดยใช้เวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย (DWT) และโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Probabilistic (PNN) โดยอาศัยหลักการคือ การเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่สูงจะถูกนำมาเป็นชุดข้อมูลฝึกสอนเพื่อป้อนเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกฝึกฝนและตรวจสอบกับข้อมูลที่ไม่เคยเห็น ผลสรุปแสดงให้เห็นว่าเทคนิคใหม่ที่ได้เสนอสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับรีเลย์ความเร็วสูง

Abstract

Reliability of power system is very important. Detecting of fault location is important in a power system in order to clear faults from transmission lines. This paper proposes a new technique to fault location in transmission lines, using discrete wavelet transform (DWT) and probabilistic neural network (PNN). The variations of the high frequency component are used as an input for the training pattern. PNN was trained and validated with unseen data. The results show that the proposed new technique can be application with high speed relaying.

1. บทนำ

ในปัจจุบันความต้องการพลังงานไฟฟ้าได้เพิ่มสูงขึ้นจึงทำให้มีการขยายตัวของระบบสายส่งมากขึ้นตาม ส่งผลให้ต้องมีการเดินสายส่งผ่านไปยังพื้นที่ในหลายลักษณะ ทำให้มีโอกาสที่จะเกิดฟอลต์กับสายส่งได้ ซึ่งฟอลต์ที่เกิดขึ้นบนสายส่งนี้เป็นความผิดปกติที่เกิดขึ้นได้มากที่สุดเมื่อเทียบกับอุปกรณ์อื่นๆ ในระบบไฟฟ้ากำลัง และเมื่อ

มีฟอลต์เกิดขึ้นบนสายส่งมีความจำเป็นอย่างยิ่งที่ต้องวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ที่เกิดขึ้นเพื่อสามารถกำจัดฟอลต์ได้อย่างรวดเร็วซึ่งจะช่วยลดความเสียหายที่เกิดขึ้น

ในช่วง 2-3 ปีก่อน โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (Back propagation neural network : BP) มีการใช้อย่างแพร่หลาย อย่างไรก็ตามด้วยข้อเสียเกี่ยวกับเวลาในการฝึกสอนของโครงข่ายและการประยุกต์สำหรับการแบ่งประเภททำให้การพัฒนาไปไม่ได้ไม่กว้างเท่าที่ควร

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จนกระทั่งปัจจุบันได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี(Radial Basis Function neural network: RBF) เพื่อใช้ในการแก้ปัญหาเกี่ยวกับการแบ่งประเภท อย่างไรก็ตาม โครงข่ายประสาทเทียมยังมีข้อจำกัดที่ยังคงอาศัยหลักการวิเคราะห์ด้วยการแปลงฟูเรียร์เพื่อวิเคราะห์องค์ประกอบความถี่พื้นฐานอยู่ซึ่งจะต้องใช้ข้อมูลอย่างน้อย 1 ไซเคิลเป็นข้อมูลพื้นฐานในการวิเคราะห์ จึงได้มีแนวความคิดใหม่เกิดขึ้น โดยเปลี่ยนแนวโน้มนៃของการวิเคราะห์สัญญาณองค์ประกอบความถี่พื้นฐานมาสู่การวิเคราะห์สัญญาณองค์ประกอบความถี่สูง และจากลักษณะของสัญญาณองค์ประกอบความถี่สูงที่มีการเปลี่ยนแปลงที่รวดเร็วจึงสามารถที่จะทำให้ลดช่วงของข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์ได้ โดยจะช่วยลดเวลาในการวิเคราะห์และตัดสินใจซึ่งสามารถนำไปสู่การพัฒนาวิธีในรูปแบบใหม่ได้ ในที่สุด

2. ทฤษฎี

รูปแบบการวิเคราะห์สัญญาณที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลาย จะใช้การแปลงฟูเรียร์ (Fourier Techniques) โดยทำการแปลงสัญญาณจากโดเมนเวลา (Time-domain) ไปเป็นโดเมนความถี่ (Frequency-domain) ถึงแม้ว่าการวิเคราะห์ด้วยการแปลงฟูเรียร์จะมีความแม่นยำด้านความถี่ แต่ด้วยข้อจำกัดของการแปลงฟูเรียร์เกี่ยวกับข้อมูลทางด้านเวลาที่ขาดหายไป ซึ่งข้อมูลทางด้านเวลาเป็นสิ่งสำคัญมากในการวิเคราะห์สัญญาณในลักษณะทรานเซียนต์ ดังนั้นการแปลงฟูเรียร์จึงไม่เหมาะสมสำหรับสัญญาณในลักษณะทรานเซียนต์

2.1 การวิเคราะห์เวฟเลต

การแปลงเวฟเลตได้ถูกพิจารณาเป็นอีกทางเลือกหนึ่งนอกจากเทคนิคฟูเรียร์ โดยการแปลงเวฟเลตที่มีการเปลี่ยนแปลงสเกลการวิเคราะห์ให้ลดลงครึ่ง 2 เท่า เรียกว่าการแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform: DWT) ดังแสดงในสมการที่ 1 [1]

$$DWT(m, n) = \frac{1}{\sqrt{2^m}} \sum_k f(k) \psi \left[\frac{n - k2^m}{2^m} \right] \quad (1)$$

เมื่อ $\psi \left[\frac{n - k2^m}{2^m} \right]$ เป็นเวฟเลตแม่ (mother wavelet)

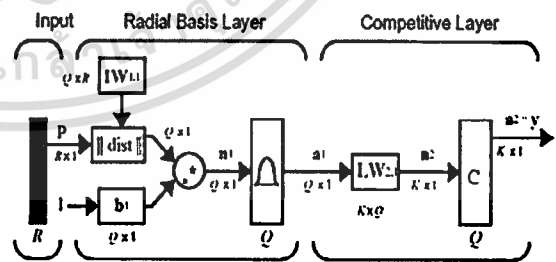
m, n คือ เลขจำนวนเต็มบวก

2^m คือ การสเกล (Scale)

k คือ เลขแสดงการเลื่อนตำแหน่ง

2.2 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network : ANN) มีแนวคิดเลียนแบบการทำงานของสมองชีวภาพ โดยเรียนรู้และศึกษาการทำงานของสมองชีวภาพเพื่อกำหนดแนวทางสำหรับการสร้างแบบจำลองขึ้นมา แล้วพยายามสมมติฐานลักษณะการทำงานโดยจำลองเป็นโมเดลคณิตศาสตร์ที่มีลักษณะเดียวกันแล้วดำเนินการคำนวณโดยใช้คอมพิวเตอร์ โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Probabilistic (Probabilistic Neural Network : PNN) เป็นอยู่ในกลุ่มโครงข่ายประสาทเทียมแบบฐานรัศมี (Radial Basis Neural Network : RBNN)[2] ซึ่งสามารถใช้แก้ปัญหาการแบ่งประเภท โดยจะประกอบด้วย จำนวนชั้น 3 ชั้นคือ ชั้นอินพุต (Input layer), ชั้นซ่อน (Hidden layer) และชั้นเอาต์พุต (Output layer) ซึ่งการเชื่อมโยงของแต่ละชั้นดังแสดงในรูปที่ 1 [2] และมีฟังก์ชันถ่ายโอนที่อยู่ในชั้นซ่อนจะใช้ แบบฐานรัศมี (radial basis : f^1) และชั้นเอาต์พุตจะใช้แบบคอมพิทิทิฟ (competitive : f^2)



รูปที่ 1 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Probabilistic (PNN)

เอาต์พุตของนิวรอน j ในชั้นเอาต์พุตของ PNN

$$\varphi(x^*) = \exp \left(- \frac{\|x^* - w_j\|^2}{\sigma_j^2} \right) \quad (2)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

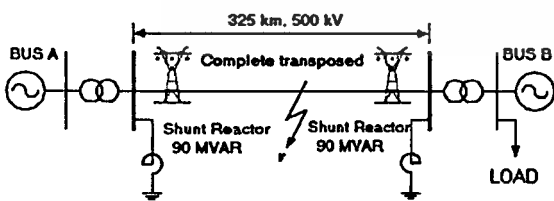
$$o / p_{ANN} = f^2(LW_{2,1}, \varphi(x^*)) \quad (3)$$

โดยที่ $\varphi(x^*)$ เป็นแอมพลิจูดของนิเวรอนที่ j ในชั้นซ่อน
 $x^* = [x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*]$ คือ เวกเตอร์อินพุต
 w_j คือ เวกเตอร์ค้ำถ่วงน้ำหนักในชั้นซ่อน
 σ_j คือ ค่ากระจายของฟังก์ชันแกตส์
 f^2 คือ ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบคอมพิลิตีฟ
 $LW_{2,1}$ คือ ค้ำถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นซ่อน
 กับชั้นเอาต์พุต

3. การจำลองฟอลต์

โปรแกรมจำลอง ATP/EMTP[3] ถูกนำมาใช้ทดสอบกับแบบจำลองระบบสายส่งแรงดัน 500 kV ซึ่งเป็นสายส่งจากโรงไฟฟ้าแม่เมาะถึงสถานีไฟฟ้าท่าตะโก (MM3-TTK) ที่มีความยาว 325.6 กิโลเมตร [4] ดังรูปที่ 2 เพื่อหลีกเลี่ยงความยุ่งยากจึงได้ตั้งสมมุติฐานให้ความต้านทานลัดวงจรมีค่าต่ำประมาณ 10 โอห์มและขนาดของโหลดเท่ากับ 500 MVA (p.f. = 0.8) ซึ่งโปรแกรม ATP/EMTP นี้ได้ทำการจำลองสัญญาณเริ่มเกิดฟอลต์ที่ 0.04 วินาที มีอัตราการสุ่ม (sampling rate) 200 kHz และทำการปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์ต่างๆ ดังนี้

- ประเภทของฟอลต์ 10 ประเภท
- ตำแหน่งการเกิดฟอลต์ 10% - 90% ของระยะทางทั้งหมด
- มุมที่เริ่มเกิดฟอลต์ $0^\circ - 330^\circ$ เมื่อเทียบกับมุมเฟสของแรงดันที่เฟส A (ช่วงละ 30°)



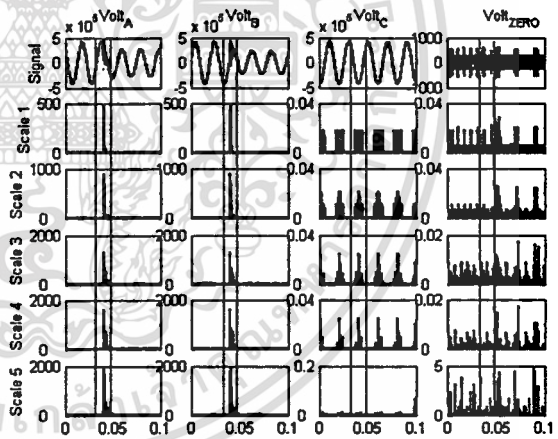
รูปที่ 2 แบบของสายส่งที่ใช้ในการจำลองฟอลต์

4 การวิเคราะห์

ขั้นตอนการวิเคราะห์ทั้งหมดจะถูกปฏิบัติกรบนคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคล (Personal Computer : PC) เพนเทียมพี 500 MHz หน่วยความจำ 256 MB

4.1 การวิเคราะห์เวฟเลิต

นำสัญญาณแรงดันและกระแสที่ได้จากแต่ละเฟสของบัส A มาผ่านการแปลงของคลาร์ก (Clarke's Transformation) ให้ออกมาอยู่ในรูปองค์ประกอบต่างๆ (positive, negative, zero sequence) ซึ่งสัญญาณที่ได้ของเฟส A, B, C รวมทั้งองค์ประกอบลำดับศูนย์จะถูกนำมาวิเคราะห์ด้วยการแปลงเวฟเลิตแบบเต็มหน่วย โดยใช้เวฟเลิตแม่ซินิก daubechies4 (db4) [5] เพื่อแยกองค์ประกอบความถี่สูง (detail 1-5) ในสเกลที่ 1-5 ออกมาและสัมประสิทธิ์ของทุกสเกลจะถูกยกกำลังสอง ดังแสดงในรูปที่ 3



รูปที่ 3 องค์ประกอบความถี่สูง (Detail) สเกลที่ 1-5 ของแรงดันไฟฟ้าจากฟอลต์ระหว่างเฟส (L-L)

4.2 วิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียม

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบด้วย 8 อินพุต (ค่าอินพุตจะนำมาจากค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์ในสเกลที่ 1 (detail 1) จากแรงดันและกระแสของเฟส A, B, C และองค์ประกอบลำดับศูนย์ในช่วง $\frac{1}{4}$ ไซเคิลหลังเกิดฟอลต์ตามลำดับ) และ 1 เอาต์พุต โดยค่า

เอาต์พุตที่มีค่าเปลี่ยนแปลงอยู่ระหว่าง '1' ถึง '9' โดยที่สัมพันธ์กับตำแหน่งที่เกิดฟอลต์ ดังในตารางที่ 1

ค่าอินพุตจะถูกจัดระเบียบข้อมูล (Normalization) ก่อนที่นำมาฝึกสอนและทดสอบกับโครงข่ายประสาทเทียม โดยจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนและจำนวนชุดข้อมูลทดสอบจะมีจำนวน 720 ชุดและ 360 ชุดตามลำดับจากข้อมูลทั้งหมดจำนวน 1080 ชุด

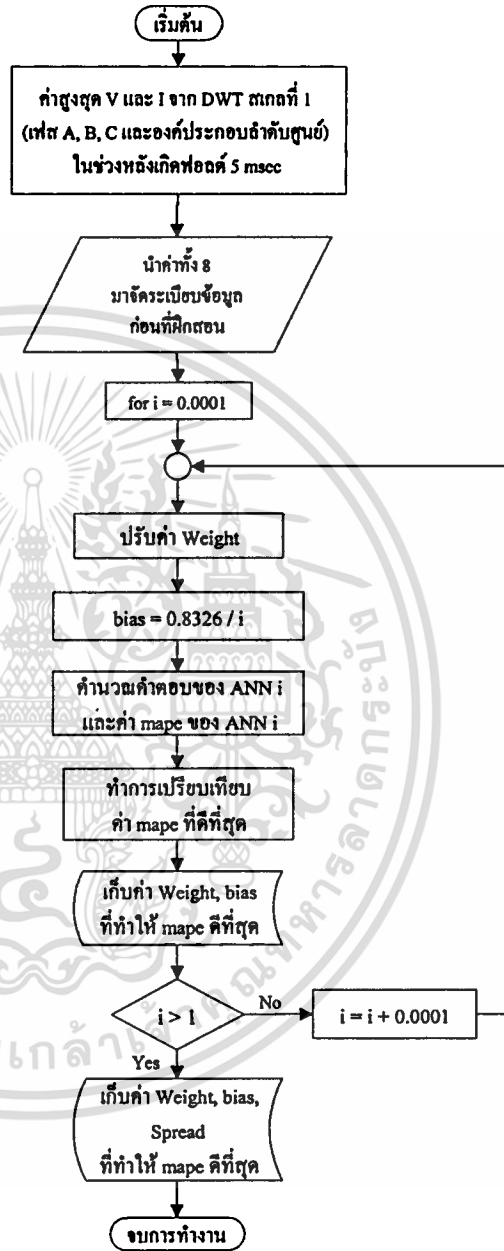
ตารางที่ 1 ตัวอย่างค่าเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม

ค่าตอบของ ANN	ตำแหน่งที่เกิดฟอลต์ (%)	ระยะทางที่เกิดฟอลต์ (km)
1	10%	32.5
2	20%	65
3	30%	97.5
4	40%	130
5	50%	162.5
6	60%	195
7	70%	227.5
8	80%	260
9	90%	292.5

การฝึกสอนโครงข่าย (Training neural network) จะใช้โปรแกรม MATLAB / Neural Network [2] จากนั้นเริ่มทำการฝึกสอนด้วยการปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนัก และเพิ่มค่ากระจายค่าคงที่ (Spread) ซึ่งจะสัมพันธ์กับค่าไบอัส ($b = \frac{0.8326}{Spread}$)[2] ในชั้นซ่อนที่ 1 โดยเริ่มต้นที่ 0.0001 และจะเพิ่มขึ้นครั้งละ 0.0001 จนถึง 1 เพื่อหาค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) ของชุดข้อมูลฝึกสอนที่ดีที่สุด ซึ่งหาได้จากสมการที่ 4 และขั้นตอนการฝึกสอนดังในรูปที่ 4

$$mape = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n \left| \frac{o/p_{ANNi} - o/p_{TARGETi}}{o/p_{TARGETi}} \right| * 100\% \quad (4)$$

โดยที่ o/p_{ANN} คือ ค่าตอบของโครงข่ายประสาทเทียม
 o/p_{TARGET} คือ ค่าตอบที่ต้องการ
 n คือ จำนวนชุดข้อมูลทดสอบ



รูปที่ 4 ขั้นตอนการฝึกสอน

หลังจากฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเสร็จสิ้น จะใช้เวลาในการฝึกสอนที่ดีที่สุดประมาณ 62 วินาที โดยจะได้ค่ากระจายค่าคงที่เป็น 0.0016 และขนาดเมกคิกซ์ของ

ค่าด่วงนำหนักในชั้นช่อนที่ 1 และชั้นเฮดพุทเป็น (720,8) และ (9,720) ตามลำดับ

จากนั้นจึงนำโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอน(จุดที่มีค่า MAPE ตีที่สุด) มาทดสอบกับข้อมูลทดสอบชุดเดียวกัน โดยจะได้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ของชุดทดสอบตีที่สุดเป็น 0.0744% จากตารางที่ 2 จะแสดงตัวอย่างของการระบุตำแหน่งฟอลต์ชนิด BC จะเห็นว่า มีการระบุตำแหน่งผิดพลาดอยู่ 32.5 km หรือมีการแบ่งประเภทผิดพลาดจากประเภทที่ 7 เป็นประเภทที่ 8

ตารางที่ 2 ตัวอย่างคำตอบของการระบุตำแหน่งฟอลต์ชนิด BC (มุมเริ่มเกิดฟอลต์ 90 องศา)

ระยะทางจริง จาก MM3	ตำแหน่งที่เกิดฟอลต์ (km)	
	คำตอบจาก ANN (km)	ค่าผิดพลาด (km)
32.5	32.5	0.0
65	65.0	0.0
97.5	97.5	0.0
130	130.0	0.0
162.5	162.5	0.0
195	195.0	0.0
227.5	260.0	32.5
260	260.0	0.0
292.5	292.5	0.0

ตารางที่ 3 จะแสดงให้เห็นว่า สามารถแยกประเภทตำแหน่งที่เกิดฟอลต์ชนิด 2 เฟสลงดิน (DLG) และฟอลต์ 3 เฟส (3-P) โดยมีค่าผิดพลาดเฉลี่ยเป็น 0% ขณะเดียวกันฟอลต์ชนิดเฟสเดียวลงดิน (SLG) มีค่าผิดพลาดเฉลี่ยต่ำกว่า 0.463% และฟอลต์ระหว่างเฟส(L-L) มีค่าต่ำกว่า 0.74% และในตารางที่ 4 จะแสดงให้เห็นว่า ค่าผิดพลาดเฉลี่ยจากค่าระยะทางที่เกิดฟอลต์จริงกับค่าความผิดพลาดเฉลี่ยที่เกิดฟอลต์จะพบว่าฟอลต์ชนิด 2 เฟสลงดิน (DLG) และฟอลต์ 3 เฟส (3-P) มีค่าเป็น 0 km ในขณะที่ฟอลต์ชนิดเฟสเดียวลงดิน (SLG) และฟอลต์ระหว่างเฟส (L-L) มีค่าต่ำกว่า 1.2 km

ตารางที่ 3 ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) ของการแยกประเภทตำแหน่งฟอลต์

มุมเทียบกับ เฟส A (องศา)	MAPE of Fault Location			
	SLG	DLG	L-L	3-P
0	0%	0%	0%	0%
30	0.46%	0%	0%	0%
60	0%	0%	0%	0%
90	0%	0%	0.53%	0%
120	0.46%	0%	0%	0%
150	0%	0%	0%	0%
180	0%	0%	0.74%	0%
210	0%	0%	0%	0%
240	0.46%	0%	0%	0%
270	0%	0%	0.53%	0%
300	0.46%	0%	0%	0%
330	0%	0%	0.74%	0%

ตารางที่ 4 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของการแยกประเภทตำแหน่งฟอลต์

มุมเทียบกับ เฟส A (องศา)	Mean Error of Fault Location (km)			
	SLG	DLG	L-L	3-P
0	0	0	0	0
30	1.2	0	0	0
60	0	0	0	0
90	0	0	1.2	0
120	1.2	0	0	0
150	0	0	0	0
180	0	0	1.2	0
210	0	0	0	0
240	1.2	0	0	0
270	0	0	1.2	0
300	1.2	0	0	0
330	0	0	1.2	0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5 การแบ่งประเภทของชุดฝึกสอนและทดสอบ

คำอธิบายของ ANN	ประเภทตำแหน่งฟอลต์ที่ต้องการ								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	120	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	120	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	120	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	120	2	0	0	0	0
5	0	0	0	0	118	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	120	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	118	4	0
8	0	0	0	0	0	0	2	116	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	120
รวม	120	120	120	120	120	120	120	120	120
% ความถูกต้อง	100%	100%	100%	100%	98.33%	100%	98.33%	96.66%	100%

ตารางที่ 5 จะแสดงการแบ่งประเภทของชุดฝึกสอนและทดสอบจำนวน 1080 ชุด จะเห็นได้ว่า สามารถแยกประเภทตำแหน่งที่เกิดฟอลต์โดยส่วนใหญ่จะถูกต้องสูงเกือบถึง 100% แต่ยังมีกรณีการแยกประเภทผิดพลาดอยู่ 8 ข้อมูลดังจะเห็นได้จากตาราง

5. บทสรุป

การประยุกต์ใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Probabilistic พบว่าการแบ่งประเภทข้อมูลทดสอบมีความถูกต้องเฉลี่ยมากกว่า 99% กล่าวคือ ในชุดข้อมูลฝึกสอนมีการแยกประเภทผิดพลาดอยู่ 6 ข้อมูลจาก 720 ข้อมูลและชุดข้อมูลทดสอบมีการแบ่งประเภทผิดพลาดอยู่ 2 ข้อมูลจาก 360 ข้อมูล เมื่อพิจารณาต่อไปจะเห็นได้ว่า การฝึกสอนจะใช้เวลาค่อนข้างต่ำซึ่งใช้เวลาเพียง 62 วินาที ซึ่งเป็นข้อดีของโครงข่ายชนิดนี้ที่สามารถนำไปใช้ปฏิบัติงานแบบทันทีทันใด (on-line operation) ในขณะที่ตัวกันยังเป็นแนวคิดที่จะนำไปประยุกต์ใช้งานร่วมกับบริลีย์ความเร็วสูงเพื่อแบ่งประเภทฟอลต์ในสายส่งที่ซับซ้อนมากขึ้นทั้งแบบวงจรเดี่ยวและแบบวงจรคู่ ได้ด้วย

6. เอกสารอ้างอิง

- [1] C. H. Kim and R. Aggarwal, "Wavelet transforms in power systems: Part. 1 General introduction to the wavelet transform," IEEE Power Engineering Journal, pp. 81-87, 2000.
- [2] H. Demuth and M. Beale, Neural Network Toolbox User's Guide, The Math Work, Inc., March 2001.
- [3] D. Van Dommelen, Alternative Transient Program Rule Book, Leuven EMTP Center, Belgium, 1991.
- [4] EGAT(1999). Switching and Transmission Line Diagram, EGAT Press.
- [5] L. L. Lai, E. Vaseekar, H. Subasinghe, N. Rajkumar, "Wavelet Transform and Neural Networks for Fault Location of a Teed - network," IEEE Power System Technology, pp.807 - 811, 2000.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การประยุกต์ใช้การแปลงเวฟเล็ตและโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับแบ่งประเภทฟอลต์ในสายส่งวงจรเดียว

An Application of Wavelet Transform and Neural Networks for Fault Classification in Single Circuit Transmission Lines

อรรถพล เก้าพิทักษ์กุล ศุภี บรรจงจิตร

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

บทคัดย่อ

บทความฉบับนี้นำเสนอการแก้ปัญหาแนวใหม่โดยใช้เวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย (DWT) และโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) สำหรับแบ่งประเภทฟอลต์ในระบบไฟฟ้ากำลัง 500 kV โปรแกรม EMTP ถูกนำมาใช้ในการสร้างรูปแบบของฟอลต์ในหลายๆ รูปแบบสำหรับฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้น โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (Back Propagation neural network : BP) ถูกนำมาเปรียบเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฐานรัศมี (Radial Basis Function neural network : RBF) มันจะพบว่าวิธีแก้ปัญหาด้วยชนิดฐานรัศมีให้ค่าความถูกต้องเฉลี่ยเป็นที่น่าพอใจเมื่อเปรียบเทียบกับค่าความถูกต้องเฉลี่ยจากชนิดแพร่ค่าย้อนกลับในขณะที่ใช้เวลาในการฝึกสอนน้อยกว่า

Abstract

This paper proposes a new solution, using discrete wavelet transform (DWT) and artificial neural network (ANN) for fault classifications in a 500 kV power system. The EMTP program is used to obtain the fault patterns for training and testing of neural networks. Back-propagation (BP) neural network is also compared with the radial basis function (RBF) neural network in this paper. It is shown that an average accuracy values obtained from RBF are satisfactory when compared with those obtained from BP, while using less training time.

1. บทนำ

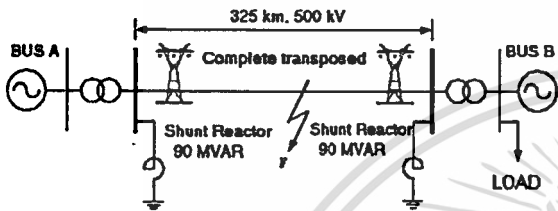
ฟอลต์ที่เกิดขึ้นบนสายส่งนี้เป็นความผิดปกติที่ไม่ต้องการให้เกิดขึ้นในระบบไฟฟ้า และเมื่อมีฟอลต์เกิดขึ้นบนสายส่งมีความจำเป็นอย่างยิ่งที่จะขจัดฟอลต์ออกจากสายส่งอย่างรวดเร็วเพื่อลดความเสียหายที่เกิดขึ้น และซ่อมแซมแก้ไขเพื่อให้สามารถนำสายส่งกลับเข้าใช้งานอย่างรวดเร็วมากยิ่งขึ้น

ในปัจจุบันมีแนวคิดที่จะใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการระบุประเภทฟอลต์เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการตอบสนอง และความแม่นยำของอุปกรณ์ป้องกันให้สูงขึ้นอย่างไรก็ตามการนำโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ก็ยังคงอาศัยการวิเคราะห์ด้วยการแปลงฟูเรียร์ เมื่อพิจารณา ลักษณะ ของ สัญญาณ ฟอลต์ที่เกิดขึ้น พบว่าจะมีองค์ประกอบของสัญญาณความถี่สูงรวมอยู่ด้วย ซึ่งการแปลงฟูเรียร์นี้ไม่เหมาะสมที่จะวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จึงได้นำการแปลงเวฟเล็ตมาใช้ในการแก้ปัญหา เพื่อสามารถให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ได้

ในบทความฉบับนี้เสนอวิธีการระบุประเภทฟอลต์ในสายส่งรูปที่ 1 โดยใช้พื้นฐานการแปลงเวฟเล็ตและโครงข่ายประสาทเทียมพร้อมทั้งทำการวิเคราะห์และเปรียบเทียบระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรศมีกับชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ



รูปที่ 1 แบบของสายส่งที่ใช้ในการจำลองฟอลต์

รูปที่ 1 แสดงระบบสายส่งแรงดัน 500 kV ความยาว 325 กิโลเมตร[1] ความต้านทานลัดวงจรมีค่าต่ำประมาณ 10 โอห์ม โดยใช้ โปรแกรมจำลอง ATP/EMTP[2] ได้ทำการจำลองสัญญาณทั้งหมด 5 ไซเคิล (0-0.1 วินาที) โดยเริ่มเกิดฟอลต์ที่ 0.04 วินาที และให้เกิตตำแหน่งฟอลต์ตั้งแต่ 10% - 90% ของความยาวสายส่ง

2. ทฤษฎี

2.1 การแปลงเวฟเล็ต

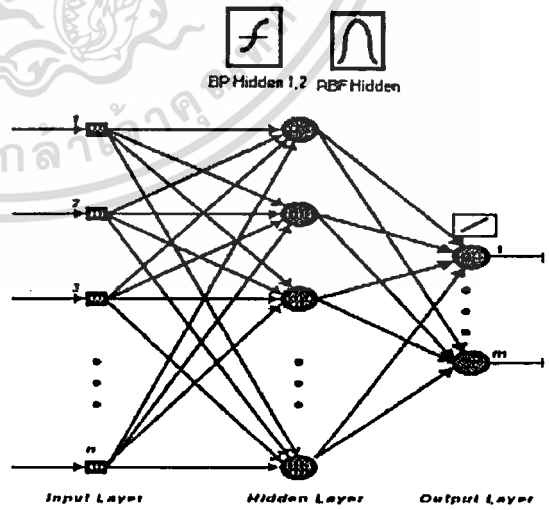
เวฟเล็ตเป็นฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ซึ่งได้ถูกพิจารณาเป็นอีกทางเลือกหนึ่งสำหรับวิเคราะห์สัญญาณในลักษณะทรานเซียนต์ โดยจะมีเวฟเล็ตต้นกำเนิดที่เรียกว่า “ เวฟเล็ตแม่ ” (Mother Wavelets) รูปแบบการแปลงเวฟเล็ตที่มีการเปลี่ยนแปลงสเกลการวิเคราะห์ให้ลดลงครึ่งละ 2 เท่า เรียกว่า การแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform: DWT) ดังแสดงในสมการที่ 1 [3]

$$DWT(m,n) = \frac{1}{\sqrt{2^m}} \sum_k f(k) \psi \left[\frac{n-k2^m}{2^m} \right] \quad (1)$$

เมื่อ $\psi \left[\frac{n-k2^m}{2^m} \right]$ เป็นเวฟเล็ตแม่ (mother wavelet)
 m, n คือ เลขจำนวนเต็มบวก
 2^m คือ การสเกล (Scale)
 k คือ เลขแสดงการเลื่อนตำแหน่ง

2.2 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาท (neural network) เป็นการจำลองรูปแบบทางชีววิทยาทางโครงสร้างสมองมนุษย์ โดยจำลองเอาบางส่วนมาใช้ผสมกับรูปแบบการจัดโครงสร้างที่ถูกคิดขึ้นเพื่อทำให้เกิดฟังก์ชันที่ต้องการ โครงข่ายสามารถคำนวณฟังก์ชันในบางลักษณะที่กำเนิดความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตและเอาต์พุตในโครงข่าย สิ่งสำคัญที่ทำให้โครงข่ายคำนวณถูกต้องนั้น จำเป็นต้องมีการฝึกสอนโครงข่าย(Training) ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมป้อนไปข้างหน้าแบบหลายชั้นชนิดที่มีการแพร่ค่าย้อนกลับ (BP) และชนิดฐานรศมี (RBF) จัดเป็นโครงข่ายที่มีการฝึกสอนแบบควบคุม (Supervised training) จะประกอบไปด้วย จำนวนชั้น 3 ชั้นคือ ชั้นอินพุต (Input layer), ชั้นซ่อน (Hidden layer) และชั้นเอาต์พุต (Output layer) โดยมีการเชื่อมโยงในแต่ละชั้นดังรูปที่ 2 [4]



รูปที่ 2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบ 3 ชั้นที่ใช้อธิบายทั้งโครงข่ายชนิดแพร่ค่าย้อนกลับและฐานรศมี

2.2.1 โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP)

จะประกอบไปด้วย 3 ชั้น (ชั้นอินพุต, ชั้นซ่อน, ชั้นเอาต์พุต) โดยมีตัวเชื่อมที่มีค่าที่สามารถปรับเปลี่ยนได้ ซึ่งเรียกว่า ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight : W) และทุกๆ นิวรอนในชั้นซ่อนแรกจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นถัดไปไปจนในที่สุดทุกๆ นิวรอนในชั้นซ่อนชั้นสุดท้ายจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นเอาต์พุตและในแต่ละชั้นจะมีค่าไบแอส (bias : b) เชื่อมต่ออยู่

2.2.2 โครงข่ายประสาทเทียมชนิดฐานรัศมี (RBF)

จะประกอบไปด้วย 3 ชั้น (ชั้นอินพุต, ชั้นซ่อน, ชั้นเอาต์พุต) ในชั้นซ่อนถูกเรียกว่า ชั้น RBF กำหนดด้วยพารามิเตอร์เวกเตอร์ เรียกว่า เซ็นเตอร์ (Center) หรือ ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight : W) และพารามิเตอร์ สเกลาร์ เรียกว่า วิดธ์ (width) หรือ ค่าไบแอส (bias : b) เอาต์พุตของนิวรอน j ในชั้นเอาต์พุตของ RBF ซึ่งมีความสัมพันธ์ของนิวรอนเป็นฟังก์ชันเชิงเส้น ถ้ากำหนดจำนวนนิวรอนของโครงข่ายเท่ากับ n แล้ว ค่าเอาต์พุตของโครงข่ายจะมีความสัมพันธ์กับค่าถ่วงน้ำหนักดังนี้ [4]

$$\varphi(x^*) = \exp\left(-\frac{\|x^* - w_j\|^2}{\sigma_j^2}\right) \quad (2)$$

$$o/p_{ANN} = \sum_{j=1}^n LW_{2,1} * \varphi(x^*) \quad (3)$$

โดยที่ $\varphi(x^*)$ เป็นเอาต์พุตของนิวรอนที่ j ในชั้นซ่อน

$x^* = [x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*]$ คือ เวกเตอร์อินพุต

w_j คือ เวกเตอร์ค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นซ่อน

σ_j คือ ค่ากระจายของฟังก์ชันเกาส์

$LW_{2,1}$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นซ่อน

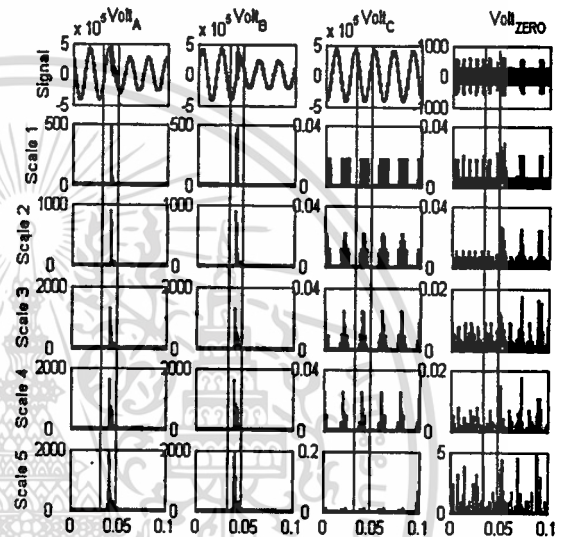
กับชั้นเอาต์พุต

3. การวิเคราะห์

3.1 การวิเคราะห์เวฟเล็ท

ขั้นตอนแรกของการวิเคราะห์เวฟเล็ทจะนำสัญญาณแรงดันและกระแสไฟฟ้าที่ได้ในแต่ละเฟสจากบัส A มาผ่านการแปลงให้ออกมาอยู่ในรูปองค์ประกอบต่างๆ

(positive, negative, zero sequence) โดยใช้ค่าคงที่ของการแปลงของคลาร์ก(Clarke's Transformation)[5] นำสัญญาณที่ได้ของเฟส A, B, C รวมทั้งสัญญาณขององค์ประกอบลำดับศูนย์ (zero sequence) มาทำการแปลงเวฟเล็ทแบบเต็มหน่วย[6] โดยใช้เวฟเล็ทแม่ขนิค daubechies 4 (db4) [7] เพื่อแยกองค์ประกอบความถี่สูง (detail 1-5) ในสเกลที่ 1-5 ออกมาและทำการยกกำลัง 2 สัมประสิทธิ์ในทุกสเกล ดังแสดงในรูปที่ 3



รูปที่ 3 องค์ประกอบความถี่สูง (Detail) สเกลที่ 1-5 ของแรงดันไฟฟ้าจากฟอลต์ระหว่างเฟส (LL)

3.2 วิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียม

ข้อมูลฝึกสอนและข้อมูลทดสอบมาจากสายส่งในรูปที่ 1 ซึ่งแบ่งข้อมูลดังนี้

1. ลักษณะการเกิดฟอลต์ได้ 10 ลักษณะ(เฟสเดียวลงดิน , ระหว่างเฟส , สองเฟสลงดินและฟอลต์ 3 เฟส) และสภาวะปกติ (Normal)
2. ตำแหน่งการเกิดฟอลต์ 10% - 90% ของระยะทางทั้งหมด (ช่วงละ 10%)
3. มุมที่เริ่มเกิดฟอลต์ $0^\circ - 330^\circ$ เมื่อเทียบกับมุมเฟสของแรงดันที่เฟส A (ช่วงละ 30°)

รวมข้อมูลได้จำนวน 1092 ข้อมูล แบ่งออกเป็นข้อมูลฝึกสอน 728 ข้อมูลและข้อมูลทดสอบ 364 ข้อมูล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2.1 ชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP)

ในบทความนี้ โครงข่ายชนิดนี้จะประกอบไปด้วย 3 ชั้น (ชั้นอินพุต, ชั้นซ่อน 2 ชั้น, ชั้นเอาต์พุต) ดังรูปที่ 2 ซึ่งจะประกอบได้ด้วย 8 อินพุต (ค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์ในสเกลที่ 1 (detail 1) จากองค์ประกอบแรงดันและกระแสไฟฟ้าของเฟส A, B, C และองค์ประกอบลำดับศูนย์ในช่วง 5 msec หลังเกิดฟอลต์) และ 4 เอาต์พุต โดยที่ค่าเอาต์พุตมีค่าเปลี่ยนแปลงอยู่ระหว่าง '0' กับ '1' โดยที่สัมพันธ์กับเฟส (A, B, C) และกราวด์ (G) กล่าวคือ ถ้าค่าเอาต์พุตต่ำกว่า 0.5 แสดงว่าเฟสนั้นไม่เกิดฟอลต์ ในทางกลับกันถ้าค่าเอาต์พุตมากกว่าหรือเท่ากับ 0.5 แสดงว่าเฟสนั้นเกิดฟอลต์ ดังในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ตัวอย่างค่าเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม

Classifications of Fault	A	B	C	G
Normal	0	0	0	0
Phase A to ground fault	1	0	0	1
Phase A,B to ground fault	1	1	0	1
Phase A to phase B fault	1	1	0	0
Three phase fault	1	1	1	0

ฟังก์ชันถ่ายโอน (transfer function) ที่อยู่ในชั้นซ่อนจะใช้แทนเจนท์ซิกมอยด์ (tansigmoid : f^1 , f^2) และในชั้นเอาต์พุตจะใช้ฟังก์ชันเชิงเส้น (linear : f^3) ดังแสดงในรูปที่ 2 การฝึกสอนโครงข่ายจะใช้โปรแกรม MATLAB / Neural Network Toolbox [4] ระหว่างการฝึกสอนจะเริ่มด้วยการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส (Random initial weight and biases) แล้วทำการคำนวณค่าเอาต์พุตในส่วนป้อนไปข้างหน้าแบบชั้นต่อชั้น (layer by layer) และส่วนป้อนกลับทำการเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสโดยใช้กฎเกรเดียนต์เดสเซนด (gradient descent rule) แล้วเพิ่มนิวรอนในชั้นซ่อนครั้งละ 1 จนกระทั่งได้นิวรอนที่เหมาะสม ดังในตารางที่ 2

3.2.2 ชนิดฐานรัศมี (RBF)

โครงข่ายชนิดนี้จะประกอบไปด้วย 3 ชั้นเช่นกัน (ชั้นอินพุต, ชั้นซ่อน 1 ชั้น, ชั้นเอาต์พุต) ซึ่งจะประกอบได้ด้วย 8 อินพุตและ 4 เอาต์พุต เช่นเดียวกับวิธีแพร่ค่าย้อนกลับ (BP) โดยที่ค่าเอาต์พุตมีค่าเปลี่ยนแปลงอยู่ระหว่าง '0' กับ '1' ดังในตารางที่ 1

การฝึกสอนโครงข่ายจะใช้โปรแกรม MATLAB / Neural Network เช่นเดียวกันโดยมฟังก์ชันถ่ายโอน (transfer function) ที่อยู่ในชั้นซ่อนจะใช้ พื้นฐานรัศมี (radial basis : f^1) และชั้นเอาต์พุตจะใช้ฟังก์ชันเชิงเส้น (linear : f^2) จำนวนข้อมูลฝึกสอนและทดสอบจะเป็นข้อมูลชุดเดียวกันกับข้อมูลที่ใช้ในวิธีแพร่ค่าย้อนกลับ จากนั้นเริ่มทำการฝึกสอนโดยปรับค่าถ่วงน้ำหนักและเพิ่มค่ากระจายค่าคงที่ (Increase Spread) ซึ่งสัมพันธ์กับค่าไบแอส ($b = \frac{0.8326}{Spread}$) ในชั้นซ่อนที่ 1 ตั้งแต่ 0.0001 และเพิ่มขึ้นครั้งละ 0.0001 จนถึง 0.01 จนกระทั่งได้ค่ากระจายค่าคงที่ (Spread) ที่เหมาะสมดังตารางที่ 2

ในตารางที่ 2 เปรียบเทียบระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมวิธีแพร่ค่าย้อนกลับกับวิธีฐานรัศมี จะเห็นได้ว่า วิธีฐานรัศมีจะใช้เวลาน้อยกว่าวิธีแพร่ค่าย้อนกลับ ในขณะที่เดียวกันจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน วิธีฐานรัศมีจะมีค่ามากกว่าวิธีแพร่ค่าย้อนกลับ

ตารางที่ 2 เปรียบเทียบระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมวิธีแพร่ค่าย้อนกลับ (BP) กับวิธีฐานรัศมี (RBF)

	BP	RBF
จำนวนอินพุต	8	8
จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1	11	611
จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2	10	-
ค่ากระจาย (Spread)	-	0.003
จำนวนเอาต์พุต	4	4
จำนวนของข้อมูลฝึกสอน	728	728
จำนวนรอบที่ฝึกสอน	20000	611
เวลาที่ฝึกสอน (นาท)	590	50

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3 ตัวอย่างคำตอบของฟอลต์ชนิด CG ที่ระยะทางต่างๆ ของความยาวสายส่ง (มุมเริ่มเกิด 90 องศา)

OUTPUT	Fault Location (BP)					Fault Location (RBF)				
	10	30	50	70	90	10	30	50	70	90
A	-0.3816	0.0091	-0.0024	-0.0024	-0.0024	0.0261	0.0082	0.0002	0.0004	-0.0027
B	-0.0022	0.0114	-0.0028	-0.0028	-0.0028	0.0261	0.0082	0.0002	0.0004	-0.0027
C	1.0108	0.9861	0.9995	0.9992	0.9992	0.9865	0.9958	0.9999	0.9998	1.0014
G	1.0078	0.9988	0.9988	0.9988	0.9988	0.9802	0.9938	0.9999	0.9997	1.0020

ตารางที่ 4 ตัวอย่างคำตอบของฟอลต์ชนิด CG ขณะที่มุมเริ่มเกิดฟอลต์ต่างๆ ที่ระยะทาง 50% ของความยาวสายส่ง

OUTPUT	Fault Inception Angles (BP)					Fault Inception Angles (RBF)				
	0	90	150	210	300	0	90	150	210	300
A	-0.0024	-0.0024	-0.0012	-0.0024	-0.0024	0.0014	0.0002	0.0030	-0.0010	0.0033
B	-0.0028	-0.0028	-0.0020	-0.0028	-0.0028	0.0014	0.0002	0.0030	-0.0010	0.0033
C	0.9992	0.9995	0.9980	1.0028	0.9992	0.9993	0.9999	0.9985	1.0005	0.9983
G	0.9988	0.9988	0.9988	0.9988	0.9988	0.9989	0.9999	0.9977	1.0008	0.9975

ตารางที่ 5 ตัวอย่างคำตอบของฟอลต์ชนิด CG ที่ระยะทาง 50% โดยเปลี่ยนแปลงค่าความต้านทานฟอลต์

OUTPUT	Fault Resistance (BP)						Fault Resistance (RBF)					
	0	10	100	500	750	1000	0	10	100	500	750	1000
A	-0.0024	-0.0024	-0.0023	-0.0018	-0.0016	0.0009	0.4341	0.0002	0.2477	4.0639	1.2631	0.3413
B	-0.0028	-0.0028	-0.0028	-0.0026	0.0010	0.0284	0.4338	0.0002	0.2483	-1.0115	0.1392	0.1250
C	0.9994	0.9995	1.0203	1.0760	1.0474	1.0333	0.7757	0.9999	0.8760	-12.207	-2.1874	0.7151
G	0.9988	0.9988	0.9987	0.9984	0.9985	0.9985	0.6698	0.9999	0.8028	18.375	1.6277	0.7471

ตารางที่ 3 แสดงตัวอย่างคำตอบของฟอลต์ชนิด CG ที่ระยะทางที่แตกต่างกัน จะเห็นได้ว่า ทั้งสองวิธีเมื่อระยะทางเปลี่ยนแปลงค่าคำตอบตัวแปรเอาต์พุต (A, B, C, G) ในแต่ละอัน ได้มีการแบ่งประเภทฟอลต์ได้ถูกต้องชัดเจน ในขณะที่ตารางที่ 4 แสดงค่าผลลัพธ์ที่ได้ภายใต้เงื่อนไขมุมที่เริ่มเกิดฟอลต์เปลี่ยนแปลงต่างๆ จะพบว่าใน

แต่ละกรณี ค่าของตัวแปรเอาต์พุตจะมีค่าใกล้เคียง 0 หรือ 1 เหมือนกับค่าที่ต้องการ

ตารางที่ 5 แสดงตัวอย่างคำตอบของฟอลต์ชนิด CG ด้วยการเปลี่ยนแปลงความต้านทานฟอลต์ (ข้อมูลที่ไม่ใช่ข้อมูลฝึกสอนและทดสอบ) จากตารางจะเห็นได้ว่า ค่าตอบของวิธีแปรค่าย้อนกลับจะให้คำตอบที่แม่นยำและดีกว่า ถึงแม้ว่าข้อมูลเหล่านั้นจะไม่เคยนำมา

ฝึกสอนหรือทดสอบเลยก็ตาม แต่ในขณะที่วิธีฐานรัศมีจะให้คำตอบไม่แน่นอนและมีความผิดพลาดสูงกว่า ซึ่งดูได้จากตารางที่ 5 คำตอบของความต้านทาน 500 และ 750 โอห์มจะมีการแบ่งประเภทผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด ซึ่งสิ่งนี้เองเป็นข้อด้อยของวิธีฐานรัศมีที่หลังจากฝึกสอนแล้ว จะสามารถให้ความถูกต้องเฉพาะช่วงข้อมูลที่นำมาฝึกสอนเท่านั้น (ที่ค่าความต้านทาน 10 โอห์ม)

ตารางที่ 6 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการแบ่งประเภทของฟอลต์ของชุดทดสอบจำนวน 364 ชุด

Classifications of Fault	BP	RBF
Normal	100%	100%
SLG	100%	97.22%
DLG	99.07%	99.07%
LL	100%	92.60%
3 - P	100%	100%
Average	99.81%	97.78%

ตารางที่ 6 แสดงค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการแบ่งประเภทฟอลต์ของชุดข้อมูลทดสอบจำนวน 364 ชุด จากตารางจะเห็นได้ว่า วิธีแพร่ค่าย้อนกลับมีความถูกต้องเฉลี่ยสูงถึง 99.81% หรือมีการแบ่งประเภทผิดพลาดอยู่ 1 ข้อมูล ในขณะที่วิธีฐานรัศมีมีความถูกต้องเฉลี่ยถึง 97.78% หรือมีการแบ่งประเภทผิดพลาดอยู่ 12 ข้อมูล

4. บทสรุป

บทความฉบับนี้ได้ทำการทดลองด้วยการปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องกับข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบจำนวน 1092 ชุด พบว่า ในชุดข้อมูลทดสอบมีการแบ่งประเภทฟอลต์ถูกต้องสูงถึง 97.78% แต่เมื่อพิจารณาต่อไปจะเห็นได้ว่า ถ้าจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนมีจำนวนเท่ากันแล้ว ค่าความถูกต้องของชนิดแพร่ค่าย้อนกลับจะดีกว่าชนิดฐานรัศมี ซึ่งใช้เวลาฝึกสอนมากกว่าชนิดฐานรัศมีเกือบ 12 เท่า และยังมีข้อด้อยในเรื่องของข้อมูลที่

ไม่อยู่ในชุดฝึกสอนดังกล่าว โดยสามารถแก้ไขข้อด้อยตรงส่วนนี้ด้วยการเพิ่มจำนวนชุดฝึกสอนให้ครอบคลุมทุกกรณีที่อาจเกิดขึ้นได้ แต่ในขณะที่เดียวกันวิธีชนิดแพร่ค่าย้อนกลับก็ยังมีข้อด้อยคือ เมื่อนำไปใช้กับระบบสายส่งที่มีความซับซ้อนมากขึ้น ซึ่งต้องใช้ข้อมูลฝึกสอนเป็นจำนวนมากทำให้เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนมากขึ้นด้วยเหตุผลนี้เอง ชนิดฐานรัศมีจึงเป็นอีกทางเลือกหนึ่งในงานที่ต้องการความรวดเร็วในการฝึกสอนและความถูกต้องสูง เช่น การแบ่งประเภทฟอลต์ในสายส่งแบบวงจรคู่ หรือการวิเคราะห์กระแสอินรัชทรานเซียนในหม้อแปลงกำลัง เป็นต้น

5. เอกสารอ้างอิง

- [1] EGAT, Switching and Transmission line diagram, Sep 1999
- [2] D. Van Dommelen, Alternative Transient Program Rule Book, Leuven EMTP Center, Belgium, 1991.
- [3] C. H. Kim and R. Aggarwal, "Wavelet transforms in power systems: Part. 1 General introduction to the wavelet transform,." IEEE Power Engineering Journal, pp. 81-87, 2000.
- [4] H. Demuth and M. Beale, Neural Network Toolbox User's Guide, The Math Work, Inc., March 2001.
- [5] H. W. Dommel, Electro - Magnetic Transients Program (EMTP) Theory Book, Bonneville Power Administration (BPA), Portland, Oregon, USA, 1986.
- [6] M. Misiti, Y. Misiti, G. Oppenheim and J. M. Poggi, Wavelet Toolbox User's Guide, The Math Work, Inc., June 2001.
- [7] N. S. D. Brito, B. A. Souza and F. A. C Pires, "Daubechies wavelets in Quality of Electrical Power," Proc. IEEE/PES ICHQP, Greece, pp. 511-515, Oct 1998.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การตรวจจับและระบุตำแหน่งฟอลต์โดยใช้การแปลงเวฟเล็ตและ โครงข่ายประสาทเทียมชนิดจัดกลุ่มด้วยตัวเอง

Fault Detection and Location Using Wavelet Transform and Self Organizing Maps Neural Networks

อรรถพล เก้าพิทักษ์กุล สุทธิ บรรจงจิตร จุติพงษ์ นิยมสัตย์
ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

บทคัดย่อ

บทความฉบับนี้นำเสนอเทคนิคใหม่สำหรับหาค่าตำแหน่งของฟอลต์ในสายส่ง โดยใช้เวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย (DWT) และโครงข่ายประสาทเทียมชนิดจัดกลุ่มด้วยตัวเอง (SOMs) โดยอาศัยหลักการคือ ใช้ประโยชน์ของการเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยแยกองค์ประกอบความถี่สูงจากสัญญาณองค์ประกอบลำดับบวกของแรงดันและกระแสเข้าไปในโดเมนเวลานำค่าเวลาที่ตรวจจับฟอลต์ได้จากปลายด้านส่งมาเป็นอินพุตเพื่อป้อนเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกฝึกฝน และเนื่องจากช่วงเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนที่ค่อนข้างสั้นทำให้เทคนิคนี้สามารถที่จะขยายขนาดให้สามารถวิเคราะห์ระบบไฟฟ้ากำลังที่มีขนาดใหญ่ขึ้นได้

Abstract

This paper proposes a new technique for detecting fault location in transmission lines, using discrete wavelet transform (DWT) and self-organizing maps (SOMs) neural network. This method relies on utilising DWT to decompose high frequency components from the positive sequence voltage and current signals into a time-domain. Times when the fault occurs at the sending end are based on input patterns for training neural networks. Short training time makes SOMs neural network suitable for being easily extended to any size of power systems.

1. บทนำ

ในปัจจุบันความสามารถของเวฟเล็ตและโครงข่ายประสาทเทียมได้นำมาใช้ในหลายๆ ด้านทางระบบไฟฟ้ากำลัง [1-2] แต่โดยส่วนใหญ่ยังคงใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่ฝึกสอนแบบต้องควบคุม (Supervised Training) ถึงแม้ว่าการฝึกสอนแบบต้องควบคุมสามารถประยุกต์ใช้เพื่อปรับคุณลักษณะของโครงข่ายได้สำเร็จ แต่

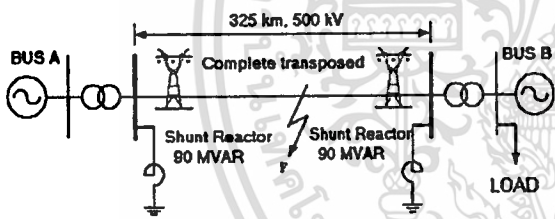
ยังมีข้อวิจารณ์อยู่ คือ การเปรียบเทียบระหว่างเอาต์พุตที่ต้องการกับเอาต์พุตจริง โดยกระบวนการป้อนกลับไปแก้ไขคุณลักษณะของโครงข่าย และถ้าสมมุติว่า ถ้าสมมุติว่ามีกลไกเช่นนี้ ต้องมีผู้หาเอาต์พุตที่ต้องการเพื่อนำมาเป็นเป้าหมายตลอดเวลา และจะเอามาจากที่ใด? กล่าวโดยสรุปก็คือ ต้องมีผู้คิดเป้าหมายให้กับโครงข่ายก่อน โครงข่ายไม่สามารถคิดและปรับคุณลักษณะได้ก่อนด้วยตนเอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โครงข่ายประสาทเทียมแบบจัดกลุ่มด้วยตัวเอง (SOMs) โดยโครงข่ายชนิดนี้ใช้ลักษณะการฝึกสอนแบบอิสระ (Unsupervised Training) ซึ่งมีข้อดีกว่าโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ ซึ่งไม่ต้องใช้เวลาในการฝึกสอนนานกว่า, หาจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่เหมาะสม

เพื่อตอบสนองความต้องการในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่ต้องการข้อมูลมาก แต่ในทางปฏิบัติแล้วไม่สามารถทดลองในระบบจริงได้ จึงมีความจำเป็นที่ต้องสร้างแบบจำลองทางไฟฟ้าขึ้นมา โปรแกรม ATP/EMTP[3] จึงนำมาใช้ในการจำลองฟอลต์ในระบบที่สร้างขึ้นมาดังรูปที่ 1 ได้จำนวน 1080 ข้อมูล โดยทำการเปลี่ยนแปลงพารามิเตอร์ต่างๆ เช่น ตำแหน่งที่เกิดฟอลต์, มุมที่เริ่มเกิดฟอลต์และประเภทของฟอลต์ที่เกิดขึ้น

ขั้นตอนทั้งหมดจะใช้โปรแกรม MATLAB/Wavelet and Neural Network [4,5] ในการวิเคราะห์และฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ตามลำดับ



รูปที่ 1 แบบของสายส่งที่ใช้ในการจำลองฟอลต์[6]

2. ทฤษฎี

2.1 การวิเคราะห์เวฟเล็ต

การแปลงเวฟเล็ตเป็นรูปแบบทางคณิตศาสตร์ที่ใช้อธิบายโครงสร้างของระบบสัญญาณที่ประกอบด้วยกลุ่มของสัญญาณเฉพาะมารวมกันเป็นสัญญาณหนึ่ง โดยสัญญาณเฉพาะนี้จะเปลี่ยนค่าที่เรียกว่า "เวฟเล็ต"

โดยการแปลงเวฟเล็ตที่มีลักษณะการวิเคราะห์ที่โดยเปลี่ยนสเกลการวิเคราะห์ให้ลดลงครึ่ง 2 เท่า และการเลื่อนตำแหน่งในลักษณะเป็นช่วงๆ ไม่ต่อเนื่องกัน เรียกว่าการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform: DWT) ดังแสดงในสมการที่ 1 [7]

$$DWT(m, n) = \frac{1}{\sqrt{2^m}} \sum_k f(k) \psi \left[\frac{n - k2^m}{2^m} \right] \quad (1)$$

เมื่อ $\psi \left[\frac{n - k2^m}{2^m} \right]$ เป็นเวฟเล็ตแม่ (mother wavelet)

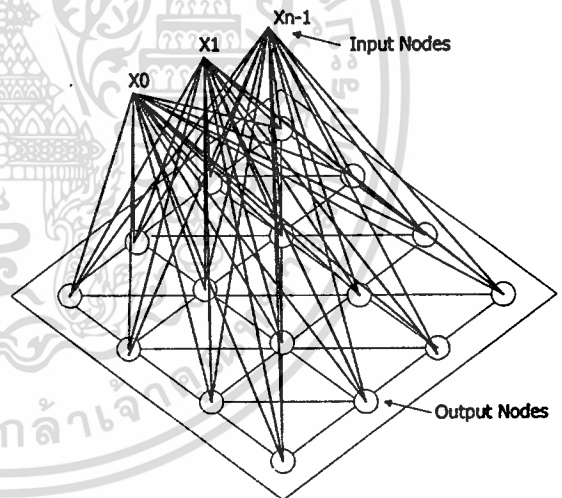
m, n คือ เลขจำนวนเต็มบวก

2^m คือ การสเกล (Scale)

k คือ เลขแสดงการเลื่อนตำแหน่ง

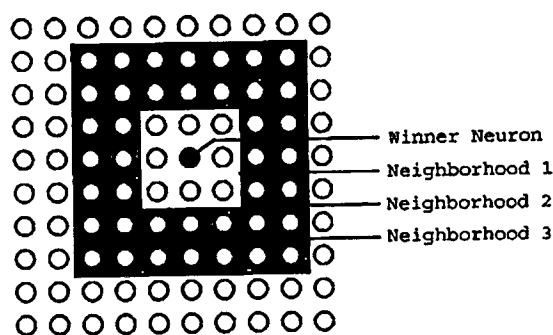
2.2 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมชนิดจัดกลุ่มด้วยตัวเอง (self-organizing maps : SOMs) ประกอบด้วยโครงข่ายสองชั้น คือ ชั้นอินพุทและชั้นเอาต์พุท การทำงานของโครงข่ายมีลักษณะโครงสร้างการทำงานที่เป็นกลุ่มหรือคลัสเตอร์ (cluster) ดังรูปที่ 2



รูปที่ 2 โครงข่ายประสาทเทียมชนิดจัดกลุ่มด้วยตัวเอง[5]

การฝึกสอนของโครงข่ายจะนำคลัสเตอร์ของอินพุทเวกเตอร์มาหาคลัสเตอร์เอาต์พุทที่มีผลตอบสนองที่มากที่สุด ซึ่งเอาต์พุทที่นิวรอนนี้มีชื่อว่า winner neuron ซึ่งจะประกอบไปด้วยเวกเตอร์ของน้ำหนักที่นิวรอน winner เอง และเวกเตอร์ของน้ำหนักที่อยู่ใกล้เคียง (neighborhood) ดังรูปที่ 3



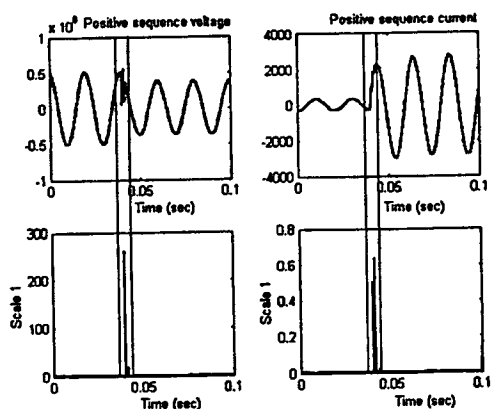
รูปที่ 3 เวกเตอร์น้ำหนักที่อยู่ในบริเวณใกล้เคียง[5]

3 การวิเคราะห์

3.1 การวิเคราะห์เวฟเล็ด

รูปแบบต่างๆ ของฟอลต์ที่ได้ถูกจำลองขึ้นมา นั้นจะถูกนำเข้าสู่ขั้นตอนการวิเคราะห์เวฟเล็ด โดยขั้นตอนนี้จะนำสัญญาณแรงดันและกระแสที่ได้ในแต่ละเฟสจากบัส A มาผ่านการแปลงให้ออกมาอยู่ในรูปองค์ประกอบต่างๆ (positive, negative, zero sequence) โดยใช้ค่าคงที่ของการแปลงของคลาร์ก (Clarke's Transformation)[8]

การตรวจจับฟอลต์จะทำได้ โดยการนำองค์ประกอบลำดับบวกมาผ่านการแปลงเวฟเล็ดแบบเต็มหน่วยโดยใช้เวฟเล็ดแม่ซนิต daubechies 4 (db4) [1,9] เพื่อแยกองค์ประกอบความถี่สูงออกมา 5 สเกลและทำการยกกำลังสองสัมประสิทธิ์ในทุกสเกลด้วยกัน จากนั้นนำค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์ในช่วง $\frac{1}{4}$ ไซเคิลหลังจากเกิดฟอลต์และค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์ในสภาวะก่อนเกิดฟอลต์ในแต่ละสเกลของทั้งแรงดันและกระแส ทำการเปรียบเทียบเพื่อหาว่าสเกลแรกที่ตรวจจับฟอลต์ได้ เพื่อที่จะกำหนดสเกลที่จะป้อนเป็นข้อมูลอินพุตให้กับโครงข่าย โดยตั้งสมมติฐานไว้ว่า “ ถ้าสัมประสิทธิ์ในสเกลใดของทั้งแรงดันและกระแส มีการเปลี่ยนแปลงสูงขึ้นมากกว่า 5 เท่าจากสภาวะปกติแสดงว่ามีฟอลต์เกิดขึ้นในสายส่งและใช้ข้อมูลของสเกลแรกที่ตรวจจับได้เป็นข้อมูลอินพุตเพื่อหาตำแหน่งและประเภทฟอลต์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ” ผลสรุปได้แสดงในรูปที่ 4



รูปที่ 4 ลักษณะการเปลี่ยนแปลงเพื่อตรวจจับฟอลต์

3.2 วิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียม

โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบด้วย 2 อินพุต และเอาต์พุตแบบ 2 มิติ (81 หน่วย) ซึ่งค่าอินพุตได้มาจากเวลาที่สามารถตรวจจับฟอลต์ได้ในสเกลแรกขององค์ประกอบลำดับบวกของทั้งแรงดันและกระแส ในช่วง $\frac{1}{4}$ ไซเคิลหลังเกิดฟอลต์ตามลำดับ ค่าอินพุตจะถูกจัดระเบียบข้อมูล (Normalization) ก่อนที่นำมาฝึกสอนและทดสอบกับโครงข่ายประสาทเทียม โดยจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอนและจำนวนชุดข้อมูลทดสอบจะมีจำนวน 720 ชุดและ 360 ชุด ตามลำดับ

เริ่มทำการฝึกสอนด้วยการกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้เริ่มต้นและสุดท้าย(ซึ่งเป็นค่า Default)[5] เท่ากับ 0.9 และ 0.02 ตามลำดับ จากนั้นค่าอินพุตจะถูกนำเข้าสู่ชั้นอินพุตของโครงข่ายประสาทเทียมและแพร่กระจายออกไปยังชั้นเอาต์พุตและถูกคำนวณ เพื่อให้ได้นิวรอน winner เมื่อได้นิวรอน winner แล้ว โครงข่ายประสาทเทียมจะปรับค่าน้ำหนักในเฉพาะส่วนของกลุ่มเอาต์พุต ดังนั้นคุณสมบัติของโครงข่ายนี้จะขึ้นอยู่กับกระบวนการปรับน้ำหนักของนิวรอนข้างเคียง (neighboring neuron) ตลอดระยะเวลาในการฝึกสอน จนกระทั่งเป็นศูนย์หรือเหลือเพียงน้ำหนักของนิวรอน winner เท่านั้นที่ถูกเปลี่ยนแปลงของน้ำหนักเพียงเล็กน้อยก็จะทำให้เกิดการจัดกลุ่มที่แตกต่างกันตามไปด้วย

ตารางที่ 1 การจัดกลุ่มด้วยตัวเองของโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อแบ่งกลุ่มตำแหน่งพอลต์ที่เกิดขึ้น

	0.5	0.4	0.3	0.2	
	0.5	0.4	0.3		0.1
	0.5		0.3	0.2	
0.8		0.8	0.6		
	0.8		0.6		0.4
0.9		0.7	0.6		

(a) จำนวนรอบฝึกสอน 10 รอบ

0.1	0.1		0.3		0.5	
				0.4		0.6
0.2	0.2	0.2				0.6
			0.4		0.6	0.6
0.3	0.3					
				0.7	0.7	0.7
0.5			0.7	0.8	0.9	
		0.5			0.8	0.9

(b) จำนวนรอบฝึกสอน 50 รอบ

0.1	0.1		0.3	0.4		0.6
				0.4		0.6
0.2	0.2	0.2			0.5	0.6
			0.4	0.5	0.6	
0.3	0.3					
				0.7	0.7	0.7
0.5			0.7	0.8	0.9	
				0.8	0.9	

(c) จำนวนรอบฝึกสอน 100 รอบ

0.1	0.1		0.3			0.6	
				0.4	0.4	0.6	
0.2	0.2	0.2				0.6	
			0.4		0.5	0.6	
0.3	0.3						
					0.7	0.7	0.7
0.5			0.7	0.8	0.9		
		0.5			0.8	0.9	

(d) จำนวนรอบฝึกสอน 500 รอบ

4 ผลการทดลอง

ตัวอย่างที่ใช้ในการทดสอบนี้เป็นชุดทดสอบที่ไม่ถูกนำไปใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม จำนวนชุดทดสอบมีทั้งหมด 360 ชุด

จากตารางที่ 1 (ค่าตัวเลขที่อยู่ในตารางจะแทนระยะทางที่เกิดพอลต์ กล่าวคือ 0.4 จะแทนกลุ่มตำแหน่งที่เกิดพอลต์ที่ 40%) ได้ทำการฝึกสอนโดยเปลี่ยนแปลงจำนวนรอบเป็น 10, 50, 100 และ 500 ตามลำดับ โดยมีอัตราการเรียนรู้เริ่มต้นและนิรอนข้างเคียงสุดท้ายเป็น 0.9 และ 1 ตามลำดับ เมื่อพิจารณาตารางอื่น จะพบว่า การเพิ่มจำนวนรอบฝึกสอนก็เหมือนกับการปรับน้ำหนัก ซึ่งการปรับน้ำหนักนี้จะต้องปรับทั้งนิรอน winner และนิรอนข้างเคียง ทำให้นิรอนข้างเคียงบางนิรอนมีการปรับ

น้ำหนักอยู่ตลอดถึงแม้จะเป็นนิรอนที่เรียนรู้สมบูรณ์แล้วก็ตาม จึงทำให้โครงข่ายไม่เสถียร คือ ค่าน้ำหนักถูกปรับไปปรับมาตลอด

กล่าวโดยสรุปก็คือ การแบ่งแยกกลุ่มตำแหน่งของพอลต์จะมีความผิดพลาด เนื่องจากอินพุทในแต่ละกลุ่มเอาต์พุทมีค่าใกล้เคียงกันมาก ซึ่งก็ทำให้เกิดการแบ่งผิดพลาดได้ ดังจะเห็นได้จากตาราง ค่าอินพุทของกลุ่มตำแหน่งพอลต์ที่ 50% จะมีค่าใกล้เคียงกับกลุ่มตำแหน่งพอลต์ที่ 40% ด้วยเหตุนี้เองโครงข่ายประสาทเทียมจึงมองกลุ่มตำแหน่งพอลต์ที่ 50% นี้ เป็นกลุ่มตำแหน่งพอลต์ที่ 40% แทนหรืออีกกรณีหนึ่งก็คือ มองกลุ่มตำแหน่งพอลต์นี้เป็นกลุ่มที่เกิดขึ้นใหม่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากตารางที่ 2 ได้ทำการลดอัตราการเรียนรู้เริ่มต้นเป็น 0.45 โดยคงที่นิเวรอนข้างเคียงและจำนวนรอบที่ฝึกสอนเป็น 1 และ 10 ตามลำดับ จะเห็นได้ว่า มีการแบ่งกลุ่มตำแหน่งฟอลต์ที่ชัดเจนมากขึ้น จากนั้นทำการเพิ่มค่านิเวรอนข้างเคียงให้เป็น 2 ซึ่งมีการแบ่งกลุ่มตำแหน่งฟอลต์เป็นไปตามตารางที่ 3

ตารางที่ 2 การจัดกลุ่มด้วยตัวเอง
(อัตราการเรียนรู้เป็น 0.45 และนิเวรอนข้างเคียงเป็น 1)

0.1								0.6
	0.2							0.6
0.2								
	0.3							
							0.7	0.7
0.4	0.4					0.7		
0.4			0.5					0.8
		0.5				0.8		
								0.9

ตารางที่ 3 การจัดกลุ่มด้วยตัวเอง
(อัตราการเรียนรู้เป็น 0.45 และนิเวรอนข้างเคียงเป็น 2)

0.9								0.1
	0.8							
								0.2
		0.7						
						0.3		
0.6			0.5					
0.6			0.5			0.4	0.4	

เพื่อที่จะได้มาซึ่ง โครงสร้างที่ดีของ โครงข่ายประสาทเทียม พารามิเตอร์การเรียนรู้จะต้องถูกเลือกให้เหมาะสม ในตารางที่ 4 แสดงถึงการปรับจำนวนของ

เอาต์พุตและพารามิเตอร์ต่างๆ กันออกไป โดยเฉพาะอัตราการเรียนรู้และนิเวรอนข้างเคียง ซึ่งจะมีผลต่อความแม่นยำในการปฏิบัติงานของโครงข่ายประสาทเทียม

ตารางที่ 4 ผลการทดสอบโดยการปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์

นิเวรอนเอาต์พุต	อัตราการเรียนรู้	นิเวรอนข้างเคียง	รอบฝึกสอน	เวลาที่ฝึกสอน (นาที)	ค่าความถูกต้อง
9	0.9	1	10	0.36	77.77%
9	0.9	1	50	2.37	77.77%
9	0.9	1	100	5.12	77.77%
9	0.9	1	500	25	77.77%
9	0.9	2	10	0.35	55.55%
9	0.45	2	10	0.34	55.55%
9	0.45	1	10	0.35	77.77%
36	0.9	1	10	1.1	99.44%
36	0.9	1	50	5.04	93.61%
36	0.9	1	100	10.09	100.00%
36	0.9	1	500	50.51	96.94%
36	0.9	2	10	1.07	100.00%
36	0.45	2	10	1.05	86.11%
36	0.45	1	10	1.09	96.66%
81	0.9	1	10	2	98.88%
81	0.9	1	50	11	82.22%
81	0.9	1	100	26	82.50%
81	0.9	1	500	78	82.50%
81	0.9	2	10	2.05	99.72%
81	0.45	2	10	2.08	100.00%
81	0.45	1	10	2.1	97.50%

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5. บทสรุป

บทความฉบับนี้ได้นำเสนอการประยุกต์ใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมจัดกลุ่มด้วยตัวเอง เพื่อตรวจจับและจัดกลุ่มของตำแหน่งฟอลต์ด้วยตัวเอง จากการปรับเปลี่ยนจำนวนรอบและพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้อง ผลที่ได้ออกมาเป็นที่น่าพอใจมาก มีความถูกต้องในบางกรณีถึง 100% และเนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้ใช้เวลาในการฝึกสอนที่สั้นวิธีการที่ได้แนะนำในบทความนี้สามารถนำไปขยายใช้กับระบบไฟฟ้ากำลังที่มีขนาดใหญ่ขึ้นได้ หรือนำไปใช้ในระบบสายส่งที่มีการเชื่อมโยงในลักษณะโครงข่าย (Network)

แต่ปัญหาหลักของการใช้โครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้ ก็คือ ขนาดของเอาต์พุตและค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ของโครงข่าย เช่น การกำหนดอัตราการเรียนรู้, จำนวนรอบที่ฝึกสอน เป็นต้น ดังจะเห็นได้จากตารางที่ 4 เมื่อฝึกสอนด้วยเอาต์พุตขนาด 9 หน่วย ไม่สามารถแบ่งกลุ่มได้ชัดเจนเนื่องจากโครงข่ายมีขนาดเล็กเกินไป เมื่อเพิ่มขนาดเอาต์พุตให้ใหญ่เพียงพอจะแบ่งกลุ่มได้ชัดเจน แต่การเพิ่มขนาดโครงข่ายประสาทเทียมทำให้จำนวนค่าน้ำหนักที่อยู่นอกขอบเขตของชุดฝึกสอนเพิ่มขึ้น รวมถึงใช้เวลาในการฝึกสอนมากขึ้นตามไปด้วย

6. กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณ ผศ. ดร. สมชาติ จิรวินากร สำหรับคำแนะนำและอธิบายเกี่ยวกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดจัดกลุ่มด้วยตัวเอง

7. เอกสารอ้างอิง

- [1] W. R. Chen, Q. Q. Qian, X. R. Wang, "Wavelet Neural Network Based Transient Fault Signal Detection and Identification," IEEE/ICICS'97 Singapore, pp.1377-1381, 9-12 Sep. 1997.
- [2] L. L. Lai, E. Vaseekar, H. Subasinghe, N. Rajkumar, "Wavelet Transform and Neural

Networks for Fault Location of a Teed - network," IEEE Power System Technology, pp.807-811, 2000.

- [3] D. Van Dommelen, Alternative Transient Program Rule Book, Leuven EMTP Center, Belgium, 1991.
- [4] M. Misiti, Y. Misiti, G. Oppenheim and J. M. Poggi, Wavelet Toolbox User's Guide, The Math Work, Inc., June 2001.
- [5] H. Demuth and M. Beale, Neural Network Toolbox User's Guide, The Math Work, Inc., March 2001.
- [6] ระบบสายส่ง 500 kV ปี 2000, ฝ่ายวิศวกรรมระบบส่ง, การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย
- [7] C. H. Kim and R. Aggarwal, "Wavelet transforms in power systems: Part. 1 General introduction to the wavelet transform," IEEE Power Engineering Journal, pp. 81-87, 2000.
- [8] H. W. Dommel, Electro - Magnetic Transients Program (EMTP) Theory Book, Bonneville Power Administration (BPA), Portland, Oregon, USA, 1986.
- [9] N. S. D. Brito, B. A. Souza and F. A. C Pires, "Daubechies wavelets in Quality of Electrical Power," Proc. IEEE/PES ICHQP Greece, pp. 511-515, Oct, 1998.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การประยุกต์ใช้การแปลงเวฟเลตและโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับแบ่งประเภทฟอลต์ในสายส่ง

An Application of Wavelet Transform and Artificial Neural Networks for Fault Classification in Transmission Lines

อรรถพล เก้าพิทักษ์กุล

สิทธิโชค กิตติรักษ์ตระกูล

ศุทธิ บรรจงจิตร

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ถนนฉลองกรุง เขตลาดกระบัง กรุงเทพฯ 10520

โทร 0-2326-9902 E-mail : s5061010@kmitl.ac.th

บทคัดย่อ

บทความฉบับนี้จึงได้นำเสนอการแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วยและโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อแบ่งประเภทของฟอลต์ในสายส่งรูปคลื่นแรงดันไฟฟ้าและกระแสไฟฟ้าหลังเกิดฟอลต์ถูกนำมาใช้วิเคราะห์ด้วยเวฟเลตแม่ซันิค daubechies 4 (db4) และแยกองค์ประกอบความถี่สูง การเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่สูงในสเกลแรกจะถูกนำมาเป็นชุดข้อมูลฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียม โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (Back Propagation neural network : BP) ถูกนำมาเปรียบเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี (Radial Basis Function neural network : RBF) มันจะพบว่าวิธีแก้ปัญหาคือช่วยชนิดฟังก์ชันฐานรัศมีให้ ค่าความถูกต้องเฉลี่ย 97.78% ในขณะที่ใช้เวลาในการฝึกสอนน้อยกว่า

คำสำคัญ : การแปลงเวฟเลต, โครงข่ายประสาทเทียม, การแบ่งประเภทฟอลต์, ฟังก์ชันฐานรัศมี, ชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ

Abstract

This paper proposes discrete wavelet transform (DWT) and artificial neural network for fault classifications in transmission lines. Post-fault voltage and current signals are used in the analysis. The mother wavelet daubechies4 (db4) is employed to decompose, high frequency component from the signals. The variations of first scale high frequency component are used as an input for the training pattern. Back-propagation (BP) neural network is also compared with the radial basis function (RBF) neural network in this paper. It is shown that an average accuracy values obtained from RBF are 97.78%, while using less training time.

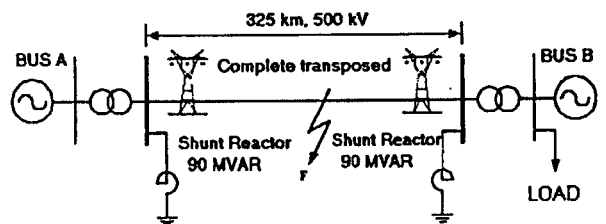
Keywords: Wavelet Transform , Artificial neural network , Fault Classification , Radial Basis Function , Back-propagation

1. บทนำ

ในช่วงต้นของทศวรรษที่ 90 ในต่างประเทศได้มีการค้นคว้าในการวิจัยและพัฒนาเกี่ยวกับการนำเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network : ANN) มาใช้ในการวิเคราะห์และตัดสินใจของรีเลย์ ซึ่งเครื่องมือที่นำเอาโครงข่ายประสาทเทียมมาช่วยวิเคราะห์นั้น จะมีความฉลาดมากขึ้นและมีระบบความคิดที่มีการทำงานในลักษณะคล้ายกับมนุษย์ แต่โครงข่ายประสาทเทียมที่วิเคราะห์ร่วมกับการแปลงฟูเรียร์มีข้อจำกัดที่ไม่เหมาะกับการวิเคราะห์สัญญาณสภาวะทรานเซียนต์ (transients)

ในช่วงปลายของทศวรรษที่ 90 ได้มีแนวความคิดใหม่เกิดขึ้นโดยเปลี่ยนแนวโน้มของการวิเคราะห์สัญญาณขององค์ประกอบความถี่ฐานมาสู่การวิเคราะห์สัญญาณขององค์ประกอบความถี่สูงในลักษณะการป้องกันแบบทรานเซียนต์ [1] การวิเคราะห์องค์ประกอบความถี่สูงนี้จำเป็นต้องมีกระบวนการวิเคราะห์ที่เหมาะสมด้วย จากการศึกษาพบว่าการแปลงเวฟเลตมีคุณสมบัติการเลื่อนตำแหน่งและการเปลี่ยนสเกลในการวิเคราะห์ จึงได้มีการแปลงเวฟเลตช่วยในการวิเคราะห์

วัตถุประสงค์ของบทความนี้คือ การพัฒนาแผนการป้องกันโดยใช้พื้นฐานจากการวิเคราะห์เวฟเลตและโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อใช้สำหรับตรวจจับและแบ่งประเภทฟอลต์ในสายส่ง 500 kV ดังรูปที่ 1 ขั้นตอนการวิเคราะห์ทั้งหมดจะถูกปฏิบัติการบนคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคล (Personal Computer : PC) เพนเทียม ทรี 500 MHz หน่วยความจำ 256 MB



รูปที่ 1 แบบของสายส่งที่ใช้ในการจำลองฟอลต์

รูปที่ 1 แสดงระบบสายส่งระบบ 500 kV แบบวงจรเดี่ยว (Single circuit) ซึ่งมีความยาว 325 กิโลเมตร [2] ความต้านทานลวดวงจรมีค่าต่ำประมาณ 10 โอห์ม โดยใช้ โปรแกรมจำลอง ATP/EMTP [3] ได้ทำการจำลองสัญญาณทั้งหมด 5 ไซเคิล (0-0.1 วินาที) โดยเริ่มเกิดฟอลต์ที่ 0.04 วินาที และให้เกิดตำแหน่งฟอลต์ตั้งแต่ 10% - 90% ของความยาวสายส่ง

2. ทฤษฎี

2.1 การแปลงเวฟเล็ต

เวฟเล็ตเป็นฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ซึ่งได้ถูกพิจารณาเป็น อีกทางเลือกหนึ่งสำหรับวิเคราะห์สัญญาณ ในลักษณะทรานเซียนต์ การวิเคราะห์สัญญาณจะแบ่งข้อมูลเป็นองค์ประกอบของความถี่ที่แตกต่างกัน โดยจะมีเวฟเล็ตต้นกำเนิดที่เรียกว่า “เวฟเล็ตแม่” (Mother Wavelets) ซึ่งคลื่นเวฟเล็ตแต่ละอัน จะมีการสเกล (Scaling : m) จะควบคุมการเปลี่ยนแปลงความถี่และการเลื่อนตำแหน่ง (Translation or shifting : k) ซึ่งจะควบคุมการเปลี่ยนแปลงตำแหน่งบนแกนเวลา

รูปแบบการแปลงเวฟเล็ตที่มีการเปลี่ยนแปลงสเกล การวิเคราะห์ให้ลดลงครึ่งละ 2 เท่า เรียกว่า การแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform: DWT) ดังแสดงในสมการที่ 1 [4]

$$DWT(m, n) = \frac{1}{\sqrt{2^m}} \sum_k f(k) \psi \left[\frac{n - k2^m}{2^m} \right] \quad (1)$$

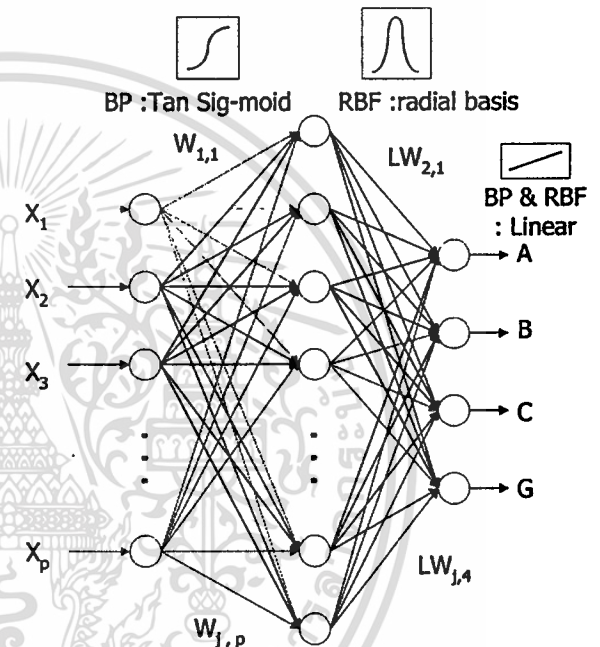
เมื่อ $\psi \left[\frac{n - k2^m}{2^m} \right]$ เป็นเวฟเล็ตแม่ (mother wavelet)

- f(k) = สัญญาณที่ทำการแปลง
- k คือ เลขแสดงการเลื่อนตำแหน่ง
- m คือ เลขแสดงการเปลี่ยนแปลงของการสเกล
- n คือ จำนวนข้อมูล

2.2 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) มีแนวคิดเลียนแบบการทำงานของสมองชีวภาพ โดยเรียนรู้และศึกษาการทำงาน ของสมองชีวภาพเพื่อกำหนดแนวทางสำหรับการสร้างแบบจำลองขึ้นมา แล้วพยายามสมมติฐานลักษณะการทำงาน โดยจำลองเป็น โมเดล คณิตศาสตร์ที่มีลักษณะเดียวกันแล้วดำเนินการคำนวณ โดยใช้ คอมพิวเตอร์ โครงข่ายสามารถคำนวณฟังก์ชันในบางลักษณะที่กำเนิด ความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตและเอาต์พุตในโครงข่าย จำเป็นต้องมีการฝึกสอนโครงข่าย

การฝึกสอน (Training) เป็นลักษณะที่จะพยายามให้โครงข่าย ประสาทมีความรู้ในลักษณะที่เราต้องการ โดยในลักษณะการฝึกสอนของ โครงข่ายประสาทจะเป็นการป้อนชุดอินพุตให้โครงข่ายและพยายาม ปรับค่าถ่วงน้ำหนักทุกๆ จุดให้สอดคล้องกับอินพุตหลายๆ แบบ เพื่อให้ ได้เอาต์พุตเป้าหมายตามที่ต้องการ การฝึกสอนถูกจัดเป็น 2 ประเภทคือ แบบควบคุม (Supervised training) และแบบอิสระ (Unsupervised training) ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมป้อนไปข้างหน้าแบบหลายชั้นชนิดที่ มีการแพร่ค่าย้อนกลับ (BP) และชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี (RBF) จัดเป็น โครงข่ายที่มีการฝึกสอนแบบควบคุม โดยมีการเชื่อมโยงในแต่ละชั้น ดังรูปที่ 2



รูปที่ 2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบ 3 ชั้นที่ใช้อธิบายทั้ง โครงข่ายชนิดแพร่ค่าย้อนกลับและฟังก์ชันฐานรัศมี

2.2.1 โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP)

จะประกอบไปด้วย 3 ชั้น (ชั้นอินพุต, ชั้นซ่อน, ชั้นเอาต์พุต) โดยมีการเชื่อมโยงในแต่ละชั้นดังนี้ ทุกๆ นิวรอนในชั้นอินพุตจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นซ่อนชั้นแรก โดยมีตัวเชื่อมที่มีค่าที่สามารถปรับเปลี่ยนได้ ซึ่งเรียกว่า ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight : W) และทุกๆ นิวรอนในชั้นซ่อนแรกจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นถัดไปไปในที่สุด ทุกๆ นิวรอนในชั้นซ่อนชั้นสุดท้ายจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นเอาต์พุตและในแต่ละชั้นจะมีค่าไบแอส (bias : b) เชื่อมต่ออยู่

การฝึกสอนของโครงข่ายชนิดนี้จะเป็นแบบต้องควบคุม แบ่งเป็น 2 ส่วนคือ ส่วนป้อนไปข้างหน้าและส่วนย้อนกลับ การฝึกสอน จะกระทำทั้ง 2 ส่วนสลับกันไป จนกว่าค่าผิดพลาดระหว่างค่าเอาต์พุต และค่าเป้าหมายจะมีค่าต่ำกว่าจุดที่ต้องการ

2.2.2 โครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี (RBF)

จะประกอบไปด้วย 3 ชั้น (ชั้นอินพุต, ชั้นซ่อน, ชั้นเอาต์พุต) นิเวรอนชั้นซ่อนถูกเรียกว่า ชั้น RBF กำหนดด้วยพารามิเตอร์เวกเตอร์ เรียกว่า เซ็นเตอร์ (Center) หรือ ค่าถ่วงน้ำหนัก และพารามิเตอร์ สเกลาร์ เรียกว่า วิดธ์ (width) หรือ ค่าไบแอส การฝึกสอนของโครงข่ายชนิดนี้จะเป็นแบบต้องควบคุมแต่จะมีเพียงส่วนเดียวคือ ส่วนป้อนไปข้างหน้า การฝึกสอนจะกระทำโดยการเพิ่มจำนวนนิเวรอนในชั้นซ่อนจนกว่า ค่าผิดพลาดระหว่างค่าเอาต์พุตและค่าเป้าหมายจะมีค่าต่ำกว่าจุดที่ต้องการเอาต์พุตของนิเวรอน j ในชั้นเอาต์พุตของ RBF ซึ่งมีความสัมพันธ์ของนิเวรอนเป็นฟังก์ชันเชิงเส้น ถ้ากำหนดจำนวนนิเวรอนของโครงข่ายเท่ากับ p แล้ว ค่าเอาต์พุตของโครงข่ายจะมีความสัมพันธ์กับค่าถ่วงน้ำหนักดังนี้ [5]

$$\varphi(x^*) = \exp\left(-\frac{\|x^* - w_j\|^2}{\sigma_j^2}\right) \quad (2)$$

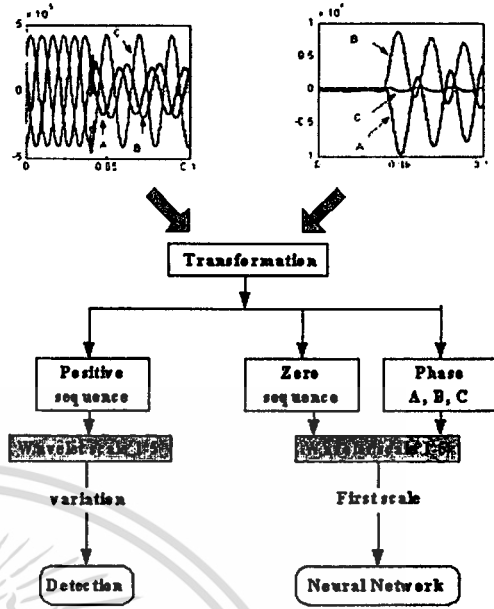
$$o / P_{ANN} = \sum_{j=1}^p LW_{2,1} * \varphi(x^*) \quad (3)$$

โดยที่ $\varphi(x^*)$ เป็นเอาต์พุตของนิเวรอนที่ j ในชั้นซ่อน $x^* = [x_1^*, x_2^*, \dots, x_p^*]$ คือ เวกเตอร์อินพุต w_j คือ เวกเตอร์ค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นซ่อน σ_j คือ ค่ากระจายของฟังก์ชันเกาส์ $LW_{2,1}$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นซ่อนกับชั้นเอาต์พุต

3. การวิเคราะห์

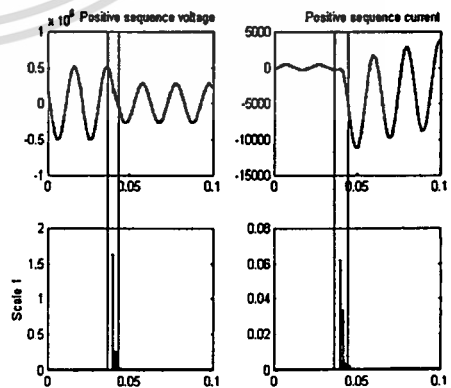
3.1 การวิเคราะห์ที่เวฟเล็ต

การวิเคราะห์ที่เวฟเล็ตจะใช้โปรแกรม MATLAB / Wavelet Toolbox [6] โดยนำสัญญาณแรงดันและกระแสที่ได้ในแต่ละเฟสจากบัส A มาผ่านการแปลงให้ออกมาอยู่ในรูปองค์ประกอบต่างๆ (positive, negative, zero sequence) โดยใช้ค่าคงที่ของการแปลงของคลาร์ก (Clarke's Transformation) พร้อมทั้งนำสัญญาณแรงดันและกระแสของเฟส A, B, C มาทำการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย โดยใช้เวฟเล็ตแม่ชนิด daubechies 4 (db4) [7] เพื่อแยกองค์ประกอบความถี่สูง (detail 1-5) ในสเกลที่ 1-5 ออกมาและทำการยกกำลังสอง สัมประสิทธิ์ในทุกสเกลดังแสดงในรูปที่ 3



รูปที่ 3 ขั้นตอนการวิเคราะห์สัญญาณพอลต์ด้วยการแปลงเวฟเล็ต

การตรวจจับพอลต์จะทำได้โดยการนำองค์ประกอบลำดับขบวนมาผ่านการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยเพื่อแยกองค์ประกอบความถี่สูงออกมา 5 สเกลด้วยกัน จากนั้นนำค่าสัมประสิทธิ์ในช่วงเวลาปัจจุบันและค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์ในช่วงก่อนหน้าเวลาปัจจุบันในแต่ละสเกลของทั้งแรงดันและกระแส ทำการเปรียบเทียบเพื่อหาว่าสเกลแรกที่สามารถตรวจจับพอลต์ได้ โดยตั้งสมมติฐานไว้ว่า “ ถ้าสัมประสิทธิ์ของช่วงเวลาปัจจุบันในสเกลใดของทั้งแรงดันและกระแสมีการเปลี่ยนแปลงสูงขึ้นมากกว่า 5 เท่าจากช่วงก่อนหน้าเวลาปัจจุบันแสดงว่ามีพอลต์เกิดขึ้นในสายส่งและใช้สเกลนั้นไปหาตำแหน่งและประเภทพอลต์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ” ผลสรุปได้แสดงในรูปที่ 4



รูปที่ 4 ลักษณะการเปลี่ยนแปลงเพื่อตรวจจับพอลต์

3.2 วิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียม

ข้อมูลฝึกสอนและข้อมูลทดสอบมาจากสายส่งในรูปที่ 1 ซึ่งแบ่งข้อมูลดังนี้

1. ลักษณะการเกิดฟอลต์ได้ 10 ลักษณะ (เฟสเดียวลงดิน , ฟอลต์ระหว่างเฟส , ฟอลต์สองเฟสลงดินและฟอลต์ 3 เฟส)
2. ตำแหน่งการเกิดฟอลต์ 10% - 90% ของระยะทางทั้งหมด (ช่วงละ 10%)
3. มุมที่เริ่มเกิดฟอลต์ $0^\circ - 330^\circ$ เมื่อเทียบกับมุมเฟสของแรงดันที่เฟส A (ช่วงละ 30°)
4. สภาพปกติ (Normal) มี 12 ข้อมูล

รวมข้อมูลได้จำนวน 1092 ข้อมูล แบ่งออกเป็นข้อมูลฝึกสอน 728 ข้อมูลและข้อมูลทดสอบ 364 ข้อมูล

3.2.1 ชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (BP)

ในบทความนี้ โครงข่ายชนิดนี้จะประกอบไปด้วย 3 ชั้น (ชั้นอินพุต, ชั้นซ่อน 2 ชั้น, ชั้นเอาต์พุต) ดังรูปที่ 2 ซึ่งจะประกอบได้ด้วย 8 อินพุต (ค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์ประกอบแรงดันและกระแสของเฟส A, B, C และองค์ประกอบลำดับศูนย์ในช่วง $\frac{1}{4}$ ไซเคิลหลังจากเกิดฟอลต์ในสเกลแรกที่ตรวจจับฟอลต์ได้ ส่วนในกรณีสภาพปกติจะใช้สเกลที่ 1 โดยนำค่าสูงสุดที่เกิดขึ้นในช่วงสัญญาณเพราะว่าไม่สามารถตรวจจับฟอลต์ได้) และ 4 เอาต์พุต โดยที่ค่าเอาต์พุตมีค่าเปลี่ยนแปลงอยู่ระหว่าง '0' กับ '1' ซึ่งจะสัมพันธ์กับเฟส (A, B, C) และกราวด์ (G) ดังในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ตัวอย่างค่าเอาต์พุตของ โครงข่ายประสาทเทียม

Classifications of Fault	A	B	C	G
Normal	0	0	0	0
Phase A to ground fault	1	0	0	1
Phase A,B to ground fault	1	1	0	1
Phase A to phase B fault	1	1	0	0
Three phase fault	1	1	1	0

ฟังก์ชันถ่ายโอน (transfer function) ที่อยู่ในชั้นซ่อนจะใช้แทนเจนท์ซิกมอยด์ (tan sigmoid) และในชั้นเอาต์พุตจะใช้ฟังก์ชันเชิงเส้น (linear) การฝึกสอนโครงข่ายจะใช้โปรแกรม MATLAB / Neural Network Toolbox [5] ระหว่างการฝึกสอนจะเริ่มด้วยการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส (Random initial weight and biases) แล้วทำการคำนวณค่าเอาต์พุตในส่วนป้อนไปข้างหน้าจะคำนวณแบบชั้นต่อชั้น

(layer by layer) และส่วนป้อนกลับทำการเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสโดยใช้กฎเกรเดียนต์เดสเซนต์ (gradient descent rule) แล้วเพิ่มนิรอนในชั้นซ่อนครั้งละ 1 จนกระทั่งได้นิรอนที่เหมาะสม ดังในตารางที่ 2

3.2.2 ชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี (RBF)

โครงข่ายชนิดนี้จะประกอบไปด้วย 3 ชั้นเช่นกัน (ชั้นอินพุต, ชั้นซ่อน 1 ชั้น, ชั้นเอาต์พุต) ซึ่งจะประกอบได้ด้วย 8 อินพุตและ 4 เอาต์พุต เช่นเดียวกับวิธีแพร่ค่าย้อนกลับ (BP) โดยที่ค่าคอปเอาต์พุตมีค่าเปลี่ยนแปลงอยู่ระหว่าง '0' กับ '1' ดังในตารางที่ 1

โดยมีฟังก์ชันถ่ายโอนที่อยู่ในชั้นซ่อนจะใช้ ฟังก์ชันฐานรัศมี (radial basis) และชั้นเอาต์พุตจะใช้ฟังก์ชันเชิงเส้น (linear) การฝึกสอนโครงข่ายจะใช้ข้อมูลชุดเดียวกันกับข้อมูลที่ใช้ในวิธีแพร่ค่าย้อนกลับ จากนั้นเริ่มทำการฝึกสอนโดยปรับค่าถ่วงน้ำหนักและเพิ่มค่ากระจาย

ค่าคงที่ (Increase Spread) ซึ่งสัมพันธ์กับค่าไบแอส ($b = \frac{0.8326}{\text{Spread}}$) [5]

ในชั้นซ่อนที่ 1 ตั้งแต่ 0.0001 และเพิ่มขึ้นครั้งละ 0.0001 จนถึง 0.01 จนกระทั่งได้ค่ากระจายค่าคงที่ (Spread) ที่เหมาะสมดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 เปรียบเทียบการฝึกสอนระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมวิธีแพร่ค่าย้อนกลับ (BP) กับวิธีฟังก์ชันฐานรัศมี (RBF)

ข้อมูลที่ใช้ในการเปรียบเทียบ	BP	RBF
จำนวนอินพุต	8	8
จำนวนนิรอนในชั้นซ่อนที่ 1	13	611
จำนวนนิรอนในชั้นซ่อนที่ 2	12	-
ค่ากระจาย (Spread)	-	0.003
จำนวนเอาต์พุต	4	4
จำนวนของข้อมูลฝึกสอน	728	728
จำนวนรอบที่ฝึกสอน	20000	611
เวลาที่ฝึกสอน (นาท)	1697	50

ในตารางที่ 2 เปรียบเทียบระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมวิธีฟังก์ชันฐานรัศมีกับวิธีแพร่ค่าย้อนกลับ จะเห็นได้ว่า เมื่อจำนวนข้อมูลฝึกสอนเท่ากันวิธีฟังก์ชันฐานรัศมีจะใช้เวลาในการฝึกสอนน้อยกว่าวิธีแพร่ค่าย้อนกลับ อย่างเห็นได้ชัด ในขณะที่เดียวกันจำนวนนิรอนในชั้นซ่อนของวิธีฟังก์ชันฐานรัศมีจะมีจำนวนมากกว่าวิธีแพร่ค่าย้อนกลับ ซึ่งจำนวนนิรอนในชั้นซ่อนจะมีจำนวนเท่ากับจำนวนรอบที่ฝึกสอน

ตารางที่ 3 ตัวอย่างคำตอบของฟอลต์ชนิด CG ที่ระยะทางต่างๆ ของความยาวสายส่ง (มุมเริ่มเกิด 90 องศา)

OUTPUT	Fault Location (BP)					Fault Location (RBF)				
	10	30	50	70	90	10	30	50	70	90
A	-0.0000	0.0091	-0.0000	0.0001	-0.0000	0.0261	0.0082	0.0002	0.0004	-0.0027
B	0.0001	0.0114	-0.0000	-0.0000	0.0000	0.0261	0.0082	0.0002	0.0004	-0.0027
C	1.0035	0.9861	1.0000	0.9999	1.0000	0.9865	0.9958	0.9999	0.9998	1.0014
G	1.0000	0.9988	1.0000	1.0000	1.0000	0.9802	0.9938	0.9999	0.9997	1.0020

ตารางที่ 4 ตัวอย่างคำตอบของฟอลต์ชนิด CG ขณะที่มุมเริ่มเกิดฟอลต์ต่างๆ ที่ระยะทาง 50% ของความยาวสายส่ง

OUTPUT	Fault Inception Angles (BP)					Fault Inception Angles (RBF)				
	0	90	150	210	300	0	90	150	210	300
A	-0.0000	-0.0000	-0.0000	-0.0000	-0.0000	0.0014	0.0002	0.0030	-0.0010	0.0033
B	-0.0000	-0.0000	-0.0000	-0.0000	-0.0000	0.0014	0.0002	0.0030	-0.0010	0.0033
C	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.9993	0.9999	0.9985	1.0005	0.9983
G	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.9989	0.9999	0.9977	1.0008	0.9975

ตารางที่ 5 ตัวอย่างคำตอบของฟอลต์ชนิด CG ขณะที่มุมเริ่มเกิดฟอลต์ต่างๆ ที่ระยะทาง 50% ของความยาวสายส่ง

OUTPUT	Fault Resistance (BP)						Fault Resistance (RBF)					
	0	10	100	500	750	1000	0	10	100	500	750	1000
A	-0.0000	-0.0000	-0.0000	-0.0000	-0.0000	-0.0000	0.4341	0.0002	0.2477	4.0639	1.2631	0.3413
B	-0.0000	-0.0000	-0.0000	0.0740	-0.0000	0.0000	0.4338	0.0002	0.2483	-1.0115	0.1392	0.1250
C	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.7757	0.9999	0.8760	-12.207	-2.1874	0.7151
G	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.6698	0.9999	0.8028	18.375	1.6277	0.7471

ตารางที่ 3 แสดงตัวอย่างคำตอบของฟอลต์ชนิด CG ที่ระยะทางที่แตกต่างกัน จะเห็นได้ว่า ทั้งสองวิธีเมื่อระยะทางเปลี่ยนแปลงคำตอบตัวแปรเอาต์พุต (A, B, C, G) ในแต่ละอัน ได้มีการแบ่งประเภทฟอลต์ได้ถูกต้องชัดเจน ในขณะที่ตารางที่ 4 แสดงค่าคำตอบ ภายใต้เงื่อนไขมุมที่เริ่มเกิดฟอลต์เปลี่ยนแปลงต่างๆ จะพบว่าในแต่ละกรณี ค่าของตัวแปรเอาต์พุตจะมีค่าใกล้เคียง 0 หรือ 1 เหมือนกับค่าที่ต้องการ

ตารางที่ 5 แสดงตัวอย่างคำตอบของฟอลต์ชนิด CG ด้วยการเปลี่ยนแปลงความต้านทานฟอลต์ (ข้อมูลที่ไม่ใช่ข้อมูลฝึกสอนและทดสอบ) จากตารางจะเห็นได้ว่า คำตอบของวิธีแปรค่าย้อนกลับจะให้คำตอบที่แม่นยำและดีกว่าเมื่อเทียบกับวิธีฟังก์ชันฐานรศมี ถึงแม้ว่า

ข้อมูลเหล่านั้นจะไม่เคยนำมาฝึกสอนหรือทดสอบก็ตาม แต่ในขณะที่วิธีฟังก์ชันฐานรศมีจะให้คำตอบไม่แน่นอนและมีความผิดพลาดสูงกว่า ซึ่งดูได้จากตารางที่ 5 คำตอบของความต้านทาน 500 และ 750 โอห์ม จะมีการแบ่งประเภทผิดพลาดอย่างเห็นได้ชัด ซึ่งสิ่งนี้เองเป็นข้อด้อยของวิธีฟังก์ชันฐานรศมีที่หลังจากฝึกสอนแล้ว จะสามารถให้ความถูกต้องช่วงข้อมูลที่นำมาฝึกสอนเท่านั้น (ที่ค่าความต้านทาน 10 โอห์ม) แต่ข้อด้อยในเรื่องของข้อมูลที่ไม้อยู่ในชุดฝึกสอนสามารถแก้ไขได้โดยเพิ่มจำนวนชุดฝึกสอนให้ครอบคลุมทุกกรณีที่อาจเกิดขึ้นได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 26 (EECON-26) 6-7 พฤศจิกายน 2546 สทพ.
ไม่ว่าการณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมีเหตุดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีงานนำไปใช้

ตารางที่ 6 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการแบ่งประเภทของฟอลต์ของชุดทดสอบจำนวน 364 ข้อมูล

Classification of Fault	BP	RBF
Normal	100%	100%
SLG	100%	97.22%
DLG	100%	99.07%
LL	100%	92.60%
3 - P	100%	100%
Average	100%	97.78%

ตารางที่ 6 แสดงค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการแบ่งประเภทฟอลต์ของชุดข้อมูลทดสอบจำนวน 364 ชุด จากตารางจะเห็นว่า ค่าเฉลี่ยของทั้งสองวิธีจะมีค่าเป็นที่น่าพอใจมาก กล่าวคือ วิธีแพร่ค่าย้อนกลับมีความถูกต้องเฉลี่ยสูงถึง 100% ในขณะที่วิธีฟังก์ชันฐานรศมีมีความถูกต้องเฉลี่ยถึง 97.78% หรือมีการแบ่งประเภทผิดพลาดอยู่ 12 ข้อมูลจากจำนวน 364 ข้อมูล

4. บทสรุป

บทความฉบับนี้ได้ทำการทดลองด้วยการปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องกับข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบจำนวน 1092 ชุด พบว่า ในการตรวจจับฟอลต์ที่เกิดขึ้น สามารถตรวจจับได้ 100% โดยใช้เพียงสเกลที่ 1 (detail 1) เท่านั้น โดยใช้ช่วงข้อมูลในการวิเคราะห์เพียง 1/4 ไซเคิล ส่วนการแบ่งประเภทฟอลต์ของโครงข่ายประสาทดเทียม จะเห็นได้ว่าชนิดฟังก์ชันฐานรศมีการแบ่งประเภทฟอลต์ถูกต้องเฉลี่ยเป็น 97.78% ในขณะที่ใช้เวลาในการฝึกสอนเพียง 50 นาที ซึ่งน้อยกว่าชนิดแพร่ค่าย้อนกลับเกือบ 34 เท่า แต่เมื่อพิจารณาไปประยุกต์ใช้งานจะพบว่า การเชื่อมโยงสายส่งจะมีลักษณะการเชื่อมโยงแบบโครงข่าย (network) ทำให้ระบบสายส่งมีความซับซ้อนมากขึ้น รวมถึงสัญญาณฟอลต์ที่เกิดจากสายส่งเส้นอื่น จึงทำให้วิธีชนิดแพร่ค่าย้อนกลับต้องใช้ตัวแปรอินพุตที่พิจารณาและข้อมูลฝึกสอนเป็นจำนวนมาก ทำให้ต้องใช้เวลาในการฝึกสอนมากตามไปด้วย

ด้วยเหตุผลนี้เอง ชนิดฟังก์ชันฐานรศมีที่ได้แนะนำในบทความนี้สามารถนำไปขยายใช้กับระบบไฟฟ้ากำลังที่มีขนาดใหญ่ขึ้นได้ หรือจะนำไปประยุกต์ใช้งานป้องกันสัญญาณทรานเซียนต์ลักษณะอื่นๆ เช่น การแบ่งประเภทฟอลต์ในสายส่งแบบวงจรคู่ หรือการวิเคราะห์หาตำแหน่งฟอลต์ภายในหม้อแปลงกำลัง เป็นต้น

เอกสารอ้างอิง

- [1] Bo Z.Q, F Jiang, Z. Chen, X. Z. Dong, G. Weller, M. A. Redfern, "Transient based protection for power transmission systems," IEEE Power Engineering Society Winter Meeting, vol. 3, pp. 1832-1837, 2000.
- [2] ระบบสายส่ง 500 kV ปี 2000, ฝ่ายวิศวกรรมระบบส่ง, การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย
- [3] D. Van Dommelen, Alternative Transient Program Rule Book, Leuven EMTP Center, Belgium, 1991.
- [4] C. H. Kim and R. Aggarwal, "Wavelet transforms in power systems: Part. I General introduction to the wavelet transform," IEEE Power Engineering Journal, pp. 81-87, 2000.
- [5] H. Demuth and M. Beale, Neural Network Toolbox User's Guide, The Math Work, Inc., March 2001.
- [6] M. Misiti, Y. Misiti, G. Oppenheim and J. M. Poggi, Wavelet Toolbox User's Guide, The Math Work, Inc., June 2001.
- [7] N. S. D. Brito, B. A. Souza and F. A. C Pires, "Daubechies wavelets in Quality of Electrical Power," Proc. IEEE/PES ICHQP Greece, pp. 511-515, Oct, 1998.



อรุณพล เก่งพิทักษ์กุล ปัจจุบันศึกษาระดับปริญญาโท ณ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง งานวิจัยที่ศึกษาเกี่ยวกับการนำการแปลงเวเลตร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม มาประยุกต์ใช้ในระบบไฟฟ้ากำลัง



สิทธิโชค กิตติรักษ์ตระกูล ปัจจุบันศึกษาระดับปริญญาโท ณ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง งานวิจัยที่ศึกษาเกี่ยวกับการนำการแปลงเวเลตมาประยุกต์ใช้ในระบบไฟฟ้ากำลัง



คูลี บรรจงจิตร สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรี สาขาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต จากสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ปัจจุบันดำรงตำแหน่งรองศาสตราจารย์ประจำภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สจล. มีผลงานวิจัยเกี่ยวกับระบบกำลังไฟฟ้าและการออกแบบระบบไฟฟ้า

ประวัติผู้เขียน

นาย อรรถพล เก่งพิทักษ์กุล เกิดเมื่อวันที่ 28 สิงหาคม 2521 ที่จังหวัดสุราษฎร์ธานี สำเร็จการศึกษาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้ากำลัง จากสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ปีการศึกษา 2544

เข้าศึกษาต่อระดับปริญญาโทในปี 2545 สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ณ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง มีผลงานวิชาการตีพิมพ์ทางด้านวิศวกรรมไฟฟ้าระหว่างศึกษาปริญญาโท 6 บทความคือ วิศวกรรมลาดกระบังจำนวน 5 เรื่อง และในวารสารประชุมวิชาการวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 26 จำนวน 1 เรื่อง



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้