



รายงานการวิจัยฉบับสมบูรณ์

การประยุกต์การแปลงเวฟเลตและปัญญาประดิษฐ์สำหรับวิเคราะห์ฟอลต์ใน  
ระบบจำหน่ายไฟฟ้า

An Application of Discrete Wavelet Transform and Artificial Intelligent  
for Fault Diagnosis in Distribution Systems

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. อรรถพล เจริญพิทักษ์กุล

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ชัยยันต์ เจตนาเสน

RCH  
๑๓๕๗๓  
๒๕๕๖

สาขา.....  
เลขทะเบียน..... 137818  
รับเดือนปี..... 6 ส.ค. 2558

b..... 12700083  
i.....

ได้รับทุนสนับสนุนงานวิจัยจากเงินงบประมาณแผ่นดิน ประจำปีงบประมาณ 2556

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

ชื่อโครงการ (ภาษาไทย) การประยุกต์การแปลงเวฟเล็ทและปัญญาประดิษฐ์สำหรับวิเคราะห์ฟอลต์  
ในระบบจำหน่ายไฟฟ้า

แหล่งเงิน งบประมาณแผ่นดิน

ประจำปีงบประมาณ...2556... จำนวนเงินที่ได้รับการสนับสนุน...435,000... บาท

ระยะเวลาทำการวิจัย...1 ปี ตั้งแต่...ตุลาคม 2555 ถึง...กันยายน 2556..

ชื่อ-สกุล หัวหน้าโครงการ และผู้ร่วมโครงการวิจัย พร้อมระบุ หน่วยงานต้นสังกัด

..ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. อรรถพล เถาพิทักษ์กุล สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์

..ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ชัยยนต์ เจตนาเสน สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์

### บทคัดย่อ

งานวิจัยฉบับนี้จึงได้นำเสนอแนวความคิดการตัดสินใจเพื่อระบุประเภทฟอลต์ในระบบจำหน่าย  
ไฟฟ้า แนวความคิดการตัดสินใจวินิจฉัยฟอลต์แบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอนด้วยพื้นฐานการแปลงเวฟเล็ท  
แบบเต็มหน่วยร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม ขั้นตอนแรก เวฟเล็ทแม่ชนิด daubechies 4 (db4) ถูก  
นำมาใช้เพื่อแยกองค์ประกอบความถี่สูงจากสัญญาณกระแสฟอลต์ ค่าสัมประสิทธิ์สูงสุดการแปลง  
เวฟเล็ทของลูกคลื่นกระแสหลังเกิดฟอลต์เฟส A, B, C และองค์ประกอบลำดับศูนย์ถูกใช้เป็นอินพุท  
สำหรับรูปแบบฝึกสอน ขั้นตอนต่อมา โครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นถูกพิจารณาเป็น  
แนวความคิดการตัดสินใจเพื่อระบุประเภทฟอลต์บนสายส่งไฟฟ้าใต้ดิน ในขณะที่โครงข่ายประสาทเทียม  
ชนิดแพร่ค่าย้อนกลับถูกพิจารณาสำหรับระบุประเภทโซนป้องกันของหม้อแปลงไฟฟ้า กรณีศึกษาที่  
หลากหลายจากระบบจำหน่ายใต้ดินประเทศไทยได้รับการตรวจสอบดังนั้นแนวความคิดสามารถ  
นำมาใช้งาน ผลสรุปแสดงให้เห็นว่า แนวความคิดที่นำเสนอสามารถระบุประเภทฟอลต์เป็นที่น่าพอใจ

คำสำคัญ : การแปลงเวฟเล็ท ปัญญาประดิษฐ์ วิเคราะห์ฟอลต์ ระบบจำหน่ายไฟฟ้า หม้อแปลงไฟฟ้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

**Research Title:** An Application of Discrete Wavelet Transform and Artificial Intelligent for Fault Diagnosis in Distribution Systems

**Researcher:** Asst. Prof. Dr. Atthapol Ngaopitakkul and

Asst. Prof. Dr. Chaiyan Jettanasen

**Faculty:** Engineering    **Department:** Electrical Engineering

## ABSTRACT

This research proposes a decision algorithm for classifying the fault in distribution system. Fault diagnosis decision algorithm involves two stages with based on a combination of discrete wavelet transform (DWT) and artificial neural network. First stage, the mother wavelet daubechies4 (db4) is employed to decompose high frequency component from these signals. The maximum coefficients of DWT of phase A, B, C and zero sequence for post-fault current waveforms are used as an input for the training pattern. For next stage, probabilistic neural network (PNN) was be considering as decision algorithm for classifying fault type on underground cable while back-propagation neural network was be considering for classifying the zone protection of power transformer. Various cases studies based on Thailand electricity distribution underground systems have been investigated so that the algorithm can be implemented. The results show that the proposed algorithm is capable of performing the fault classification with satisfactory accuracy.

**Keywords :** Discrete Wavelet Transform, Artificial Intelligent, Fault Diagnosis, Distribution Systems Transformer

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ สำเร็จลุล่วงได้อย่างด้วยดี ด้วยคำแนะนำและคำปรึกษาที่มีคุณค่าจากบุคคลและเจ้าหน้าที่ภายในสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ผู้วิจัยขอขอบคุณเป็นอย่างสูง

ขอขอบพระคุณ คุณสิริโรจน์ ใจขาน จากการไฟฟ้านครหลวงประเทศไทย ที่กรุณาให้ความช่วยเหลือเกี่ยวกับข้อมูลต่าง ๆ ที่นำมาใช้ในการศึกษาและวิจัยในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยรู้สึกซาบซึ้งในความอนุเคราะห์และขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

การวิจัยครั้งนี้ได้รับทุนสนับสนุนการวิจัยจากสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง จากแหล่งทุนงบประมาณแผ่นดิน ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2556

สุดท้ายขอกราบขอบพระคุณ บุคคลที่มีความสำคัญยิ่งได้แก่ คุณพ่อ และคุณแม่ ผู้ซึ่งเป็นบิดาและมารดาที่ได้มอบการอบรมสั่งสอนและสนับสนุนการศึกษาเล่าเรียนตั้งแต่อดีตจวบจนถึงปัจจุบัน รวมถึงคณาจารย์ทุกท่านที่ได้ให้ชีวิตและอบรมความรู้จนทำให้คณะวิจัยมีโอกาสได้เขียนโครงการวิจัยฉบับนี้

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. อรรถพล เก่าพิทักษ์กุล

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ชัยยันต์ เจตนาแสน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

# สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย .....	ก
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ .....	ข
กิตติกรรมประกาศ .....	ค
สารบัญ .....	ง
สารบัญตาราง .....	ฉ
สารบัญภาพ .....	ช
บทที่ 1 บทนำ .....	1
1.1 ที่มาและความสำคัญของโครงการ .....	1
1.2 วัตถุประสงค์ .....	4
1.3 ขอบเขตของโครงการ .....	4
1.4 วิธีดำเนินการวิจัย .....	5
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับของโครงการวิจัย.....	5
บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง .....	6
2.1 การประยุกต์ผลการวิเคราะห์สัญญาณพอลต์กับระบบป้องกัน .....	6
2.1.1 การป้องกันสายส่งแบบระยะทาง (Distance protection).....	6
2.1.2 การป้องกันหม้อแปลงไฟฟ้าแบบผลต่าง (Differential protection).....	8
2.2 การวิเคราะห์สัญญาณพอลต์ด้วยการแปลงเวฟเล็ต.....	10
2.2.1 การแปลงเวฟเล็ต (Wavelet Transform : WT).....	10
2.2.1.1 ทฤษฎีเวฟเล็ต (Wavelet Theory) .....	10
2.2.1.2 การสเกล (Scaling) .....	11
2.2.1.3 การเลื่อนตำแหน่ง (Translation or shifting).....	12
2.2.1.4 การกระจายและรวมกลับของเวฟเล็ต .....	13
2.2.2 การแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform : DWT) ..	14
2.3 โครงข่ายประสาทเทียม.....	14
2.3.1 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม .....	16
2.3.2 การกำหนดค่าถ่วงน้ำหนัก (Setting the Weights).....	16
2.3.3 ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function).....	17
2.3.4 พื้นฐานแนวคิดของโครงข่ายประสาทเทียม.....	17
2.3.4.1 โครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น .....	18
2.3.4.2 โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ .....	20
บทที่ 3 การจำลองและวิเคราะห์พอลต์ .....	26
3.1 การจำลองพอลต์ .....	26
3.1.1 การจำลองระบบสายส่ง .....	26
3.1.2 การจำลองพอลต์ในหม้อแปลงไฟฟ้า .....	28

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
3.2 การวิเคราะห์สัญญาณพอลต์ด้วยการแปลงเวฟเล็ต .....	29
3.2.1 การตรวจจับ .....	30
3.3 การจำแนกประเภทพอลต์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม.....	33
3.3.1 ระบบสายส่งไฟฟ้าใต้ดิน .....	33
3.3.2 ระบบหม้อแปลงไฟฟ้า .....	37
<b>บทที่ 4 ผลการทดลอง .....</b>	<b>42</b>
4.1 รูปแบบการนำเสนอ .....	42
4.1.1 รูปแบบการนำเสนอของแต่ละกราฟผลการทดลอง .....	42
4.2 ผลการทดลอง .....	43
4.2.1 กรณีเกิดพอลต์ที่ระยะทาง 1 กิโลเมตรของความยาวสายส่ง (5.8 กิโลเมตร) .....	43
4.2.2 กรณีเกิดพอลต์ที่ระยะทาง 2 กิโลเมตรของความยาวสายส่ง (5.8 กิโลเมตร) .....	44
4.2.3 กรณีเกิดพอลต์ที่ระยะทาง 2.9 กิโลเมตรของความยาวสายส่ง (5.8 กิโลเมตร) .....	45
4.2.4 กรณีเกิดพอลต์ที่ระยะทาง 3.5 กิโลเมตรของความยาวสายส่ง (5.8 กิโลเมตร) .....	46
4.2.5 กรณีเกิดพอลต์ที่ระยะทาง 4.8 กิโลเมตรของความยาวสายส่ง (5.8 กิโลเมตร) .....	47
4.3 ผลการทดลองกรณีพอลต์บนหม้อแปลงไฟฟ้า .....	49
<b>บทที่ 5 บทสรุป .....</b>	<b>51</b>
<b>เอกสารอ้างอิง .....</b>	<b>55</b>
<b>ภาคผนวก .....</b>	<b>58</b>
ภาคผนวก ก .....	58
ภาคผนวก ข .....	61
ภาคผนวก ค .....	85
<b>ประวัติผู้จัดทำโครงการวิจัย .....</b>	<b>114</b>

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

## สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1 แสดงเมตริกซ์การแปลงและความเร็วคลื่นเดินทางบนสายส่งของระบบ .....	30
3.2 แสดงค่าเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น.....	35
3.3 แสดงผลสรุปที่จากการฝึกสอนและเวลาที่ใช้ในการฝึกสอน.....	35
3.4 แสดงผลสรุปภาพรวมที่ได้จากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม.....	38
3.5 แสดงผลสรุปในแต่ละรอบฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม.....	38
3.6 แสดงค่าเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ.....	39
5.1 สรุปความถูกต้องในการระบุชนิดพอลต์บนสายส่งไฟฟ้าใต้ดิน.....	53
5.2 สรุปความถูกต้องในการระบุประเภทพอลต์หม้อแปลงไฟฟ้า.....	53
5.3 สรุปความถูกต้องในการระบุชนิดพอลต์หม้อแปลงไฟฟ้า.....	54



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

## สารบัญญภาพ

ภาพที่	หน้า
2.1 แสดงการติดตั้งและหลักการทำงานของรีเลย์ระยะทาง (Distance relay) .....	6
2.2 แสดงระนาบเชิงซ้อน (Complex plane) การทำงานของรีเลย์ระยะทาง .....	7
2.3 แสดงการวิเคราะห์แรงดันและกระแสด้วยการแปลงฟูเรียร์ในสภาวะที่เกิดฟอลต์ .....	7
2.4 แสดงวงจรของรีเลย์ป้องกันหม้อแปลงที่ใช้หลักการของเปอร์เซ็นต์กระแสผลต่าง .....	9
2.5 แสดงเส้นคุณลักษณะของรีเลย์ที่ใช้หลักการเปอร์เซ็นต์กระแสผลต่าง .....	9
2.6 แสดงลักษณะของคลื่นเวฟเล็ทแบบ Morlet .....	11
2.7 แสดงคุณสมบัติการสเกลของสัญญาณไซน์ .....	12
2.8 แสดงคุณสมบัติการสเกลของฟังก์ชันเวฟเล็ท .....	12
2.9 แสดงคุณสมบัติการเลื่อนตำแหน่งของฟังก์ชันเวฟเล็ท .....	13
2.10 แสดงการกระจายสัญญาณด้วยการแปลงเวฟเล็ท .....	13
2.11 แสดงการสร้างกลับสัญญาณด้วยการแปลงเวฟเล็ท .....	14
2.12 แสดงโครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียม .....	15
2.13 แสดงแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น .....	19
2.14 แสดงแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับที่มี 2 ชั้นซ่อน .....	21
3.1 ระบบส่งจ่ายกำลังไฟฟ้าในการจำลอง.....	26
3.2 ขนาดของสายเคเบิลใต้ดินที่ใช้ในการจำลอง.....	26
3.3 แสดงภาพคลื่นกระแสทั้ง 3 เฟสที่ฝั่งส่ง (Sending end).....	27
3.4 แสดงภาพคลื่นกระแสทั้ง 3 เฟสที่ฝั่งรับ (Receiving end).....	27
3.5 แสดงระบบจำลองฟอลต์ภายในหม้อแปลงขนาด 50 MVA.....	28
3.6 แสดงสัญญาณฟอลต์ของกระแสที่ได้จากกรณีฟอลต์ภายในโซนป้องกัน.....	29
3.7 แสดงสัญญาณฟอลต์ของกระแสที่ได้จากกรณีฟอลต์ภายนอกโซนป้องกัน.....	29
3.8 รูปคลื่นเวฟเล็ทยกกำลังสองด้านส่งกรณีเกิดฟอลต์ในระบบสายส่งไฟฟ้าใต้ดิน.....	31
3.9 รูปคลื่นเวฟเล็ทยกกำลังสองด้านรับกรณีเกิดฟอลต์ในระบบสายส่งไฟฟ้าใต้ดิน.....	32
3.10 รูปคลื่นเวฟเล็ทยกกำลังสองกรณีเกิดฟอลต์ภายในโซนป้องกันของหม้อแปลงไฟฟ้า.....	32
3.11 รูปคลื่นเวฟเล็ทยกกำลังสองกรณีเกิดฟอลต์ภายนอกโซนป้องกันของหม้อแปลงไฟฟ้า.....	33
3.12 แบบจำลองอินพุทของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น .....	34
3.13 แสดงแผนภาพการระบุประเภทฟอลต์สำหรับสายส่งไฟฟ้าใต้ดินด้วยวิธีที่นำเสนอ.....	37
3.14 แบบจำลองอินพุทของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ .....	37
3.15 แสดงแผนภาพการระบุประเภทฟอลต์สำหรับหม้อแปลงไฟฟ้าด้วยวิธีที่นำเสนอ.....	41
4.1 แสดงเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยเมื่อเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 1 กิโลเมตร .....	43
4.2 แสดงเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยเมื่อเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 2 กิโลเมตร .....	44
4.3 แสดงเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ย เมื่อเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 2.9 กิโลเมตร .....	45
4.4 แสดงเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ย เมื่อเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 3.5 กิโลเมตร .....	46
4.5 แสดงเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ย เมื่อเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 4.8 กิโลเมตร .....	47
4.6 แสดงเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ย เมื่อฟอลต์ในระบบหม้อแปลงไฟฟ้า.....	49

เอกสารนี้เป็นเอกสารลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี การนำเอกสารนี้ไปใช้โดยไม่ผ่านการขออนุญาตจากมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี ถือเป็นการละเมิดลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ที่มาและความสำคัญของโครงการ

ในปัจจุบัน ความต้องการทางด้านกำลังไฟฟ้าเพิ่มขึ้นอย่างสูงในทุกภูมิภาคของประเทศไทย ทำให้เกิดการเชื่อมโยงส่วนต่างๆ ของระบบไฟฟ้ากำลังในประเทศเข้าด้วยกันในลักษณะเป็นโครงข่าย (Network) ทำให้มีการขยายตัวของระบบสายส่งมากขึ้นตาม เพื่อตอบสนองความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่มีมากขึ้นตามลำดับ โดยที่สายส่งเป็นอุปกรณ์หลักที่ทำหน้าที่ในการส่งจ่ายพลังงานไฟฟ้าจาก โรงไฟฟ้า (Power plant) ไปยังผู้ใช้โดยผ่านส่วนต่างๆ ที่เกี่ยวข้อง เช่น สถานีไฟฟ้า (Substation) เขตชุมชน เป็นต้น

จากเหตุผลข้างต้นระบบส่งจ่ายกำลังไฟฟ้าจึงเป็นส่วนที่มีความสำคัญมาก ในปัจจุบัน ประเทศไทยแบ่งออกเป็น 3 ลักษณะใหญ่ๆ คือ ระบบสายส่งอากาศ (Overhead line), ระบบสายส่งใต้ดิน (Underground cable) และ ระบบสายส่งไฟฟ้ากระแสตรง (HVDC) ซึ่งสายส่งในแต่ละแบบนี้จะมีการใช้งานในพื้นที่ที่แตกต่างกันออกไป สายส่งอากาศ (Overhead line) นั้นมักจะพบเห็นอยู่ทั่วไปซึ่งเป็นระบบสายส่งที่มีการใช้งานกันอย่างแพร่หลาย ทั้งนี้เพราะสายส่งอากาศนั้นมีการติดตั้งที่ง่าย และเสียค่าใช้จ่ายน้อยในการติดตั้ง จึงเป็นที่นิยม แต่ก็ยังมีข้อเสียอยู่บ้างคือ เป็นสายส่งที่มีความน่าเชื่อถือต่ำ อีกทั้งยังเกิดความเสียหายได้ง่ายกว่าแบบอื่น สายส่งอีกแบบที่มีการใช้ในประเทศไทยคือ สายส่งไฟฟ้ากระแสตรง (HVDC) ด้วยเหตุที่เป็นสายส่งไฟฟ้ากระแสตรงจึงทำให้มีค่าการสูญเสียพลังงาน (Power loss) น้อย อีกทั้งยังสามารถใช้เชื่อมต่อระหว่าง 2 พื้นที่ที่มีความถี่ของระบบไฟฟ้าแตกต่างกันได้ ดังนั้น สายส่งชนิดนี้จึงใช้เชื่อมระหว่างประเทศไทยและประเทศมาเลเซีย และสายส่งชนิดสุดท้ายคือ สายส่งเคเบิลใต้ดิน สายส่งชนิดนี้ใช้ในระบบส่งจ่ายกำลังไฟฟ้าทั่วไป มีการติดตั้งที่ค่อนข้างลำบากกว่าสายส่งชนิดอื่นเนื่องจากต้องมีการวางสายไว้ใต้ดิน จึงมีการใช้งานสายส่งชนิดนี้ในบางพื้นที่เท่านั้น ปัจจุบันสายส่งใต้ดินได้รับความนิยมเพิ่มขึ้นอย่างแพร่หลายโดยเฉพาะภายในกรุงเทพมหานคร มีการติดตั้งใช้งานสายส่งใต้ดินเพิ่มมากขึ้น เพราะสายส่งใต้ดินนั้นจะสิ้นเปลืองพื้นที่ที่ใช้ในการติดตั้งสายน้อยกว่า และยังมีที่น่าเชื่อถือในระบบที่สูงกว่าสายส่งอากาศอย่างมาก แต่เนื่องจากสายส่งชนิดนี้มีการฝังสายเคเบิลไว้ใต้ดิน จึงมีข้อเสียที่สำคัญคือ การบำรุงรักษาสายส่ง อีกทั้งมีการใช้งานในชุมชนจึงยากต่อการบำรุงรักษา จากเหตุผลดังกล่าวการบำรุงรักษาสายส่งเคเบิลใต้ดินจึงเป็นสิ่งสำคัญมากที่ต้องมีความรวดเร็ว และความแม่นยำให้ได้มากที่สุด

ในขณะเดียวกัน หม้อแปลงไฟฟ้ากำลังเป็นหนึ่งในการเชื่อมโยงที่สำคัญที่สุดในระบบส่งจ่ายกำลังไฟฟ้าเช่นเดียวกับระบบสายส่งไฟฟ้า โดยเฉพาะอย่างยิ่งตามสถานีไฟฟ้าต่างๆ มีการใช้หม้อแปลงไฟฟ้ากำลังเป็นจำนวนมาก ด้วยเหตุที่ หม้อแปลงไฟฟ้ากำลังในระบบส่งจ่ายพลังงานไฟฟ้าถือเป็นอุปกรณ์ที่มีราคาสูงเมื่อเทียบกับอุปกรณ์อย่างอื่นในระบบส่งจ่ายพลังงานไฟฟ้า การเกิดลัดวงจร (Short circuit) และ การเปิดวงจร (Open circuit) หรือที่เรียกว่า ฟอลต์ (Fault) ถือว่าเป็นปัญหาหลักที่เกิดขึ้นในระบบส่งจ่ายกำลังไฟฟ้าอย่างมาก เมื่อใดก็ตามที่เกิดเหตุขัดข้องกับหม้อแปลงไฟฟ้ากำลังหรือระบบส่งจ่ายกำลังไฟฟ้าทำให้เกิดความสูญเสียเป็นอย่างมาก เนื่องจากความต่อเนื่องในระบบส่งจ่ายกำลังไฟฟ้าอาจชะงักรวมไปถึงทำให้ระบบขาดเสถียรภาพการส่งจ่ายกำลังไฟฟ้าอาจก่อให้เกิดปัญหาไฟฟ้าดับยังบริเวณปลายทางได้ หรืออาจเป็นสาเหตุให้เกิดปัญหาไฟฟ้าดับในบริเวณกว้าง หรือ Blackout ได้ จึงควรมีการตระหนักให้เห็นถึงปัญหาที่จะเกิดขึ้น เมื่อเกิดฟอลต์ขึ้นภายใน

เอกสารนี้เป็นเอกสารสงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

ระบบส่งจ่ายไฟฟ้า โดยวิธีที่ดีที่สุดในการป้องกันคือ ต้องมีระบบการป้องกันที่ดี ระบบที่สามารถระบุตำแหน่งของการเกิดฟอลต์ และสามารถระบุชนิดของฟอลต์ได้อย่างถูกต้อง รวดเร็ว และแม่นยำที่สุด เนื่องจากชนิดของฟอลต์ที่แตกต่างกันจะมีความรุนแรงของกระแสฟอลต์ที่แตกต่างกันออกไปตามรูปแบบฟอลต์ที่เกิดขึ้น หากสามารถระบุการเกิดฟอลต์ได้อย่างแม่นยำ และถูกต้องแล้วจะช่วยให้สามารถทำการซ่อมบำรุงรักษาระบบส่งจ่ายกำลังไฟฟ้าได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงสุด

ในอดีตที่ผ่านมา ระบบป้องกันสายส่งไฟฟ้าแรงสูง ใช้รีเลย์ระยะทาง (Distance Relay) เป็นตัวเฝ้ามองและมีการวิเคราะห์สัญญาณองค์ประกอบความถี่พื้นฐานของกระแสไฟฟ้าและแรงดันไฟฟ้า ด้วยการแปลงฟูเรียร์ เพื่อนำมาใช้หาอิมพีแดนซ์ของสายส่งที่เปลี่ยนแปลง ดังนั้นเมื่อเกิดฟอลต์จะทำให้กระแสไฟฟ้าสูงขึ้นในขณะที่แรงดันไฟฟ้าลดต่ำลง ผลที่ตามมาคือ อิมพีแดนซ์ของสายส่งลดลงจากสภาวะปกติ จากหลักการนี้จะนำมาใช้ในการตรวจจับการเกิดฟอลต์ นอกจากนี้ยังสามารถนำการลดลงของอิมพีแดนซ์มาเทียบเพื่อหาตำแหน่งฟอลต์ ส่วนการระบุประเภทของฟอลต์นั้นจะพิจารณาการเปลี่ยนแปลงของกระแสไฟฟ้าในแต่ละเฟส หลักการทั้งหมดที่กล่าวมาแล้วนั้นตั้งอยู่บนสมมติฐานที่ว่า ความต้านทานของฟอลต์เป็นศูนย์ซึ่งในทางปฏิบัติเป็นไปได้ยาก ทำให้มีความผิดพลาดเกิดขึ้น โดยเฉพาะการระบุระยะทางที่คลาดเคลื่อนจากความเป็นจริงค่อนข้างมาก การระบุระยะทางที่คลาดเคลื่อนนี้ทำให้เสียเวลาและค่าใช้จ่ายในการตรวจแต่ละครั้งเป็นจำนวนมาก จากข้อมูลทางสถิติพบว่า รีเลย์แบบนี้จะมีข้อผิดพลาดที่สูงโดยเฉพาะการบอกระยะทางที่คลาดเคลื่อนจากรยะทางจริงมาก นอกจากนี้ยังมีข้อจำกัดในการใช้งานอื่นๆ อีกด้วย โดยในสมัยเริ่มแรกการตรวจหาเพื่อระบุตำแหน่งฟอลต์นั้นยังไม่ค่อยมีการพัฒนาเท่าที่ควร โดยมักเป็นการใช้อุปกรณ์เครื่องมือในการตรวจจับฟอลต์มากกว่า ซึ่งมีหลักการในการวิเคราะห์ฟอลต์หลักๆ อยู่ 2 แบบด้วยกันคือ Terminal methods และ Tracing method โดยในแต่ละหลักการนั้นแยกออกเป็นหลายวิธี แต่วิธีที่แตกต่างกันโดยขึ้นอยู่กับสมการที่ใช้ในการวิเคราะห์ หลักการแรก (Terminal methods) เป็นการใชหลักการของวงจรบริดจ์ (Bridge circuit) [1-2] เข้ามาช่วย โดยมีทั้งแบบใช้ความต้านทาน (Resistor) แบ่งเป็นแบบ one terminal และ two terminal [1] ซึ่งใช้โอห์มมิเตอร์ (Ohm meter) ในการตรวจวัด อีกหลักการหนึ่งใช้เป็นหลักการโดยใช้ตัวเก็บประจุ (Capacitance ratio method) โดยใช้ตัวเก็บประจุในการต่อวงจรบริดจ์เพื่อหาระยะทางที่วงจรเกิดฟอลต์โดยใช้บริดจ์ตัวเก็บประจุ (Capacitor bridge) เป็นอุปกรณ์ในการตรวจวัด

จากหลักการที่กล่าวมาเป็นรูปแบบของการตรวจหาฟอลต์แบบใช้อุปกรณ์เครื่องมือวัด ซึ่งโดยปกติใช้ในการตรวจสอบสายส่งที่ยังไม่ได้มีการใช้งาน แต่ในความเป็นจริงเมื่อนำสายส่งต่อเข้าใช้กับระบบส่งจ่ายกำลังไฟฟ้าแล้ววิธีการตรวจวัดด้วยอุปกรณ์เครื่องมือเช่นนี้เป็นไปได้ค่อนข้างยาก จึงได้มีการพัฒนาวิธีตรวจสอบเพื่อระบุตำแหน่งของฟอลต์โดยใช้หลักการเดิม [1] เข้ามาใช้เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพให้มากขึ้น ในปี 1983 ได้มีการพยายามแก้ปัญหาดังที่ได้กล่าว โดยใช้ทฤษฎีของคลื่นเดินทาง (travelling wave theory)[3] ซึ่งเป็นหลักการที่ประยุกต์มาจากหลักการ Pulse reflection time method [1-2] โดยใช้วิธีการยิงคลื่นพัลส์เข้าไปในระบบเพื่อดูลักษณะรูปแบบการสะท้อน หลักการนี้มีการเปลี่ยนแปลงรูปแบบของสมการที่ใช้ในการระบุตำแหน่งของฟอลต์เพื่อเห็นถึงความแตกต่างของผลลัพธ์ที่ได้เพื่อบอกระยะทางหรือตำแหน่งที่เกิดฟอลต์ ทำให้มีการใช้ทฤษฎีของคลื่นเดินทางในการระบุตำแหน่งฟอลต์ทั้งแบบสองบัสและสามบัส [4-6] แต่วิธีคลื่นเดินทางต้องการอัตรา

สูงและมีปัญหาในข้อแตกต่างระหว่างคลื่นสะท้อนส่งกลับจากฟอลต์และจากปลายสายส่งที่ห่างไกล

[7] จึงทำให้วิธีแก้ปัญหาลักษณะนี้กลายเป็นสิ่งที่ซับซ้อนเพราะว่าการจ่ายพลังงานจากที่ตั้งต่างๆ ของ

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

ระบบไฟฟ้า ดังนั้นเพื่อแก้ไขปัญหาดังกล่าวในปี 1993 ได้มีการนำเสนอทฤษฎีคลื่นเดินทางเพื่อบอก  
ระยะทางโดยใช้เวลาในการคำนวณแทน [8]

สำหรับการป้องกันหม้อแปลงไฟฟ้านั้นมีอุปกรณ์ป้องกันหลายอย่างให้เลือกใช้ป้องกันฟอลต์  
สามารถแบ่งเป็น 2 กลุ่ม กลุ่มแรกพวกที่วัดข้อมูลจากแก๊สใช้สำหรับจับฟอลต์ภายใน อุปกรณ์จำพวก  
วัดแก๊ส ได้แก่ pressure-relief, pressure relay, gas-detector relay ฯลฯ กลุ่มที่สอง พวกที่วัด  
ขนาดของกระแสลัดวงจรโดยตรง สำหรับอุปกรณ์วัดกระแสได้แก่ รีเลย์กระแสเกิน (over-current  
relay) และรีเลย์แบบผลต่าง (differential relay) เป็นต้น การป้องกัน หม้อแปลงที่มีความเชื่อถือ  
ได้และมีความเร็วสูงวิธีหนึ่งก็คือ การใช้รีเลย์ป้องกันแบบผลต่าง (differential protection relay)  
เป็นตัวตรวจจับความผิดปกติ (fault) ที่เกิดขึ้นกับหม้อแปลง

รูปแบบเดิมในการวิเคราะห์สัญญาณของรีเลย์แบบผลต่าง (differential relay) [9] คือ การ  
หาขนาดกระแสผลต่างทางปฐมภูมิ (primary) และ ทูติยภูมิ (secondary) ของหม้อแปลงไฟฟ้ากำลัง  
โดยกำหนดให้โวลท์แอมป์ (VA) ของ หม้อแปลงทั้งทางด้านปฐมภูมิและทุติยภูมิมีค่าคงที่ อัตราส่วน  
กระแสทั้งสองด้านจะมีค่าขึ้นกับอัตราส่วนแรงดันทั้งสองด้าน เมื่อทอนกระแสทั้งสองด้านด้วย  
หม้อแปลงกระแส (CT) เข้ารีเลย์ โดยทิศทางของกระแสตรงกันข้ามกันในสภาวะจ่ายโหลดปกติ  
ผลต่างของกระแสทั้งสองมีค่าน้อยมาก เมื่อใดก็ตามที่มีความผิดปกติเกิดขึ้น ผลต่างกระแสจะมีค่า  
เพิ่มขึ้น ถ้าผลต่าง ดังกล่าวมีค่ามากกว่าที่รีเลย์กำหนด (relay set) ไว้ รีเลย์จะทำงานทันที จาก  
หลักการนี้นำมาใช้ในการตรวจจับฟอลต์และแยกแยะระหว่างฟอลต์ที่เกิดขึ้นภายใน (Internal Fault)  
หรือฟอลต์ที่เกิดขึ้นภายนอก (External or Non-Internal Fault) ของตัวหม้อแปลงไฟฟ้ากำลัง โดย  
ที่รีเลย์จะสั่งทริปในทุก ๆ กรณีของฟอลต์ที่เกิดขึ้นภายใน (Internal Fault) และจะต้องไม่ทำงาน  
(Block) ในกรณีที่ไม่ใช่ฟอลต์ที่เกิดขึ้นภายใน อย่างไรก็ตาม รีเลย์ที่ใช้หลักการดังกล่าวยังมีข้อผิดพลาด  
ในการส่งปลดวงจร เนื่องจากว่ามีสาเหตุบางประการที่จะทำให้รีเลย์ทำงานผิดพลาด จึงได้มีการวิจัย  
หลากหลายวิธีเกี่ยวกับการป้องกันหม้อแปลงไฟฟ้า [10-11]

ในช่วงต้นของทศวรรษที่ 90 มีการนำเสนอแนวความคิดในการนำเทคนิคของปัญญาประดิษฐ์  
(Artificial intelligent : AI) ในรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการวิเคราะห์และตัดสินใจ  
ของรีเลย์ [12-16] ในช่วงปลายของทศวรรษที่ 90 ได้มีแนวความคิดใหม่เกิดขึ้นมาโดยเปลี่ยนแนวโน้ม  
ของการวิเคราะห์สัญญาณองค์ประกอบความถี่พื้นฐานมาสู่การวิเคราะห์สัญญาณองค์ประกอบความถี่  
สูง เนื่องจากสัญญาณองค์ประกอบความถี่สูงนี้ให้ข้อมูลเกี่ยวกับสัญญาณฟอลต์ที่มีความหลากหลาย  
มากขึ้น จึงทำให้นักวิจัยให้ความสนใจและมีการนำมาทำการศึกษาและวิจัยมากขึ้น จาก  
การศึกษาเบื้องต้นพบว่า การแปลงเวฟเล็ทมีคุณสมบัติที่เหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์สัญญาณใน  
ลักษณะทรานเซียนต์ เช่น ฟอลต์ อันเนื่องมาจากคุณสมบัติการปรับระดับความละเอียดและการเลื่อน  
ตำแหน่งในการวิเคราะห์ เนื่องจากวิธีดังกล่าวมีความสามารถหลายด้านที่วิเคราะห์ดำเนินการเฉพาะ  
ในเวลาและความถี่ การวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ด้วยการแปลงเวฟเล็ทประสบความสำเร็จเป็นอย่างดี  
มากทางด้านการวิเคราะห์สัญญาณทรานเซียนต์และได้ถูกนำเสนออย่างต่อเนื่องในระบบไฟฟ้ากำลัง  
[17-29] ถึงแม้ว่า การแปลงเวฟเล็ทจะมีประสิทธิภาพอย่างมากในการตรวจจับและวิเคราะห์  
สัญญาณทรานเซียนต์ แต่ยังคงมีงานวิจัยเกี่ยวกับการวิเคราะห์ฟอลต์อยู่เป็นจำนวนมาก จึงได้มี  
งานวิจัยหลากหลายวิธีเกี่ยวกับการป้องกันระบบจำหน่ายกำลังไฟฟ้าและหม้อแปลงไฟฟ้า จาก

เอกสารอ้างอิงจะเห็นได้ว่า มีงานวิจัยที่กล่าวถึง หลักการตรวจจับและระบุชนิดของฟอลต์ในระบบส่ง  
เอกสารนี้เกี่ยวข้องกับกำลังไฟฟ้าเป็นจำนวนมาก ซึ่งแต่ละงานวิจัยนั้นมีหลากหลายวิธีการ จากความสำคัญดังกล่าวทาง  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

คณะผู้จัดทำ จึงได้มีแนวคิดที่จะนำการแปลงเวฟเล็ตร่วมกับปัญญาประดิษฐ์เข้ามาประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์ฟอลต์ที่เกิดขึ้นในระบบจำหน่ายกำลังไฟฟ้า ทำให้เกิดการวิเคราะห์ของระบบไฟฟ้ากำลังแนวใหม่ขึ้นและนำมาวางแผนป้องกันระบบไฟฟ้ากำลังในประเทศไทยต่อไปในอนาคต

กล่าวโดยสรุปโครงการวิจัยนี้เป็นการนำการแปลงเวฟเล็ตร่วมกับปัญญาประดิษฐ์มาประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์ฟอลต์ที่เกิดขึ้นในระบบจำหน่ายไฟฟ้าเพื่อศึกษาวิจัยในระบบไฟฟ้ากำลังในประเทศไทย โดยอ้างอิงจากพฤติกรรมของสัญญาณฟอลต์คือ เมื่อมีฟอลต์เกิดขึ้นบนสายส่งจะมีการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่ต่างๆ เกิดขึ้น ซึ่งการเปลี่ยนแปลงนี้จะมีความสัมพันธ์กับรูปแบบของฟอลต์โดยเฉพาะการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่สูงจะมีค่าสูงขึ้นและยังสามารถให้ข้อมูลที่สำคัญเกี่ยวกับฟอลต์ที่เกิดขึ้น โดยข้อมูลของการเปลี่ยนแปลงนี้เมื่อนำมาวิเคราะห์ด้วยการแปลงเวฟเล็ทเพื่อวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่สูงในหลายสเกลหรือหลายช่วงความถี่ จากนั้นนำข้อมูลที่ได้จากการแปลงเวฟเล็ทมาทำการประมวลผลโดยใช้หลักการปัญญาประดิษฐ์

## 1.2 วัตถุประสงค์

1. เพื่อขยายขอบเขตงานวิจัยและเทคโนโลยีทางด้านระบบไฟฟ้ากำลัง อีกทั้งยังเป็นการพัฒนาแผนการป้องกันแบบใหม่สำหรับวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ที่เกิดขึ้นในระบบจำหน่ายกำลังไฟฟ้า
2. เพื่อทำการวิเคราะห์และตรวจจับสัญญาณฟอลต์ที่เกิดขึ้นในระบบจำหน่ายกำลังไฟฟ้า โดยจะมีประโยชน์อย่างมากทางด้านการออกแบบระบบป้องกัน
3. เพื่อระบุตำแหน่ง และรูปแบบของสัญญาณฟอลต์ที่เกิดขึ้น โดยจะทำให้สามารถกำจัดฟอลต์ได้อย่างรวดเร็วซึ่งจะช่วยลดความเสียหายที่เกิดขึ้น
4. เพื่อระบุชนิดและตำแหน่งที่เกิดฟอลต์บนระบบส่งจ่ายกำลังไฟฟ้า จะมีประโยชน์ในส่วนของ การซ่อมบำรุง ทำให้การซ่อมแซมแก้ไขเพื่อให้อุปกรณ์นำสายส่งกลับเข้าใช้งานอย่างรวดเร็วมากยิ่งขึ้น

## 1.3 ขอบเขตของโครงการวิจัย

ขอบเขตของการศึกษาวิจัยแบ่งออกเป็นสองส่วนหลัก ได้แก่ ขอบเขตของระบบส่งจ่ายไฟฟ้ากำลังที่พิจารณา ขอบเขตของการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ แสดงรายละเอียดดังต่อไปนี้

1. ขอบเขตของระบบไฟฟ้ากำลังที่พิจารณา  
ในโครงการวิจัยนี้ ระบบส่งจ่ายไฟฟ้ากำลังที่พิจารณาคือ ระบบสายส่งไฟฟ้าใต้ดินเท่านั้น ซึ่งเป็นแบบจำลองหลักที่ใช้ในการศึกษา
2. ขอบเขตของการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์  
เพื่อให้ได้อัลกอริทึมที่ใช้ในการวิเคราะห์ฟอลต์ที่เกิดขึ้นในระบบจำหน่ายไฟฟ้าได้อย่างถูกต้อง โดยประยุกต์ใช้ความรู้ทางด้าน การแปลงเวฟเล็ทและปัญญาประดิษฐ์ ซึ่งระบบจำหน่ายไฟฟ้าดังกล่าวเป็นระบบของประเทศไทยเอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

#### 1.4 วิธีดำเนินการวิจัย

ขั้นตอนการศึกษาในการดำเนินโครงการวิจัยนี้ แบ่งออกเป็น 5 ขั้นตอนหลักดังต่อไปนี้

1. จัดเตรียมอุปกรณ์ที่เกี่ยวข้องกับการวิจัยทั้งหมด พร้อมทั้งศึกษาและรวบรวมข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับการวิจัยในทุก ๆ ด้าน
2. ทำการศึกษาโปรแกรมที่ใช้ในการจำลองสัญญาณฟอลต์ที่เกิดขึ้น โดยใช้โปรแกรม ATP/EMTP
3. ทำการจำลองสัญญาณฟอลต์ที่แตกต่างกัน ด้วยโปรแกรม ATP/EMTP แล้วนำสัญญาณฟอลต์มาพิจารณาหาข้อมูลในการวิเคราะห์ที่จำเป็นเพื่อนำไปใช้ประโยชน์ต่อไป
4. ทำการศึกษารูปแบบของสัญญาณฟอลต์ที่ได้จากการแปลงเวฟเล็ตเพื่อใช้สำหรับวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ เพื่อทำการพิจารณาข้อมูลที่ได้รับรวมถึงช่วงของข้อมูลที่เหมาะสมที่ควรใช้เป็นข้อมูลในการวิเคราะห์
5. ทำรายงานสรุปผลการศึกษา

#### 1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับของโครงการวิจัย

ในโครงการวิจัยนี้ ได้รับการสนับสนุนและความร่วมมือด้านข้อมูลต่างๆ จากพนักงานของการไฟฟ้า เพื่อนำมาเป็นส่วนประกอบในการวิเคราะห์ปัญหาต่างๆ ที่เกิดขึ้น ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากโครงการวิจัยนี้สามารถแบ่งออกเป็นสองส่วน คือ ประโยชน์จากองค์ความรู้ใหม่ และประโยชน์ในด้านการพัฒนาระดับงานวิจัยของประเทศ ซึ่งแสดงรายละเอียดได้ดังนี้

ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากองค์ความรู้ใหม่

- 1) วิธีวิเคราะห์ฟอลต์ที่เกิดขึ้นบนระบบจำหน่ายกำลังไฟฟ้าแนวใหม่ โดยใช้ข้อมูลองค์ประกอบความถี่สูงที่ได้จากสัญญาณฟอลต์แบบทรานเซียนต์ ซึ่งช่วยลดช่วงของสัญญาณที่ทำการวิเคราะห์ให้สั้นลง ส่งผลให้ระบบการวิเคราะห์และตัดสินใจใช้เวลาลดลงตามไปด้วย สามารถทำให้การบำรุงรักษาหรือซ่อมแซมระบบจำหน่ายกำลังไฟฟ้ามีความรวดเร็วมากขึ้น
- 2) สามารถนำรูปแบบการวิเคราะห์สัญญาณด้วยการแปลงเวฟเล็ตและปัญญาประดิษฐ์ไปประยุกต์ใช้กับหลักการของระบบป้องกันแบบต่างๆ รวมไปถึงวิเคราะห์สัญญาณในรูปแบบอื่นๆ ที่เกิดขึ้นในระบบไฟฟ้ากำลังได้ ซึ่งจะเป็นประโยชน์สำหรับวิศวกร นักวิจัย นักศึกษา ตลอดจนผู้สนใจอื่นๆ เพื่อใช้ในการศึกษาวิจัยและพัฒนาต่อไป

ประโยชน์ในด้านการพัฒนาระดับงานวิจัยของประเทศ

- 1) โครงการวิจัยนี้เป็นการรวมกันของวิทยาการด้านต่างๆ คือ กระบวนการประมวลสัญญาณ ทฤษฎีระบบป้องกัน และ วิศวกรรมไฟฟ้ากำลัง เข้าด้วยกัน ซึ่งก่อให้เกิดประโยชน์ร่วมกันของนักวิจัยในสาขาดังกล่าว ทั้งในด้านการแลกเปลี่ยนความรู้ ความคิดเห็น นับเป็นการพัฒนาระดับงานวิจัยของประเทศ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

## บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

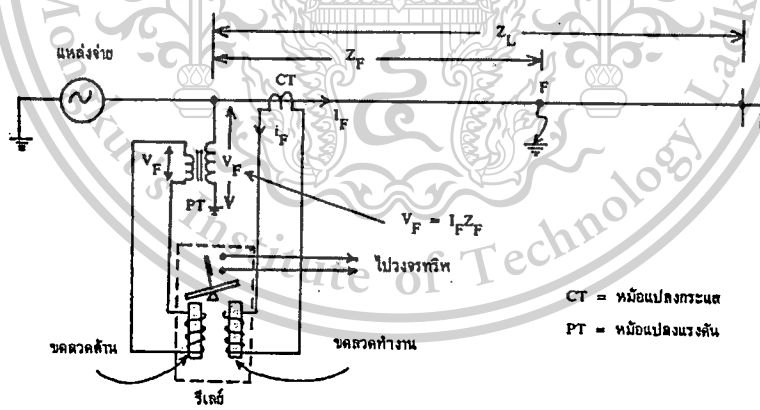
การมีระบบส่งจ่ายกำลังไฟฟ้าที่มีประสิทธิภาพสูง จำเป็นอย่างยิ่งที่จะต้องอาศัยระบบการป้องกันและอุปกรณ์ที่มาสับสนุนเป็นจำนวนมาก ระบบการป้องกันสายส่งที่ใช้ในปัจจุบันมีอยู่ด้วยกันหลากหลายประเภทซึ่งได้รับการออกแบบและพัฒนาอย่างเหมาะสมสำหรับการป้องกันสายส่งที่มีความซับซ้อน โดยที่ภาพแบบการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์แต่ละลักษณะนั้น มีหลักการและวิธีการที่แตกต่างกันออกไปตามวัตถุประสงค์ในการนำไปใช้งาน โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

### 2.1 การประยุกต์ผลการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์กับระบบป้องกัน

#### 2.1.1 การป้องกันสายส่งแบบระยะทาง (Distance protection)

สายส่งเป็นอุปกรณ์ที่เกิดฟอลต์ได้มากที่สุดในระบบส่งจ่ายกำลังไฟฟ้า เนื่องจากสายส่งมีระยะทางที่ยาวผ่านพื้นที่ที่มีโอกาสเกิดฟอลต์ได้ เช่น ภูเขา, ป่าเขา รวมไปถึงชุมชนและแหล่งอุตสาหกรรมต่างๆ เป็นต้น ดังนั้นจึงจำเป็นอย่างยิ่งที่จะต้องมียุทธวิธีในการป้องกันที่ดี และระบบสายส่งส่วนใหญ่เป็นสายส่งที่มีลักษณะเป็นลูป (Loop Line) คือสายส่งที่สามารถรับไฟได้ทั้งสองด้าน ทำให้ฟอลต์มีความรุนแรงเพิ่มมากขึ้น

การทำงานของรีเลย์ชนิดนี้อาศัยการตอบสนองการเปลี่ยนแปลงของอิมพีแดนซ์ของสายส่ง โดยพิจารณาจากการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่พื้นฐาน (50 หรือ 60 Hz) จากกระแสและแรงดันด้วยการแปลงฟูเรียร์ตามหลักการของคลื่นเดินทาง ณ ตำแหน่งที่ติดตั้งรีเลย์ซึ่งปกติจะอยู่ที่ปลายของสายส่งดังแสดงในภาพที่ 2.1



ภาพที่ 2.1 แสดงการติดตั้งและหลักการการทำงานของรีเลย์ระยะทาง (Distance relay)

ซึ่งค่าอิมพีแดนซ์ของสายส่งนั้นได้มาจากอัตราส่วนระหว่างแรงดันและกระแสดังสมการที่ 2.1

$$Z = \frac{V}{I} \quad (2.1)$$

ขั้นตอนในการตัดสินใจของรีเลย์จะเปรียบเทียบค่าอิมพีแดนซ์ที่รีเลย์ตอบสนองเทียบกับ

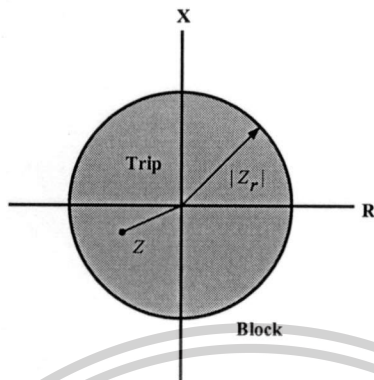
ค่าที่กำหนดไว้ ( $Z$ ) ตามเงื่อนไขต่อไปนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

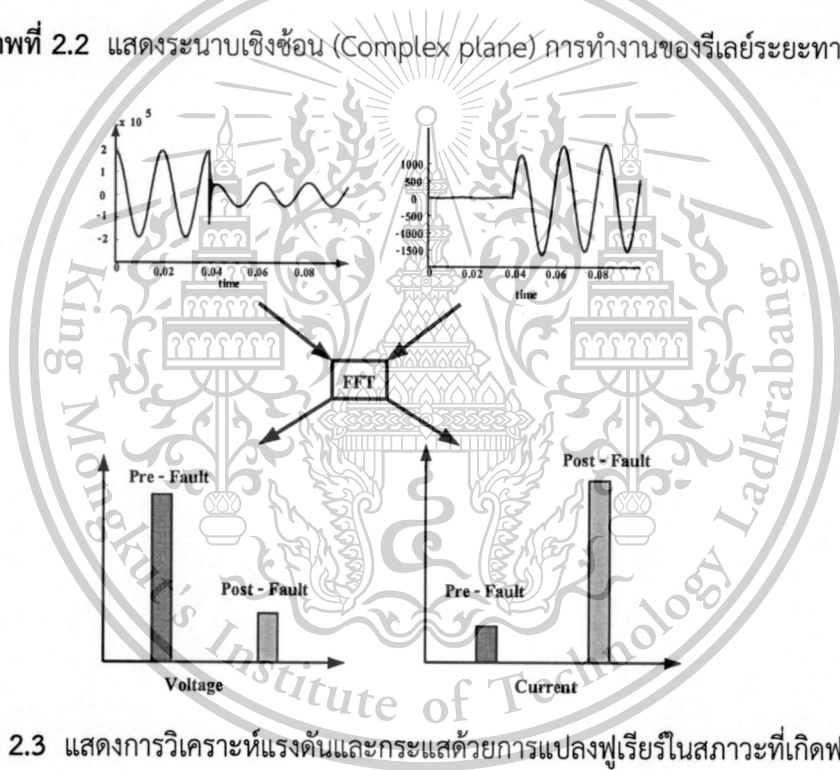
This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

$$\begin{aligned} |Z_r| > |Z| & \text{ trip} \\ |Z_r| < |Z| & \text{ block} \end{aligned} \tag{2.2}$$



ภาพที่ 2.2 แสดงระนาบเชิงซ้อน (Complex plane) การทำงานของรีเลย์ระยะทาง



ภาพที่ 2.3 แสดงการวิเคราะห์แรงดันและกระแสด้วยการแปลงฟูเรียร์ในสภาวะที่เกิดฟอลต์

จากการเปรียบเทียบค่าอิมพีแดนซ์นี้เองทำให้บางครั้งจะเรียกรีเลย์ภาพแบบนี้ว่า อิมพีแดนซ์รีเลย์ (Impedance Relay) และถ้าพิจารณาในระนาบเชิงซ้อนทางเดินของโลกัส (locus) จะมีลักษณะเป็นวงกลมมีรัศมี  $|Z_r|$  ซึ่งจะเป็นอัตราส่วนของแรงดันและกระแสที่พิจารณาจากรีเลย์ ณ ตำแหน่งที่ตั้งในภาพที่ 2.1 ในสภาวะปกติรีเลย์จะมองค่าอิมพีแดนซ์ของสายส่งอยู่นอกวงกลมรัศมี  $|Z_r|$  ดังนั้นจะไม่มีการสั่งให้เบรกเกอร์ปลดวงจร แต่ในสภาวะที่เกิดความผิดปกติขึ้นนั้นค่าของแรงดันจะลดลงในขณะที่ค่าของกระแสเพิ่มขึ้น ถ้าพิจารณาจากสมการที่ 2.1 พบว่าค่าอิมพีแดนซ์จะมีค่าลดลงเมื่อเทียบกับสภาวะปกติ ตามภาพที่ 2.2 และถ้าค่าอิมพีแดนซ์ลดต่ำลงมากกว่ารัศมี  $|Z_r|$  รีเลย์ก็จะ

เริ่มทำงานตามที่ได้กำหนดไว้ (โหลดของรีเลย์ คือ อิมพีแดนซ์ของสายส่ง) ซึ่งอาศัยการเปลี่ยนแปลงของอิมพีแดนซ์ที่เกิดขึ้นนี้เพื่อใช้สำหรับการตรวจจบบว่ามีฟอลต์เกิดขึ้นหรือไม่

ผลการลดลงของอิมพีแดนซ์นี้สามารถนำมาเปรียบเทียบกับค่าอิมพีแดนซ์ในสภาวะปกติ และค่าอิมพีแดนซ์ต่อหน่วยความยาวก็สามารถที่จะคำนวณหาระยะทางหรือตำแหน่งที่เกิดฟอลต์ได้ ดังสมการที่ 2.3

$$Location = \frac{Z}{m} = \frac{V}{mI} \quad (2.3)$$

เมื่อ  $m$  คือค่าอิมพีแดนซ์ต่อหน่วยความยาว (ohm/km)

เนื่องจากการใช้รีเลย์ระยะทางนั้นพบปัญหาด้านการตอบสนองที่ล่าช้า โดยเฉพาะในกรณีที่สายส่งมีความยาวมากหรือจุดที่เกิดฟอลต์อยู่ไกลปลายสายส่งมากๆ ซึ่งจะส่งผลให้รีเลย์ตัวที่อยู่ใกล้จุดที่เกิดฟอลต์มีการตอบสนองที่ค่อนข้างช้ากว่าเมื่อเทียบกับรีเลย์ตัวที่อยู่ใกล้จุดที่เกิดฟอลต์ ในทางปฏิบัติเมื่อเกิดฟอลต์ขึ้นในสายส่งวงจรใดๆ ก็ตามรีเลย์ที่ปลายทั้ง 2 ด้านควรที่จะทำการตอบสนองอย่างรวดเร็วเพื่อกำจัดฟอลต์ที่เกิดขึ้นออกจากระบบ

### 2.1.2 การป้องกันหม้อแปลงไฟฟ้าแบบผลต่าง (Differential protection)

เป็นรีเลย์ป้องกันแบบพื้นฐานที่จะต้องติดตั้งเพื่อป้องกันความเสียหายที่จะเกิดขึ้นกับหม้อแปลง (โดยทั่วไปมีขนาดมากกว่า 5 MVA) โดยความเสียหายที่รีเลย์ป้องกันแบบผลต่างต้องทำการป้องกันนั้นคือ ความเสียหายที่เกิดขึ้นในตัวหม้อแปลง หรือในโซน (zone) เท่านั้น ดังนั้นตัวของรีเลย์ป้องกันแบบผลต่างจะต้องแยกแยะระหว่างฟอลต์ที่เกิดขึ้นภายใน (Internal Fault) และฟอลต์ที่เกิดขึ้นภายนอก (External or Non-Internal Fault) ของตัวหม้อแปลงให้ออกโดยที่รีเลย์จะส่งทริปในทุก ๆ กรณีของฟอลต์ที่เกิดขึ้นภายใน (Internal Fault) และจะต้องไม่ทำงาน (Block) ในกรณีที่ไม่ใช่ฟอลต์ที่เกิดขึ้นภายใน

หลักการการทำงานของรีเลย์ชนิดนี้ คือ ตรวจสอบความแตกต่าง (Different) ของกระแสที่ไหลเข้าและออกจากอุปกรณ์ที่รีเลย์ป้องกันอยู่ ถ้าแตกต่างกันน้อยไม่เกินค่าที่กำหนดไว้ (Setting) ซึ่งมักจะกำหนด (Set) ไว้ประมาณ 30% ของกระแสพิกัด (Rated Current) ของรีเลย์ ซึ่งไม่สูงมากนัก จะถือว่าไม่มีการลัดวงจรในอุปกรณ์นั้น เมื่อนำมาใช้กับหม้อแปลง ก็คือการตรวจจับกระแสทางด้านแรงดันสูงและแรงดันต่ำของหม้อแปลงนั่นเอง เนื่องจากรีเลย์ชนิดนี้นำกระแสมาจากหม้อแปลงกระแส (CT) ทั้ง 2 ด้านของหม้อแปลง ดังนั้นตำแหน่งของหม้อแปลงกระแส (CT) จึงเป็นตัวกำหนดโซน (Zone) และทำงานของรีเลย์ และสิ่งนี้เป็นข้อได้เปรียบของรีเลย์ชนิดนี้ต่อรีเลย์ป้องกันเชิงกล เช่น บุลโวลต์รีเลย์ รีเลย์เปลี่ยนแปลงความดันทันที เป็นต้น เนื่องจากรีเลย์ชนิดนี้สามารถตรวจจับการลัดวงจรบริเวณกว้างกว่ารีเลย์ป้องกันเชิงกลที่จะเห็นการลัดวงจรหรือฟอลต์เฉพาะที่เกิดในหม้อแปลงเท่านั้น แต่อย่างไรก็ดีเนื่องจากหลักการการทำงานของรีเลย์ชนิดนี้เป็นการตรวจสอบความแตกต่างของกระแสที่ไหลผ่านหม้อแปลงทั้ง 2 ด้าน ดังนั้น จึงไม่สามารถใช้รีเลย์ชนิดนี้ป้องกันการจ่ายโหลดเกิน (Overload) ของหม้อแปลงได้

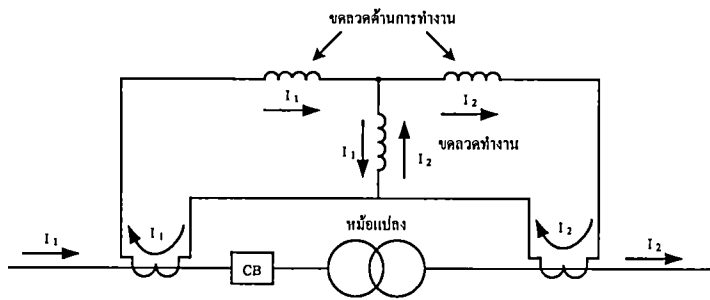
รีเลย์ป้องกันหม้อแปลงที่ใช้ในปัจจุบันไม่ว่าจะเป็นรีเลย์ของ ABB Siemens หรือ SEL จะใช้หลักการเปอร์เซ็นต์กระแสผลต่าง (Percentage Differential Current) สำหรับตรวจสอบสภาวะฟอลต์ที่เกิดขึ้นว่า เป็นฟอลต์ที่เกิดขึ้นภายในหรือภายนอกบริเวณที่ป้องกัน ซึ่งจะมิวัจนของการทำงานดังภาพ

ที่ 2.4

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

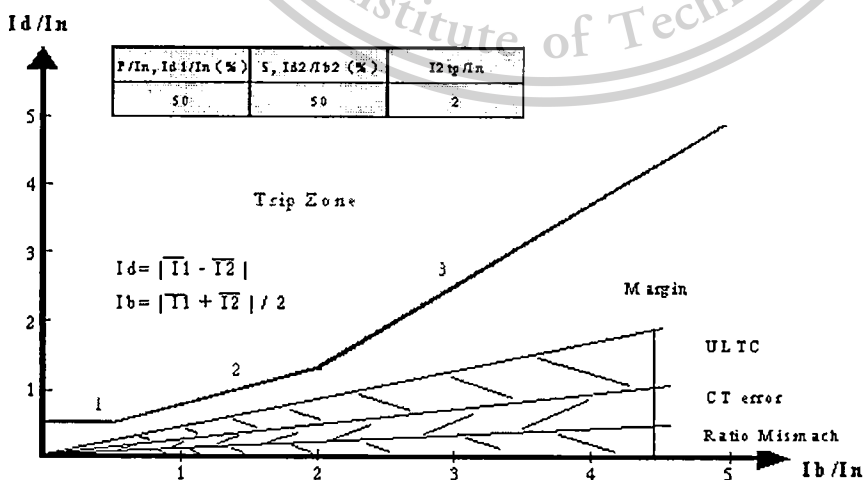
Forbidden to modify the content, and cite the document when use.



ภาพที่ 2.4 แสดงวงจรของรีเลย์ป้องกันหม้อแปลงที่ใช้หลักการของเปอร์เซ็นต์กระแสผลต่าง

จากภาพที่ 2.4 ในกรณีที่กระแสไหลเข้าหม้อแปลงมีค่าเท่ากับกระแสที่ไหลออกจากหม้อแปลงนั้น หมายความว่า กระแสที่ได้จากหม้อแปลงกระแสที่ต่อต้านปฐมภูมิ ( $I_1$ ) จะมีค่าเท่ากับกระแสที่ได้จากหม้อแปลงกระแสด้านทุติยภูมิ ( $I_2$ ) ดังนั้นกระแสที่ไหลผ่านรีเลย์ป้องกันจะมีค่าเป็นศูนย์ หากกำหนดให้ค่ากระแสผลต่างระหว่างปฐมภูมิและทุติยภูมิมีค่าเป็น  $I_d$  นั้นหมายความว่า  $I_d$  มีค่าเป็นศูนย์ ซึ่งในทางทฤษฎีจะหมายความว่าไม่มีฟอลต์ภายในเกิดขึ้น

แต่ในทางปฏิบัติ แม้ว่าอยู่ในสภาวะที่ไม่ได้เกิดฟอลต์ภายในขึ้นค่ากระแส  $I_d$  อาจมีค่าไม่เท่ากับศูนย์ ทั้งนี้เนื่องจากผลของค่าความผิดพลาดที่ไม่เท่ากันของหม้อแปลงกระแสทั้งสองด้าน (Current Transformer Error) ค่าอัตราส่วนที่ต่างกันของหม้อแปลงกระแสทั้งสองด้าน (Current Transformer Mismatch Ratio) และตำแหน่งของ On-Load Tap Changer ซึ่งจะมีผลให้มีกระแสจำนวนหนึ่งไหลผ่านรีเลย์ป้องกัน ดังนั้น รีเลย์ป้องกันจึงต้องมีคุณสมบัติที่เรียกว่า ความชัน (Slope) ขึ้นมา โดยทั่วไปแล้วรีเลย์ป้องกันหม้อแปลงที่ใช้กันอยู่จะมีการนำค่ากระแสไหลผ่าน (Through Current) หรือกระแสไบอัส (Bias Current) มาเป็นสัดส่วนร่วมในการตัดสินใจในการสั่งปลดวงจรแทนการพิจารณาแต่กระแสผลต่างอย่างเดียว ดังที่ได้แสดงไว้ในภาพที่ 2.5 หลักการตัดสินใจสั่งปลดวงจรดังกล่าวต้องอาศัยการตั้งค่าเซตติง (Setting Values) อัตราส่วนระหว่างกระแสผลต่างต่อกระแสไบอัส รีเลย์จะทำงานก็ต่อเมื่อ ค่าอัตราส่วนระหว่างกระแสผลต่างต่อกระแสไบอัสจริงในขณะนั้นมีค่ามากกว่าค่าที่ได้ตั้งไว้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ภาพที่ 2.5 แสดงเส้นคุณลักษณะของรีเลย์ที่ใช้หลักการเปอร์เซ็นต์ กระแสผลต่าง

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

จากที่กล่าวมา ได้กล่าวถึงวิธีการใช้หลักการของเปอร์เซ็นต์กระแสผลต่างในการตรวจสอบ ป้องกันฟอลต์ภายในหม้อแปลง อย่างไรก็ตามรีเลย์ที่ใช้หลักการดังกล่าวยังมีข้อผิดพลาดในการส่งปลด วงจรหากรูปคลื่นที่วัดเข้ามาเกิดการบิดเบี้ยว เช่นในกรณีที่เกิดฟอลต์ภายนอกพื้นที่ป้องกัน โดยรูปคลื่น ด้านปฐมภูมิของหม้อแปลงที่ทำการป้องกันเกิดการบิดเบี้ยวอันเนื่องมาจากการอิ่มตัวของแกนเหล็กไม่ว่าจะเป็นการอิ่มตัวจากผลของกระแสสลับ (AC Saturation) หรืออิ่มตัวจากผลของกระแสตรง (DC Saturation) จนทำให้เกิดค่าอัตราส่วนของกระแสผลต่างต่อกระแสไบอัสเกินกว่าค่าที่กำหนดไว้ (Setting) ไว้จนทำให้รีเลย์ส่งปลดวงจร

อีกกรณีที่สามารถทำให้เกิดการผิดพลาดในการส่งปลดวงจรก็คือ กรณีเกิดฟอลต์ภายในพื้นที่ป้องกัน ชนิดที่ค่าอิมพีแดนซ์สูง (High Impedance Internal Fault) หรือฟอลต์ขดลวดลงดินภายในหม้อแปลง (Winding to ground fault) บริเวณช่วงปลายๆ ขดลวดหรือเกิดฟอลต์ระหว่างขดลวดภายในหม้อแปลง (Interturn fault) ซึ่งจะมีผลต่างกระแสไม่มากนัก จนมีผลทำให้ไม่สามารถ ตรวจพบได้ทั้งนี้เนื่องจากในการกำหนดค่าที่กำหนดไว้ (Setting) ของค่าอัตราส่วนของกระแสผลต่างต่อกระแสไบอัส จำเป็นต้องเผื่อค่าของอัตราส่วนการแปลงที่ไม่เท่ากันระหว่างหม้อแปลงกระแสที่ต่ออยู่ทั้งด้านปฐมภูมิและด้านทุติยภูมิ หรือค่าอัตราส่วนที่ต่างกันของหม้อแปลงกระแสทั้งสองด้าน (Current Transformer Mismatch Ratio) และต้องเผื่อค่าความผิดพลาดที่ไม่เท่ากันของหม้อแปลงกระแสทั้งสองด้าน (Current Transformer Error) รวมทั้งการเปลี่ยนแปลงของกระแสด้าน ปฐมภูมิที่อาจจะสูงขึ้นหรือต่ำลงอันเนื่องมาจากการเปลี่ยนแปลงของหม้อแปลง

## 2.2 การวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ด้วยการแปลงเวฟเล็ต

ในทุกหนทุกแห่งรอบๆ ตัวเราประกอบไปด้วยสัญญาณต่างๆ มากมายที่มนุษย์นำมาใช้ในการวิเคราะห์ เช่น การสั่นของแผ่นดินไหว เสียงพูดของมนุษย์ การสั่นของเครื่องยนต์ และการขจัดสัญญาณรบกวน เป็นต้น การวิเคราะห์สัญญาณต่างๆ เหล่านี้จะใช้ทฤษฎีเวฟเล็ตเป็นเครื่องมือสำหรับอธิบายลักษณะโดยทั่วไปของสัญญาณ ซึ่งมีความสำคัญต่อสาขาการประมวลผลสัญญาณมาก ในบทนี้เป็นการอธิบายหลักการของเวฟเล็ต และนำมาประยุกต์ใช้ในการวิจัยได้

### 2.2.1 การแปลงเวฟเล็ต (Wavelet Transform : WT) [30, 31]

การแปลงเวฟเล็ตเป็นภาพแบบหนึ่งของกระบวนการประมวลผลสัญญาณ (Signal processing) ที่ได้มีการพัฒนาจากการแปลงสัญญาณพื้นฐานที่มีอยู่เดิม (การแปลงฟูเรียร์และการแปลงฟูเรียร์ช่วงสั้น) แต่ได้พัฒนาภาพแบบให้มีความเหมาะสมกับการใช้งานเฉพาะทางมากยิ่งขึ้น กล่าวคือ สามารถปรับเปลี่ยนขนาดหน้าต่าง (windows) ได้ หรือกล่าวอีกนัยหนึ่งคือ สามารถปรับเปลี่ยนช่วงเวลาให้เหมาะสมกับช่วงความถี่ที่จะวิเคราะห์ได้ โดยที่สัญญาณความถี่สูงจะมีช่วงคาบเวลาในการวิเคราะห์ที่น้อยลงในขณะที่สัญญาณความถี่ต่ำลงจะมีช่วงคาบเวลาในการวิเคราะห์ที่กว้างขึ้น

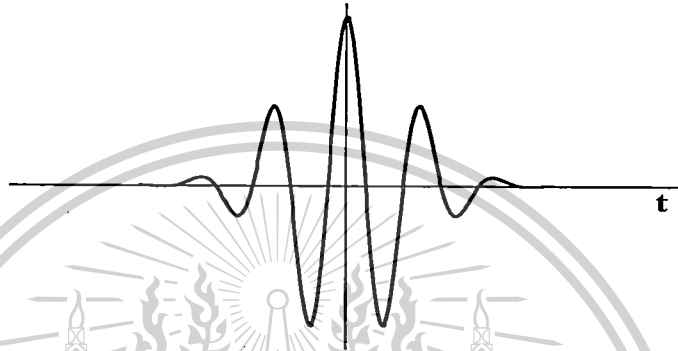
#### 2.2.1.1 ทฤษฎีเวฟเล็ต (Wavelet Theory)

ทฤษฎีเวฟเล็ต (Wavelet Theory) เป็นภาพแบบทางคณิตศาสตร์ที่ใช้อธิบายโครงสร้างของระบบสัญญาณที่ประกอบด้วยกลุ่มของสัญญาณเฉพาะมารวมกันเป็นสัญญาณหนึ่ง โดยสัญญาณเฉพาะ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้สำหรับใช้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่สามารถนำออกจำหน่ายหรือใช้เพื่อวัตถุประสงค์อื่นใดได้

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

นี่จะเป็นคลื่นเล็กๆ ที่เรียกว่า “เวฟเล็ต” ลักษณะของเวฟเล็ตจะเป็นคลื่นที่มีการเปลี่ยนแปลงอย่างต่อเนื่อง (Oscillatory) ตามแนวแกนนอนและขนาดของคลื่นจะลดลงสู่ศูนย์ทั้งทางด้านบวกและด้านลบอย่างรวดเร็วดังภาพที่ 2.6 ดังนั้นการอธิบายสัญญาณใดๆ ด้วยการแปลงเวฟเล็ตคือการนำกลุ่มของเวฟเล็ตที่มีโครงสร้างมาจากฟังก์ชันเดียวกันเป็นตัวอธิบาย ซึ่งฟังก์ชันนี้จะเป็นเวฟเล็ตต้นกำเนิดที่เรียกว่า “เวฟเล็ตแม่” (Mother Wavelets) โดยที่คลื่นเวฟเล็ตแต่ละอันในกลุ่มจะเกิดจากการสเกล (Scaling : a) หรือเป็นการยืดหรือหดตัวของเวฟเล็ตแม่นั้นเอง และการเลื่อนตำแหน่ง (Translation or shifting : k) ซึ่งเป็นการเปลี่ยนตำแหน่งบนแกนเวลา



ภาพที่ 2.6 แสดงลักษณะของคลื่นเวฟเล็ตแบบ Morlet

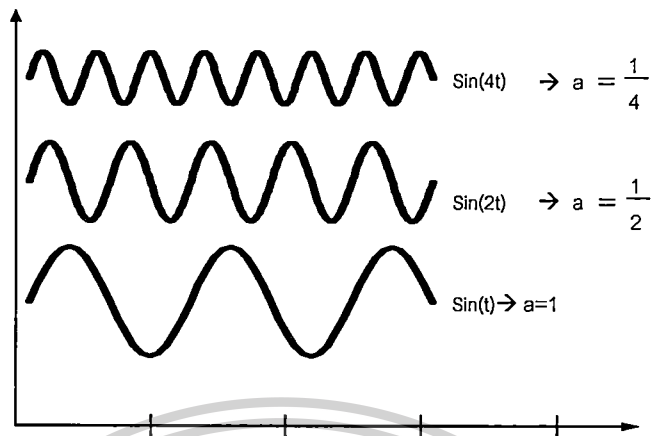
ถ้าให้  $\psi(t)$  เป็นฟังก์ชันเวฟเล็ตแม่จะเขียนสมการแสดงความสัมพันธ์ของพจน์ต่างๆ ดังนี้

$$\psi_{a,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-k}{a}\right) \quad (2.4)$$

$\psi(t)$  เป็นฟังก์ชันเวฟเล็ตแม่ที่มีการปรับเปลี่ยนสเกลและตำแหน่งโดยพารามิเตอร์ a และ k ตามลำดับ โดยที่เวฟเล็ตแม่จะมีการเปลี่ยนแปลงลักษณะไปตามการเปลี่ยนแปลงของค่า a และ k แต่ยังคงอยู่ในเซตหรือมีความสัมพันธ์กับเวฟเล็ตแม่เดิมอยู่ และเพื่อให้เวฟเล็ตที่ถูกสเกลไปมีพลังงานเท่ากับเวฟเล็ตแม่จึงต้องทำการนอร์มัลไลซ์ (Normalize) ด้วย  $\frac{1}{\sqrt{a}}$  เสมอ เพื่อให้เห็นภาพพจน์ได้ชัดเจนยิ่งขึ้น จะขออธิบายถึงเวฟเล็ตที่มีการสเกลและเลื่อนตำแหน่งดังนี้

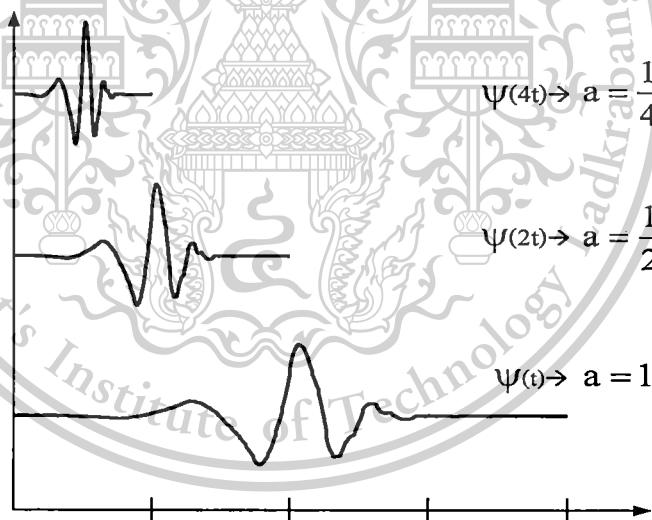
#### 2.2.1.2 การสเกล (Scaling : a)

การวิเคราะห์เวฟเล็ตจะแสดงให้เห็นถึงเวลาและขนาดของสัญญาณ การสเกล (Scaling) จะหมายถึงการหดเข้า (Compressing) หรือการขยายออก (Dilation) ซึ่งเราจะให้ “a” แทนด้วยพารามิเตอร์ของการหดหรือขยายซึ่งจะเป็นการเปลี่ยนความถี่ของเวฟเล็ตแม่นั้นเอง หรืออาจเรียก “a” ว่าเป็นตัวประกอบขนาด (scale factor) และถ้าพิจารณาสัญญาณไซน์ที่มีตัวประกอบขนาดแตกต่างกันจะมีลักษณะดังแสดงในภาพที่ 2.7



ภาพที่ 2.7 แสดงคุณสมบัติการสเกลของสัญญาณไซน์

ตัวประกอบขนาด (a) จะมีผลในทางเดียวกันกับเวฟเล็ด ยิ่งถ้าตัวประกอบขนาดน้อยลงเท่าใด เวฟเล็ดจะถูกบีบอัดมากขึ้นเท่านั้น เมื่อพิจารณาเวฟเล็ดที่มีตัวประกอบแตกต่างกันจะปรากฏลักษณะ ดังแสดงในภาพที่ 2.8



ภาพที่ 2.8 แสดงคุณสมบัติการสเกลของฟังก์ชันเวฟเล็ด

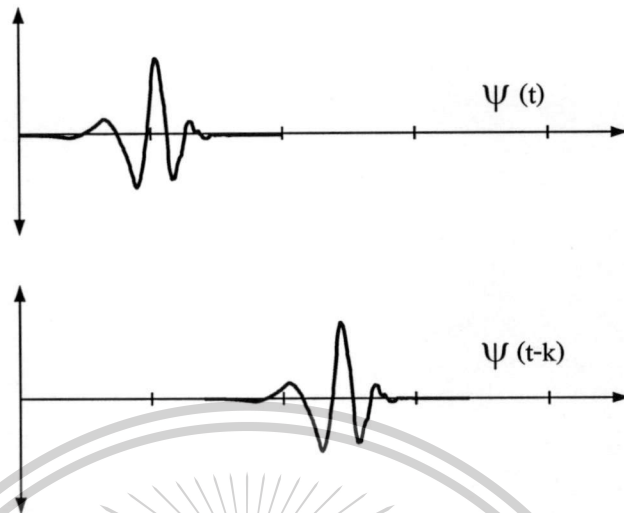
### 2.2.1.3 การเลื่อนตำแหน่ง (Translation or shifting : k)

การเลื่อนตำแหน่งของเวฟเล็ดจะมีความหมายง่ายๆ คือ การเลื่อนสัญญาณในทางคณิตศาสตร์ ซึ่งการเลื่อนของฟังก์ชัน  $\psi(t)$  ด้วย  $k$  จะแสดงได้โดย  $\psi(t-k)$  การเลื่อนตำแหน่งจะกำหนดโดย พารามิเตอร์ “k” ซึ่งจะหมายถึง การเลื่อนตำแหน่งการเกิดคลื่นเวฟเล็ดบนแกน เมื่อพิจารณาเวฟเล็ดที่มีการเลื่อนที่ตำแหน่งใดๆ สามารถพิจารณาได้ดังภาพที่ 2.9

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

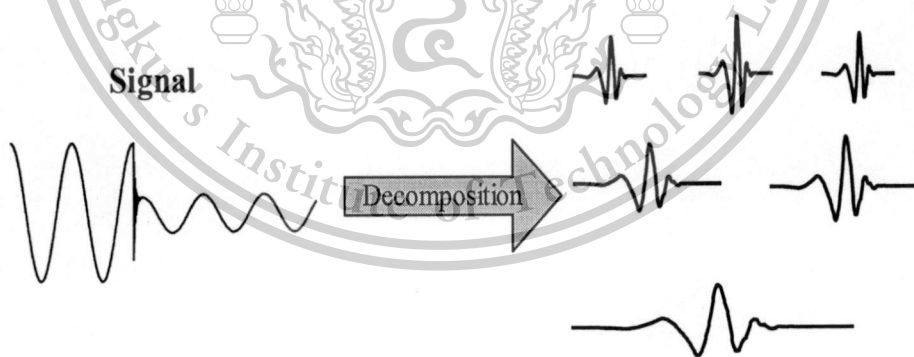
Forbidden to modify the content, and cite the document when use.



ภาพที่ 2.9 แสดงคุณสมบัติการเลื่อนตำแหน่งของฟังก์ชันเวฟเล็ต

#### 2.2.1.4 การกระจายและรวมกลับของเวฟเล็ต (Decomposition and reconstruction of Wavelet)

เมื่อนำสัญญาณใดๆ มาผ่านการแปลงเวฟเล็ตก็เปรียบเสมือนการแตกสัญญาณนั้นออกมาอยู่ในภาพของฟังก์ชันเวฟเล็ตแม่ที่มีตำแหน่งทางเวลาและสเกลที่แตกต่างกันออกไป โดยที่เวฟเล็ตแต่ละตัวจะมีค่าน้ำหนัก (Weight) ควบอยู่ ซึ่งภาพแบบในการแตกกระจายสัญญาณนี้เรียกว่าการกระจายเวฟเล็ต (Wavelet decomposition) ดังแสดงอยู่ในภาพที่ 2.10



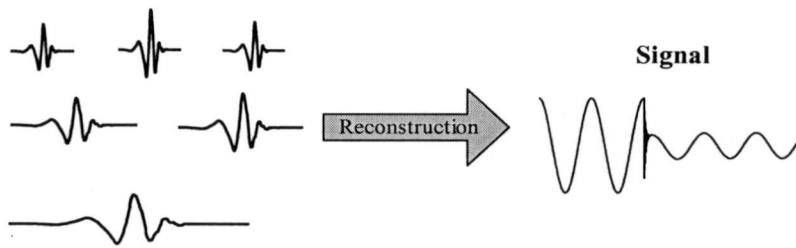
ภาพที่ 2.10 แสดงการกระจายสัญญาณด้วยการแปลงเวฟเล็ต

ในทางกลับกันการรวมกลุ่มของเวฟเล็ตแต่ละตัวมาประกอบขึ้นเป็นสัญญาณเดิมเรียกว่า การรวมกลับเวฟเล็ต (Wavelet reconstruction) ซึ่งก็คือการแปลงกลับของเวฟเล็ต (Inverse wavelet transform) โดยจะเป็นการนำเอาส่วนประกอบย่อยๆ เหล่านี้มาเรียงต่อกันเพื่อประกอบเป็นสัญญาณเดิม ดังแสดงอยู่ในภาพที่ 2.11

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์การใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.



ภาพที่ 2.11 แสดงการสร้างกลับสัญญาณด้วยการแปลงเวฟเลต

## 2.2.2 การแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform : DWT) [31]

จากข้อจำกัดของการแปลงเวฟเลตแบบต่อเนื่องจึงมีการพัฒนาภาพแบบการแปลงเวฟเลตมาสู่การแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วย ที่มีลักษณะการวิเคราะห์โดยเปลี่ยนสเกลและการเลื่อนตำแหน่งในลักษณะเป็นช่วงๆ ไม่ต่อเนื่องกัน ในโครงงานฉบับนี้ได้้นำการแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วยมาใช้สำหรับการวิเคราะห์สัญญาณพอลต์ที่เกิดขึ้นบนสายเคเบิล ซึ่งทำการแยกองค์ประกอบความถี่สูงออกมาหลายช่วงความถี่ (สเกล) แล้วพิจารณาข้อมูลที่ได้จากสัมประสิทธิ์เพื่อนำไปวิเคราะห์ต่อไป และสำหรับการเลือกเวฟเลตนั้นได้เลือกใช้เป็นแบบ daubechies 4 (db4) เนื่องจากมีความเหมาะสมในการวิเคราะห์สัญญาณในลักษณะทรานเซียนต์ เช่น พอลต์ และให้ความแม่นยำทางเวลาที่ดี เนื่องจากมีสัมประสิทธิ์ที่น้อยเพียง 4 ตัว โดยแบ่งการนำการแปลงเวฟเลตมาใช้วิเคราะห์สัญญาณพอลต์ออกเป็น 2 ขั้นตอนด้วยกันคือ

### 1) การแยกองค์ประกอบของสัญญาณ (Wavelet decomposition)

ในขั้นตอนนี้จะเป็นการแยกองค์ประกอบความถี่สูงของสัญญาณกระแสและแรงดันออกมาในสเกลที่ 1- 5 ซึ่งในที่นี้จะเลือกพิจารณาเฉพาะองค์ประกอบความถี่สูง (detail) เท่านั้น

### 2) การรวมกลับสัญญาณ (Wavelet Reconstruction)

เพื่อทำการเปรียบเทียบข้อมูลให้มีขนาดเดียวกันหรืออยู่บนฐานเวลาเดียวกันจึงต้องทำการรวมกลับสัญญาณในแต่ละสเกลให้มีจำนวนสัมประสิทธิ์เท่ากับสัญญาณต้นแบบที่ทำการวิเคราะห์ และนอกจากนี้เพื่อให้การพิจารณาเห็นความแตกต่างมากขึ้นจึงยกกำลังสองสัมประสิทธิ์ในแต่ละสเกล ซึ่งสัมประสิทธิ์ทั้งหมดก็จะอยู่ในด้านบวก โดยที่รายละเอียดทั้งหมดจะได้กล่าวอยู่ในบทที่ 3

## 2.3 โครงข่ายประสาทเทียม [32]

ในปัจจุบันได้มีการประยุกต์นำโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในอุปกรณ์เครื่องใช้ต่างๆ เช่น ระบบนักบินอัตโนมัติ (Auto pilot aircraft), เครื่องมือหาปลา (Sonar) ที่มีความฉลาดมากขึ้นเช่น สามารถบอกได้ว่า ผุงปลาที่กำลังตรวจจับอยู่นั้นเป็นปลาชนิดใด จำนวนเท่าไร เป็นต้น ซึ่งเครื่องมือและอุปกรณ์ต่างๆ ที่นำเอาโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ช่วยวิเคราะห์นั้นจะมีความฉลาดมากขึ้น และมีระบบความคิดที่ มีการทำงานในลักษณะคล้ายกับมนุษย์ นักวิจัยด้านไฟฟ้ากำลังจึงมีแนวคิดที่ประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเข้ามาแก้ปัญหาเกี่ยวกับไฟฟ้ากำลังหลายปัญหาด้วยกัน เช่น ปัญหาไหลดโฟลว์ (Load flow), การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า (Load forecasting) และปัญหาการจ่ายโหลดอย่างมีประสิทธิภาพ (Economics load dispatch) เป็นต้น ในหัวข้อนี้เป็นการอธิบายหลักการของ

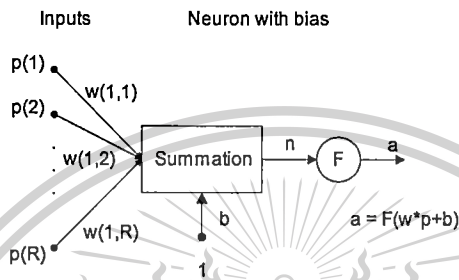
เอกสารนี้เป็นโครงข่ายประสาทเทียม โดยจะกล่าวถึงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม, ชนิดของการเรียนรู้ของ

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

โครงข่ายประสาทเทียม รวมไปถึงโครงข่ายประสาทเทียมชนิดต่างๆ เพื่อนำมาประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์ฟอลต์ในสายส่ง

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นการใช้ประโยชน์จากความก้าวหน้าของเทคโนโลยี เป็นระบบการประมวลผลข้อมูลที่มีพฤติกรรมบางอย่างเหมือนกับโครงข่ายประสาทชีวภาพ จึงกล่าวได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียม เป็นอัลกอริทึมที่เลียนแบบการเรียนรู้ของสมองมนุษย์ โดยมีองค์ประกอบของโครงสร้างพื้นฐานที่สำคัญดังนี้คือ ยูนิต (Unit), ตัวแปรอินพุท (Input layer), ตัวแปรเอาต์พุท (Output layer) และค่าถ่วงน้ำหนัก (Weighted value) แสดงดังภาพที่ 2.12



ภาพที่ 2.12 แสดงโครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียม

สามารถสรุปความสัมพันธ์ระหว่างโครงข่ายประสาทชีวภาพกับโครงข่ายประสาทเทียมได้ดังนี้

โครงข่ายประสาทชีวภาพ	โครงข่ายประสาทเทียม
ตัวเซลล์ (Cell Body)	ยูนิต (Unit)
เดนไดรต์ (Dendrites)	ตัวแปรอินพุท (Input layer)
แอกซอน (Axon)	ตัวแปรเอาต์พุท (Output layer)
ไซแนปส์ (Synapse)	ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight value)

โครงข่ายประสาทเทียมอาจพิจารณาให้เป็นขั้นตอนวิธีทางคณิตศาสตร์ (Mathematical algorithm) ของโครงข่ายประสาทชีวภาพ โดยตั้งบนพื้นฐานดังนี้

1. หน่วยประมวลผลเรียกว่า นิวรอน การส่งผ่านข้อมูลระหว่างนิวรอนทำได้โดยการเชื่อมโยงระหว่างนิวรอน
2. การเชื่อมโยงแต่ละส่วนจะขึ้นอยู่กับค่าการเชื่อมโยงหรือค่าถ่วงน้ำหนัก
3. ข้อมูลเอาต์พุทถูกกำหนดด้วยฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) ซึ่งปกติความสัมพันธ์ระหว่างผลรวมของข้อมูลอินพุทที่คูณด้วยค่าการเชื่อมโยงกับข้อมูลเอาต์พุทเป็นความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear)

คุณสมบัติของโครงข่ายประสาทเทียมจึงถูกกำหนดด้วยองค์ประกอบทั้งสามส่วน นั่นคือ ส่วนแรกในข้อ 1. เป็นภาพแบบการเชื่อมโยงระหว่างนิวรอนเรียกส่วนนี้ว่า โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนต่อไปในข้อ 2 เป็นการกำหนดค่าของการเชื่อมโยงเรียกส่วนนี้ว่า ขั้นตอนวิธีการฝึกสอนหรือการเรียนรู้ ส่วนสุดท้ายคือข้อ 3 เกี่ยวกับการกำหนดข้อมูลเอาต์พุทโดยฟังก์ชันกระตุ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อใช้ในการศึกษาเท่านั้น มิใช่ให้ผู้ใดนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

### 2.3.1 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม (Architectures of Neural Networks) [32]

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) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบแลตทิซ (Lattice Neural Network) ซึ่งแต่ละชนิดก็มีคุณลักษณะเด่นที่แตกต่างกันไป

### 2.3.2 การกำหนดค่าถ่วงน้ำหนัก (Setting the Weights)

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

โครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นมามีลักษณะเช่นเดียวกัน คือ เมื่อสร้างเสร็จแต่ละเซลล์ประสาทที่สร้างขึ้นมานั้น จะไม่มีคุณลักษณะใดเลย เนื่องจากยังไม่มี การกำหนดค่าซินแนปติกส์เวกต์ที่เหมาะสมกับงานที่ต้องการให้กับมัน จึงต้องมีการฝึกสอนเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นมีคุณลักษณะตามที่ต้องการ การฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียมจะกระทำโดยการปรับเปลี่ยนค่าซินแนปติกส์เวกต์เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมจดจำภาพแบบความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตกับเอาต์พุตได้ โดยในขั้นตอนแรกอาจกำหนดเป็นค่าสุ่มใดๆ (Random weight) ก่อนแล้วถึงปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนักไปตามอัลกอริทึมสมมติฐานหลายๆ รอบจนกว่าจะได้เอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมเหมือนกับเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมที่ต้องการ ในแง่ของความผิดพลาดที่ยอมรับได้

เนื่องจากการกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักที่เป็นค่าสุ่มใดๆ โครงข่ายประสาทเทียมจึงยังไม่สามารถแสดงคุณลักษณะใดออกมา การฝึกสอนให้โครงข่ายก็คือ การปรับค่าถ่วงน้ำหนักทุกๆ จุดให้สอดคล้องกับอินพุตหลายๆ แบบ เพื่อให้ได้เอาต์พุตตามความต้องการนั่นเอง การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมจะต้องบรรลุถึงกระบวนการเข้าใจพื้นฐานเสียก่อน คือ การเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียมนั้นก็มิใช่จำกัด ปัญหาต่างๆ ผู้ใช้คงต้องแก้ไขก่อน แล้วนำผลนั้นไปอ้างอิงสำหรับการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนัก หลังจากปรับจนได้ค่าผิดพลาดที่เอาต์พุตเทียบกับเอาต์พุตเป้าหมายน้อยลงเป็นที่พอใจแล้ว โครงข่ายประสาทเทียมนั้นก็พร้อมที่จะวิเคราะห์อินพุตและให้เอาต์พุตตามลักษณะตัวอย่างที่เคยเรียนรู้มา การเรียนรู้จะมีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักหลายๆ รอบ จนค่าถ่วงน้ำหนักสอดคล้องกับตัวอย่างหลายๆ ตัวอย่างแล้วจะสามารถให้เอาต์พุตได้ตามต้องการ พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

ตัวอย่างสำหรับการปรับสอนหลายๆ โครงข่ายก็จะมีความแม่นยำสูงขึ้น แต่ก็ใช้เวลาในการปรับสอนเพิ่มขึ้นเช่นกัน

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

### 2.3.3 ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function)

ฟังก์ชันกระตุ้นบางทีเรียกว่า ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer function) เป็นตัวกำหนดค่าเอาต์พุต ฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมมีอยู่หลายชนิด อาจแบ่งฟังก์ชันกระตุ้นพื้นฐานออกได้เป็น 3 ชนิดคือ

1. ฟังก์ชันเทรลส์โสด์ (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) นอกเหนือจากฟังก์ชันกระตุ้นพื้นฐานทั้งสาม แล้วยังสามารถนำความสัมพันธ์ระหว่างชุดข้อมูลในภาพแบบอื่นๆ มาเป็นฟังก์ชันกระตุ้นได้ ตัวอย่างเช่น ฟังก์ชันกระตุ้นแบบคอมแพทิทีฟ (Competitive function)

โดยทั่วไปฟังก์ชันกระตุ้นจะจำกัดช่วงเอาต์พุตอยู่ตั้งแต่ 0 ถึง 1 ในการประยุกต์ใช้งานบางกรณี อาจมีความจำเป็นต้องใช้ฟังก์ชันที่ได้ค่าออกมานอกเหนือช่วงดังกล่าว เช่น ต้องการเอาต์พุตอยู่ในช่วงตั้งแต่ -1 ถึง +1 สำหรับการพิจารณาเลือกใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบใดนั้นนับถึงปัจจุบันยังไม่มีข้อกำหนดที่แน่นอน แต่อาจจะพิจารณาจากองค์ประกอบดังต่อไปนี้

1. ความเป็นเชิงเส้น หรือไม่เชิงเส้น
2. ลักษณะของข้อมูลอินพุต
3. ขอบเขตที่ต้องการและลักษณะของข้อมูลเอาต์พุต
4. ปัจจัยอื่นที่มีนัยสำคัญต่อผลตอบแทนของนิเวรอนหรือโครงข่ายประสาทเทียมโดยรวม

### 2.3.4 พื้นฐานแนวคิดของโครงข่ายประสาทเทียม (Basis Algorithm of NNs)

ในโครงข่ายประสาทเทียม ข้อมูลหรือตัวอย่าง (sample) ถูกแยกย่อยเสมอเข้าไปในชุดฝึกสอน (Training set), ชุดตรวจสอบ (Validation set) และชุดทดสอบ (Test set) ความแตกต่างระหว่างชุดย่อยเหล่านี้มีความสำคัญมาก ชุดตรวจสอบ และทดสอบถูกทำให้สับสนบ่อยๆ จึงจำเป็นต้องกำหนดนิยามความหมายขึ้นเพื่อความเข้าใจ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

ชุดฝึกสอน (Training set) :

ชุดของตัวอย่างใช้เพื่อเรียนรู้ว่ามีพารามิเตอร์ของการแบ่งประเภทเหมาะสม

ชุดตรวจสอบ (Validation set) :

ชุดของตัวอย่างใช้ปรับพารามิเตอร์ของการประเภท สำหรับตัวอย่างที่เลือกจำนวนของชั้น  
ซ่อนในโครงข่ายประสาทเทียม

ชุดทดสอบ (Test set) :

ชุดของตัวอย่างใช้ประเมินพารามิเตอร์ของการแยกประเภทที่ระบุไว้เต็มที่

เมื่อทำความเข้าใจกับพารามิเตอร์เหล่านี้ จึงต้องกล่าวถึงพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียม  
ที่มีอยู่ในโปรแกรม MATLAB/ Neural Network Toolbox

#### 2.3.4.1 โครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น

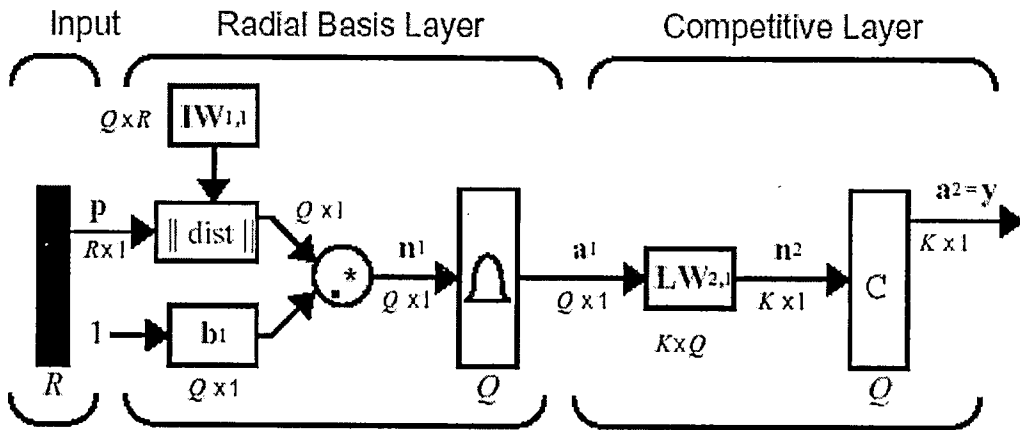
หลายๆ ประโยชน์ (ข้อดี) เสนอโดยโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ได้มีการกระตุ้นความ  
พยายามเพื่อแยกประเภทด้วยวิธีเบย์เซียน (Bayesian) เข้าไปสู่แบบจำลองทั่วไป โครงข่ายประสาท  
เทียมชนิดความน่าจะเป็น (Probabilistic Neural Network) มีโครงสร้างโดยใช้ความคิดจากทฤษฎี  
ความน่าจะเป็นการแบ่งประเภท (Classical probability theory) เช่น การแบ่งประเภทของเบย์  
เซียน (Bayesian) และ ตัววิเคราะห์แบ่งประเภทสำหรับฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็น  
(probability density functions : PDFs) เพื่อทำเป็นภาพแบบให้กับโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับ  
ภาพแบบการแบ่งประเภท โครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นถูกใช้อย่างประสบความสำเร็จ  
เกี่ยวกับการแก้ปัญหาหลากหลายกลุ่มของปัญหาการแบ่งประเภท ถึงแม้ว่า โครงข่ายประสาทเทียม  
ชนิดความน่าจะเป็นยังไม่เคยประเมินอย่างเต็มที่ที่จะเปรียบเทียบกับเทคนิคอื่น ถ้าโครงข่ายประสาท  
เทียมชนิดนี้ปฏิบัติตามคุณสมบัติ โครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นวิธีของการเลือกสำหรับ  
ปัญหาการแบ่งประเภทที่แตกต่างกัน

โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น (Probabilistic neural network :  
PNN) ประกอบด้วย ชั้นอินพุท (Input layer), ชั้นซ่อนหรือบางครั้งเรียกว่า ชั้นฐานรัศมี (Radial  
basis layer) และ ชั้นเอาต์พุทหรือบางครั้งเรียกว่าชั้นคอมแพทิทีฟ (Competitive layer) ลักษณะ  
ของโครงข่ายชนิดนี้เป็นโครงข่ายที่ป้อนไปข้างหน้า โดยมีการเชื่อมโยงในแต่ละชั้นแบบต่อถึงกันหมด  
นั่นคือ ทุกๆ นิวรอนในชั้นอินพุทจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นฐานรัศมี และทุกๆ นิวรอนใน  
ชั้นฐานรัศมีจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นเอาต์พุท จากภาพที่ 2.13 แสดงโครงสร้างพื้นฐาน  
ของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.



ภาพที่ 2.13 แสดงแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น [32]

ภาพที่ 2.13 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น มีอินพุต  $R$  ชุด, นิวรอนในชั้นฐานรัศมี เท่ากับ  $Q$  และมีเอาต์พุต  $K$  ชุด สมาชิกของอินพุตเวกเตอร์  $P$  แต่ละตัวจะถูกเชื่อมเข้ากับนิวรอนแต่ละนิวรอนในชั้นฐานรัศมีด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก  $W^1$  (เรียกว่า Input weight,  $IW^{1,1}$ ) ซึ่งเป็นเมทริกซ์ขนาด  $Q \times R$  และเวกเตอร์  $a^1$  เป็นผลลัพธ์ของชั้นฐานรัศมี โดยมีขนาด  $Q$  จะเป็นอินพุตของชั้นคอมแพ็คทิฟหรือชั้นเอาต์พุต สมาชิกแต่ละตัวของเวกเตอร์  $a^1$  จะถูกเชื่อมเข้ากับนิวรอนแต่ละนิวรอนในชั้นคอมแพ็คทิฟ ด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก  $W^2$  (เรียกว่า Layer weight,  $LW^{2,1}$ ) ซึ่งเป็นเมทริกซ์ขนาด  $K \times Q$  เช่นเดียวกันกับชั้นฐานรัศมี โดยที่ เวกเตอร์  $a^2$  ซึ่งเป็นเมทริกซ์ขนาด  $K$  จะเป็นผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียม

จากภาพที่ 2.11 เมื่อข้อมูลอินพุตปรากฏบนชั้นอินพุต ( $P_R, R = 1, \dots, R$ ) สัญญาณจากชั้นอินพุตทั้งหมดจะถูกส่งมาตามสายเชื่อมโยงไปยังนิวรอนเซลล์ในชั้นถัดไป ในช่วงรอบแรก ๆ แต่ละนิวรอนในชั้นฐานรัศมี ถูกเชื่อมโยงด้วยค่าถ่วงน้ำหนักที่อยู่ในชั้นฐานรัศมี ( $iw_{Q,R}^{1,1} = Q = N$ ) ขณะนั้น จะทำการคำนวณสัญญาณเอาต์พุตของนิวรอนเซลล์ในชั้นฐานรัศมี ( $a^1$ ) ได้จากสมการ

$$a_Q^1 = \exp \left( - \frac{\|P_R - iw_{Q,R}^{1,1}\|^2}{2\sigma_Q^2} \right) \quad (2.5)$$

จากสมการที่ 2.5 สามารถนำมาเขียนสมการใหม่ได้เป็น

$$a^1 = \exp \left( - \sqrt{\sum_{R=1}^R (iw_{Q,R}^{1,1} - P_R)^2 * b_Q^1} \right)^2 \quad (2.6)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

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

*spread* คือ ค่ากระจายของฟังก์ชันกระตุ้นชนิดฐานรัศมี

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

$$\text{net}_K = \sum_{Q=1}^K lw_{K,Q}^{2,1} a_Q^1 \quad (2.7)$$

ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเพื่อคำนวณสัญญาณเอาต์พุต ( $a^2$ ) ในชั้นเอาต์พุต

$$a^2 = f(\text{net}_K) \quad (2.8)$$

การปรับค่าถ่วงน้ำหนักจะปรับโดยเพิ่มจำนวนรอบค่ากระจายของฟังก์ชันกระตุ้นชนิดฐานรัศมี (*spread*) ที่ละรอบ และดำเนินการปรับค่าไบอัสและค่าถ่วงน้ำหนักเช่นนี้ ไปเรื่อย ๆ จนกระทั่งหมดจำนวนรอบที่ฝึกสอนจึงจะหยุดการฝึกสอน

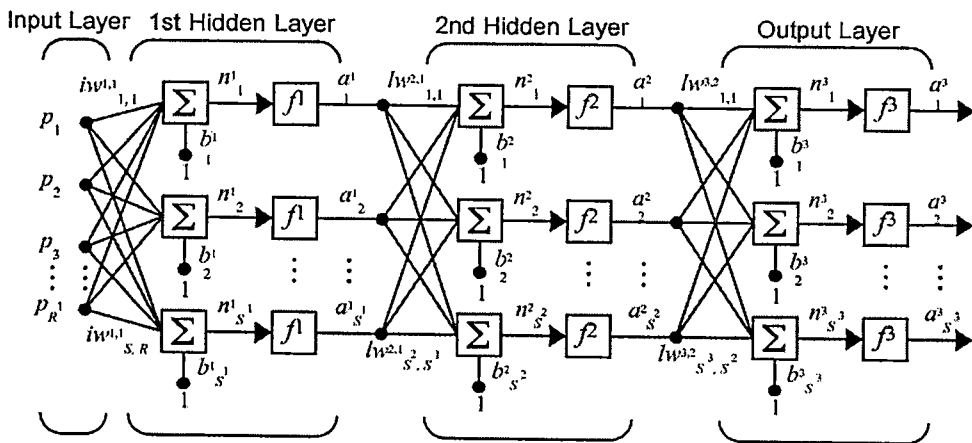
#### 2.3.4.2 โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (Back-propagation NN)

โครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (Back-propagation neural network : BP) ประกอบด้วยนิวรอนเซลล์ที่เรียงกันอยู่มากกว่า 2 ชั้นกล่าวคือ มีได้ตั้งแต่ 3 ชั้นขึ้นไป ซึ่งประกอบด้วย ชั้นอินพุต (Input layer), ชั้นซ่อน (Hidden layer) และ ชั้นเอาต์พุต (Output layer) ลักษณะของโครงข่ายชนิดนี้เป็นโครงข่ายที่ป้อนไปข้างหน้า โดยมีการเชื่อมโยงในแต่ละชั้นแบบต่อถึงกันหมด นั่นคือ ทุกๆ นิวรอนในชั้นอินพุตจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นซ่อนชั้นแรก และทุกๆ นิวรอนในชั้นซ่อนชั้นแรกจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นถัดไปจนในที่สุดทุกๆ นิวรอนในชั้นซ่อนสุดท้ายจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นเอาต์พุต จากรูปที่ 2.14 แสดงโครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายที่มี 3 ชั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.



ภาพที่ 2.14 แสดงแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับที่มี 2 ชั้นซ่อน

ขั้นตอนการฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ จะสามารถแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอนด้วยกัน คือ ป้อนข้อมูลอินพุตไปข้างหน้า, แพร่ค่าย้อนกลับของค่าผิดพลาดที่เกี่ยวข้องและปรับค่าถ่วงน้ำหนัก ต่อไปเป็นรายละเอียดของการทำงานในแต่ละขั้นตอน

#### 1. แพร่ค่าไปข้างหน้า (Forward-propagation)

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

$$net_{S^1} = b_{S^1}^1 + \sum_{R=1}^R iw_{S^1,R}^{1,1} P_R \quad (2.9)$$

ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเพื่อคำนวณสัญญาณเอาต์พุต ( $a^1$ ) ในชั้นซ่อนที่ 1

$$a^1 = f(net_{S^1}) \quad (2.10)$$

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

$$net_{S^2} = b_{S^2}^2 + \sum_{S^1=1}^{S^1} lw_{S^2,S^1}^{2,1} a^1 \quad (2.11)$$

ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเพื่อคำนวณสัญญาณเอาต์พุต ( $a^2$ ) ในชั้นซ่อนที่ 2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับอาจารย์ผู้สอนเพื่อใช้ในการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

$$a^2 = f(\text{net}_{S^2}) \quad (2.12)$$

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

$$\text{net}_{S^3} = b_{S^3} + \sum_{S^2=1}^{S^2} lw_{S^3,S^2} a^2 \quad (2.13)$$

ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเพื่อคำนวณสัญญาณเอาต์พุต ( $a^3$ ) ในชั้นเอาต์พุต

$$a^3 = f(\text{net}_{S^3}) \quad (2.14)$$

## 2. แพร่ค่าย้อนกลับของค่าผิดพลาด (Back-propagation of error)

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

$$\delta^3 = (t^3 - a^3) f'(\text{net}_{S^3}) \quad (2.15)$$

คำนวณค่าถ่วงน้ำหนักที่เกี่ยวข้อง (ใช้เพื่อปรับค่าถ่วงน้ำหนัก  $lw_{S^3,S^2}$  หลังจากนี้) โดยที่  $\alpha$  คือ อัตราการเรียนรู้ (Learning rate)

$$\Delta lw_{S^3,S^2} = \alpha \delta^3 a^2 \quad (2.16)$$

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

$$\Delta b_{S^3} = \alpha \delta^3 \quad (2.17)$$

และส่ง  $\delta^3$  ไปที่ชั้นซ่อนที่ 2

ในแต่ละนิวรอนของชั้นซ่อนที่ 2 การหาสัญญาณค่าผิดพลาดที่ชั้นซ่อนที่ 2 หาได้จากสมการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

$$\delta^2 = \sum_{S^3=1}^{S^3} \delta^3 lw_{S^3,S^2}^{3,2} f'(net_{S^2}) \quad (2.18)$$

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

$$\Delta lw_{S^2,S^1}^{2,1} = \alpha \delta^2 a^1 \quad (2.19)$$

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

$$\Delta b_{S^2}^2 = \alpha \delta^2 \quad (2.20)$$

และส่ง  $\delta^2$  ไปที่ชั้นซ่อนที่ 1

ในแต่ละนิรอนของชั้นซ่อนที่ 1 การหาสัญญาณค่าผิดพลาดที่ชั้นซ่อนที่ 1 ทำได้จากสมการ

$$\delta^1 = \sum_{S^2=1}^{S^2} \delta^2 lw_{S^2,S^1}^{2,1} f'(net_{S^1}) \quad (2.21)$$

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

$$\Delta iw_{S^1,R}^{1,1} = \alpha \delta^1 P_R \quad (2.22)$$

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

$$\Delta b_{S^1}^1 = \alpha \delta^1 \quad (2.23)$$

### 3. ขั้นตอนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัส

ถ้าหากมีข้อผิดพลาดเกิดขึ้น ค่าผิดพลาดที่คำนวณได้จะถูกนำมาใช้ในการปรับน้ำหนักเพื่อให้โครงข่ายได้ผลลัพธ์ที่ถูกต้อง การปรับน้ำหนักสำหรับแต่ละนิรอนในชั้นเอาต์พุต คำนวณได้จาก

$$lw_{S^3,S^2}^{3,2}(\text{new}) = lw_{S^3,S^2}^{3,2}(\text{old}) + \Delta lw_{S^3,S^2}^{3,2} \quad (2.24)$$

ส่วนการปรับน้ำหนักของชั้นซ่อนที่ 2 การทำงานจะเป็นเช่นเดียวกับสมการที่ 2.24 แต่ตัวแปรต่างๆ

จะเป็นของชั้นซ่อนอยู่ สำหรับแต่ละนิรอนในชั้นซ่อนที่ 2 ซึ่งสามารถหาได้จาก

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

$$lw_{S^2, S^1}^{2,1} = lw_{S^2, S^1}^{2,1} + \Delta lw_{S^2, S^1}^{2,1} \quad (2.25)$$

สำหรับแต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1

$$iw_{S^1, R}^{1,1} = iw_{S^1, R}^{1,1} + \Delta iw_{S^1, R}^{1,1} \quad (2.26)$$

การปรับค่าถ่วงน้ำหนักจะปรับทีละชั้นจากชั้นเอาต์พุทกลับไปยังชั้นอินพุท เมื่อเสร็จสิ้นก็จะกลับสู่ส่วนของป้อนไปข้างหน้าอีกครั้ง เพื่อหาค่าเอาต์พุทของโครงข่ายใหม่มาเปรียบเทียบกับค่าเอาต์พุทเป้าหมาย และดำเนินการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในส่วนของแพร่ค่าย้อนกลับเช่นนี้ สลับกันไปโดยวัฏจักรของการคำนวณหาค่าความผิดพลาดและการปรับน้ำหนักจะคงดำเนินการต่อไปจนกระทั่งค่าความผิดพลาดต่ำกว่าที่กำหนดไว้ค่าหนึ่งแล้วจึงหยุดกระบวนการ ค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้จะเป็นค่าที่เหมาะสมสำหรับทุกคู่ของอินพุทและค่าเป้าหมาย ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ การคำนวณหาความผิดพลาดรวมของตัวอย่าง หาได้จากค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดยกกำลังสอง (Mean-square error, MSE) ระหว่างค่าตอบที่แท้จริง ( $t_i^3$ ) กับผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียม ( $a_i^3$ ) ในสมการ (2.27)

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i^3 - a_i^3)^2 \quad (2.27)$$

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 มีประสิทธิภาพและความรวดเร็วในการฝึกสอนสูงที่สุด ในการศึกษาจึงได้นำเอาลำดับขั้นตอนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสวิธีนี้มาใช้ โดยมีลำดับขั้นตอนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส ดังสมการที่ 2.28

$$x_{(new)} = x_{(old)} + \Delta x = x_{(old)} + [J^T \cdot J + \alpha I]^{-1} \cdot J^T \cdot e \quad (2.28)$$

- โดยที่  $x$  คือ ค่าถ่วงน้ำหนัก( $w$ ) และค่าไบแอส ( $b$ )  
 $J$  คือ จาโคเบียนเมตริกซ์ ( Jacobian matrix ) ของอนุพันธ์  
 ของค่าผิดพลาด(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

$$J(w) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1}{\partial w_{1,1}} & \frac{\partial e_1}{\partial w_{1,2}} & \dots & \frac{\partial e_1}{\partial w_{1,s}^2} \\ \frac{\partial e_2}{\partial w_{2,1}} & \frac{\partial e_2}{\partial w_{2,2}} & \dots & \frac{\partial e_2}{\partial w_{2,s}^2} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \frac{\partial e_s}{\partial w_{s,1}} & \frac{\partial e_s}{\partial w_{s,2}} & \dots & \frac{\partial e_s}{\partial w_{s,s}^2} \end{bmatrix} \quad (2.29)$$

จาโคเบียนเมตริกซ์ของ ( $w$ )

$$J(b) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1}{\partial b_1} \\ \frac{\partial e_2}{\partial b_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial e_s}{\partial b_s} \end{bmatrix} \quad (2.30)$$

จาโคเบียนเมตริกซ์ของค่า ( $b$ )

$$\text{เมตริกซ์ของค่าผิดพลาด} \quad \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_{s^3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_1^3 - a_1^3 \\ t_2^3 - a_2^3 \\ \vdots \\ t_{s^3}^3 - a_{s^3}^3 \end{bmatrix} \quad (2.31)$$

### บทที่ 3

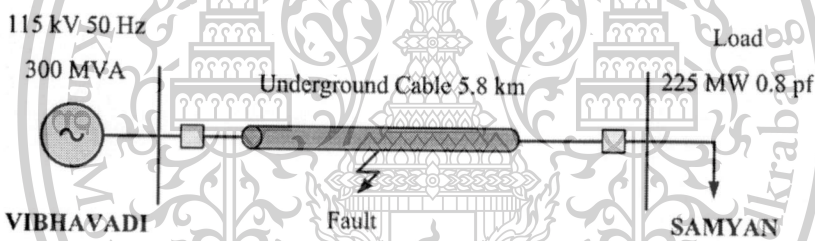
## การจำลองและวิเคราะห์ฟอลต์

### 3.1 การจำลอง

งานวิจัยฉบับนี้ได้ทำการจำลองฟอลต์บนสายส่งด้วยโปรแกรม ATP/EMTP เนื่องจากฟอลต์เป็นสิ่งที่ผิดปกติในระบบไฟฟ้าซึ่งในทางปฏิบัติแล้วไม่สามารถทดลองในระบบจริงได้ และเพื่อใช้สำหรับการศึกษาลักษณะพฤติกรรมการตอบสนองทางด้านทรานเซียนต์เมื่อคุณสมบัติของระบบจำลองเปลี่ยนไป โปรแกรม ATP/EMTP มีความสามารถในการจำลองระบบไฟฟ้ากำลัง และเหมาะสมสำหรับจำลองผลตอบสนองเชิงโดเมนเวลาแบบทันทีทันใดอย่างแม่นยำ (Time Domain Instantaneous Responses) พร้อมทั้งใช้โปรแกรม MATLAB / Wavelet ในการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ โดยมีเนื้อหาและรายละเอียดของการจำลองฟอลต์และวิธีการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ดังต่อไปนี้

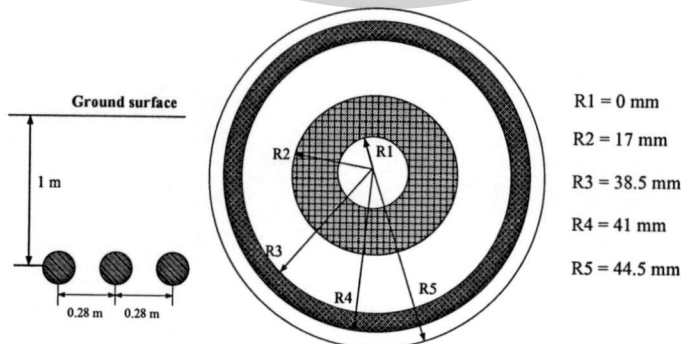
#### 3.1.1 การจำลองระบบสายส่ง

การจำลองสายส่งเคเบิลใต้ดินจะใช้สายส่งในกรณีศึกษาเป็นเคเบิลใต้ดินที่มีความยาว 5.8 กิโลเมตร ณ ระดับแรงดันไฟฟ้า 115 kV ทำการจำลองระบบส่งจ่ายไฟฟ้าด้วยโปรแกรม ATP/EMTP



ภาพที่ 3.1 ระบบส่งจ่ายกำลังไฟฟ้าในการจำลอง

ทำการจำลองระบบเมื่อเกิดฟอลต์ลัดวงจรแบบเฟส A ลงดิน (A-G) ในระยะทางที่แตกต่างกันโดยเริ่มต้นที่ 1 กิโลเมตร มุมเฟสเริ่มต้นที่  $150^\circ$  ทางด้านส่ง โดยให้เฟส A เป็นมุมอ้างอิง ชนิดของสายเคเบิลยาว 5.8 กิโลเมตร



ภาพที่ 3.2 ขนาดของสายเคเบิลใต้ดินที่ใช้ในการจำลอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

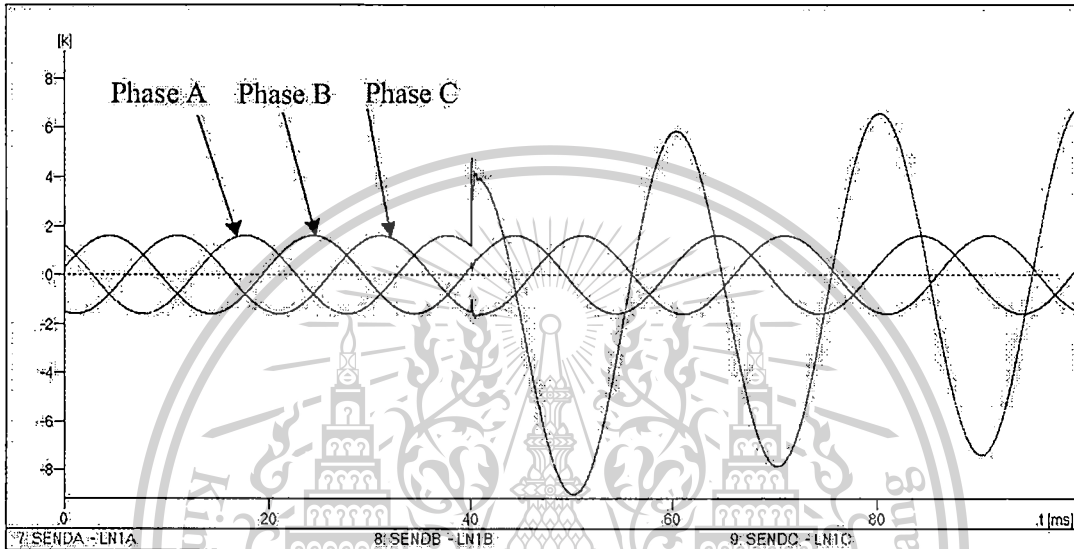
This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

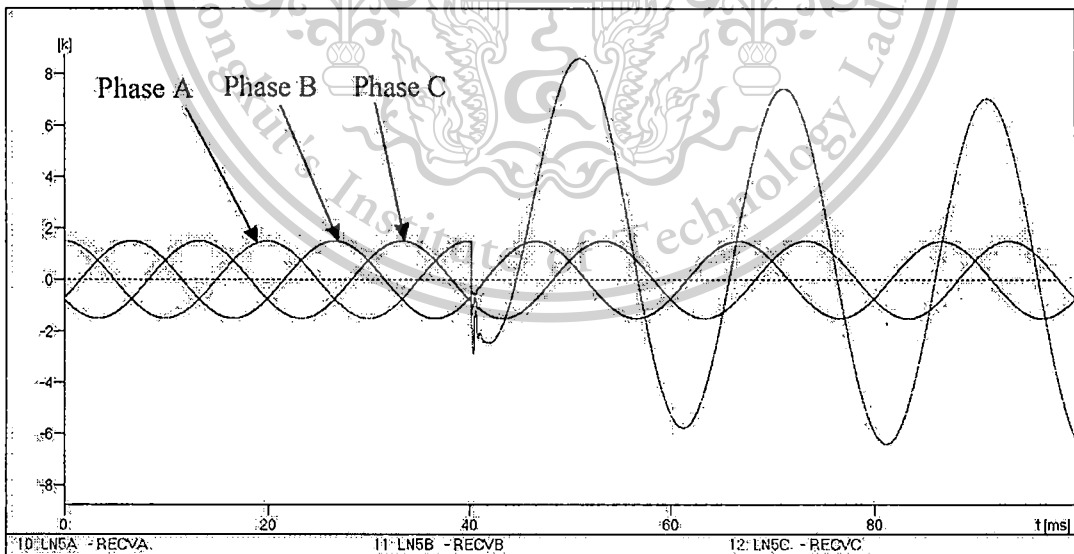
ค่า ความยอมได้สัมพัทธ์ (permittivity) ( $\epsilon_r$ ) ของสาย มีค่า 2.7

ค่า ความสามารถในการซึมผ่านได้ (permeability) ( $\mu_r$ ) ของสายมีค่า 1

นำรูปคลื่นของกระแสที่ได้จากการจำลองจากโปรแกรม ATP/EMTP มาแยกองค์ประกอบให้อยู่ในรูป กระแสลำดับบวก, กระแสลำดับลบ และ กระแสลำดับศูนย์ จากนั้นนำรูปคลื่นที่ได้แปลงเวฟเล็ทโดยโปรแกรม MATLAB นำรูปคลื่นที่ได้ยกกำลังสองจะได้รูปคลื่นเวฟเล็ทของทั้งสองปลายทางด้าน A และ B



ภาพที่ 3.3 แสดงรูปคลื่นกระแสทั้ง 3 เฟสที่ฝั่งส่ง (Sending end)



ภาพที่ 3.4 แสดงรูปคลื่นกระแสทั้ง 3 เฟสที่ฝั่งรับ (Receiving end)

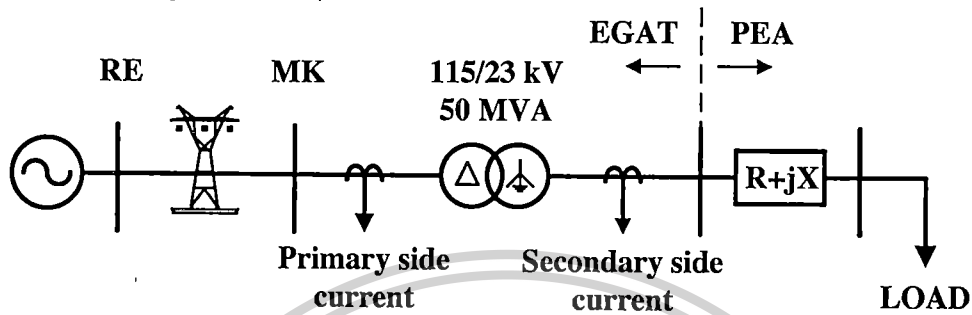
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

### 3.1.2 การจำลองฟอลต์ในหม้อแปลงไฟฟ้า

ในโครงการวิจัยนี้ได้ใช้ระบบจำลองหม้อแปลงไฟฟ้ากำลังขนาด 50 MVA, 115/23 kV ซึ่งเป็นหม้อแปลงไฟฟ้ากำลังที่มีใช้งานจริงที่สถานีไฟฟ้ามหาสารคาม (MK) เนื่องจากในสถานะที่เกิดฟอลต์นั้นจะมีการเปลี่ยนแปลงของรูปแบบของเหตุการณ์เกิดขึ้น ดังนั้นเพื่อให้สามารถวิเคราะห์ฟอลต์ได้ครอบคลุมในหลายรูปแบบมากที่สุด จึงทำการสร้างระบบจำลองขึ้นดังแสดงในภาพที่ 3.5



ภาพที่ 3.5 แสดงระบบจำลองฟอลต์ภายในหม้อแปลงขนาด 50 MVA

ในการจำลองฟอลต์นั้นเพื่อศึกษาฟอลต์ที่แตกต่างกันจึงทำการการปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์ที่มีผลเกี่ยวข้องดังต่อไปนี้

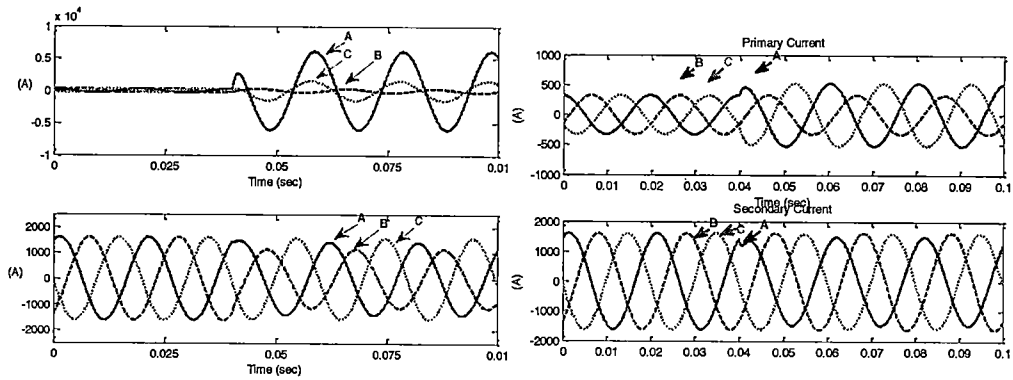
- ประเภทของฟอลต์ 2 ชนิดได้แก่ ฟอลต์ภายในโซนป้องกันและฟอลต์ภายนอกโซนป้องกัน
- ชนิดของฟอลต์ที่เกิดขึ้นทางฝั่งปฐมภูมิและทุติยภูมิของหม้อแปลง
- มุมที่เริ่มเกิดฟอลต์  $0^\circ - 150^\circ$  เมื่อเทียบกับมุมเฟสของแรงดันสูงที่เฟส A (ช่วงละ  $30^\circ$ )
- สำหรับกรณีฟอลต์ขาดลวดลัดวงจรลงดิน ตำแหน่งที่ลัดวงจร 10%-90% ของขาดลวด (ขาดลวด ย่อย a เปลี่ยนแปลงช่วงละ 10%)
- สำหรับกรณีฟอลต์ขาดลวดลัดวงจรระหว่างรอบ ตำแหน่งที่ลัดวงจร 10%-80% ของขาดลวด (ขาดลวดย่อย a เปลี่ยนแปลงช่วงละ 10%)
- สำหรับกรณีฟอลต์ขาดลวดลัดวงจรระหว่างรอบ ตำแหน่งที่ลัดวงจร 10%-80% ของขาดลวด (ขาดลวดย่อย b เปลี่ยนแปลงช่วงละ 10%)
- ความต้านทานของฟอลต์ 5 โอห์ม

จากวงจรขณะเกิดฟอลต์ของหม้อแปลงทดสอบในภาพที่ 3.5 ทำการจำลองสัญญาณทั้งหมด 5 ไซเคิล (0 - 0.1 วินาที) โดยไม่มีการกำจัดฟอลต์ออก ซึ่งสามารถแสดงตัวอย่างของสัญญาณที่ได้จากการจำลองดังแสดงในภาพที่ 3.6 และภาพที่ 3.7

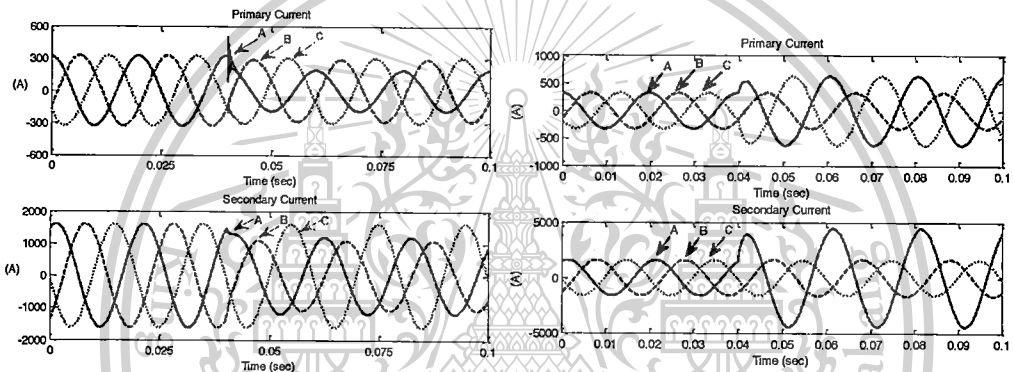
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.



(ก) กรณีเกิดฟอลต์ที่ขดลวดไฟฟ้าแรงดันสูง (ข) กรณีเกิดฟอลต์ที่ขดลวดไฟฟ้าแรงดันต่ำ  
 ภาพที่ 3.6 แสดงสัญญาณฟอลต์ของกระแสที่ได้จากกรณีฟอลต์ภายในโซนป้องกัน



(ก) กรณีเกิดฟอลต์ที่ขดลวดไฟฟ้าแรงดันสูง (ข) กรณีเกิดฟอลต์ที่ขดลวดไฟฟ้าแรงดันต่ำ  
 ภาพที่ 3.7 แสดงสัญญาณฟอลต์ของกระแสที่ได้จากกรณีฟอลต์ภายนอกโซนป้องกัน

จากภาพที่ 3.6 และภาพที่ 3.7 แสดงให้เห็นผลการจำลองของการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นในหม้อแปลงทดสอบ จะพบว่า ลักษณะการเปลี่ยนแปลงของฟอลต์ทั้งสองชนิดมีลักษณะการเปลี่ยนแปลงที่แตกต่างกัน

### 3.2 การวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ด้วยการแปลงเวฟเล็ต

จากทฤษฎีพื้นฐานของการแปลงเวฟเล็ตในบทที่ 2 งานวิจัยฉบับนี้จึงได้นำการประยุกต์การแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย (DWT) มาวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ที่เกิดขึ้นบนสายเคเบิลใต้ดินและหม้อแปลงไฟฟ้า โดยสมมุติฐานที่ใช้สำหรับการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์คือ ในสภาวะปกติสัญญาณกระแสไฟฟ้าจะไม่มีองค์ประกอบความถี่สูงรวมอยู่ แต่ในสภาวะที่มีฟอลต์จะมีการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่สูงเกิดขึ้นและควรที่จะเปลี่ยนแปลงตามรูปแบบของฟอลต์ที่เกิดขึ้นด้วย เช่น มุมที่เริ่มเกิดฟอลต์, ตำแหน่งที่เกิด หรือเฟสที่เกิดฟอลต์ เป็นต้น ขั้นตอนการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ที่ปลายสายส่งในแต่ละด้าน โดยนำข้อมูลสัญญาณกระแสฟอลต์ที่ได้จากแบบจำลองฟอลต์ที่อัตราการสุ่ม (Sampling Rate) 200 kHz มาทำการแปลงให้อยู่ในองค์ประกอบลำดับต่างๆ (Network Sequence) คือ องค์ประกอบลำดับบวก (Positive Sequence), องค์ประกอบลำดับลบ (Negative Sequence) และองค์ประกอบลำดับศูนย์ (Zero Sequence) จากนั้นนำสัญญาณองค์ประกอบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ของหน่วยงานนั้นๆ ไม่ให้นำไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต  
 ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

กระแสลำดับบวก (Positive Sequence Current) มาดำเนินการแปลงเวฟสี่เหลี่ยมแบบเต็มหน่วย (DWT) เพื่อแยกองค์ประกอบความถี่สูงในสเกลที่ 1-5 ออกมา โดยใช้เวฟสี่เหลี่ยม Daubechies 4 (db4) แล้วพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์การเปลี่ยนแปลงของแต่ละสเกล เพื่อตรวจจับพอลต์ที่เกิดขึ้นในแต่ละสเกล หลังจากนั้นนำข้อมูลในสเกลแรกที่ตรวจจับพอลต์ได้มาวิเคราะห์ประเภทของพอลต์ที่เกิดขึ้น และตำแหน่งพอลต์บนระบบไฟฟ้าต่อไป โดยรายละเอียดของการวิเคราะห์ต่างๆ จะแสดงในหัวข้อถัดไป

### 3.2.1 การตรวจจับ

รูปแบบของการตรวจจับพอลต์ในงานวิจัยฉบับนี้ได้นำสัญญาณกระแสพอลต์มาทำการวิเคราะห์เพียงอย่างเดียวเพื่อลดจำนวนในการวิเคราะห์และความซับซ้อนในการออกแบบขั้นตอนการวิเคราะห์ ขั้นตอนการวิเคราะห์เวฟสี่เหลี่ยมจะนำสัญญาณกระแสพอลต์ที่ได้จากโปรแกรม ATP/EMTP ในแต่ละเฟสจากปลายสายส่งแต่ละด้านในกรณีที่เป็นระบบสายส่งไฟฟ้าใต้ดิน หรือนำสัญญาณพอลต์กระแสผลต่างในแต่ละเฟสจากหม้อแปลงไฟฟ้าในกรณีที่เป็นหม้อแปลงไฟฟ้า มาทำการแปลงให้อยู่ในรูปขององค์ประกอบลำดับต่างๆ (Network - Sequence) โดยใช้เมตริกซ์ของการแปลง (Sequence Transformation Matrix) ซึ่งสมการการแปลงได้แสดงอยู่ในสมการที่ (3.1) [33, 34]

$$\begin{bmatrix} I_0 \\ I_1 \\ I_2 \end{bmatrix} = [T] \cdot \begin{bmatrix} I_a \\ I_b \\ I_c \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

เมื่อ  $I_0$  หมายถึงองค์ประกอบลำดับศูนย์ (Zero Sequence)

$I_1$  หมายถึงองค์ประกอบลำดับบวก (Positive Sequence)

$I_2$  หมายถึงองค์ประกอบลำดับลบ (Negative Sequence)

T หมายถึงเมตริกซ์การแปลงของกระแส (Phase Current Transformation Matrix)

งานวิจัยฉบับนี้ได้เลือกใช้เมตริกซ์การแปลงของคลาร์ก (Clarke's Transformation Matrix) เนื่องจากสามารถใช้ได้กับสายเคเบิลทั้งแบบมีการใช้ขั้วสลับสายแบบสมบรูณ์และไม่มีการใช้ขั้วสลับสายรวมไปถึงหม้อแปลงไฟฟ้าด้วย โดยเมตริกซ์การแปลงและความเร็วคลื่นเดินทางบนสายส่งของระบบจำลองแสดงได้ดังตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 แสดงเมตริกซ์การแปลงและความเร็วคลื่นเดินทางบนสายส่งของระบบ [30]

Scale	Frequency Range (kHz)	Traveling Wave Speed(km/s)	Sequence Transformation Matrix
1	50-100	294,747	$\frac{1}{\sqrt{3}} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ \sqrt{2} & \frac{-1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{\sqrt{2}} & \frac{-\sqrt{3}}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$
2	25-50	296,988	
3	12.5-25	296,748	
4	6.25-12.5	296,464	
5	3.125-6.25	296,411	

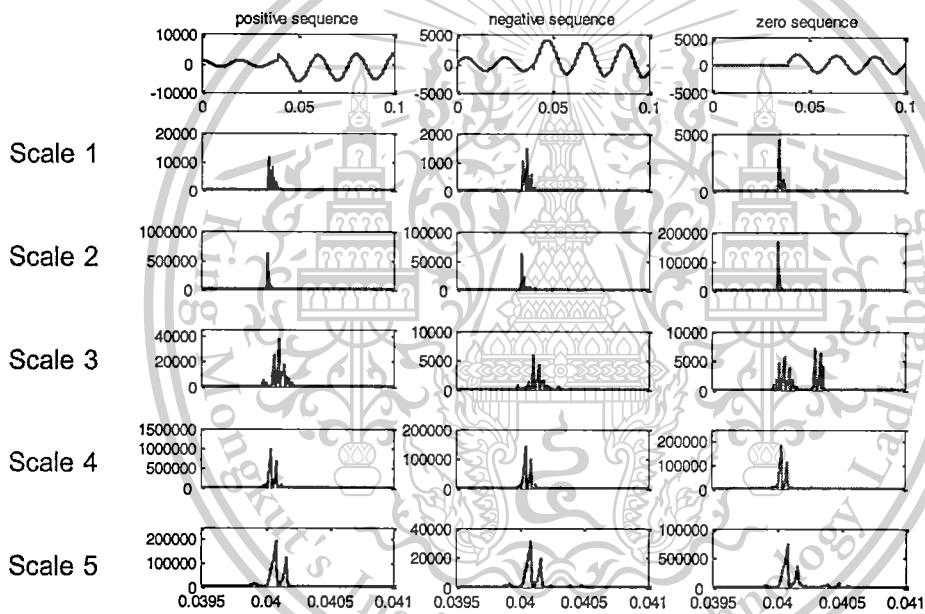
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

การตรวจจับพอลต์สามารถทำได้โดยการนำสัญญาณกระแสพอลต์ในแต่ละเฟส และสัญญาณกระแสพอลต์ขององค์ประกอบลำดับต่างๆ ของปลายสายส่งแต่ละด้านมาผ่านการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยโดยใช้เวฟเล็ตแม่ชนิด daubechies4 (db4) [35] เพื่อแยกองค์ประกอบความถี่สูงออกมา 5 สเกลด้วยกันจากนั้นนำมายกกำลังสอง แสดงให้เห็นได้ดังภาพที่ 3.8 และ 3.9 ตามลำดับซึ่งในแต่ละสเกลสามารถแสดงค่าของช่วงความถี่ต่างๆ ดังนี้

- 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

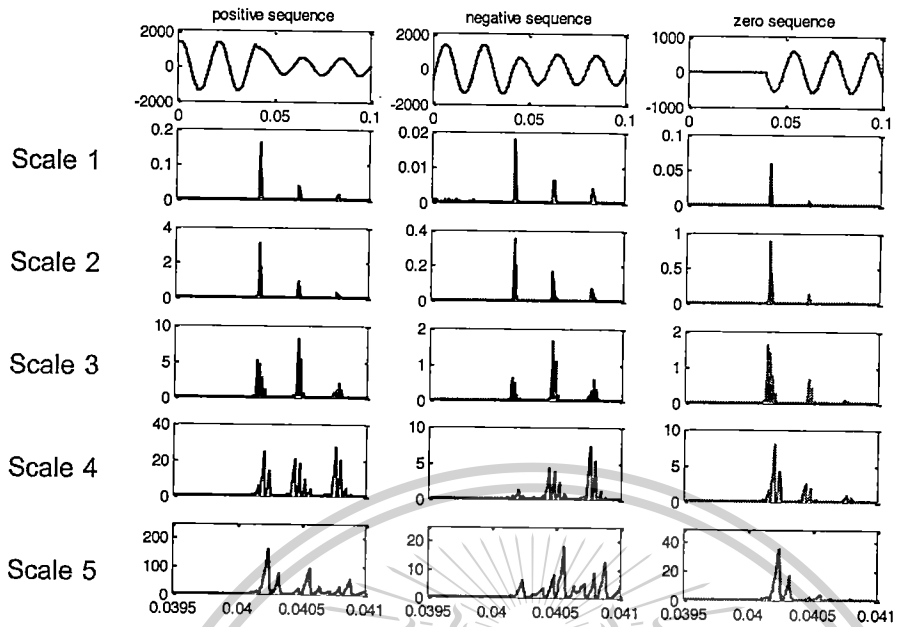


ภาพที่ 3.8 รูปคลื่นเวฟเล็ตยกกำลังสองด้านส่งกรณีเกิดพอลต์ในระบบสายส่งไฟฟ้าใต้ดิน

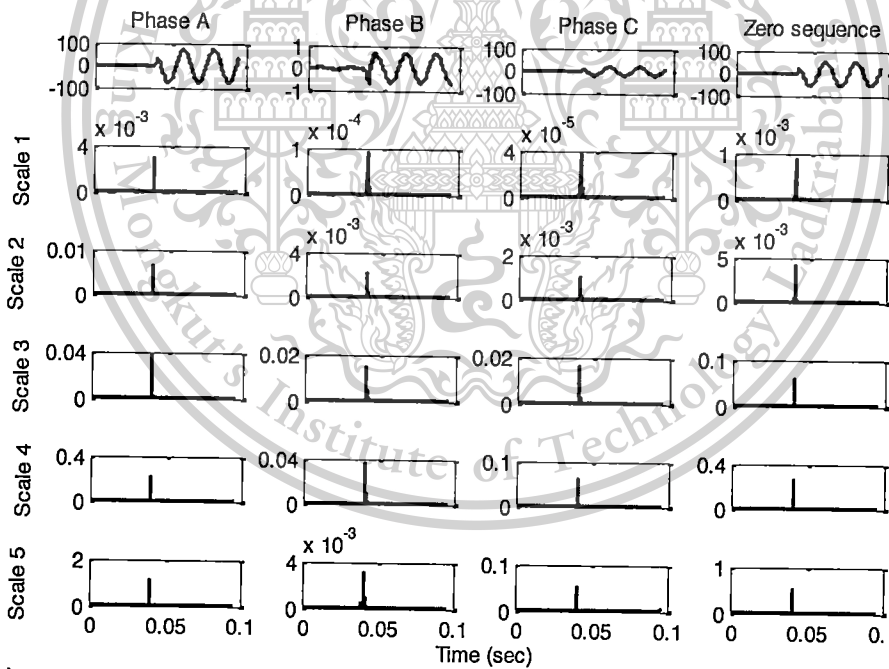
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

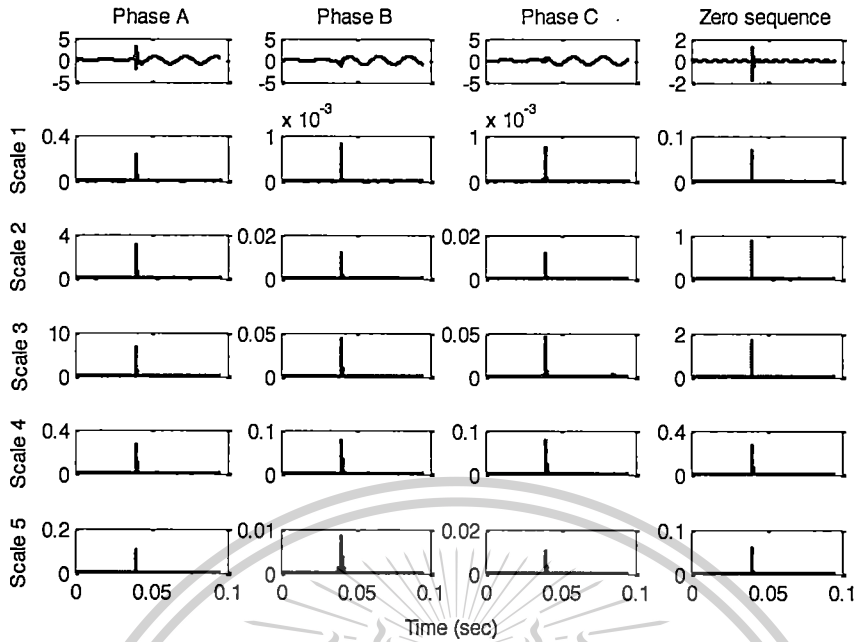
Forbidden to modify the content, and cite the document when use.



ภาพที่ 3.9 รูปคลื่นเวฟเล็ดยกกำลังสองด้านรับกรณีเกิดฟอลต์ในระบบสายส่งไฟฟ้าใต้ดิน



ภาพที่ 3.10 รูปคลื่นเวฟเล็ดยกกำลังสองกรณีเกิดฟอลต์ภายในโซนป้องกันของ หม้อแปลงไฟฟ้า



ภาพที่ 3.11 รูปคลื่นแอมแปร์กึ่งกำลังสองกรณีเกิดฟอลต์ภายนอกโซนป้องกันของหม้อแปลงไฟฟ้า

งานวิจัยฉบับนี้ได้กำหนดการเปรียบเทียบระหว่างค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์ในช่วง  $1/4$  ไซเคิล หลังจากเกิดฟอลต์และค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์ในสภาวะก่อนเกิดฟอลต์เป็นจำนวนเท่า ในแต่ละสเกลของกระแส และเพื่อให้การพิจารณาง่ายขึ้นจึงนำสัมประสิทธิ์มายกกำลังสองเพื่อให้เห็นความแตกต่างที่ชัดเจนมากยิ่งขึ้นดังแสดงในภาพที่ 3.8 ถึงภาพที่ 3.11 จากผลการแปลงแอมแปร์กึ่งกำลังสองสามารถสังเกตได้ว่าในสภาวะที่เริ่มมีฟอลต์ ( $t \geq 0.04$  sec) พบว่าค่าของสัมประสิทธิ์ในแต่ละสเกลจะมีค่าสูงชันอย่างรวดเร็วและมากกว่าค่าของสัมประสิทธิ์ในสภาวะก่อนเกิดฟอลต์ ( $t < 0.04$  sec) ดังนั้นจึงสามารถตั้งสมมติฐานได้ว่า “ถ้าสัมประสิทธิ์ในช่วง  $1/4$  ไซเคิลหลังจากเกิดฟอลต์ของสเกลใดสเกลหนึ่งของกระแสลำดับบวกเมื่อวัดที่ปลายสายส่งแต่ละด้านเกิดการเปลี่ยนแปลงสูงชันมากกว่า 5 เท่าจากช่วงสภาวะก่อนเกิดฟอลต์ แสดงว่ามีความผิดปกติเกิดขึ้นในระบบไฟฟ้ากำลัง” เมื่อสามารถตรวจจับฟอลต์ได้แล้ว แต่ยังไม่สามารถระบุโซนป้องกันของหม้อแปลงได้ รวมไปถึงระบุชนิดหรือประเภทของฟอลต์ที่เกิดขึ้น ดังนั้น จึงนำข้อมูลการเปลี่ยนแปลงของแต่ละช่วงความถี่ในวงจรที่เกิดฟอลต์มาวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมต่อไป

### 3.3 การจำแนกประเภทฟอลต์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

#### 3.3.1 ระบบสายส่งไฟฟ้าใต้ดิน

จากที่กล่าวมาแล้วในบทที่ 2 เกี่ยวกับทฤษฎีพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมว่า โครงข่ายประสาทเทียมมีแนวคิดเลียนแบบการทำงานของสมองชีวภาพ โดยเรียนรู้และศึกษาการทำงานของสมองชีวภาพเพื่อกำหนดแนวทางสำหรับการสร้างแบบจำลองขึ้นมา แล้วพยายามสมมติฐานลักษณะการทำงานโดยจำลองเป็นแบบจำลองคณิตศาสตร์ที่มีลักษณะเดียวกันแล้วดำเนินการคำนวณโดยใช้คอมพิวเตอร์ ถ้าหากโครงข่ายสามารถคำนวณฟังก์ชันในบางลักษณะที่กำเนิดความสัมพันธ์ระหว่าง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

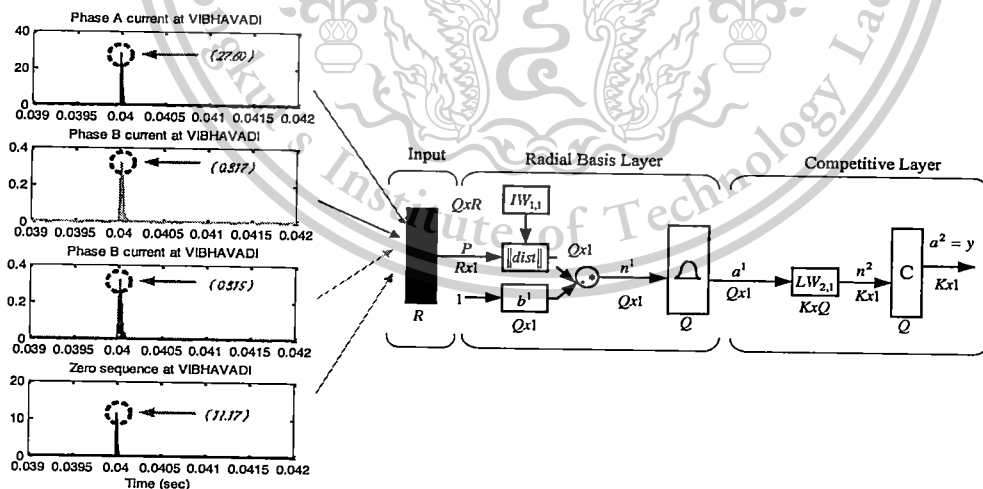
Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

อินพุตและเอาต์พุตในโครงข่าย สิ่งสำคัญที่ทำให้คำนวณถูกต้องนั้นจำเป็นต้องมีการฝึกสอนโครงข่าย เพราะฉะนั้นก่อนที่จะทำการวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมจำเป็นต้องมีการฝึกสอนเสียก่อน

เนื่องจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในงานวิจัยจะใช้ Neural Network Toolbox [32] ของโปรแกรม MATLAB ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ดังนั้นองค์ประกอบบางชนิดที่มีผลต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม โปรแกรม MATLAB ได้ทำการกำหนดไว้แล้ว ยกเว้น องค์ประกอบบางชนิดเช่น กลุ่มของรูปแบบอินพุตและเอาต์พุต, จำนวนของข้อมูลฝึกสอนและ ข้อมูลทดสอบ เป็นต้น ตัวผู้ฝึกสอนจะเป็นผู้กำหนดเอง จุดมุ่งหมายการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในงานวิจัยคือ ฝึกสอนเพื่อให้ได้เอาต์พุตที่ต้องการคือ ประเภทฟอลต์ที่เกิดขึ้น ซึ่งมีขั้นตอนการฝึกสอนและการวิเคราะห์ดังนี้

ในงานวิจัยนี้ได้ทำการเลือกตัวแปรอินพุตในส่วนของการระบุประเภทฟอลต์ โดยใช้ค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์จากการแปลงเวฟเล็ตในสเกลแรกที่ตรวจจับฟอลต์ได้ของกระแสของเฟส A, B, C และ องค์ประกอบลำดับศูนย์ในช่วง  $\frac{1}{4}$  ไซเคิลหลังเกิดฟอลต์ตามลำดับ ดังภาพที่ 3.12 ในส่วนตัวแปรเอาต์พุตจะมีค่าสัมพันธ์กับเฟส (A, B, C) และกราวด์ (G) หรือชนิดฟอลต์ที่เกิดขึ้นในสายส่ง โดยมีรูปแบบการฝึกสอนเพื่อระบุประเภทของฟอลต์ดังต่อไปนี้

ก่อนฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น (PNN), โครงสร้างก่อนฝึกสอนประกอบไปด้วยจำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นดังนี้ ในชั้นอินพุตมี 4 นิวรอนดังแสดงในภาพที่ 3.12, ในชั้นซ่อนมี 540 นิวรอน (จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนจะมีค่าเท่ากับจำนวนชุดฝึกสอนเสมอ) และในชั้นเอาต์พุตมี 1 นิวรอน ซึ่งค่าเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าเปลี่ยนแปลงอยู่ระหว่าง 1 ถึง 10 ซึ่งจะมีค่าสัมพันธ์กับประเภทฟอลต์ที่เกิดขึ้นในสายส่ง ดังแสดงในตารางที่ 3.2 ฟังก์ชันกระตุ้นที่อยู่ในชั้นซ่อนจะใช้ชนิดฐานรัศมี (radial basis) ส่วนชั้นเอาต์พุตจะใช้ฟังก์ชันกระตุ้นชนิดคอมแพทิทีฟ (competitive)



ภาพที่ 3.12 แบบจำลองอินพุตของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

ตารางที่ 3.2 แสดงค่าเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น

Output of PNN	Classification of fault type	Types of fault
1	Phase A to ground fault	AG
2	Phase B to ground fault	BG
3	Phase C to ground fault	CG
4	Phase A,B to ground fault	ABG
5	Phase B,C to ground fault	CAG
6	Phase C,A to ground fault	BCG
7	Three phase fault	ABC
8	Phase A to phase B fault	AB
9	Phase C to phase A fault	CA
10	Phase B to phase C fault	BC

ระหว่างการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น, เริ่มต้นด้วยการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนัก (Random initial weight) และเพิ่มค่ากระจายค่าคงที่ (Increase spread) ซึ่งสัมพันธ์กับค่าไบอัส ( $b = \frac{0.8326}{Spread}$ ) ในชั้นซ่อน ให้กับโครงสร้างเริ่มต้นของโครงข่ายประสาทเทียมดังที่ได้กล่าวมาแล้วในข้างต้น หนึ่งรอบการฝึกสอนมีการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักและปรับเปลี่ยนค่ากระจายค่าคงที่โดยเริ่มต้นที่ 0.0001 เพื่อคำนวณหาค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) ของชุด ข้อมูลทดสอบที่ดีที่สุด จากนั้นทำการเพิ่มค่ากระจายค่าคงที่ในชั้นซ่อนเพิ่มขึ้นครั้งละ 0.0001 จนถึง 0.1 (เพื่อหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพสูงสุด) หรือจนกว่าค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) เท่ากับ 0 แล้วหยุดการฝึกสอน ขั้นตอนการฝึกสอนแสดงในภาพที่ 3.13

หลังจากฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเสร็จสิ้น ผลสรุปของการฝึกสอนได้แสดงในตารางที่ 3.3 โดยใช้เวลาในการฝึกสอนที่ดีที่สุดประมาณ 62 วินาที และค่ากระจายค่าคงที่เป็น 0.001 จากนั้นจึงนำค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุตซึ่งเป็นเมกติกซ์ขนาด (540,4) และ (9,540) ตามลำดับ และค่าไบอัสที่ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพสูงสุด มาทดสอบกับข้อมูลทดสอบคนละชุด (ผลสรุปการทดสอบได้แสดงในบทถัดไป)

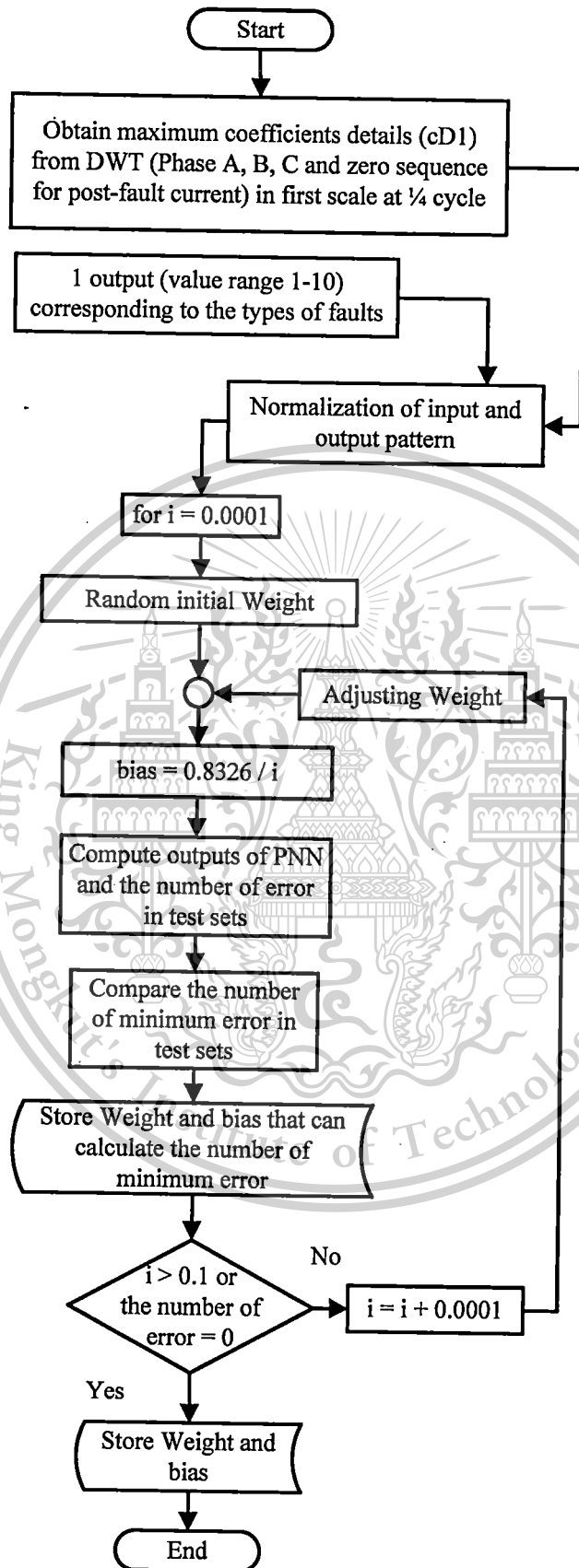
ตารางที่ 3.3 แสดงผลสรุปที่ได้จากการฝึกสอน และเวลาที่ใช้ในการฝึกสอน

ข้อมูล	PNN
ค่ากระจายค่าคงที่ (Spread)	0.001
จำนวนรอบที่ฝึกสอน (Iterations)	300
เวลาที่ใช้ในการฝึกสอน (นาที)	1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.



ภาพที่ 3.13

แสดงแผนภาพการระบุประเภทฟอลต์สำหรับสายส่งไฟฟ้าใต้ดินด้วยวิธีที่นำเสนอ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้สำหรับใช้ในวงจำกัดเท่านั้น ไม่สามารถนำออกเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

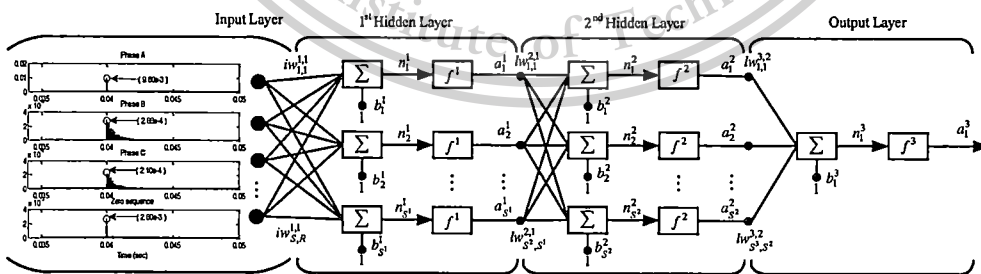
This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

### 3.3.2 ระบบหม้อแปลงไฟฟ้า

เนื่องจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในงานวิจัยจะใช้ Neural Network Toolbox [11] ของโปรแกรม MATLAB ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเช่นเดียวกับระบบสายส่งไฟฟ้าใต้ดิน ในงานวิจัยนี้ได้ทำการเลือกตัวแปรอินพุทในส่วนของการระบุประเภทฟอลต์ โดยใช้ค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์จากการแปลงเวฟเล็ตในสเกลแรกที่ได้รับจากฟอลต์ได้ของกระแสผลต่างของเฟส A, B, C และองค์ประกอบลำดับศูนย์ในช่วง  $\frac{1}{4}$  ไซเคิลหลังเกิดฟอลต์ตามลำดับ ดังภาพที่ 3.14 ในส่วนตัวแปรเอาต์พุทจะมีค่าสัมพันธ์กับโซนป้องกันของหม้อแปลงไฟฟ้า กล่าวคือ ค่าจะอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ถ้าค่าต่ำกว่า 0.5 แสดงว่า เกิดฟอลต์ภายนอกโซนป้องกัน ในทางกลับกันถ้าค่ามากกว่าหรือเท่ากับ 0.5 แสดงว่า เกิดฟอลต์ภายในโซนป้องกัน โดยมีรูปแบบการฝึกสอนเพื่อระบุประเภทของฟอลต์ดังต่อไปนี้ ก่อนฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ, โครงสร้างก่อนฝึกสอนจะประกอบไปด้วยจำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นดังนี้ ในชั้นอินพุทมี 4 นิวรอนดังแสดงในภาพที่ 3.14, ในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 มี 2 และ 1 นิวรอน ตามลำดับ และในชั้นเอาต์พุทมี 1 นิวรอน

ระหว่างการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ, จะเริ่มต้นด้วยการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส (Random initial weight and biases) ให้กับโครงสร้างเริ่มต้นของโครงข่ายประสาทเทียมดังที่ได้กล่าวมาแล้วในข้างต้น หนึ่งรอบการฝึกสอนจะแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอน : ป้อนค่าอินพุทที่ได้รับจากชั้นอินพุทมาคำนวณหาค่าตอบหรือเอาต์พุทของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับแต่ละรูปแบบข้อมูลที่ป้อนให้ จากนั้น แพร่ค่าย้อนกลับของค่าผิดพลาดระหว่างเอาต์พุทของโครงข่ายประสาทเทียมกับเอาต์พุทเป้าหมายและทำการปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสด้วย Levenberg - Maquardt algorithm (trainlm) ซึ่งค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสจะเปลี่ยนไปมากหรือน้อยขึ้นอยู่กับปริมาณของค่าความผิดพลาดที่ได้รับ กระบวนการจะกลับไปทำซ้ำในขั้นตอนแรกเป็นจำนวน 20,000 ครั้ง (iteration) เพื่อคำนวณหาค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) ของชุดข้อมูลทดสอบที่ดีที่สุด จากนั้นทำการเพิ่มจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 เพิ่มขึ้นทีละ 1 จนครบ 10 (เพื่อหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุด) แล้วหยุดการฝึกสอนขั้นตอนการฝึกสอนแสดงในภาพที่ 3.15



ภาพที่ 3.14 แบบจำลองอินพุทของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ

หลังจากฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเสร็จสิ้น โดยจะใช้เวลาในการฝึกสอนที่ดีที่สุดประมาณ 31 นาที และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1- 2 และชั้นเอาต์พุทเป็น 4, 3 และ 1 ตามลำดับ ผลสรุป

ของการฝึกสอนได้แสดงในตารางที่ 3.4 จากนั้นจึงนำค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสที่ทำให้โครงข่าย

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

ประสาทเทียมมีประสิทธิภาพสูงสุด (ชุดที่มีค่า MAPE ของชุดทดสอบที่ดีที่สุด) มาทดสอบกับข้อมูลทดสอบชุดเดียวกันโดยให้เพียงเฉพาะค่าอินพุท, ไม่มีค่าเอาต์พุทเป้าหมายและพิจารณาคำตอบที่ได้ว่าใกล้เคียงกับค่าเอาต์พุทเป้าหมายที่ถูกต้องหรือไม่ (ผลสรุปการทดสอบได้แสดงในบทถัดไป) ในกระบวนการทดสอบหลังการฝึกสอนนี้จะเป็นการคำนวณของส่วนป้อนไปข้างหน้าเพียงอย่างเดียว จะไม่มีการป้อนค่ากลับหรือปรับค่าถ่วงน้ำหนักใดๆ ทั้งสิ้น จึงทำให้ได้คำตอบโดยใช้เวลาในการวิเคราะห์ที่ค่อนข้างต่ำ

ตารางที่ 3.4 แสดงผลสรุปภาพรวมที่ได้จากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

ข้อมูล	BPNN
จำนวนนิวรอนในชั้นอินพุท	4
จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1	4
จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2	3
จำนวนนิวรอนในชั้นเอาต์พุท	1
MAPE ของชุดทดสอบที่ดีที่สุด	2.43%
เวลาทั้งหมดที่ใช้ในการฝึกสอน (นาที)	30.20

ตารางที่ 3.5 แสดงผลสรุปในแต่ละรอบฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2	MAPE ของชุดฝึกสอนที่ดีที่สุด	MAPE ของชุดทดสอบที่ดีที่สุด	เวลาฝึกสอน (นาที)
2-1	3.3782	5.2206	0.30
3-2	2.4249	3.8035	0.48
4-3	0.6051	1.5418	1.31
5-4	2.0409	3.0337	1.46
6-5	3.0019	4.6911	2.15
7-6	2.5426	4.4708	2.33
8-7	1.0306	2.4876	3.19
9-8	2.6442	4.3685	3.58
10-9	2.0077	4.3647	5.09
11-10	2.8298	4.9167	6.18

หลังจากระบุโซนป้องกันของหม้อแปลงไฟฟ้าแล้ว ถ้าเกิดฟอลต์ภายนอกโซนป้องกันเช่น เกิดฟอลต์ที่สายส่งไฟฟ้า อุปกรณ์ป้องกันของสายส่งไฟฟ้าจะทำงานทันที แต่เมื่อเกิดฟอลต์ภายในโซนป้องกันจำเป็นต้องระบุชนิดหรือขดลวดที่เกิดฟอลต์ด้วย เพื่อง่ายต่อการบำรุงรักษาหม้อแปลงไฟฟ้าต่อไป

ในโครงการวิจัยนี้ ได้มีการระบุชนิดของฟอลต์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ โดยใช้ค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์จากการแปลงเวฟเล็ตในสเกลแรกที่ตรวจจับฟอลต์ได้ของกระแสผลต่าง

ของเฟส A, B, C และองค์ประกอบลำดับศูนย์ในช่วง  $\frac{1}{4}$  ไซเคิลหลังเกิดฟอลต์ตามลำดับ ดังภาพที่

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.14 ในส่วนตัวแปรเอาต์พุตจะมีค่าสัมพันธ์กับเฟส (A, B, C) และกราวด์ (G) หรือชนิดพอลต์ที่เกิดขึ้นในหม้อแปลงไฟฟ้า ดังตารางที่ 3.6 จากตารางที่ 3.6 จะเห็นได้ว่า ค่าจะอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ถ้าค่าต่ำกว่า 0.5 แสดงว่า เฟสนั้นไม่เกิดพอลต์ ในทางกลับกันถ้าค่ามากกว่าหรือเท่ากับ 0.5 แสดงว่า เฟสนั้นเกิดพอลต์ โดยมีรูปแบบการฝึกสอนเพื่อระบุประเภทของพอลต์ดังต่อไปนี้

ตารางที่ 3.6 แสดงค่าเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ

ชนิดพอลต์	A1	B1	C1	G1	A2	B2	C2	G2
ขดลวดเฟส A ลัดวงจรลงดิน (ด้านขดลวดไฟฟ้าแรงดันสูง)	1	0	0	1	0	0	0	0
ขดลวดเฟส A ลัดวงจรลงดิน (ด้านขดลวดไฟฟ้าแรงดันต่ำ)	0	0	0	0	1	0	0	1
ขดลวดเฟส B ลัดวงจรลงดิน (ด้านขดลวดไฟฟ้าแรงดันสูง)	0	1	0	1	0	0	0	0
ขดลวดเฟส B ลัดวงจรลงดิน (ด้านขดลวดไฟฟ้าแรงดันต่ำ)	0	0	0	0	0	1	0	1
ขดลวดเฟส C ลัดวงจรลงดิน (ด้านขดลวดไฟฟ้าแรงดันสูง)	0	0	1	1	0	0	0	0
ขดลวดเฟส C ลัดวงจรลงดิน (ด้านขดลวดไฟฟ้าแรงดันต่ำ)	0	0	0	0	0	0	1	1

ก่อนฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ, โครงสร้างก่อนฝึกสอนจะประกอบไปด้วยจำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นดังนี้ ในชั้นอินพุตมี 4 นิวรอนดังแสดงในภาพที่ 3.14, ในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 มี 2 และ 1 นิวรอน ตามลำดับ และในชั้นเอาต์พุตมี 8 นิวรอน

ระหว่างการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ, จะเริ่มต้นด้วยการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส (Random initial weight and biases) ให้กับโครงสร้างเริ่มต้นของโครงข่ายประสาทเทียมดังที่ได้กล่าวมาแล้วในข้างต้น หนึ่งรอบการฝึกสอนจะแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอน : ป้อนค่าอินพุตที่ได้รับจากชั้นอินพุตมาคำนวณหาค่าตอบหรือเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับแต่ละรูปแบบข้อมูลที่ป้อนให้ จากนั้น แพร่ค่าย้อนกลับของค่าผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมกับเอาต์พุตเป้าหมายและทำการปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสด้วย Levenberg - Maquardt algorithm (trainlm) ซึ่งค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสจะเปลี่ยนไปมากหรือน้อยขึ้นอยู่กับปริมาณของค่าความผิดพลาดที่ได้รับ กระบวนการจะกลับไปทำซ้ำในขั้นตอนแรกเป็นจำนวน 20,000 ครั้ง (iteration) เพื่อคำนวณหาค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) ของชุดข้อมูลทดสอบที่ดีที่สุด จากนั้นทำการเพิ่มจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 เพิ่มขึ้นทีละ 1 จนครบ 10 (เพื่อหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุด) แล้วหยุดการฝึกสอน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

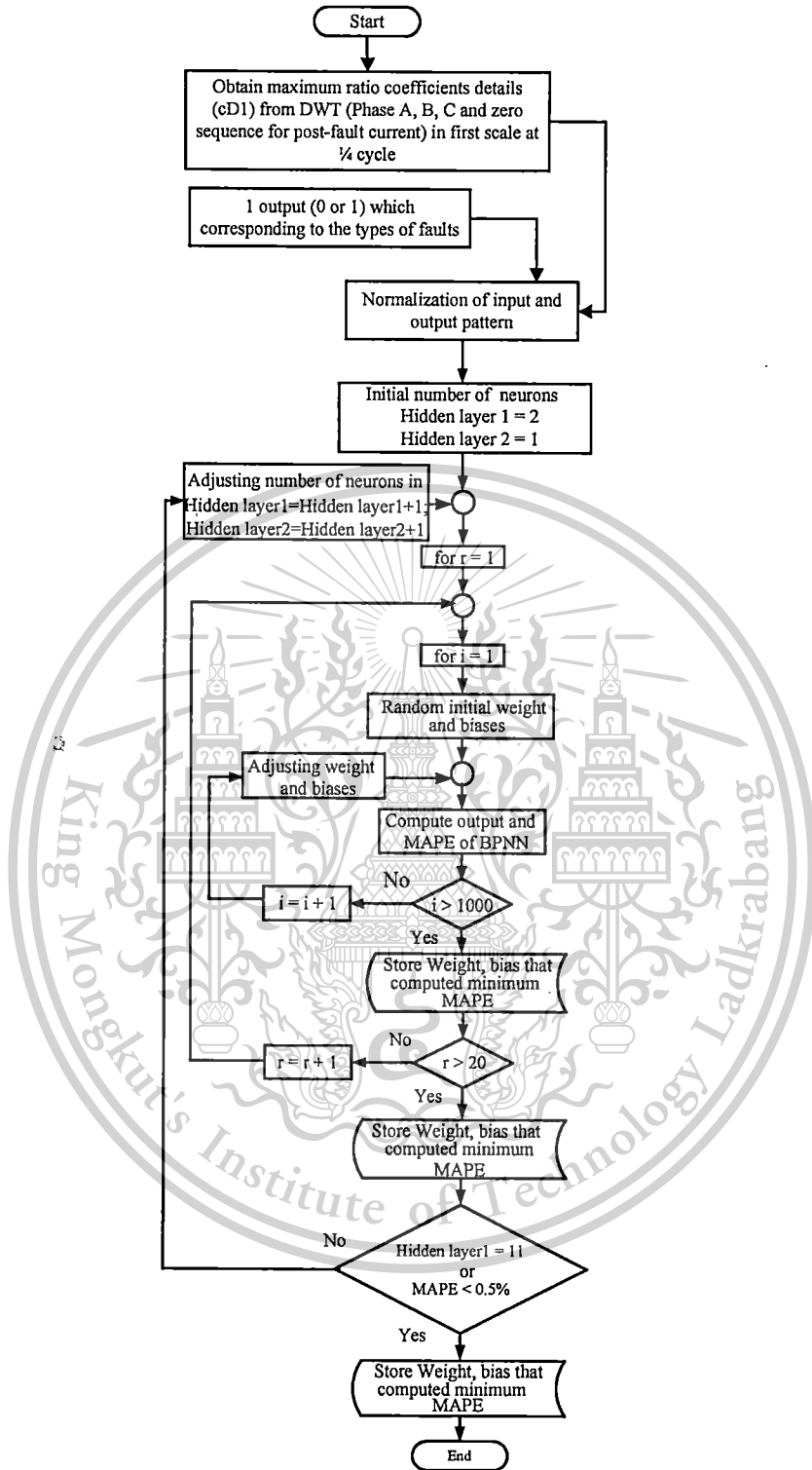
Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

หลังจากฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเสร็จสิ้น โดยจะใช้เวลาในการฝึกสอนที่ดีที่สุดประมาณ 22 นาที และจำนวนนิเวรอนในชั้นซ่อนที่ 1- 2 และชั้นเอาต์พุตเป็น 8, 7 และ 1 ตามลำดับ ผลสรุปของการฝึกสอนได้แสดงในตารางที่ 3.7

ตารางที่ 3.7 แสดงผลสรุปที่ได้จากการฝึกสอนสำหรับระบบชนิดพอลต์ในหม้อแปลงไฟฟ้า

จำนวนนิเวรอนในชั้น ซ่อนที่ 1 และ 2	MAPE ของชุด ฝึกสอนที่ดีที่สุด	MAPE ของชุด ทดสอบที่ดีที่สุด	เวลาฝึกสอน (นาที)
2-1	16.667	16.667	0.33
3-2	16.667	16.737	0.84
4-3	15.909	16.591	1.18
5-4	15.357	15.246	1.56
6-5	6.616	10.963	2.07
7-6	6.163	9.127	2.80
8-7	1.105E-02	3.039	3.63
9-8	1.011E-03	7.183	4.97
10-9	1.23E-05	5.993	6.19

จากขั้นตอนการวิเคราะห์สัญญาณพอลต์ด้วยการพิจารณาผลจากการแปลงเวฟเล็ตแบบเติมหน่วยร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้อธิบายมาแล้วข้างต้น และเพื่อทดสอบถึงสมมติฐานของวิธีการดังกล่าวจึงทำการทดสอบสัญญาณพอลต์ที่มีลักษณะที่แตกต่างกัน ผลการทดสอบได้แสดงไว้ในบทถัดไป



ภาพที่ 3.15 แสดงแผนภาพการระบุประเภทฟอลต์สำหรับหม้อแปลงไฟฟ้าด้วยวิธีที่นำเสนอ

## บทที่ 4

### ผลการทดลอง

สำหรับบทนี้เป็นการนำเสนอผลการทดลองซึ่งได้จากการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์จากการจำลองด้วยโปรแกรม ATP/EMTP ตามภาพแบบและวิธีการที่นำเสนอในบทที่ 3 ซึ่งข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบสำหรับการตรวจจับฟอลต์ มีภาพแบบในการนำเสนอ ดังนี้

#### 4.1 รูปแบบการนำเสนอ

##### 4.1.1 รูปแบบการนำเสนอของแต่ละกราฟผลการทดลอง

การแสดงผลการทดลองจะแสดงค่าเฉลี่ยของผลการทดลองเรียงตามตำแหน่งที่เกิดฟอลต์ โดยปรับตำแหน่งการเกิดฟอลต์ โดยระยะทางที่เกิดฟอลต์จะคิดจากสถานีไฟฟ้าด้านส่ง (Sending end) เป็นจุดอ้างอิงซึ่งรายละเอียดจะประกอบไปด้วย

1. การตรวจจับฟอลต์ ซึ่งผลที่ได้มาจากการคำนวณผลการวิเคราะห์ด้วยการแปลงเวฟเฟิร์มแบบเต็มหน่วย

2. การระบุประเภทของฟอลต์ในสายส่งไฟฟ้าใต้ดิน ซึ่งผลที่ได้มาจากการคำนวณผลการวิเคราะห์ด้วยการแปลงเวฟเฟิร์มร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น เรียงลำดับตามประเภทของฟอลต์ คือ หนึ่งเฟสลัดวงจรลงดิน (SLG) สองเฟสลัดวงจรลงดิน (DLG) ลัดวงจรระหว่างเฟส (LL) และลัดวงจรสามเฟส (3P) ตามลำดับ

3. การระบุประเภทของฟอลต์ในหม้อแปลงไฟฟ้า ซึ่งผลที่ได้มาจากการคำนวณผลการวิเคราะห์ด้วยการแปลงเวฟเฟิร์มร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ เรียงลำดับตามประเภทของฟอลต์ คือ ลัดวงจรภายในโซนป้องกันทางด้านขดลวดแรงดันสูง (Internal Fault HV) ลัดวงจรภายในโซนป้องกันทางด้านขดลวดแรงดันต่ำ (Internal Fault LV) ลัดวงจรภายนอกโซนป้องกันทางด้านขดลวดแรงดันสูง (EXternal Fault HV) และลัดวงจรภายนอกโซนป้องกันทางด้านขดลวดแรงดันต่ำ (External Fault LV) ตามลำดับ

4. การระบุชนิดของฟอลต์ภายในขดลวดหม้อแปลงไฟฟ้า ซึ่งผลที่ได้มาจากการคำนวณผลการวิเคราะห์ด้วยการแปลงเวฟเฟิร์มร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ เรียงลำดับตามประเภทของฟอลต์ คือ ลัดวงจรลงดินภายในขดลวดที่ 1 (Winding to ground fault at Coil 1) ลัดวงจรลงดินภายในขดลวดที่ 2 (Winding to ground fault at Coil 2) ลัดวงจรลงดินภายในขดลวดที่ 3 (Winding to ground fault at Coil 3) ลัดวงจรลงดินภายในขดลวดที่ 4 (Winding to ground fault at Coil 4) ลัดวงจรลงดินภายในขดลวดที่ 5 (Winding to ground fault at Coil 5) และลัดวงจรลงดินภายในขดลวดที่ 6 (Winding to ground fault at Coil 6) ตามลำดับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

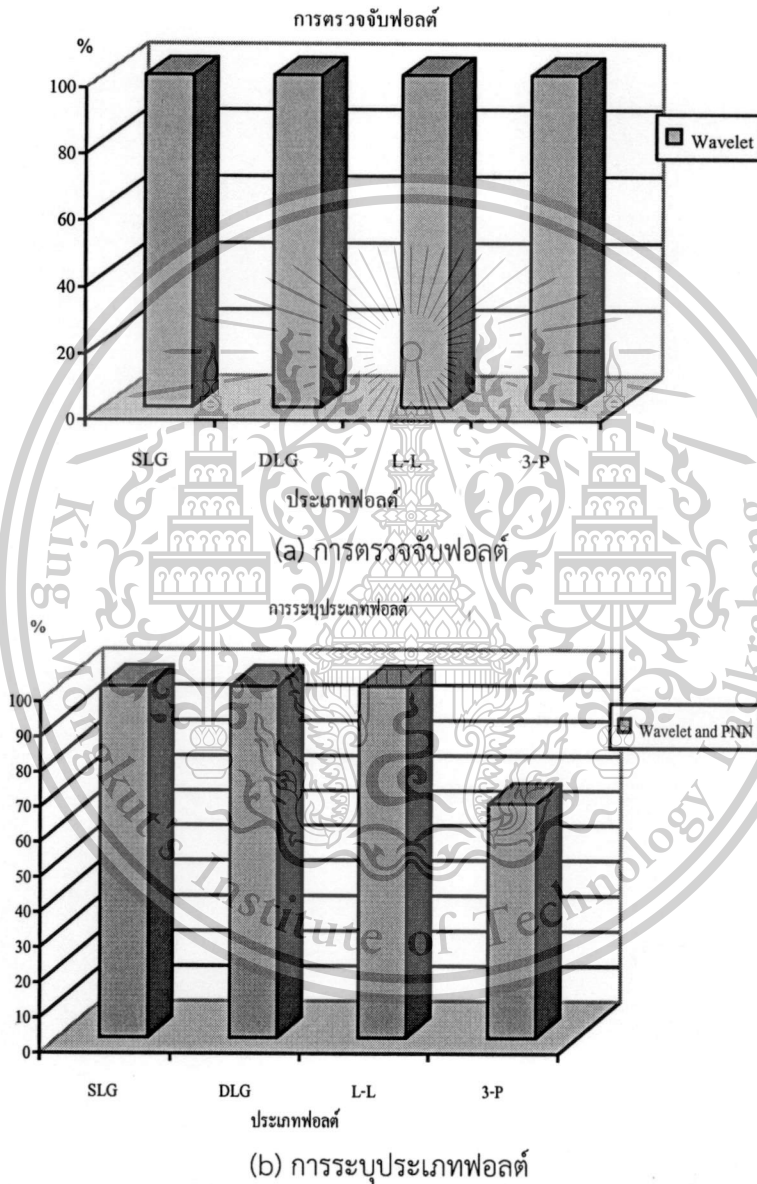
This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

## 4.2 ผลการทดลองกรณีฟอลต์บนสายส่งไฟฟ้าใต้ดิน

จากการจำลองระบบส่งจ่ายในกรณีศึกษาได้นำแบบของสายส่งมาจากการไฟฟ้านครหลวงจากการจำลองหาค่าฟอลต์ที่เกิดในระบบส่งจ่ายในแต่ละช่วงสายส่งพบว่าในแต่ละช่วงการจำลองมีความผิดพลาดที่เกิดแตกต่างกันดังแสดงต่อไปนี้

### 4.2.1 กรณีเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 1 กิโลเมตร ของความยาวสายส่ง (5.8 กิโลเมตร)



ภาพที่ 4.1 แสดงเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ย เมื่อเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 1 กิโลเมตร

จากผลลัพธ์ในภาพที่ 4.1 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้  
การตรวจจับฟอลต์

สามารถตรวจจับฟอลต์จากสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยขององค์ประกอบ

เอกซารันนี้เป็กระแสลำดับขงในสเกลแรก และจากภาพที่ 4.1 (a) มีค่าเฉลี่ยความถูกต้อง 100%

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

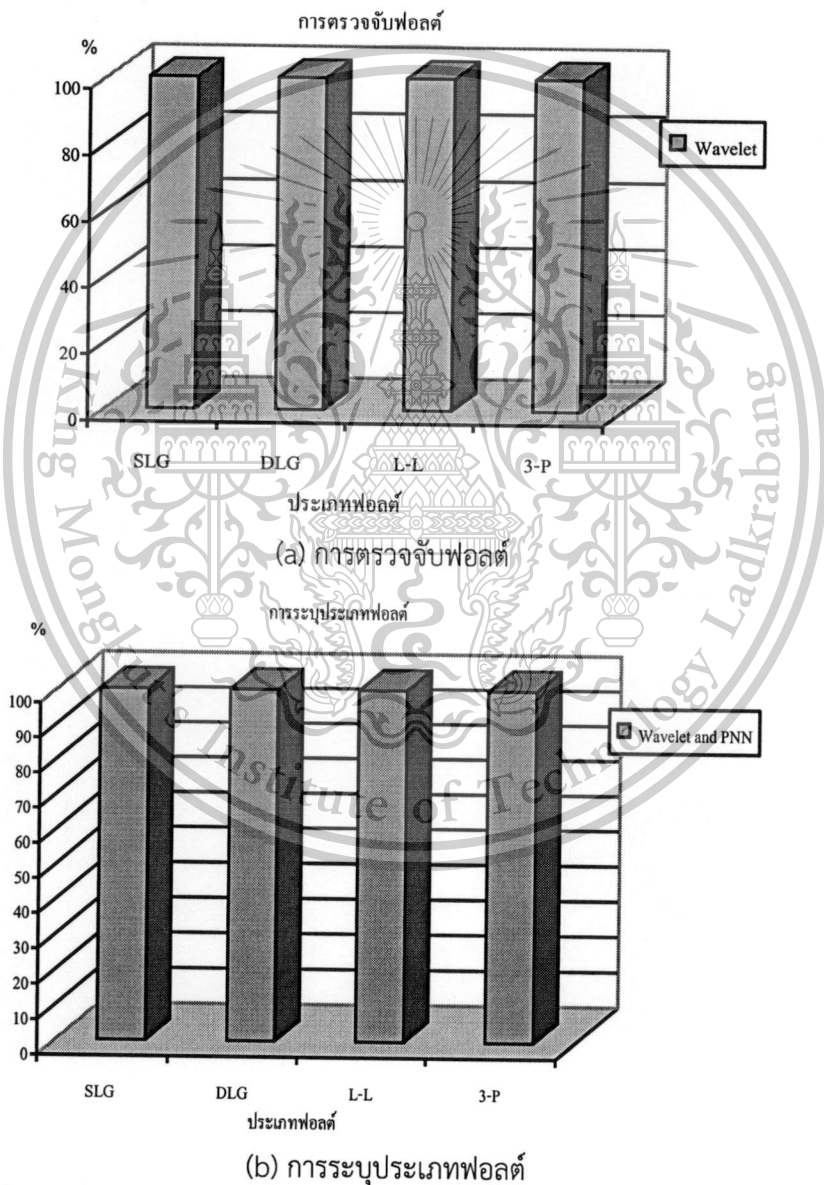
This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

### การระบุประเภทของฟอลต์

การใช้สัมประสิทธิ์จากการแปลงเวฟเล็ตมาเป็นข้อมูลอินพุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นเพื่อระบุประเภทฟอลต์ สามารถระบุประเภทของฟอลต์ โดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 ซึ่งจากภาพที่ 4.1 (b) จะเห็นได้ว่า สามารถระบุประเภทของฟอลต์มีความถูกต้องที่ 100% ที่ฟอลต์ชนิด 1 เฟสลงดิน (AG , BG , CG), ฟอลต์ระหว่างเฟส-เฟส (AB , AC, BC) และฟอลต์ชนิด 2 เฟสลงดิน (ABG, CAG, BCG) ในขณะที่ฟอลต์ 3 เฟส (ABC) มีความถูกต้องอยู่ที่ 66.67%

#### 4.2.2 กรณีเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 2 กิโลเมตร ของความยาวสายส่ง (5.8 กิโลเมตร)



ภาพที่ 4.2 แสดงเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ย เมื่อเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 2 กิโลเมตร จากผลลัพธ์ในภาพที่ 4.2 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

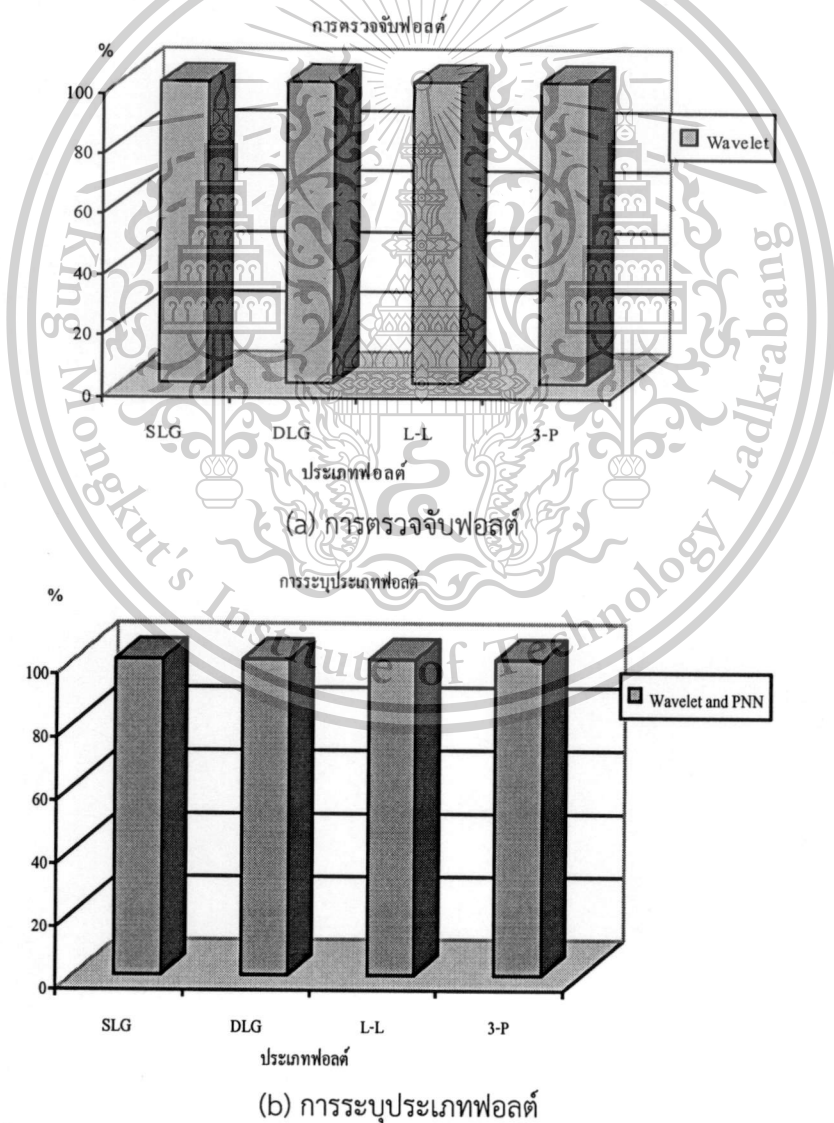
**การตรวจจับฟอลต์**

สามารถตรวจจับฟอลต์จากสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยขององค์ประกอบกระแสลำดับบวกในสเกลแรก และจากภาพที่ 4.2 (a) จะมีค่าเฉลี่ยความถูกต้อง 100%

**การระบุประเภทของฟอลต์**

การใช้สัมประสิทธิ์จากการแปลงเวฟเล็ตมาเป็นข้อมูลอินพุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นเพื่อระบุประเภทฟอลต์ สามารถระบุประเภทของฟอลต์ โดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 ซึ่งจากภาพที่ 4.2 (b) จะเห็นได้ว่า เมื่อเกิดฟอลต์ชนิด 1 เฟสลงดิน (AG , BG , CG), ฟอลต์ระหว่างเฟส-เฟส (AB , AC, BC) ฟอลต์ชนิด 2 เฟสลงดิน (ABG, CAG, BCG) และฟอลต์ 3 เฟส (ABC) สามารถระบุประเภทของฟอลต์มีความถูกต้องที่ 100%

**4.2.3 กรณีเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 2.9 กิโลเมตร ของความยาวสายส่ง (5.8 กิโลเมตร)**



**ภาพที่ 4.3 แสดงเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ย เมื่อเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 2.9 กิโลเมตร**

เอกสารนี้เป็นเอกสารทงสงวนไว้สำหรับกรใชงนเพื่อกรรคกษะเทอานัน้ เมื่อนูญเตเตนเาเอะไซ้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากผลลัพธ์ในภาพที่ 4.3 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

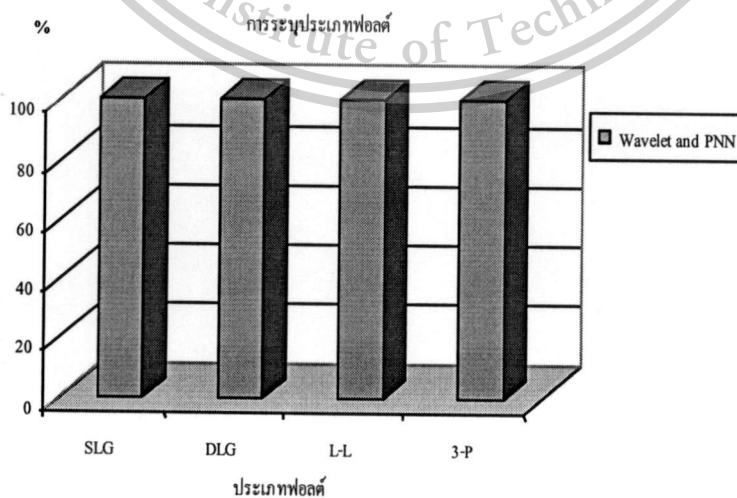
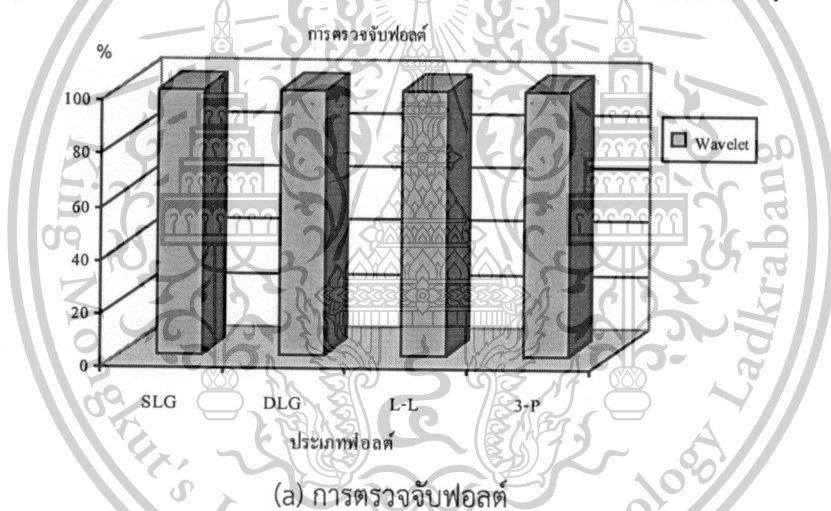
#### การตรวจจับฟอลต์

สามารถตรวจจับฟอลต์จากสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยขององค์ประกอบกระแสลำดับบวกในสเกลแรก และจากภาพที่ 4.3 (a) จะมีค่าเฉลี่ยความถูกต้อง 100%

#### การระบุประเภทของฟอลต์

การใช้สัมประสิทธิ์จากการแปลงเวฟเล็ตมาเป็นข้อมูลอินพุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความนำจะเป็นเพื่อระบุประเภทฟอลต์ สามารถระบุประเภทของฟอลต์ โดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 ซึ่งจากภาพที่ 4.3 (b) จะเห็นได้ว่า เมื่อเกิดฟอลต์ชนิด 1 เฟสลงดิน (AG , BG , CG), ฟอลต์ระหว่างเฟส-เฟส (AB , AC, BC) ฟอลต์ชนิด 2 เฟสลงดิน (ABG, CAG, BCG) และฟอลต์ 3 เฟส (ABC) สามารถระบุประเภทของฟอลต์มีความถูกต้องที่ 100%

#### 4.2.4 กรณีเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 3.5 กิโลเมตร ของความยาวสายส่ง (5.8 กิโลเมตร)



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ภาพที่ 4.4 แสดงเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ย เมื่อเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 3.5 กิโลเมตร  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามเผยแพร่ต่อแหล่งอื่น และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

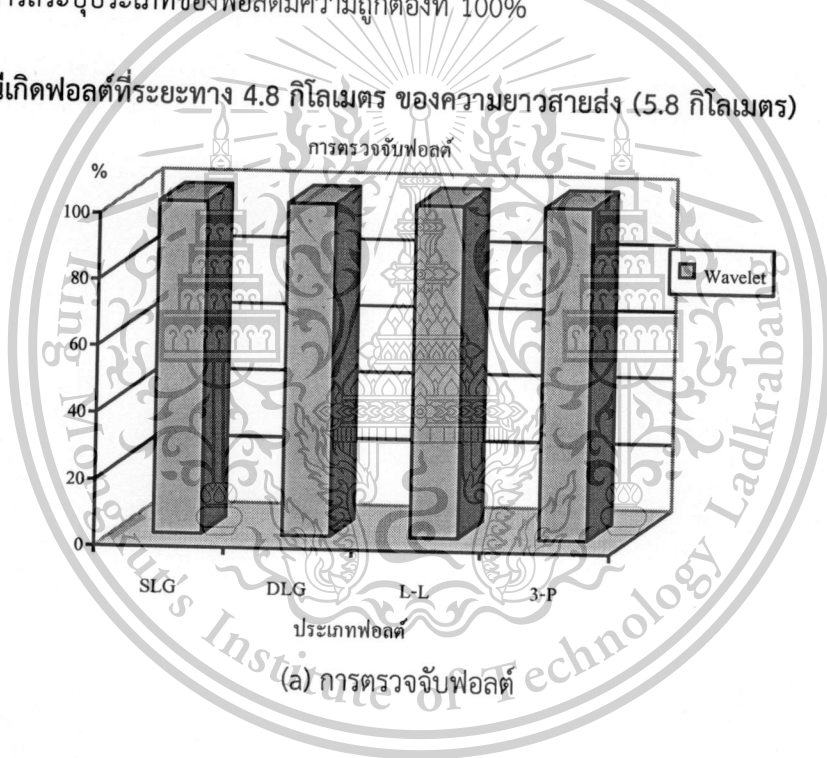
### จากผลลัพธ์ในภาพที่ 4.4 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้ การตรวจจับฟอลต์

สามารถตรวจจับฟอลต์จากสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยขององค์ประกอบกระแสลำดับบวกในสเกลแรก และจากภาพที่ 4.4 (a) จะมีค่าเฉลี่ยความถูกต้อง 100%

### การระบุประเภทของฟอลต์

การใช้สัมประสิทธิ์จากการแปลงเวฟเล็ตมาเป็นข้อมูลอินพุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นเพื่อระบุประเภทฟอลต์ สามารถระบุประเภทของฟอลต์ โดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 ซึ่งจากภาพที่ 4.4 (b) จะเห็นได้ว่า เมื่อเกิดฟอลต์ชนิด 1 เฟสลงดิน (AG , BG , CG), ฟอลต์ระหว่างเฟส-เฟส (AB , AC, BC) ฟอลต์ชนิด 2 เฟสลงดิน (ABG, CAG, BCG) และฟอลต์ 3 เฟส (ABC) สามารถระบุประเภทของฟอลต์มีความถูกต้องที่ 100%

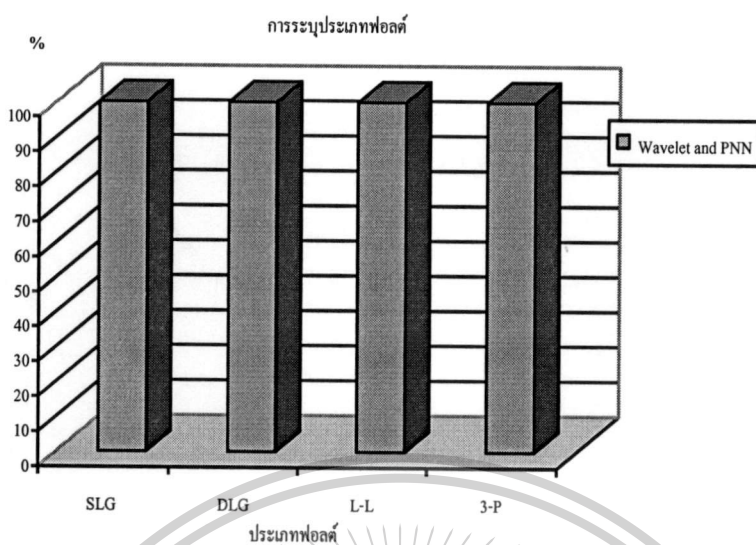
### 4.2.5 กรณีเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 4.8 กิโลเมตร ของความยาวสายส่ง (5.8 กิโลเมตร)



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.



(b) การระบุประเภทฟอลต์

ภาพที่ 4.5 แสดงเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ย เมื่อเกิดฟอลต์ที่ระยะทาง 4.8 กิโลเมตร

จากผลลัพธ์ในภาพที่ 4.5 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้  
การตรวจจับฟอลต์

สามารถตรวจจับฟอลต์จากสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยขององค์ประกอบกระแสลำดับบวกในสเกลแรก และจากภาพที่ 4.5 (a) จะมีค่าเฉลี่ยความถูกต้อง 100%

การระบุประเภทของฟอลต์

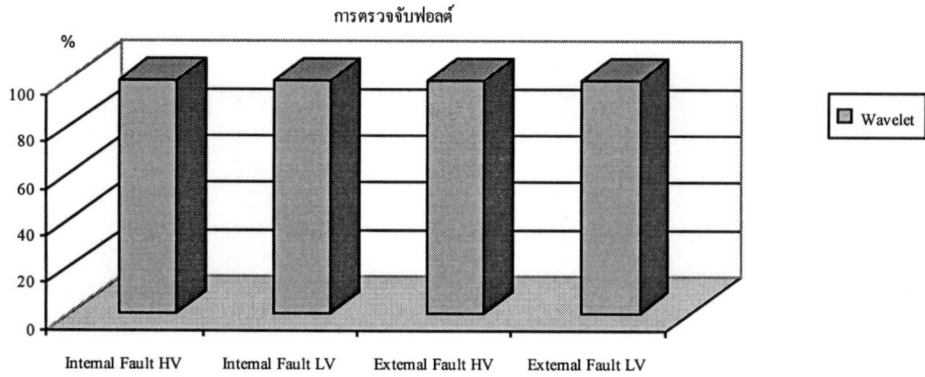
การใช้สัมประสิทธิ์จากการแปลงเวฟเล็ตมาเป็นข้อมูลอินพุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็นเพื่อระบุประเภทฟอลต์ สามารถระบุประเภทของฟอลต์ โดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 ซึ่งจากภาพที่ 4.5 (b) จะเห็นได้ว่า เมื่อเกิดฟอลต์ชนิด 1 เฟสลงดิน (AG , BG , CG), ฟอลต์ระหว่างเฟส-เฟส (AB , AC, BC) ฟอลต์ชนิด 2 เฟสลงดิน (ABG, CAG, BCG) และฟอลต์ 3 เฟส (ABC) สามารถระบุประเภทของฟอลต์มีความถูกต้องที่ 100%

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

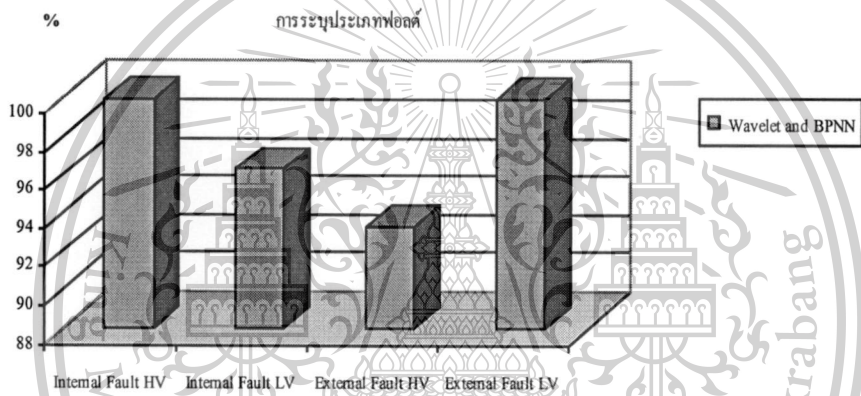
This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

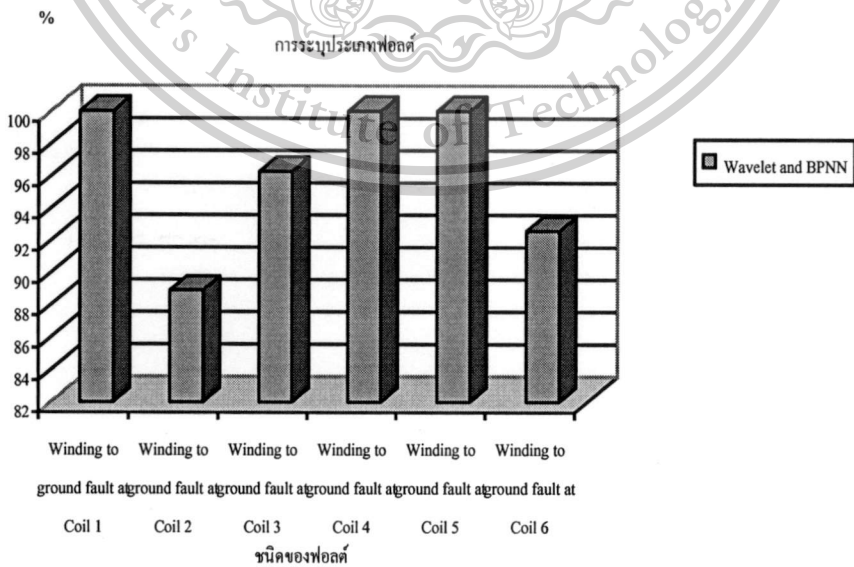
4.3 ผลการทดลองกรณีฟอลต์บนหม้อแปลงไฟฟ้า



(a) การตรวจจับฟอลต์



(b) การระบุประเภทฟอลต์



(c) การระบุชนิดของฟอลต์ภายในหม้อแปลงไฟฟ้า

ภาพที่ 4.6 แสดงเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ย เมื่อเกิดฟอลต์ในระบบหม้อแปลงไฟฟ้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเมื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

จากผลลัพธ์ในภาพที่ 4.6 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

#### การตรวจจับฟอลต์

สามารถตรวจจับฟอลต์จากสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ทแบบเต็มหน่วยขององค์ประกอบกระแสผลต่างลำดับบวกในสเกลแรก และจากภาพที่ 4.6 (a) จะมีค่าเฉลี่ยความถูกต้อง 100%

#### การระบุประเภทของฟอลต์

การใช้สัมประสิทธิ์จากการแปลงเวฟเล็ทมาเป็นข้อมูลอินพุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับเพื่อระบุประเภทฟอลต์หรือโซนป้องกันของหม้อแปลงไฟฟ้า สามารถระบุประเภทของฟอลต์ โดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 ซึ่งจากภาพที่ 4.6 (b) จะเห็นได้ว่า เมื่อเกิดฟอลต์ภายในโซนป้องกันทางด้านขดลวดแรงดันสูง และเมื่อเกิดฟอลต์ภายนอกโซนป้องกันทางด้านขดลวดแรงดันต่ำ สามารถระบุประเภทของฟอลต์มีความถูกต้องที่ 100% ในขณะที่ว่า เมื่อเกิดฟอลต์ภายในโซนป้องกันทางด้านขดลวดแรงดันต่ำ และเมื่อเกิดฟอลต์ภายนอกโซนป้องกันทางด้านขดลวดแรงดันสูง สามารถระบุประเภทของฟอลต์มีความถูกต้องที่ 96.30% และ 93.33% ตามลำดับ

#### การระบุชนิดของฟอลต์

การใช้สัมประสิทธิ์จากการแปลงเวฟเล็ทมาเป็นข้อมูลอินพุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับเพื่อระบุชนิดฟอลต์ที่เกิดขึ้นภายในขดลวดหม้อแปลงไฟฟ้าหรือเฟสที่ฟอลต์เกิดขึ้นภายในขดลวดหม้อแปลงไฟฟ้า สามารถระบุประเภทของฟอลต์ โดยใช้เพียงข้อมูลในสเกลที่ 1 ซึ่งจากภาพที่ 4.6 (c) จะเห็นได้ว่า เมื่อเกิดฟอลต์ลัดวงจรลงดินที่ขดลวดที่ 1 หรือลัดวงจรลงดินระหว่างเฟส A และเฟส C ที่ขดลวดแรงดันสูง สามารถระบุประเภทของฟอลต์มีความถูกต้องที่ 100% เมื่อเกิดฟอลต์ลัดวงจรลงดินที่ขดลวดที่ 2 หรือลัดวงจรลงดินระหว่างเฟส B และเฟส A ที่ขดลวดแรงดันสูง สามารถระบุประเภทของฟอลต์มีความถูกต้องที่ 88.89% เมื่อเกิดฟอลต์ลัดวงจรลงดินที่ขดลวดที่ 3 หรือลัดวงจรลงดินระหว่างเฟส C และเฟส B ที่ขดลวดแรงดันสูง สามารถระบุประเภทของฟอลต์มีความถูกต้องที่ 96.29%

ในขณะที่ว่า เมื่อเกิดฟอลต์ลัดวงจรลงดินที่ขดลวดที่ 4 หรือลัดวงจรลงดินเฟส A ที่ขดลวดแรงดันต่ำ สามารถระบุประเภทของฟอลต์มีความถูกต้องที่ 100% เมื่อเกิดฟอลต์ลัดวงจรลงดินที่ขดลวดที่ 5 หรือลัดวงจรลงดินระหว่างเฟส B ที่ขดลวดแรงดันต่ำ สามารถระบุประเภทของฟอลต์มีความถูกต้องที่ 100% เมื่อเกิดฟอลต์ลัดวงจรลงดินที่ขดลวดที่ 6 หรือลัดวงจรลงดินระหว่างเฟส C ที่ขดลวดแรงดันต่ำ สามารถระบุประเภทของฟอลต์มีความถูกต้องที่ 92.59%

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

## บทที่ 5

### บทสรุป

จากรูปแบบการวิเคราะห์สัญญาณพอลต์ด้วยการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม และนำผลที่ได้มาประมวลผลตามขั้นตอนที่ได้นำเสนอมาแล้วนั้นสามารถสรุปได้ดังต่อไปนี้

1. รูปแบบการวิเคราะห์อาศัยการพิจารณาการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่สูงที่อยู่ในสัญญาณพอลต์ โดยสัญญาณพอลต์ที่ใช้สำหรับศึกษาในงานวิจัยนี้ได้มาจากการจำลองด้วยโปรแกรม ATP/EMTP ซึ่งใช้แบบจำลองระบบส่งจ่ายกำลังไฟฟ้าใต้ดินที่ระดับแรงดัน 115 kV ในระบบของการจำลองกรณีศึกษา ที่ใช้งานจากสถานีไฟฟ้าปลายด้านส่ง (Sending end) ไปยังโหนดปลายด้านรับ (Receiving end) โดยสายส่งมีความยาว 5.8 กิโลเมตร เป็นแบบจำลองหลักที่ใช้ในการศึกษา พร้อม ทั้งนำแบบจำลองหม้อแปลงไฟฟ้าขนาด 50 MVA มาเป็นแบบจำลองหลักเช่นกัน โดยทำการจำลองด้วยการปรับเปลี่ยนพารามิเตอร์ต่างๆ เพื่อศึกษาลักษณะของสัญญาณพอลต์ในหลากหลายรูปแบบที่อัตราการสุ่ม 200 kHz

2. การแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยโดยใช้เวฟเล็ตแม่ขนิต Daubechies 4 (db4) ถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณพอลต์ เนื่องจากเวฟเล็ตแม่ขนิตนี้มีขั้นตอนการทำงานที่รวดเร็ว (Fast algorithm) และลักษณะของเวฟเล็ตจะเป็นคลื่นที่มีการเปลี่ยนแปลงอย่างต่อเนื่อง (Oscillatory) ในลักษณะไม่สมมาตร (Asymmetry) ซึ่งจะสอดคล้องกันกับพอลต์ที่เกิดขึ้นบนสายส่งกำลังไฟฟ้าใต้ดิน จึงส่งผลให้รูปแบบการวิเคราะห์มีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น โดยจะใช้การแปลงเวฟเล็ตทำการวิเคราะห์และพิจารณาการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่สูงที่อยู่ในสัญญาณพอลต์ 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

ผลการวิเคราะห์ที่ได้นั้นถูกนำมาประมวลผลเพื่อใช้ในการตรวจจับพอลต์ที่เกิดขึ้นบนระบบไฟฟ้าทั้งบนสายส่งกำลังไฟฟ้าใต้ดินและในหม้อแปลงไฟฟ้า

3. รูปแบบการวิเคราะห์เพื่อตัดสินใจในการตรวจจับพอลต์ที่เกิดขึ้นในระบบไฟฟ้านั้นทำได้โดยเปรียบเทียบการเปลี่ยนแปลงสัมประสิทธิ์ของการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยขององค์ประกอบกระแสลำดับบวก ระหว่างก่อนและหลังเกิดพอลต์ (ในช่วง  $\frac{1}{4}$  ไซเคิลหลังจากเกิดพอลต์) โดยเป็นการเปรียบเทียบในสเกลที่ 1-5 จากนั้นพิจารณาข้อมูลขององค์ประกอบความถี่สูงในสเกลแรกที่สามารถตรวจจับพอลต์ได้ นำไปใช้ในการวิเคราะห์ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อนำไปวิเคราะห์ในการระบุประเภทพอลต์ต่อไป

4. รูปแบบการวิเคราะห์พอลต์บนสายส่งไฟฟ้าใต้ดินด้วยโครงข่ายประสาทเทียมอาศัยค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์จากการแปลงเวฟเล็ตในสเกลแรกที่ตรวจจับพอลต์ได้ของกระแสในเฟส A, B, C และองค์ประกอบลำดับศูนย์ในช่วง  $\frac{1}{4}$  ไซเคิลหลังเกิดพอลต์ ตามลำดับ ที่อยู่ในสัญญาณพอลต์ของปลายด้านส่ง ซึ่งจะถูกนำมาเป็นข้อมูลอินพุตสำหรับฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อระบุ

เอกสารนี้เป็นเอกสารของสถาบันวิศวกรรมปัญญาประดิษฐ์และการศึกษาเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

ประเภทฟอลต์ที่เกิดขึ้น ในขณะที่ ตัวแปรเอาต์พุตจะมีค่าสัมพันธ์กับเฟส (A, B, C) และกราวด์ (G) หรือประเภทฟอลต์ที่เกิดขึ้น เพื่อใช้สำหรับตัดสินใจในการระบุประเภทฟอลต์ที่เกิดขึ้นบนสายส่งตามลำดับ

5. รูปแบบการวิเคราะห์ฟอลต์ในหม้อแปลงไฟฟ้าด้วยโครงข่ายประสาทเทียมอาศัยค่าสูงสุดของสัมประสิทธิ์จากการแปลงเวฟเล็ดในสเกลแรกที่เราจะจับฟอลต์ได้ของกระแสผลต่างในเฟส A, B, C และองค์ประกอบลำดับศูนย์ในช่วง  $\frac{1}{4}$  ไซเคิลหลังเกิดฟอลต์ ตามลำดับ ซึ่งจะถูกนำมาเป็นข้อมูลอินพุตสำหรับฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม ในขณะที่ ตัวแปรเอาต์พุตจะมีค่าสัมพันธ์กับโซนป้องกันหรือประเภทฟอลต์ที่เกิดขึ้น เพื่อใช้สำหรับตัดสินใจในปลดหม้อแปลงไฟฟ้าออกจากระบบไฟฟ้ากำลัง

6. การทดสอบวิธีการที่นำเสนอในงานวิจัยฉบับนี้ได้ทำการทดลองด้วยการวิเคราะห์สัญญาณฟอลต์ที่ได้จากระบบไฟฟ้าดังที่ได้กล่าวมาข้างต้น โดยข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบสำหรับการตรวจจับฟอลต์ และการระบุประเภทของฟอลต์

#### 6.1 การตรวจจับฟอลต์

ผลการตรวจจับฟอลต์ด้วยวิธีการแปลงเวฟเล็ดแบบเต็มหน่วยสามารถตรวจจับฟอลต์ได้ทุกประเภท และทุกตำแหน่งต่างๆ บนสายส่งและหม้อแปลงไฟฟ้าโดยมีค่าเฉลี่ยความถูกต้องสูงสุด 100% ซึ่งระยะทางที่เกิดฟอลต์, ประเภทของฟอลต์ที่เกิดขึ้น และมุมเริ่มเกิดฟอลต์ ไม่มีผลต่อประสิทธิภาพในการตรวจจับฟอลต์ เพราะเมื่อมีฟอลต์เกิดขึ้นบนระบบไฟฟ้าไม่ว่าจะเป็นที่สายส่งหรือหม้อแปลงไฟฟ้า จะมีการเปลี่ยนแปลงขององค์ประกอบความถี่สูงเกิดขึ้น เมื่อประยุกต์การแปลงเวฟเล็ดแบบเต็มหน่วยวิเคราะห์จะสังเกตได้ว่า ก่อนสภาวะมีฟอลต์นั้นค่าสัมประสิทธิ์ของการแปลงเวฟเล็ดมีค่าต่ำมาก แต่ในสภาวะหลังเกิดฟอลต์พบว่าค่าสัมประสิทธิ์เกิดการเปลี่ยนแปลงเพิ่มสูงขึ้นอย่างรวดเร็ว ซึ่งการเปลี่ยนแปลงสัมประสิทธิ์ทั้งสองสภาวะนี้สามารถนำมาสู่ขั้นตอนของการวิเคราะห์ได้อย่างแม่นยำ โดยใช้เพียงผลของการแปลงเวฟเล็ดในสเกลแรกเท่านั้น นอกจากนี้ในทางปฏิบัติการเกิดฟอลต์บนระบบไฟฟ้ายังมีปัจจัยอื่นมาเกี่ยวข้อง ซึ่งจะส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงองค์ประกอบความถี่สูงของสัญญาณฟอลต์ด้วย แต่ในรูปแบบการวิเคราะห์เวฟเล็ดที่มีหลายระดับความละเอียด จึงทำให้สามารถเห็นผลการเปลี่ยนแปลงของแต่ละช่วงความถี่ได้

#### 6.2 การระบุชนิดฟอลต์บนสายส่งไฟฟ้าใต้ดิน

จากการวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากการแปลงเวฟเล็ดแบบเต็มหน่วยสามารถสรุปผลการระบุชนิดของฟอลต์ที่เกิดได้ดังตารางที่ 5.1 จากตารางที่ 5.1 แสดงให้เห็นถึงค่าเฉลี่ยความถูกต้องของการระบุชนิดฟอลต์แต่ละประเภท จะเห็นว่าการระบุชนิดฟอลต์ในแต่ละระยะทางนั้นมีความแม่นยำที่แตกต่างกัน ส่วนมากจะมีความแม่นยำที่สูงในช่วงกลางสายส่ง และมีความแม่นยำน้อยลงที่ปลายสายส่งทั้งสองฝั่งเนื่องจากระยะสายส่งที่สั้น ทำให้การตรวจจับค่าสัมประสิทธิ์สูงสุดเกิดความคลาดเคลื่อน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

ตารางที่ 5.1 สรุปความถูกต้องในการระบุชนิดฟอลต์บนสายส่งไฟฟ้าใต้ดิน

ตำแหน่งที่ฟอลต์เกิดวัดจากปลายด้านส่ง	จำนวน กรณีศึกษา	ชนิดฟอลต์			
		SLG	DLG	LL	3-P
1 km	30	100%	100%	100%	66.67%
2 km	30	100%	100%	100%	100%
2.9 km	30	100%	100%	100%	100%
3.5 km	30	100%	100%	100%	100%
4.8 km	30	100%	100%	100%	100%
ค่าเฉลี่ยความถูกต้อง		100%	100%	100%	93.33%

### 6.3 การระบุประเภทของฟอลต์หม้อแปลงไฟฟ้า

จากการวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย สามารถสรุปผลการระบุประเภทของฟอลต์ที่เกิดได้ดังตารางที่ 5.2 จากตารางที่ 5.2 แสดงให้เห็นถึงค่าเฉลี่ยความถูกต้องของการระบุประเภทฟอลต์ในแต่ละตำแหน่ง จะเห็นว่าการระบุประเภทฟอลต์ในแต่ละตำแหน่งนั้นมีความแม่นยำที่แตกต่างกัน

ตารางที่ 5.2 (a) สรุปความถูกต้องในการระบุประเภทฟอลต์หม้อแปลงไฟฟ้า

ตำแหน่งลวดจริงใน ขดลวด	กรณีฟอลต์ภายในโซนป้องกัน					
	ขดลวดแรงดันสูง			ขดลวดแรงดันต่ำ		
	ขดลวดที่ 1	ขดลวดที่ 2	ขดลวดที่ 3	ขดลวดที่ 4	ขดลวดที่ 5	ขดลวดที่ 6
10%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
20%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
30%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
40%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
50%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
60%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
70%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
80%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
90%	100%	100%	100%	100%	100%	0%
ค่าเฉลี่ยความถูกต้อง	100%			96.30%		

ตารางที่ 5.2 (b) สรุปความถูกต้องในการระบุประเภทฟอลต์หม้อแปลงไฟฟ้า

ตำแหน่งที่เกิดฟอลต์บน สายส่ง	กรณีฟอลต์ภายนอกโซนป้องกัน					
	ด้านแรงดันสูง			ด้านแรงดันต่ำ		
	เฟส A	เฟส B	เฟส C	เฟส A	เฟส B	เฟส C
20%	100%	0%	100%	100%	100%	100%
40%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
50%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
60%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
80%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
ค่าเฉลี่ยความถูกต้อง	93.33%			100%		

#### 6.4 การระบุชนิดของฟอลต์ภายในขดลวดหม้อแปลงไฟฟ้า

จากการวิเคราะห์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย สามารถสรุปผลการระบุประเภทของฟอลต์ที่เกิดได้ดังตารางที่ 5.3 จากตารางที่ 5.3 แสดงให้เห็นถึงค่าเฉลี่ยความถูกต้องของการระบุชนิดของฟอลต์ภายในขดลวดแต่ละตำแหน่ง จะเห็นว่าการระบุชนิดฟอลต์ภายในขดลวดแต่ละตำแหน่งนั้นมีความแม่นยำที่แตกต่างกัน

ตารางที่ 5.3 สรุปความถูกต้องในการระบุชนิดฟอลต์หม้อแปลงไฟฟ้า

ตำแหน่งลัดวงจรใน ขดลวด	กรณีฟอลต์ภายในขดลวดหม้อแปลงไฟฟ้า					
	ขดลวดแรงดันสูง			ขดลวดแรงดันต่ำ		
	ขดลวดที่ 1	ขดลวดที่ 2	ขดลวดที่ 3	ขดลวดที่ 4	ขดลวดที่ 5	ขดลวดที่ 6
10%	100%	66.66%	100%	100%	100%	100%
20%	100%	100%	100%	100%	100%	66.66%
30%	100%	66.66%	100%	100%	100%	66.66%
40%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
50%	100%	66.66%	100%	100%	100%	100%
60%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
70%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
80%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
90%	100%	100%	66.66%	100%	100%	100%
ค่าเฉลี่ยความถูกต้อง		95.06%			97.53%	

เมื่อพิจารณาจากภาพรวมของการประยุกต์ใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย (DWT) ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับวิเคราะห์ฟอลต์ในระบบส่งจ่ายกำลังไฟฟ้าใต้ดินนั้น ผลการศึกษาที่ได้แสดงให้เห็นว่า องค์กรประกอบความถี่สูงนั้นสามารถให้ข้อมูลที่สำคัญเกี่ยวกับสัญญาณฟอลต์ได้อย่างถูกต้องและลดจำนวนข้อมูลที่ใช้สำหรับวิเคราะห์ ดังจะเห็นได้จากผลการทดลอง ซึ่งผลสรุปที่ได้จากการระบุชนิดฟอลต์เป็นที่น่าพอใจ พบว่า ค่าเฉลี่ยความถูกต้องสูงกว่า 90% ซึ่งถือว่ามี ความแม่นยำค่อนข้างสูง และสามารถยอมรับได้

## เอกสารอ้างอิง

- [1] Charles A. Maloney, "Locating Cable Faults" in IEEE transaction on Industry Applications, July/August 1973, Vol.IA-9, No.4
- [2] T. Tanaka and A. Greenwood, *Advanced Power Cable Technology*. Boca Raton, CRC, vol. 1.
- [3] P. A. Crossley, P. G. McLaren. "Distance Protection Based on Travelling Waves", *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. PAS-102, No. 9, pp. 2581-2589, 1983.
- [4] P. G. McLaren, S. Rajendra. "Travelling Wave Techniques Applied to the Protection of Teed Circuits: Principle of Travelling Wave Techniques", *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. PAS-104, No. 12, pp. 3544-3550, 1985.
- [5] P. G. McLaren, S. Rajendra. "Travelling Wave Techniques Applied to the Protection of Teed Circuits: Multi-Phase/Multi-circuit System", *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. PAS-104, No. 12, pp. 3551-3557, 1985.
- [6] A. O. Ibe, B. J. Cory. "A Travelling Wave Based Fault Locator for Two- and Three-Terminal Networks", *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 1, No. 2, pp. 283-288, 1986.
- [7] E. H. Shehab-Eldin, P. G. McLaren. "Travelling Wave Distance Protection-problem Areas and Solutions", *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 3, No. 3, pp. 894-902, 1988.
- [8] P. F. Gale, P. A. Crossley, Xu Bingyin, Ge Yaozhong, B. J. Cory, J.R. G. Barker. "Fault location based on traveling waves", *Fifth International Conference on Developments in Power System Protection*, pp. 54-59, 1993.
- [9] S. H. Horowitz and A. G. Phadke. *Power system relaying*. John Wiley & Sons, Inc. 1992.
- [10] A.G. Phadke and J.S. Thorp, "A new computer-based flux restrained current-differential relay for power transformer protection," *IEEE Transactions on Power Apparatus and System*, pp.3624-3629, November 1983.
- [11] Patrick Bastard, Pierre Bertrand, Michel Meunier, "A transformer model for winding fault studies," *IEEE Transactions on Power Delivery*, Volume 9, Issue 2, April 1994, pp. 690 – 699.
- [12] Y.Zhang, X.Ding, Y.Liu and P.J. Griffin, "An artificial neural network approach to transformer fault diagnosis," *IEEE Transactions on Power Delivery*, pp. 1836-1841, October 1996.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์หรือมีการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

- [13]Chul-Hwan Kim, Young-Bum Lim, Woo-Gon Chung, Tae-Won Kwon, Jong-Young Hwang, Il-Dong Kim, "A study on the Fault Identification of Underground Cable Using Neural Networks" in IEEE Energy Management and Power Delivery, 1995, Page(s): 571 - 576 vol.2
- [14]H. Wang and W. W. Keerthipala, "Fuzzy-neuro approach to fault classification for transmission line protection," IEEE Trans. Power Delivery, vol. 13, pp. 1093-1102, Oct. 1998.
- [15]W. M. Lin, C. D. Yang, J. H. Lin, M. T. Tsay, "A Fault Classification Method by RBF Neural Network With OLS Learning Procedure", IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 16, No. 4, pp. 473-477, 2001.
- [16]P. K. Dash, A. K. Phadnan, G. Panda. "Application of Minimal Radial Basis Function Neural Network to Distance Protection", IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 16, No. 1, pp.68-74, 2001.
- [17]Michael Vrhel, Chulhee Lee, and Michael Unser, "Fast continuous wavelet transform." IEEE Trans. Power Delivery, vol. 10, pp. 1165-1168, 1995.
- [18]Wilkinson, W. A. and Cox., M. D. 1996. "Discrete wavelet analysis of power system transients." IEEE Transactions on Power systems. 11 (Nov. 1996) : 2038-2044.
- [19]Z.Q. Bo, R.K. Aggarwal, A.T. Johns, H.Y. Li and Y.H. Song, "A New Approach to Phase Selection Using Fault Generated High Frequency Noise and Neural Network" in IEEE Trans. On Power Delivery, Vol. 12, No. 1, pp. 106-115. Jan 1997
- [20]Bo, Z.Q., Aggarwal, R.K., Johns, A.T., Moore, P.J., "Accurate Fault Location And Protection Scheme For Cable Using Fault Generated High Frequency Voltage Transients" in IEEE Electrotechnical Conference, 1996. MELECON '96., 8th Mediterranean, 1996, Page(s): 777 - 780 vol.2
- [21]Bo, Z.Q., Weller, G., Redfern, M.A., "Accurate fault location technique for distribution system using fault-generated high-frequency transient voltage signals" in IEEE Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings, 1999, Page(s): 73 - 79
- [22]N. S. D. Brito, B. A. Souza and F. A. C Pires, "Daubechies wavelets in Quality of Electrical Power," IEEE International Conference on Harmonics and Quality of Power, October 1998, pp. 511-515.
- [23]H. F. Magnago, A. Abur. "Fault Location Using Wavelets", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol.13, No. 4, pp. 1475-1480, 1998.
- [24]O. A. S. Youssef, "Fault classification based on wavelet transforms," in Proc. IEEE T&D Conf., Atlanta, GA, Oct. 28-Nov. 2 2001, paper 01TD069.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

- [25]P. Makming, S. Bunjongjit, A. Kunakorn, S. Jiriwibhakorn, M. Kando. "Fault diagnosis in transmission lines using Wavelet Transform Analysis", IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exhibition Asia and Pacific, pp.2246-2250, 2002.
- [26]O. A. S. Youssef, "Online applications of wavelet transforms to power systems relaying," IEEE Trans. Power Delivery, vol. 18, pp. 1158–1165, Oct. 2003.
- [27]Z. Yang, J.Z. Liu, D. Xinzhou, F. Jiang, Z.Q. Bo, N.F. Chin, "A new technique for power transformer protection using discrete dyadic wavelet transform." Developments in Power System Protection, 2001, Seventh International Conference on (IEE), 9-12 April 2001, pp. 383 – 386.
- [28]O.A.S. Youssef, "A wavelet-based technique for discrimination between faults and magnetizing inrush currents in transformers." IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 18, no. 1, Jan 2003, pp. 170 – 176.
- [29]S. Y. Hon and W. Qin, "A wavelet-based method to discriminate between inrush current and internal fault." Power System Technology, 2000. Proceedings. PowerCon 2000. International Conference on, vol. 2, 4-7 Dec. 2000, pp. 927 – 931.
- [30] Albert Cohen and Jellena Kovacevic. "Wavelet: The Mathematical Background." Proc. IEEE. vol. 84, no. 4, April 1996. pp. 514-522.
- [31]Pongsak Markming, "Fault analysis in transmission line use wavelet transform" Thesis of master engineering electrical engineering. King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, 2002, Thailand
- [32] H. Demuth and M. Beale. Neural Network Toolbox User's Guide. The Math Works, Inc.
- [33] Manitoba HVDC Research Centre. EMTDC : Transient Analysis for PSCAD Power System Simulation. Manitoba HVDC Research Centre Inc., Manitoba, Canada 2003.
- [34] 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.
- [35] 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.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

## ภาคผนวก ก.

### ผลงานที่ได้รับจากโครงการวิจัยที่ได้รับทุนจาก สจล.

#### 1. ผลงานวิจัย/ผลผลิตที่ได้จากการทำวิจัย และมี Impact ต่อสังคม, ประเทศชาติ

1. โครงการวิจัยนี้เป็นการรวมกันของวิทยาการด้านต่างๆ คือ กระบวนการประมวลสัญญาณ ทฤษฎีระบบป้องกัน และ วิศวกรรมไฟฟ้ากำลัง เข้าด้วยกัน ซึ่งจะก่อให้เกิดประโยชน์ร่วมกันของนักวิจัยในสาขาดังกล่าว ทั้งในด้านการแลกเปลี่ยนความรู้ ความคิดเห็น นับเป็นการพัฒนาระดับงานวิจัยของประเทศ
2. การศึกษาวิเคราะห์ฟอลต์ที่เกิดขึ้นในระบบจำหน่ายไฟฟ้าที่นำเสนอในโครงการวิจัยนี้สามารถนำรูปแบบการวิเคราะห์ไปประยุกต์ใช้กับหลักการของระบบป้องกันแบบต่างๆ นับได้ว่าจะเป็นประโยชน์สำหรับวิศวกร นักวิจัย นักศึกษา ตลอดจนผู้สนใจอื่นๆ เพื่อใช้ในการศึกษาวิจัยและพัฒนาต่อไป
3. ใต้องค์ความรู้และเทคโนโลยีที่เป็นของประเทศเราเอง โดยไม่ต้องพึ่งเทคโนโลยีจากต่างประเทศ

#### 2. การนำผลงานวิจัยไปประยุกต์ใช้

1. วิธีวิเคราะห์ฟอลต์ที่เกิดขึ้นบนระบบจำหน่ายกำลังไฟฟ้าแนวใหม่โดยใช้ข้อมูลองค์ประกอบความถี่สูงที่ได้จากสัญญาณฟอลต์แบบทรานเซียนต์ ซึ่งช่วยลดช่วงของสัญญาณที่ทำการวิเคราะห์ให้สั้นลง จะส่งผลให้ระบบการวิเคราะห์และตัดสินใจใช้เวลาลดลงตามไปด้วย
2. สามารถนำรูปแบบการวิเคราะห์สัญญาณด้วยการแปลงเวฟเล็ตและการใช้ทฤษฎีการแปลงเวฟเล็ตไปประยุกต์ให้มีประสิทธิภาพเพิ่มมากขึ้นได้โดยการนำปัญญาประดิษฐ์เข้ามาใช้ร่วมด้วย เพื่อนำมาวางแผนป้องกันระบบไฟฟ้ากำลังและซ่อมแซมบำรุงรักษาสายส่งไฟฟ้าใต้ดินและหม้อแปลงไฟฟ้าต่อไป

#### 3. ผลงานตีพิมพ์ในวารสารวิชาการในประเทศ การเสนอผลงานในที่ประชุมวิชาการ หนังสือ การจดสิทธิบัตร หรือผลงานตามที่คาดหวังไว้ในโครงการวิจัย

##### 3.1 การนำเสนอในการประชุมวิชาการระดับนานาชาติ นำเสนอบทความในที่ประชุมวิชาการระดับนานาชาติ รวมทั้งสิ้น 4 บทความ (ภาคผนวก ข)

1. A. Ngaopitakkul, and N. Suttisinthong, "Discrete Wavelet Transform and Probabilistic Neural Network Algorithm for Classification of Fault Type in Underground Cable" In *Proceedings of 2012 International Conference on Machine Learning and Cybernetics (ICMLC2012)*, Xian China, pp. 360-366, July 2012.
2. C. Apisit, C. Pothisarn, and A. Ngaopitakkul, "Discrete Wavelet Transform and Probabilistic Neural Network Algorithm for Fault Location in Underground

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

- Cable” In *Proceedings of 2012 International Conference on Fuzzy Theory and Its Application (iFUZZY2012)*, Taichung, Taiwan, pp. 154-157, November 2012.
3. A. Ngaopitakkul, C. Jettanasen, J. Klomjit, C. Pothisarn, B. Seewirote and N. Suttisinthong, “Application of Back-Propagation Neural Network for Transformer Differential Protection Schemes Part 1 Discrimination between External Short Circuit and Internal Winding fault” In *Proceedings of 2012 Joint 6<sup>th</sup> International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems (SCIS) and 13<sup>th</sup> International Symposium on Advanced Intelligent Systems (ISIS)*, Kobe, Japan, pp. 1493-1498, November 2012.
  4. A. Ngaopitakkul, C. Pothisarn, S. Bunjongjit, J. Klomjit, and B. Suechoey, “Application of Back-Propagation Neural Network for Transformer Differential Protection Schemes Part 2 Identification the phase with fault appearance in power transformer” In *Proceedings of 2012 Joint 6<sup>th</sup> International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems (SCIS) and 13<sup>th</sup> International Symposium on Advanced Intelligent Systems (ISIS)*, Kobe, Japan, pp. 1499-1503, November 2012.

### 3.2 ตีพิมพ์บทความในวารสารวิชาการระดับนานาชาติ ตีพิมพ์บทความในวารสารวิชาการระดับนานาชาติ รวมทั้งสิ้น 3 บทความ (ภาคผนวก ค)

1. S. Bunjongjit, and A. Ngaopitakkul, “Improvement of Internal Fault Detection Algorithms to Reduce Training Time of Back-Propagation Neural Networks for Transformer Differential Protection Schemes” *International Review of Electrical Engineering (I.R.E.E)*, Vol. 7, No. 5, pp. 5598-5609, September-October 2012.
2. T. Patcharoen, and A. Ngaopitakkul, “A Novel Discrete Wavelet Transform Based on Traveling wave Technique for Identifying the Fault Location for Transmission Network Systems” *IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, Vol. 8, No. 9, pp. 432-439, September 2013.
3. C. Apisit, and A. Ngaopitakkul, “Algorithm Improvement to Predict Fault Location of Simultaneous Fault in Underground Cable” *IEEJ Transactions on Power and Energy*, Vol. 133, No. 11, pp. 1-7, November 2013.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

## ภาคผนวก ข.

### ตัวอย่างบทความประชุมวิชาการระดับนานาชาติที่ได้นำเสนอใน ที่ประชุมระดับนานาชาติ

1. A. Ngaopitakkul, and N. Suttisinthong, "Discrete Wavelet Transform and Probabilistic Neural Network Algorithm for Classification of Fault Type in Underground Cable" *In Proceedings of 2012 International Conference on Machine Learning and Cybernetics (ICMLC2012)*, Xian China, pp. 360-366, July 2012.
2. C. Apisit, C. Pothisarn, and A. Ngaopitakkul, "Discrete Wavelet Transform and Probabilistic Neural Network Algorithm for Fault Location in Underground Cable" *In Proceedings of 2012 International Conference on Fuzzy Theory and Its Application (iFUZZY2012)*, Taichung, Taiwan, pp. 154-157, November 2012.
3. A. Ngaopitakkul, C. Jettanasen, J. Klomjit, C. Pothisarn, B. Seewirote and N. Suttisinthong, "Application of Back-Propagation Neural Network for Transformer Differential Protection Schemes Part 1 Discrimination between External Short Circuit and Internal Winding fault" *In Proceedings of 2012 Joint 6<sup>th</sup> International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems (SCIS) and 13<sup>th</sup> International Symposium on Advanced Intelligent Systems (ISIS)*, Kobe, Japan, pp. 1493-1498, November 2012.
4. A. Ngaopitakkul, C. Pothisarn, S. Bunjongjit, J. Klomjit, and B. Suechoey, "Application of Back-Propagation Neural Network for Transformer Differential Protection Schemes Part 2 Identification the phase with fault appearance in power transformer" *In Proceedings of 2012 Joint 6th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems (SCIS) and 13th International Symposium on Advanced Intelligent Systems (ISIS)*, Kobe, Japan, pp. 1499-1503, November 2012.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

# DISCRETE WAVELET TRANSFORM AND PROBABILISTIC NEURAL NETWORK ALGORITHM FOR CLASSIFICATION OF FAULT TYPE IN UNDERGROUND CABLE

A. NGAOPITAKKUL<sup>1</sup>, N. SUTTISINTHONG<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Chalongkrung Road, Bangkok, 10520 THAILAND

<sup>2</sup>Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Thonburi University, Bangkok, THAILAND  
E-MAIL: knatthap@kmitl.ac.th

## Abstract:

This paper proposes an algorithm based on a combination of discrete wavelet transform (DWT) and probabilistic neural network (PNN) for classifying fault types on underground cable. Simulations and the training process for the PNN are performed using ATP/EMTP and MATLAB. The mother wavelet daubechies4 (db4) is employed to decompose high frequency component from these signals. The maximum coefficients of DWT of phase A, B, C and zero sequence for post-fault current waveforms are used as an input for the training pattern. Various cases studies based on Thailand electricity distribution underground systems have been investigated so that the algorithm can be implemented. The coefficients of DWT are also compared with those of PNN in this paper. The results show that the proposed algorithm is capable of performing the fault classification with satisfactory accuracy.

## Keywords:

Fault classification; Probabilistic neural network; Underground cable; Wavelet transform

## 1. Introduction

In previous decade, several techniques [1-6] have been reported in the literature for fault classification on underground cable. Based on the transient-based techniques, the application of wavelet transform is used [7-9]. In [7], based on the methodology of wavelet transform and analysis of superimposed components, two detection and classification schemes are proposed and tested for the detection of incipient faults in underground cables. In previous research works [9], by considering the pattern of the spectra, the comparison of the coefficients from first scale that can detect fault is considered. The division algorithm between the maximum coefficients of DWT at  $\frac{1}{4}$  cycle of phase A, B, C is performed. For identifying the

phase with fault appearance, the comparisons of the maximum ratio obtained from division algorithm have been performed so that the types of fault can be analysed. Although the wavelet transform is very effective in detecting transient signals generated by the faults, but it may not be adequate to complete characterization.

In recent years, the artificial intelligence has been often employed for fault classification [10-14] due that the algorithm can give precise results. There are many types of artificial neural networks, only a few of these neuron-based structures, are being used commercially. Back-propagation neural network (BPNN) is the most well-known and widely applied today because it can solve almost all types of problems. In practice, BPNN is partly limited by the slow training performance. In order to overcome this problem, other neural network algorithm has been developed. The PNN is selected in the algorithm because it uses less training data and time compared with BPNN, which is normally employed in previous research work [15].

Hence, the objective of this paper is to consider study the decision algorithm of PNN used to classify fault type in underground distribution cable. The simulations, analysis, and diagnosis are performed using ATP/EMTP and MATLAB on a PC Pentium IV 2.2 GHz 3GB. It is noted that the DWT is employed in extracting the high frequency component contained in the fault currents, and the coefficients of the first scale from the DWT that can detect fault are investigated. The construction of the decision algorithm is detailed and implemented with various case studies based on Thailand electricity underground distribution systems.

## 2. Simulation

The ATP/EMTP [16] is employed to simulate fault signals, at a sampling rate of 200 kHz. The system

employed in case studies is chosen based on the underground distribution system as illustrated in Figure 1. In addition, a cross-sectional view of a cable is shown in Figure 2. To avoid complexity, the fault resistance is assumed to be  $10\Omega$ . Fault patterns in the simulations are performed with various changes of system parameters as follows:

- Fault types are single line to ground, double lines to ground, line to line, and three-phase fault.
- Fault locations are from 1 km to 5 km (each step = 1 km) of the underground cable length measured from the sending end
- Fault inception angles on the phase A voltage waveform are varied from  $0^\circ$  to  $150^\circ$  with a step of  $30^\circ$

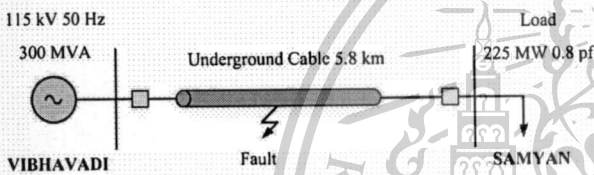


Figure 1. The system used in simulation studies [17].

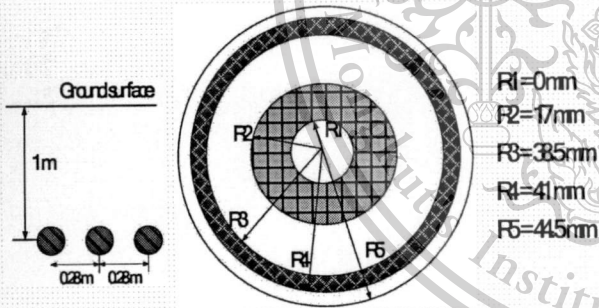


Figure 2 The configuration of cable in simulation studies

The example of ATP/EMTP simulated fault signals is illustrated in Figure 3. This is a fault occurring in phase A to ground at 1 km measured from the sending bus as depicted in Figure 1. The fault signals generated using ATP/EMTP are interfaced to MATLAB for the fault detection algorithm.

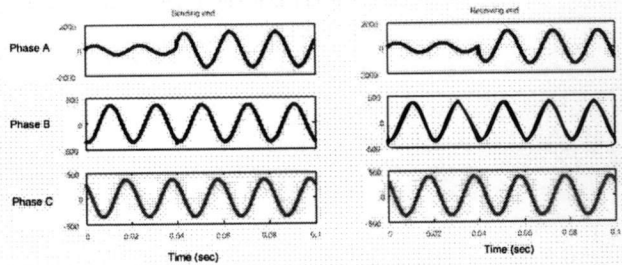


Figure 3 Example of ATP/EMTP simulated fault signals for AG fault at sending end.

### 3. Fault Detection Decision Algorithm

Fault detection decision algorithm is processed using positive sequence current signal. Fault signals generated using ATP/EMTP are imported to the MATLAB/Simulink in order to analyse the high frequency transient components, which are superimposed in the fault current signals, by discrete wavelet transform (DWT) using the wavelet toolbox. The Clark's transformation matrix is employed for calculating the positive sequence and zero sequence of currents. With several trial and error processes, the fault detection decision algorithm on the basis of computer programming technique is constructed as shown in Figure 4. The mother wavelet daubechies4 (db4) is employed to decompose high frequency components from the positive sequence current signals.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

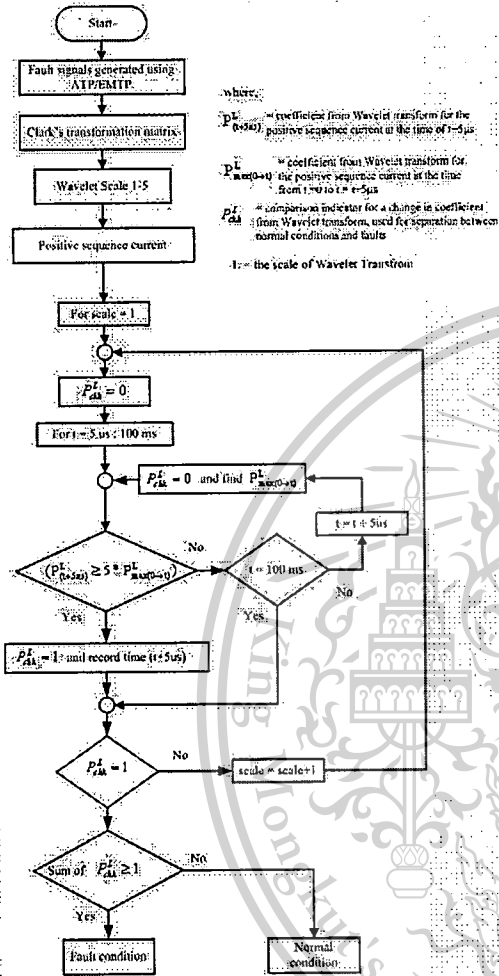


Figure 4 Flowchart for fault detection.

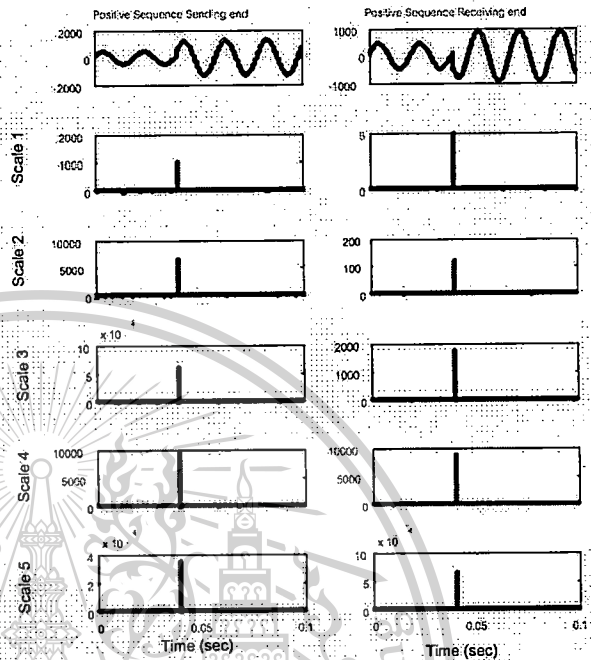


Figure 5. DWT from scale 1 to 5 for the positive sequence of current signal shown in Figure 3.

After applying the DWT to the positive sequence currents, the comparison of the coefficients from each scale is under investigation. Coefficients obtained using DWT of signals are squared so that the abrupt change in the spectra can be clearly found, and it is clearly seen that the coefficients of high frequency components, when fault occurs, have a sudden change compared with those before an occurrence of the faults. This sudden change is used as an index for the occurrence of faults as shown in Figure 5. The fault detection decision algorithm has been proposed that if coefficients of any scales are change around five times before an occurrence of the faults, there are faults occurring in underground cable. The coefficients of the first scale from the DWT that can detect fault are investigated for training and test processes of the BPNN.

#### 4. Decision Algorithm and Results

From the simulated signals, DWT is applied to the quarter cycle of current waveforms after the fault inception. The mother wavelet daubechies4 (db4) [2, 4, 10, 15] is employed to decompose high frequency components from the current signals. Coefficients obtained using DWT of signals are squared as shown in Figure 5. The coefficients of scale 1 obtained using the DWT are used for training and

test processes of the PNN.

A training process is performed using neural network toolboxes in MATLAB [18]. Before the training process, input data sets are normalized and divided into 300 sets for training and 150 sets for tests. A structure of the PNN consists of 4 neurons for the inputs and 1 neuron for the output while the number of neurons in radial basis layer is 300 neurons (due that the number of neurons is always

equal to the number of training sets). The inputs patterns are maximum values of DWT at 1/4 cycle of phase A, B, C and zero sequence for post-fault current waveforms as shown in Figure 6. The output variables of the PNN are designated as value range from 1 to 10, corresponding to various types of fault as shown in Table 1.

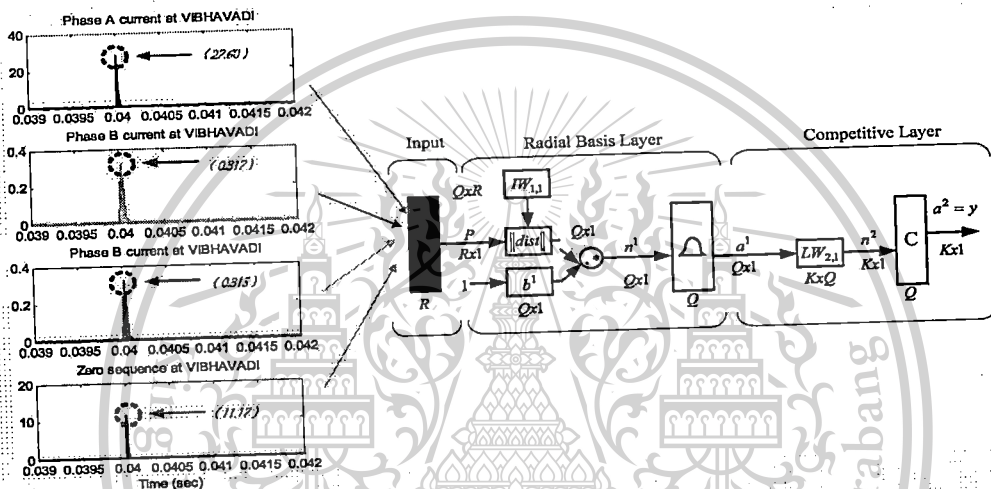


Figure 6 Probabilistic neural networks with input patterns

TABLE 1. THE OUTPUT OF PNN FOR CLASSIFYING THE FAULT TYPES

Output of PNN	Classification of fault type	Types of fault
1	Phase A to ground fault	AG
2	Phase B to ground fault	BG
3	Phase C to ground fault	CG
4	Phase A,B to ground fault	ABG
5	Phase B,C to ground fault	CAG
6	Phase C,A to ground fault	BCG
7	Three phase fault	ABC
8	Phase A to phase B fault	AB
9	Phase C to phase A fault	CA
10	Phase B to phase C fault	BC

A training process of PNN involves two stages as follows :

1. Input values are propagated to each neuron in the first layer. The radial basis layer computes distance from the input vector to weight vector, and produces output in radial basis layer as expressed in Equation 1.

$$\phi(p) = \exp\left(-\frac{\|p - IW_{1,1}\|^2}{\sigma_j^2}\right) \tag{1}$$

where,  $p$  is the input pattern vector,  $IW_{1,1}$  is the center vector of radial basis layer,  $\sigma$  is the spread constant for radial basis layer, which corresponds to bias value ( $b = \frac{0.8326}{Spread}$ )

$\phi(p)$  is the output of radial basis layer

2. Each neuron in the competitive layer receives all radial basis layer outputs associated with a given class, and produces, as its net output, a vector of probabilities. Finally, a competitive activation function on the output of the competitive layer picks the maximum of these probabilities, and produces a 1 for that class and a 0 for the other classes as shown in Equation 2 [18].

$$o/p_{ANN} = f^A(LW_{2,1} * \phi(p)) \tag{2}$$

where,

$LW_{2,1}$  = weight vector between radial basis layer and competitive layer

$f^4$  = competitive activation function

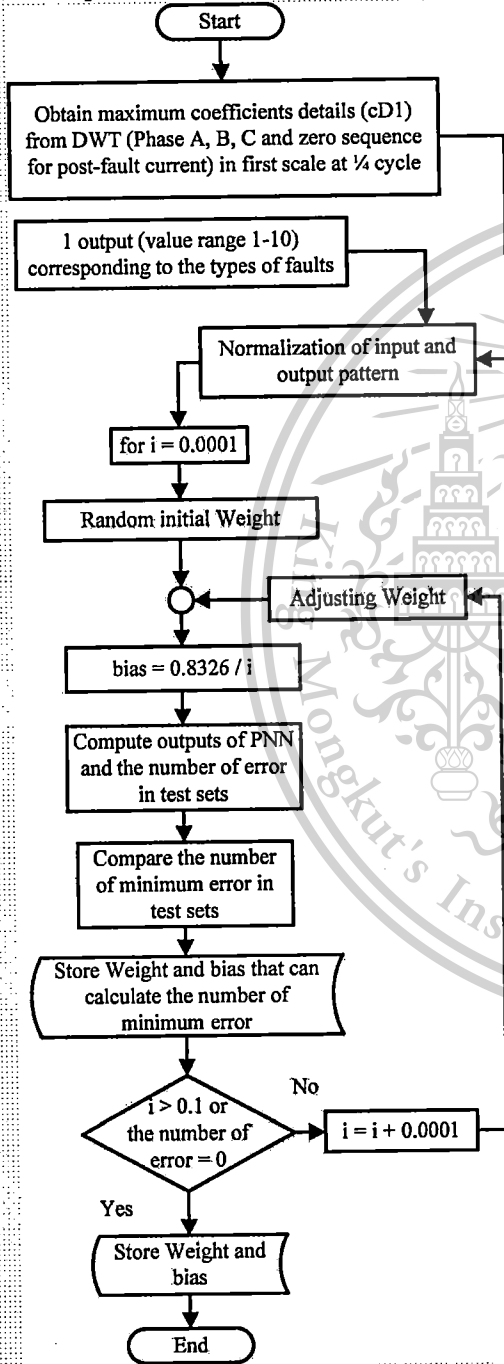


Figure 7 Flowchart for the training process

During the training process [15, 18], PNN begins with the random initial weight and increasing spread in the radial basis layer, which corresponds to bias value  $(b = \frac{0.8326}{Spread})$  from 0.0001 to 0.1. The increasing step of 0.0001 is used to compute the number of minimum error. This procedure is repeated until the maximum number of spread is reached, or the number of minimum error is equal to zero then stop training. The training process can be summarized as a flowchart illustrated in Figure 7 while results from the training process are illustrated in Table 2. In addition, radial basic function (RBF) neural network, developed from former algorithm [19], is compare with PNN decision algorithm in order to show the advantage of the proposed method.

TABLE 2. RESULTS OF TRAINING PROCESS

Information	PNN	RBF [4]
Spread	0.001	0.0021
Iterations	300	296
Total time of training process (minute)	1	7.37

After the training process, the decision algorithm is employed in order to classify the fault in the underground distribution line. Case studies are varied so that the decision algorithm capability can be verified. The total numbers of the case studies are 150. Various case studies are performed with various types of faults including the variation of fault inception angles and locations in underground cable.

In addition, the results obtained from the comparison of average accuracy among decision algorithm using PNN, decision algorithm using RBF [4], and decision algorithm using the comparison of the coefficients DWT, developed by Apisit et al [9] are shown in Table 3. The results are shown that the average accuracy of fault classification from the decision algorithm proposed in this paper is highly satisfactory. From Tables 3, the result can be seen that the PNN decision algorithm can give a better performance in classifying the fault types so PNN is selected in the decision algorithm.

TABLE 3. PERCENTAGE OF AVERAGE ACCURACY FOR FAULT TYPES

Classification of the fault types	Number of Case Studies	Fault Classification		
		PNN	RBF [4]	coefficient comparison technique [9]
Single line to ground fault	45	100.00%	97.78%	80.00%
Double line to ground fault	45	100.00%	97.78%	80.00%
Line to line fault	45	100.00%	100.00%	100.00%
Three phase fault	15	93.33%	73.33%	100.00%
Average		98.33%	92.25%	90.00%

#### 4. Conclusions

This paper proposed a technique for detecting and discriminating between external fault and internal fault of the power transformer. The simulations, analysis and diagnosis were performed using ATP/EMTP and MATLAB/Simulink. The DWT has been employed to decompose high frequency components from fault signals. The maximum ratio obtained from division algorithm between coefficient of differential current and zero sequence for post-fault differential current signals obtained by the DWT have been used as an input for the training process of the BPNN in a decision algorithm. It is shown that combination of DWT and BPNN is a powerful tool owing to its satisfactory results as shown in Table 2 and Table 3.

#### Acknowledgements

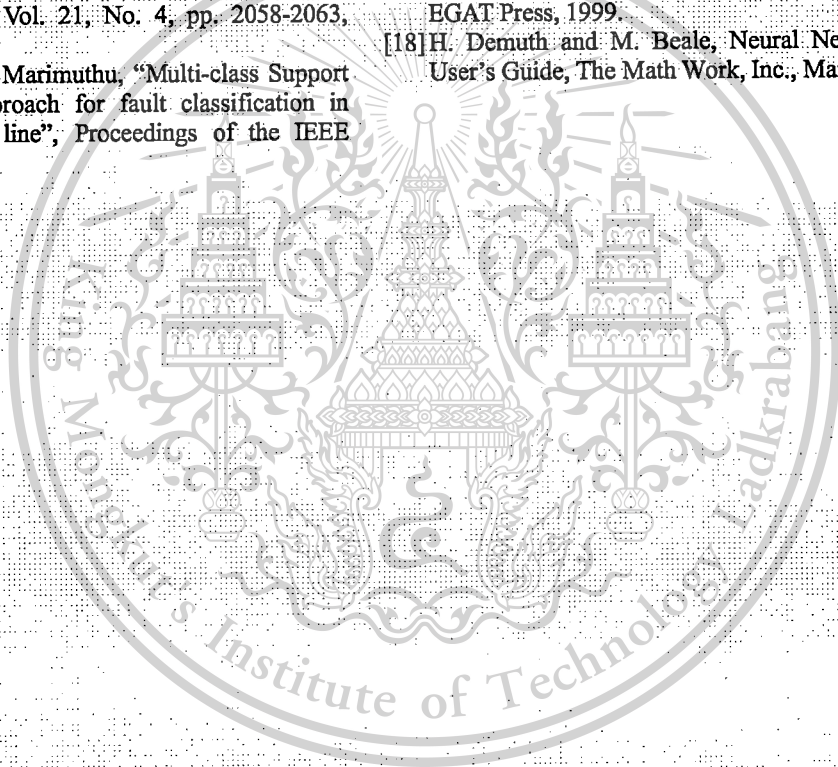
This work is partially supported by King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang Research fund. The authors wish to gratefully acknowledge their financial support.

#### References

- [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] P. Makming, S. Bunjongjit, A. Kunakorn, S. Jiriwibhakorn, and M. Kando, "Fault diagnosis in transmission lines using wavelet transforms", IEEE Transmission and Distribution Conference, Yokohama, Japan, pp. 2246-2250, October 2002.
- [3] A. Ferrero, S. Sangiovanni and E. Zappitelli, "A Fuzzy-set approach to fault-type identification in digital relaying", IEEE Transaction on Power Delivery, Vol. 10, No. 1, pp. 169-175, January 1995.
- [4] A. Ngaopitakkul and C. Pothisarn, "DWT and RBF neural networks algorithm for identifying the fault types in underground cable", 2011 IEEE Region 10 Conference (TENCON2011), pp. 1379-1382, November 2011.
- [5] J. Upendar, C.P. Gupta and G.K. Singh, "Fault Classification Scheme Based on the Adaptive Resonance Theory Neural Network for Protection of Transmission Lines", Electric Power Components and Systems, Vol. 38, No. 4, pp. 424-444, 2010.
- [6] Thai Nguyen and Yuan Liao, "Transmission Line Fault Type Classification Based on Novel Features and Neuro-fuzzy System", Electric Power Components and Systems, Vol. 38, No. 6, pp. 695-709, 2010.
- [7] Tarlochan S. Sidhu and Zhihan Xu, "Detection of Incipient Faults in Distribution Underground Cables", IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 25, No. 3, pp. 1363-1371, 2010.
- [8] El Sayed Tag El Din, Mahmoud Gilany, Mohamed Mamdouh Abdel Aziz, Doaa khalil Ibrahim "A wavelet base fault location technique for aged power cables", IEEE Power Engineering Society, Vol.3, pp.2485-2491, 2005.
- [9] C. Apisit and A. Ngaopitakkul, "Identification of Fault Types for Underground Cable using Discrete Wavelet transform", Lecture Notes in Engineering and Computer Science: Proceedings of The International MultiConference of Engineers and Computer Scientists 2010, pp.1262-1266.
- [10] P. Chiradeja and A. Ngaopitakkul, "Identification of Fault Types for Single Circuit Transmission Line using Discrete Wavelet Transforms and Artificial Neural Networks", The International Multi-Conference of Engineers and Computer Scientists 2009 (IMECS2009), Vol.2, pp. 1520 - 1525, March 2009.

Proceedings of the 2012 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Xian, 15-17 July, 2012

- [11] O. A. S. Youssef, "Combined Fuzzy-logic Wavelet-based Fault Classification Technique for Power System Relaying", *IEEE Trans. on Power Delivery*, Vol. 19, No. 2, pp. 582-589, 2004.
- [12] A.K. Pradhan, A. Routray, S. Pati and D.K. Pradhan, "Wavelet Fuzzy Combined Approach for Fault Classification of a Series-compensated Transmission Line", *IEEE Trans. On Power Delivery*, Vol. 19, No. 4, pp. 1612-1618, 2004.
- [13] K.M. Silva, B.A. Souza and N.S.D. Brito, "Fault Detection and Classification in Transmission Lines Based on Wavelet Transform and ANN", *IEEE Trans. on Power Delivery*, Vol. 21, No. 4, pp. 2058-2063, 2006.
- [14] V. Malathi and N.S. Marimuthu, "Multi-class Support Vector Machine approach for fault classification in power transmission line", *Proceedings of the IEEE International Conference on Sustainable Energy Technologies (ICSET2008)*, Singapore, pp. 67-71, November 2008.
- [15] A. Ngaopitakkul and C. Jettanasen, "Combination of Discrete Wavelet Transform and Probabilistic Neural Network Algorithm for Detecting Fault Location on Transmission System", *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, Vol. 7, No. 4, pp. 1861-1874, April 2011.
- [16] D. Van Dommelen, *Alternative Transient Program Rule Book*, Leuven EMTP Center, Belgium, 1991.
- [17] EGAT, *Switching and Transmission Line Diagram*, EGAT Press, 1999.
- [18] H. Demuth and M. Beale, *Neural Network Toolbox User's Guide*, The Math Work, Inc., March 2001.



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่ผลงานได้ค่าพื่นการตั้งงานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไมออนุญาตให้ไปใช้ประโยชน์ด้านกรรค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา 366 ต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

# Discrete Wavelet Transform and Probabilistic Neural Network Algorithm for Fault Location in Underground Cable

C. Apisit, C. Positharn

Department of Electrical Engineering, Faculty of  
Engineering,  
King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang,  
Bangkok, THAILAND  
e-mail: kpchaich@kmitl.ac.th

A. Ngaopitakkul

Department of Electrical Engineering, Faculty of  
Engineering,  
King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang,  
Bangkok, THAILAND  
e-mail: knatthap@kmitl.ac.th

**Abstract**—This paper proposes an algorithm based on a combination of discrete wavelet transform (DWT) and probabilistic neural network (PNN) for locating fault on underground cable. Simulations and the training process for the PNN are performed using ATP/EMTP and MATLAB. The mother wavelet daubechies4 (db4) is employed to decompose high frequency component from fault signals. The first peak time in first scale of each bus, that can detect fault, is used as input pattern for the training pattern. Various cases studies based on Thailand electricity distribution underground systems have been investigated so that the algorithm can be implemented. The results show that the proposed algorithm is capable of performing the fault location with satisfactory accuracy.

**Keywords**—Wavelet Transform, Underground Distribution Cable, Fault Location, Probabilistic Neural Network

## I. INTRODUCTION

In decade, several techniques have been employed to determine the fault location in underground cable such as age cable [1], bridge technique [3], Murry loop pulse radar [2], and traveling wave [3-5] but each technique has different solutions. In addition, a technique selection is available for fault location; it depends on several factors such as length of circuit (or cable), type of fault (sustained or temporary), and etc. Based on the traveling wave, in previous research works [6], discrete wavelet transform (DWT) based on traveling wave is employed to detect the high frequency components, and to identify fault locations in the underground distribution system. The first peak time that can detect fault obtained from all buses is compared, and the fastest two first peak times obtained from comparison are used as input data for traveling wave theory. Although the accuracy of fault locations from the prediction of the traveling wave theory is highly satisfactory but the effect of the change in the propagating velocity of traveling wave cannot be neglected.

As the work presented in this paper is part of a research project sponsored by the National Research Council of Thailand and King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang (KMITL) research fund, Thailand, the authors would like to thank them for this financial support.

In recent years, the artificial intelligent are often employed for fault location due that these algorithms can give precise results. Back-propagation neural network (BPNN) is the most well-known and widely applied today because it can solve almost all types of problems. In practice, BPNN is partly limited by the slow training performance. In order to overcome this problem, other artificial intelligent algorithm has been developed. It is interesting to investigate an appropriate probabilistic neural network if the fault location in underground cable can be identified using wavelet transform and probabilistic neural network for being included in newly-developed protection systems.

Hence, this paper aims to present a development of a new decision algorithm used in the protective relays in order to indicate fault location. The fault conditions are simulated using ATP/EMTP. The current waveforms obtained from the simulation, then, are extracted using the DWT. The decision algorithm is constructed based on the probabilistic neural network. The validity of the proposed algorithm is tested with various fault inception angles, fault locations, and faulty phases.

## II. SIMULATION

The ATP/EMTP is employed to simulate fault signals, at a sampling rate of 200 kHz. The system employed in case studies is chosen based on the underground distribution system as illustrated in Fig. 1. In addition, a cross-sectional view of a cable is shown in Fig. 2. To avoid complexity, the fault resistance is assumed to be 10. Fault patterns in the simulations are performed with various changes of system parameters as follows:

- Fault types are single line to ground, double lines to ground, line to line, and three-phase fault.
- Fault locations are from 1 km to 5 km (each step = 1 km) of the underground cable length measured from the sending end
- Fault inception angles on the phase A voltage waveform are varied from 0° to 150° with a step of 30°

ไม่วารณใดทงสิน อิกทงห้หมมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

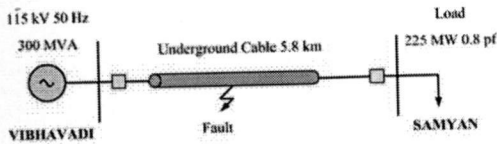


Fig. 1. The system used in simulation studies [6, 7]

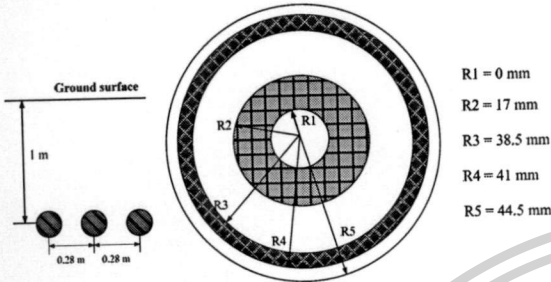


Fig. 2. The configuration of cable in simulation studies

The example of ATP/EMTP simulated fault signals is illustrated in Fig. 3. This is a fault occurring between phase A and ground at 1 km measured from the sending bus as depicted in Fig. 1. The fault signals generated using ATP/EMTP are interfaced to the MATLAB for the fault detection algorithm.

### III. DECISION ALGORITHM

From the simulated signals, DWT is applied to the quarter cycle of current waveforms after the fault inception. The mother wavelet daubechies4 (db4) [6, 8, 9] is employed to decompose high frequency components from the current signals. Coefficients obtained using DWT of signals are squared. The coefficients of scale 1 obtained using the DWT are used for training and test processes of the PNN.

A training process is performed using neural network toolboxes in MATLAB [10]. Before the training process, input data sets are normalized and divided into 300 sets for training and 150 sets for tests. A structure of the PNN consists of 2 neurons for the inputs and 1 neuron for the output while the number of neurons in radial basis layer is 35 (because that number of neurons is always equal to the number of training sets) as shown in Fig. 4. The time that the fault signal used to reach the ends of the

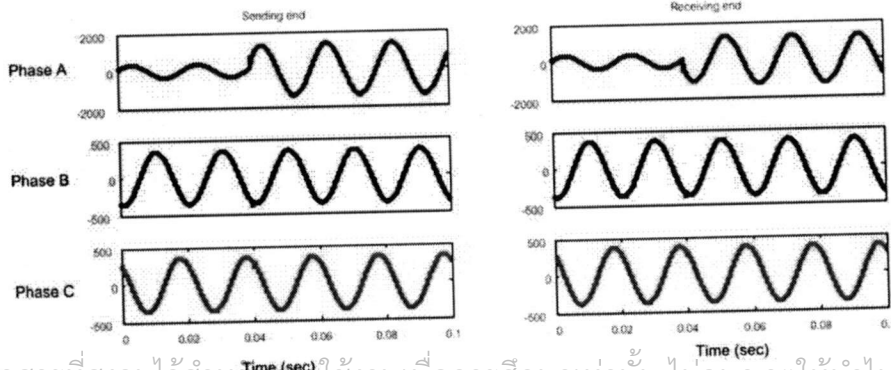


Fig. 3. Example of ATP/EMTP simulated fault signals for AG fault at sending end.

TABLE I. OUTPUT OF PNN FOR IDENTIFYING THE FAULT LOCATIONS

Output of PNN	Fault location (km) (Distance measured from the sending end)
1	1
2	1.5
3	2
4	2.5
5	2.9
6	3.5
7	4
8	4.5
9	4.8

distribution cable is considered as input data for PNN as shown in Fig. 4. The output variables of the PNN are designated as value range from 1 to 9, corresponding to various location of fault as shown in Table I.

A training process of PNN involves two stages as follows:

Input values are propagated to each neuron in the first layer. The radial basis layer computes distance from the input vector to weight vector, and produces output in radial basis layer as expressed in Equation 1.

$$\phi(p) = \exp\left(-\frac{\|p - IW_{1,1}\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (1)$$

where  $p$  is the input pattern vector

$IW_{1,1}$  is the center vector of radial basis layer

$\sigma$  is the spread constant for radial basis layer, which corresponds to bias value ( $b = \frac{0.8326}{Spread}$ )

$\phi(p)$  is the output of radial basis layer

2. Each neuron in the competitive layer receives all radial basis layer outputs associated with a given class, and produces, as its net output, a vector of probabilities. Finally, a competitive activation function on the output of the competitive layer picks the maximum of these probabilities, and produces a 1 for that class and a 0 for the other classes as shown in Equation 2 [10].

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้ในงานเพื่อการศึกษเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

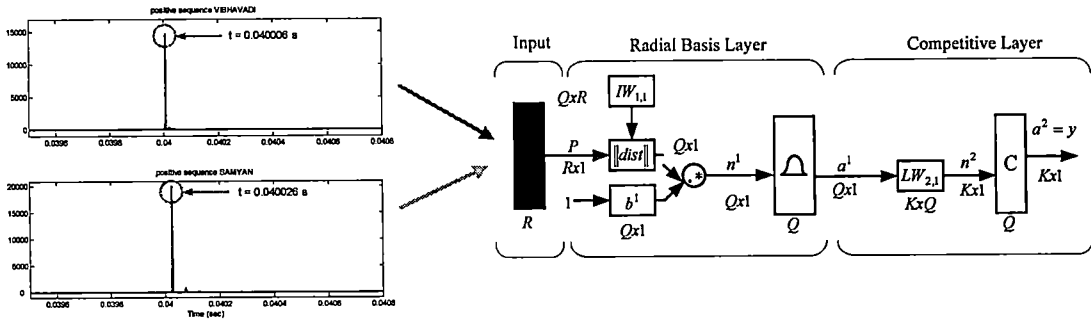


Fig. 4. Probabilistic First peak in the scale 1 at both ends of underground cable for PNN.

TABLE II RESULTS OF TRAINING PROCESS

Information	
Spread	0.001
Iterations	300
Number of Error for Test set	0
Total time of training process (minute)	1

$$o/p_{ANN} = f^4(LW_{2,1} * \varphi(p)) \quad (2)$$

where  $LW_{2,1}$  = weight vector between radial basis layer and competitive layer

$f^4$  = competitive activation function

During the training process [10], PNN begins with the random initial weight and increasing spread in the radial basis layer, which corresponds to bias value ( $b = \frac{0.8326}{Spread}$ ) from 0.0001 to 0.1. The increase step of 0.0001 is used to compute the number of minimum error. This procedure is repeated until the maximum number of spread is reached, or the number of minimum error is equal to zero then stop training. The training process can be summarized as a flowchart illustrated in Fig. 5 while results from the training process are illustrated in Table II.

After the training process, the decision algorithm is employed in order to locate the fault in the underground distribution line. Case studies are varied so that the decision algorithm capability can be verified as shown in Table III. The total numbers of the case studies are 150. Various case studies are performed with various types of faults including the variation of fault inception angles and locations in underground cable. The results are shown that the average accuracy of fault location from the decision algorithm proposed in this paper is highly satisfactory.

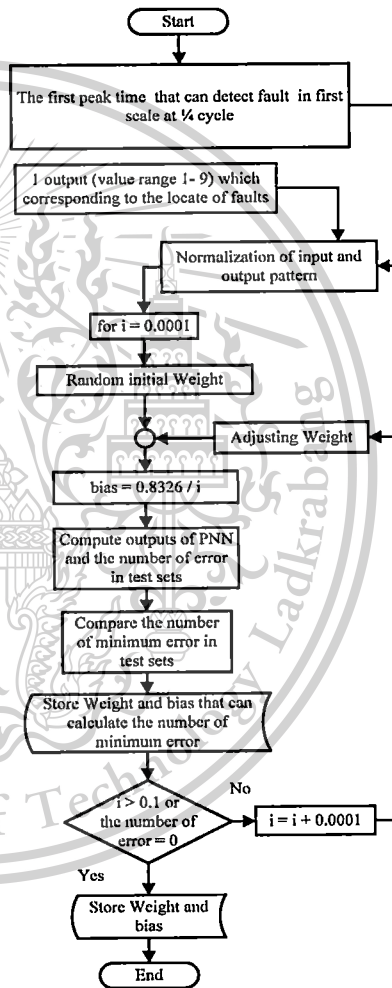


Fig. 5. Flowchart for the training process.

TABLE III. AVERAGE ERROR OF TEST SET FOR LOCATING FAULT

Classification of the fault types	Number of Case Studies	Fault Location	
		Wavelet and PNN	Wavelet based on Travelling wave [9]
Single line to ground fault	45	0.00	1.075
Double line to ground fault	45	0.00	1.075
Line to line fault	45	0.00	1.075
Three phase fault	15	0.00	1.075
Average		0.00	1.075

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้เผยแพร่หรือใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

#### IV. CONCLUSIONS

An algorithm based on a combination of DWT and PNN for locating fault in underground distribution system has been proposed. The DWT has been employed to decompose high frequency components from fault signals. The time that the fault signal uses to reach the ends of the distribution cable is used as an input for the training process of the PNN in a decision algorithm. Various case studies were done including the variation of fault inception angles and fault types. It is shown that combination of DWT and PNN is a powerful tool owing to its satisfactory results as shown in Table III.

#### REFERENCES

- [1] El Sayed Tag El Din, Mahmoud Gilany, Mohamed Mamdouh Abdel Aziz and Doaa khalil Ibrahim, "A wavelet base fault location technique for aged power cables," *IEEE Power Engineering Society*, Vol. 3, pp. 2485-2491, 2005.
- [2] E.C. Bascom and D.W. Von Dollen, "Computerized underground cable fault location expertise," *IEEE Power Engineering Society Transmission and Distribution Conference*, pp. 376-382, 1994.
- [3] S. Potivejkul, P. Kerdonfag, S. Jamnian, and V. Kinnares, "Design of lowvoltage cable fault detector," *IEEE Power Engineer. Society Winter Meeting*, pp. 724-729, 2000.
- [4] C. M. Wiggins, D. E. Thomas, T. M. Salas, F. S. Nickel, and H.-W. Ng, "A novel concept for underground cable fault location. IEEE Transaction," *IEEE Transaction on Power Delivery*, pp. 591-597, 1994.
- [5] M. S. Choi, D.-S. Lee, and X. Yang, "A line to ground fault location algorithm for underground cable system," *KIEE International Transactions on Power Engineering*, pp. 267-273, 2005.
- [6] A. Ngaopitakkul, C. Apisit, C. Pothisarn, C. Jettanasen and S. Jaikhan, "Identification of Fault Locations in Underground Distribution System using Discrete Wavelet Transform," *International Multi-Conference of Engineers and Computer Scientists*, Vol.2, pp. 1188-1192, 2010.
- [7] "Switching and Transmission Line Diagram". Electricity Generation Authorisation Thailand (EGAT).
- [8] N. S. D. Brito, B. A. Souza and F. A. C Pires, "Daubechies wavelets in Quality of Electrical Power," *Proc. IEEE/PES ICHQP*, pp511-515, 1998.
- [9] A. Ngaopitakkul, and C. Jettanasen, "Combination of Discrete Wavelet Transform and Probabilistic Neural Network Algorithm for Detecting Fault Location on Transmission System" *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, Vol. 7, No. 4, pp. 1861-1874, 2011.
- [10] H. Demuth and M. Beale, *Neural Network Toolbox User's Guide*, The Math Work, Inc., March 2001.



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา 1578 ต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

# Application of Back-propagation Neural Network for Transformer Differential Protection Schemes

## Part 1 Discrimination between External Short Circuit and Internal Winding fault

Atthapol Ngaopitakkul, Chaiyan Jettanasen,  
Jittiphong Klomjit, Chaichan Pothisarn  
Department of Electrical Engineering, Faculty of  
Engineering, King Mongkut's Institute of Technology  
Ladkrabang, Bangkok, 10520 THAILAND  
e-mail: [knatthap@live.kmitl.ac.th](mailto:knatthap@live.kmitl.ac.th)

Buncha Seewirote, Nuchtitia Suttisinthong  
Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering,  
Thonburi University, Bangkok, 10160  
THAILAND  
e-mail: [nuchtitia@ideafield.co.th](mailto:nuchtitia@ideafield.co.th)

**Abstract**— This paper proposes an algorithm based on a combination of discrete wavelet transform (DWT) and back-propagation neural network (BPNN) for discriminating between external fault and internal winding fault of three-phase two-winding transformer. The DWT is employed for extracting the high frequency component contained in the post-fault differential current waveforms, and the coefficients of the first scale from the DWT that can detect fault are investigated as an input for the training pattern. Various cases studies based on Thailand electricity transmission and distribution systems have been investigated so that the algorithm can be implemented. Results show that the proposed technique is highly satisfactory.

**Keywords** — Back-propagation neural network, Discrete Wavelet Transforms, Internal faults, External faults, Transformer windings

### I. INTRODUCTION

In the literature for fault detection, several decision algorithms have been developed to be employed in the protective relay [1-7] for preventing maloperation of the protective equipment under different nonfault conditions, including magnetizing inrush current, ratio mismatch, through-fault current line, etc. Most of them have different solutions and techniques [1-7]. A novel concept for transformer design with an asymmetric winding configuration to reduce the inrush current with appropriate voltage regulation and short circuit current has been proposed in [1]. An algorithm for protecting the three-winding transformer using the increments of flux linkages (IFLs) have been proposed in [2]. Nine detectors and a rule are suggested for fault detection, the faulted phase, and winding identification.

The idea of application of wavelet transform to fault diagnosis is not new, and there are a number of research papers related to this idea [3-10]. A new wavelet model for the power transformer has been proposed in [3]. This proposed is based on the filtering nature of the transformer windings and iron core, and took into account the active coupling between the

windings and the iron core. In [4], the wavelet packet transform (WPT) based differential protective relay using Butterworth passive (BP) filters has been successfully distinguished the magnetizing inrush current and restrained the relay from operation. In previous research works [5-7], in order to discriminate between external fault and internal fault in power transformer, the comparisons of the coefficients of discrete wavelet transform (DWT) have been performed. The proposed decision algorithm can give more satisfactory results for identification between internal fault and external fault. However, DWT may not be adequate to complete characterization. The performance of DWT would be developed in order to increase its effectiveness to deal with the problems in power transformer protection. As a result, this paper is interested in the decision algorithm for detecting and discriminating between internal fault and external fault for power transformer. The simulations, analysis, and diagnosis are performed using ATP/EMTP and MATLAB on a PC Pentium IV 2.2 GHz 3GB. A decision algorithm is based on DWT as an alternative or improvement to the existing protective relaying functions. The DWT is employed in extracting the high frequency component contained in the fault currents, and the coefficients of the first scale from the DWT that can detect fault are investigated. The construction of the decision algorithm is detailed and implemented with various case studies based on Thailand electricity transmission and distribution systems.

### II. SIMULATION

A 50 MVA, 115/23 kV two-winding three-phase transformer was employed in simulations with all parameters and configuration provided by a manufacturer [8]. The scheme under investigations is a part of Thailand electricity transmission and distribution system as depicted in Fig. 1. It can be seen that the transformer as a step down transformer is connected between two subtransmission sections. To

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

plement the transformer model, simulations were performed with various changes in system parameters as follows:

- The angles on phase A voltage waveform for the instants of fault inception were  $0^\circ$ - $330^\circ$  (each step is  $30^\circ$ ).
- Internal faults type at the transformer windings (both primary and secondary) which is winding to ground faults was investigated.
- The fault position were designated on any phases of the transformer windings (both primary and secondary), was varied at the length of 10%, 20%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70%, 80%, and 90% measured from the line end of the windings.
- Fault resistance was  $5 \Omega$

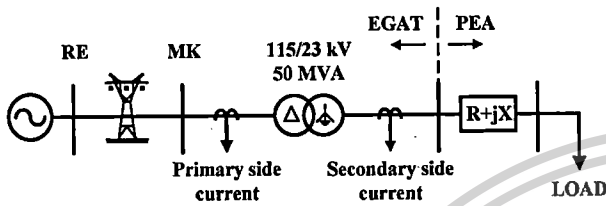


Fig. 1. The system used in simulations studies.[9]

For simulations of external short circuit occurring at the transmission lines at both sides of the transformer, case studies were varied as follows:

- The angles on phase A voltage waveform for the faults were  $30^\circ$  and  $210^\circ$ .
- Types of faults were single line to ground, double lines to ground, line to line, and three-phase faults (AG, BG, CG, AB, BC, CA, ABC).
- The fault locations on the transmission lines were at the length of 10%, 20%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70%, 80%, and 90%.
- Fault resistance was  $5 \Omega$ .

The primary and secondary current waveforms can be simulated using ATP/EMTP, and these waveforms are interfaced to MATLAB/Simulink for a construction of fault diagnosis process. With fault signals obtained from the simulations, the differential currents, which are a deduction between the primary current and the secondary current in all three phases as well as the zero sequence, are calculated, and the resultant current signals are extracted using the Discrete Wavelet Transform (DWT). The coefficients of the signals obtained from the DWT are squared for a more explicit comparison. Fig.2. illustrates an example of an extraction using DWT for the differential currents and zero sequence current from scale 1 to scale 5 for a case of winding phase A to ground fault at 20% in length of the high voltage winding while case of phase A to ground fault is at 20% in length of the high voltage side as shown in Fig.3.

The primary and secondary current waveforms, then, can be simulated using ATP/EMTP, and these waveforms are interfaced to MATLAB/Simulink for a construction of fault diagnosis process. The fault signal in each phase is obtained from primary and secondary current of transformer as

illustrated in Fig. 4 to Fig. 5. An example of primary and secondary current for a case of winding phase A to ground fault at 20% in length of the high voltage winding as shown in Fig. 4 while Fig. 5 is obtained when winding phase A to ground fault occurred at 20% in length of the low voltage side.

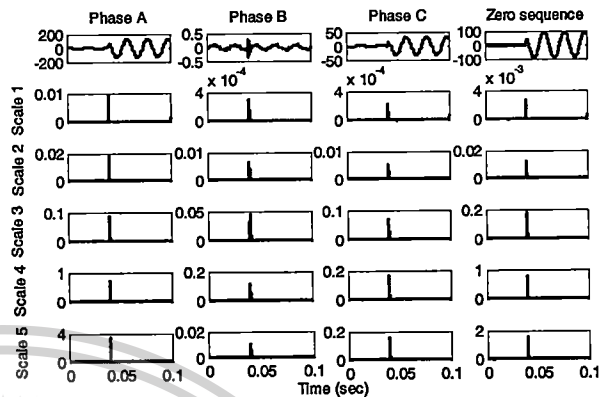


Fig. 2. DWT of differential currents (Winding to ground fault at 20% in length of the high voltage winding)

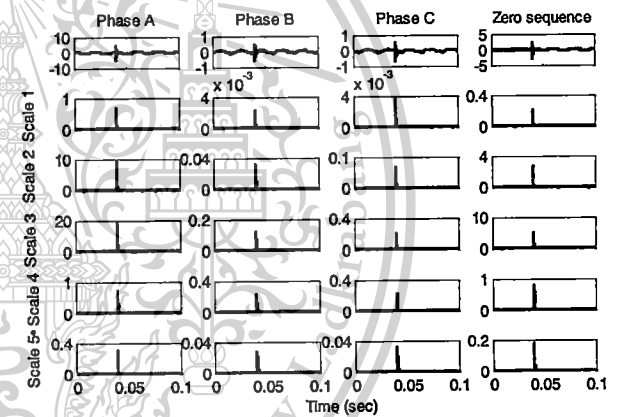


Fig. 3. DWT of differential currents (Phase A to ground fault at 20% in length of the high voltage side)

### III. NEURAL NETWORK DECISION ALGORITHM

From the simulated signals, DWT is applied to the quarter cycle of differential current waveforms after the fault inception. The comparison of the coefficients from each scale is considered as shown in Figure 4. By performing many simulations [5-7], it has been found that when applying the previously detailed algorithm for detecting internal faults at the transformer winding, the coefficient in scale 1 (50-100 kHz) from DWT seems enough as an index for the occurrence of faults. As a result, it is unnecessary to use other coefficients from higher scales in this algorithm, and the coefficients of scale 1 obtained using the DWT are used for training and test processes of the back propagation neural network (BPNN).

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

Before carrying out the training process, input data sets are normalized and divided into 252 sets for training and 168 sets for validation. The architecture (input pattern) is a key factor in the BPNN structure. The choice of input pattern can change the behavior of the BPNN considerably. Hence, the objective of this paper is to consider studies of an input pattern for the algorithm used in the detection and discrimination between external fault and internal fault of the power transformer.

In this paper, a structure of a BPNN consists of three layers which are an input layer, two hidden layers, and an output layer. Each layer is connected with weights and bias. The maximum coefficients of DWT at 1/4 cycle that can detect fault or post-fault differential current waveforms at 1/4 cycle are used as input patterns for training process, and the results obtained from the decision algorithm are investigated. The output variables of the neural networks are designated as either 0 or 1, corresponding to external fault and internal fault. If output value of BPNN is less than 0.5, external fault does occur; conversely, if this output value of BPNN is more than 0.5, internal fault does occur. In addition, hyperbolic tangent sigmoid functions are used as an activation function in all hidden layers while linear function is used as an activation function in output layers.

Case 1: The maximum coefficients of DWT that can detect fault

Before the training process, a structure of the BPNN consists of 4 neurons inputs, two hidden layers, and 1 neuron output. The inputs patterns are the maximum coefficients details (cD1) from DWT in first scale at 1/4 cycle of phase A, B, C and zero sequence for post-fault differential current waveforms as shown in Fig. 5.

Case 2: The maximum ratio obtained from division algorithm of DWT

Before the training process, a structure of the back propagation neural network consists of 3 neurons inputs, two hidden layers, and 1 neuron output as shown in Fig. 6. The inputs patterns are maximum ratio obtained from division algorithm between coefficient from DWT of differential current and zero sequence for post-fault differential current waveforms as shown in Fig. 7.

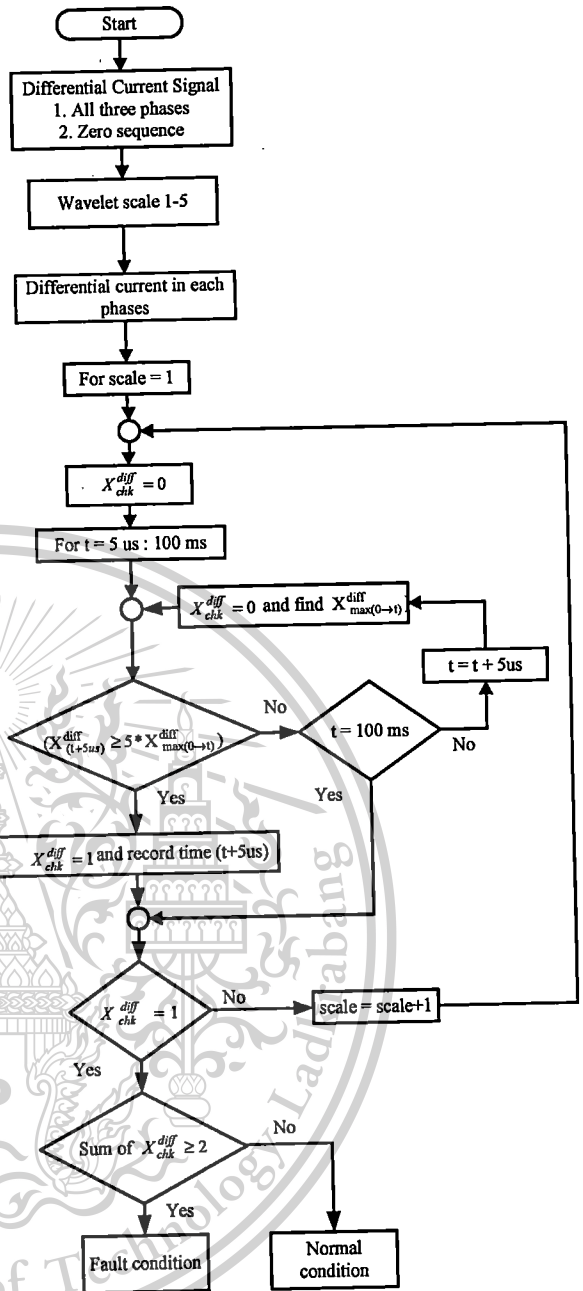


Fig. 4. DWT of differential currents (Phase A to ground fault at 20% in length of the high voltage side)

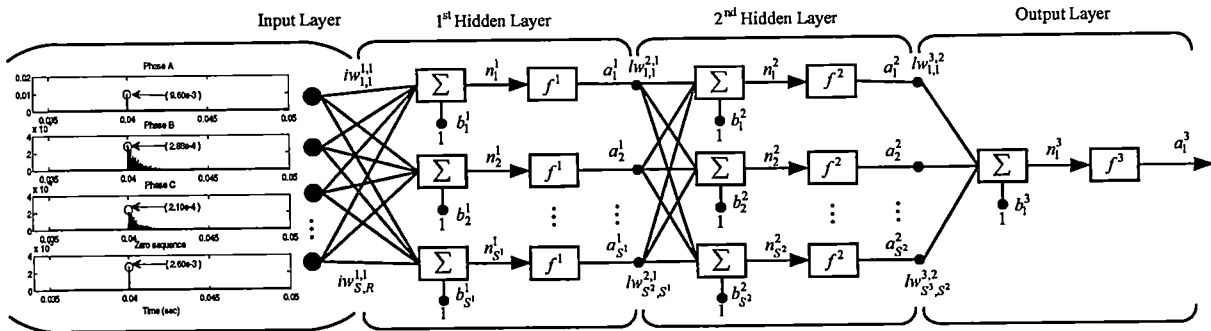


Fig. 5. Maximum coefficients in the scale 1 of differential current signal as input pattern for BPNN.

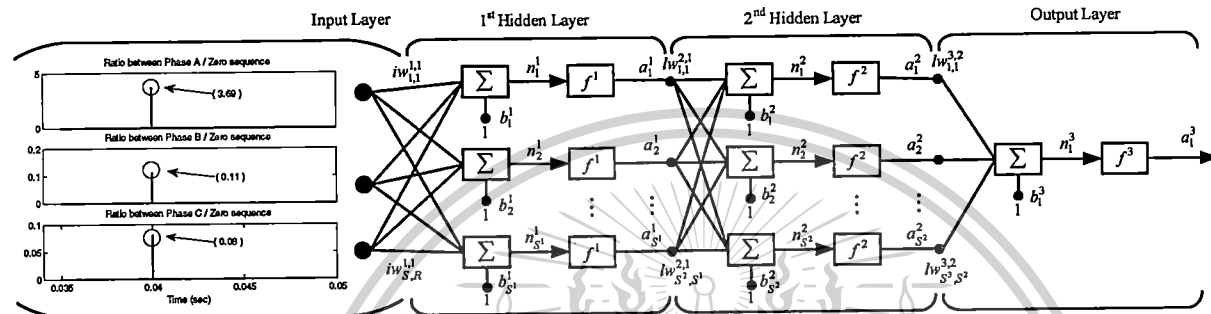
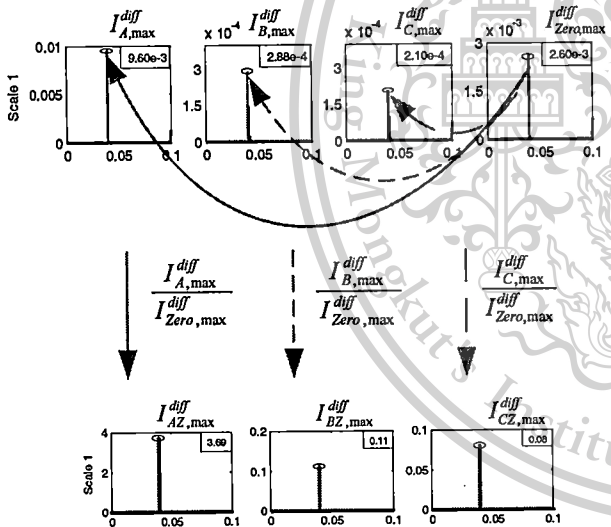


Fig. 6. Maximum ratio from the division algorithm of differential current signal as input pattern for BPNN.



7. Result of maximum ratio from the division algorithm proposed in the scale 1.

A training process was performed using neural network boxes in MATLAB. It can be divided into three parts as follows [10]:

- 1 The feedforward input pattern, which has a propagation data from the input layer to the hidden layer and finally to the output layer for calculating responses from input patterns treated in Equations 1 and 2.

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

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

- where,
- p = input vector of BPNN
  - $iw^{1,1}$  = weights between input and the first hidden layer
  - $iw^{2,1}$  = weights between the first and the second hidden layers
  - $iw^{3,2}$  = weights between the second hidden layer and output layers
  - $b^1, b^2$  = bias in the first and the second hidden layers respectively
  - $b^3$  = bias in output layers
  - $f^1, f^2$  = activation function (Hyperbolic tangent sigmoid function : tanh)
  - $f^3$  = activation function (Linear function)

2 The back-propagation for the associated error between outputs of neural networks and target outputs; the error is fed to all neurons in the next lower layer, and also used as an adjustment of weights and bias.

3 The adjustment of the weights and bias by Levenberg-Marquardt (trainlm). This process is aimed at trying to match between the calculated outputs and the target outputs. Mean absolute percentage error (MAPE) as an index for efficiency

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

termination of the back-propagation neural networks is computed using Equation 3.

$$MAPE = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n \left| \frac{o/P_{ANNi} - o/P_{TARGETi}}{o/P_{TARGETi}} \right| * 100\% \quad (3)$$

where,  
n = input vector of BPNN

In this training process, a number of neurons in both hidden layers was increased in order to select the best performance. During the training process, the weight and biases were adjusted, and there were 20,000 iterations used to compute the best value of MAPE. The number of neurons in both hidden layers was increased before repeating the cycle of the training process. The training procedure was stopped when reaching the final number of neurons for the first hidden layer or the MAPE of test sets was less than 0.5%. The training process can be summarized in Fig.8. while various results from the training process are shown in Table 1.

TABLE I. COMPARISON RESULTS OF TRAINING PROCESS

Information for comparison	Case 1	Case 2
Number of neurons input	4	3
Number of neurons in hidden 1	4	4
Number of neurons in hidden 2	3	3
Number of neurons output	1	1
MAPE of validation set	2.43%	1.54%
Total time of training process (minute)	30.20	27.48

After the training process, the decision algorithm is employed in order to discriminate between internal fault and external fault in the power transformer. Case studies are varied so that the decision algorithm capability can be verified. The total numbers of the case studies are 504. There are 324 sets for internal winding fault and 180 sets for external short circuit. The results obtained from the algorithm proposed in this paper are shown in Table 2 and Table 3. The results are shown that the average accuracy of fault detection from the decision algorithm proposed in this paper is highly satisfactory. This is an improvement of the fault detection which is based on the coefficient comparison technique [7].

IV. CONCLUSION

In this paper, a decision algorithm based on discrete wavelet transform (DWT) and back-propagation neural network (BPNN) for discriminating between external fault and internal fault of the power transformer has been discussed. The fault conditions are simulated using ATP/EMTP. The current waveforms obtained from the simulation, then, are extracted using the DWT. Daubechies4 (db4) was selected as mother wavelet in order to decompose high frequency components from fault signals. The decision algorithm is constructed based

on the BPNN. In addition, BPNN was divided into two case studies training for comparing between maximum coefficient of DWT and maximum ratio obtained from division algorithm. Various case studies have been carried out by taking into account the variation of fault types and different locations on both primary and secondary of power transformer. The result is shown that an average accuracy obtained from maximum coefficients details (cD1) from DWT in first scale is more satisfactory with an accuracy of higher than 93% as shown in Table 2 and Table 3. This technique would be useful in the differential protection scheme for the transformer. The further work will be the improvement of the algorithm so that magnetizing inrush current of the transformer can be identified.

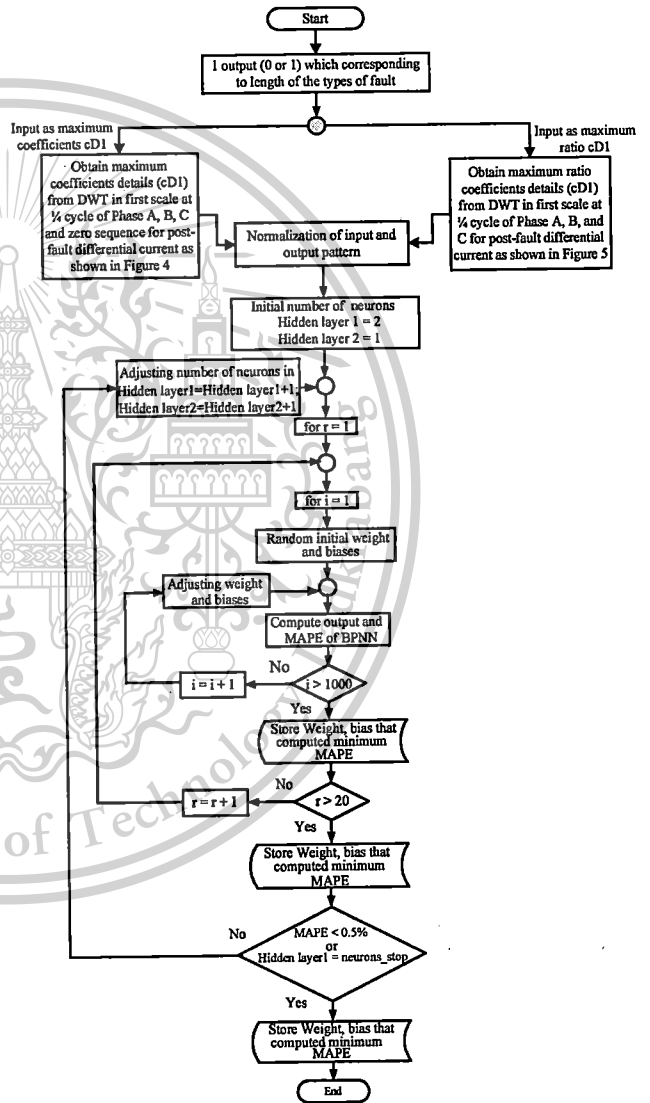


Fig. 8. Flowchart for the training process.

TABLE II. PERCENTAGE OF AVERAGE ACCURACY IN CASE OF INTERNAL WINDING FAULT

coil	In case of maximum coefficient (Case 1)						In case of maximum ratio from the division algorithm (Case 2)					
	High Voltage Winding			Low Voltage Winding			High Voltage Winding			Low Voltage Winding		
	AC	BA	CB	A	B	C	AC	BA	CB	A	B	C
10%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
20%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
30%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
40%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
50%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	0%	100%	100%	100%	100%	100%
60%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
70%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
80%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
90%	100%	100%	100%	100%	100%	0%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
Average	100%			96.30%			96.30%			100%		

TABLE III. PERCENTAGE OF AVERAGE ACCURACY IN CASE OF EXTERNAL SHORT CIRCUIT

distance	In case of maximum coefficient (Case 1)						In case of maximum ratio from the division algorithm (Case 2)					
	High Voltage Side			Low Voltage Side			High Voltage Side			Low Voltage Side		
	A	B	C	A	B	C	A	B	C	A	B	C
20%	100%	0%	100%	100%	100%	100%	100%	0%	100%	100%	100%	100%
40%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	0%	100%	100%	100%	100%
50%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
60%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
80%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
Average	93.33%			100%			86.67%			100%		

ACKNOWLEDGMENT

This work is partially supported by the National Research Council of Thailand and King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang Research fund. The authors would like to thank for this financial support. The authors would like also to gratefully acknowledge the helpful comments and suggestions of the reviewers, which have improved the presentation.

REFERENCES

- [1] J. F. Chen, T. J. Liang, C. K. Cheng, S. D. Chen, R. L. Lin, and W. H. Yang, "Asymmetrical winding configuration to reduce inrush current with appropriate short circuit current in transformer," IEE Proc. Electr. Power Appl., Vol. 152, No. 3, pp. 605-611, May 2005.
- [2] Y. C. Kang, B. E. Lee, T. Y. Zheng, Y. H. Kim, and P. A. Crossley, "Protection, faulted phase and winding identification for the three-winding transformer using the increments of flux linkages", IET Generation, Transmission & Distribution, Vol.4, No.9, pp. 1060-1068, 2010.
- [3] S. A. Saleh and M. A. Rahman, "A New Transient Model for Three-Phase Power Transformers Using a Wavelet Filter Bank," IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 20, No. 2, pp. 1409-1414, Apr. 2005.
- [4] Saleh A. Saleh, Benjamin Scaplen, and M. Azizur Rahman, "A New Implementation Method of Wavelet Packet Transform Differential Protection for Power Transformers", IEEE Trans. on Industry Applications, Vol.47, No.2, pp. 1003-1012, 2011.
- [5] A. Ngaopitakkul, A. Kunakorn and I. Ngamroo, Discrimination between External Short Circuits and Internal Faults in Transformer Windings using Discrete Wavelet Transforms, IEEE Industries Application Society Annual Conference 40th, pp. 448-452, 2005.
- [6] C. Jettanasen, and A. Ngaopitakkul, The spectrum comparison technique of DWT for discrimination between external fault and internal faults in Power Transformer, 17th International Conference on Electrical Engineering (ICEE2011), pp. 1-4, July 2011.
- [7] C. Pothisarn, C. Jettanasen, J. Klomjit and A. Ngaopitakkul, Coefficient Comparison Technique of Discrete Wavelet Transform for Discriminating between External Short Circuit and Internal Winding Fault in Power Transformer, Lecture Notes in Engineering and Computer Science: Proceedings of The International MultiConference of Engineers and Computer Scientists 2012, pp. 1129-1134, 2012.
- [8] ABB Thailand, Test report no. 56039.
- [9] Switching and Transmission Line Diagram Electricity Generation Authorisation Thailand, 2002.
- [10] H. Demuth and M. Beale, Neural Network Toolbox User's Guide, The Math Work, Inc., March 2001.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

# Application of Back-propagation Neural Network for Transformer Differential Protection Schemes Part 2 Identification the phase with fault appearance in power transformer

Atthapol Ngaopitakkul, Chaichan Pothisarn,  
Sulee Bunjongjit, Jittiphong Klomjit  
Department of Electrical Engineering, Faculty of  
Engineering, King Mongkut's Institute of Technology  
Ladkrabang, Bangkok, 10520 THAILAND  
e-mail: [knatthap@live.kmitl.ac.th](mailto:knatthap@live.kmitl.ac.th)

Boonlert Suechoey  
Department of Electrical Engineering,  
Faculty of Engineering, South-East Asia University,  
Bangkok, 10160 THAILAND  
e-mail: [boonlert@sau.ac.th](mailto:boonlert@sau.ac.th)

**Abstract**— In this paper, a decision algorithm for identifying the phase with fault appearance of a two-winding three-phase transformer has been proposed. A decision algorithm based on a combination of Discrete Wavelet Transforms and back-propagation neural networks (BPNN) is developed. Daubechies4 (db4) is employed as mother wavelet in order to decompose high frequency components from fault signals. The maximum coefficients of DWT at  $\frac{1}{4}$  cycle of phase A, B, C and zero sequence for post-fault differential current are used as input patterns for training process, and the results obtained from the decision algorithm are investigated. Various cases and fault types are studied to verify the validity of the algorithm. The result is found that the proposed decision algorithm can give more satisfactory results.

**Keywords** — Back-propagation neural network, Transformer, Discrete Wavelet Transforms, Differential Protection

## I. INTRODUCTION

During the course of recent years, the development of fault diagnosis techniques for the power transformer has been progressed with the several techniques [1-5]. The idea of application of wavelet transform to fault diagnosis is not new, and there are a number of research papers related to this idea [1-6]. Most research works [3-5] are interested in only the effects from magnetizing inrush current and the discrimination between magnetizing inrush current and internal faults. A new online technique to identify mechanical faults within a power transformer has been proposed in [1]. A new wavelet model for the power transformer has been proposed in [2]. A technique for discrimination between an internal fault and an inrush current using the two-terminal network has been proposed in [3]. A novel concept for transformer design with an asymmetric winding configuration to reduce the inrush current with appropriate voltage regulation and short circuit current has been proposed in [4]. In previous research works [5-6], in order to discriminate between external fault and internal fault in power transformer, the comparisons of the coefficients of discrete wavelet transform (DWT) have been performed. The comparison of the coefficients from first scale that can detect fault is considered. Although the wavelet transform is very effective in detecting transient signals generated by the faults, but identifying types of internal fault and locating the phase with fault appearance are as important as fault detection. In previous research works [5], for

identifying the phase with fault appearance, the division between the maximum coefficient of different current phase (A, B, C) and zero sequence differential current, was performed as comparison indicators. The proposed decision algorithm can give more satisfactory results but it may be complexity.

Therefore, this paper concentrates on the types of internal fault in the transformer winding in order to prevent false tripping and decrease complexity for analyzing the types of internal fault. An application of DWT and a decision algorithm based on back-propagation neural networks (BPNN) can be applied to develop the signal analysis of electrical power system and increase in the performance of protection devices subjected to fast and precise operation. The transformer model [5, 7-9] with the stray capacitances is used so that internal fault signals with high frequency components can be calculated. The current waveforms obtained from simulations are extracted to several scales with the DWT, and the coefficients of the first scale from the DWT are investigated. The comparison of the coefficients is performed and used as an input for training processes of the BPNN. The construction of the decision algorithm is detailed and implemented with various case studies based on Thailand electricity transmission and distribution systems.

## II. SIMULATION

A 50 MVA, 115/23 kV two-winding three-phase transformer was employed in simulations with all parameters and configuration provided by a manufacturer [10]. The scheme under investigations is a part of Thailand electricity transmission and distribution system as depicted in Fig. 1 and Fig. 2. It can be seen that the transformer as a step down transformer is connected between two subtransmission sections. To implement the transformer model, simulations were performed with various changes in system parameters as follows:

- The angles on phase A voltage waveform for the instants of fault inception were  $0^\circ$ - $330^\circ$  (each step is  $30^\circ$ ).
- Internal faults type at the transformer windings (both primary and secondary) which is winding to ground faults was investigated.
- The fault position were designated on any phases of the transformer windings (both primary and secondary), was

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

ied at the length of 10%, 20%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70%,  
%, and 90% measured from the line end of the windings.  
ault resistance was 5 Ω.

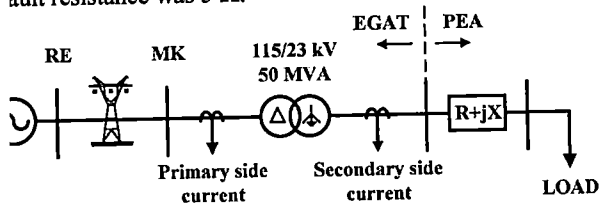


Fig. 1. The system used in simulations studies.[11]

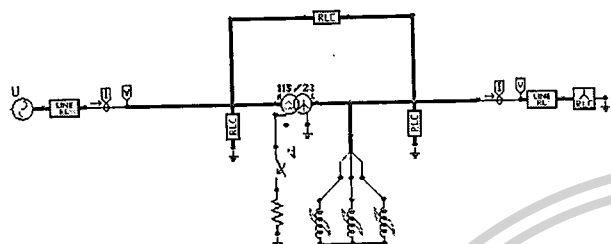
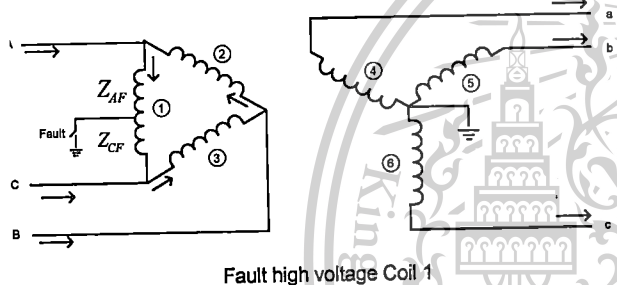
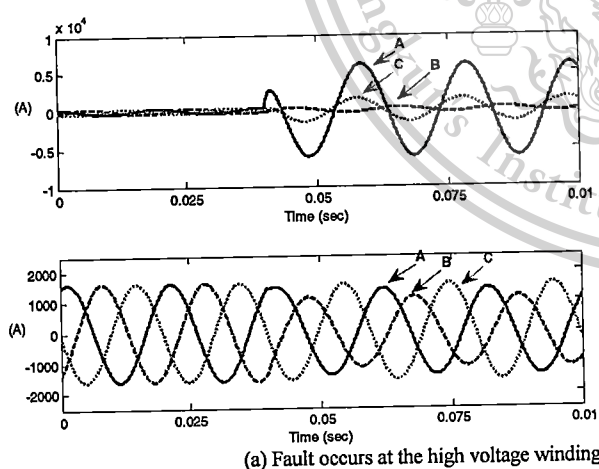


Fig. 2. Internal fault model implemented in ATP/EMTP

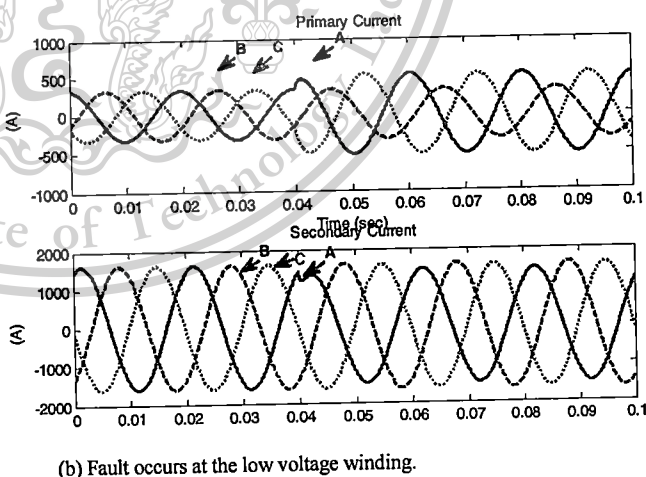


Fault high voltage Coil 1

Fig. 3. The modification on ATP/EMTP model for a three-phase transformer with winding to ground faults.



(a) Fault occurs at the high voltage winding.



(b) Fault occurs at the low voltage winding.

Fig. 4. Primary and secondary currents for a case of internal fault at 20% of length of the winding.

The primary and secondary current waveforms, then, can be simulated using ATP/EMTP, and these waveforms are interfaced to MATLAB/Simulink for a construction of fault diagnosis process. The fault signal in each phase is obtained from primary and secondary current of transformer as illustrated in Fig. 4. An example of primary and secondary current for a case of winding phase A to ground fault at 20% in length of the high voltage winding as shown in Fig. 4(a) while Fig. 4(b) is obtained when winding phase A to ground fault occurred at 20% in length of the low voltage side.

With fault signals obtained from the simulations, these waveforms are interfaced to MATLAB/Simulink for a construction of fault diagnosis process. The differential currents, which are a deduction between the primary current and the secondary current in all three phases as well as the zero sequence, are calculated, and the resultant current signals are extracted using the Discrete Wavelet Transform (DWT). The mother wavelet, daubechies4 (db4) [5-6, 9, 12], is employed to decompose high frequency components from the signals. The coefficients of the signals obtained from the DWT are squared for a more explicit comparison. Fig. 5(a) illustrates an example of an extraction using DWT for the differential currents and zero sequence current from scale 1 to scale 5 for a case of winding phase A to ground fault at 20% in length of the high voltage winding while case of winding phase A to ground fault at 20% in length of the low voltage winding as shown in Fig. 5(b).

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้  
This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

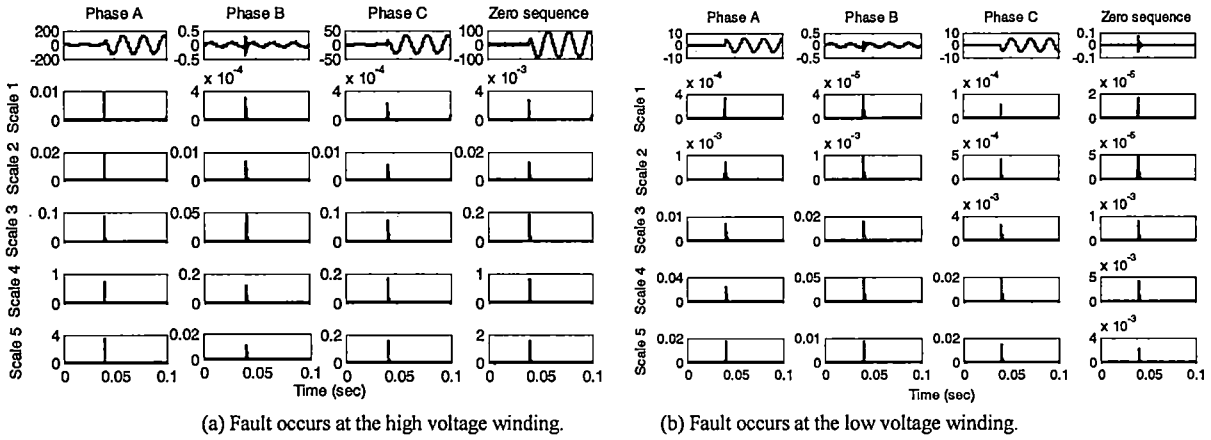


Fig. 5. DWT of differential currents (Winding to ground fault at 20% in length of the winding)

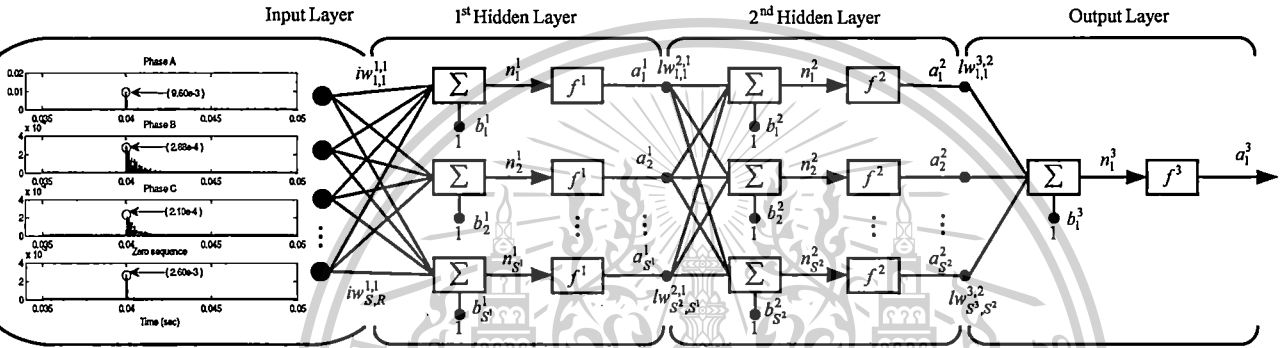


Fig. 6. DWT of differential currents (Winding to ground fault at 20% in length of the low voltage winding)

III. NEURAL NETWORK DECISION ALGORITHM

From the simulated signals, DWT is applied to the quarter cycle of differential current waveforms after the fault inception. The comparison of the coefficients from each scale is considered. By performing many simulations, it has been found that when applying the previously detailed algorithm for detecting internal faults at the transformer winding, the coefficient in scale 1 (50-100 kHz) from DWT seems enough to indicate the internal fault inception of the transformer. As a result, it is unnecessary to use other coefficients from higher scales in this algorithm, and the coefficients of scale 1 obtained using the DWT are used for training and test processes of the back propagation neural network (BPNN).

In this paper, a structure of a BPNN consists of three layers which are an input layer, two hidden layers and an output layer as shown in Fig. 6. Each layer is connected with weights and bias. Before carrying out the training process, input data sets are normalized and divided into 252 sets for training and 28 sets for validation. A structure of the BPNN consists of 4 neurons inputs, two hidden layers and 8 neuron outputs. The maximum coefficients of DWT at 1/4 cycle of phase A, B, C and zero sequence for post-fault differential current are used as input patterns for training process. The output variables of the neural networks are designated as either 0 or 1, which correspond to phase A, B, C, and ground (G) as shown in

Table 1. If output value of BPNN is less than 0.5, no fault occurs on each phase; conversely, if this output value of BPNN is more than 0.5, a fault does occur. In addition, hyperbolic tangent sigmoid functions [12] are used as an activation function in all hidden layers while linear function is used as an activation function in output layers.

Table 1. Output of BPNN for identifying the fault types

Fault Types	A1	B1	C1	G1	A2	B2	C2	G2
Winding to ground phase A (High voltage winding)	1	0	0	1	0	0	0	0
Winding to ground phase A (Low voltage winding)	0	0	0	0	1	0	0	1
Winding to ground phase B (High voltage winding)	0	1	0	1	0	0	0	0
Winding to ground phase B (Low voltage winding)	0	0	0	0	0	1	0	1
Winding to ground phase C (High voltage winding)	0	0	1	1	0	0	0	0
Winding to ground phase C (Low voltage winding)	0	0	0	0	0	0	1	1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

training process was performed using neural network toolboxes in MATLAB. It can be divided into three parts as follows [9, 12, 13]:

The feedforward input pattern, which has a propagation of data from the input layer to the hidden layer and finally to the output layer for calculating responses from input patterns illustrated in Equations 1 and 2.

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

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

- here,
- = input vector of BPNN
- $w^{1,1}$  = weights between input and the first hidden layer
- $w^{2,1}$  = weights between the first and the second hidden layers
- $w^{3,2}$  = weights between the second hidden layer and output layers
- $b^1, b^2$  = bias in the first and the second hidden layers respectively
- $b^3$  = bias in output layers
- $f^1$  = activation function (Hyperbolic tangent sigmoid function : tanh)
- $f^2, f^3$  = activation function (Linear function)

The back-propagation for the associated error between inputs of neural networks and target outputs; The error is fed back to all neurons in the next lower layer, and also used as an adjustment of weights and bias.

The adjustment of the weights and bias by Levenberg-marquardt (trainlm). This process is aimed at trying to match between the calculated outputs and the target outputs. Mean absolute percentage error (MAPE) as an index for efficiency termination of the back-propagation neural networks is computed in Equation 3.

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

- here,
- = input vector of BPNN

In this training process, a number of neurons in both hidden layers were increased in order to select the best performance. During the training process, the weight and biases were adjusted, and there were 20,000 iterations in order to compute the best value of MAPE. The number of neurons in both hidden layers was increased before repeating the cycle of the training process. The training procedure was stopped when reaching the final number of neurons for the first hidden layer or the MAPE of test sets was less than 0.5%. The training process can be summarized as Fig. 7. while results from the training process can be shown in Table 2.

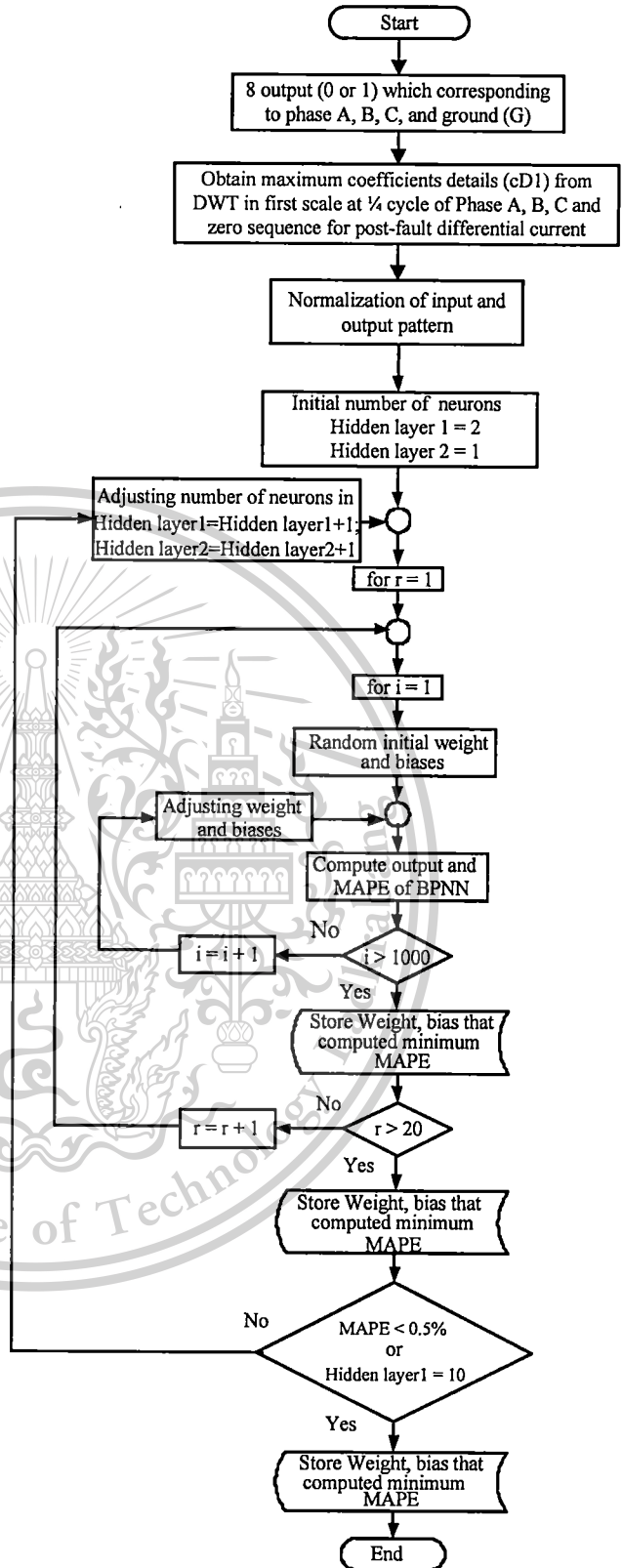


Fig. 7. Flowchart for the training process.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Table 2. Results and MAPE of BPNN

Number of neuron in hidden 1-2	MAPE of Training	MAPE of Test	Training time (minute)
2-1	16.667	16.667	0.33
3-2	16.667	16.737	0.84
4-3	15.909	16.591	1.18
5-4	15.357	15.246	1.56
6-5	6.616	10.963	2.07
7-6	6.163	9.127	2.80
8-7	1.105E-02	3.039	3.63
9-8	1.011E-03	7.183	4.97
10-9	1.23E-05	5.993	6.19

Fig. 3. Output of BPNN for identifying the fault types

Coil	Number of Case Studies	Identifying the phase with fault appearance					
		High Voltage Winding			Low Voltage Winding		
		AC	BA	CB	A	B	C
0%	18	100%	66.66%	100%	100%	100%	100%
10%	18	100%	100%	100%	100%	100%	66.66%
20%	18	100%	66.66%	100%	100%	100%	66.66%
30%	18	100%	100%	100%	100%	100%	100%
40%	18	100%	66.66%	100%	100%	100%	100%
50%	18	100%	100%	100%	100%	100%	100%
60%	18	100%	100%	100%	100%	100%	100%
70%	18	100%	100%	100%	100%	100%	100%
80%	18	100%	100%	100%	100%	100%	100%
90%	18	100%	100%	66.66%	100%	100%	100%
Average	162		95.06%				97.53%

When the training process was completed, the algorithm is implemented to identify the phase with fault appearance the winding transformer. Case studies were varied so that algorithm capability can be verified. The system under consideration is shown in Fig. 1. The total number of the case studies was 162. Case studies are performed with various types of fault at each position in the transformer including the variation of fault inception angles. The result obtained from the studies both high voltage and low voltage winding is shown in Table 3. It can be seen that the average accuracy of fault types from the high voltage winding is 95.06% while the average accuracy of low voltage winding is 97.53% at various lengths of the transformer winding. The average accuracy of fault types from the prediction of the decision algorithm is highly acceptable.

#### IV. CONCLUSION

In this paper, a decision algorithm using DWT in combination with BPNN to identify phase with internal fault appearance along the transformer windings has been proposed. The current waveforms obtained from the simulation, then, are detected using the DWT. Daubechies4 (db4) was selected as mother wavelet in order to decompose high frequency components from fault signals. The maximum coefficient at the first scale at  $\frac{1}{4}$  cycle of phase A, B, and C of post-fault differential current signals and zero sequence current obtained by the DWT has been used as an input for the training process of a neural network in a decision algorithm as a use of the BPNN. The results obtained from the algorithm proposed in this paper can detect and indicate the

fault types with the accuracy higher than 95% as presented in Table 3. Although the proposed algorithm can give satisfactory results, the overall accuracy indicates that this algorithm requires the further improvement so that the higher precision can be achieved.

#### ACKNOWLEDGMENT

This work is partially supported by the National Research Council of Thailand and King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang Research fund. The authors would like to thank for this financial support. The authors would like also to gratefully acknowledge the helpful comments and suggestions of the reviewers, which have improved the presentation.

#### REFERENCES

- [1] A. Abu-Siada and Syed Islam, "A Novel Online Technique to Detect Power Transformer Winding Faults," *IEEE Trans. on Power Delivery*, Vol. 27, No. 2, pp. 849-857, 2012.
- [2] S. A. Saleh and M. A. Rahman, "A New Transient Model for Three-Phase Power Transformers Using a Wavelet Filter Bank," *IEEE Trans. on Power Delivery*, Vol. 20, No. 2, pp. 1409-1414, 2005.
- [3] Jing Ma, Zengping Wang, Qixun Yang, and Yilu Liu, "A Two Terminal Network-Based Method for Discrimination Between Internal Faults and Inrush Currents," *IEEE Trans. on Power Delivery*, Vol. 25, No. 3, pp. 1599-1605, 2010.
- [4] J. F. Chen, T. J. Liang, C. K. Cheng, S. D. Chen, R. L. Lin, and W. H. Yang, "Asymmetrical winding configuration to reduce inrush current with appropriate short circuit current in transformer," *IEE Proc. Electr. Power Appl.*, Vol. 152, No. 3, pp. 605-611, 2005.
- [5] A. Ngaopitakkul, A. Kunakorn and I. Ngamroo, "Discrimination between External Short Circuits and Internal Faults in Transformer Windings using Discrete Wavelet Transforms," *IEEE Industries Application Society Annual Conference 40th*, pp. 448-452, 2005.
- [6] C. Pothisarn, C. Jettanasen, J. Klomjit and A. Ngaopitakkul, "Coefficient Comparison Technique of Discrete Wavelet Transform for Discriminating between External Short Circuit and Internal Winding Fault in Power Transformer," *Lecture Notes in Engineering and Computer Science: Proceedings of The International MultiConference of Engineers and Computer Scientists 2012*, pp. 1129-1134, 2012.
- [7] P. Bastard, P. Bertrand and M. Meunier, "A transformer model for winding fault studies," *IEEE Trans. on Power Delivery*, Vol. 9, No. 2, pp. 690-699, 1994.
- [8] IEEE working group 15.08.09, "Modeling and analysis of system transients using digital programs," IEEE PES special publication
- [9] A. Ngaopitakkul and A. Kunakorn, "Internal Fault Classification in Transformer Windings using Combination of Discrete Wavelet Transforms and Back-propagation Neural Networks," *International Journal of Control, Automation, and Systems (IJCAS)*, Vol. 4, No. 3, pp. 365-371, 2006.
- [10] ABB Thailand, Test report no. 56039.
- [11] "Switching and Transmission Line Diagram", Electricity Generation Authorisation Thailand (EGAT).
- [12] A. Ngaopitakkul and C. Jettanasen, "Selection of Proper Activation Functions in Back-propagation neural networks algorithm for identifying the phase with fault appearance in Transformer windings," *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, Vol. 8, No. 6, pp. 4299-4318, 2012.
- [13] H. Demuth and M. Beale, *Neural Network Toolbox User's Guide*, The Math Work, March 2001.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

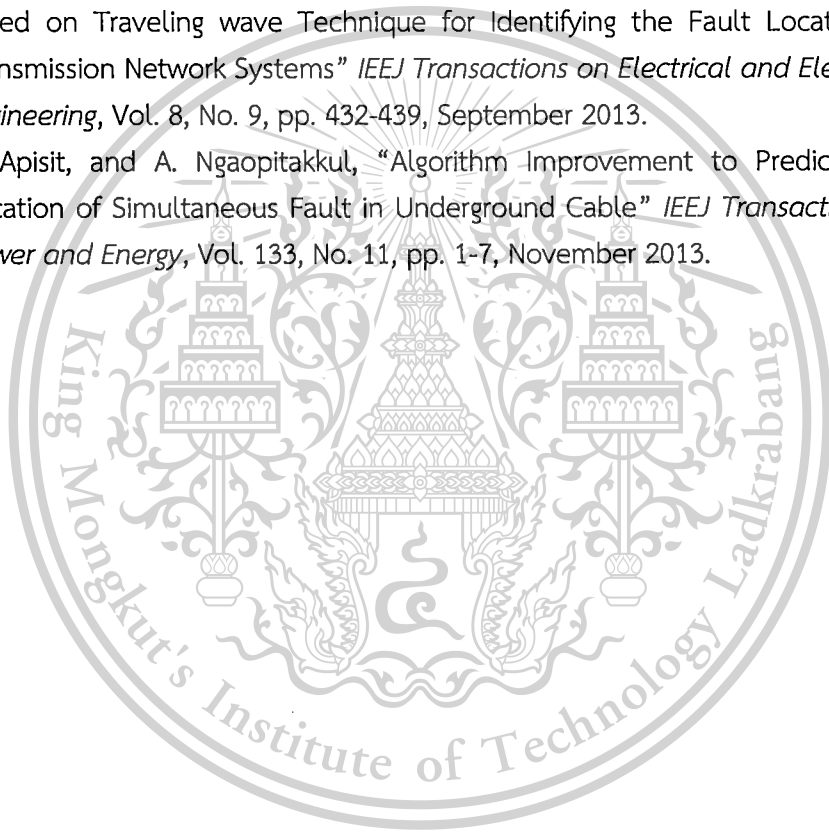
This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

## ภาคผนวก ค.

### ตัวอย่างบทความที่ได้ตีพิมพ์วารสารวิชาการระดับนานาชาติ

1. S. Bunjongjit, and A. Ngaopitakkul, "Improvement of Internal Fault Detection Algorithms to Reduce Training Time of Back-Propagation Neural Networks for Transformer Differential Protection Schemes" *International Review of Electrical Engineering (I.R.E.E)*, Vol. 7, No. 5, pp. 5598-5609, September-October 2012.
2. T. Patcharoen, and A. Ngaopitakkul, "A Novel Discrete Wavelet Transform Based on Traveling wave Technique for Identifying the Fault Location for Transmission Network Systems" *IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, Vol. 8, No. 9, pp. 432-439, September 2013.
3. C. Apisit, and A. Ngaopitakkul, "Algorithm Improvement to Predict Fault Location of Simultaneous Fault in Underground Cable" *IEEJ Transactions on Power and Energy*, Vol. 133, No. 11, pp. 1-7, November 2013.



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

# Improvement of Internal Fault Detection Algorithms to Reduce Training Time of Back-Propagation Neural Networks for Transformer Differential Protection Schemes

S. Bunjongjit<sup>1</sup>, A. Ngaopitakku<sup>2</sup>

**Abstract** – This paper presents an algorithm based on a combination of Discrete Wavelet Transforms (DWT) and back-propagation neural networks for detection and classification of internal faults in a two-winding three-phase transformer. Fault conditions of the transformer are simulated using Electromagnetic Transients Program (EMTP) in order to obtain current signals. The training process for the neural network and fault diagnosis decision are implemented on MATLAB. In addition, the initial number of neurons for the first hidden layer to decrease duration time of train process is taken into account. Various cases based on Thailand electricity transmission and distribution systems are studied to verify the validity of the proposed algorithm. A comparison between the proposed technique and conventional training is presented. The result is shown that the proposed technique is very effective in reduce training time and gives a satisfactory accuracy. Copyright © 2012 Praise Worthy Prize S.r.l. - All rights reserved.

**Keywords:** Wavelet Transform, Transformer, Neural Network, Differential Relay, Internal Fault

## I. Introduction

The differential principle is applied for protection of medium and large power transformers. In the literature for fault detection, several algorithms have been proposed and discussed for detecting fault but these several algorithms have different solutions and techniques [1]-[17]. In previous research works [1], in order to discriminate between external fault and internal fault in power transformer, the comparisons of the coefficients of discrete wavelet transform (DWT) have been performed.

The proposed decision algorithm can give more satisfactory results for identification between internal fault and external fault. In addition, artificial intelligence (AI) has been also reported in the literature for fault detection [18]-[30]. In several research papers, the artificial neural network (ANN) [2], [4], [6], [14], [27] is employed as well as Fuzzy Logic [25], [30] in order to detecting and discriminating among magnetizing inrush current, external fault and internal fault. Despite progress in differential protection algorithm, the literature shows that the AI based on the multilayer feedforward neural network with back propagation learning [3], [4], [16] has been commonly employed to solve this problem.

In the foregoing it can be seen that BPNN is a necessity to reduce training time for fault detection. The training time of BPNN depends on the selection of optimum number of neurons in the hidden layer. In addition, the number of neurons required in the hidden layer depends on the complexity of the relationship between the inputs and outputs.

Hence, the objective of this paper is to first propose the initial number of neurons for the first hidden layer to decrease duration time of train process. A comparison between the proposed technique and conventional training is presented in order to show the advantage of the proposed technique. For artificial neural network (ANN) and wavelet transform, their application for protection of power transformer is also progressed nowadays.

So an application of discrete wavelet transform and a decision algorithm based on back propagation neural networks used to detect the internal faults at the windings of a two-winding transformer are employed as illustrated in Fig. 1.

The transformer model with the stray capacitances is employed so that internal fault signals with high frequency components can be calculated.

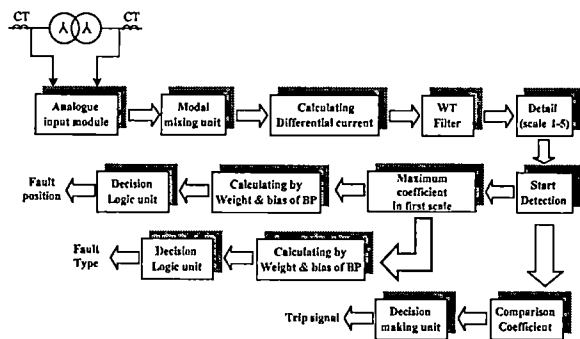


Fig. 1. The modules of detection and identification of fault position

The simulations, analysis and diagnosis are performed using ATP/EMTP and MATLAB on a PC Pentium IV 2.4 GHz 512 MB. The current waveforms obtained from ATP/EMTP are extracted to several scales with the Wavelet transform, and the coefficients of the first scale from the Wavelet transform are investigated. The comparison of the coefficients is performed and used as an input for training processes of the neural networks.

The construction of the decision algorithm is detailed and implemented with various case studies based on Thailand electricity transmission and distribution systems.

## II. Theory

### II.1. Wavelet Transform

The wavelet transform is a tool that cuts up data or functions or operators into different frequency components, and then studies each component with a resolution matched to its scale [31]-[33]. The advantage of the transform is that the band of analysis can be fine adjusted so that high frequency components and low frequency components are detected precisely. Results from the wavelet transform are shown on both the time domain and the frequency domain.

The wavelet transform can expand signals in terms of using a shift in time or translation as well as compression in time or dilation of a fixed wavelet function named as the mother wavelet [31].

The wavelet transform having a change in the analysis scaled by the factor of two is called discrete wavelet transform (DWT) as in Eqn. (1):

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

where:

$$\psi \left[ \frac{n - k2^m}{2^m} \right] = \text{mother wavelet}$$

(In this paper, Daubechies 4 is selected as a mother wavelet) [34].

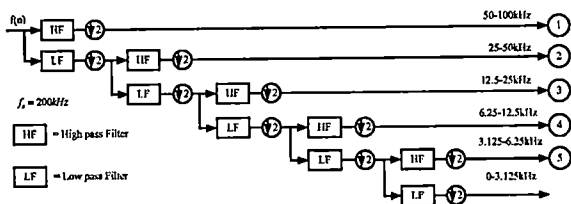


Fig. 2. 5-level wavelet decomposition tree

From the Fig. 2, In the first stage (scale 1), it splits up the signal into two parts by passing the signal from a high-pass and a low-pass filter resulting in two different versions of the same signal: portion of the signal corresponding with low frequency components of the

signal used to analyze the low frequencies, is called approximations (low pass portion) while portion of the signal corresponding with high frequency components of the signal used to analyze the high frequencies, is called details (high pass portion).

### II.2. Back-Propagation Neural Network

The structure of a back-propagation neural network (BPNN) consists of three layers - an input layer, at least one hidden layer and an output layer. Each layer is connected with weights and bias. A three-layer back propagation neural network with one input layer, two hidden layers and one output layer was used as shown in Fig. 3. Hyperbolic tangent sigmoid functions [16] were used as an activation function in all hidden layers, whereas a linear function was used as an activation function in the output layers. A training process was performed using the neural network toolbox [35], [36], [37] in MATLAB. It can be divided into five parts as follows:

1. The feed-forward input pattern, which propagates data from the input layer to the hidden layer and finally to the output layer for calculating responses from the input patterns as illustrated in Equations (2) and (3):

$$a^2 = f^2 \left( l w^{2,1} * f^1 \left( i w^{1,1} * p + b^1 \right) + b^2 \right) \quad (2)$$

$$o / P_{ANN} = f^3 \left( l w^{3,2} * a^2 + b^3 \right) \quad (3)$$

where:

$p$  = input vector of BPNN

$i w^{1,1}$  = weights between input and the first hidden layer

$l w^{2,1}$  = weights between the first and the second hidden layers

$l w^{3,2}$  = weights between the second hidden layer and the output layers

$b^1, b^2$  = bias in the first and the second hidden layers, respectively

$b^3$  = bias in the output layers

$f^1, f^2$  = activation function (hyperbolic tangent sigmoid function: tanh)

$f^3$  = activation function (linear function)

2. Compute the mean squares of errors over all input as expressed Eq. (4):

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( o / P_{TARGETi} - o / P_{ANNi} \right)^2 \quad (4)$$

where:

$o / P_{ANNi}$  = the output value of network in the output layers for pattern  $p$

$o / P_{TARGETi}$  = the target value (desired output) of the output layers for pattern  $p$

$n$  = number of test sets

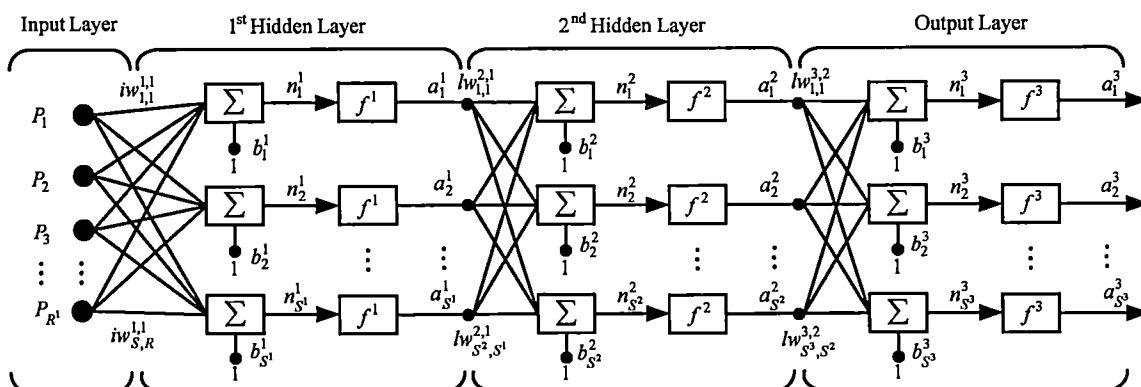


Fig. 3. Back propagation with two hidden layers [16], [35]

3. The adjustment of the weights and bias by Levenberg-Marquardt [37]. If we minimize this error with respect to the new weights  $x_{(new)}$ , we obtain in

### III. Case Studies and Fault Detection Algorithms

Equation (5):

$$x_{(new)} = x_{(old)} + \Delta x = x_{(old)} + [J^T(x) \cdot J(x) + \alpha I(x)]^{-1} \cdot J^T(x) \cdot e(x)$$

where:  
 $x$  = the weight  
 $J$  = Jacobian matrix  
 $e$  = error matrix between the target value and the output value of network  
 $I$  = Identity matrix  
 $\alpha$  = Learning rate

4. Compute the Jacobian matrix as in Eq. (6). Recompute the sum of squares of error using  $x + \Delta x$  if this new sum of squares is smaller than that computed in step 2, then reduce  $\alpha$ , and go back to step 2. If the sum of squares is not reduced, then increase  $\alpha$  and go back to step 3:

$$J(x) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1}{\partial x_{1,1}} & \frac{\partial e_1}{\partial x_{1,2}} & \dots & \frac{\partial e_1}{\partial x_{1,s^2}} \\ \frac{\partial e_2}{\partial x_{2,1}} & \frac{\partial e_2}{\partial x_{2,2}} & \dots & \frac{\partial e_2}{\partial x_{2,s^2}} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \frac{\partial e_{s^3}}{\partial x_{s^3,1}} & \frac{\partial e_{s^3}}{\partial x_{s^3,2}} & \dots & \frac{\partial e_{s^3}}{\partial x_{s^3,s^2}} \end{bmatrix} \quad (6)$$

5. The algorithm is assumed to have converged when the norm of the gradient is less than some predetermined value, or when the mean squares error has been reduced to some error goal.

Neural network requires fault signal samples from simulations to training and test processes but internal fault in winding transformer rarely occurs when comparison with fault in other equipments in power system, so various fault signals patterns must be obtained using simulation.

The ATP/EMTP program is employed in simulating the transients of fault signals, at a sampling rate 200 kHz. The present study is interested in identifying the types of internal fault of the transformer windings.

#### III.1. Transformer Model Using EMTP [37]

To study internal faults of the transformer, Bastard et al [38] proposed modification of the BCTRAN subroutine. Normally, the BCTRAN uses a matrix of inductances with a size of 6x6 to represent a transformer, but with the internal fault conditions, the matrix is adjusted to be a size of 7x7 for winding to ground faults and of 8x8 for interturn faults.

However, the effects of high frequency components which may occur during the faults are not included in such a model.

In this paper, the combination of the transformer models proposed by Bastard et al [38] with the high frequency model including capacitances of the transformer recommended by IEEE working group [39], are used for simulations of internal faults in the transformer windings.

The process for simulating internal faults based on the BCTRAN routine of EMTP can be summarized as follows:

$I^{\text{st}}$  step: Compute matrices  $[R]$  and  $[L]$  of the power transformer from manufacture test data [40] without considering the internal faults.

$$[R] = \begin{bmatrix} R_1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & R_s \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$[L] = \begin{bmatrix} L_1 & L_{12} & \dots & L_{16} \\ L_{21} & L_2 & \dots & L_{26} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ L_{61} & L_{62} & \dots & L_6 \end{bmatrix} \quad (8)$$

2<sup>nd</sup> step: Modify Eqs. (7) and (8) to obtain the new internal winding fault matrices  $[R]^*$  and  $[L]^*$  as illustrated in Equations (9)-(10) [38]:

$$[R]^* = \begin{bmatrix} R_a & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & R_b & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & R_c & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & R_2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & R_3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & R_4 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & R_5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & R_6 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$[L]^* = \begin{bmatrix} L_a & M_{ab} & M_{ac} & M_{a2} & M_{a3} & M_{a4} & M_{a5} & M_{a6} \\ M_{ba} & L_b & M_{bc} & M_{b2} & M_{b3} & M_{b4} & M_{b5} & M_{b6} \\ M_{ca} & M_{cb} & L_c & M_{c2} & M_{c3} & M_{c4} & M_{c5} & M_{c6} \\ M_{2a} & M_{2b} & M_{2c} & L_2 & M_{23} & M_{24} & M_{25} & M_{26} \\ M_{3a} & M_{3b} & M_{3c} & M_{32} & L_3 & M_{34} & M_{35} & M_{36} \\ M_{4a} & M_{4b} & M_{4c} & M_{42} & M_{43} & L_4 & M_{45} & M_{46} \\ M_{5a} & M_{5b} & M_{5c} & M_{52} & M_{53} & M_{54} & L_5 & M_{56} \\ M_{6a} & M_{6b} & M_{6c} & M_{62} & M_{63} & M_{64} & M_{65} & L_6 \end{bmatrix} \quad (10)$$

3<sup>rd</sup> step: The inter-winding capacitances and earth capacitances of the HV and LV windings can be simulated by adding lumped capacitances connected to the terminals of the transformer as shown in Fig. 4.

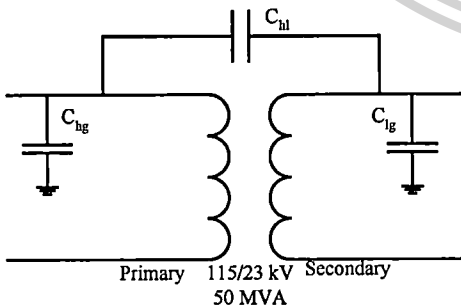


Fig. 4. A two-winding transformer with the effects of stray capacitances [39]

### III.2. Winding to Ground Fault Simulation

A 50 MVA, 115/23 kV, two-winding, three-phase transformer is employed in simulations with all

parameters and configuration provided by a manufacturer [40]. The scheme under investigations is a part of Thailand electricity transmission and distribution system as depicted in Fig. 5.

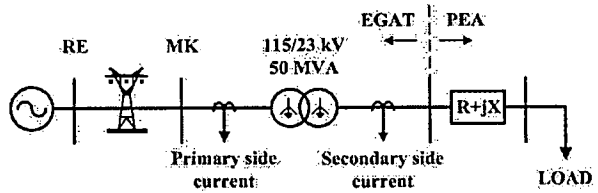


Fig. 5. The system used in simulations studies [41].

From Fig. 5, it can be seen that the transformer as a step down transformer is connected between two subtransmission sections. To implement the transformer model and cover all regions of operating conditions training and testing data are simulated with various changes in system parameters as follows:

- The angles on phase A voltage waveform for the instants of fault inception are 0°-330° (each step is 30°).
- For the winding to ground faults, the fault positions as shown in Fig. 6 are designated on any phases of the transformer windings (both primary and secondary) at the length of 10%, 20%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70%, 80% and 90% measured from the line end of the windings.

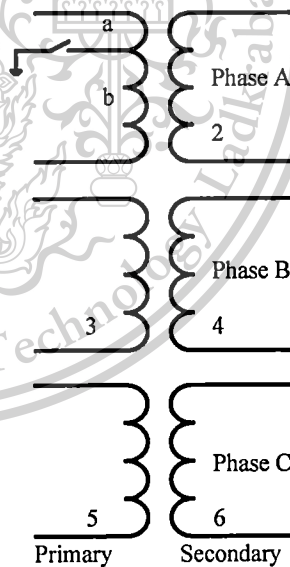


Fig. 6. The modification on ATP/EMTP model for a three-phase transformer with winding to ground faults [38]

The primary and secondary current waveforms, then, can be simulated using ATP/EMTP, and these waveforms are interfaced to MATLAB/Simulink for a construction of fault diagnosis process. With fault signals obtained from the simulations, the differential currents, which are a deduction between the primary side current and the secondary side current in all three phases as well as the

zero sequence, are calculated, and the resultant current signals are extracted using the DWT. The coefficients of the signals obtained from the DWT are squared for a more explicit comparison. Fig. 7(a) illustrates an example of an extraction using DWT for the differential currents and zero sequence current from scale1 to scale 5 for a case of phase A to ground fault at 10% of length of the high voltage winding.

From Fig. 7, the input signal is plotted in the top trace of Figure. The input signal implementation is a multi-signal trace from each high-pass filter, corresponding to a particular scale parameter, as shown in Fig. 7. The traces labeled scale1, scale 2, ..., scale 5 in this figure correspond to the filter output of Fig. 2.

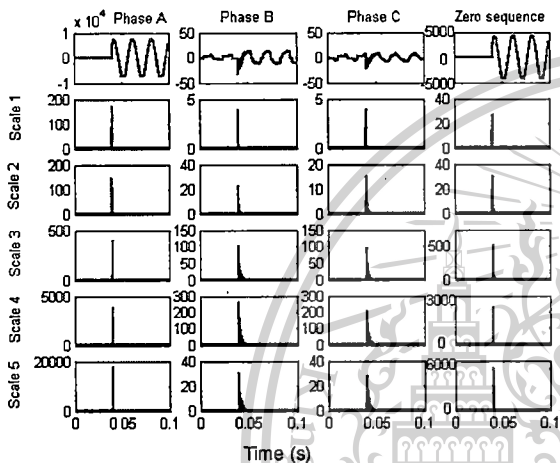


Fig. 7. Wavelet transform of differential currents (Winding phase A to ground fault at 10% of length of the winding)

### III.3. Interturn Fault Simulation

Interturn fault simulations are performed with various changes in system parameters as same as winding to ground fault simulations but the position of fault that occurs is performed as follows:

- For the interturn faults, the position of point a on the transformer winding, as shown in Fig. 8, is varied at the length of 10%, 20%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70% and 80% measured from the line end of the windings.
- For the interturn faults, the position of point b on the transformer winding, as shown in Fig. 8, is varied at the length of 10%, 20%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70% and 80% measured from the line end of the windings.

Fig. 9 illustrates examples of extraction processes using DWT for the differential currents and zero sequence current from scale1 to scale 5 for a case of an interturn fault. From Fig. 7 and Fig. 9, it can be seen that the coefficients obtained in each phase nearly both winding to ground fault and interturn fault so that the comparison of the coefficients from each scale is considered [1], [16].

From previous papers [1], [16], DWT is applied to the quarter cycle of differential current waveforms after the fault inception. The coefficients of scale 1 obtained using

the DWT are used for training and test processes of the BPNN.

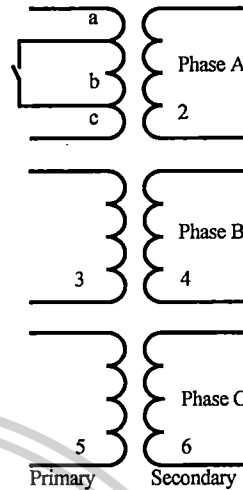


Fig. 8. The modification on ATP/EMTP model for a three-phase transformer with interturn faults [37]

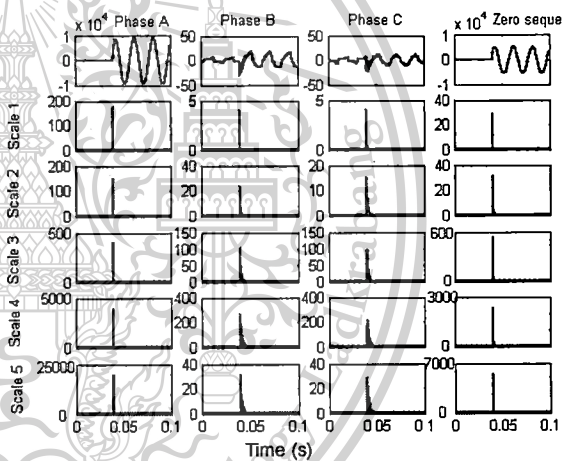


Fig. 9. Wavelet transform of differential currents (Interturn phase A fault between 10% and 20% of length of the winding.)

## IV. Neural Network Decision Algorithm and Simulation Results

In this paper, a three-layer back propagation neural network with one input layer, two hidden layers and one output layer is employed as illustrated in Fig. 3. Due that the number of neurons required in the hidden layer depends on the complexity of the relationship between the inputs and outputs so a number of neurons in each hidden layer have to be fixed first.

The end user must design a suitable number of neurons in each hidden layer as well as the number of hidden layers by a trial and error method. In previous study [34], the comparison between results obtained from the one hidden layer and two hidden layers were performed.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ที่บริษัทการช่างไฟฟ้าการศึกษานี้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรรมใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

It was found that the two hidden layers are able to give satisfactory results, and the two hidden layers are the architecture adopted in this paper. For the initial number of neurons for the first hidden layer, it can be calculated using in Eqn. (11):

$$neurons_{start} = \frac{2}{3} (neurons_{input} + neurons_{output}) \quad (11)$$

where:  
 $neurons_{start}$  = Initial number of neurons in the first hidden layer  
 $neurons_{input}$  = Number of neurons input  
 $neurons_{output}$  = Number of neurons output.

When the initial number of neurons in the first hidden layer has been determined, the final number of the neurons in the same layer has to be calculated in order to stop the training process. The final number can be obtained from:

$$neurons_{stop} = neurons_{start} + neurons_1 \quad (12)$$

where:  
 $neurons_{stop}$  = the final number for the neurons in the first hidden layer:

$$neurons_1 = \begin{cases} 5 & 2 \leq neurons_{start} \leq 6 \\ 4 & 7 \leq neurons_{start} \leq 10 \\ 3 & 11 \leq neurons_{start} \leq 13 \\ 2 & 14 \leq neurons_{start} \end{cases} \text{ if}$$

Before the training process, input data are normalized and divided into 1620, 648, and 216 sets for training and 810, 324 and 108 sets for test to identify fault types,

locate interturn fault and locate winding to ground fault respectively as illustrated in Table I.

A structure of the BPNN consists of 4 neuron inputs that are the maximum coefficients details (cD1) in scale 1 at ¼ cycle of phase A, B, C and zero sequence for post-fault differential currents as illustrated in Fig. 10.

The output variables of the neural networks are designated as either 0 or 1 with various types of faults for training to identify fault types as presented in Table II.

Moreover, the output variables of the neural networks for fault locations are designated as value range of 0.1 to 0.9 corresponding to length of the winding that fault occurs.

TABLE I  
NUMBER OF DATA FOR BACK-PROPAGATION NEURAL NETWORKS

Number of set	Fault Type	Interturn fault		Winding to ground fault	
		HV	LV	HV	LV
Training	1620	648	648	216	216
Test	810	324	324	108	108
Case Studies	810	324	324	108	108

In addition, the initial and final numbers of neurons for the first hidden layer are 8 and 11 neurons for training to identify fault types respectively while the initial and final numbers of neurons for the first hidden layer are 3 and 8 neurons for training to locate interterm fault and locate winding to ground fault. During the training process, the weight and biases are adjusted, and there are 20,000 iterations in order to compute the best value of Mean absolute percentage error (MAPE) as shown in Eq. (13).

The number of neurons in both hidden layers is increased before repeating the cycle of the training process. The training procedure is stopped when reaching the final number of neurons for the first hidden layer or the MAPE of test sets is less than 0.5%.

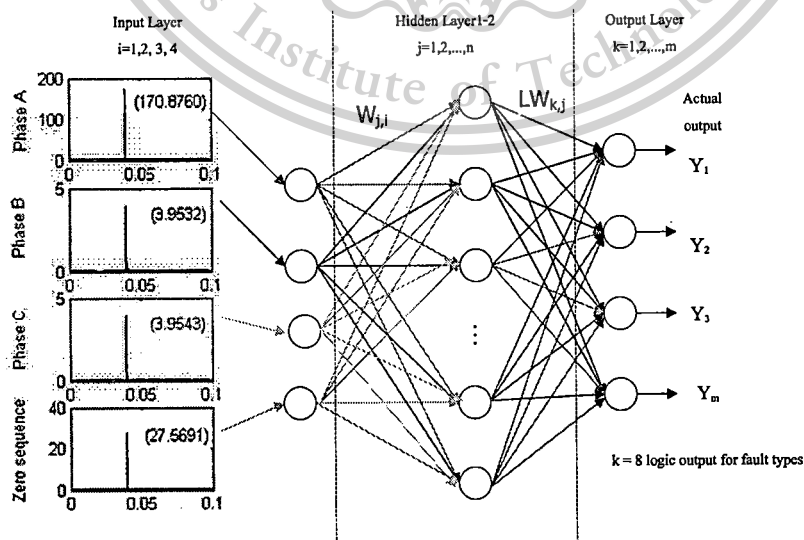


Fig. 10. Magnitude in scale 1 for post-fault current signal shown in Fig. 7

TABLE II  
OUTPUT PATTERNS FOR NEURAL NETWORKS

Classification of Fault	A1	B1	C1	G1	A2	B2	C2	G2
Winding phase A to ground fault at high voltage winding (AGHV)	1	0	0	1	0	0	0	0
Winding phase A to ground fault at low voltage winding (AGLV)	0	0	0	0	1	0	0	1
Interturn phase A fault at high voltage winding (AHV)	1	0	0	0	0	0	0	0
Interturn phase A fault at low voltage winding (ALV)	0	0	0	0	1	0	0	0
Winding phase B to ground fault at high voltage winding (BGHV)	0	1	0	1	0	0	0	0
Winding phase B to ground fault at low voltage winding (BGLV)	0	0	0	0	0	1	0	1
Interturn phase B fault at high voltage winding (BHV)	0	1	0	0	0	0	0	0
Interturn phase B fault at low voltage winding (BLV)	0	0	0	0	0	1	0	0
Winding phase C to ground fault at high voltage winding (CGHV)	0	0	1	1	0	0	0	0
Winding phase C to ground fault at low voltage winding (CGLV)	0	0	0	0	0	0	1	1
Interturn phase C fault at high voltage winding (CHV)	0	0	1	0	0	0	0	0
Interturn phase C fault at low voltage winding (CLV)	0	0	0	0	0	0	1	0

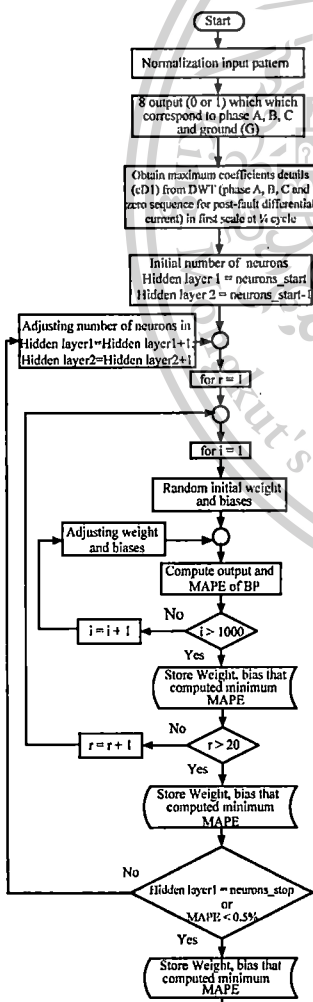


Fig. 11. Flowchart for the training process

The training process can be summarized as a flowchart shown in Fig. 11 while the results from the training process can be summarized in Table III to Table V:

$$MAPE = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n \left| \frac{o/P_{ANNi} - o/P_{TARGETi}}{o/P_{TARGETi}} \right| \times 100\% \quad (13)$$

where,  $n$  = number of test sets.

TABLE III  
RESULTS FROM THE TRAINING PROCESS OF THE PROPOSED TECHNIQUE AND THE CONVENTIONAL TECHNIQUE IN CASE OF FAULT TYPE

Number of neurons in the first hidden layer	Proposed technique		conventional technique	
	MAPE of Test set (%)	Time used in training process (minute)	MAPE of Test set (%)	Time used in training process (minute)
2	-	-	16.6669	61.35
3	-	-	16.8446	124.35
4	-	-	16.6823	188.06
5	-	-	12.6881	269.18
6	-	-	12.1164	358.06
7	-	-	11.8476	471.18
8	1.4183	594.31	4.9914	593.54
9	0.466	767.54	3.3858	769.3
10	-	-	1.459	953.3
11	-	-	1.042	1169.06
Total time used in training process (minute)		1362.25	Total time used in training process (minute)	4958.58

TABLE IV  
RESULTS FROM THE TRAINING PROCESS OF THE PROPOSED TECHNIQUE IN CASE OF WINDING TO GROUND FAULT

Number of neurons in the first hidden layer	High Voltage Winding		Low Voltage Winding	
	MAPE of Test set (%)	Time used in training process (minute)	MAPE of Test set (%)	Time used in training process (minute)
4	0.86	3.41	4.19	3.57
5	0.79	4.25	2.7	4.27
6	0.74	5.16	2.32	5.36
7	0.75	6.35	2.72	6.45
8	0.7	7.46	2.97	8.34
9	0.73	10.46	2.84	10.44
Total time used in training process (minute)		38.29	Total time used in training process (minute)	40.03

The conventional training is compared with the proposed technique in order to show the benefit of the proposed technique. Before the conventional training process, the initial and final numbers of neurons for the first hidden layer are 2 and 11 neurons respectively. The conventional training is processed the same as the proposed technique.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

TABLE V  
RESULTS FROM THE TRAINING PROCESS OF THE PROPOSED TECHNIQUE IN CASE OF INTERTERM FAULT

Number of neurons in the first hidden layer	High Voltage Winding		Low Voltage Winding	
	MAPE of Test set (%)	Time used in training process (minute)	MAPE of Test set (%)	Time used in training process (minute)
4	1.166	12.21	1.53	12.1
5	1.196	16.11	1.558	16.12
6	1.153	20.2	1.458	20.19
7	1.207	26.23	1.544	26.17
8	1.122	34.44	1.495	35.31
9	1.06	44.13	1.515	43.3
Total time used in training process (minute)		154.12	Total time used in training process (minute) 153.59	

TABLE VI  
RESULTS FROM THE TRAINING PROCESS OF THE CONVENTIONAL TECHNIQUE IN CASE OF WINDING TO GROUND FAULT

Number of neurons in the first hidden layer	High Voltage Winding		Low Voltage Winding	
	MAPE of Test set (%)	Time used in training process (minute)	MAPE of Test set (%)	Time used in training process (minute)
2	7.92	2.07	4.93	2.3
3	1.14	3.4	4.37	2.32
4	0.87	4.01	3.91	3.34
5	0.77	4.37	3.05	4.18
6	0.7	5.36	2.87	5.24
7	0.73	7.19	2.97	6.23
8	0.7	8.37	1.77	7.4
9	0.74	11.09	3.1	10.33
10	0.76	13.31	3.07	12.46
11	0.64	16.51	2.91	16.46
Total time used in training process (minute)		77.27	Total time used in training process (minute) 72.26	

TABLE VII  
RESULTS FROM THE TRAINING PROCESS OF THE CONVENTIONAL TECHNIQUE IN CASE OF INTERTERM FAULT

Number of neurons in the first hidden layer	High Voltage Winding		Low Voltage Winding	
	MAPE of Test set (%)	Time used in training process (minute)	MAPE of Test set (%)	Time used in training process (minute)
2	2.039	5.48	1.803	5.42
3	1.573	8.06	1.541	7.37
4	1.244	10.36	1.492	11.40
5	1.170	13.58	1.554	16.10
6	1.115	17.27	1.541	21.43
7	1.122	22.25	1.512	29.55
8	1.106	28.42	1.469	41.09
9	1.142	36.09	1.505	53.46
10	1.080	49.13	1.496	63.17
11	1.078	56.17	1.529	66.11
Total time used in training process (minute)		248.41	Total time used in training process (minute) 317.1	

TABLE VIII  
ACCURACY OF FAULT CLASSIFICATION FROM THE PROPOSED TECHNIQUE AND THE CONVENTIONAL TECHNIQUE

Types of faults	Number of case studies	Average Accuracy	
		Case 1 Neuron 8-11 The proposed technique	Case 2 Neuron 2-11 The conventional technique
Winding to ground fault at the high voltage side	81	93.83%	91.36%
Winding to ground fault at the low voltage side	81	100%	100%
Interturn fault at the high voltage side	324	94.75%	95.06%
Interturn fault at the low voltage side	324	100%	99.38%
Average		97.15%	96.45%

TABLE IX  
AVERAGE ERROR OF TEST SETS FOR LOCATING FAULT

Types of faults		High Voltage Winding			Low Voltage Winding		
		Maximum error	Minimum error	Average error	Maximum error	Minimum error	Average error
Winding to ground fault	proposed technique	0.0334	0.0001	0.0099	0.0540	0.0001	0.0187
	conventional technique	0.0322	0.0001	0.0089	0.0621	0.0001	0.0211
Interturn fault	proposed technique	0.055	0.0026	0.0262	0.03	0.0001	0.0202
	conventional technique	0.0524	0.0024	0.0258	0.05	0.0001	0.0227

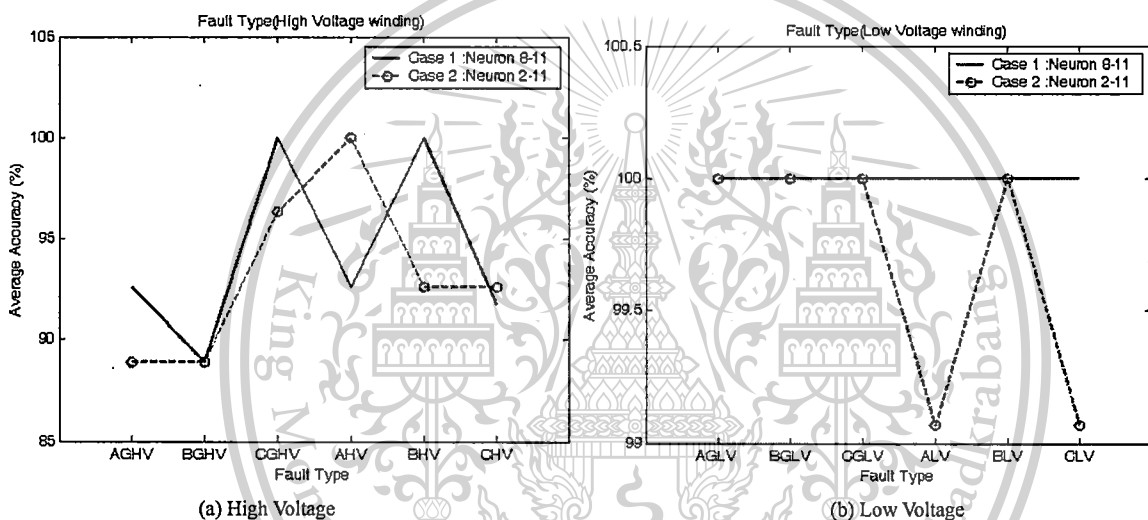
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้  
Copyright © 2012 Praise Worthy Prize S.r.l. - All rights reserved International Review of Electrical Engineering, Vol. 7, N. 5

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

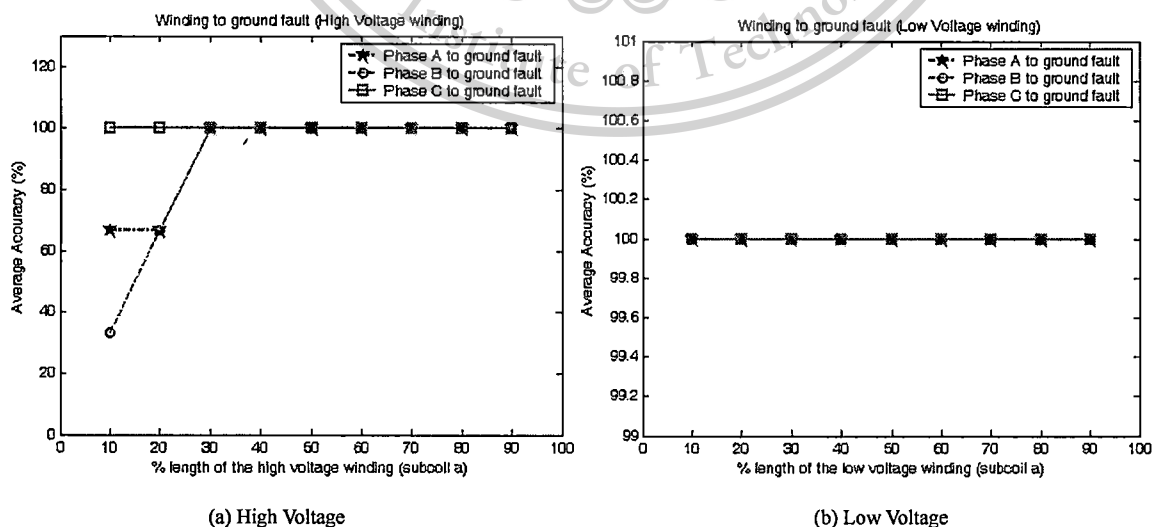
Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

The training procedure is stopped when reaching the final number of neurons for the first hidden layer or the MAPE of test sets is less than 0.5%. The training process can be summarized in Fig. 11 while various results from the training process can be shown in Table VI to Table VIII. From Table III to Table VII, it can be seen that the result of the proposed technique is much better than that of the conventional training in terms of the training time. After training process, the decision algorithm based on the BPNN is tested with various types of fault as shown in Table VIII and Table IX. In addition, the total number of the case studies is 810 when all case studies are tested with various types of internal faults and different locations on both primary windings and secondary windings at the three-phase transformer; the accuracy of the results obtained from the prediction from the BPNN is shown in Table VIII. Results among various types of

fault of case studies set both high voltage winding and low voltage winding are illustrated in Figs. 12. From Table VIII and Figs. 12, it can be seen that the accuracy from the proposed technique is highly satisfactory. From Figs. 13 to Figs. 15, they show the result of the proposed technique under different fault conditions. In Figs. 13, the average accuracy of winding to ground fault at various lengths of winding transformer in each phase of high voltage winding and low voltage winding is presented. In Figs. 14, the average accuracy of interturn fault at various lengths of winding transformer (subcoil a as shown in Fig. 8) in each phase of high voltage winding and low voltage winding is presented at the same time as the average accuracy of interturn fault at various lengths of winding transformer for subcoil b (as shown in Fig. 8).



Figs. 12. Comparison of average accuracy of fault type between the proposed technique (case 1) and the conventional technique (case 2)



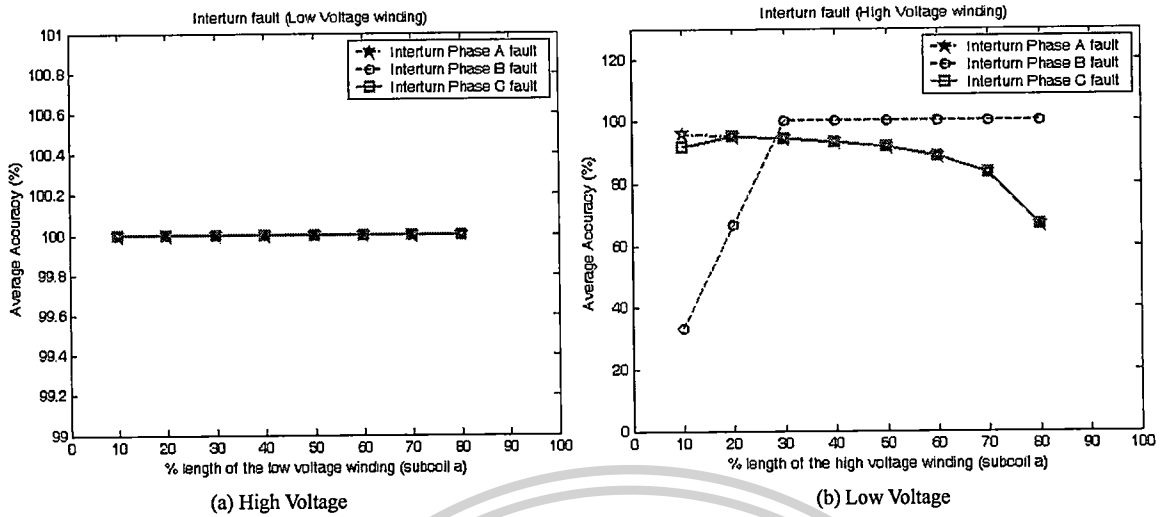


Fig. 14. Comparison of average accuracy of interturn fault for the proposed technique (case 1) at various lengths of the winding (subcoil a as shown in Fig. 8) among phases that fault occurs

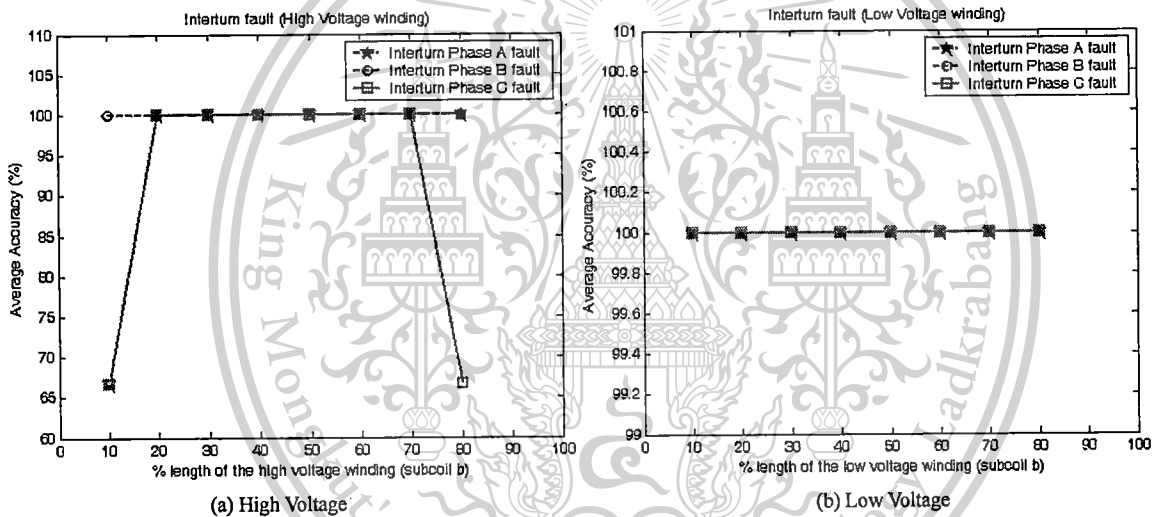


Fig. 15. Comparison of average accuracy of interturn fault for the proposed technique (case 1) at various lengths of the winding (subcoil b as shown in Fig. 8) among phases that fault occurs

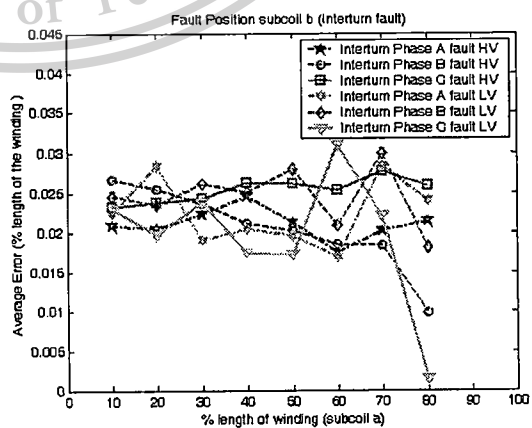
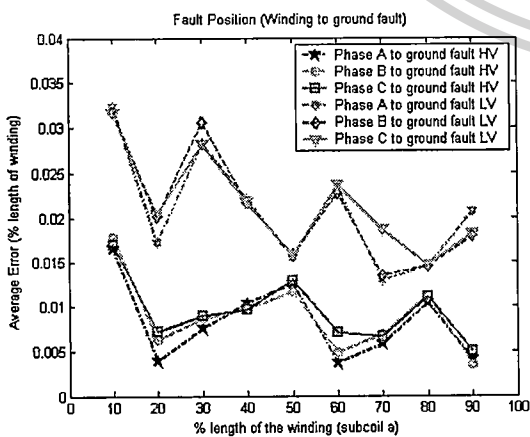


Fig. 16. Comparison of average error of fault position for winding to ground fault of the proposed technique (case 1) at various lengths of the winding (subcoil a as shown in Fig. 6) among phases that fault occurs

Fig. 17. Comparison of average error of fault position for interturn fault at various lengths of the winding (subcoil a as shown in Fig. 8) among phases that fault occurs

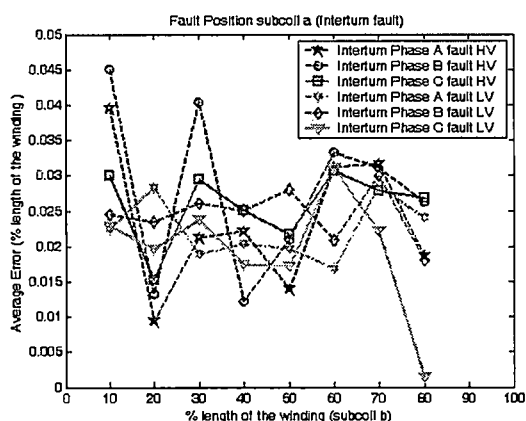


Fig. 18. Comparison of average error of fault position for interturn fault at various lengths of the winding (subcoil b as shown in Fig. 8) among phases that fault occurs

It can be seen that the proposed technique can reduce duration time of training process as shown in Table III and is very effective in identifying the fault types as illustrated in Figs. 12 to Figs. 15.

In case of fault position, when the training process was completed, the algorithm was implemented to locate fault positions due to winding to ground fault and interturn fault along the transformer windings. The results obtained from the algorithm proposed in this paper are shown in Table IX.

It can be seen that the proposed technique can reduce duration time of training process as shown in Table IV to Table VII and is very effective in identifying the fault position as illustrated in Fig. 16 to Fig. 18. It can be seen that the average error of fault positions from the high voltage winding is 5.5% while the average error of low voltage winding is 5.4% at various lengths of the transformer winding.

## V. Conclusion

In this paper, a decision algorithm using DWT in combination with BPNN used to identify types of faults including locating the phase with fault appearance and locating the fault positions along the transformer windings has been proposed.

The maximum coefficient from the first scale at  $\frac{1}{4}$  cycle of phase A, B, and C of post-fault differential current signals and zero sequence current obtained by the DWT have been employed as an input for the training process of a neural network in a decision algorithm with a use of the BPNN.

In addition, the initial number of neurons for the first hidden layer to decrease duration time of training process was considered.

Various case studies have been investigated including the variation of fault inception angles, fault types, and fault locations.

A comparison between the proposed technique and conventional training is presented. The results have

illustrated that the proposed technique is able to predict the internal fault along the transformer windings with an accuracy higher than 97% with less training time compared with conventional training time.

Thus, this verification shows the effectiveness of the technique with a fast response as well as simplicity, and the technique can perform accurately under various systems and fault conditions.

## Acknowledgements

This work is partially supported by the National Research Council of Thailand and King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang Research fund. The authors would like to thank for this financial support.

The authors would like also to gratefully acknowledge the helpful comments and suggestions of the reviewers, which have improved the presentation.

## References

- [1] A. Ngaopitakkul, A. Kunakorn, I. Ngamroo, Discrimination between External Short Circuits and Internal Faults in Transformer Windings using Discrete Wavelet Transforms, *IEEE Industries Application Society Annual Conference 40<sup>th</sup>*, pp. 448-452, October 2005, Hongkong.
- [2] M. Tripathy, R.P. Maheshwari, H.K. Verma, Application of probabilistic neural network for differential relaying of power transformer, *IET Generation, Transmission & Distribution*, Vol. 1, No. 2, April 2007, pp. 218-222.
- [3] Xiaoxia Wang, Tao Wang, Bingshu Wang, Hybrid PSO-BP Based Probabilistic Neural Network for Power Transformer Fault Diagnosis, *Second International Symposium on Intelligent Information Technology Application*, Vol. 1, pp. 545-549, 2008.
- [4] Jiyin Zhao, Ruirui Zheng, Haihong Dong, Study on Power Transformer Fault Diagnosis Based on Niche Genetic Algorithm, *Fifth International Conference on Natural Computation 2009*, Vol. 4, pp. 436-440, 2009.
- [5] Yan Zhang, Bide Zhang, Yuchun Yuan, Zichun Pei, Transformer Fault Prediction Based on Support Vector Machine, *International Conference on Computer Engineering and Technology 2010*, Vol. 3, pp. 513-516, 2010.
- [6] H. Balaga, D.N. Vishwakarma, A. Sinha, Numerical differential protection of power transformer using ANN as a pattern classifier, *International Conference on Power, Control and Embedded Systems*, pp. 1-6, 2010.
- [7] Xiangning Lin, Jingguang Huang, Linjun Zeng, Z.Q. Bo, Analysis of Electromagnetic Transient and Adaptability of Second-Harmonic Restraint Based Differential Protection of UHV Power Transformer, *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 25, No. 4, October 2010, pp. 2299-2307.
- [8] M. Yazdani-Asrami, E. Samadaei, S. Darvishi, M. Taghipour, Modeling and Simulation of Transformer Winding Fault Using MATLAB/SIMULINK, *International Review of Electrical Engineering (IREE)*, Vol. 3, No. 5, October 2010, pp. 1103-1109.
- [9] Abdullah Asuhaimi Mohd Zin, Hana Abdull Halim, Sazali P. Abdul Karim, Sympathetic Inrush Phenomenon Analysis and Solution for a Power Transformer, *International Review of Electrical Engineering (IREE)*, Vol. 4, No. 2, April 2011, pp. 601-607.
- [10] P. Rajamani, D. Dey, S. Chakravorti, Cross-correlation aided wavelet network for classification of dynamic insulation failures in transformer winding during impulse test, *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, Vol. 18, No. 2, April 2011, pp. 521-532.
- [11] B. Vahidi, V. Farahani, Modeling and Simulation the Current Transformer for Measuring Current Harmonics Using MATLAB-SIMULINK, *International Review of Electrical*

Copyright © 2012 Praise Worthy Prize S.r.l. - All rights reserved

International Review of Electrical Engineering, Vol. 7, N. 5

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

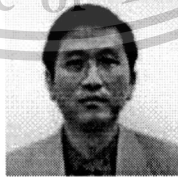
Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

- Engineering (IREE)*, Vol. 4, No. 4, August 2011, pp. 1563-1571.
- [12] Mohamed Guerfel, Sahbi Ghachem, Kamel Benothman, Mohamed Benrejeb, A New Principal Component Analysis Methodology for Sensor Fault Detection and Isolation, *International Review of Electrical Engineering (IREE)*, Vol. 4, No. 4, August 2011, pp. 1829-1837.
- [13] J. Beiza, Mehdi Salaynaderi, N. Taghizadegan, A. A. Dadjouyan, J. Rabbaani, Detection and Localization of Transformer Internal Fault during Impulse Test, *International Review of Electrical Engineering (IREE)*, Vol. 4, No. 5, October 2011, pp. 2129-2137.
- [14] Vahid Rashtchi, Ebrahim Rahimpour, Detection and Localization of Turn-to-turn Short Fault in Power Transformers by Analyzing of Transfer Function using an Artificial Neural Network, *International Review of Electrical Engineering (IREE)*, Vol. 4, No. 5, October 2011, pp. 2159-2163.
- [15] Subhash Kumar Joshi, Hari Om Gupta, Pramod Agarwal, Modeling of Multi-phase Transformer-Equivalent Circuit, *International Review of Electrical Engineering (IREE)*, Vol. 4, No. 5, October 2011, pp. 2164-2171.
- [16] Atthapol Ngaopitakkul, Chaiyan Jettanasen, Selection of Proper Activation Functions in Back-propagation neural networks algorithm for identifying the phase with fault appearance in Transformer windings, *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, Vol. 8, No. 6, June 2012, pp. 4299-4318.
- [17] Chaiyan Jettanasen, Atthapol Ngaopitakkul, The spectrum comparison technique of DWT for discriminating between external fault and internal fault in power transformer, *Journal of International Council on Electrical Engineering*, Vol. 2, No. 3, July 2012, pp. 302-308.
- [18] H.B. Zheng, R.J. Liao, S. Grzybowski, L.J. Yang, Fault diagnostic method of power transformers using multi-class least square support vector machines classifiers with particle swarm optimisation, *IET Electric Power Applications*, Vol. 5, No. 9, September 2011, pp. 691-696.
- [19] Xiong Hao, Sun Cai-xin, Artificial Immune Network Classification Algorithm for Fault Diagnosis of Power Transformer, *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 22, No. 2, April 2007, pp. 930-935.
- [20] M. Tripathy, R.P. Maheshwari, H.K. Verma, Probabilistic Neural Network based protection of power transformer, *IET Electric Power Applications*, Vol. 1, No. 5, May 2007, pp. 793-798.
- [21] M. Tripathy, R.P. Maheshwari, H.K. Verma, Radial basis probabilistic neural network for differential protection of power transformer, *IET Generation, Transmission & Distribution*, Vol. 2, No. 1, January 2008, pp. 43-52.
- [22] C. Pan, W. Chen, and Y. Yun, Fault diagnostic method of power transformers based on hybrid genetic algorithm evolving wavelet neural network, *IET Electric Power Applications*, Vol. 2, No. 1, January 2008, pp. 71-76.
- [23] M. Tripathy, R.P. Maheshwari, H.K. Verma, Power Transformer Differential Protection Based on Optimal Probabilistic Neural Network, *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 25, No. 1, January 2010, pp. 102-112.
- [24] Ke Meng, Zhao Yang Dong, Dian Hui Wang, Kit Po Wong, A Self-Adaptive RBF Neural Network Classifier for Transformer Fault Analysis, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 25, No. 3, July 2010, pp. 1350-1360.
- [25] R. Naresh, V. Sharma, M. Vashisth, An Integrated Neural Fuzzy Approach for Fault Diagnosis of Transformers, *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 23, No. 4, October 2008, pp. 2014-2024.
- [26] N. Perera, A.D. Rajapakse, Recognition of Fault Transients Using a Probabilistic Neural Network Classifier, *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 26, No. 1, January 2011, pp. 410-419.
- [27] Hao Wu, Cheng Hua Fu, Hui Guo, Chang Zhong Chen, The magnetic inrush current and internal fault types recognition in transformer based on probabilistic neural network, *Sixth International Conference on Natural Computation*, Vol. 3, pp. 1334-1338, 2010.
- [28] Maofa Gong, Xiaoming Zhang, Zheng Gong, Wenhua Xia, Jiangbo Wu, Chen Lv, Study on a new method to identify inrush current of transformer based on wavelet neural network, *International Conference on Electrical and Control Engineering* 2011, pp. 848-852, 2011.
- [29] D.Y. Shi, J. Buse, Q.H. Wu, L. Jiang, Y.S. Xue, Fast identification of power transformer magnetizing inrush currents based on mathematical morphology and ANN, *IEEE Power and Energy Society General Meeting 2011*, pp. 1-6, 2011.
- [30] D. Barbosa, U.C. Netto, D.V. Coury, M. Oleskovicz, Power Transformer Differential Protection Based on Clarke's Transform and Fuzzy Systems, *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 26, No. 2, April 2011, pp. 1212-1220.
- [31] I. Daubechies, The wavelet transform time-frequency localization and signal analysis, *IEEE Transactions of Information Theory*, September 1990, pp. 961-1005.
- [32] C.H. Kim, R. Aggarwal, Wavelet transforms in power systems: Part I. General introduction to the wavelet transforms, *IEE Power Engineering Journal*, pp. 81-87, April 2000.
- [33] N. S. D. Brito, B. A. Souza, F. A. C Pires, Daubechies wavelets in Quality of Electrical Power, *Proc. IEEE International Conference on Harmonics and Quality of Power*, pp. 511-515, 1998.
- [34] Atthapol Ngaopitakkul, Chaichan Pothisarn, Selection of Proper Activation Functions in Back-Propagation Neural Networks Algorithm for Fault Classification in Undergrund Cable, *IAENG Transactions on Engineering Technologies*, Vol. 7, No. 1, July 2011, pp. 308-319.
- [35] H. Demuth, M. Beale, *Neural Network Toolbox User's Guide*, The Math Work, March 2001.
- [36] Fausett Laurene, *Fundamentals of Neural Networks*, Englewood Cliffs, New Jersey (Prentice Hall International, Inc. 1994).
- [37] Sulee Bunjongjit, Atthapol Ngaopitakkul, Selection of Proper Artificial Neural Networks for Fault Classification on Single Circuit Transmission Line, *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, Vol. 8, No. 1(A), January 2012, pp. 361-374.
- [38] P. Bastard, P. Bertrand, M. Meunier, A transformer model for winding fault studies, *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 9, No. 2, April 1994, pp. 690-699.
- [39] IEEE working group 15.08.09 "Modeling and analysis of system transients using digital programs", *IEEE PES special publication*
- [40] ABB Thailand, Test report no. 56039.
- [41] "Switching and Transmission Line Diagram", Electricity Generation Authorisation Thailand (EGAT).

### Authors' information

<sup>1</sup>Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok 10520 Thailand, E-mail: [kbsulee@kmitl.ac.th](mailto:kbsulee@kmitl.ac.th)

<sup>2</sup>Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok 10520 Thailand, E-mail: [knathap@kmitl.ac.th](mailto:knathap@kmitl.ac.th)



**Sulee Bunjongjit** is currently an associate professor at the department of electrical engineering, Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok, Thailand. His research interests are on power systems, grounding systems and illumination engineering.



**Atthapol Ngaopitakkul** graduated with B.Eng, M.Eng and D.Eng in electrical engineering from King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok, Thailand in 2002, 2004 and 2007 respectively. He is currently an assistant professor at the department of electrical engineering, Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok, Thailand. His research interests are on the applications of wavelet transform and neural networks in power system analysis.

เอกสารนี้สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# A Novel Discrete Wavelet Transform Based on Traveling wave Technique for Identifying the Fault Location for Transmission Network Systems

Theerasak Patcharoen, Non-member  
Aththapol Ngaopitakkul<sup>a</sup>, Non-member

This paper proposes a technique to identify fault location on transmission systems using discrete wavelet transforms (DWTs). Fault conditions are simulated using alternative transients program/electromagnetic transients program (ATP/EMTP) in order to obtain the current signals. Various cases based on Thailand electricity transmission systems are studied to verify the validity of the proposed technique. The comparisons among the maximum coefficients in first scale of all buses that can detect fault are performed to detect the faulty bus. The first peak time of positive sequence current obtained from the faulty bus is used as input data for the traveling wave equation. It is shown that the proposed technique gives satisfactory accuracy and is suitable for all types of fault occurring in different sections of transmission lines. © 2013 Institute of Electrical Engineers of Japan. Published by John Wiley & Sons, Inc.

**Keywords:** fault location, traveling wave, discrete wavelet transforms, transmission systems

Received 2 March 2012; Revised 13 August 2012

## 1. Introduction

Fault in transmission lines is a mistake that should not occur in power systems. It is important to identify the fault location on transmission lines as soon as possible to repair or maintain the power system. Precise protection schemes have to be developed, particularly in fault detection and fault location on the transmission lines. Several algorithms for fault detection and fault location have been developed for the protective relays [1–15] but these algorithms use different solutions and techniques. The most effective technique for identifying fault location, which is based on traveling waves, has been proposed in several papers in the 1980s [1–3]. Most researches have only considered the fault location based on traveling waves for Type A and Type D modes. Type A is one-end algorithms that estimate the distance to the fault with the use of voltages and currents acquired at a particular end of the line. One-ended impedance-based fault locators calculate the fault location from the apparent impedance seen looking into the line from one end. The correct fault location estimation is influenced by many factors such as influence of zero-sequence mutual effects on the components, untransposed line, charging capacitance, etc. Type D is two-end algorithms that require both an accurate method of time synchronization and an easy means of combining the measurements from the two terminals to a common point so that the fault location can be determined. Type D mode is more accurate than Type A mode and is able to minimize or eliminate the effects of fault resistance, loading, and charging current. While calculating a Type D mode, the result requires communication with the data acquisition units in two or more substations; it does not have to be 'online' and can, therefore, use any communication channels. Although the traveling wave technique can provide precise results in fault location, it requires high sampling rate and has difficulties in distinguishing between

traveling waves reflected from the fault point and those from the remote end of the line.

During the 1990s, the development of algorithms for detecting faults on transmission lines progressed and resulted in transient-based techniques [15]. Since transient-based protection can operate accurately, the application of wavelet transform (WT) is widely used. The development of an algorithm for locating faults on the transmission line with WT was initially proposed by Magnago *et al.* [5]. In the literature on fault location, most researches [12–20] have only considered the fault location for single-bus and two-bus systems but not for a multiterminal system. According to Ref. [18], the technique uses principal component analysis (PCA) to identify the dominant pattern of the voltage and current signals preprocessed by the WT at different scales. In addition, use of artificial intelligence (AI) has also been reported in the literature for fault location [8,20,21]. In Ref. [8], a novel hybrid framework that is able to detect and locate a fault on transmission line is presented. Negative-sequence components of the three-phase current and voltage quantities are applied to achieve fault detection, while a set of adaptive structural neural networks is used to predict fault location. Nowadays, fault diagnosis for transmission line has also progressed with the applications of WT and AI [22,23]. Moreover, transmission lines are more complicated as a large grids owing to increasing demand for electric power. During faults, it is necessary that the protection system is able to deal with a complicated transmission network. As a result, it is important to take into account the loop structure of the transmission network for fault detection and location.

Conventional method for fault location employed by the Electricity Generating Authority of Thailand (EGAT) is the line fault locator (LFL) Type 'c'. As the devices of LFL are complicated and expensive, a new technique has to be investigated. This paper aims to present a combination of discrete wavelet transforms (DWTs) and the traveling wave technique for the location of fault on transmission systems. The systems under consideration have loop and radial structures in order to show the advantage of the proposed technique. The fault conditions are simulated using ATP/EMTP. The current waveforms obtained from ATP/EMTP are extracted

Correspondence to: Aththapol Ngaopitakkul.

E-mail: knatthap@kmitl.ac.th

<sup>a</sup>Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok 10520, Thailand

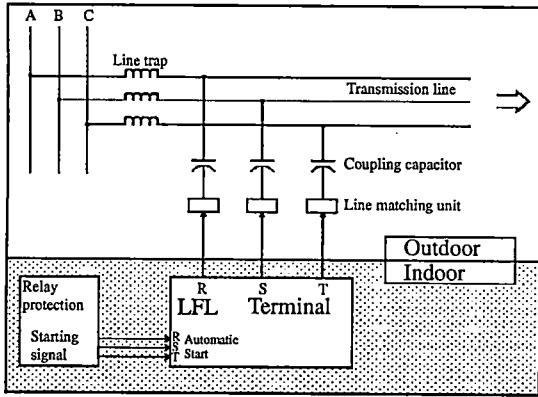


Fig. 1. Line fault locator (LFL)

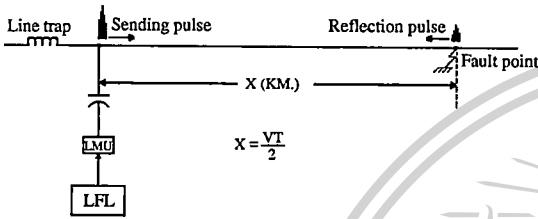


Fig. 2. Radar pulse sent to the fault point on transmission line

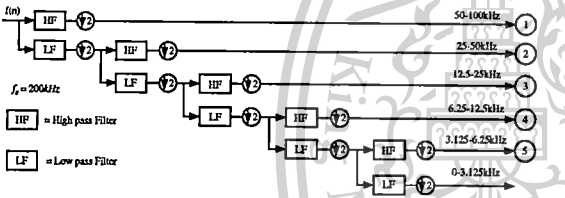


Fig. 3. Five-level wavelet decomposition tree

several scales with the WT, and the coefficients of the first scale from the WT are investigated. The maximum coefficients obtained from all buses are compared to detect the faulty bus. The first peak times obtained from the faulty bus are used as input data for the traveling wave equation later. The construction of the decision algorithm is detailed and implemented with various case studies based on Thailand electricity transmission systems.

## 2. Theory

**2.1. Line fault locator (LFL)** Generally, when a fault occurs on the transmission line, the protective relay sends the starting signal to LFL to operate and send out a radar pulse (50–450 kHz) into the conductor of the transmission lines to locate the fault point, as illustrated in Fig. 1. The radar pulse signal is reflected from the fault point and returns to LFL at the same velocity as the sending pulse in order to calculate the distance to the fault, as illustrated in Fig. 2.

**2.2. Wavelet transforms** A wavelet is a small localized wave of a particular shape and finite duration that has an average value of zero. WT is a tool that cuts up data, functions, or operators into different frequency components, and then studies each component with a resolution matched to its scale. The advantage of the transform is that the band of analysis can be fine-tuned so that high-frequency components and low-frequency components are detected precisely. Results from the WT are shown in both

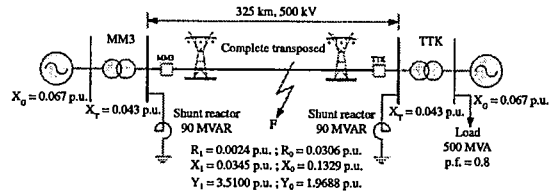


Fig. 5. System used in simulations studies for a double-circuit structure [27]

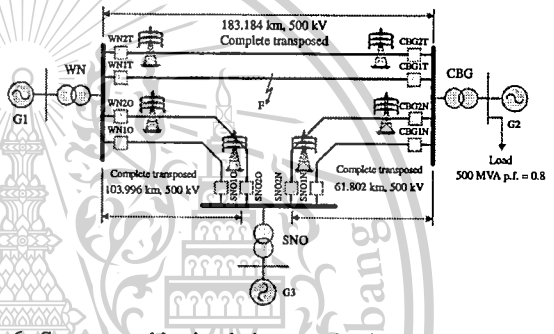


Fig. 6. System used in simulations studies for a loop structure [27]

time domain and frequency domain. WT can expand signals in terms of using a shift in time or translation as well as compression in time or dilation of a fixed wavelet function called the *mother wavelet* [16,24,25]. The WT that has a change in the analysis scaled by the factor of two is called the DWT as expressed in (1).

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

where

$$\psi \left[ \frac{n - k2^m}{2^m} \right] = \text{mother wavelet.}$$

In this paper, Daubechies 4 is selected as the mother wavelet.

From Fig. 3, in the first stage (scale 1), it splits up the signal into two parts by passing the signal from a high-pass and a low-pass filter, which results in two different versions of the same signal. The portions of the signal corresponding to low-frequency components of the signal that are used to analyze the low frequencies are called *approximations* (low-pass portion), while the portions of the signal corresponding to high-frequency components of the signal used to analyze the high frequencies are called *details* (high-pass portion).

## 3. Power System Simulation using EMTP

ATP/EMTP [26] is employed to simulate fault signals at a sampling rate of 200 kHz (corresponding to the chosen sampling time used in ATP/EMTP, which is 5 μs). The fault types are chosen based on the Thailand's transmission system as shown in

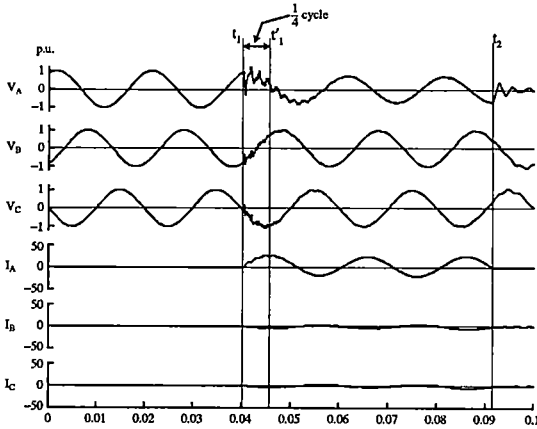


Fig. 7. Example of original fault signals from digital fault recorder for AG fault

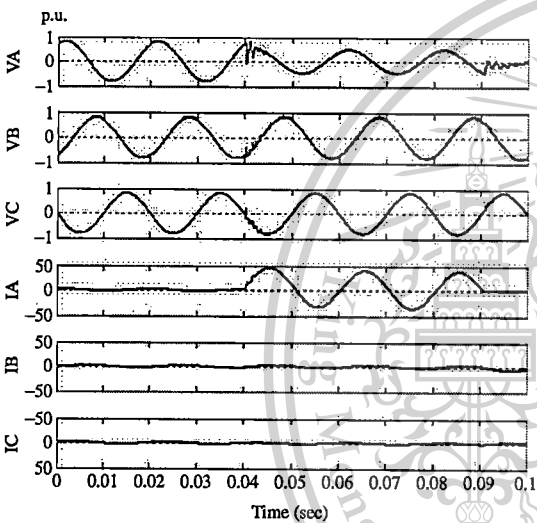


Fig. 8. Example of fault signals from ATP/EMTP for AG fault

Figs 4–6. To avoid complexity, the fault resistance is assumed to be 10 Ω. Fault patterns in the simulations are performed with various changes of the system parameters as follows:

- Fault types under consideration are single phase to ground (SLG: AG, BG, CG); double-line to ground (DLG : ABG, BCG, CAG); line to line (L-L : AB, BC, CA); and three-phase fault (3-P : ABC).
- Fault locations on each transmission lines are at distances of 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, and 90%, measured from the sending end.
- Inception angle on a voltage waveform is varied between 0° and 330°, in steps of 30°. Phase A is used as a reference.

Examples of the original and the ATP/EMTP-simulated fault signals for phase A to ground fault (AG) in each phase at the ending end (MM3) of the transmission lines are illustrated in Figs 7 and 8, respectively.

The similarity between the two waveforms can be seen by visually inspecting the original and simulated fault signals. The fault signals generated using ATP/EMTP are interfaced to the MATLAB/Simulink for the construction of the fault detection process.

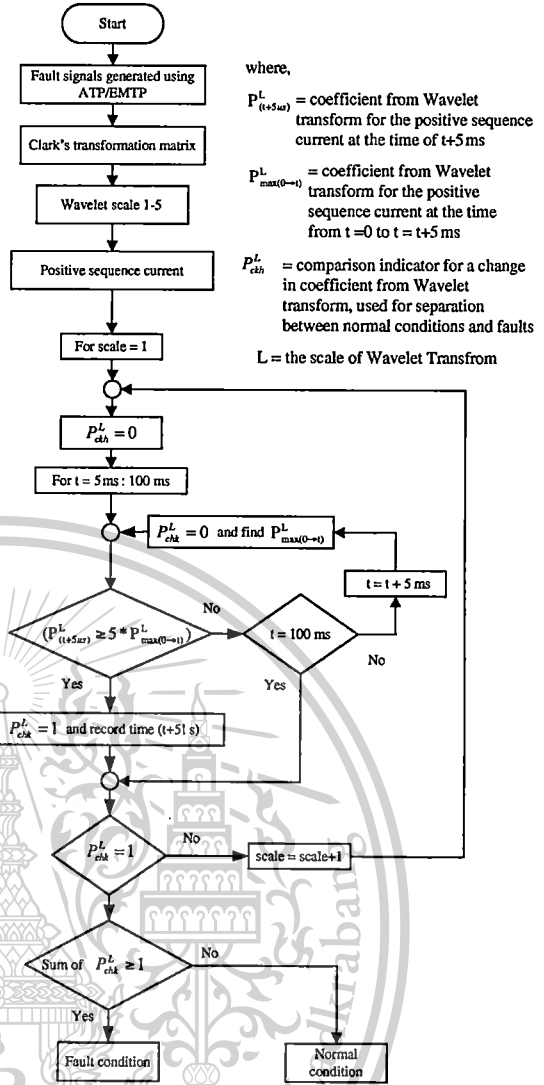


Fig. 9. Flowchart for fault detection

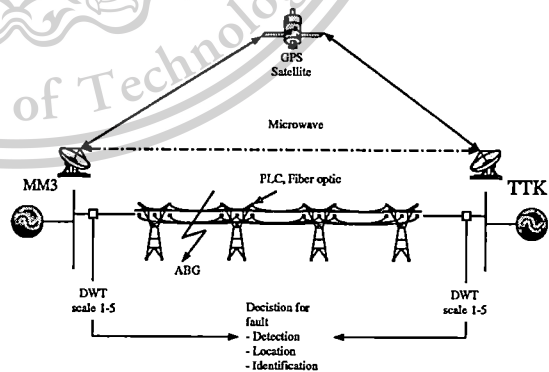


Fig. 10. Example of communication system

#### 4. Fault Detection Decision Algorithm

Fault detection is processed using the positive sequence current signals, as illustrated in Fig. 9. The Clark transformation matrix is employed to calculate the positive sequence currents. The fault signals are generated using ATP/EMTP. The measured signals at both the ends are considered to be synchronized and are obtained by a global positioning system (GPS) [28–32] as depicted in Fig. 10. The fault signal is extracted to several

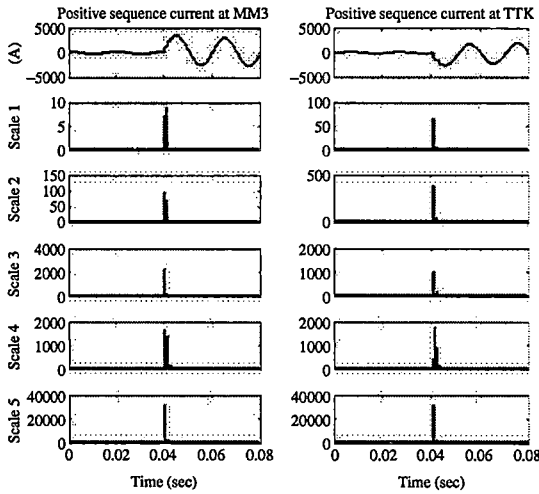


Fig. 11. DWT from scale 1 to scale 5 for the positive sequence of current signals shown in Fig. 8

scales with the DWT in order to analyze the transient high-frequency components using the wavelet toolbox. The mother wavelet Daubechies4 (db4) is employed to decompose the high-frequency components from the signals. After applying the DWT to the positive sequence currents, the comparison of the coefficients from each scale is considered, as illustrated in Fig. 8. The coefficients obtained using DWT of signals are squared so that any abrupt change in the spectra can be clearly found. It is clearly seen that, when a fault occurs, the coefficients of the high-frequency components undergo a sudden change compared to those before the occurrence of the fault, as illustrated in Figs 11–13.

By performing many simulations, it was found that the coefficient in scale 1 from DWT was sufficient to indicate the fault inception on the transmission line. However, on careful consideration, it was found that all coefficients obtained from the positive sequence currents at every bus had a change of more than 5 times the normal value during the faults; this is due to the effect of the loop structure of the transmission network. The comparison among the maximum coefficients in first scale of each bus, which can detect the fault, was performed to detect the faulty bus. In case of double circuit, the maximum coefficients obtained from the same bus were also compared to detect the faulty circuit.

From Fig. 12, the maximum coefficients of positive sequence currents from the faulty buses involving with a fault location (in this case, TTK1 and NCO1, with the fault location between them) are the highest values when compared with those of other unfaulty buses. In addition, the maximum coefficients of positive sequence currents from the WN1T and CBG1T are also detected as faulty buses with the highest values. The first peak time obtained from the faulty bus is used as input data for traveling wave equation as shown in (2) and Fig. 14.

where

- WN1T is WN bus section WN-CBG circuit 1,
- WN2T is WN bus section WN-CBG circuit 2,
- WN1O is WN bus section WN-SNO circuit 1,
- WN2O is WN bus section WN-SNO circuit 2,
- CBG1T is CBG bus section WN-CBG circuit 1,
- CBG2T is CBG bus section WN-CBG circuit 2,
- CBG1N is CBG bus section SNO-CBG circuit 1,
- CBG2N is CBG bus section SNO-CBG circuit 2,
- SNO1O is SNO bus section WN-SNO circuit 1,
- SNO2O is SNO bus section WN-SNO circuit 2,
- SNO1N is SNO bus section SNO-CBG circuit 1, and
- SNO2N is SNO bus section SNO-CBG circuit 2.

In case of a single circuit, because MM3(0.04032) and TTK(0.04075) are the two fastest first time obtained from comparison, they are used as input data for the traveling wave equation. In case of double circuit, because TTK1(0.02145499) and NCO1(0.007224603) from the faulty buses are the two highest values, the first peak time in the first scale of faulty buses is used as input data for the traveling wave equation as shown in Figs 15 and 16.

$$d = \frac{[LT - v \times (t_B - t_A)]}{2} \quad (2)$$

where

- $d$  is the fault location measured from the sending end,
- $LT$  is the length of the line which the fault is detected,
- $t_A$  is the time which the fault at the sending end is detected,
- $t_B$  is the time which the fault at the receiving end is detected,
- $v$  is velocity of the traveling wave (297 322 km/s).

After the traveling wave equation is processed, the algorithm is employed to calculate the distance of the fault on the

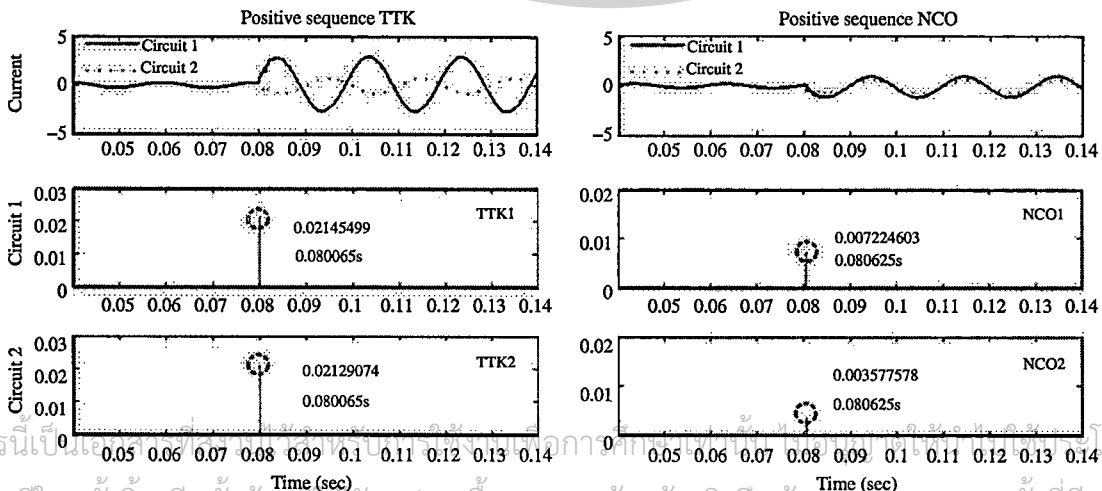


Fig. 12. Example of DWT for the positive sequence of phase A to ground fault at the transmission system (section TTK-NCO)

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

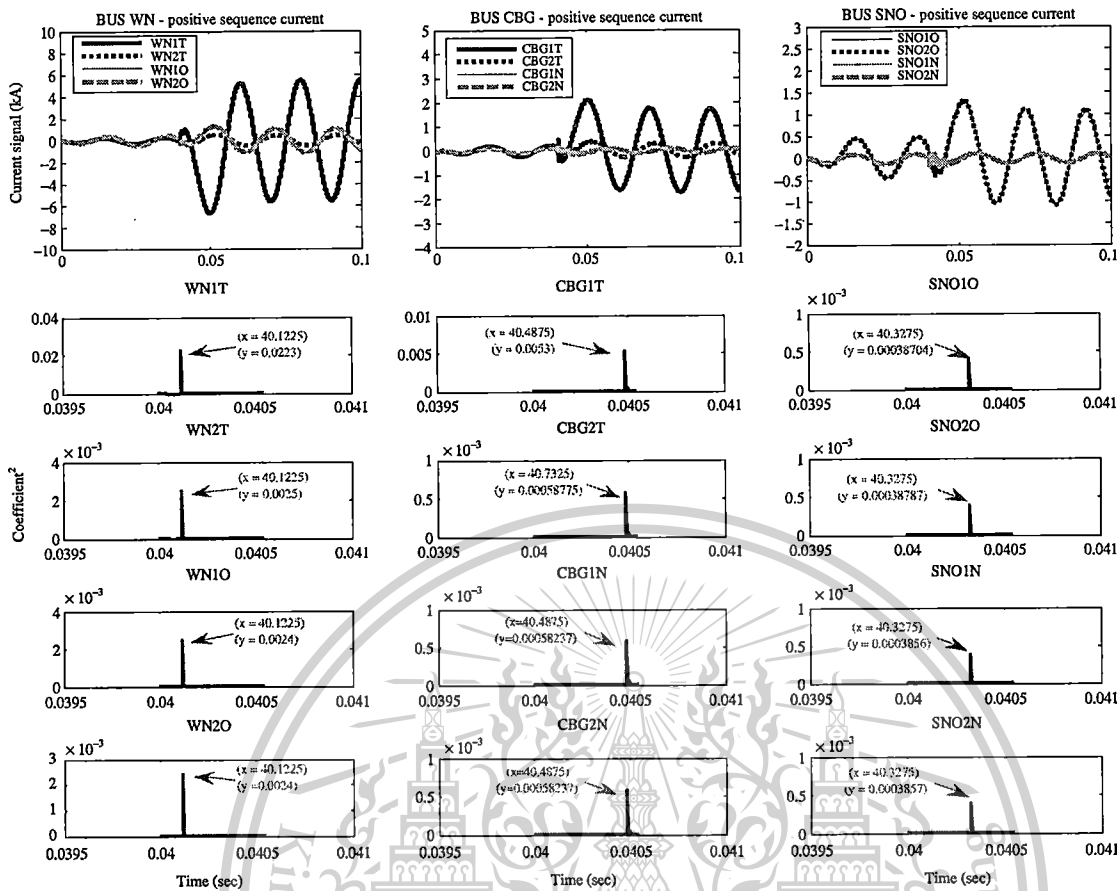


Fig. 13. Example of DWT for the positive sequence of phase A to ground fault at the transmission system (section WN-CBG)

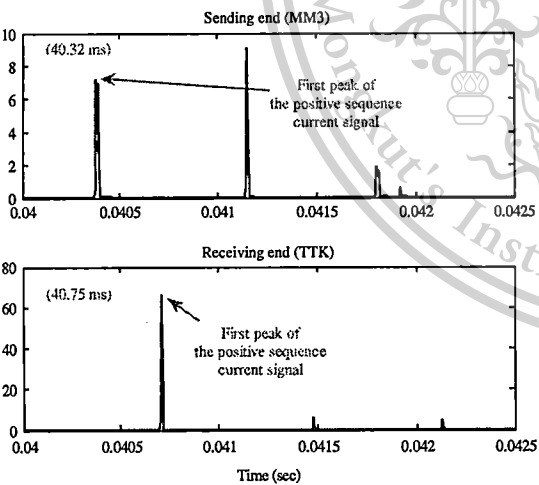


Fig. 14. First peak in the scale 1 at both ends of transmission lines the positive sequence of the current signal shown in Fig. 10

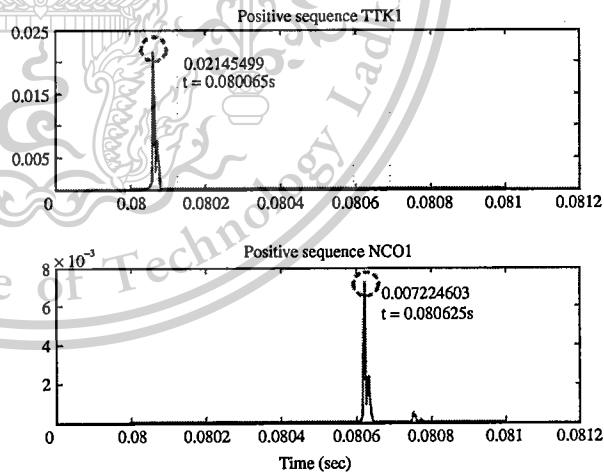


Fig. 15. First peak in the scale 1 at the faulty bus for the signal shown in Fig. 12

transmission systems. The fault location is defined at the distance between 10 and 90% of the transmission line length measured from the sending end and receiving end, respectively. Case studies are employed to verify the algorithm capability. The system under consideration is shown in Figs 4–6. Different case studies are performed with various types of fault at each location on the transmission line including the variation of fault inception angles and locations on each transmission line. The total number of the case studies was 8676. The results

obtained from the algorithm proposed in this paper are shown in Table I.

From Tables I and II, it is seen that when tests are conducted with various fault inception angles and locations at each transmission line, the accuracy of fault locations from the prediction of the algorithm is highly satisfactory. In addition, when the inception angles of fault are varied, without changing the distance of the fault, as shown in Table II, it is noted that the first peak at both sides ( $t_A$  and  $t_B$ ) that can detect fault obtained from the

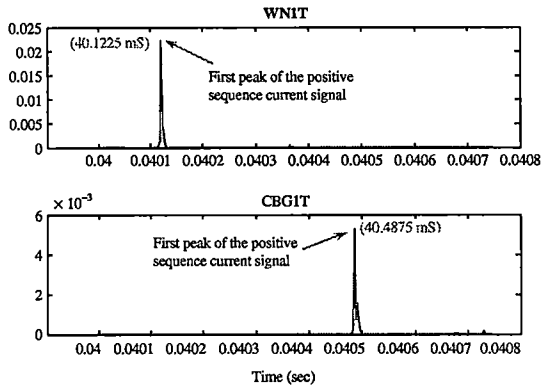


Fig. 16. First peak in the scale 1 at the faulty bus for the signal shown in Fig. 13

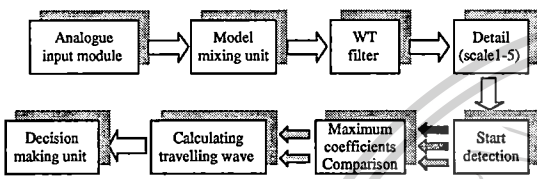


Fig. 17. Modules of identifying the fault location

Positive sequence current do not change with increasing inception angles of the fault.

5. CONCLUSION

This paper proposed a technique based on a combination of DWT and the traveling wave technique to identify fault location on transmission systems. DWT was employed to decompose the high-frequency components from the fault signals. Positive

Table I. Results of the fault location

Section	Maximum error (km)	Minimum error (km)	Average error (km)
MM3-TTK	1.2810	0.0000	0.836
TTK-NCO	1.0983	0.0000	0.888
WN-CBG	1.1064	0.0000	0.7104
WN-SNO	0.4833	0.0000	0.2712
SNO-CBG	0.7563	0.0000	0.4103
Average	1.2414	0.0000	0.679

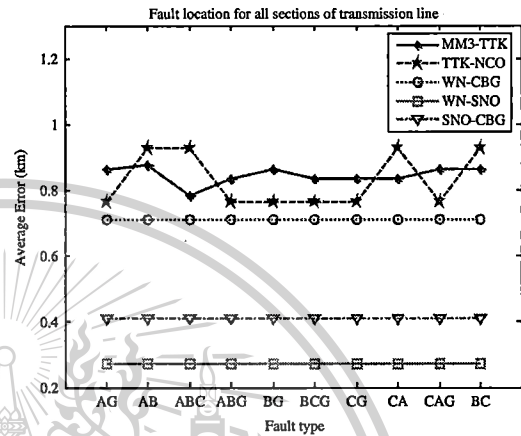


Fig. 19. Comparison of the average error for fault locations at various types of faults

sequence current signals were used in fault detection. The maximum coefficients of the positive sequence current obtained from all buses were compared in order to detect the faulty bus on the transmission system. Traveling wave theory was applied to calculate the location of the fault. The first peak times obtained

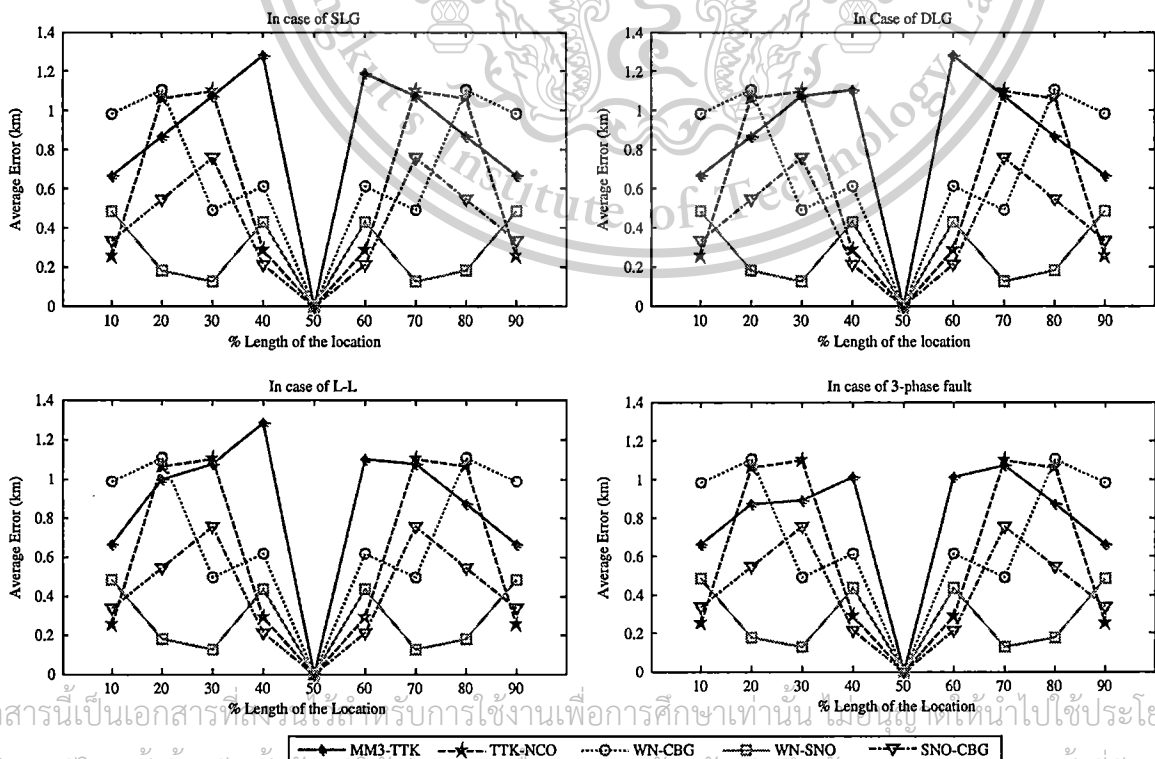


Fig. 18. Comparison of average error for fault locations at various lengths of the transmission lines where fault occurs

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามเผยแพร่โดยไม่ขอ และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้  
 This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.  
 Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

Table II. Results of AG fault at different inception angle (fault at 30% of length transmission lines)

Real location (km)	Inception angle	First peak time (ms)		Location (km)	
		$t_A$	$t_B$	Calculation	Error
97.5 (MM3-TTK)	0	40.32	40.75	98.575	1.075
	60	40.32	40.75	98.575	1.075
	150	40.32	40.75	98.575	1.075
	270	40.32	40.75	98.575	1.075
80 (TTK-NCO)	0	80.265	80.425	79.714	0.286
	60	80.265	80.425	79.714	0.286
	150	80.265	80.425	79.714	0.286
	270	80.265	80.425	79.714	0.286
36.6 (WN-CBG)	0	40.1225	40.4875	37.239	0.639
	60	40.1225	40.4875	37.239	0.639
	150	40.1225	40.4875	37.239	0.639
	270	40.1225	40.4875	37.239	0.639

from the faulty bus were used as input data for the traveling wave equation, as shown in Fig. 17. The results show that the proposed algorithm is capable of detecting the faulty bus with 100% accuracy and identify the fault location with the average error of 0.679 km, as illustrated in Table I. From Figs 18 and 19, it is seen that, when tested with various fault inception angles and location at each transmission line through case studies, the accuracy of fault locations from the prediction of this algorithm could be obtained. As a result, the proposed technique can be considered as a first processing in fault location on transmission systems.

**Acknowledgments**

This work was partially supported by the National Research Council of Thailand and the King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang Research fund.

**References**

- (1) Crossley PA, McLaren PG. Distance protection based on travelling waves. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems* 1983; PAS-102(9):2581–2589.
- (2) McLaren PG, Rajendra S. Travelling wave techniques applied to the protection of teed circuits: principle of travelling wave techniques. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems* 1985; PAS-104(12):3544–3550.
- (3) Ibe AO, Cory BJ. A travelling wave based fault locator for two- and three-terminal networks. *IEEE Transactions on Power Delivery* 1986; 1(2):283–288.
- (4) IEEE Std C37.114–2004. *IEEE Guide for Determining Fault Location on AC Transmission and Distribution Lines* IEEE STANDARDS 2005; 1:1–36.
- (5) Magnago FH, Abur A. Fault location using wavelets. *IEEE Transactions on Power Delivery* 1998; 13(4):1475–1480.
- (6) Lin Y-H, Liu C-W, Yu C-S. A new fault locator for three-terminal transmission lines-using two-terminal synchronized voltage and current phasors. *IEEE Transactions on Power Delivery* 2002; 17(2):452–459.
- (7) Sedighi A, Haghifam M, Malik O, Ghassemian M. High impedance fault detection based on wavelet transform and statistical pattern recognition. *IEEE Transactions on Power Delivery* 2005; 20(4):2414–2421.
- (8) Jiang J-A, Chuang C-L, Wang Y-C, Hung C-H, Wang J-Y, Lee C-H, and Hsiao Y-T. A hybrid framework for fault detection, classification, and location part i concept, structure, and methodology. *IEEE Transactions on Power Delivery* 2011; 26(3):1988–1998.
- (9) Jiang JA, Chen C-S, Liu C-W. A new protection scheme for fault detection, direction discrimination, classification, and location in transmission line. *IEEE Transactions on Power Delivery* 2003; 18(1):34–42.
- (10) Ha Heng-xu, Zhang B-h, Lv Z-l. A novel principle of single-ended fault location technique for EHV transmission lines. *IEEE Transactions on Power Delivery* 2003; 18(4):1147–1151.
- (11) Kawady T, Stenzel J. A practical fault location approach for double circuit transmission lines using single end data. *IEEE Transactions on Power Delivery* 2003; 18(4):1166–1173.
- (12) Lzykowski J, Rosolowski E, Saha MM. Locating faults in parallel transmission lines under availability of complete measurements at one end. *IEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution* 2004; 151(2):268–273.
- (13) Brahma SM, Girgis AA. Fault location on a transmission line using synchronized voltage measurements. *IEEE Transactions on Power Delivery* 2004; 19(4):1619–1622.
- (14) Song G, Suonan J, Xu Q, Chen P, Ge Y. Parallel transmission lines fault location algorithm based on differential component net. *IEEE Transactions on Power Delivery* 2005; 20(4):2396–2406.
- (15) Bo ZQ, Jiang F, Chen Z, Dong XZ, Weller G, Redfern MA. Transient based protection for power transmission systems. *IEEE Power Engineering Society Winter Meeting* 2000; 3:1832–1837.
- (16) Maknimg P, Bunjongjit S, Kunakorn A, Jiriwibhakorn S, Kando M. Fault diagnosis in transmission lines using wavelet transform analysis. *IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exhibition 2002: Asia Pacific*, 2002; 2246–2250.
- (17) Valsan SP, Swarup KS. Wavelet transform based digital protection for transmission lines. *Electrical Power and Energy Systems* 2009; 31:379–388.
- (18) Jafarian P, Sanaye-Pasand M. A traveling wave based protection technique using wavelet/PCA analysis. *IEEE Transactions on Power Delivery* 2010; 25(2):588–599.
- (19) Dustegor D, Poroseva SV, Hussaini MY, Woodruff SL. Automated graph-based methodology for fault detection and location in power systems. *IEEE Transactions on Power Delivery* 2010; 25(2): 638–648.
- (20) Gracia J, Mazon AJ, Zamora I. Best ANN structures for fault location in single-and double-circuit transmission lines. *IEEE Transactions on Power Delivery* 2005; 20(4):2389–2395.
- (21) Lai LL, Vaseekar E, Subasinghe H, Rajkumar N. Wavelet transform and neural networks for fault location of a teed - network. *IEEE Power System Technology* 2000; 2:807–811.
- (22) Chunju F, Li KK, Chan WL, Weiyong Y, Zhaoning Z. Application of wavelet fuzzy neural network in locating single line to ground fault (SLG) in distribution lines. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 2007; 29(6): 497–503.
- (23) Jayabharata Reddy M, Mohanta DK. A wavelet-fuzzy combined approach for classification and location of transmission line faults. *Electrical Power and Energy Systems* 2007; 29:669–678.
- (24) Daubechies I. The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis. *IEEE Transactions of Information Theory* 1990; 36(5):961–1005.
- (25) Brito NSD, Souza BA, Pires FAC. Daubechies wavelets in quality of electrical power. *IEEE International Conference on Harmonics and Quality of Power*, 1998; 511–515.

- (26) Van Dommelen D. *Alternative Transient Program Rule Book*. Leuven EMTP Center: Belgium; 1991.
- (27) Transmission System Operation Planning Department. *Switching and Transmission Line Diagram*, Electricity Generation Authorisation Thailand (EGAT); 2010.
- (28) Crossley PA, Southern E. The impact of the global positioning system (GPS) on protection and control. *Proceedings of the International Conference Power System Protection*, 1998; 1–5.
- (29) Dewe MB, Sankar S, Arrillaga J. The application of satellite time references to HVDC fault location. *IEEE Transactions on Power Delivery* 1993; 8:1295–1302.
- (30) Bo ZQ, Weller G, Jiang F, Yang QX. Application of GPS based fault location scheme for distribution system. *Proceedings of the International Conference on Power System Technology* 1998; 1:53–57.
- (31) Zhao W, Song YH, Chen WR. Improved GPS traveling wave fault locator for power cables by using wavelet analysis. *Electrical Power and Energy Systems* 2001; 23:403–411.
- (32) Urusawa K, Kanemaru K, Toyota S, Sugiyama K. New fault location system for power transmission lines using composite fiber-optic overhead ground wire (OPGW). *IEEE Transactions on Power Delivery* 1989; 4:2005–2011.

**Theerasak Patcharoen** (Non-member) received the B.Eng. and M.Eng. degrees in electrical engineering from King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang (KMITL), Bangkok, Thailand, in 2002 and 2004, respectively. He is currently pursuing the Ph.D. degree in the Department of Electrical Engineering, KMITL. His research interests include applications of wavelet transform and fuzzy logic in power system analysis.



**Atthapol Ngaopitakkul** (Non-member) is currently an Assistant Professor with the Department of Electrical Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok, Thailand. His research interests include transmission systems and protection relays.



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# Algorithm Improvement to Predict Fault Location of Simultaneous Fault in Underground Cable

Chaowat Apisit\* Non-member, Atthapol Ngaopitakkul\*<sup>a)</sup> Non-member

(Manuscript received March 6, 2012, revised July 3, 2012)

In the literature for fault location, most of research works have never been mentioned about effects of simultaneous faults. This paper presents a new decision algorithm that will be developed in order to predict precisely fault location, during simultaneous fault, in an underground distribution system using discrete wavelet transform (DWT). The advantage of the DWT is that the band of analysis can be fine adjusted so that high frequency components and low frequency components are detected precisely, consequently DWT is considered herein. The fault signal is simulated using ATP/EMTP. The DWT is used to detect the high frequency components. Coefficients of positive sequence current signals are calculated. The positive sequence current as extracted to several scales with the DWT, and the coefficients of the first scale from the DWT are investigated. The time that the fault signal uses to reach the ends of the distribution line is considered, then, applied so that the distance of fault can be calculated. Various case studies have been carried out including the single fault and simultaneous fault. The result is found that the proposed algorithm gives satisfactory both in case of single fault and simultaneous fault.

**Keywords:** fault location, travelling wave, discrete wavelet transforms, simultaneous fault

## Introduction

Generally, when fault occurs on transmission lines, detecting fault is necessary for power system in order to clear it before it causes the damage to the power system. Even though the underground cable system provides higher reliability than the overhead line system, it is hard to seek the fault location. In the literature for fault location, most researches have only considered the fault location for overhead transmission system and underground distribution system with several algorithms<sup>(1)-(24)</sup> but each technique has different solutions. Bridge technique<sup>(5)</sup>, Murry loop pulse method<sup>(6)</sup> are used for identifying fault location in underground distribution system. Travelling wave theory<sup>(6)(18)(23)</sup> has been reported in the literature for predicting underground system. A technique selection is available for fault locating; it depends on several factors such as length of circuit (or cable), type of fault (sustained or temporary), and etc. The currently most effective technique for identifying fault location, which is based on a travelling wave, has been proposed in several papers<sup>(18)(22)(23)</sup>. The location of fault using wavelet transform based on travelling wave was initially proposed by Magnago, et al.<sup>(7)</sup>.

In previous research works<sup>(23)</sup>, discrete wavelet transform (DWT) based on travelling wave is employed to detect the high frequency components, and to identify fault locations in underground distribution system. The first peak time that is used to detect fault obtained from all buses are compared, and

the fastest two first peak times obtained from comparison are used as input data for travelling wave equation. Although the accuracy of fault locations from the prediction of the travelling wave theory is highly satisfactory but the effect of the change in the propagating velocity of travelling wave can not be neglected. In addition, all techniques mentioned above can give precise results in fault analysis, but the effects of simultaneous faults have been neglected. The occurrence of simultaneous faults can be crucial in understanding certain system incidents, especially in regards to protective relaying actions. These research works rarely mention about simultaneous faults in underground distribution systems. As a result, it is necessary that the protection system must function precisely during simultaneous faults, and it is very advantageous if the simultaneous faults are taken into account in the decision algorithm of the relays.

As a mention, in previous research works<sup>(25)</sup>, the first peak time that can detect fault obtained from all buses are compared and the two fastest first peak times obtained from comparison are used as input data for travelling wave equation. It was concluded that in case of single fault, the accuracy of fault locations from the prediction of the travelling wave theory is highly satisfactory but, during simultaneous fault, the travelling wave theory is not efficient in predicting the fault location in an electrical power transmission system. When carefully investigating, it is found that in case of single fault, the time that the fault signal used to reach the ends of the transmission lines is considered as input data for traveling wave equation. From Fig. 1(a), during single fault,  $T_{F1S}$  and  $T_{F1R}$  are the first peak time at both end of distribution line, which are considered as input data. On the other hand, during simultaneous fault,  $T_{F1S}$  and  $T_{F2R}$  are the first peak time at both end of distribution line, considered as input data is shown in

\*Correspondence to: Atthapol Ngaopitakkul. E-mail: knatthap@mitl.ac.th

<sup>a)</sup>Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok 10520, Thailand

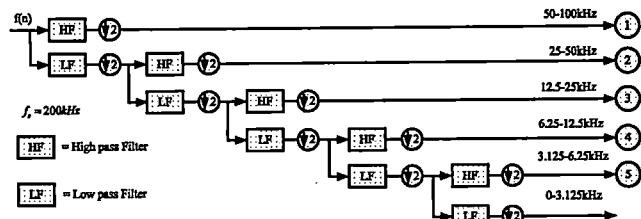
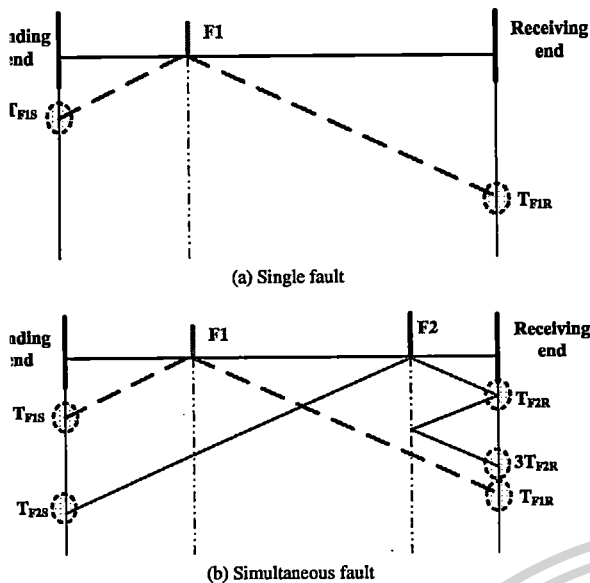


Fig. 2. 5-level wavelet decomposition tree

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

where,

$$\psi \left[ \frac{n - k2^m}{2^m} \right] = \text{mother wavelet 2}$$

(In this paper, Daubechies 4 is selected as a mother wavelet).

From Fig. 2, in the first stage (scale 1), it is splits up the signal into two parts by passing the signal from a high-pass and a low-pass filter, which results in two different versions of the same signal: portion of the signal corresponding to low frequency components of the signal used to analyze the low frequencies is called approximations (low pass portion) while portion of the signal corresponding to high frequency components of the signal used to analyze the high frequencies is called details (high pass portion).

### 3. Power System Simulation using EMTP

The ATP/EMTP<sup>(27)</sup> is employed to simulate fault signals, at a sampling rate of 200 kHz. The system employed in case studies is chosen based on the underground distribution system as illustrated in Fig. 3. In addition, a cross-sectional view of a cable is shown in Fig. 4. To avoid complexity, the fault resistance is assumed to be 10 Ω. Fault patterns in the simulations are performed with various changes of system parameters as follows:

- Fault types are single line to ground, double lines to ground, line to line and three-phase fault.
- For the single fault, fault locations are the distance of 4.5, 6, 9, and 12 km measured from the sending end
- For the simultaneous faults, the location of F1 on the underground distribution system is designated at the distance of 4.5, 6, 9, and 12 km from the sending end
- For the simultaneous faults, the location of F2 on the underground distribution system is designated at the distance of 15, 21, 24, and 27 km from the sending end
- Fault inception angles on the phase A voltage waveform are varied from 0° to 150° with a step of 30°

The fault detection decision algorithm<sup>(23)(24)</sup> is processed using the positive sequence current signals. Fault signals generated by ATP/EMTP are used to calculate the positive sequence as well as the zero sequence of currents using the Clark's transformation matrix. The resulted current signals are extracted using the DWT. The mother wavelet daubechies4 (db4)<sup>(22)(24)(26)</sup> is employed to decompose high frequency components from positive sequence currents. The coefficients of the signals obtained from the DWT are squared for a more explicit comparison. The fault detection decision algorithm is assumed that if coefficients of any scales

1(b). It is noted that the simultaneous faults are detected earlier than the single fault due to the fact that the time which first fault (F1) at both end of transmission line should be calculated but in this case, there is an effect of second fault. Consequently, travelling wave theory could give an error in predicting the fault location in case of simultaneous faults. In order to overcome this problem, a new algorithm could be developed in order to predict fault location precisely.

Therefore, this paper aims to present a development of a decision algorithm used in the protective relays in order to detect fault locations, during simultaneous fault, in an underground distribution system using DWT. The advantage of the DWT is that the band of analysis can be adjusted to cover high-frequency and low-frequency components to be precisely detected. The simulations, analysis, and diagnosis were performed using ATP/EMTP and MATLAB. The current waveforms obtained from ATP/EMTP are extracted to several scales with the DWT, and the coefficients of the first scale of the DWT that can detect fault are investigated.

### Theory

**1 Wavelet Transforms** A wavelet is a small-sized wave of a particular shape and finite duration that has an average value of zero. The wavelet transform is a tool that splits up data or functions or operators into different frequency components, and then studies each component with a resolution matched to its scale. The advantage of the transform is that the band of analysis can be fine adjusted so that high frequency components and low frequency components can be detected precisely. Results from the wavelet transform are shown in both time domain and frequency domain. The wavelet transform can expand signals in terms of using a shift or translation as well as compression in time or dilation of a fixed wavelet function named as the mother wavelet. The wavelet transform, which has a change in the analysis resolution by the factor of two, is called discrete wavelet transform (DWT) as expressed in Eq. (1).

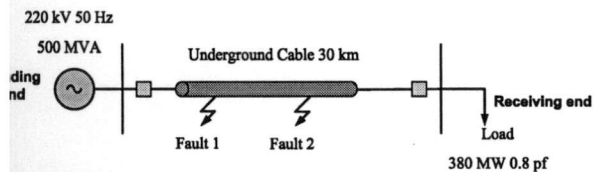


Fig. 3. The system used in simulation studies (25)

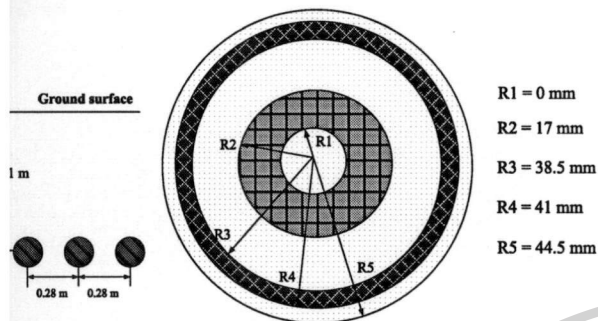


Fig. 4. The configuration of cable in simulation studies

changed around five times before an occurrence of the faults, there are faults occurring on underground distribution. An example of single fault current signals is shown in Fig. 5. There is a fault occurring at the 9 km measured from sending end as represented in Fig. 3. Meanwhile, an example of simultaneous fault current signals which occur between the 9 km and the 24 km measured from the sending end is illustrated in Fig. 6.

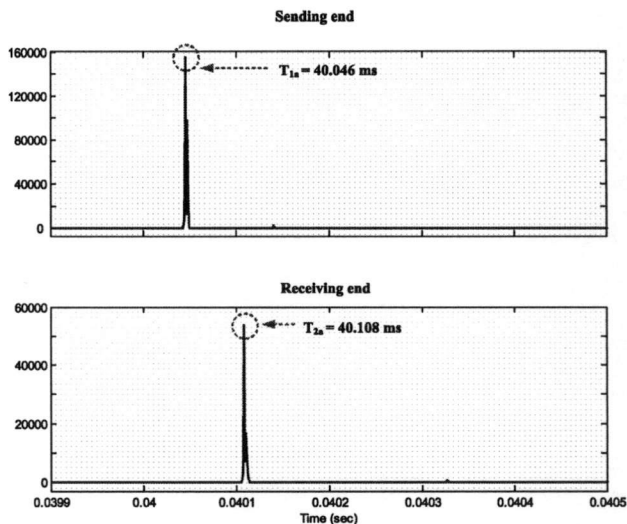
From Figs. 5 and 6, when considering the positive sequence current at the sending end side, it can be seen that the coefficient obtained from DWT at the sending end side has a similar value in case of single fault and simultaneous faults. Meanwhile, the first peak time obtained from single and simultaneous fault can be detected at the same time. The coefficient obtained from DWT at the sending end side has a value more than coefficient at the receiving end side because the fault occurs near the sending end side at 9 km measured from sending end. In addition, coefficient detail of positive sequence of three-phase fault has the same behavior as three-phase to ground fault. However, at the other side of the system (the receiving end side in Fig. 3), it is noted that the first peak time obtained from simultaneous faults is detected faster than the single fault with higher amplitude; this is the effect of phase A to ground fault at the position of F2.

**Fault Location Algorithm**

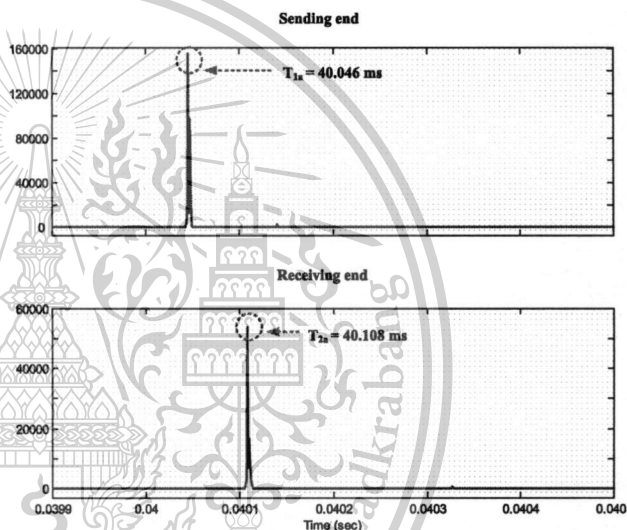
In a previous paper, the travelling wave theory was applied in order to calculate the location of fault. The time that the fault signal used to reach the ends of the underground cable is considered. From Figs. 5 and 6, the time when the fault at both ends of transmission line is detected, is applied in order to calculate the location of fault. As  $t_B(0.040108)$  and  $t_A(0.040046)$  are the two fastest first times measured from comparison, they are then used as input data to determine the fault location using travelling wave equation as follows:

$$L = \frac{[LT - v \times (t_B - t_A)]}{2} \quad (2)$$

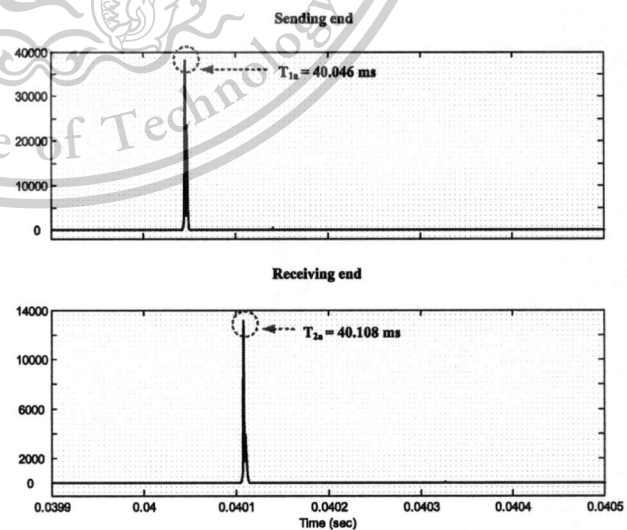
where:  $L$ : the fault location measured from the sending end  
 $LT$ : the length of the cable in which the fault is detected  
 $t_A$ : the time where the fault at the sending end is detected



(a) Three-phase fault (ABC)



(b) Three-phase to ground fault (ABCG)



(c) Phase A to ground fault (AG)

Fig. 5. First peak of single fault at both ends of transmission lines for the positive sequence of current signal

$t_B$ : the time where the fault at the receiving end is detected  
 $v$ : velocity of the travelling wave as calculated in Eq. (3)

$$v = \frac{3 \times 10^8}{\sqrt{\epsilon_r \mu_r}} \text{ (m/s)} \dots \dots \dots (3)$$

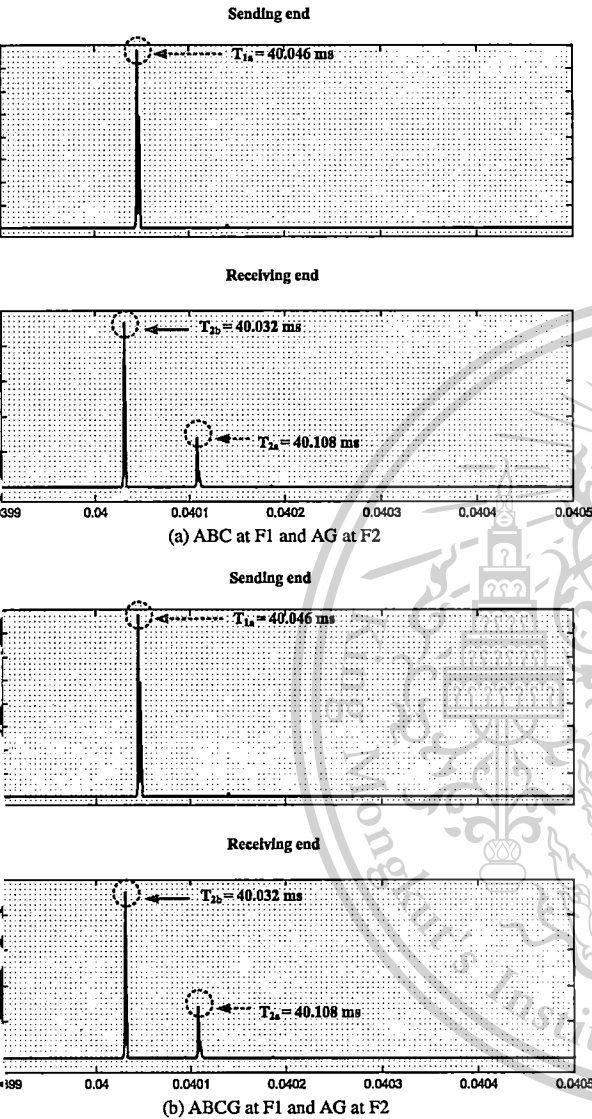


Fig. 6. First peak of simultaneous fault at both ends of transmission lines for the positive sequence of current signal

where,

- $\mu_r$ : relative permeability of cable ( $\mu_r = 1$ )
- $\epsilon_r$ : relative permittivity (dielectric constant) ( $\epsilon_r = 2.7$ )

The results obtained from the travelling wave theory<sup>(23)</sup> are shown in Table 1. It can be seen that the accuracy of fault locations from the prediction of the travelling wave theory is highly satisfactory for single fault but the travelling wave theory becomes less effective in predicting the fault location in case of simultaneous fault. From Table 1, when carefully investigating during single fault in Fig. 1(a) and Fig. 5, since  $T_{F1S}$  and  $T_{F1R}$  are the times which the three-phase fault at both end of underground cable should be calculated but in case of simultaneous fault as shown in Fig. 6(a), it has an effect of positive sequence of phase A to ground fault at other bus as shown in Fig. 6(a) and Fig. 6(b). As a result, an effect of the other fault that occurs at the other side of the system (the receiving end) leads to the miscalculation of the travelling wave theory. In order to overcome this problem, a new algorithm is developed herein in order to be able to predict the fault location more precisely.

In Sect. 2, the first peak time detection decision is processed using the positive sequence current signals. After the first peak time detection process, the time which the fault at both end of distribution line is detected is then applied so that the distance of fault can be calculated with the proposed algorithm as follows:

$$d = LT \times \frac{t_{diff\_FS}}{t_{diff\_FS} + t_{diff\_FR}} \dots \dots \dots (4)$$

where,

- $d$ : the fault location measured from the sending end
- $LT$ : the length of the cable in which the fault is detected
- $T_{F1S}$ : the first peak time which can detect fault at sending end
- $3T_{F1S}$ : the second peak time which can detect fault at sending end
- $T_{F1R}$ : the first peak time which can detect fault at receiving end
- $3T_{F1R}$ : the second peak time which can detect fault at receiving end
- $t_{diff\_FS}$ : the different time by comparing the arrival peak time to reach the sending end as calculated in Eq. (5)

Table 1. The results from travelling wave for fault location at different locations of distribution cables

Type Fault		Fault $F_1$ at Real location from the sending end (km)	Fault $F_2$ at Real location from the sending end (km)	Fault location measured from the sending end (km)			
Fault $F_1$	Fault $F_2$			$t_A$ (sending end)	$t_B$ (receiving end)	Calculation (km)	Error (km)
ABC	-	9	-	0.040046	0.040108	9.001	0.001
ABC	-	15	-	0.040080	0.040080	15.000	0.000
ABC	-	17	-	0.04009	0.04007	16.935	0.065
ABC	-	19	-	0.040100	0.040060	18.870	0.130
ABC	-	21	-	0.040120	0.040050	21.773	0.773
ABC	AG	9	24	0.040046	0.040032	16.355	7.355
ABC	AG	15	24	0.040080	0.040032	19.644	4.644
ABC	AG	17	24	0.04009	0.040032	20.612	3.612
ABC	AG	19	24	0.040100	0.040032	21.580	2.580
ABC	AG	21	24	0.040120	0.040032	23.515	2.515

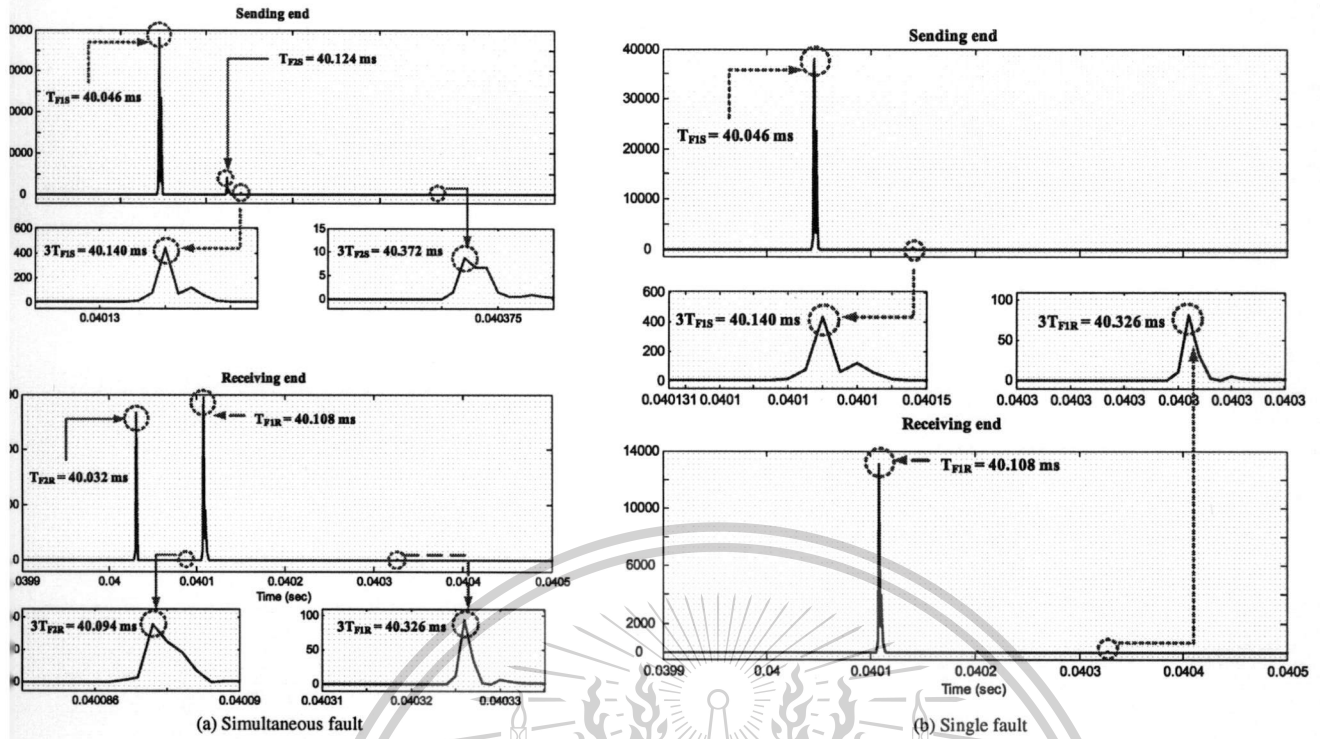


Fig. 7. The time that can detect fault in the scale 1 for the positive sequence of current signal

Table 2. The results obtained from the proposed algorithm for fault F1 of simultaneous fault

Real location from sending end (km)		Fault location measured from the sending end (m)							
Fault F <sub>1</sub>	Fault F <sub>2</sub>	T <sub>F1S</sub>	3T <sub>F1S</sub>	t <sub>diff_FS</sub>	T <sub>F1R</sub>	3T <sub>F1R</sub>	t <sub>diff_FR</sub>	Calculation (m)	Error (m)
4.5	25.5	40.024	40.070	0.023	40.132	40.396	0.132	4451.61	48.39
5.0	15.0	40.026	40.078	0.026	40.130	40.388	0.129	5032.26	32.26
6.0	21.0	40.032	40.094	0.031	40.124	40.372	0.124	6000.00	0.00
9.0	24.0	40.046	40.140	0.047	40.108	40.326	0.109	9038.46	38.46
12.0	27.0	40.062	40.186	0.062	40.092	40.280	0.094	11923.08	76.92
14.0	16.0	40.072	40.218	0.073	40.082	40.248	0.083	14038.46	38.46

Table 3. The results obtained from the proposed algorithm for fault F2 of simultaneous fault

Real location from sending end (km)		Fault location measured from the sending end (m)							
Fault F <sub>1</sub>	Fault F <sub>2</sub>	T <sub>F2S</sub>	3T <sub>F2S</sub>	t <sub>diff_FS</sub>	T <sub>F2R</sub>	3T <sub>F2R</sub>	t <sub>diff_FR</sub>	Calculation (m)	Error (m)
4.5	25.5	40.132	40.396	0.132	40.024	40.070	0.023	25548.39	48.39
5.0	15.0	40.078	40.232	0.077	40.078	40.232	0.077	15000.00	0.00
6.0	21.0	40.112	40.330	0.109	40.046	40.140	0.047	20961.54	38.46
9.0	24.0	40.124	40.372	0.124	40.032	40.094	0.031	24000.00	0.00
12.0	27.0	40.140	40.420	0.140	40.016	40.046	0.015	27096.77	96.77
14.0	16.0	40.082	40.248	0.083	40.072	40.218	0.073	15961.54	38.46

$$t_{diff\_FS} = \left| \frac{T_{F1S} - 3T_{F1S}}{2} \right| \dots\dots\dots (5)$$

t<sub>FR</sub>: the different time by comparing the arrival peak to reach the receiving end as calculated in Eq. (6)

$$t_{diff\_FR} = \left| \frac{T_{F1R} - 3T_{F1R}}{2} \right| \dots\dots\dots (6)$$

results obtained from the proposed algorithm in this are shown in Fig. 7. Figure 7(a) illustrates examples

of simultaneous fault when the first fault (F1) happening at 9 km from sending end and the second fault (F2) is at 24 km from sending end, and two types of faults occurring at the same time. Figure 7(b) shows examples of single fault when the fault (F1) occurs at 9 km from sending end. The results obtained from the proposed algorithm are shown in Tables 2-4. It can be seen that in case of simultaneous fault, the proposed algorithm gives satisfactory results in locating faults as shown in Tables 2-3. Further, fault location for single

Table 4. The results obtained from the proposed algorithm for single fault

Real location from sending end (km)		Fault location measured from the sending end (m)							
Fault F <sub>1</sub>	Fault F <sub>2</sub>	T <sub>F1S</sub>	3T <sub>F1S</sub>	t <sub>diff_FS</sub>	T <sub>F1R</sub>	3T <sub>F1R</sub>	t <sub>diff_FR</sub>	Calculation (m)	Error (m)
4.5	-	40.024	40.070	0.023	40.132	40.396	0.132	4451.61	48.39
5.0	-	40.026	40.078	0.026	40.130	40.388	0.129	5032.26	32.26
6.0	-	40.032	40.094	0.031	40.124	40.372	0.124	6000.00	0.00
9.0	-	40.046	40.140	0.047	40.108	40.326	0.109	9038.46	38.46
12.0	-	40.062	40.186	0.062	40.092	40.280	0.094	11923.08	76.92
14.0	-	40.072	40.218	0.073	40.082	40.248	0.083	14038.46	38.46

It is also calculated in order to show the advantage of the proposed algorithm. It is found that the proposed algorithm gives satisfactory results in locating faults as shown in Table 4.

From Tables 2–4, the analysis of simultaneous faults and single faults is performed with the proposed algorithm, and it can be seen that the accuracy of fault locations from the prediction of this algorithm is highly satisfactory for both single fault and simultaneous fault. As a result, this algorithm is an improvement of the fault location prediction in distribution system using the DWT.

## Conclusions

This paper proposed a technique using DWT in order to identify fault location, during simultaneous fault, in an underground distribution system. Daubechies4 (db4) was selected as the mother wavelet. Positive sequence current signals were used in fault detection. The time that the fault signal used to reach the ends of the distribution line was considered, then, it was used so that the distance of fault can be calculated. It is shown that the proposed algorithm is a powerful tool because it gives satisfactory results for both simultaneous fault and single fault as shown in Tables 2–4. It can be considered as an improvement in processing in fault location on transmission and distribution system. The further work will be the improvement of the proposed algorithm so that locations of simultaneous fault along the structure of distribution network can be identified.

## Acknowledgment

This work is partially supported by the National Research Council of Thailand and King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang Research fund. The authors would like to thank for this financial support.

## References

- P.A. Crossley and P.G. McLaren: "Distance Protection Based on Travelling Waves", *IEEE Trans. Power Appar. Syst.*, Vol.PAS-102, No.9, pp.2581–2589 (1983)
- P.G. McLaren and S. Rajendra: "Travelling Wave Techniques Applied to the Protection of Teed Circuits: Principle of Travelling Wave Techniques", *IEEE Trans. Power Appar. Syst.*, Vol.PAS-104, No.12, pp.3544–3550 (1985)
- A.O. Ibe and B.J. Cory: "A Travelling Wave Based Fault Locator for Two- and Three-Terminal Networks", *IEEE Trans. Power Del.*, Vol.1, No.2, pp.283–288 (1986)
- M.B. Dewe, S. Sankar, and J. Arrillaga: "The application of satellite time references to HVDC fault location", *IEEE Trans. Power Del.*, Vol.8, Issue 3, pp.1295–1302 (1993)
- E.C. Bascom and D.W. Von Dollen: "Computerized underground cable fault location expertise", *IEEE Power Engineering Society Transmission and Distribution Conf.*, pp.376–382 (1994)
- (6) C.M. Wiggins, D.E. Thomas, T.M. Salas, F.S. Nickel, and H.-W. Ng: "A novel concept for underground cable fault location", *IEEE Trans. Power Del.*, Vol.9, pp.591–597 (1994)
- (7) H.F. Magnago and A. Abur: "Fault Location Using Wavelets", *IEEE Trans. Power Del.*, Vol.13, No.4, pp.1475–1480 (1998)
- (8) L.L. Lai, E. Vasekar, H. Subasinghe, and N. Rajkumar: "Wavelet Transform and Neural Networks for Fault Location of a Teed - network", *IEEE Power System Technology*, pp.807–811 (2000)
- (9) S. Potvijekul, P. Kerdonfag, S. Jamnian, and V. Kinnares: "Design of low-voltage cable fault detector", *IEEE Power Engineer. Society Winter Meeting*, pp.724–729 (2000).
- (10) Y.-H. Lin, C.-W. Liu, and C.-S. Yu: "A New Fault Locator for Three-Terminal Transmission Lines-Using Two-Terminal Synchronized Voltage and Current Phasors", *IEEE Trans. Power Del.*, Vol.17, pp.452–459 (2002)
- (11) H.-X. Ha, B.-H. Zhang, and Z.-L. Lv: "A Novel Principle of single-Ended Fault Location Technique for EHV Transmission Lines", *IEEE Trans. Power Del.*, Vol.18, No.4, pp.1147–1151 (2003)
- (12) T. Kawady and J. Stenzel: "A Practical Fault Location Approach for Double Circuit Transmission Lines using Single End Data", *IEEE Trans. Power Del.*, Vol.18, No.4, pp.1166–1173 (2003)
- (13) J. Izykowski, E. Rosolowski, and M.M. Saha: "Locating Faults in Parallel Transmission Lines under Availability of Complete Measurements at One End", *IEEE Proc. Gener. Transm., Distrib.*, Vol.151, No.2, pp.268–273 (2004)
- (14) S.M. Brahma and A.A. Girgis: "Fault Location on a Transmission Line Using Synchronized Voltage Measurements", *IEEE Trans. Power Del.*, Vol.19, No.4, pp.1619–1622 (2004)
- (15) J. Gracia, A.J. Mazon, and I. Zamora: "Best ANN Structures for Fault Location in Single-and Double-circuit Transmission Lines", *IEEE Trans. Power Del.*, Vol.20, No.4, pp.2389–2395 (2005)
- (16) G. Song, J. Suonan, Q. Xu, P. Chen, and Y. Ge: "Parallel Transmission Lines Fault Location Algorithm Based on Differential Component Net", *IEEE Trans. Power Del.*, Vol.20, No.4, pp.2396–2406 (2005)
- (17) E.S.T.E. Din, M. Gilany, M.M.A. Aziz, and D.K. Ibrahim: "A wavelet base fault location technique for aged power cables", *IEEE Power Engineering Soc.*, Vol.3, pp.2485–2491 (2005)
- (18) M.-S. Choi, D.-S. Lee, and X. Yang: "A line to ground fault location algorithm for underground cable system", *KIEE Int. Trans. Power Engineering*, Vol.54, pp.267–273 (2005)
- (19) F. Chunju, K.K. Li, W.L. Chan, Y. Weiyong, and Z. Zhaoning: "Application of Wavelet Fuzzy Neural Network in Locating Single Line to Ground Fault (SLG) in Distribution Lines", *Int. J. Elect. Power & Energy Syst.*, Vol.29, No.6, pp.497–503 (2007)
- (20) M.J. Reddy and D.K. Mohanta: "A wavelet-fuzzy combined approach for classification and location of transmission line faults", *Electrical Power & Energy Syst.*, Vol.29, pp.669–678 (2007)
- (21) S.P. Valsan and K.S. Swarup: "Wavelet transform based digital protection for transmission lines", *Elect. Power & Energy Syst.*, Vol.31, pp.379–388 (2009)
- (22) P. Chiradeja and C. Pothisarn: "Identification of the fault location for three-terminal transmission lines using Discrete Wavelet Transform", *Proc. of IEEE International Conference on Transmission and Distribution (T&D Asia 2009)*, pp.1–4 (2009)
- (23) A. Ngaopitakkul, C. Apisit, C. Pothisarn, C. Jettanasen, and S. Jaikhan: "Identification of Fault Locations in Underground Distribution System using Discrete Wavelet Transform", *Proc. Int. Multi-Conf. of Engineers and Computer Scientists 2010 (IMECS2010)*, Vol.II, pp.1188–1192 (2010)
- (24) A. Ngaopitakkul and C. Jettanasen: "Combination of Discrete Wavelet Transform and Probabilistic Neural Network Algorithm for Detecting Fault Location on Transmission System", *Int. J. Innovative Comput., Information &*

*Control*, Vol.7, No.4, pp.1861–1874 (2011)

- 5) A. Ngaopitakkul and C. Apisit: "Uncertainty of Fault Location Prediction due to Behavior of Simultaneous Fault in Electrical Power System using traveling wave theory", Proc. fifth Int. Conf. on Innovative Computing, Information and Control (ICICIC2010), China (2010-12)
- 5) N.S.D. Brito, B.A. Souza, and F.A.C. Pires: "Daubechies wavelets in Quality of Electrical Power", IEEE International Conference on Harmonics and Quality of Power, pp.511–515 (1998)
- 7) D. Van Dommelen: Alternative Transient Program Rule Book, Leuven EMTP Center, Belgium (1991)

**Atthapol Ngaopitakkul** (Non-member) is currently a lecture at the department of electrical engineering, King Mongkut's Institute of Technology Laddrabang, Bangkok, Thailand. His research interests are on transmission systems and Protection Relay.



**Chaowat Apisit** (Non-member) graduated with B.Eng and M.Eng in electrical engineering from King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok, Thailand in 2009 and 2011 respectively. He is currently a Ph.D. candidate at the department of electrical engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang. His research interests are on the applications of wavelet transform in power system analysis.



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

## ประวัติคณะผู้วิจัย

1. ชื่อ (ภาษาไทย) ดร.อรรถพล เก้าพิทักษ์กุล  
(ภาษาอังกฤษ) Atthapol Ngaopitakkul, Ph.D.

รหัสประจำตัวนักวิจัยแห่งชาติ (ถ้ามี)  
ตำแหน่งปัจจุบัน ผู้ช่วยศาสตราจารย์  
หน่วยงานที่อยู่ติดต่อได้ พร้อมโทรศัพท์และโทรสาร  
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์  
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง  
กรุงเทพฯ 10520 โทร 02-326-4550 โทรสาร 02-688-4954  
เบอร์มือถือ 0817324318 Email [knatthap@kmitl.ac.th](mailto:knatthap@kmitl.ac.th)

### ประวัติการศึกษา

ปริญญาตรีสาขา วิศวกรรมไฟฟ้า (B.Eng)	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าลาดกระบัง
ปีที่สำเร็จ 2545	
ปริญญาโทสาขา วิศวกรรมไฟฟ้า (M.Eng)	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าลาดกระบัง
ปีที่สำเร็จ 2547	
ปริญญาเอกสาขา วิศวกรรมไฟฟ้า (D.Eng)	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าลาดกระบัง
ปีที่สำเร็จ 2550	

สาขาวิชาการที่มีความชำนาญพิเศษ (แตกต่างจากวุฒิการศึกษา) ระบุสาขาวิชาการ

Power System, Power System Protection, Application of Wavelet Transform to power system protection, Artificial Neural Networks

ผลงานวิจัยย้อนหลัง 5 ปีและผลงานวิจัยอื่นๆ (เช่น Proceedings หนังสือ ฯลฯ)

#### (a) Journals

1. A. Ngaopitakkul and A. Kunakorn, "Selection of Proper Activation Function in Back-propagation neural networks algorithm for Transformer Internal Fault Locations," *International Journal of Computer and Network Security*, Vol. 1, No. 2, pp. 47-55. (Impact factor 2009 = 0.00)

#### (b) International Conference Papers

1. A. Ngaopitakkul, C. Apisit, C. Pothisarn, C. Jettanasen and S. Jaikhan, "Identification of Fault Location in Underground Distribution System using Discrete Wavelet transform" In *Proceedings of 2010 International MultiConference on Engineering and Computer Scientists 2010(IMECS2010)*, Hong Kong, March 2009.
2. C. Apisit, and A. Ngaopitakkul, "Identification of Fault Types for Underground Cable using Discrete Wavelet transform" In *Proceedings of 2010 International MultiConference on Engineering and Computer Scientists 2010(IMECS2010)*, Hong Kong, March 2009.

3. C. Pothisarn, and A. Ngaopitakkul, "Application of Discrete Wavelet Transform for fault location on Transmission Network Systems" In *Proceedings of the 8<sup>th</sup> IET International Conference on Advances in*

*Power System Control, Operation and Management (APSCOM2009)* , Paper No. APSCOM2009-47, Hong Kong, November 2009.

4. C. Pothisarn, and A. Ngaopitakkul, "Discrete Wavelet Transform and Back-propagation Neural Networks Algorithm for Fault Classification on Transmission Line" In *Proceedings of IEEE International Conference on Transmission and Distribution (T&D Asia 2009)*, Korea, October 2009.
5. P. Chiradeja, and A. Ngaopitakkul, "Identification of Fault Types for Single Circuit Transmission Line using Discrete Wavelet transform and Artificial Neural Networks" In *Proceedings of 2009 International MultiConference on Engineering and Computer Scientists 2009 (IMECS2009)*, Hong Kong, March 2009.
6. A. Ngaopitakkul and C. Pothisarn, "Discrete Wavelet Transform and Back-propagation neural networks algorithm for fault location on Single-circuit transmission line" In *Proceedings of 2004 International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO2008)*, Thailand, February 2009.
7. A. Ngaopitakkul, W. Pongchaisrikul, and A.Kunakorn, "Analysis of Characteristics of Simultaneous Faults in Electrical Power Systems using Wavelet Transform," In *Proceedings of the 1<sup>st</sup> International Conference Sustainable Energy Technologies (ICSET2008)*, Singapore, November 2008.
8. T. Patcharoen, A. Ngaopitakkul and A.Kunakorn, "Identification of fault types for a three-bus transmission network using Discrete Wavelet Transform and Probabilistic Neural Networks," In *Proceedings of the 8<sup>th</sup> International Power Engineering Conference (IPEC2007)*, Paper No. conf122a641, Singapore, December 2007.

#### (c) National Conference Papers

1. A. Ngaopitakkul, S. Jonpermpoonpol and C. Pothisarn, "Studies of Turn to turn Fault in Power Transformer Using Discrete Wavelet Transform," In *Proceedings of the 32<sup>th</sup> Electrical Engineering Conference (EECON32)*, Vol. 1, pp.391-394, 28-30 October 2009.
2. S. Jonpermpoonpol, A. Ngaopitakkul, "Studies of Winding to ground Fault in Power Transformer Using Discrete Wavelet Transform," In *Proceedings of the 32<sup>th</sup> Electrical Engineering Conference (EECON32)*, Vol. 1, pp.383-386, 28-30 October 2009.
3. S. Surisunthon, A. Ngaopitakkul, "Miscalculation Fault location due to behavior of Simultaneous Faults in Electrical Power Transmission Systems Using Discrete Wavelet Transform," In *Proceedings of the 32<sup>th</sup> Electrical Engineering Conference (EECON32)*, Vol. 1, pp.239-242, 28-30 October 2009.
4. W. Pongchaisrikul, A. Ngaopitakkul, and A.Kunakorn, "Studies of Characteristics of Simultaneous Faults in Electrical Power Transmission Systems Using Discrete Wavelet Transform," In *Proceedings of the 31<sup>st</sup> Electrical Engineering Conference (EECON31)*, Vol. 1, 25-26 October 2008.
5. A. Ngaopitakkul, T. Patcharoen, A.Kunakorn, and S. Bunjongjit, "Application of Discrete Wavelet Transform and Probabilistic Neural Networks for Detecting Fault Location in Electrical Transmission Systems," In *Proceedings of the 30<sup>th</sup> Electrical Engineering Conference (EECON30)*, Vol. 1, Paper PW074, 25-26 October 2007.

#### (d) Book

1. Atthapol Ngaopitakkul, "Electrical Transmission Systems," Ladkrabang Book, 2009, ISBN 978-974-8308-98-2.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

### ประวัติการทำงานที่สำคัญ และ Professional Activities

Reviewer : The 11<sup>th</sup> International Workshop on Advanced Motion Control (AMC2010), Nagaoka, Japan.

Reviewer : ECTI Transactions on Electrical Engineering, Electronics, Communication.

Reviewer : IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO2008), Bangkok, Thailand, 2008.

Committee : IEEJ-EIT Joint Symposium : Advanced Technology in Power Systems (2008-2009)

Committee : Illuminating Engineering Association of Thailand (TIEA) (Jan 2008 – Present)

Committee : Thai Mechanical and Electrical Design and Consulting Engineer Association (MECT) (Oct 2008 – Present)

### ประสบการณ์ที่เกี่ยวข้องกับการบริหารงานวิจัยทั้งภายในและภายนอกประเทศ

- Dec 2009 – Nov 2011 Head of Research Project “An Application of Discrete Wavelet Transform and Artificial Intelligent Algorithm for Simultaneous Fault Diagnosis in Electrical Power Transmission Systems” {Supported by the King Mongkut’s Institute of Technology Ladkrabang Fund, Thailand}
- Oct 2009 – Sep 2010 Head of Research Project “Fault Diagnosis in Underground Cable Systems using Discrete Wavelet Transform” {Supported by the Faculty of Engineering Fund, King Mongkut’s Institute of Technology Ladkrabang, Thailand}
- Oct 2008 – Sep 2009 Researcher of Project “Fault Analysis on Single Circuit Transmission line Using Discrete Wavelet Transform and Fuzzy Logic” {Supported by the Faculty of Engineering Fund, Srinakarinwirot, Thailand}
- Oct 2007 – Sep 2008 Researcher of Project “An Application of Discrete Wavelet Transform and Neural Network for Fault Diagnosis in Transmission Systems” {Supported by the Faculty of Engineering Fund, Srinakarinwirot, Thailand}

## 2. ชื่อ

(ภาษาไทย) ดร. ชัยยันต์ เจตนาเสน

(ภาษาอังกฤษ) Chaiyan Jettanasen, Ph.D.

รหัสประจำตัวนักวิจัยแห่งชาติ (ถ้ามี)

ตำแหน่งปัจจุบัน ผู้ช่วยศาสตราจารย์

หน่วยงานที่อยู่ติดต่อได้ พร้อมโทรศัพท์และโทรสาร

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง กรุงเทพฯ 10520 Email kjchaiya@kmitl.ac.th

ประวัติการศึกษา

- ปริญญาเอก Ph.D. of Electrical Engineering (Docteur en Génie Electrique), Ecole Centrale de Lyon, France ปีที่จบ พ.ศ.2551
- ปริญญาตรี-โท Master of Electrical Engineering (Master de Recherche en Génie Electrique) / Diploma of Electrical Engineering (Diplôme d’ingénieur), Institut National des Sciences Appliquées (INSA) de Lyon, France ปีที่จบ พ.ศ. 2548

สาขาวิชาการที่มีความชำนาญพิเศษ (แตกต่างจากวุฒิการศึกษา) ระบุสาขาวิชาการ

EMI/EMC in power electronic systems, ESD in electric/electronic system, Conversion of electrical energy, Power electronics

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.

ผลงานวิจัยย้อนหลัง 5 ปีและผลงานวิจัยอื่นๆ (เช่น Proceedings หนังสือ ฯลฯ)

(a) Journals

1. C. Jettanasen, F. Costa, C. Vollaïre, "Common mode emissions measurements and simulation in variable-speed drive systems", IEEE Transactions on Power Electronics, Vol. 24, No. 11, November 2009.
2. C. Jettanasen, J. Genoulaz, C. Vollaïre, F. Costa, "Modelling and reduction of common mode currents in a variable-speed drive system by two-port network approach", The 4<sup>th</sup> International Conference on Power Electronics, Machines and Drives (PEMD), York, UK, April 2-4, 2008, pp. 416 - 420.

(b) International Conference Papers

1. C. Jettanasen, "Influence of power shielded cable and ground on distribution of common mode currents flowing in variable-speed AC motor drive systems", 2010 Asia-Pacific Symposium on Electromagnetic Compatibility & Technical Exhibition on EMC RF/Microwave Measurement & Instrumentation, Beijing, China, April 12-16, 2010 (oral).
2. C. Jettanasen, "Minimization of common-mode conducted noise in PWM inverter-fed AC motor drive systems using optimized passive EMI filter", The 2010 IAENG International Conference on Electrical Engineering, Hong Kong, March 17-19, 2010 (oral).
3. C. Jettanasen, F. Costa, C. Vollaïre, B. Revol, F. Morel, "Measurements and simulation of common mode conducted noise emissions in adjustable-speed AC drive systems", The 20<sup>th</sup> International Zurich Symposium on Electromagnetic Compatibility (EMC Zurich 2009), Zurich, Switzerland, January 12-16, 2009 (oral).
4. C. Jettanasen, "Modélisation et réduction des perturbations de mode commun dans un système d'entraînement à vitesse variable", 8<sup>ème</sup> Conférence des Jeunes Chercheurs en Génie Electrique (JCGE'2008), Ecully, France, December 16-17, 2008 (oral).
5. C. Jettanasen, J. Genoulaz, C. Vollaïre, F. Costa, "Optimisation d'un filtre CEM à l'aide d'un modèle quadripolaire pour un système d'entraînement à vitesse variable", Compatibilité Electromagnétique 14<sup>ème</sup> Colloque Internationale et Exposition & Journée Scientifique du CNFRS/URSI, Paris, France, May 20-23, 2008 (oral).
6. C. Jettanasen, J. Genoulaz, C. Vollaïre, F. Costa, "Modelling and reduction of common mode currents in a variable-speed drive system by two-port network approach", presented at the 4<sup>th</sup> International Conference on Power Electronics, Machines and Drives (PEMD), York, UK, April 2-4, 2008 (oral).

ประสบการณ์ที่เกี่ยวข้องกับการบริหารงานวิจัยทั้งภายในและภายนอกประเทศ

Head of Project "Design of Electrostatic Discharge (ESD) Detector for Hard Disk Drive Industry" {Supported by the NECTEC, Thailand}

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

This material is reserved for educational use only, not allowed for commercial use.

Forbidden to modify the content, and cite the document when use.