

การวิเคราะห์ฮิกเนเจอร์ของความผิดพ้องในระบบส่งไฟฟ้าโดยใช้การรู้จำรูปแบบ

นายพลสัมพันธ์ พงษ์ประยูร

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2554

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทคัดย่อและแฟ้มข้อมูลฉบับเต็มของวิทยานิพนธ์ตั้งแต่ปีการศึกษา 2554 ที่ให้บริการในคลังปัญญาจุฬาฯ (CUIR)

เป็นแฟ้มข้อมูลของนิสิตเจ้าของวิทยานิพนธ์ที่ส่งผ่านทางบัณฑิตวิทยาลัย

The abstract and full text of theses from the academic year 2011 in Chulalongkorn University Intellectual Repository(CUIR)  
are the thesis authors' files submitted through the Graduate School.

FAULT SIGNATURE ANALYSIS IN A TRANSMISSION SYSTEM USING PATTERN  
RECOGNITION

Mr. Ponson Pongprayoon

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements  
for the Degree of Master of Engineering Program in Electrical Engineering

Department of Electrical Engineering

Faculty of Engineering

ChulalongkornUniversity

Academic Year 2011

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การวิเคราะห์ซิกเนเจอร์ของความผิดพร่องในระบบส่งไฟฟ้าโดยใช้การรู้จำรูปแบบ
โดย	นายพลสันต์ พงษ์ประยูร
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. แนบบุญ หุนเจริญ

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้หัวข้อวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์  
(รองศาสตราจารย์ ดร.บุญสม เลิศหิรัญวงศ์)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ  
(อาจารย์ ดร. ชานูณวงศ์ บาลมงคล)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. แนบบุญ หุนเจริญ)

..... กรรมการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. วิทยากร อัครวิเศษ)

..... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย  
(ดร. ประดิษฐ์ เฟื่องฟู)

พลสัมพันธ์ พงษ์ประยูร : การวิเคราะห์ซิกเนเจอร์ของความผิดปกติในระบบส่งโดยใช้การรู้จำรูปแบบ. (FAULT SIGNATURE ANALYSIS IN A TRANSMISSION SYSTEM USING PATTERN RECOGNITION) อ. ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก: ผศ.ดร.แนบบุญ หุนเจริญ, 151 หน้า.

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสนอวิธีการวิเคราะห์ซิกเนเจอร์ของความผิดปกติจากลูกถ้วยวาบไฟ ควันไฟ รถเครน และผลกระทบของความผิดปกติในระบบจำหน่ายข้างเคียง โดยใช้ข้อมูลจากเครื่องบันทึกความผิดปกติแบบดิจิทัล และรายงานวิเคราะห์เหตุการณ์ขัดข้องของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย ระหว่างปี พ.ศ. 2550-2554 ประยุกต์การสกัดลักษณะเด่น 7 ประเภท เพื่อใช้เป็นข้อมูลป้อนเข้าสำหรับพัฒนากระบวนการจำแนกซิกเนเจอร์ของความผิดปกติทั้ง 4 แบบ โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมเปรียบเทียบกับการตัดสินใจแบบต้นไม้ จากนั้นทำการคัดเลือกเฉพาะลักษณะเด่นที่เพียงพอโดยใช้วิธีการคัดเลือกแบบไปข้างหน้าเป็นลำดับ (Sequential Forward Selection) พบว่าประเภทลักษณะเด่นที่เพียงพอมี 5 ประเภท คือ ระยะเวลาในการขจัดความผิดปกติ การทำงานของรีโคลสเซอร์ จำนวนเฟสที่ได้รับผลกระทบ ความผิดปกติที่มีการแปรเปลี่ยนประเภท และรากที่สองของค่าเฉลี่ยยกกำลังสองของกระแสในนิวทรัล ผลการศึกษาเปรียบเทียบการจำแนกโดยทั้งสองขั้นตอนวิธีพบว่าเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม และการตัดสินใจแบบต้นไม้ให้ความแม่นยำในการจำแนกสาเหตุของความผิดปกติที่มีค่าใกล้เคียงกันและมีค่าความแม่นยำในการจำแนกสูงสุด ร้อยละ 96.67 เมื่อทดสอบกับข้อมูลและเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นในระบบส่งไฟฟ้าจำนวน 90 เหตุการณ์ นอกจากนี้ ซิกเนเจอร์ของความผิดปกติทั้ง 4 ประเภทได้ถูกวิเคราะห์และอภิปรายในส่วนท้ายของวิทยานิพนธ์

ภาควิชา.....วิศวกรรมไฟฟ้า..... ลายมือชื่อนิสิต.....  
 สาขาวิชา.....วิศวกรรมไฟฟ้า..... ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก.....  
 ปีการศึกษา.....2554.....

## 5370302721 : MAJOR ELECTRICAL ENGINEERING

KEYWORDS : FAULT SIGNATURE / PATTERN RECOGNITION / FAULT CAUSE IDENTIFICATION / DIGITAL FAULT RECORDER

PONSON PONGPRAYOON: FAULT SIGNATURE ANALYSIS IN A TRANSMISSION SYSTEM USING PATTERN RECOGNITION

ASST.PROF.NAEBBOON HOONCHAREON, Ph.D., 151 pp.

This thesis proposes a method to analyze fault signatures which results from insulation flashover, burning smoke, service crane and faults in adjacent distribution using data recorded by Digital Fault Recorders (DFR) and fault event analysis report of the Electricity Generating Authority of Thailand (EGAT), during B.E. 2550-2554. Applying feature extraction to seven types of input data, the Artificial Neural Network and the Decision Tree have been constructed for classifying the four fault types. Then, selecting the sufficient features using Sequential Forward Selection (SFS) reveals that only 5 features can satisfy, which are fault clearing times, recloser operation, the number of affected phases, fault developing characteristic and Root Mean Squares (RMS) of the neutral current. Comparative test results shows that both the Artificial Neural Network and the Decision Tree can provide high accuracy of the classification in which the highest accuracy of 96.67% can be obtained when testing with the 90 actual fault events. Additionally, the signature of those four fault types are analyzed and discussed.

Department : Electrical Engineering Student's Signature .....

Field of Study : Electrical Engineering Advisor's Signature .....

Academic Year : 2011 .....

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สามารถสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี กระผมขอขอบพระคุณผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. แนนบุญ หุนเจริญ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ซึ่งได้กรุณาให้คำแนะนำและข้อคิดเห็นต่างๆในการทำวิจัยด้วยดีตลอดมา ขอขอบพระคุณผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วิทยากร อัครวิเศษ อาจารย์ประจำภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สำหรับให้คำปรึกษาและแนะนำแนวทางในการทำวิทยานิพนธ์ และขอขอบพระคุณคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ซึ่งประกอบด้วย อาจารย์ ดร. ชาญณรงค์ บาลมงคล ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. วิทยากร อัครวิเศษ พร้อมทั้ง ดร. ประดิษฐ์ เพ็ญฟู ที่ได้สละเวลาตรวจสอบและให้คำแนะนำในการทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จนสำเร็จลุล่วงไปด้วยดี

ขอขอบคุณภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและศูนย์เชี่ยวชาญพิเศษเฉพาะด้านเทคโนโลยีไฟฟ้า กำลัง จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ที่ได้อนุเคราะห์ทุนศิษย์กัณฑ์เป็นทุนการศึกษาในการเรียนระดับปริญญาโท

ขอขอบพระคุณการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยพร้อมทั้งเจ้าหน้าที่ที่เกี่ยวข้องที่เอื้อเฟื้อข้อมูลในการทำวิทยานิพนธ์

ขอขอบคุณคณะนิสิตระดับบัณฑิตศึกษา ห้องปฏิบัติการระบบไฟฟ้ากำลัง ตึก 4 ชั้น 12 ทุกท่าน ที่คอยให้กำลังใจและให้ความคิดเห็นในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

สุดท้ายนี้ขอกราบขอบพระคุณบิดามารดาและครอบครัว ตลอดจนญาติทุกท่านที่คอยเป็นกำลังใจและให้การสนับสนุนแก่ผู้วิจัยมาโดยตลอดจนสำเร็จการศึกษา

## สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย .....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ .....	ช
สารบัญตาราง.....	ฎ
สารบัญภาพ.....	ฅ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์.....	2
1.3 ขอบเขตของวิทยานิพนธ์ .....	2
1.4 ขั้นตอนการศึกษาและวิธีการดำเนินงาน .....	3
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ .....	3
1.6 เนื้อหาของวิทยานิพนธ์ .....	4
บทที่ 2 ความผิดปกติที่เกิดขึ้นในระบบส่งของประเทศไทย.....	5
2.1 เครื่องบันทึกความผิดปกติแบบดิจิทัล.....	5
2.1.1 ลักษณะทั่วไป.....	5
2.1.2 การทำงาน .....	6
2.1.3 ข้อมูลที่ได้จากการบันทึก .....	8
2.2 สาเหตุของความผิดปกติในระบบส่งไฟฟ้า .....	10
2.2.1 ความผิดปกติจากลูกถ้วยวาบไฟ .....	11
2.2.2 ความผิดปกติจากครั้นไฟ.....	12
2.2.3 ความผิดปกติจากรถเครน.....	13
2.2.4 ผลกระทบของความผิดปกติในระบบจำหน่ายข้างเคียง .....	14
2.2.5 ความผิดปกติจากต้นไม้พาดสาย.....	15
2.2.6 ความผิดปกติจากสัตว์.....	16
2.2.7 ความผิดปกติจากสาเหตุอื่นๆ.....	17

บทที่ 3 การรู้จำรูปแบบ .....	19
3.1 นิยาม.....	19
3.2 ขั้นตอนของกระบวนการรู้จำรูปแบบ.....	20
3.3 การจัดการลักษณะเด่น.....	20
3.4 ประเภทของการรู้จำรูปแบบ .....	22
3.5 โครงข่ายประสาทเทียม .....	23
3.5.1 การปรับค่าถ่วงน้ำหนัก.....	23
3.5.2 ฟังก์ชันกระตุ้น.....	27
3.5.3 แนวคิดของเพอร์เซปตรอน.....	29
3.5.4 ชนิดของโครงข่ายประสาทเทียม .....	29
3.5.5 เมทริกซ์จาโคเบียน.....	30
3.6 การตัดสินใจแบบต้นไม้.....	31
3.6.1 การเรียนรู้พื้นฐาน .....	32
3.6.2 เอนโทรปี.....	32
3.6.3 อัตราขยายข้อมูล .....	33
3.6.4 การหยุดการแตกกิ่ง.....	33
3.6.5 การตัดแต่งกิ่ง.....	34
3.7 การประยุกต์เทคนิคการรู้จำรูปแบบในระบบส่งจ่ายไฟฟ้า.....	36
3.7.1 ลักษณะเด่นเชิงกายภาพ .....	37
3.7.2 ลักษณะเด่นเชิงสัญญาณไฟฟ้า.....	39
3.8 ตัวอย่างงานวิจัยในอดีต.....	46
3.8.1 โครงข่ายประสาทเทียม.....	46
3.8.2 การถดถอยแบบโลจิสติก .....	46
3.8.3 ขั้นตอนวิธีการเหนียวนำ .....	49
3.8.4 ขั้นตอนวิธีแบบฟิชี่.....	50
3.8.5 การวิเคราะห์แยกแยะแบบเชิงเส้น .....	53
3.8.6 ระบบผู้เชี่ยวชาญ.....	55



บทที่ 4 การวิเคราะห์เชิงคุณภาพของความผิดพร่องในระบบส่งของประเทศไทย.....	58
4.1 สาเหตุของความผิดพร่องที่พิจารณา .....	58
4.2 การสกัดลักษณะเด่น .....	59
4.2.1 อัตราการเปลี่ยนแปลงของแรงดัน.....	59
4.2.2 อัตราการเปลี่ยนแปลงของกระแส.....	61
4.2.3 ระยะเวลาในการขจัดความผิดพร่อง .....	63
4.2.4 การทำงานของรีโกลสเซอร์.....	65
4.2.5 ความผิดพร่องที่มีการแปรเปลี่ยนประเภท.....	67
4.2.6 จำนวนเฟสที่ได้รับผลกระทบ.....	69
4.2.7 ค่าราคาที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของกระแสนิวทรัล .....	70
4.3 การประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีในการจำแนกสาเหตุของความผิดพร่อง.....	71
4.3.1 การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม.....	71
4.3.2 การประยุกต์ใช้การตัดสินใจแบบต้นไม้ .....	72
4.4 การคัดเลือกลักษณะเด่น.....	74
บทที่ 5 การพัฒนาขั้นตอนวิธีและผลการทดสอบ .....	78
5.1 ภาพรวมของปัญหา.....	78
5.2 การพัฒนาขั้นตอนวิธี.....	79
5.2.1 ขั้นตอนวิธีการจำแนกด้วยโครงข่ายประสาทเทียม .....	79
5.2.2 ขั้นตอนวิธีการจำแนกด้วยการตัดสินใจแบบต้นไม้ .....	80
5.3 ผลการทดสอบ .....	81
5.3.1 ผลการทดสอบโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม.....	81
5.3.2 ผลการทดสอบโดยใช้การตัดสินใจแบบต้นไม้.....	96
5.4 วิเคราะห์ผลการทดสอบ.....	100
5.4.1 การทดสอบโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม .....	100
5.4.2 การทดสอบโดยใช้การตัดสินใจแบบต้นไม้ .....	107
5.4.3 การเปรียบเทียบระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมและการตัดสินใจแบบต้นไม้.....	114
บทที่ 6 สรุป .....	121
6.1 สรุปผลการวิจัย.....	121
6.2 ข้อเสนอแนะสำหรับงานวิจัยในอนาคต .....	122

รายการอ้างอิง.....	123
ภาคผนวก.....	126
ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์ .....	151

## สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 3.1 ค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงกระแสและแรงดันเทียบกับเวลา[1] .....	40
ตารางที่ 3.2 ค่าของสมาชิกแต่ละชนิดของข้อมูลป้อนเข้า [14], [16], [19].....	47
ตารางที่ 3.3 ค่าของสมาชิกแต่ละชนิดของข้อมูลป้อนเข้า [3] .....	50
ตารางที่ 3.4 ค่าของสมาชิกแต่ละชนิดของข้อมูลป้อนเข้า.....	53
ตารางที่ 3.5 ค่าของสมาชิกแต่ละชนิดของข้อมูลป้อนเข้า [21] .....	55
ตารางที่ 5.1 จำนวนเหตุการณ์ที่ใช้ในแต่ละขั้นตอน .....	79
ตารางที่ 5.2 จำนวนเหตุการณ์ที่ใช้ในแต่ละขั้นตอน .....	81
ตารางที่ 5.3 ลักษณะเด่นที่ถูกเลือกกับความแม่นยำเฉลี่ยที่ข้อมูลฝึกร้อยละ 50.....	85
ตารางที่ 5.4 ลักษณะเด่นที่ถูกเลือกกับความแม่นยำเฉลี่ยที่ข้อมูลฝึกร้อยละ 60.....	85
ตารางที่ 5.5 ลักษณะเด่นที่ถูกเลือกกับความแม่นยำเฉลี่ยที่ข้อมูลฝึกร้อยละ 70.....	85
ตารางที่ 5.6 ค่าความแม่นยำของแต่ละโนดซ่อนที่รอบการคำนวณที่ 1.....	87
ตารางที่ 5.7 ค่าความแม่นยำของแต่ละจำนวนลักษณะเด่นที่รอบการคำนวณที่ 1 .....	87
ตารางที่ 5.8 ค่าความแม่นยำของแต่ละโนดซ่อนที่รอบการคำนวณที่ 2.....	88
ตารางที่ 5.9 ค่าความแม่นยำของแต่ละจำนวนลักษณะเด่นที่รอบการคำนวณที่ 2.....	88
ตารางที่ 5.10 ค่าความแม่นยำของแต่ละโนดซ่อนที่รอบการคำนวณที่ 3.....	89
ตารางที่ 5.11 ค่าความแม่นยำของแต่ละจำนวนลักษณะเด่นที่รอบการคำนวณที่ 3.....	89
ตารางที่ 5.12 ค่าความแม่นยำของแต่ละโนดซ่อนที่รอบการคำนวณที่ 4.....	89
ตารางที่ 5.13 ค่าความแม่นยำของแต่ละโนดซ่อนที่รอบการคำนวณที่ 1.....	90
ตารางที่ 5.14 ค่าความแม่นยำของแต่ละจำนวนลักษณะเด่นที่รอบการคำนวณที่ 1.....	90
ตารางที่ 5.15 ค่าความแม่นยำของแต่ละโนดซ่อนที่รอบการคำนวณที่ 2.....	91
ตารางที่ 5.16 ค่าความแม่นยำของแต่ละจำนวนลักษณะเด่นที่รอบการคำนวณที่ 2.....	91
ตารางที่ 5.17 ค่าความแม่นยำของแต่ละโนดซ่อนที่รอบการคำนวณที่ 1.....	92
ตารางที่ 5.18 ค่าความแม่นยำของแต่ละจำนวนลักษณะเด่นที่รอบการคำนวณที่ 1.....	92
ตารางที่ 5.19 ค่าความแม่นยำของแต่ละโนดซ่อนที่รอบการคำนวณที่ 2.....	93
ตารางที่ 5.20 ค่าความแม่นยำของแต่ละจำนวนลักษณะเด่นที่รอบการคำนวณที่ 2.....	93
ตารางที่ 5.21 ค่าความแม่นยำของแต่ละโนดซ่อนที่รอบการคำนวณที่ 3.....	93

ตารางที่ 5.22 ค่าความแม่นยำของแต่ละจำนวนลักษณะเด่นที่รอบการคำนวณที่ 3.....	94
ตารางที่ 5.23 ค่าความแม่นยำของแต่ละโนดซ้อนที่รอบการคำนวณที่ 4.....	94
ตารางที่ 5.24 ค่าความแม่นยำของแต่ละจำนวนลักษณะเด่นที่รอบการคำนวณที่ 4.....	94
ตารางที่ 5.25 ค่าความแม่นยำของแต่ละโนดซ้อนที่รอบการคำนวณที่ 5.....	95
ตารางที่ 5.26 ลักษณะเด่นที่ถูกเลือกกับความแม่นยำเฉลี่ย .....	98
ตารางที่ 5.27 ลักษณะเด่นที่ถูกเลือกกับความแม่นยำเฉลี่ย .....	100
ตารางที่ 5.28 ร้อยละความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยที่ใช้ลักษณะเด่น 5 ประเภท .....	103
ตารางที่ 5.29 confusion matrix ของจำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 50.....	103
ตารางที่ 5.30 confusion matrix ของจำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 60.....	104
ตารางที่ 5.31 confusion matrix ของจำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 70.....	105
ตารางที่ 5.32 ความแม่นยำที่ลักษณะเด่น 5 ประเภทที่ผ่านการตัดแต่งกิ่ง.....	110
ตารางที่ 5.33 confusion matrix ของจำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 50.....	111
ตารางที่ 5.34 confusion matrix ของจำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 60.....	112
ตารางที่ 5.35 confusion matrix ของจำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 70.....	113
ตารางที่ 5.36 confusion matrix ของโครงข่ายประสาทเทียมที่ 150 ชุดข้อมูลทดสอบ.....	114
ตารางที่ 5.37 confusion matrix ของการตัดสินใจแบบต้นไม้ที่ 150 ชุดข้อมูลทดสอบ.....	115
ตารางที่ 5.38 confusion matrix ของโครงข่ายประสาทเทียมที่ 120 ชุดข้อมูลทดสอบ.....	115
ตารางที่ 5.39 confusion matrix ของการตัดสินใจแบบต้นไม้ที่ 120 ชุดข้อมูลทดสอบ.....	116
ตารางที่ 5.40 confusion matrix ของโครงข่ายประสาทเทียม ที่ 90 ชุดข้อมูลทดสอบ.....	116
ตารางที่ 5.41 confusion matrix ของการตัดสินใจแบบต้นไม้ ที่ 90 ชุดข้อมูลทดสอบ.....	117
ตารางที่ 5.42 เวลาในการประมวลผลของแต่ละขั้นตอนวิธี .....	120
ตารางที่ ก.1 ข้อมูลของการสกัดลักษณะเด่น .....	127
ตารางที่ ข.1 ความแม่นยำในการจำแนกที่จำนวนโนดซ้อนเท่ากับ 4.....	143
ตารางที่ ข.2 ความแม่นยำในการจำแนกที่จำนวนโนดซ้อนเท่ากับ 5.....	143
ตารางที่ ข.3 ความแม่นยำในการจำแนกที่จำนวนโนดซ้อนเท่ากับ 6.....	144
ตารางที่ ข.4 ความแม่นยำในการจำแนกที่จำนวนโนดซ้อนเท่ากับ 7.....	144
ตารางที่ ข.5 ความแม่นยำในการจำแนกที่จำนวนโนดซ้อนเท่ากับ 8.....	145
ตารางที่ ข.6 ความแม่นยำในการจำแนกที่จำนวนโนดซ้อนเท่ากับ 9.....	146
ตารางที่ ข.7 ความแม่นยำในการจำแนกที่จำนวนโนดซ้อนเท่ากับ 10.....	147

ตารางที่ ข.8 ความแม่นยำของต้นไม้ก่อนการตัดกิ่ง .....	147
ตารางที่ ข.9 ความแม่นยำของต้นไม้หลังการตัดกิ่ง .....	147
ตารางที่ ข.10 ค่าความแม่นยำที่ลักษณะเด่น 5 ประเภท ก่อนการตัดกิ่ง .....	148
ตารางที่ ข.11 ค่าความแม่นยำที่ลักษณะเด่น 5 ประเภท หลังการตัดกิ่ง .....	148

## สารบัญภาพ

	หน้า
ภาพที่ 2.1 โปรแกรมที่ใช้วิเคราะห์ความผิดพลาด [4].....	6
ภาพที่ 2.2 รูปคลื่นของกระแสและแรงดันทั้งสามเฟส .....	8
ภาพที่ 2.3 ตัวอย่างไฟล์โครงร่างของสถานีไฟฟ้าบ้านโป่ง 2 .....	9
ภาพที่ 2.4 ข้อมูลทางสถิติของสาเหตุของความผิดพลาดชนิดต่างๆ [4].....	10
ภาพที่ 2.5 สัญญาณของกระแสและแรงดันของความผิดพลาดจากลูกถ้วยวาบไฟ .....	11
ภาพที่ 2.6 สัญญาณของกระแสและแรงดันของความผิดพลาดจากควีนไฟ .....	12
ภาพที่ 2.7 สัญญาณของกระแสและแรงดันของความผิดพลาดจากรถเครน.....	13
ภาพที่ 2.8 ความผิดพลาดจากผลกระทบของความผิดพลาดในระบบจำหน่ายข้างเคียง .....	15
ภาพที่ 2.9 สัญญาณของกระแสและแรงดันของความผิดพลาดจากต้นไม้ .....	16
ภาพที่ 2.10 สัญญาณของกระแสและแรงดันของความผิดพลาดจากสัตว์ .....	17
ภาพที่ 3.1 ขั้นตอนพื้นฐานที่เกี่ยวข้องของระบบการจำแนก [5].....	20
ภาพที่ 3.2 ตัวอย่างของการจำแนกข้อมูลโดยใช้สมการเชิงเส้น [6] .....	21
ภาพที่ 3.3 ตัวอย่างของความเหมาะสมสำหรับตัวจำแนก [7].....	21
ภาพที่ 3.4 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มข้อมูล (clustering data) [6].....	23
ภาพที่ 3.5 โครงสร้างของการจำแนกแบบฟังก์ชันเชิงเส้น [5] .....	23
ภาพที่ 3.6 โครงสร้างของการจำแนกแบบฟังก์ชันเชิงเส้น [5].....	27
ภาพที่ 3.7 Step function[5] .....	28
ภาพที่ 3.8 logistic sigmoid function [5].....	28
ภาพที่ 3.9 hyperbolic tangent function[5].....	28
ภาพที่ 3.10 โครงสร้างของ multi-layer perceptron (MLP) [5].....	29
ภาพที่ 3.11 ฤดูกาลกับสาเหตุของการเกิดความผิดพลาด [2] .....	38
ภาพที่ 3.12 ความผิดพลาดแบบชั่วคราว .....	41
ภาพที่ 3.13 ความผิดพลาดแบบถาวร .....	41
ภาพที่ 3.14 ตำแหน่งของมุมแทรกของลูกคลื่นแรงดันขณะเริ่มเกิดความผิดพลาด .....	42
ภาพที่ 3.15 วงจรสมมูลของความผิดพลาดแบบเฟสเดียวในการหาแรงดันอาร์ก [3] .....	45
ภาพที่ 3.16 รูปภาพและข้อมูลที่ได้จากการบันทึกของ GIS [21].....	54

ภาพที่ 3.17	แผนภาพต้นไม้โดยใช้ระบบผู้เชี่ยวชาญในการสร้างเงื่อนไข[1]	57
ภาพที่ 4.1	ข้อมูลทางสถิติของสาเหตุของความผิดพลาดชนิดที่พิจารณา [4]	58
ภาพที่ 4.2	ค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงแรงดันของแต่ละสาเหตุของความผิดพลาด	61
ภาพที่ 4.3	ค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงกระแสของแต่ละสาเหตุของความผิดพลาด	63
ภาพที่ 4.4	ความผิดพลาดจากลูกถ้วยวาบไฟ	64
ภาพที่ 4.5	ผลกระทบของความผิดพลาดในระบบจำหน่ายข้างเคียง	64
ภาพที่ 4.6	ระยะเวลาในการขจัดความผิดพลาดของความผิดพลาดแต่ละสาเหตุ	65
ภาพที่ 4.7	การทำงานของรีโคสเซอร์กับสาเหตุของความผิดพลาด	67
ภาพที่ 4.8	สัญญาณของกระแสและแรงดันที่มีการแปรเปลี่ยนของความผิดพลาด	68
ภาพที่ 4.9	ความผิดพลาดที่มีการแปรเปลี่ยนประเภทกับสาเหตุของความผิดพลาด	68
ภาพที่ 4.10	จำนวนเฟสที่ได้รับผลกระทบกับความผิดพลาดจากสาเหตุต่างๆ	69
ภาพที่ 4.11	ค่ากระแสในนิวทรัลของความผิดพลาดจากสาเหตุต่างๆ	70
ภาพที่ 4.12	โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม	71
ภาพที่ 4.13	กระบวนการของการเลือกกระตบการตัดกิ่ง	73
ภาพที่ 4.14	โครงสร้างของ Wappers Feature Subset Selcection [22]	74
ภาพที่ 4.15	กระบวนการทำงานของการคัดเลือกลักษณะเด่นแบบ SFS	77
ภาพที่ 5.1	แสดงกระบวนการการไหลของข้อมูล	78
ภาพที่ 5.2	ค่าความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยที่จำนวนข้อมูลในการฝึกฝนร้อยละ 50	82
ภาพที่ 5.3	ค่าความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยที่จำนวนข้อมูลในการฝึกฝนร้อยละ 60	82
ภาพที่ 5.4	ค่าความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยที่จำนวนข้อมูลในการฝึกฝนร้อยละ 70	83
ภาพที่ 5.5	ค่าความแม่นยำในการจำแนกกับจำนวนข้อมูลฝึกฝนที่แต่ละชนิดซ่อน	83
ภาพที่ 5.6	ค่าความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยแต่ละชนิดซ่อนที่ข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 50	86
ภาพที่ 5.7	ค่าความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยแต่ละชนิดซ่อนที่ข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 60	86
ภาพที่ 5.8	ค่าความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยแต่ละชนิดซ่อนที่ข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 70	86
ภาพที่ 5.9	ค่าความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยของแต่ละจำนวนชุดข้อมูลฝึกฝน	96
ภาพที่ 5.10	เปรียบเทียบค่าความแม่นยำกรณีต้นไม้ที่ตัดแต่งกิ่งและไม่ได้ตัดแต่งกิ่ง	97
ภาพที่ 5.11	การเปรียบเทียบค่าความแม่นยำเฉลี่ยของแต่ละจำนวนลักษณะเด่น	99
ภาพที่ 5.12	การเปรียบเทียบค่าความแม่นยำเฉลี่ยของแต่ละจำนวนลักษณะเด่น	100
ภาพที่ 5.13	ความแม่นยำของโครงข่ายประสาทเทียมก่อนการคัดเลือกลักษณะเด่น	102

ภาพที่ 5.14 ความแม่นยำของโครงข่ายประสาทเทียมหลังการคัดเลือกลักษณะเด่น .....	102
ภาพที่ 5.15 ค่าความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ย.....	108
ภาพที่ 5.16 ค่าความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยของแต่ละโครงสร้างต้นไม้.....	109
ภาพที่ 5.17 ค่าความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยของแต่ละโครงสร้างต้นไม้.....	110
ภาพที่ 5.18 โครงสร้างของต้นไม้ตัดสินใจ .....	118
ภาพที่ ก.1 อัตราการเปลี่ยนแปลงแรงดันและอัตราการเปลี่ยนแปลงกระแส .....	138
ภาพที่ ก.2 อัตราการเปลี่ยนแปลงแรงดันและระยะเวลาในการขจัดความผิดปกติ .....	138
ภาพที่ ก.3 อัตราการเปลี่ยนแปลงแรงดันและค่า RMS ของกระแสในนิวทริล .....	139
ภาพที่ ก.4 อัตราการเปลี่ยนแปลงกระแสและระยะเวลาในการขจัดความผิดปกติ .....	139
ภาพที่ ก.5 อัตราการเปลี่ยนแปลงกระแสและค่า RMS ของกระแสในนิวทริล .....	140
ภาพที่ ก.6 ระยะเวลาในการขจัดความผิดปกติและค่า RMS ของกระแสในนิวทริล .....	140
ภาพที่ ข.1 ความแม่นยำของโครงข่ายประสาทเทียมที่จำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 50 .....	141
ภาพที่ ข.2 ความแม่นยำของโครงข่ายประสาทเทียมที่จำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 60 .....	142
ภาพที่ ข.3 ความแม่นยำของโครงข่ายประสาทเทียมที่จำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 70 .....	142
ภาพที่ ข.4 ความแม่นยำของการตัดสินใจแบบต้นไม้ที่จำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 50 .....	149
ภาพที่ ข.5 ความแม่นยำของการตัดสินใจแบบต้นไม้ที่จำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 60 .....	150
ภาพที่ ข.6 ความแม่นยำของการตัดสินใจแบบต้นไม้ที่จำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 70 .....	150



# บทที่ 1

## บทนำ

เนื้อหาในบทนี้ได้นำเสนอที่มาและความสำคัญของปัญหา วัตถุประสงค์ ขอบเขต ข้อจำกัด ขั้นตอนการศึกษา วิธีการดำเนินงานและประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

### 1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบันการเกิดความผิดปกติขึ้นในระบบส่งไฟฟ้าของประเทศไทยแต่ละครั้งจำเป็นต้องใช้เวลาและเจ้าหน้าที่จำนวนมากในการนำระบบกลับมาสู่สภาวะปกติ ระยะเวลาในการนำระบบกลับมาสู่สภาวะปกตินั้นเป็นเรื่องสำคัญเรื่องหนึ่งเพราะถ้าระยะเวลาที่ไฟฟ้าดับเป็นเวลานาน สิ่งเหล่านี้จะสะท้อนถึงความเสียหายที่จะเกิดขึ้น การที่จะลดเวลาในการนำระบบกลับมาสู่สภาวะปกตินั้นสามารถทำได้หลายวิธีการ เช่น หากทราบระยะเวลาที่เกิดความผิดปกติถูกต้องก็จะสามารถเข้าถึงจุดเกิดความผิดปกติได้อย่างรวดเร็ว นอกจากนี้หากสามารถทราบได้ว่าความผิดปกติเหล่านั้นเกิดจากสาเหตุใด ก็จะเป็นการช่วยลดเวลาในการนำระบบกลับมาเป็นปกติได้รวดเร็วมากยิ่งขึ้น เพราะจะได้สามารถจัดเตรียมอุปกรณ์และกำลังคนเพื่อที่จะแก้ไขกับสาเหตุของความผิดปกติได้อย่างเหมาะสม

ความผิดปกติที่เกิดขึ้นในระบบส่งของประเทศไทยนั้นส่วนใหญ่จะเป็นความผิดปกติแบบชั่วคราวที่มีสาเหตุมาจากบางสิ่งซึ่งเกิดขึ้นบ่อยครั้งในระบบ ความผิดปกติเหล่านี้มักจะสามารรถถูกกำจัดได้ด้วยตัวเอง อาจจะเป็นเพราะด้วยแรงทางกลของกระแสไฟฟ้าลัดวงจรหรือเกิดการเผาไหม้เนื่องจากความร้อนที่เกิดขึ้นระหว่างการลัดวงจร บ่อยครั้งการออกไปแก้ไขของเจ้าหน้าที่หน้างานจะไม่พบสาเหตุของความผิดปกติเหล่านั้นที่ติดค้างอยู่กับอุปกรณ์ คงเหลือแต่ร่องรอยของการลัดวงจร[1] หากเราทราบว่าความผิดปกติเหล่านี้เกิดขึ้น ทางศูนย์ควบคุมสามารถสั่งการปิดวงจรเพื่อให้ระบบกลับมาเป็นปกติโดยที่ไม่ต้องรอเจ้าหน้าที่หน้างานออกไปแก้ไข ก็จะเป็นการช่วยลดเวลาในการนำระบบกลับมาสู่ปกติได้ และหากรู้สาเหตุของความผิดปกติว่าสาเหตุของความผิดปกติชนิดใดที่เกิดขึ้นบ่อยครั้ง ก็จะสามารถหาวิธีการป้องกันเพื่อไม่ให้ความผิดปกติเหล่านั้นเกิดขึ้นซ้ำอีกหรืออาจจะช่วยลดจำนวนครั้งของการเกิดความผิดปกติประเภทนั้น ความเชื่อถือได้ของระบบก็จะสูงขึ้นด้วย

งานวิจัยในอดีตได้ประยุกต์ใช้เครื่องมือวัดที่สามารถวัดค่าสัญญาณกระแสและแรงดัน เพื่อนำสัญญาณดังกล่าวมาหาลักษณะเด่น และจำแนกเอกลักษณ์ของความผิดปกติที่สนใจ[2-3] ส่วนในระบบส่งไฟฟ้าของประเทศไทยได้ติดตั้งเครื่องบันทึกความผิดปกติแบบดิจิทัล (Digital Fault Recorder, DFR) ไว้ที่สถานีไฟฟ้าที่สำคัญๆ เพื่อบันทึกความผิดปกติที่เกิดขึ้นในระบบส่ง DFR สามารถวัดค่าของสัญญาณกระแสและแรงดันพร้อมทั้งสถานะของอุปกรณ์ป้องกันได้ในลักษณะเช่นเดียวกันกับเครื่องมือที่งานในอดีตได้ใช้ ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงได้นำข้อมูลจากเครื่องบันทึกดังกล่าวมาประยุกต์ใช้สำหรับหาลักษณะเด่น เพื่อจำแนกสาเหตุของความผิดปกติจากลูกถ้วยวาบไฟ รถครน ควันไฟ และผลกระทบของความผิดปกติในระบบจำหน่ายข้างเคียง

## 1.2 วัตถุประสงค์

- 1) เพื่อจำแนกสาเหตุของความผิดปกติจากลูกถ้วยวาบไฟ รถครน ควันไฟ รถครน และผลกระทบของความผิดปกติในระบบจำหน่ายข้างเคียง
- 2) หาลักษณะเด่นของความผิดปกติเพื่อนำมาจำแนกสาเหตุของความผิดปกติ
- 3) หาขั้นตอนวิธีที่เหมาะสมของเทคนิคการรู้จำรูปแบบ เพื่อใช้จำแนกสาเหตุของความผิดปกติ

## 1.3 ขอบเขตของวิทยานิพนธ์

- 1) พิจารณาความผิดปกติจากลูกถ้วยวาบไฟ รถครน ควันไฟ และผลกระทบของความผิดปกติในระบบจำหน่ายข้างเคียง
- 2) ศึกษาในระบบส่งของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย ใช้ข้อมูลตั้งแต่ปี พ.ศ. 2550–2554 ที่ระดับแรงดัน 115 kV 230 kV และ 500 kV โดยการบันทึกข้อมูลของ DFR และรายงานวิเคราะห์เหตุการณ์ขัดข้อง ประกอบการพิจารณา
- 3) แก้ปัญหาการรู้จำรูปแบบโดยใช้ขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทเทียม และการตัดสินใจแบบต้นไม้
- 4) ทำการคัดเลือกลักษณะเด่นโดยใช้วิธีการ Sequential Forward Selection

#### 1.4 ขั้นตอนการศึกษาและวิธีการดำเนินงาน

- 1) กำหนดวัตถุประสงค์และขอบเขตของวิทยานิพนธ์
- 2) ศึกษารูปแบบของความผิดพลาดที่มีการศึกษาในอดีต
- 3) ศึกษาการสกัดลักษณะเด่นจากข้อมูล เพื่อนำมาเป็นข้อมูลป้อนเข้าสำหรับขั้นตอนวิธีต่างๆ
- 4) ศึกษาขั้นตอนวิธีต่างๆของการจำแนกความผิดพลาด พร้อมทั้งข้อดีและข้อเสียของแต่ละขั้นตอนวิธี
- 5) เลือกขั้นตอนวิธีที่เหมาะสมสำหรับการจำแนกเอกลักษณ์ของความผิดพลาด
- 6) เก็บข้อมูลของความผิดพลาดที่สนใจที่เกิดขึ้นในอดีต ตั้งแต่ พ.ศ. 2550-2554
- 7) ทำการสกัดลักษณะเด่นจากข้อมูลความผิดพลาดที่สนใจ
- 8) ทดสอบจำแนกสาเหตุของความผิดพลาดด้วยขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทเทียม
- 9) ปรับปรุงความแม่นยำในการจำแนกของโครงข่ายประสาทเทียมให้เหมาะสม
- 10) ทดสอบจำแนกสาเหตุของความผิดพลาดด้วยวิธีการตัดสินใจแบบต้นไม้
- 11) ปรับปรุงความแม่นยำในการจำแนกของการตัดสินใจแบบต้นไม้ให้เหมาะสม
- 12) เปรียบเทียบข้อดีและข้อเสียในการใช้ขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทเทียม การตัดสินใจแบบต้นไม้
- 13) เรียบเรียงผลการวิจัยและจัดทำเป็นรูปเล่มวิทยานิพนธ์
- 14) เขียนบทความวิชาการเพื่อเผยแพร่วิทยานิพนธ์

#### 1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- 1) สามารถระบุถึงสาเหตุของความผิดพลาดที่เกิดขึ้นในระบบส่งได้อย่างถูกต้องแม่นยำ
- 2) สามารถลดเวลาในการนำระบบกลับมาสู่สภาวะปกติได้
- 3) สามารถป้องกันและลดจำนวนครั้งของการเกิดความผิดพลาดจากสาเหตุต่างๆได้

## 1.6 เนื้อหาของวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์นี้แบ่งออกเป็น 6 บท โดยแต่ละบทมีเนื้อหา ดังนี้

บทที่ 1 บทนำ กล่าวถึงที่มาและความสำคัญของปัญหา วัตถุประสงค์ ขอบเขตของวิทยานิพนธ์ ขั้นตอนการศึกษาและวิธีการดำเนินงาน ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับและเนื้อหาของวิทยานิพนธ์ที่จะกล่าวถึงในบทต่อไป

บทที่ 2 ความผิดปกติที่เกิดขึ้นในระบบส่งของประเทศไทย ในบทนี้จะทำการอธิบายถึงเครื่องบันทึกความผิดปกติแบบดิจิทัล การทำงานของ DFR และข้อมูลที่ได้จากการบันทึกความผิดปกติ ส่วนต่อมาจะอธิบายถึงรายงานเหตุการณ์ขัดข้องซึ่งเป็นสิ่งที่ระบุสาเหตุของการเกิดความผิดปกติและในส่วนสุดท้ายจะทำการแสดงถึงสาเหตุของความผิดปกติที่เกิดขึ้นในอดีต (พ.ศ. 2550-2554)

บทที่ 3 เทคนิคการรู้จำรูปแบบ ในบทนี้จะอธิบายถึงความหมายของปัญหาการรู้จำรูปแบบ การสกัดลักษณะเด่นของงานวิจัยในอดีต ขั้นตอนวิธีในการแก้ปัญหาการรู้จำรูปแบบของงานวิจัยในอดีต

บทที่ 4 การจำแนกสาเหตุของความผิดปกติที่เกิดขึ้นในระบบส่งของประเทศไทย ในบทนี้จะกล่าวถึง การประยุกต์ใช้การสกัดลักษณะเด่น เพื่อที่จะเป็นข้อมูลป้อนเข้าและขั้นตอนวิธีสำหรับการจำแนกสาเหตุของความผิดปกติ

บทที่ 5 การทดสอบ ในบทนี้จะกล่าวถึงสาเหตุของความผิดปกติที่จะพิจารณา การประยุกต์ใช้ลักษณะเด่นเพื่อที่จะเป็นข้อมูลป้อนเข้าสำหรับขั้นตอนวิธี การประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและการตัดสินใจแบบต้นไม้ในการจำแนก จากนั้นจะอธิบายถึงวิธีการทดสอบโดยแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนที่ทำการจำแนกด้วยโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนที่สองคือ ส่วนที่ทำการจำแนกด้วยการตัดสินใจแบบต้นไม้ จากนั้นจะทำการวิเคราะห์ผลการทดสอบของแต่ละขั้นตอนวิธี และในส่วนสุดท้ายจะทำการเปรียบเทียบผลที่ได้จากแต่ละขั้นตอนวิธี

บทที่ 6 สรุป เป็นบทสรุปในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ พร้อมทั้งข้อเสนอแนะสำหรับงานวิจัยในอนาคต

## บทที่ 2

### ความผิดปกติที่เกิดขึ้นในระบบส่งของประเทศไทย

ในปัจจุบันการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยได้ทำการติดตั้ง DFR เพื่อทำการบันทึกเหตุผิดปกติที่เกิดขึ้นในระบบส่ง โดยทำการติดตั้งไว้ที่สถานีไฟฟ้าต่างๆ ทำการส่งการและถ่ายโอนข้อมูลความผิดปกติจากสถานีไฟฟ้าที่ติดตั้งไปยังศูนย์ควบคุมกลางที่จังหวัดนนทบุรี เพื่อให้เจ้าหน้าที่ได้ทำการวิเคราะห์เหตุการณ์ความผิดปกติต่างๆ เช่น วิเคราะห์การทำงานของอุปกรณ์ป้องกัน ปริมาณกระแสลัดวงจร ปริมาณแรงดันตก การแกว่งของกำลังไฟฟ้า ความถี่ทางไฟฟ้า และการหาระยะทางของจุดเกิดความผิดปกติ ในบทที่ 2 จะทำการบรรยายลักษณะทั่วไปของ DFR ลักษณะการบันทึกข้อมูล ประเภทข้อมูลที่เครื่องบันทึกความผิดปกติบันทึกได้ รายงานเหตุการณ์ขัดข้อง และสาเหตุของความผิดปกติที่เกิดขึ้นในอดีต

#### 2.1 เครื่องบันทึกความผิดปกติดิจิทัล

##### 2.1.1 ลักษณะทั่วไป

ปัจจุบัน DFR ได้ถูกติดตั้งไว้ที่สถานีไฟฟ้าสำคัญๆ ทำหน้าที่ตรวจจับความผิดปกติที่เกิดขึ้นในระบบส่งไฟฟ้าโดยจะทำการบันทึกค่าของสัญญาณกระแส สัญญาณแรงดันและสถานะการทำงานของอุปกรณ์ป้องกันในสถานีไฟฟ้านั้นๆ เช่น สถานะของรีเลย์ป้องกัน สถานะของเซอร์กิตเบรกเกอร์ เป็นต้น

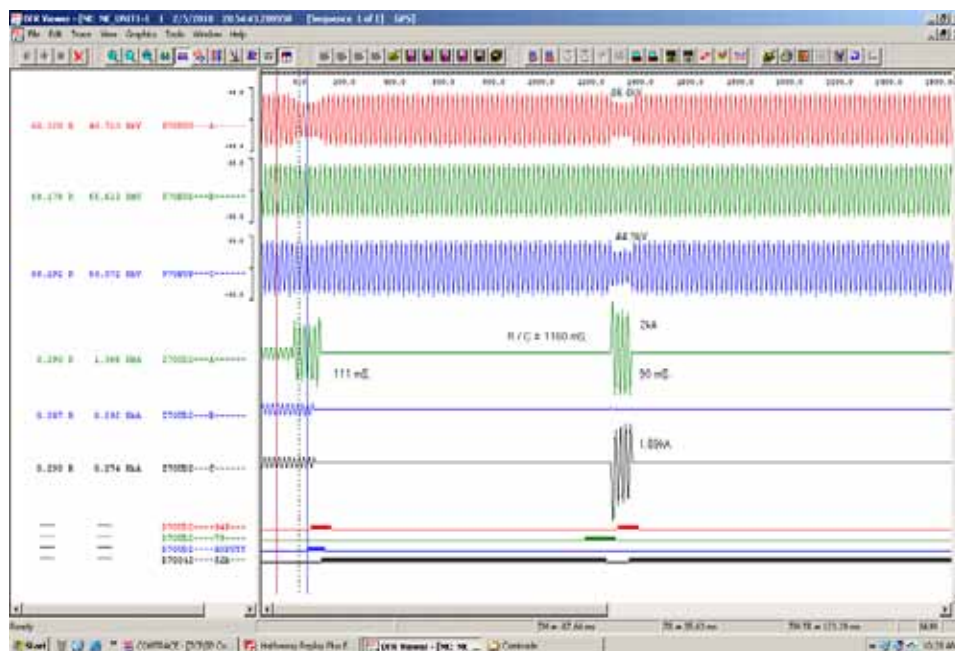
ข้อมูลที่ได้รับการบันทึกประกอบด้วยสัญญาณ 2 ประเภท คือ สัญญาณแอนะล็อกและสัญญาณดิจิทัล โดยข้อมูลการบันทึกจะเก็บด้วยค่าด้วยค่าความถี่สุ่มที่แตกต่างกัน ทั้งนี้ขึ้นกับผู้ผลิต DFR สัญญาณของแอนะล็อกที่ถูกบันทึกประกอบด้วยสัญญาณของกระแส สัญญาณของแรงดัน ส่วนสัญญาณดิจิทัลนั้นจะบันทึกสถานะการทำงานของอุปกรณ์ป้องกันที่มีการเปลี่ยนสถานะการทำงาน ดังนั้นสถานะการทำงานของอุปกรณ์ป้องกันเหล่านี้จะมีเพียง 2 สถานะคือ เปิดและปิด สัญญาณนั้นถูกแสดงด้วยค่าศูนย์และค่าหนึ่ง

สัญญาณที่ถูกบันทึกได้หลังจากที่เกิดความผิดปกติจะถูกเรียกคืนได้ด้วยซอฟต์แวร์ของ DFR ที่ช่วยอำนวยความสะดวก คือ สามารถเปิดไฟล์เหล่านั้นเพื่อที่จะให้เจ้าหน้าที่ได้ทำการวิเคราะห์สัญญาณของความผิดปกติดังกล่าวที่บันทึกได้

ข้อมูลที่ได้รับการบันทึกจะถูกส่งผ่านระบบการสื่อสารไปยังศูนย์ควบคุมกลาง โดยที่เจ้าหน้าที่ที่ศูนย์ควบคุมกลางสามารถเรียกดูข้อมูลของความผิดปกติผ่านซอฟต์แวร์ของเครื่องบันทึกความผิดปกติ นั้นๆ โดยตัวซอฟต์แวร์สามารถเลือกพิจารณาเฉพาะสัญญาณที่ต้องการวิเคราะห์ และสามารถเลือกเปรียบเทียบสัญญาณต่างๆให้อยู่ภายในหน้าต่างเดียวกันเพื่อวิเคราะห์หลายๆสัญญาณภายในเวลาเดียวกันได้

ตัวอย่างของรูปหน้าต่างซอฟต์แวร์ที่ใช้วิเคราะห์ความผิดปกติแบบดิจิทัล ดังแสดงในภาพที่

2.1



ภาพที่ 2.1 โปรแกรมที่ใช้วิเคราะห์ความผิดปกติ [4]

### 2.1.2 การทำงาน

DFR จะเริ่มทำการบันทึกข้อมูลเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงของกระแสหรือแรงดันที่เกินค่าที่กำหนดไว้หรือเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงสถานะของสัญญาณดิจิทัลของสัญญาณใดของสัญญาณหนึ่ง เมื่อเกิดการเปลี่ยนแปลงในลักษณะดังกล่าว DFR จะทำการบันทึกค่าสัญญาณของทุกช่องสัญญาณที่ได้ต่อเข้ากับอุปกรณ์ทุกชนิด ทั้งสัญญาณแอนะล็อกและดิจิทัล โดยเงื่อนไขในการบันทึกข้อมูลมีค่า ดังนี้

ค่าของขนาดสัญญาณแรงดันมีค่าต่ำกว่าร้อยละ 85 ของแรงดันพิกัด

ค่าของขนาดสัญญาณกระแสมีค่าสูงกว่าร้อยละ 120 ของกระแสพิกัด

ช่องสัญญาณดิจิทัลช่องสัญญาณใดช่องสัญญาณหนึ่งมีการเปลี่ยนแปลงสถานะการทำงาน (จากสถานะ 0 เปลี่ยนเป็นสถานะ 1 หรือ จากสถานะ 1 เปลี่ยนสถานะเป็น 0)

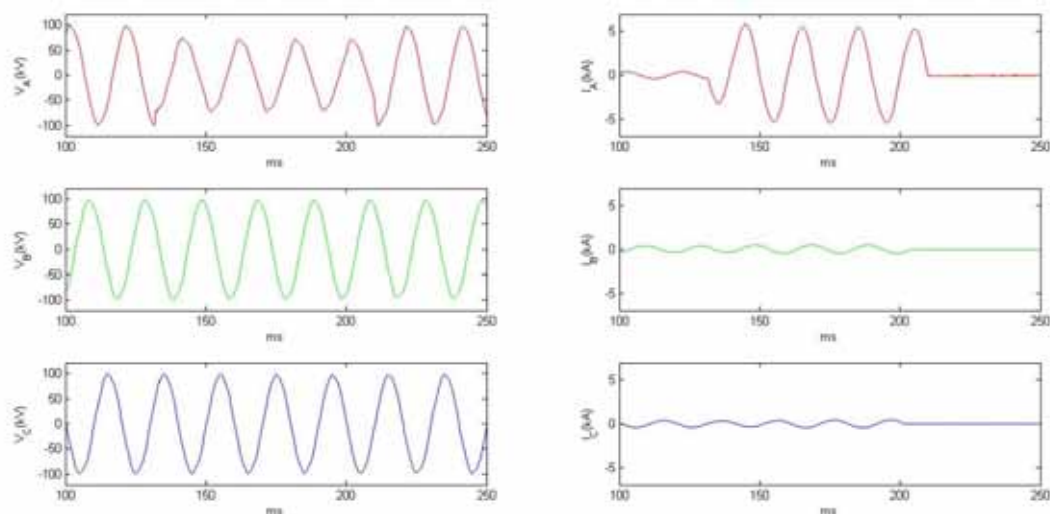
ระยะเวลาในการทำการบันทึกตลอดทั้งเหตุการณ์มีค่าประมาณ 4 วินาที ทั้งนี้ขึ้นกับผู้ใช้งานซึ่งสามารถปรับตั้งได้ตามความเหมาะสม DFR จะทำการบันทึกออกเป็น 3 ช่วงเวลา ดังนี้

ช่วงเวลาก่อนเกิดความผิดปกติ (Pre-fault) ในช่วงการบันทึกช่วงนี้จะใช้เวลาประมาณ 150 มิลลิวินาทีก่อนช่องสัญญาณใดช่องสัญญาณหนึ่งเข้าเงื่อนไขข้างต้น

ช่วงเวลาขณะเกิดความผิดปกติ (During fault) ในช่วงการบันทึกในช่วงนี้จะเริ่มบันทึกเมื่อมีช่องสัญญาณใดช่องสัญญาณหนึ่งเข้าเงื่อนไขข้างต้นหรือเป็นช่วงการบันทึกที่ต่อเนื่องจากช่วงก่อนเกิดความผิดปกติ ในช่วงเวลานี้จะมีความสำคัญมากในการวิเคราะห์สำหรับเจ้าหน้าที่ เพราะจะเป็นช่วงที่เห็นการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณต่างๆ เช่น การเพิ่มขึ้นของสัญญาณกระแส ในวงจรที่เกิดความผิดปกติพร้อมทั้งขนาดของแรงดันที่ตกลงจากค่าแรงดันพิกัด หรือการเปลี่ยนแปลงสถานะการทำงานของอุปกรณ์ป้องกันต่างๆ เช่น รีเลย์ รีโคสเซอร์และเซอร์กิตเบรกเกอร์ ในช่วงเวลานี้เจ้าหน้าที่จะใช้วิเคราะห์ถึงการทำงานของอุปกรณ์ต่างๆ ว่าทำงานเป็นปกติตามค่าที่ปรับตั้งไว้หรือไม่ ยิ่งไปกว่านั้นซอฟต์แวร์ของDFR ยังใช้ค่าสัญญาณกระแสและแรงดันในวงจรที่เกิดความผิดปกติคำนวณค่าระยะทางของความผิดปกติอีกด้วย และในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ใช้ค่าสัญญาณต่างๆ ในช่วงนี้มาทำการวิเคราะห์เพื่อหาสาเหตุของการเกิดความผิดปกติ

ช่วงเวลาหลังเกิดความผิดปกติ (Post fault) เป็นช่วงเวลาที่บันทึกต่อจากช่วงขณะเกิดความผิดปกติ ในช่วงนี้เป็นช่วงที่อุปกรณ์ป้องกันสามารถกำจัดความผิดปกติออกจากระบบได้หรือสามารถตัดวงจรที่เกิดความผิดปกติออกจากระบบได้

ตัวอย่างสัญญาณรูปคลื่นกระแสและแรงดันทั้ง 3 เฟสของความผิดปกติที่ DFR ได้บันทึกใน 3 ช่วงเวลาของการเกิดความผิดปกติ ดังแสดงในภาพที่ 2.2



ภาพที่ 2.2 รูปคลื่นของกระแสและแรงดันทั้งสามเฟส

### 2.1.3 ข้อมูลที่ได้จากการบันทึก

มาตรฐานของการบันทึกข้อมูลตาม COMTRADE IEEE C37.111.1999 ได้ระบุว่า การบันทึกเหตุการณ์ของเครื่องมือวัดจะต้องบันทึกข้อมูลในรูปแบบ 4 ประเภทไฟล์ คือ ไฟล์หัว (Header file) ไฟล์โครงร่าง (Configuration file) ไฟล์ข้อมูล (Data file) และไฟล์ข้อมูล (Information file) [10]

สำหรับการวิเคราะห์โดยทั่วไปจะพิจารณาเฉพาะไฟล์โครงร่างและไฟล์ข้อมูลเท่านั้น โดยที่ไฟล์โครงร่างจะทำหน้าที่บอกถึงรายละเอียดของช่องสัญญาณที่ DFR ตัวนั้นๆ ทั้งช่องสัญญาณแอนะล็อกและดิจิทัล พร้อมทั้งชื่อสถานีไฟฟ้าที่ได้ถูกติดตั้ง ค่าความถี่สุ่มของการบันทึก จำนวนข้อมูลที่ได้นับที่ วัน เดือน ปี และเวลาที่ได้ทำการบันทึก

รูปแบบไฟล์โครงร่างของสถานีไฟฟ้าบ้านโป่ง 2 (BP 2) โดยมีจำนวนช่องสัญญาณทั้งหมด 48 ช่องสัญญาณ ประกอบด้วยจำนวนช่องสัญญาณแอนะล็อก 16 ช่องสัญญาณ จำนวนช่องสัญญาณดิจิทัล 32 ช่องสัญญาณ มีความถี่ในการสุ่มสัญญาณ 6400 เฮิรตซ์ และมีจำนวนจุดข้อมูล 26556 จุดต่อช่องสัญญาณ ดังแสดงในภาพที่ 2.3



ชื่อ สถานี

BP2, 16, 1999  
 48, 16, 32D

1,115TM\_A, , ,ka,0.0010919,0.0000000,0.0000000,-16384,16383,120.0000000,1.0000000,P  
 2,115TM\_B, , ,ka,0.  
 3,115TM\_C, , ,ka,0.  
 4,115BP1/1\_A, , ,ka  
 5,115BP1/1\_B, , ,ka  
 6,115BP1/1\_C, , ,ka,0.0021976,0.0000000,0.0000000,-16384,16383,240.0000000,1.0000000,P  
 7,115PEA/2\_A, , ,ka,0.0021959,0.0000000,0.0000000,-16384,16383,240.0000000,1.0000000,P  
 8,115PEA/2\_B, , ,ka,0.0021838,0.0000000,0.0000000,-16384,16383,240.0000000,1.0000000,P  
 9,115PEA/2\_C, , ,ka,0.0021778,0.0000000,0.0000000,-16384,16383,240.0000000,1.0000000,P  
 10,115KS\_A, , ,ka,0.0011031,0.0000000,0.0000000,-16384,16383,120.0000000,1.0000000,P  
 11,115KS\_B, , ,ka,0.0010962,0.0000000,0.0000000,-16384,16383,120.0000000,1.0000000,P  
 12,115KS\_C, , ,ka,0.0010936,0.0000000,0.0000000,-16384,16383,120.0000000,1.0000000,P  
 13,PT115B/1\_A, , ,kv,0.0091755,0.0000000,0.0000000,-16384,16383,1000.0000000,1.0000000,P  
 14,PT115B/1\_B, , ,kv,0.0091582,0.0000000,0.0000000,-16384,16383,1000.0000000,1.0000000,P  
 15,PT115B/1\_C, , ,kv,0.0091582,0.0000000,0.0000000,-16384,16383,1000.0000000,1.0000000,P  
 16,PT115B/2\_B, , ,kv,0.0091582,0.0000000,0.0000000,-16384,16383,1000.0000000,1.0000000,P  
 0,115TM\_94, , ,0  
 1,115TM\_79, , ,0  
 2,115BP1/1\_94P, , ,0  
 3,115BP1/1\_PTT\_TX, , ,0  
 4,115BP1/1\_PTT\_RX, , ,0  
 5,115BP1/1\_79, , ,0  
 6,115PEA/2\_94P, , ,0  
 7,115PEA/2\_51, , ,0  
 8,115PEA/2\_PTT\_TX, , ,0  
 9,115BP1/2\_79, , ,0  
 10,115KS\_94, , ,0  
 11,115KS\_79, , ,0  
 12,115B/1\_86B, , ,0  
 13,115B/2\_86B, , ,0  
 14,115BP1/2\_PTT\_TX, , ,0  
 15,115BP1/2\_PTT\_RX, , ,0  
 16,115NCS\_PTT\_TX, , ,0  
 17,115NCS\_PTT\_RX, , ,0  
 18,70222\_52b, , ,0  
 19,70622\_52b, , ,0  
 20,70412\_52b, , ,0  
 21,70512\_52b, , ,0  
 22,115SNR/1\_PTT\_TX, , ,0  
 23,115SNR/2\_PTT\_TX, , ,0  
 24,115SNR/3\_PTT\_TX, , ,0  
 25,115SNR/4\_PTT\_TX, , ,0  
 26,115SNO/1\_PTT\_TX, , ,0  
 27,115SNO/2\_PTT\_TX, , ,0  
 28,115SRB2/1\_PTT\_TX, , ,0  
 29,115SRB2/2\_PTT\_TX, , ,0  
 30,70312\_86BF, , ,0  
 31,70522\_86BF, , ,0  
 50  
 1

48 ช่องสัญญาณ = 16 ช่องสัญญาณแอนะล็อก + 32 ช่องสัญญาณดิจิทัล

ชื่อช่องสัญญาณแอนะล็อกของ  
สัญญาณกระแสและแรงดัน

ชื่อช่องสัญญาณแอนะล็อกของ  
สัญญาณกระแสและแรงดัน

ความถี่ในการสุ่ม

6400, 26556

04/12/2008,00:32:49.157426

04/12/2008,00:32:49.308051

ASCII

156

จำนวนจุดที่บันทึกแต่ละช่องสัญญาณ

วัน เดือน ปี และเวลาที่ทำการบันทึก

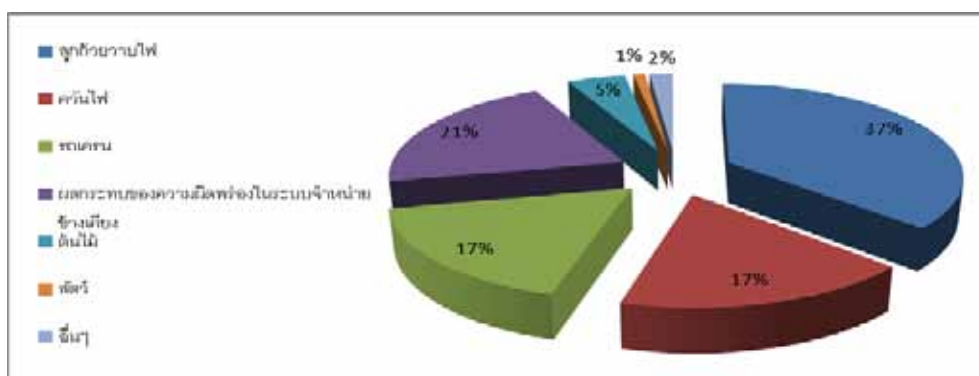
ภาพที่ 2.3 ตัวอย่างไฟล์โครงสร้างของสถานีไฟฟ้าบ้านโป่ง 2

ไฟล์ข้อมูลเป็นไฟล์ที่ทำหน้าเก็บข้อมูลที่ DFR บันทึกได้ เก็บข้อมูลเท่ากับจำนวนช่องสัญญาณที่ปรากฏในไฟล์โครงสร้าง โดยไฟล์เหล่านี้จะอยู่ในรูปของนามสกุล .DAT สามารถเปิดเพื่อที่จะทำการวิเคราะห์ด้วยโปรแกรมที่สามารถอ่าน .DAT ได้ เช่น โปรแกรม MATLAB หรือโปรแกรม MS EXCEL

## 2.2 สาเหตุของความผิดปกติในระบบส่งไฟฟ้า

การระบุสาเหตุของความผิดปกติในรายงานเหตุการณ์ขัดข้องของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยถูกจัดบันทึกโดยเจ้าหน้าที่หน่วยงานที่ออกสำรวจในบริเวณที่เกิดความผิดปกติ สาเหตุของความผิดปกติที่เกิดขึ้นในระบบส่งจะมีลักษณะที่แตกต่างจากสาเหตุของความผิดปกติที่เกิดขึ้นในระบบจำหน่าย เช่น ในระบบส่งของประเทศมาเลเซีย สาเหตุของความผิดปกติส่วนใหญ่เกิดจากฟ้าผ่า ต้นไม้พาดสายส่ง การเสื่อมสภาพของอุปกรณ์ป้องกัน รถครนที่ทำงานใกล้บริเวณสายส่งและผลกระทบของความผิดปกติในบริเวณระบบข้างเคียงของระบบส่งมาเลเซีย[1] แต่ในทางกลับกัน ระบบจำหน่ายของประเทศสหรัฐอเมริกา สาเหตุของความผิดปกติในระบบจำหน่าย ส่วนใหญ่จะเกิดจากต้นไม้ สัตว์ที่ออกมาหากินในเวลากลางคืน (เช่น งู นก และค้างคาว) และการเหนี่ยวมาจากฟ้าผ่าที่ทำให้เกิดแรงดันเกินในระบบจนกระทั่งเกิดการลัดวงจรผ่านฉนวน จากนั้นรีเลย์กระแสเกินสั่งให้เซอร์กิตเบรกเกอร์ทำการตัดวงจรนั้นออกจากระบบ [2-3]

สาเหตุของความผิดปกติในระบบส่งของประเทศไทยประกอบด้วยสาเหตุหลัก ดังนี้ คือ ความผิดปกติจากลูกถ้วยวาบไฟ ความผิดปกติจากควันทันไฟที่เกิดจากการเผาผลิผลทางการเกษตร เช่น การเผาไร่อ้อย ทุ่งนา เป็นต้น ความผิดปกติจากรถครนทำงานในบริเวณใกล้สายส่ง ความผิดปกติจากต้นไม้พาดสาย ความผิดปกติจากอุปกรณ์เสื่อมสภาพ ความผิดปกติจากสายขาด ความผิดปกติจากสัตว์ (ส่วนใหญ่ความผิดปกติประเภทนี้จะเกิดในบริเวณภายในสถานีไฟฟ้า เช่น บริเวณหม้อแปลง) และความผิดปกติอันเนื่องมาจากสาเหตุอื่นๆ เช่น ป้ายโฆษณาล้มพาดสายส่ง สังกะสีปลิวลมมาโดนสายส่ง โคมลอย เชือกกว่า เป็นต้น [4] สาเหตุของความผิดปกติที่เกิดขึ้นในระบบส่งของประเทศไทยจะมีลักษณะของสาเหตุการเกิดความผิดปกติที่แตกต่างจากระบบส่งของมาเลเซียเล็กน้อย ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับภูมิประเทศของแต่ละพื้นที่ด้วย ภาพที่ 2.4 แสดงข้อมูลทางสถิติของความผิดปกติ



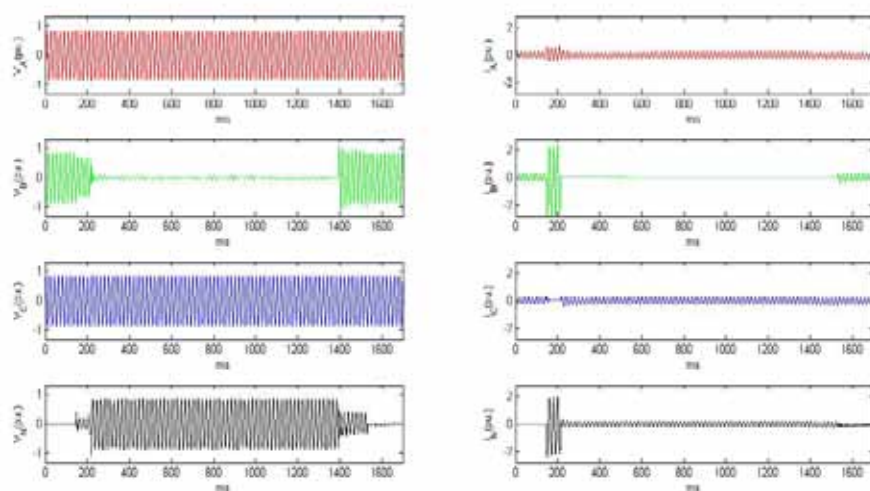
ภาพที่ 2.4 ข้อมูลทางสถิติของสาเหตุของความผิดปกติชนิดต่างๆ [4]

### 2.2.1 ความผิดปกติจากลูกถ้วยวาวไฟ

ความผิดปกติจากลูกถ้วยวาวไฟเป็นประเภทของความผิดปกติที่เกิดขึ้นมากที่สุดในระบบส่งของประเทศไทยคิดเป็นประมาณร้อยละ 40 ของเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นทั้งหมด [4] ความผิดปกติประเภทนี้เกิดจากสาเหตุหลายปัจจัย เช่น ในบริเวณชายทะเลหรือบริเวณใกล้โรงงานอุตสาหกรรมจะมีสิ่งสกปรก (ไอเกลือและฝุ่นดิน) ความสามารถในการรับแรงดันของลูกถ้วยต่ำลงส่งผลให้เกิดการวาวไฟตามผิวของลูกถ้วยจนกระทั่งรีเลย์ตรวจจับสนแรงเหล่านั้นได้จึงส่งสัญญาณสั่งการให้เซอร์กิตเบรกเกอร์ตัดวงจรดังกล่าวออกจากระบบ นอกจากนี้อาจจะเกิดจากความเสื่อมสภาพของลูกถ้วยนั่นเอง ที่ความสามารถในการทนแรงดันมีค่าต่ำลงเมื่อหมดอายุการใช้งาน

ความผิดปกติจากลูกถ้วยวาวไฟส่วนใหญ่จะมีลักษณะเป็นความผิดปกติเฟสเดียวลงดิน (ยกเว้นที่เกิดจากการเหนี่ยวนำจากฟ้าผ่าที่มีการเหนี่ยวนำทั้ง 3 เฟส ซึ่งจะเกิดในระบบจำหน่าย) และสามารถเป็นได้ทั้งความผิดปกติแบบชั่วคราวและความผิดปกติแบบถาวรทั้งนี้ขึ้นอยู่กับว่าเป็นการวาวไฟอันเนื่องมาจากสาเหตุใด การวาวไฟของลูกถ้วยโดยมากมักจะเป็นความผิดปกติแบบชั่วคราว แต่หากเกิดขึ้นบ่อยครั้งจะทำให้ลูกถ้วยได้รับความเสียหายจนกลายเป็นความผิดปกติแบบถาวรได้ในที่สุด เจ้าหน้าที่ต้องทำการเปลี่ยนลูกถ้วยนั้นใหม่

ความผิดปกติจากการวาวไฟของลูกถ้วยมีเอกลักษณ์ที่สามารถบ่งชี้ได้หลายประการ ทั้งนี้ผู้เขียนจะขอเสนอในบทต่อไป



ภาพที่ 2.5 สัญญาณของกระแสและแรงดันของความผิดปกติจากลูกถ้วยวาวไฟ

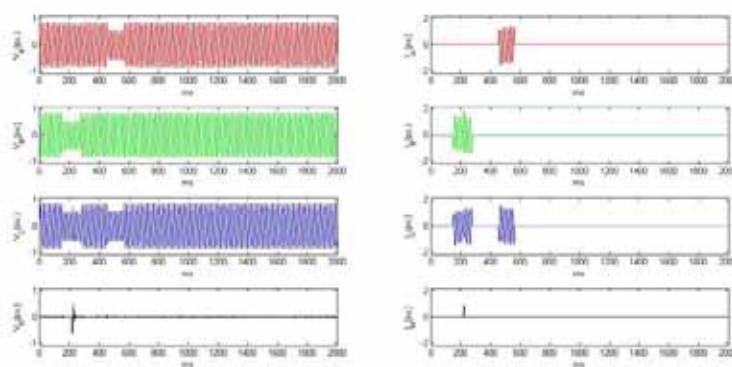
จากภาพที่ 2.5 เป็นความผิดปกติของจากลูกถ้วยวาบไฟของเหตุการณ์วันที่ 3 กันยายน 2550 ที่ระดับแรงดัน 500 kV บนสายส่งที่เชื่อมระหว่างสถานีไฟฟ้าบางสะพาน2 และสถานีไฟฟ้าจอมบึง ในวงจรที่2 เป็นความผิดปกติแบบ B-G เซอร์กิตเบรกเกอร์ทำงานตัดวงจรเฟส B ในโซนการทำงานที่ 1 และรีโคลสเซอร์สั่งให้เซอร์กิตเบรกเกอร์ปิดวงจรสำเร็จทั้งสองด้าน

## 2.2.2 ความผิดปกติจากควันไฟ

ความผิดปกติจากควันไฟเป็นความผิดปกติที่เกิดในบริเวณพื้นที่การทำเกษตรกรรม เพราะควันไฟที่เป็นสาเหตุของความผิดปกติเกิดจากการเผาสิ่งที่เหลือจากการเก็บเกี่ยวทางเกษตรกรรม เช่น การเผาไร่อ้อยได้แนวสายส่ง เป็นต้น [4] ควันไฟที่ลอยขึ้นไปสู่อากาศทำให้ความเป็นฉนวนของอากาศมีลดลง ส่งผลทำให้อากาศไม่สามารถทนแรงดันระหว่างเฟสของสายไฟแต่ละเฟสได้ จนกระทั่งเกิดการลัดวงจรระหว่างเฟส

ความผิดปกติจากควันไฟส่วนใหญ่จะเป็นความผิดปกติที่มากกว่า 1 เฟสและสามารถมีการแปรเปลี่ยนประเภทของความผิดปกติได้ในเวลาใกล้เคียงกัน การแปรเปลี่ยนประเภทของความผิดปกติ (fault developing) เหล่านี้เกิดจากการที่ควันไฟได้ลอยปกคลุมบริเวณสายส่ง ทำให้เกิดการลัดวงจรได้หลายตำแหน่งได้ในเวลาใกล้เคียงกัน

เนื่องจากเกิดความผิดปกติในเวลาใกล้เคียงกันหลายตำแหน่ง ซึ่งบางครั้งจะเกิดเป็นความผิดปกติประเภทเดียวกันแต่เป็นคนละคู่เฟสของความผิดปกติก่อนหน้านี้ ส่งผลให้ความผิดปกติจากควันไฟ ส่วนใหญ่เป็นความผิดปกติแบบถาวรเพราะเซอร์กิตเบรกเกอร์ไม่สามารถปิดวงจรได้สำเร็จ แต่ในบางกรณีที่เป็นความผิดปกติแบบปกติ คือ ไม่มีการแปรเปลี่ยนประเภทของความผิดปกติก็อาจจะทำให้เซอร์กิตเบรกเกอร์สามารถปิดวงจรได้สำเร็จเช่นกัน ถือเป็นความผิดปกติแบบชั่วคราว



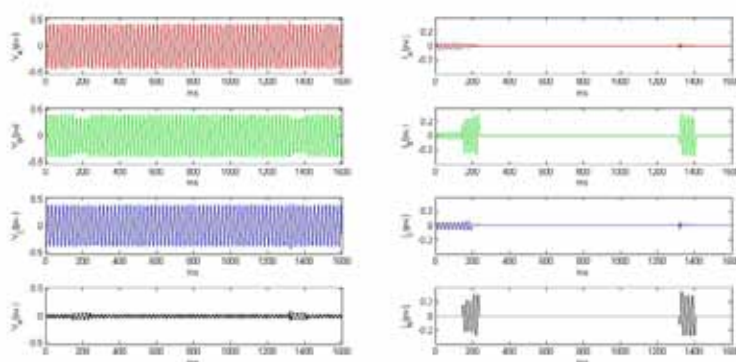
ภาพที่ 2.6 สัญญาณของกระแสและแรงดันของความผิดปกติจากควันไฟ

ภาพที่ 2.6 แสดงความผิดปกติที่เกิดขึ้นในวันที่ 1 มีนาคม 2551 ที่ระดับแรงดัน 230 kV บนสายส่งที่เชื่อมระหว่างสถานีไฟฟ้าท่าตะโกและนครสวรรค์ 2 ในช่วงเวลาแรกเกิดความผิดปกติแบบ B-C ในเวลาต่อมาเกิดการเปลี่ยนแปลงประเภทของความผิดปกติกลายเป็นความผิดปกติแบบ A-C เจ้าหน้าที่ตรวจสอบพบไฟไหม้ไร้ร่องรอยที่ช่วงระหว่าง tower T. 10/1-10/3 ต.วังมหาร อ.ท่าตะโก จ.นครสวรรค์

### 2.2.3 ความผิดปกติจากทรานส์

ความผิดปกติจากทรานส์เป็นความผิดปกติอีกประเภทหนึ่งที่มีเกิดขึ้นในระบบส่งทั้งในประเทศไทยและประเทศมาเลเซีย [1] ถึงแม้ว่าความผิดปกติประเภทนี้จะมีปริมาณของกระแสลัดวงจรค่าต่ำกว่าความผิดปกติชนิดอื่น (มีค่าอิมพีแดนซ์ค่าสูงกว่าความผิดปกติจากสาเหตุอื่น) แต่ความผิดปกติชนิดนี้เป็นความผิดปกติที่เป็นอันตรายต่อชีวิตและทรัพย์สินอย่างมากเพราะเป็นการลัดวงจรผ่านอุปกรณ์ที่มีคนปฏิบัติงานอยู่ใน

จากรายงานเหตุการณ์ขัดข้องของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย พ.ศ.2550-2554 พบว่าร้อยละ 96 ของจำนวนเหตุการณ์ที่เกิดจากทรานส์จะเป็นความผิดปกติแบบถาวร[4] เพราะในสภาพความเป็นจริงระยะเวลาที่เซอร์กิตเบรกเกอร์ตัดวงจรจนกระทั่งรีโคลสเซอร์กิตสั่งการให้เซอร์กิตเบรกเกอร์ปิดวงจรจะกินเวลาประมาณ 1-1.5 วินาที ซึ่งในช่วงเวลาดังกล่าวทรานส์ที่ถูกลัดวงจรไม่สามารถเคลื่อนตัวออกจากตำแหน่งนั้นได้ทัน ทำให้รีเลย์ตรวจจับกระแสที่เกิดการลัดวงจรหลังจากที่เซอร์กิตเบรกเกอร์ถูกสั่งให้ปิดวงจร เมื่อรีเลย์ตรวจจับได้ ก็จะสั่งให้เซอร์กิตเบรกเกอร์ตัดวงจรอีกครั้งและจะไม่มีกรปิดวงจรกลับอีก ต้องรอเจ้าหน้าที่หน้างานเข้าไปแก้ไข ณ จุดเกิดความผิดปกติ ดังนั้นความผิดปกติจากทรานส์ส่วนใหญ่จะเป็นความผิดปกติแบบถาวร



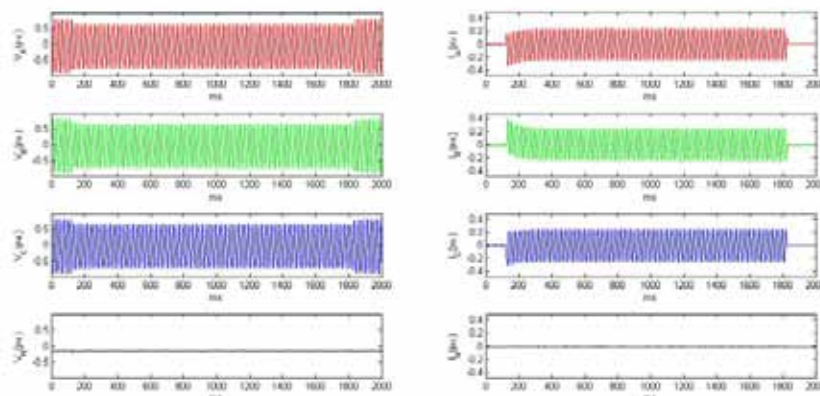
ภาพที่ 2.7 สัญญาณของกระแสและแรงดันของความผิดปกติจากทรานส์

จากภาพที่ 2.7 เป็นความผิดปกติที่ เกิดวันที่ 4 มกราคม 2551 เวลา 13.53 น. ที่ระดับแรงดัน 115 kV ของสายส่งที่เชื่อมระหว่างสถานีไฟฟ้าพังกาและสถานีไฟฟ้ากระบี่ รีเลย์ตรวจจับและส่งสัญญาณไปให้เซอร์กิตเบรกเกอร์ตัดวงจรที่ไซนการทำงานที่ 1 จากนั้นรีเลย์เซอร์กิตเบรกเกอร์สั่งเซอร์กิตเบรกเกอร์ปิดวงจรไม่สำเร็จ เป็นความผิดปกติแบบถาวร

#### 2.2.4 ผลกระทบของความผิดปกติในระบบจำหน่ายข้างเคียง

ความผิดปกติจากผลกระทบของความผิดปกติในระบบจำหน่ายข้างเคียงเกิดจากความผิดปกติที่เกิดขึ้นในระบบจำหน่ายแล้วส่งผลกระทบทำให้อุปกรณ์ป้องกันในระบบส่งเกิดการ ทำงานตัดวงจรที่ไม่ได้เกิดความผิดปกติออกจากระบบ เหตุการณ์เช่นนี้มักจะเกิดขึ้นในบริเวณรอยต่อเซตรับผิดชอบระหว่างระบบส่งและระบบจำหน่าย สามารถเกิดได้หลายสาเหตุ เช่น การปรับตั้งค่าการทำงานของอุปกรณ์ป้องกันปฐมภูมิและทุติยภูมิของทั้งระบบส่งและระบบจำหน่ายที่แตกต่างกัน ทำให้การทำงานของอุปกรณ์ป้องกันเมื่อเกิดความผิดปกติเกิดขึ้นในระบบใดระบบหนึ่ง ผลกระทบของความผิดปกตินั้นๆจะเป็นผลทำให้อุปกรณ์ป้องกันของอีกระบบหนึ่งทำการตัดวงจรได้

จากรายงานเหตุการณ์ขัดข้องของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย พ.ศ.2550-2554 พบว่าความผิดปกติประเภทนี้เกิดขึ้นบ่อยครั้งและการเกิดขึ้นแต่ละครั้งจะเกิดขึ้นในบริเวณเซตติดต่อความรับผิดชอบกับระบบจำหน่าย สามารถเป็นได้ทั้งความผิดปกติแบบเฟสเดียวและหลายเฟส เอกลักษณะที่สำคัญของความผิดปกตินี้คือ มีระยะเวลาช่วงเกิดความผิดปกตินานกว่าปกติ (โดยปกติการทำงานของเซอร์กิตเบรกเกอร์จะทำการตัดวงจรภายใน 100 มิลลิวินาที ที่ไซนการทำงานที่ 1 นับจากรีเลย์ตรวจจับได้) แต่ความผิดปกตินี้ใช้เวลาในการตัดวงจรมากกว่า 350 มิลลิวินาที เนื่องจากกระแสลัดวงจรนั้นมีค่าไม่สูงมากนัก เพราะตำแหน่งลัดวงจรไม่ได้เกิดอยู่บนสายส่งนั้นจริง แต่เกิดในบริเวณระบบจำหน่ายข้างเคียง กระแสที่ปรากฏในระบบส่งเป็นเพียงกระแสส่วนหนึ่งของกระแสลัดวงจรเท่านั้น จึงทำให้รีเลย์ของระบบส่งมองเห็นว่ากระแสที่เกินค่าที่ตั้งไว้มีค่าต่ำ เนื่องจากรีเลย์ได้ตั้งค่าเวลาในการทำงานไว้เป็นส่วนกลับของเวลาเมื่อกระแสที่รีเลย์ตรวจจับได้มีค่าสูงกว่าค่าที่ตั้งไว้ไม่มากนักก็จะทำให้เวลาในการทำงานของรีเลย์สั่งให้เซอร์กิตเบรกเกอร์ตัดวงจรช้ากว่ากรณีที่เกิดกระแสลัดวงจรในระบบส่งเอง



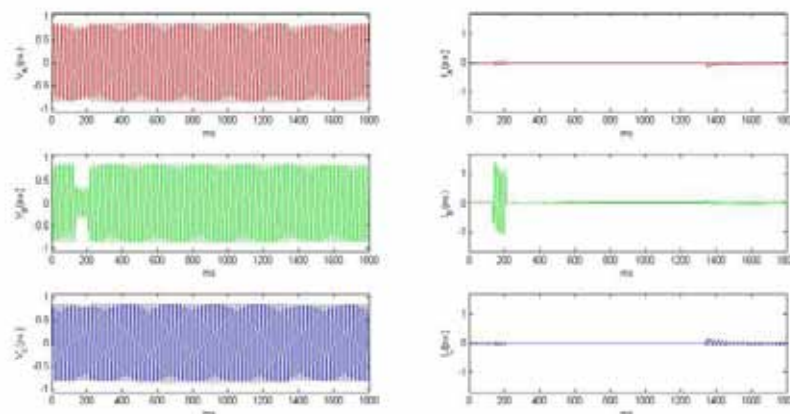
ภาพที่ 2.8 ความผิดปกติจากผลกระทบของความผิดปกติในระบบจำหน่ายข้างเคียง

จากภาพที่ 2.8 เป็นตัวอย่างของความผิดปกติในระบบจำหน่ายข้างเคียง วันที่ 2 กุมภาพันธ์ 2552 เวลา 17.10 น. ที่ระดับแรงดัน 22 kV เป็นความผิดปกติที่เป็นผลกระทบต่อระบบส่งสถานีไฟฟ้าเชียงใหม่ 3 เกิดความผิดปกติที่หม้อแปลงฝั่ง 22 kV และคาปาซิเตอร์เบงค์ระดับที่ 3 ของระบบจำหน่าย มีความผิดปกติใช้ระยะเวลา 1700 มิลลิวินาที ก่อนที่รีเลย์ของระบบส่งจะส่งสัญญาณให้เซอร์กิตเบรกเกอร์ตัดวงจร

### 2.2.5 ความผิดปกติจากต้นไม้พาดสาย

ความผิดปกติจากต้นไม้มักจะไม่ค่อยเกิดขึ้นในระบบส่งมากนักเมื่อเทียบกับความผิดปกติจากสาเหตุอื่นๆ เช่น ลูกถ้วยวาบไฟ ควันไฟ รถเครน และผลกระทบของความผิดปกติในระบบจำหน่ายข้างเคียง ส่วนใหญ่ของความผิดปกติที่เกิดขึ้นจากต้นไม้พาดสายจะเกิดในระบบจำหน่ายมากกว่า[4] ด้วยเหตุที่ว่าระดับความสูงของสายส่งจะสูงกว่าระดับความสูงของต้นไม้ที่จะสามารถสัมผัสกับสายส่งได้ แต่อย่างไรก็ตามก็ยังมีบางกรณีที่ดินไม้จะสามารถเป็นเหตุของการลัดวงจรได้ในบริเวณพื้นที่เขตความสูงหรือในเขตพื้นที่ที่ติดต่อกับระบบจำหน่าย

จากรายงานเหตุการณ์ขัดข้องของการไฟฟ้าฝ่ายผลิต พบว่าความผิดปกติจากต้นไม้เป็นได้ทั้งความผิดปกติแบบชั่วคราวและแบบถาวร ทั้งนี้ขึ้นกับประเภทว่าเป็นการลัดวงจรแบบใด เช่น กรณีที่เป็นความผิดปกติแบบชั่วคราวจะเกิดในกรณีที่ลมพัดทำให้ต้นไม้โน้มกิ่งมาสัมผัสกับสายส่งแต่เกิดในสภาวะชั่วคราว เมื่อเวลาผ่านไประบบสามารถกำจัดสาเหตุของความผิดปกติได้ด้วยระบบเอง แต่กรณีที่เป็นความผิดปกติแบบถาวรนั้นส่วนใหญ่จะเกิดจากต้นไม้ใหญ่ล้มพาดสายส่ง



ภาพที่ 2.9 สัญญาณของกระแสและแรงดันของความผิดปกติจากต้นไม้

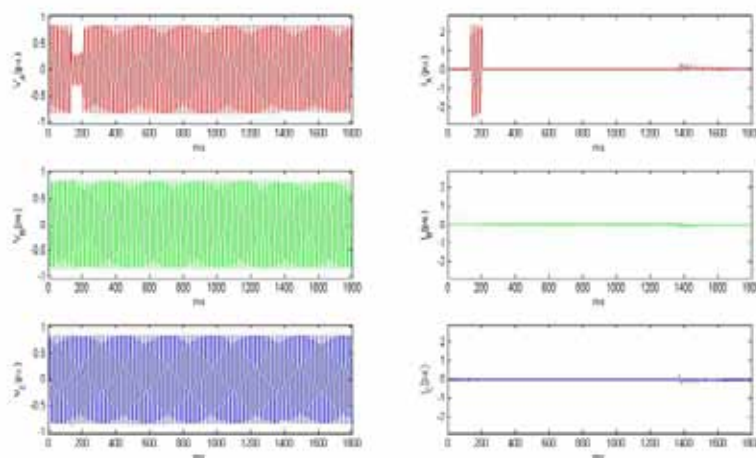
จากภาพที่ 2.9 เป็นความผิดปกติจากต้นไม้ วันที่ 18 พฤษภาคม พ.ศ.2553 เวลา 18.52 น. ที่ระดับแรงดัน 115 kV ของสายส่งที่เชื่อมระหว่างสถานีไฟฟ้าสุรินทร์กับสถานีในระบบจำหน่าย เป็นความผิดปกติแบบเฟส B-G รีโคลสเซอร์ส่งสัญญาณให้เซอร์กิตเบรกเกอร์ปิดวงจรได้สำเร็จ เป็นความผิดปกติแบบชั่วคราว เจ้าหน้าที่ตรวจสอบพบสาเหตุเกิดจากต้นไม้โน้มกิ่งมาโดนสายส่ง ห่างจากสถานีไฟฟ้าสุรินทร์ประมาณ 7 กิโลเมตร

## 2.2.6 ความผิดปกติจากสัตว์

ส่วนใหญ่ของความผิดปกติจากสัตว์มักจะเกิดขึ้นในระบบจำหน่ายมากกว่าในระบบส่ง ความผิดปกติประเภทนี้เจ้าหน้าที่จะสังเกตเห็นร่องรอยหรือซากของสัตว์ที่ตายอยู่ใกล้บริเวณจุดลัดวงจรหรือติดอยู่กับอุปกรณ์ไฟฟ้า สัตว์ที่เป็นสาเหตุของการลัดวงจร ได้แก่ งู กระรอก นก เป็นต้น[2-3]

ในระบบส่งของประเทศไทยความผิดปกติจากสัตว์ส่วนใหญ่จะเกิดในบริเวณสถานีไฟฟ้า เช่น หม้อแปลงหรือตามตู้บรรจุอุปกรณ์ป้องกันต่างๆ[4] โดยสาเหตุหลักของความผิดปกติประเภทนี้เกิดจาก งู นอกจากนี้ความผิดปกติชนิดนี้มักจะเกิดในบริเวณรอยต่อเซตรับผิดชอบระหว่างระบบส่งและระบบจำหน่าย ปัจจุบันทั้งในระบบส่งและระบบจำหน่ายได้ทำการติดตั้งอุปกรณ์ป้องกันสัตว์เหล่านี้ ก็เป็นสิ่งที่ช่วยให้สามารถลดความผิดปกติเหล่านี้ลงได้มาก ดังนั้นในปัจจุบันความผิดปกติจากสัตว์สำหรับในระบบส่งจะไม่ค่อยพบเหตุการณ์เหล่านี้มากเหมือนในอดีต





ภาพที่ 2.10 สัญญาณของกระแสและแรงดันของความผิดปกติจากสัตรี

### 2.2.7 ความผิดปกติจากสาเหตุอื่นๆ

เนื่องจากในระบบส่งมีสาเหตุของความผิดปกติหลายสาเหตุ ดังแสดงในหัวข้อที่ 2.3.1-2.3.6 เป็นสาเหตุของความผิดปกติที่มักเกิดขึ้นบ่อยครั้งในระบบส่ง ส่วนสาเหตุของความผิดปกติที่ไม่ค่อยจะเกิดขึ้นบ่อยครั้งในระบบส่งจะถูกรวบรวมอยู่ในกลุ่มของสาเหตุอื่นๆ

ความผิดปกติที่ถูกจัดอยู่ในกลุ่มนี้มักเป็นสาเหตุของความผิดปกติที่ไม่สามารถป้องกันได้ อาจเกิดจากภัยธรรมชาติ เช่น ลมพายุ ลูกเห็บ หรือแม้กระทั่งอุปกรณ์แปลกปลอมต่างๆ ตัวอย่างของความผิดปกติในกลุ่มนี้ได้แก่

1. เหตุการณ์เมื่อวันที่ 1 ธันวาคม 2550 เวลา 20.00 น. ที่ระดับแรงดัน 115 kV บนสายส่งที่เชื่อมระหว่างสถานีไฟฟ้าร้อยเอ็ดกับสถานีไฟฟ้าสายโศธรวงจรถี 2 เกิดความผิดปกติ B-G เนื่องจากมีการระเบิดของอุปกรณ์ แล้วทำให้เศษอุปกรณ์กระเด็นเข้าสู่หม้อแปลงกำลัง

2. เหตุการณ์เมื่อวันที่ 20 มิถุนายน 2552 เวลา 08.52 น. ที่ระดับแรงดัน 115 kV บนสายส่งที่เชื่อมระหว่างสถานีไฟฟ้าพิษณุโลก 2 ไปยังสถานีไฟฟาลานกระบือ เป็นความผิดปกติประเภท A-G สาเหตุเกิดจากนกขึ้นไปทำรังบนหม้อแปลงกำลัง

3. เหตุการณ์เมื่อวันที่ 19 พฤศจิกายน 2552 เวลา 14.47 น. ที่ระดับแรงดัน 230 kV บนสายส่งที่เชื่อมระหว่างสถานีไฟฟ้าอ่างทอง 1 และสถานีไฟฟ้าท่าตะโก วงจรถี 2 เกิดความผิดปกติแบบ A-B สาเหตุเกิดจากพายุพัดแผ่นสังกะสีปลิวมาโดนสายส่งเฟส A-B

4. เหตุการณ์เมื่อวันที่ 15 พฤษภาคม 2553 เวลา 12.35 น. ที่ระดับแรงดัน 115 kV บนสายส่งที่เชื่อมระหว่างสถานีไฟฟ้าอุบลราชธานี 2 กับระบบจำหน่าย เกิดความผิดปกติแบบ A-G สาเหตุเกิดจากลมพัดป้ายโฆษณาล้มพาดสายส่ง

5. เหตุการณ์เมื่อวันที่ 16 กันยายน 2553 เวลา 13.17 น. ที่ระดับแรงดัน 115 kV บนสายส่งที่เชื่อมระหว่างสถานีไฟฟ้าสุรินทร์กับระบบจำหน่าย เกิดความผิดปกติแบบ A-G สาเหตุเกิดจากโคมลอยมาติดที่สายส่ง

6. เหตุการณ์เมื่อวันที่ 31 ตุลาคม 2553 เวลา 08.26 น. ที่ระดับแรงดัน 115 kV บนสายส่งที่เชื่อมระหว่างสถานีไฟฟ้าบางปะอินและสถานีไฟฟ้าขอนแก่น 1 เกิดความผิดปกติแบบ A-C สาเหตุเนื่องมาจากหางว่าวพาดสายส่งเฟส A และเฟส C

## บทที่ 3

### การรู้จำรูปแบบ

ลักษณะของการเกิดความผิดพลาดในระบบส่งของประเทศไทยแต่ละสาเหตุจะมีลักษณะบางอย่างที่สามารถบ่งชี้ได้ แต่ในบางกรณีนั้นมีความซับซ้อนของเงื่อนไขบางประการ ทำให้ไม่สามารถจำแนกได้ด้วยความสามารถระดับสายตาของมนุษย์ จำเป็นต้องใช้เครื่องมือบางอย่างเข้ามาช่วยแก้ไขปัญหาการจำแนกดังกล่าว ปัญหาในลักษณะนี้ เรียกว่า ปัญหาการรู้จำรูปแบบ

ดังนั้นในบทนี้จะทำการอธิบายถึงความหมายของการรู้จำรูปแบบ คณิตศาสตร์พื้นฐานที่สำคัญ การนำมาประยุกต์ใช้งาน การแก้ปัญหาทางการรู้จำรูปแบบ

#### 3.1 นิยาม

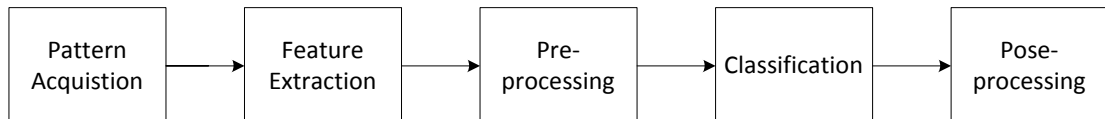
การรู้จำรูปแบบ คือ การศึกษาในการทำการจำแนก (classification) ไปยังกลุ่มหรือคลาสใด โดยใช้ลักษณะเด่น (feature) ของวัตถุนั้นๆ วัตถุที่ต้องการทำการจำแนก อาจจะมีหลายประเภทที่ต้องการทำการจำแนก ดังนั้นเราควรต้องการรู้ก่อนว่ามีกี่กลุ่มที่เราต้องการจะทำการจำแนก โดยหลักของการจำแนกคือ วัตถุที่มีลักษณะเด่นใกล้เคียงกันจะถูกจับให้อยู่ในกลุ่มเดียวกัน วัตถุที่มีลักษณะเด่นที่ต่างกันก็จะอยู่ต่างกลุ่มกัน ดังนั้นขั้นตอนที่สำคัญอีกขั้นตอนหนึ่งของกระบวนการรู้จำ คือ การสกัดลักษณะเด่น (feature extraction) เป็นกระบวนการที่ทำการดึงเฉพาะปัจจัยที่มีความสำคัญของวัตถุนั้น เพื่อทำให้กระบวนการจำแนกนั้นมีความง่ายขึ้น เช่น ในหนังสือของ Richard O. Duda, Peter E.Hart และ David G.Stork การจำแนกประเภทของปลา 2 ประเภท คือ ปลาขาวม่อนและปลากระพงที่มีลักษณะโดยทั่วไปที่คล้ายกัน โดยใช้ลักษณะเด่น คือ ความยาวและความหนาของลำตัวปลา ในการจำแนกปลาทั้งสองประเภทนี้

การรู้จำรูปแบบยังได้นำไปใช้ในหลายสาขาวิชา เช่น ทางด้านการจดจำใบหน้าคน การจดจำเสียงมนุษย์ การจดจำตัวอักษรหรือตัวเลข หรือแม้ในทางการแพทย์ก็นำการรู้จำรูปแบบไปประยุกต์ใช้ เช่นกัน เช่นการสร้างเครื่องมือเพื่อช่วยแพทย์ในการจำแนกเซลล์มะเร็ง การช่วยวินิจฉัยโรคต่างๆ [5,6]

นอกจากนี้ในส่วนของไฟฟ้ากำลัง ยังได้นำการรู้จำรูปแบบมาประยุกต์ใช้ในหลายๆด้าน เช่น การหาประเภทของการเกิดความผิดพลาด (fault type) การหาตำแหน่งของจุดลัดวงจรในหม้อ

แปลงกำลัง การหาอายุการใช้งานที่เหลือของมอเตอร์โดยการวัดความถี่ และในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ก็จะได้้นำการรู้จำรูปแบบมาประยุกต์ใช้กับการจำแนกสาเหตุของความผิดปกติที่เกิดขึ้นในระบบส่งของประเทศไทย

### 3.2 ขั้นตอนของกระบวนการรู้จำรูปแบบ



ภาพที่ 3.1 ขั้นตอนพื้นฐานที่เกี่ยวข้องของระบบการจำแนก [5]

จากภาพที่ 3.1 แสดงกระบวนการการออกแบบระบบการจำแนก ดังที่ปรากฏตามลำดับขั้นตามเครื่องหมาย [5]

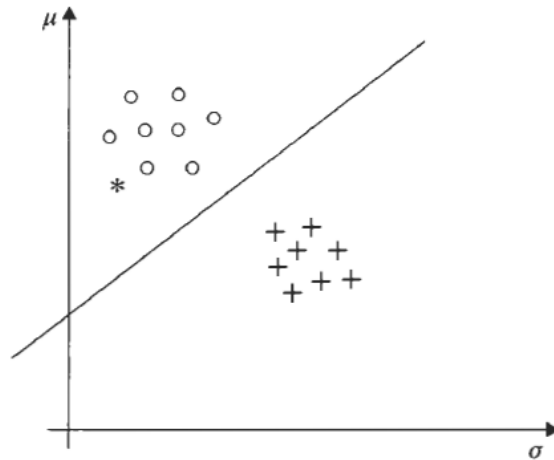
1. จากข้อมูลที่ทำกรวัดได้จะเข้ามาสู่กระบวนการสกัดลักษณะเด่น
2. ข้อมูลที่ผ่านการสกัดลักษณะเด่นแล้วในบางครั้ง ต้องมีการเปลี่ยนให้อยู่ในรูปบรรทัดฐานเดียวกันก่อนที่จะเข้าสู่กระบวนการในการจำแนก
3. จากนั้นจะเข้าสู่กระบวนการในการจำแนกเพื่อทำการจำแนกข้อมูลไปยังกลุ่มๆต่าง โดยใช้ลักษณะเด่นที่ได้ พร้อมจำแนกโดยขั้นตอนวิธีใดวิธีหนึ่ง
4. ข้อมูลที่ได้จากการจำแนกเรียกว่าผลตอบหรือเอาท์พุต อาจจะต้องผ่านกระบวนการบางอย่างเพื่อทำการเปลี่ยนผลตอบให้อยู่ในรูปที่สะดวกต่อการนำไปใช้งานต่อไป

### 3.3 การจัดการลักษณะเด่น

ข้อมูล คือ ค่าที่ถูกวัดได้จากเครื่องมือวัด ในกระบวนการต่อมาจะนำค่าข้อมูลที่ได้มาทำการสกัดลักษณะเด่นซึ่งมีจำนวน  $l$  ลักษณะเด่น โดยที่  $x_i$  คือ ลักษณะเด่นตัวที่  $i$  และค่า  $i = 1, 2, 3 \dots l$  สามารถเขียนอยู่ในรูปของ เวกเตอร์ลักษณะเด่น ดังแสดงในสมการที่ (3.1)

$$x = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_l]^T \quad (3.1)$$

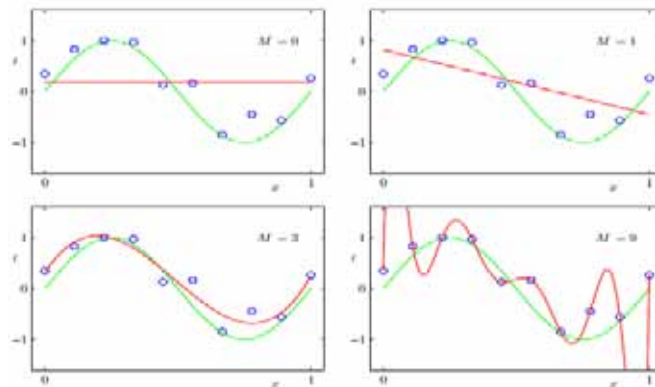
เมื่อ  $T$  คือ ค่าทรานสโพสของเวกเตอร์  $x$  แต่ละเวกเตอร์ลักษณะเด่นจะระบุความเป็นเอกลักษณ์ของข้อมูลๆนั้น ลักษณะเด่นที่ดีจะแสดงถึงความเป็นกลุ่มของข้อมูลนั้นๆได้อย่างชัดเจนว่า ข้อมูลชุดนั้นๆจะเป็นลักษณะของกลุ่มใด



ภาพที่ 3.2 ตัวอย่างของการจำแนกข้อมูลโดยใช้สมการเชิงเส้น [6]

จากภาพที่ 3.2 เส้นตรงที่ทำหน้าที่แบ่งระหว่างกลุ่มทั้งสองกลุ่ม เรียกว่า เส้นตัดสินใจ (Decision line) และจะเห็นว่าลักษณะเด่นที่นำมาใช้ในการจำแนกข้อมูลประกอบด้วย 2 กลุ่ม ข้อมูลมีลักษณะที่เป็นเอกลักษณ์ เพราะการจำแนกได้ผลของการจำแนกที่ดี จะเห็นว่าข้อมูลถูกแบ่งออกเป็น 2 กลุ่มได้อย่างชัดเจน ซึ่งมีบางเหตุการณ์เท่านั้นที่มีการจำแนกผิด (misclassification)

ค่าของเส้นตรงที่ทำหน้าที่แบ่งข้อมูล (Decision line) ออกเป็น 2 กลุ่มเรียกว่า ตัวจำแนก (classifier) ทั้งนี้ตัวจำแนกข้อมูลอาจจะไม่จำเป็นต้องเป็นสมการเส้นตรงเสมอไป อาจจะเป็นสมการอันดับสูงก็ได้ ขึ้นอยู่กับความซับซ้อนของปัญหา หากใช้ค่าสมการที่มีอันดับที่ต่ำเพื่อทำการจำแนกปัญหาที่มีความซับซ้อนสูงก็จะทำให้การจำแนกนั้นไม่มีประสิทธิภาพ และถ้าใช้สมการอันดับสูงเกินไปสำหรับวิเคราะห์ปัญหาที่มีความซับซ้อนน้อยก็ทำให้ประสิทธิภาพในการจำแนกมีค่าต่ำเช่นกัน เช่นในภาพที่ 3.3



ภาพที่ 3.3 ตัวอย่างของความเหมาะสมสำหรับตัวจำแนก [7]

จากภาพที่ 3.3 จะเห็นว่าข้อมูลมีลักษณะการกระจายตัวเป็นแบบรูปคลื่นไซน์ ในรูปบนซ้ายใช้ตัวประมาณที่มีค่า  $M=0$  นั่นคือมีค่าลำดับของสมการที่มีค่าต่ำกว่าข้อมูลมาก ทำให้ประสิทธิภาพในการประมาณข้อมูลมีค่าต่ำ เรียกว่า ไบแอส ต่อมาในรูปบนขวามือ ได้แสดงการเพิ่มอันดับของสมการตัวประมาณให้มีค่ามากขึ้นเป็น  $M=1$  จะเห็นว่าลำดับสมการของตัวประมาณก็ยังมีค่าน้อยกว่าข้อมูลจึงเป็นตัวประมาณที่ไม่ดีเช่นเดียวกับลักษณะของรูปแรก ต่อในรูปด้านล่างซ้ายได้แสดงอันดับของสมการตัวประมาณที่เหมาะสมกับข้อมูลทำให้การประมาณชุดข้อมูลนี้มีค่าความผิดพลาดต่ำ ถือว่าสมการการประมาณนี้ให้ผลการประมาณได้ดี และรูปด้านล่างขวามือเป็นการใช้สมการการประมาณที่มีลำดับที่สูงกว่าข้อมูลทำให้ความแม่นยำในการประมาณมีค่าต่ำ ในกรณีนี้เรียกว่า โอเวอร์ฟิตติ้ง (Overfitting)

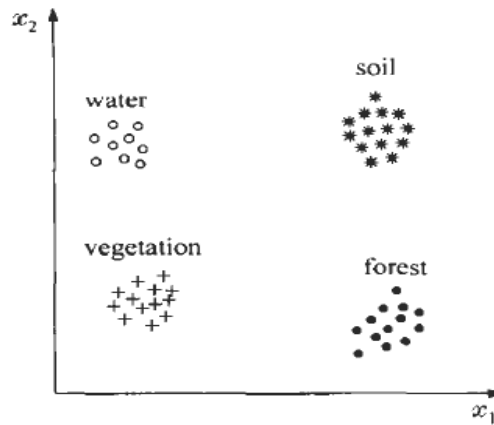
### 3.4 ประเภทของการรู้จำรูปแบบ

ข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้สำหรับการออกแบบเครื่องมือสำหรับการจำแนกข้อมูล รูปแบบวิธีการนี้เรียกว่า การรู้จำแบบที่ต้องอาศัยการเรียนรู้ (supervised pattern recognition) ขั้นตอนวิธีแบบนี้มีความจำเป็นต้องมีกระบวนการที่แบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ กระบวนการฝึกฝน (training) เพื่อทำการสร้างเครื่องมือมาทำการจำแนกข้อมูลและกระบวนการทดสอบ (testing) เพื่อเป็นการทดสอบเครื่องมือที่ถูกสร้างขึ้นมาว่ามีความเหมาะสมสำหรับที่จะนำไปใช้งานจริงหรือไม่ ข้อมูลที่ใช้จะทำการแยกออกจากกันระหว่าง 2 ขั้นตอนนี้ การรู้จำรูปแบบที่ต้องอาศัยข้อมูลสำหรับการเรียนรู้มีหลากหลายขั้นตอนวิธี เช่น โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) การตัดสินใจแบบต้นไม้ (Decision tree) ฟังก์ชันการจำแนกแบบเชิงเส้น (Linear discriminant function) ฟัชซีโลจิกส์ (Fuzzy logic) เป็นต้น

แต่อย่างไรก็ตามยังมีการรู้จำรูปแบบอีกประเภทหนึ่งที่ไม่ใช้ข้อมูลสำหรับขั้นตอนการเรียนรู้ เราจะให้เวกเตอร์ลักษณะเด่น  $x$  และค่าเป้าหมาย เพื่อให้ระบบทำการแบ่งตามลักษณะข้อมูลที่มีความคล้ายคลึงกันและทำการจัดกลุ่ม (cluster) ขั้นตอนวิธีเหล่านี้ถูกเรียกว่า การรู้จำแบบที่ไม่ต้องอาศัยขั้นตอนการเรียนรู้ (unsupervised pattern recognition or clustering) งานลักษณะดังกล่าวมักจะถูกใช้งานมากในทางสังคมศาสตร์ วิศวกรรมศาสตร์ เช่น ภาพถ่ายระยะไกล การแบ่งส่วนของภาพและการถอดรหัสเสียง

วิธีการจัดกลุ่มสามารถทำงานเพื่อแสดงให้เห็นกลุ่มที่มีเวกเตอร์เป็นคัสเตอร์ในพื้นที่แกนของลักษณะเด่น สิ่งที่น่าสอดคล้องกับพื้นที่เดียวกันหรือสิ่งที่คาดว่าจะถูกจัดอยู่กลุ่มเดียวกันจะ

ถูกนำมาจัดอยู่ในกลุ่มเดียวกัน นักวิเคราะห์สามารถระบุประเภทของแต่ละกลุ่มโดยการเชื่อมโยงกลุ่มตัวอย่างของจุดในแต่ละกลุ่มที่มีพื้นที่การอ้างอิงเดียวกัน ดังแสดงในภาพที่ 3.4 [6]

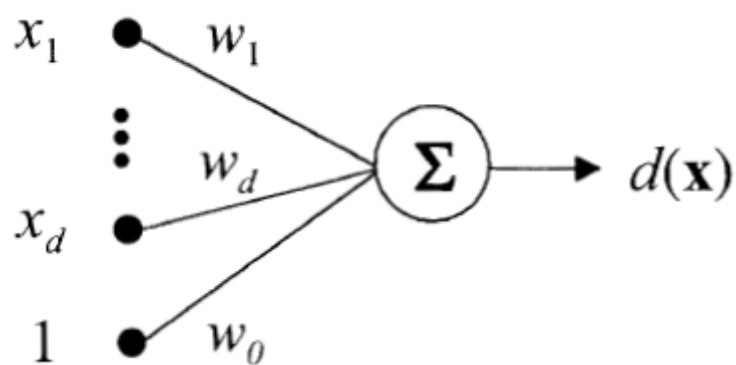


ภาพที่ 3.4 ตัวอย่างการแบ่งกลุ่มข้อมูล (clustering data) [6]

### 3.5 โครงข่ายประสาทเทียม

#### 3.5.1 การปรับค่าถ่วงน้ำหนัก

ในที่นี้เราจะทำการค้นหาวิธีการในเทอมของการจำแนกแบบเชิงเส้น (Linear discriminants) สำหรับปัญหาการจำแนกข้อมูลที่มี  $C$  กลุ่ม [5] การจำแนกแบบเชิงเส้นได้ถูกแสดงในภาพที่ 3.5 และสามารถเขียนเป็นสมการได้ ดังสมการที่ (3.2)



ภาพที่ 3.5 โครงสร้างของการจำแนกแบบฟังก์ชันเชิงเส้น [5]

$$d(x) = w'x + w_0 \quad (3.2)$$

เมื่อ

$w_0$	คือ ค่าถ่วงน้ำหนักของค่าโน้มเอียง
$x$	คือ ลักษณะเด่นของข้อมูลป้อนเข้า
$w$	คือ ค่าเวกเตอร์ของค่าถ่วงน้ำหนัก

ค่าของข้อมูลป้อนเข้า คือ ลักษณะเด่นของข้อมูลที่ได้จากการสกัดลักษณะเด่นและค่าผลตอบฟังก์ชันเชิงเส้น  $d(x)$  และถูกเรียกว่า โครงข่ายเชิงเส้น (Linear network)

โดยทั่วไป เราจะมีจำนวน  $C$  คือ ฟังก์ชัน  $d_k(x)$  กับค่าเวกเตอร์ถ่วงน้ำหนัก  $w_k$  หนึ่งในแต่ละกลุ่ม ดังนั้นสำหรับแต่ละรูปแบบ  $x_i$  ถูกเขียนอยู่ในรูป สมการที่ (3.3)

$$d_k(x_i) = w_k'x_i = \sum_{j=0}^d w_{k,j}x_{i,j} \quad (3.3)$$

จากสมการที่ (3.3) กลุ่มถูกสมมติว่าไม่ทราบรูปแบบที่เชื่อมโยงกับฟังก์ชันการตัดสินใจซึ่งถึงค่ามากที่สุดของรูปแบบนั้นๆ

สมมติว่าเราต้องการที่จะทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของฟังก์ชันเชิงเส้นเพื่อที่จะประมาณค่าผลตอบเป้าหมาย (Target output)  $t_k(x)$  สำหรับแต่ละกลุ่ม  $w_k$  เราสามารถทำได้โดยเป็นไปตามขั้นตอน ตามที่แสดงดังนี้

- 1) สำหรับแต่ละเวกเตอร์ลักษณะเด่น  $x_i$  เราสามารถหาการเบี่ยงเบนสำหรับแต่ละการจำแนกผลตอบจากค่าเป้าหมาย ดังสมการที่ (3.4)

$$\delta_k(x_i) = d_k(x_i) - t_k(x_i) \quad (3.4)$$

- 2) ค่าเบี่ยงเบนเหล่านี้หรือการประมาณค่าความผิดพลาด อยู่ในรูปของค่ากำลังสองหรือผลบวกเพื่อที่จะเก็บค่าความผิดพลาด  $E$  ดังแสดงในสมการ (3.5)

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n (d_k(x_i) - t_k(x_i))^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n \left( \sum_{j=0}^d w_{k,j}x_{i,j} - t_k(x_i) \right)^2 \quad (3.5)$$

การประมาณค่าที่  $E$  ที่เรียกว่า ค่าพลังงานความผิดพลาด (Error energy) เพื่อที่จะเป็นการประมาณที่ดีที่สุดไปยังค่าเป้าหมาย โดยการเชื่อมโยงกับค่าต่ำสุดของ  $E$  ดังนั้นเราจะทำการเปลี่ยนรูปให้เชื่อมโยงกับค่าถ่วงน้ำหนักและทำให้เท่าศูนย์ ดังที่แสดงในสมการที่ (3.6)



$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=0}^d (w_{k,j} x_{i,j} - t_{k,i}) x_{i,j} \quad k = 1, \dots, c \quad (3.6)$$

เราสามารถเขียนในรูปสมการ (3.6) และเรียกใหม่ว่า สมการปกติ (normal equation) ไปยังค่าที่เรียกว่า least-mean-square หรือ LMS

$$X' X W' = X' T \quad (3.7)$$

เมื่อ

$X$	คือ $n \times (d + 1)$ เมทริกซ์กับเวกเตอร์ลักษณะเด่น
$W$	คือ $c \times (d + 1)$ เมทริกซ์ของค่าเป้าหมาย
$w$	คือ ค่าเวกเตอร์ของค่าถ่วงน้ำหนัก

ซึ่งค่าของกำลังสอบของเมทริกซ์  $X' X$  ไม่เป็น Singular matrix และถ่วงน้ำหนักสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (3.8)

$$W' = (X' X)^{-1} X' T = X^* T \quad (3.8)$$

ค่าของเมทริกซ์  $X^* = (X' X)^{-1} X'$  เรียกว่า Pseudo-inverse ของ  $X$  และ  $X' X = I$

ข้อจำกัดของกระบวนการหาค่าต่ำสุดของการปรับพลังงาน (Energy adjustments) ในทางปฏิบัติของสมการทั่วไปอาจทำได้ยากและเป็นไปไม่ได้ที่จะหาค่าของ  $X' X$  เป็น singular หรือ มีลักษณะใกล้เคียง singular แต่อย่างไรก็ตามข้อจำกัดนี้สามารถคำนวณได้โดยการใช้ gradient descent โดยที่  $E$  เป็นฟังก์ชันที่สามารถหาอนุพันธ์ได้ของค่าถ่วงน้ำหนักดังที่แสดงในสมการที่ (3.5)

เพื่อที่จะทำการประยุกต์ค่าของ Gradient descent เราจะทำการกำหนดค่าของค่าถ่วงน้ำหนักโดยการสุ่มและอยู่ในรูปของการปรับค่าใหม่แบบวนซ้ำของค่าถ่วงน้ำหนักเพื่อที่จะลดค่าพลังงาน การลดลงมากที่สุดของค่าพลังงาน คือ ในทิศทางที่เป็นลบของเกรเดียน ดังนั้นเราจะทำการปรับค่าของค่าถ่วงน้ำหนักในการวนซ้ำที่  $r+1$  เพิ่มจำนวนเล็กๆของค่าเกรเดียนที่เป็นลบที่รอบที่  $r$  ดังแสดงในสมการที่ (3.9)

$$w_{k,j}^{(r+1)} = w_{k,j}^{(r)} - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{k,j}} \Big|_{w^{(r)}} \quad (3.9)$$

ค่าของ  $\eta$  เป็นค่าค่าคงที่มีค่าบวกและมีขนาดเล็กเป็นตัวที่ควบคุมว่าอัตราเร็วของการมุ่งเข้าสู่จุดพอใจของค่าที่เป็นลบของเกรเดียน ค่านี้ถูกเรียกว่า อัตราการเรียนรู้ (Learning rate)

ค่าถ่วงน้ำหนักที่ถูกปรับค่าดังสมการที่ (3.9) สามารถถูกปรับรูปให้อยู่ในรูปแบบของเวลา โดยการคำนวณอนุพันธ์ของพลังงาน  $E_i$  สำหรับรูปแบบปัจจุบันของ  $x_i$  ดังแสดงในสมการที่ (3.10)

$$w_{k,j}^{(r+1)} = w_{k,j}^{(r)} - \eta \frac{\partial E_i}{\partial w_{k,j}} \Big|_{w^{(r)}} \quad (3.10)$$

การคำนวณหาเกรเดียนในสมการที่ (3.10) ค่าพลังงานสำหรับแต่ละรูปแบบของ  $x_i$  คือ การคำนวณหาโดยใช้สมการที่ (3.11)

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^c (d_k(x_i) - t_k(x_i))^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^c (w_k' x_i - t_k(x_i))^2 \quad (3.11)$$

ค่าเกรเดียนสามารถเขียนอยู่ในสมการที่ (3.12)

$$\frac{\partial E_i}{\partial w_{k,j}} = (d_k(x_i) - t_k(x_i)) x_{i,j} = \partial_k(x_i) x_{i,j} \quad (3.12)$$

ดังนั้น แต่ละค่าถ่วงน้ำหนักถูกปรับค่าในแต่ละรอบดังแสดงในสมการที่ (3.13)

$$\Delta w_{k,j} = -\eta \partial_k(x_i) x_{i,j} \quad (3.13)$$

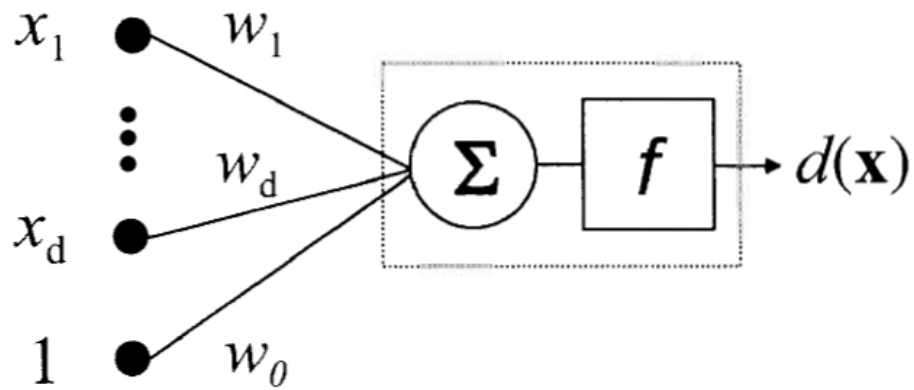
สำหรับกรณีทั่วไปที่มีจำนวน 2 กลุ่ม เราต้องการพิจารณาเพียงแต่หนึ่งฟังก์ชันการตัดสินใจ การเพิ่มขึ้นของเวกเตอร์ค่าถ่วงน้ำหนักสามารถเขียนในรูปที่แสดงในสมการที่ (3.14)

$$\Delta w = -\eta (w' x_i - t_i) x_i \quad (3.14)$$

ในการสมการที่ (3.14) ได้แสดงถึงค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมโยงกับแต่ละรูปแบบที่ขึ้นกับค่าเบี่ยงเบนระหว่างหน่วยของการผลตอบของการจำแนกจากค่าเป้าหมายและถูกคูณด้วยค่าที่เชื่อมโยงกับเวกเตอร์ลักษณะเด่น ถ้าการเปลี่ยนค่าของค่าถ่วงน้ำหนักโดยการใช้ฟังก์ชันพลังงานทั้งหมด เราจะต้องรวมสมการการเบี่ยงเบนดังแสดงในสมการที่ (3.12) สำหรับทุกรูปแบบและจะมีความสมมูลกันกับการเพิ่มจำนวนของค่าถ่วงน้ำหนักดังแสดงในสมการที่ (3.14)

### 3.5.2 ฟังก์ชันกระตุ้น

ในหัวข้อที่แล้วได้กล่าวถึงเรื่องที่ต้องการได้มาซึ่งการจำแนก แต่บางชนิดของสมการไม่เชิงเส้นจะต้องใช้การแสดงดังภาพที่ 3.6 สมการไม่เชิงเส้น  $f$  ถูกเรียกว่า ฟังก์ชันกระตุ้น (activation function) [5] และฟังก์ชันโดยทั่วไปสามารถเขียนได้ดังสมการที่ (3.15)



ภาพที่ 3.6 โครงสร้างของการจำแนกแบบฟังก์ชันเชิงเส้น [5]

$$d(x) = f(w'x) \quad (3.15)$$

โดยทั่วไปจะมีการประยุกต์ใช้ 3 ฟังก์ชันกระตุ้นดังแสดงในสมการที่ (3.16)

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \geq 0 \\ -1 & \text{if } x < 0 \end{cases} \quad (3.16)$$

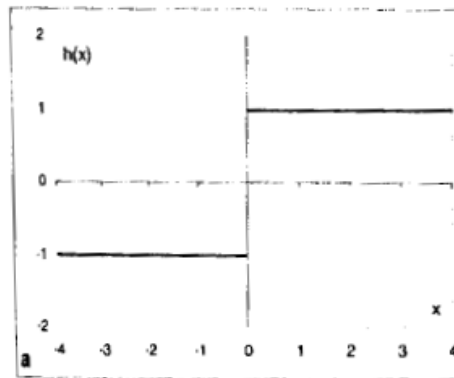
สมการที่ (3.16) เรียกว่า Step function และแสดงในภาพที่ 3.7

$$\text{sig}(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}} \quad (3.17)$$

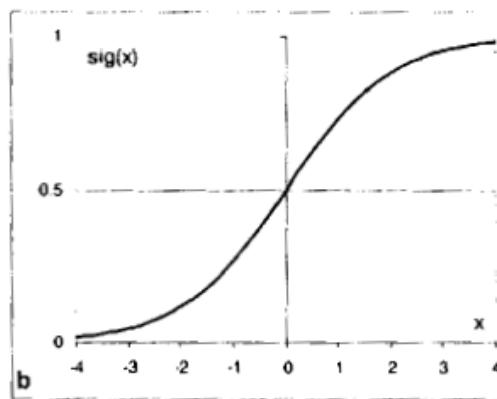
สมการที่ (3.17) เรียกว่า logistic sigmoid function และแสดงในภาพที่ 3.8

$$\tanh(x) = \frac{e^{ax} - e^{-ax}}{e^{ax} + e^{-ax}} \quad (3.18)$$

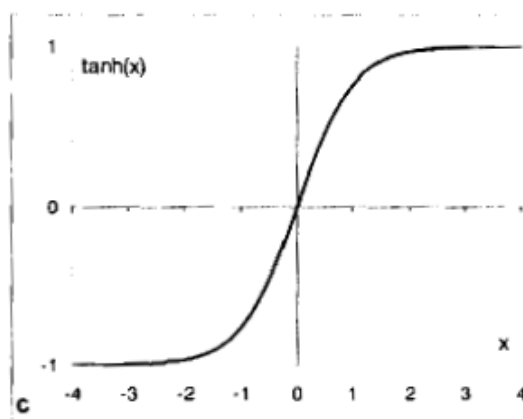
สมการที่ (3.18) เรียกว่า hyperbolic tangent function แสดงในภาพที่ 3.9



ภาพที่ 3.7 Step function[5]



ภาพที่ 3.8 logistic sigmoid function [5]



ภาพที่ 3.9 hyperbolic tangent function[5]

### 3.5.3 แนวคิดของเพอร์เซปตรอน

หน่วยของโครงข่ายประสาทเทียมที่แสดงไว้ในภาพที่ 3.10 ค่าของฟังก์ชันกระตุ้น ได้ถูกศึกษาโดย Rosenblatt (1962) ซึ่งมีความสนใจโดยมีลักษณะที่คล้ายเคียงกับโครงสร้างของระบบประสาทเรียกว่า perceptron [5]

ค่าผลตอบของ Perceptron ถูกเขียนโดยสมการที่ (3.19)

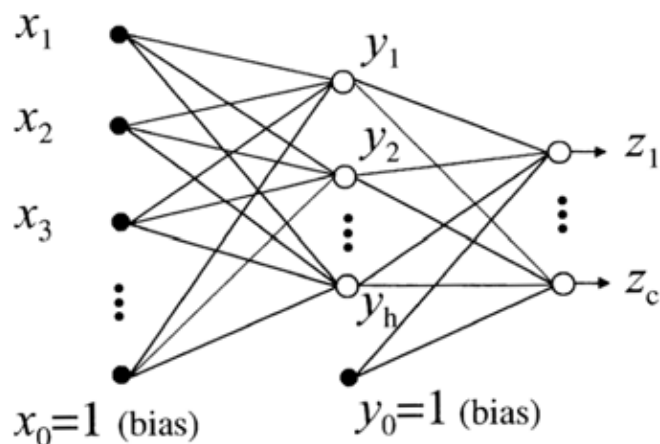
$$d(x) = h\left(\sum_{j=0}^d w_j x_j\right) = h(w'x) \quad (3.19)$$

เราต้องการ  $w'x > 0$  สำหรับรูปแบบ  $x_i$  ไปยังกลุ่มของข้อมูล  $w_1$  และ  $w'x < 0$  สำหรับ  $x_j$  ไปยังกลุ่มข้อมูลของ  $w_2$  ดังนั้นเราจะมี 2 เงื่อนไขที่สามารถเขียนให้อยู่ในรูปอย่างง่ายดัง  $w'x_i t_i > 0$  โดยใช้ค่าของเป้าหมาย เหตุผลที่ค่าของ  $w'x_i t_i$  ต้องมีค่าเป็นบวกสำหรับการจำแนกที่ถูกต้อง แนะนำว่าการใช้ควรใช้ฟังก์ชันความผิดพลาดที่เรียกว่า perceptron criterion ดังที่แสดงในสมการที่ (3.20)

$$E(x) = \sum_{x_i} w'x_i t_i \quad (3.20)$$

### 3.5.4 ชนิดของโครงข่ายประสาทเทียม

ในโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งเราดูเหมือนว่าจะมีกระบวนการที่มีความง่ายดังตัวอย่างที่ผ่านมา แต่ในส่วนหัวข้อนี้จะมีความแตกต่างสำหรับการวิเคราะห์หลายปัญหา ซึ่งสามารถใช้การประยุกต์หน่วยของการจำแนก (Discriminant units) ที่เรียกว่า multi-layer perceptron (MLP) [5] ดังแสดงในภาพที่ 3.10



ภาพที่ 3.10 โครงสร้างของ multi-layer perceptron (MLP) [5]

ในเทอมของจำนวนชั้นแบบหลายชั้นได้แสดงถึงการดำรงอยู่ของระดับหลายๆระดับหรือหลายๆชั้นของค่าถ่วงน้ำหนักในโครงข่าย ในภาพที่ 3.10 ได้แสดงถึงสองชั้นของค่าถ่วงน้ำหนัก ชั้นที่หนึ่งได้เชื่อมต่อกับนิเวรอนของข้อมูลป้อนเข้า (ค่าข้อมูลป้อนเข้าลักษณะเด่น) ไปยังส่วนที่เรียกว่า ชั้นซ่อน (hidden layer Y) และการเชื่อมต่ออื่นๆไปยังค่าของนิเวรอนเอาต์พุต Z

ให้นิเวรอนกับข้อมูลป้อนเข้าขนาดเวกเตอร์ข้อมูลป้อนเข้า  $s$  ที่มีขนาดเป็น  $d$  สำหรับหาค่าเอาต์พุต  $r_j$  การคำนวณหาค่าของเอาต์พุตได้แสดงในสมการที่ (3.21)

$$r_j = f(a_j) = f(w_j \cdot s) = f\left(\sum_{i=0}^d w_{ij}s_i\right) \quad (3.21)$$

เมื่อ

$w_{ij}$  คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมต่อของนิเวรอนเอาต์พุต  $j$  ไปยังนิเวรอนข้อมูลป้อนเข้า  $i$

$f$  คือ ฟังก์ชันกระตุ้น

สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นมักจะมีนิเวรอนแต่ละชั้นที่มีความแตกต่างกัน ซึ่งเราจะทำการพิจารณาใน Radial Basis Function (RBF) และ support vector machine (SVM)

### 3.5.5 เมทริกซ์จาโคเบียน

เทคนิคของ Back propagation สามารถประยุกต์การคำนวณโดยใช้การหาอนุพันธ์ สิ่งนี้ทำให้เราพิจารณาถึงการใช้ เมทริกซ์จาโคเบียน ซึ่งส่วนประกอบภายในเป็นค่าอนุพันธ์ของโครงข่ายเอาต์พุตกับข้อมูลป้อนเข้า [6] ดังแสดงในสมการที่ (3.22)

$$J_{ki} \equiv \frac{\partial y_k}{\partial x_i} \quad (3.22)$$

ถ้าสมมติว่าต้องการจะหาค่าต่ำสุดของฟังก์ชันความผิดพลาด  $E$  โดยที่เปรียบเทียบกับค่า  $\omega$  ผลของอนุพันธ์ของฟังก์ชันความผิดพลาดเป็นไปดังสมการที่ (3.23)

$$\frac{\partial E}{\partial \omega} = \sum_{k,j} \frac{\partial E}{\partial y_k} \frac{\partial y_k}{\partial z_j} \frac{\partial z_j}{\partial \omega} \quad (3.23)$$

เพราะเมทริกซ์จาโคเบียนได้บ่งบอกถึงการวัดของความไวเอาต์พุตต่อการเปลี่ยนแปลงในแต่ละค่าของข้อมูลป้อนเข้า มันจะทำให้รู้ค่าความผิดพลาดของ  $\Delta x_i$  ที่เกี่ยวข้องกับค่าข้อมูลป้อนเข้าเพื่อที่จะถ่ายทอดไปยังโครงข่ายฝึกฝนเพื่อที่จะประเมินค่าความผิดพลาดของเอาต์พุต  $\Delta y_k$  ดังแสดงในสมการที่ (3.24)

$$\Delta y_k \approx \sum_i \frac{\partial y_k}{\partial x_i} \Delta x_i \quad (3.24)$$

ซึ่งค่าความถูกต้องแสดงถึง  $|\Delta x_i|$  มีค่าประมาณศูนย์

ค่าของเมทริกซ์จาโคเบียนสามารถประเมินค่าโดยใช้ Back propagation procedure ดังนั้นเราสามารถเขียนเมทริกซ์จาโคเบียนได้ในสมการที่ (3.25)

$$J_{ki} \equiv \frac{\partial y_k}{\partial x_i} = \sum_j \frac{\partial y_k}{\partial a_j} \frac{\partial a_j}{\partial x_i} = \sum_j \omega_{ji} \frac{\partial y_k}{\partial a_j} \quad (3.25)$$

และเราสามารถเขียนในรูปแบบของ Recursive backpropagation formular เพื่อที่จะหา  $\frac{\partial y_k}{\partial a_j}$  ได้ดังสมการที่ (3.26)

$$\frac{\partial y_k}{\partial a_j} = \sum_l \frac{\partial y_k}{\partial a_l} \frac{\partial a_l}{\partial a_j} = h'(a_j) \sum_l \omega_{lj} \frac{\partial y_k}{\partial a_l} \quad (3.26)$$

ดังนั้นถ้าเรามี ฟังก์ชันกระตุ้นซิกมอยด์ที่แต่ละเอาต์พุต นั่นคือเราสามารถเขียนสมการได้ดังสมการที่ (3.27)

$$\frac{\partial y_k}{\partial a_j} = \delta_{kj} \sigma'(a_j) \quad (3.27)$$

### 3.6 การตัดสินใจแบบต้นไม้

การตัดสินใจแบบต้นไม้สามารถใช้เป็นแบบจำลองสำหรับการแก้ปัญหาในการตัดสินใจภายใต้เงื่อนไขความไม่แน่นอน การตัดสินใจแบบต้นไม้ ได้ทำการอธิบายการตัดสินใจด้วยการสร้างโครงสร้างที่แสดงเป็นเงื่อนไขของเหตุการณ์ที่เกิดขึ้น ความน่าจะเป็นถูกได้รับมอบหมาย

ไปยังเหตุการณ์และผลตอบถูกหาสำหรับแต่ละผลลัพธ์ เป้าหมายหลักของการวิเคราะห์ คือ ความต้องการหาการตัดสินใจที่ดีที่สุด[8]

การตัดสินใจแบบต้นไม้ เป็นขั้นตอนวิธีที่มีความง่ายในการจำแนกรูปแบบแบบผ่านลำดับของคำถาม ซึ่งคำถามที่จะเป็นคำถามต่อไปในการเลือกเส้นทางจะขึ้นอยู่กับคำถามและผลตอบในปัจจุบัน

ลำดับของการตอบคำถาม คือ การแสดงถึงแนวทางการตัดสินใจแบบต้นไม้หรือที่เรียกว่า ต้นไม้ตัวอย่างง่าย ซึ่งโดยนิตแรก เรียกว่า โหนดราก (Root node) จะเป็นโหนดแรกของการตัดสินใจ โดยจะถูกเชื่อมต่อแบบมีทิศทางโดย กิ่ง (link หรือ branch) ไปยังโหนดอื่น การเชื่อมต่อของโหนดอื่นๆ ในลักษณะที่คล้ายกันจนกระทั่งถึงจุดสิ้นสุดของโหนด หรือที่เรียกว่า โหนดใบ (leaf node) ซึ่งโหนดใบ จะไม่มีกิ่งมาต่อไปอีกแล้ว ถือเป็นการสิ้นสุดของการตัดสินใจ

การตัดสินใจแบบต้นไม้เป็นวิธีทางธรรมชาติที่จะรวมความรู้จากผู้เชี่ยวชาญ แต่ใน โดยทั่วไปฐานความรู้การใช้แบบระบบผู้เชี่ยวชาญจะได้ผลดีในการจำแนกปัญหาแบบง่ายและ จำนวนข้อมูลสำหรับการฝึกฝนมีจำนวนน้อย

### 3.6.1 การเรียนรู้พื้นฐาน

พื้นฐานของขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบต้นไม้ตัดสินใจ คือ ID3, employs a top-down, greedy search ของที่ว่างที่เป็นไปได้ของแผนภาพการตัดสินใจ [8]

เราต้องการหาคุณลักษณะซึ่งมีประโยชน์มากที่สุดสำหรับการจำแนกของตัวอย่าง เพื่อที่จะทำการวัดความคุ้มค่าของคุณลักษณะในเชิงสถิติ คือ อัตราขยาย ซึ่งเป็นการวัดที่บอกว่า คุณลักษณะที่ได้จากการฝึกฝนดีหรือไม่อย่างไรโดยเปรียบเทียบกับค่าเป้าหมายของการจำแนก [8]

### 3.6.2 เอนโทรปี

เพื่อที่จะเป็นการระบุ อัตราขยายข้อมูล ที่แม่นยำ เราจึงใช้การวัดโดยเรียกว่า เอนโทรปี ซึ่ง ลักษณะของความบริสุทธิ์ [8] ค่าของเอนโทรปี แสดงในสมการที่ (3.28)

$$Entropy(S) = -p_+ \log_2 p_+ - p_- \log_2 p_- \quad (3.28)$$

เมื่อ

$S$	คือ ตัวอย่างของข้อมูลฝึกฝน
$p_+$	คือ อัตราส่วนของตัวอย่างที่เป็นค่าบวกใน $S$
$p_-$	คือ อัตราส่วนของตัวอย่างที่เป็นค่าลบใน $S$



### 3.6.3 อัตราขยายข้อมูล

อัตราขยายข้อมูล (Information gain) คือ ขนาดความเปลี่ยนแปลงของเอนโทรปีที่เกิดจากการแบ่งส่วนของตัวอย่าง [8] ดังที่แสดงในสมการที่ (3.29)

$$Gain(S, A) \equiv Entropy(S) - \sum_{v \in Values(A)} \frac{|S_v|}{|S|} Entropy(S_v) \quad (3.29)$$

เมื่อ

$Values(A)$  คือ เซตของค่าที่เป็นไปได้จาก คุณลักษณะ  $A$

$S_v$  คือ ค่าเซตย่อยของ  $S$  สำหรับค่าคุณลักษณะ  $A$  ที่มีค่า  $v$

### 3.6.4 การหยุดการแตกกิ่ง

ในส่วนนี้เราจะทำการพิจารณาการหยุดของการแตกกิ่งในขั้นตอนของการฝึกฝนสำหรับการตัดสินใจแบบต้นไม้ 2 ทาง (binary tree) ถ้าเราพิจารณาถึงการแตกกิ่งของต้นไม้แบบเต็มทีของแต่ละโหนดใบที่เชื่อมโยงกับความไม่บริสุทธิ์ที่ต่ำที่สุด หลังจากนั้นข้อมูลที่ได้รับจากเกิดปรากฏการ overfitting ในกรณีนี้แต่ละโหนดใบและเชื่อมโยงกับขั้นตอนการฝึกฝนแบบจุดเดียวและต้นไม้ที่แตกกิ่งได้เต็มที่เป็นเพียงการดำเนินการที่สะดวกในการค้นหาแบบตาราง มันจึงไม่สามารถคาดหวังที่ดีในกรณีทั่วไปในปัญหาที่มีความผิดพลาดสูง ดังนั้น ถ้าการแตกกิ่งถูกหยุดเร็วเกินไป ค่าความผิดพลาดของขั้นตอนการฝึกฝนไม่เพียงพอในระดับต่ำ และด้วยเหตุนี้ผลการดำเนินการอาจจะไม่ดีพอ [9]

เราควรตัดสินใจอย่างไรในการหยุดการแตกกิ่ง โดยทั่วไปจะทำการขั้นตอนที่เรียกว่า Cross-validation โดยข้อมูลในการฝึกฝนจะถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วน เช่น แบ่งออกเป็น ซับเซตของข้อมูลทดสอบ (90%) เพื่อทำการสร้างต้นไม้ และที่เหลือเพื่อทำการตรวจสอบความถูกต้องอีก (10%) เราอาจจะทำการแตกกิ่งได้อย่างต่อเนื่องจนกระทั่งค่าความผิดพลาดของการตรวจสอบความถูกต้องถูกทำให้ต่ำที่สุด

ส่วนวิธีการอื่นๆ คือ การกำหนดค่าเพื่อทำการบ่งบอกถึงความไม่บริสุทธิ์ (Threshold) การแตกกิ่งจะถูกหยุด ถ้าการแตกกิ่งที่ดีที่สุดที่ได้จากการเปรียบเทียบจากการลดจำนวนโหนดที่ไม่บริสุทธิ์โดยน้อยกว่าค่าที่เราตั้งค่าไว้ ตัวอย่างเช่น ถ้าเราตั้งค่าไว้เป็น  $\max_s \Delta i(s) \leq \beta$  วิธีการนี้มีประโยชน์ด้วยกัน 2 ข้อ คือ 1. ไม่เหมือนกับการตรวจสอบความถูกต้อง ซึ่งต้นไม้ที่ได้จากการฝึกฝนโดยตรงโดยการใช้อข้อมูลฝึกฝนทั้งหมด 2. โหนดใบสามารถอยู่ในระดับที่แตกต่างของต้นไม้ซึ่งเป็นที่ต้องการ เมื่อใดก็ตามที่ความซับซ้อนของข้อมูลแตกต่างกันไปตลอดช่วงของการป้อนข้อมูล

(กรณีที่ไม่สมดุลของต้นไม้ถูกต้องการเนื่องจากจำนวนของการตัดสินใจสำหรับรูปแบบการทดสอบที่แตกต่าง) ในขั้นตอนวิธีอย่างง่าย คือ การหยุดเมื่อโนดได้บ่งบอกถึงค่าที่ต่ำกว่าค่าที่กำหนดไว้ หรืออาจจะทำการกำหนดค่าเป็นร้อยละของจำนวนข้อมูลที่ใช้ฝึกฝน

แต่วิธีอื่นๆ เป็นวิธีการที่มีความซับซ้อนสำหรับการทดสอบความถูกต้องด้วยการจำแนกจนกว่าจะพบค่าที่ต่ำที่สุด หรือที่เรียกว่า ฟังก์ชันเกณฑ์ ดังแสดงในสมการที่ (3.30)

$$\alpha.size + \sum_{leaf\ nodes} i(N) \quad (3.30)$$

เมื่อ

$size$                       บ่งบอกถึงจำนวนของโนดหรือกิ่ง  
 $\alpha$                             คือ ค่าคงที่บวกใดๆ

### 3.6.5 การตัดแต่งกิ่ง

บางครั้ง เมื่อหยุดกระบวนการแตกกิ่งแล้วตรวจสอบพบว่ามีกิ่งที่มากเกินไป ปรากฏการณ์เช่นนี้เรียกว่า ผลกระทบของขีดสุด (Horizon effect) การหาความพอดีของการแตกกิ่งที่โนด N ไม่ได้รับอิทธิพลโดยการตัดสินใจ [9]

วิธีการทางเลือกหลักในการกำจัดปัญหานี้ คือ การตัดแต่งกิ่ง (Pruning) ในการตัดแต่งกิ่ง คือ การปรับปรุงต้นไม้ตัดสินใจที่มีการแตกกิ่งอย่างเต็มที่ จนกระทั่งโนดใบมีค่าความไม่บริสุทธิ์ต่ำที่สุด และสามารถจัดการกับปัญหา Horizon effect หลังจากนั้น โคนิดใบใกล้เคียงจะถูกพิจารณาในการกำจัด คู่ของโนดใบที่ถูกกำจัดจะทำให้มีการเพิ่มความบริสุทธิ์ของโนดใบขึ้นเล็กน้อย [9]

ประโยชน์ของการทำการตัดแต่งกิ่ง เพื่อเป็นการหลีกเลี่ยงปัญหา ผลกระทบขีดสุด เพราะว่าจากข้อมูลที่ใช้ในขั้นตอนการฝึกฝนจะนำมาทดสอบความถูกต้อง เป็นการให้ข้อมูลของการฝึกฝนโดยตรง วิธีการทำการตัดแต่งกิ่งนี้ดีกว่า การหยุดการแตกกิ่งและสำหรับปัญหาที่เซตของการฝึกฝนมีขนาดใหญ่ แต่สำหรับที่เซตของการฝึกฝนมีขนาดเล็ก ค่าใช้จ่ายสำหรับการคำนวณจะมีค่าต่ำและการตัดกิ่งโดยทั่วไปก็จะถูกต้องมากกว่าการหยุดการแตกกิ่ง และในบางครั้ง จะมีการเปรียบเทียบระหว่าง การหยุดการแตกกิ่ง และ การตัดแต่งกิ่ง หรือเรียกอีกอย่างว่า ก่อนตัดแต่งกิ่ง (Pre-pruning) และ หลังตัดแต่งกิ่ง (Post-pruning)

ประโยชน์ข้อหนึ่งของการตัดกิ่ง คือ มันช่วยให้เราสามารถจำแนกความแตกต่างระหว่างบริบทที่ไม่ได้ระบุโนด N ใดๆที่ถูกใช้ ตัวอย่างเช่น การทดสอบรูปแบบ  $x_1$  การตัดสินใจที่โนด N ที่จำเป็น และสำหรับการทดสอบอื่น ทดสอบรูปแบบ  $x_2$  ซึ่งกฎที่ไม่เกี่ยวข้องและ N สามารถถูกตัด

แต่งกิ่ง ในกฎของการตัดแต่งกิ่ง เราสามารถทำการกำจัดกิ่งที่ไม่จำเป็น เช่น  $x_1$  และทำการรักษา เช่น  $x_2$

และประโยชน์สุดท้าย คือ ชุดของกฎที่ลดลงอาจทำให้ความสามารถในการตีความดีขึ้น ถึงแม้ว่า กฎการตัดกิ่งไม่ใช่ส่วนของกระบวนการ CART ดั้งเดิม แต่การตัดแต่งกิ่งสามารถประยุกต์ใช้กับ CART ได้ง่าย

การตัดแต่งกิ่งที่ได้รับความนิยมมาก คือ การตัดแต่งกิ่งแบบ Post-pruning และมีขั้นตอนที่นิยมดังนี้

#### 1) Reduce –error pruning

วิธีการนี้มีลักษณะแนวคิดที่มีความง่าย แต่จำเป็นต้องใช้ข้อมูลที่แยกออกเพื่อใช้ข้อมูลเหล่านี้เพื่อการตัดแต่งกิ่ง การตรวจสอบโดยเริ่มต้นจากการทดสอบจากโนดที่อยู่ต่ำสุดไปยังโนดที่อยู่สูงสุด ทำการเปลี่ยนแปลงโนดใบเป็นข้อมูลหลักของข้อมูลทดสอบจากข้อมูลฝึกฝน ข้อมูลที่ไม่ถูกต้อง (ไม่ใช่ข้อมูลที่อยู่ในโหนดใบนี้) เมื่อทดสอบด้วยข้อมูลที่ทำการติดแต่งกิ่งกับจำนวนของข้อมูลที่ไม่ถูกต้องในโนดราก ถ้าค่าความผิดพลาดในการจำแนกข้อมูลของโนดที่เปลี่ยนเป็นโนดใบมีค่าน้อยกว่าค่าความผิดพลาดในการจำแนกข้อมูลของโนดใบแล้ว จะทำการกำจัดโนดนั้นทิ้งและทำการเปลี่ยนเป็นโนดใบ จะทำการตรวจสอบซ้ำแต่ละโนด ผลที่ได้จากวิธีการนี้จะทำให้โครงสร้างของต้นไม้มีขนาดที่เล็กลงและมีค่าความผิดพลาดต่ำ เมื่อเราใช้ทดสอบกับข้อมูลในการตัดแต่งกิ่ง

#### 2) Pessimistic error pruning

การตัดแต่งกิ่งด้วยวิธีนี้มีข้อดีกว่าการตัดแต่งกิ่งโดยวิธีการ Reduce–error pruning เพราะไม่จำเป็นต้องทำการแยกข้อมูลออกจากข้อมูลฝึกฝนเพื่อทำการตัดแต่งกิ่ง เพราะสามารถใช้ข้อมูลฝึกฝนในขั้นตอนการสร้างโครงสร้างต้นไม้และการตัดแต่งกิ่ง และข้อดีอีกอย่างหนึ่งของวิธีการนี้ คือ มีความรวดเร็วในการตรวจสอบเพราะทำการทดสอบจากบนลงล่างโดยเริ่มจากโนดรากลงไปยังโนดใบเพียงรอบเดียว

#### 3) Error-based pruning

วิธีการนี้ได้รับการพัฒนาจากการตัดแต่งกิ่งแบบ Pessimistic error pruning และไม่จำเป็นต้องทำการแยกข้อมูลสำหรับทำการตัดแต่งกิ่งออกจากข้อมูลฝึกฝนเช่นเดียวกับ Pessimistic error pruning การตรวจสอบโดยเริ่มจากโนดใบที่ต่ำสุดขึ้นไปยังโนดราก การประเมินความถูกต้องจะใช้ข้อมูลอีกชุดหนึ่งที่แยกออกมาจากข้อมูลที่ใช้ในการฝึกฝน เรียกว่า ข้อมูลสำหรับทำการทดสอบ เพื่อทำการประเมินความแม่นยำหรือค่าความผิดพลาดของต้นไม้ตัดสินใจได้ที่หลังจากการตัดแต่งกิ่ง

#### 4) Cost-complexity pruning

เป็นการตัดแต่งกิ่งที่ใช้หลักการของ CART โดยทำการแบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอน

- การคัดเลือกสมาชิกของต้นไม้ย่อย
- ต่อมาคือการเลือกต้นไม้ที่ดีที่สุด โดยประเมินจากความถูกต้องของต้นไม้ตัดสินใจ

ค่าการเพิ่มขึ้นของความผิดพลาดต่อจำนวนโนดใบของต้นไม้ที่ถูกตัดออกไปจะถูกแสดงออกมาเป็นค่า Cost โดยการตัดกิ่งที่ทำให้เกิดค่า Cost ต่ำที่สุดจะถูกเลือก แต่ถ้าวิเคราะห์ได้ว่ามีค่าของ cost เท่ากันก็จะทำการเลือกจำนวนของโนดที่น้อยกว่า และจะนำข้อมูลเหล่านี้ไปทำการประเมินค่าความถูกต้องโดยการข้อมูลทดสอบต่อไป

### 3.7 การประยุกต์เทคนิคการรู้จำรูปแบบในระบบส่งจ่ายไฟฟ้า

ข้อมูลที่ได้จากการบันทึกของเครื่องมือบันทึกมีความจำเป็นที่จะต้องนำมาหาลักษณะเด่นเพื่อบ่งชี้สาเหตุของความผิดปกติ เนื่องจากบางครั้งข้อมูลที่ได้จากการบันทึกมีสิ่งที่ไม่เป็นประโยชน์ต่อการจำแนก ทำให้เป็นการสิ้นเปลืองทรัพยากรในการจำแนกข้อมูล อาจส่งผลให้กระบวนการในการจำแนกข้อมูลมีความล่าช้า เปลืองหน่วยความจำสำรองของเครื่องคอมพิวเตอร์ การดึงค่าบางค่าที่มีความสำคัญหรือเป็นค่าที่สามารถบ่งชี้ถึงลักษณะของสาเหตุของความผิดปกติได้ เรียกค่านี้อีกว่า ลักษณะเด่น (Feature) หรือ ค่าเอกลักษณ์

การดึงลักษณะเด่นออกจากข้อมูลที่ได้จากการบันทึก เรียกว่า การสกัดลักษณะเด่น (Feature extraction) ในปัญหาทางการรู้จำรูปแบบมีความจำเป็นอย่างมากในการขั้นตอนการสกัดลักษณะเด่น เพราะการสกัดลักษณะเด่นเหล่านี้จะช่วยทำให้การประมวลผลมีความรวดเร็วแล้ว การสกัดลักษณะเด่นที่เหมาะสมยังช่วยทำการจำแนกมีความแม่นยำสูงขึ้นด้วย ในหลายงานวิจัยได้นำเสนอการสกัดลักษณะเด่นหลากหลายรูปแบบเพื่อใช้ในการจำแนกสาเหตุของความผิดปกติ โดยในบทนี้จะทำการอธิบายถึงการสกัดลักษณะเด่นที่มีงานวิจัยในอดีตได้ทำการศึกษา การประยุกต์ใช้ลักษณะเด่นในอดีตและการนำเสนอการหาลักษณะเด่นที่ใช้ในบทวิจัยนี้

การเกิดความผิดปกติแต่ละสาเหตุจะมีเอกลักษณ์บางอย่างที่สามารถบ่งชี้ได้ว่าเป็นความผิดปกติจากสาเหตุใด มีหลายบทวิจัยได้นำเสนอการสกัดลักษณะเด่นของความผิดปกติแต่ละสาเหตุ เพื่อนำค่าเหล่านี้มาทำการวิเคราะห์เพื่อใช้หาสาเหตุของความผิดปกติ การแบ่งค่าการสกัดลักษณะเด่นออกเป็น 2 กลุ่ม คือ แบ่งตามลักษณะทางกายภาพและแบ่งตามสัญญาณไฟฟ้า

### 3.7.1 ลักษณะเด่นเชิงกายภาพ

#### 3.7.1.1 หมายเลขของวงจรที่เกิดความผิดพลาด

หลักการนี้จะอาศัยหลักการของความน่าจะเป็นโดยใช้การเก็บข้อมูลในอดีตว่า ในแต่ละวงจรมักจะเกิดความผิดพลาดเนื่องจากเหตุใดโดยใช้การสังเกตว่า สาเหตุของความผิดพลาดมักจะเกิดขึ้นในวงจร พื้นที่และตำแหน่งเดิม ใน[11-13]ได้ทดสอบทำการจำแนกความผิดพลาดที่เกิดขึ้นในระบบจำหน่าย โดยใช้ค่าหมายเลขของวงจรที่เกิดความผิดพลาดเป็นลักษณะเด่นค่าหนึ่งในการบ่งชี้สาเหตุของความผิดพลาดที่พิจารณา ข้อเสียของการใช้ลักษณะเด่นตัวนี้ คือ หากมีการเพิ่มจำนวนวงจรเพื่อทำการจ่ายโหลดในอนาคต จะมีผลต่อค่าความน่าจะเป็นทั้งหมดของทุกวงจрдังนั้น หากมีการเพิ่มวงจรเข้าไปในระบบใหม่จะทำให้ต้องทำการเก็บข้อมูลใหม่ แต่ข้อดีของลักษณะเด่นค่านี้ คือ เป็นค่าที่ต้องไม่ผ่านกระบวนการที่ซับซ้อน ใช้เพียงการเก็บข้อมูลที่เพียงพอ ซึ่งต่างจากการใช้ลักษณะเด่นจากการสกัดสัญญาณทางไฟฟ้า นอกจากนี้จะใช้จำนวนข้อมูลที่เพียงพอแล้วอาจจะมีปัญหาเกี่ยวกับสัญญาณรบกวนหรือการวัดมุมที่ผิดพลาด

#### 3.7.1.2 สภาพอากาศ

สภาพอากาศเป็นลักษณะเด่นที่สำคัญอีกค่าหนึ่งที่สามารถบ่งชี้ได้ว่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นเกิดจากสาเหตุใด เช่น ในสภาพอากาศที่ฝนตกฟ้าคะนองจะมีโอกาสเกิดความผิดพลาดเนื่องจากฟ้าผ่ามากกว่าความผิดพลาดประเภทอื่นๆ[11-13]

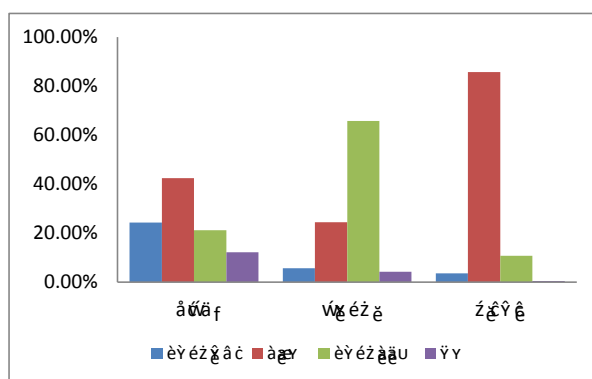
ในหลายบทวิจัยได้เสนอการแบ่งสภาพอากาศออกเป็น 10 สภาพอากาศ ดังนี้

- 1) สภาพอากาศปกติ (Fair)
- 2) สภาพอากาศหนาวเย็น (Cold)
- 3) สภาพอากาศฝนตก (Rain)
- 4) สภาพอากาศลมแรง (Wind)
- 5) สภาพอากาศฟ้าคะนองและลมแรง (Wind and Lightning)
- 6) สภาพอากาศฟ้าคะนอง (Lightning)
- 7) สภาพอากาศหิมะตก (Hail)
- 8) สภาพอากาศหิมะตก (Snow)
- 9) สภาพอากาศหนาวจัด (Ice)
- 10) สภาพอากาศร้อน (Hot)

### 3.7.1.3 ฤดูกาล

ข้อมูลทางสถิติได้แสดงให้เห็นว่าสาเหตุของความผิดปกติแต่ละสาเหตุมักจะขึ้นกับฤดูกาลด้วย เช่น ความผิดปกติจากฟ้าผ่าและความผิดปกติจากสัตว์ มักจะเกิดในฤดูร้อนมากที่สุดและความผิดปกติจากต้นไม้จะเกิดในฤดูใบไม้ร่วงมากที่สุด ดังแสดงในภาพที่ 3.11 โดยหลักในการแบ่งฤดูกาลเป็น ดังนี้[11-13]

- 1) Spring (March-May)
- 2) Summer (June-August)
- 3) Fall (September–November)
- 4) Winter (December-February)



ภาพที่ 3.11 ฤดูกาลกับสาเหตุของการเกิดความผิดปกติ [2]

### 3.7.1.4 วันของสัปดาห์

ได้ทำการแบ่งออกเป็นมาตรฐานที่ใช้อยู่จริง ดังนี้

- 1) วันอาทิตย์ กำหนดเป็นวันที่ 1
- 2) วันจันทร์ กำหนดเป็นวันที่ 2
- 3) วันอังคาร กำหนดเป็นวันที่ 3
- 4) วันพุธ กำหนดเป็นวันที่ 4
- 5) วันพฤหัสบดี กำหนดเป็นวันที่ 5
- 6) วันศุกร์ กำหนดเป็นวันที่ 6
- 7) วันเสาร์ กำหนดเป็นวันที่ 7

ลักษณะเด่นค่านี้ไม่ค่อยได้รับความนิยมมากนักเพราะว่าวันของสัปดาห์ที่ไม่มีผลที่เชื่อมโยงกับสาเหตุของการเกิดความผิดปกติและจากผลการทดสอบก็พบว่า ลักษณะเด่นค่านี้ไม่ได้เป็นผลช่วยให้ความแม่นยำในการจำแนกมีค่าสูงขึ้น[11-13]

### 3.7.1.5 ช่วงเวลาของวัน

ใน[11-13] ได้นำเสนอการใช้ช่วงเวลาของวันเป็นลักษณะเด่นค่าหนึ่งสำหรับทำการจำแนกความผิดปกติจากสัตว์ ต้นไม้และฟ้าผ่า โดยช่วงเวลาของวันแบ่งออกเป็น 2 ลักษณะ คือ

- 1) แบ่งแบบ 2 ช่วงเวลา กลางวันและกลางคืน
- 2) แบ่งแบบ 4 ช่วงเวลา เช้า บ่าย หัวค่ำและดึก

### 3.7.2 ลักษณะเด่นเชิงสัญญาณไฟฟ้า

การสกัดลักษณะเด่นที่ใช้สัญญาณทางไฟฟ้า เช่น สัญญาณกระแส แรงดัน หรือสถานะของอุปกรณ์ป้องกันได้จากข้อมูลการบันทึกของเครื่องมือที่สามารถบันทึกเมื่อมีความผิดปกติเกิดขึ้นได้ ใน[1]ได้นำข้อมูลจาก DFR ที่ติดตั้งในระบบส่งของประเทศมาเลเซียและ[2-3]ได้นำข้อมูลจากมิเตอร์วัดคุณภาพทางไฟฟ้า (PQ-meter) ทำการวัดค่าสัญญาณทางไฟฟ้าในระบบจำหน่ายของประเทศสหรัฐอเมริกา ข้อมูลส่วนใหญ่ที่ได้จากการวัดจำเป็นต้องผ่านกระบวนการบางอย่างเพื่อทำการสกัดเด่นส่วนที่สำคัญๆของข้อมูลที่สามารถบ่งชี้ถึงสาเหตุของความผิดปกติแต่ละชนิดได้ นอกจากนี้ยังเป็นการลดขนาดของข้อมูลให้มีขนาดเล็กลงเพื่อให้การประมวลผลมีความรวดเร็วมากยิ่งขึ้น การสกัดลักษณะเด่นที่ใช้สัญญาณทางไฟฟ้ามี ดังนี้

#### 3.7.2.1 อัตราการเปลี่ยนแปลงกระแสและแรงดันเทียบกับเวลา

อัตราการเปลี่ยนกระแสและแรงดันเทียบกับเวลาเป็นการสกัดลักษณะเด่นประเภทหนึ่งที่สามารถใช้จำแนกสาเหตุของความผิดปกติต่างๆได้ เช่น ใช้ในการจำแนกความผิดปกติจากฟ้าผ่าและความผิดปกติจากต้นไม้[1] ฟังก์ชันของสัญญาณกระแสในรูปของค่ารากที่สองของกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square, RMS) ได้ถูกนำเสนอโดยการประมาณด้วยค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงของกระแสในรูปค่า RMS ดังแสดงในสมการที่ (3.31)

$$f_c(t, \lambda) = 1 - e^{-\lambda t} \Big|_{t=t_0-t_n} \quad (3.31)$$

เมื่อ

$f_c(t, \lambda)$  คือ ฟังก์ชันสัญญาณกระแสอยู่ในรูปค่า RMS

- $e$  คือ ฟังก์ชันเอ็กโปเนนเชียล
- $t$  คือ เวลาที่เกิดความผิดพลาดในหน่วยมิลลิวินาที
- $t_0$  คือ เวลาการเริ่มต้นการเกิดความผิดพลาดของในหน่วยมิลลิวินาที
- $t_n$  คือ เวลาที่สิ้นสุดของการเกิดความผิดพลาดในหน่วยมิลลิวินาที
- $\lambda$  คือ อัตราการเปลี่ยนแปลงของกระแสเทียบกับเวลา

โดยเมื่อค่าความคลาดเคลื่อนของสัญญาณกระแสเมื่อเปรียบเทียบกับสัญญาณกระแสที่วัดได้จาก DFR ได้ถูกแสดงในสมการที่ (3.32)

$$\Delta f_d = |f_m(t) - f_c(t, \lambda)|_{t=t_0-t_n} \quad (3.32)$$

เมื่อ

- $\Delta f_d$  คือ ค่าความคลาดเคลื่อนจากสัญญาณกระแสที่วัดได้จาก DFR
- $f_m(t)$  คือ ค่าสัญญาณจริงที่วัดได้อยู่ในรูปของค่า RMS
- $f_c(t, \lambda)$  คือ ค่าที่ได้จากการคำนวณ

ลักษณะของค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงแรงดันและกระแสเทียบกับเวลา ความผิดพลาดจากต้นไม้และฟ้าผ่าเป็นสาเหตุแสดงค่าในตารางที่ 3.1

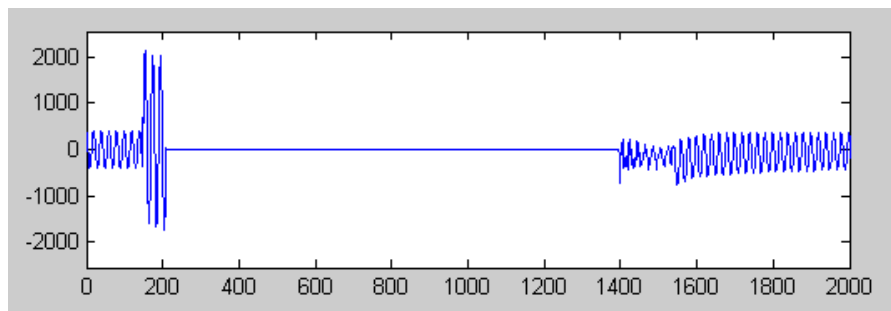
ตารางที่ 3.1 ค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงกระแสและแรงดันเทียบกับเวลา[1]

	ความผิดพลาดจากฟ้าผ่า	ความผิดพลาดจากต้นไม้	
อัตราการเปลี่ยนแปลงของกระแส	$0.1 \leq \lambda \leq 0.2$	$0.05 \leq \lambda \leq 0.2$	$0.01 \leq \lambda \leq 0.05$
อัตราการเปลี่ยนแปลงของแรงดัน	$voltagedips > 0.1$	$voltagedips < 0.1$	$0.01 < voltagedips < 0.35$

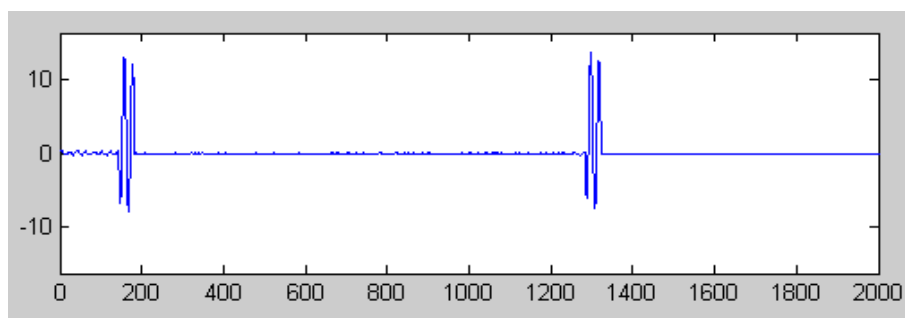


### 3.7.2.2 ลักษณะของการทำงานของรีโคลสเซอร์

ในระบบส่งไฟฟ้าจะมีการทำงานของรีโคลสเซอร์ได้ 2 รูปแบบ คือ รีโคลสเซอร์สามารถสั่งเซอร์กิตเบรกเกอร์ปิดวงจรได้สำเร็จ จัดเป็นความผิดปกติแบบชั่วคราว (Temporary fault) และรีโคลสเซอร์สั่งเซอร์กิตเบรกเกอร์ไม่สำเร็จ จัดเป็นความผิดปกติแบบถาวร (Permanent fault) ลักษณะดังกล่าวสามารถบ่งชี้ถึงสาเหตุของการเกิดความผิดปกติได้ ในระบบส่งไฟฟ้าของประเทศมาเลเซีย (Tenaga Nasional Berhad Malasia) ได้ใช้ลักษณะดังกล่าวจำแนกความผิดปกติจากรถครนออกจากสาเหตุของความผิดปกติจากสาเหตุอื่นๆ ด้วยสาเหตุที่ว่าความผิดปกติส่วนใหญ่ที่เกิดขึ้นในระบบส่งของประเทศมาเลเซียเป็นความผิดปกติแบบชั่วคราว มีเพียงความผิดปกติจากรถครนเท่านั้นที่เป็นความผิดปกติแบบถาวร[1] ดังแสดงในภาพที่ 3.12 และภาพที่ 3.13



ภาพที่ 3.12 ความผิดปกติแบบชั่วคราว



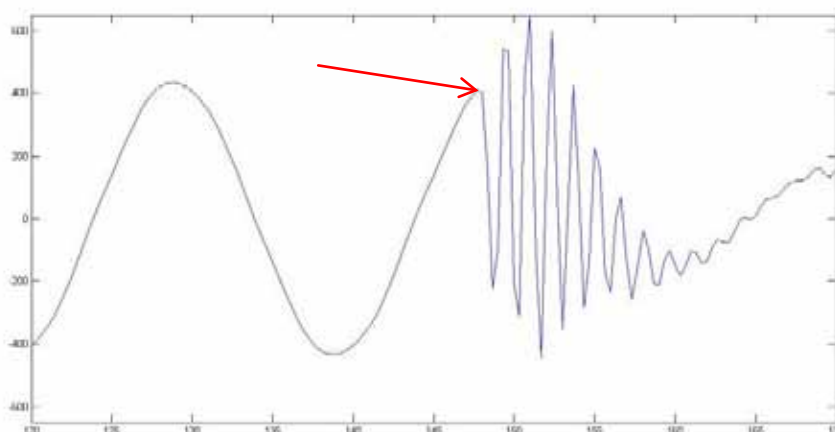
ภาพที่ 3.13 ความผิดปกติแบบถาวร

จากภาพที่ 3.12 ได้แสดงถึงลักษณะความผิดปกติแบบชั่วคราวที่ก่อนมิลลิวินาทีที่ 200 เป็นตำแหน่งที่เกิดความผิดปกติขึ้นในสายส่งและหลังจากมิลลิวินาทีที่ 200 เป็นช่วงเวลาที่เซอร์กิตเบรกเกอร์ตัดวงจรที่เกิดความผิดปกติออกจากระบบและมิลลิวินาทีที่ 1400 เป็นช่วงเวลาที่รีเลย์สั่งให้เซอร์กิตเบรกเกอร์ปิดวงจร พบว่าหลังจากที่เซอร์กิตเบรกเกอร์ปิดวงจรเรียบร้อยแล้วสาเหตุของความผิดปกติถูกกำจัดออกไปได้ด้วยระบบเองจัดเป็นความผิดปกติแบบชั่วคราวและ

จากภาพที่ 3.13 ได้แสดงถึงความผิดปกติของแบบถาวรที่ก่อนเวลาเมล็ดวินาทีที่ 200 เกิดความผิดปกติที่เพิ่มขึ้นในสายส่งและเมล็ดวินาทีที่ 200 เซอร์กิตเบรกเกอร์ตัดวงจรที่เกิดความผิดปกติออกจากระบบและวินาทีที่ 1300 รีโคลสเซอร์สั่งให้เซอร์กิตเบรกเกอร์ปิดวงจร พบว่าหลังจากที่เซอร์กิตเบรกเกอร์ปิดวงจรยังมีกระแสลัดวงจรค่าสูงอยู่แสดงว่าสาเหตุที่ทำให้เกิดความผิดปกติไม่สามารถถูกกำจัดได้ด้วยระบบเองหลังจากนั้นวินาทีที่ 1400 เซอร์กิตเบรกเกอร์ตัดวงจรออกจากระบบอีกครั้งและจะไม่ปิดวงจรกลับสู่สภาวะปกติอีก ต้องรอให้เจ้าหน้าที่เข้ามาแก้ไข หรือกำจัดสาเหตุของความผิดปกติออกจากระบบก่อน จึงจะสามารถสั่งให้เซอร์กิตเบรกเกอร์ปิดวงจรได้ ความผิดปกติในลักษณะนี้จัดว่าเป็นความผิดปกติแบบถาวร

### 3.7.2.3 ตำแหน่งมุมแทรกเริ่มต้นบนลูกคลื่นแรงดัน

ตำแหน่งมุมแทรกบนลูกคลื่น (Fault Insertion Angle) สามารถระบุได้ด้วยค่ามุมบนคลื่นของแรงดันที่ตำแหน่งจุดเกิดความผิดปกติซึ่งค่าตำแหน่งมุมนี้เกิดจากการเปลี่ยนแปลงแบบทันทีทันใดของคลื่นแรงดันและจะเชื่อมโยงกับการเพิ่มขึ้นของกระแสในเฟสเดียวกันที่มีค่ามากกว่าจุดทำงานปกติของสัญญาณกระแส ค่ายอดที่พิจารณาประกอบด้วย 2 จุด คือค่ายอดบวก (90 องศา) และค่ายอดลบ (270 องศา) ดังภาพที่ 3.14



ภาพที่ 3.14 ตำแหน่งของมุมแทรกของลูกคลื่นแรงดันขณะเริ่มเกิดความผิดปกติ

การแบ่งช่วงของมุมแทรกบนลูกคลื่น ได้ถูกแบ่งออกเป็น 2 ช่วง ดังนี้

- 1) ตำแหน่งใกล้กับค่ายอด ซึ่งมีค่าห่างจากค่ายอดไม่เกิน 15 องศา
- 2) ตำแหน่งไกลจากค่ายอด ซึ่งมีค่าห่างจากค่ายอดเกิน 15 องศา

ค่าของลักษณะเด่นค่านี้ได้ถูกนำไปใช้จำแนกความผิดปกติที่เกิเกิดขึ้นจากสัตว์ ฟาผ่าและ ต้นไม้ แต่ข้อเสียของลักษณะเด่นค่านี้ คือ กรณีที่เกิดความผิดปกติที่มากกว่า 1 เฟส จะทำให้เราไม่สามารถเลือกเฟสที่จะนำมาสกัดลักษณะเด่นได้เพราะการเลือกเฟสที่ต่างกันจะทำให้มุมที่นำมาพิจารณานั้นมีค่าไม่แน่นอน ในแต่ละกรณีที่มีสาเหตุของความผิดปกติที่เหมือนกันซึ่งใน [2-3] ได้ทำการวิเคราะห์เฉพาะค่าความผิดปกติที่เกิขึ้นกรณีที่เป็นความผิดปกติแบบเฟสเดียวเท่านั้น แต่ในทางปฏิบัติความผิดปกติมีโอกาสเกิดขึ้นได้ในหลายเฟส ดังนั้นการที่ใช้ลักษณะเด่นค่านี้มาทำการพิจารณา อาจจะทำให้มีความไม่เหมาะสมสำหรับกรณีนี้

### 3.7.2.4 จำนวนเฟสที่ได้รับผลกระทบ

ประเภทของการเกิดความผิดปกติเป็นลักษณะเด่นอย่างหนึ่งที่สามารถบ่งชี้ได้ว่าความผิดปกติดังกล่าวเกิดจากสาเหตุใดเพราะการเกิดความผิดปกติแต่ละสาเหตุจะมีเอกลักษณ์ที่เกี่ยวกับจำนวนเฟสที่ได้รับผลกระทบ จำนวนเฟสที่ได้รับผลกระทบได้ถูกนำเสนอในรูปแบบที่แตกต่างกัน 3 ลักษณะ ดังนี้ คือ

- 1) แบ่งเป็นความผิดปกติแบบเฟสเดียวหรือหลายเฟส (Multi-phases หรือ Single phase)[3]
- 2) แบ่งเป็น 1 เฟส 2 เฟส หรือ 3 เฟส[14-17]
- 3) ประเภทของการเกิดความผิดปกติ (fault type)[3],[13]

### 3.7.2.5 ระยะเวลาในการขจัดความผิดปกติ

ระยะเวลาในการขจัดความผิดปกติ (Fault Clearing Time, FCT) ลักษณะเด่นของความผิดปกติจากฟาผ่าจะปรากฏในรูปของค่าความถี่สูงชั่วครู่ซึ่งจะมีค่ามากกว่าการเกิดความผิดปกติประเภทอื่นๆ ค่าของอิมพีแดนซ์ของความผิดปกติและของสายส่งจะเป็นสัดส่วนโดยตรงกับค่าความถี่ที่เพิ่มขึ้นทิศทางการเพิ่มขึ้นของการไหลค่ากระแสความถี่สูงจะทำให้ค่าความถี่สูงในสภาวะชั่วครู่ของฟาผ่าลดลงเร็วขึ้นเมื่อเปรียบเทียบกับค่าความถี่ต่ำที่เกิดจากการต้นไม้และสัตว์ แต่อย่างไรก็ตามอาจจะไม่ได้เป็นดังที่กล่าวมาเสมอไป

ในสภาวะความเป็นจริง ค่าของระยะเวลาในการขจัดความผิดปกติส่วนใหญ่จะไม่ได้ขึ้นกับสาเหตุของความผิดปกติ แต่ระยะเวลาในการขจัดความผิดปกติมักจะขึ้นอยู่กับสมรรถนะของอุปกรณ์ป้องกันมากกว่าที่จะขึ้นกับสาเหตุของการเกิดความผิดปกตินั้นๆ[2]

### 3.7.2.6 องค์ประกอบความถี่สูงจากการวิเคราะห์เวฟเลต

การพิจารณาค่าความถี่ที่เปลี่ยนแปลงตามเวลาสามารถใช้การแปลงสัญญาณที่มีขนาดเปลี่ยนแปลงตามเวลาให้อยู่ในรูปสัญญาณความถี่ที่เปลี่ยนแปลงตามเวลาได้ โดยใช้การแปลง Wavelet แบบ orthogonal-dyadic wavelet transform ในการวิเคราะห์องค์ประกอบความถี่สูงของสัญญาณแรงดันต้องทำให้อยู่ในรูปมาตรฐานและแบ่งช่วงความถี่ที่พิจารณาออกเป็น 3 สเกล [2-3]

- 1) สเกล ที่ 1 พิจารณช่วงความถี่ 1920-3840 เฮิรท์
- 2) สเกล ที่ 2 พิจารณช่วงความถี่ 960-1920 เฮิรท์
- 3) สเกล ที่ 3 พิจารณช่วงความถี่ 480-960 เฮิรท์

### 3.7.2.7 ค่าแรงดันอาร์กสูงสุด

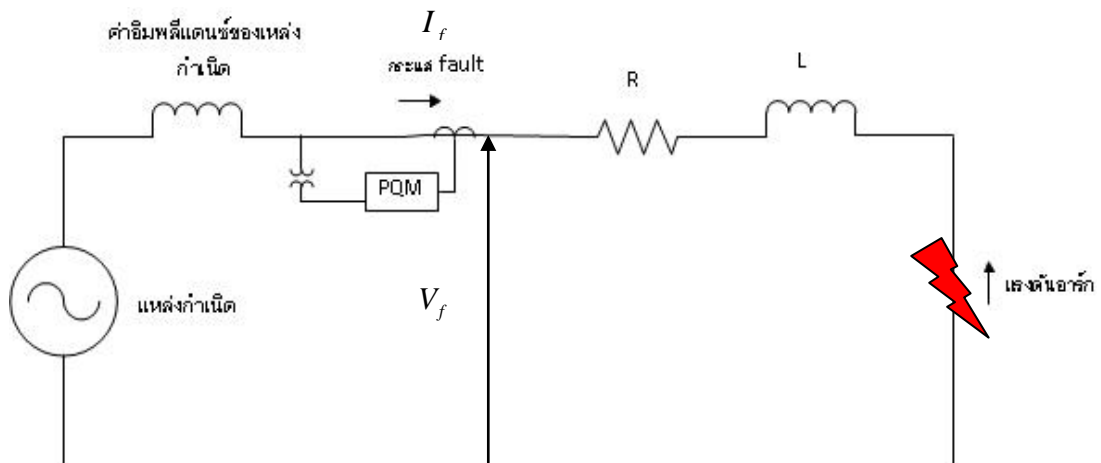
เมื่อเกิดความผิดปกติพ่วงขึ้นในระบบจะพบว่าขณะที่วัตถุได้สัมผัสกับสายส่งหรือลูกถ้วยจะเกิดการวาบไฟในอากาศ เรียกว่า อาร์ก ค่าความต่างศักย์ระหว่างอากาศ เรียกว่า แรงดันอาร์ก (Voltage arc) [2-3]

ค่าแรงดันอาร์กเป็นลักษณะเด่นอย่างหนึ่งที่สามารถใช้ระบุเอกลักษณ์ของความผิดปกติแต่ละประเภทได้ โดยค่าแรงดันอาร์กสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (3.33) โดยการพิจารณาในกรณีเกิดความผิดปกติแบบเฟสเดียวดังภาพที่ 3.15

$$V_{arc} = V_f - (R \cdot I_f + L \left( \frac{dI_f}{dt} \right)) \quad (3.33)$$

เมื่อ

- |           |   |
|-----------|---|
| $V_{arc}$ | คือ ค่าสูงสุดของแรงดันอาร์ก ณ จุดตำแหน่งเกิดความผิดปกติ |
| $V_f$     | คือ แรงดันที่วัดได้จากหม้อแปลงแรงดัน                    |
| $R$       | คือ ค่าความต้านทานของสายส่ง                             |
| $L$       | คือ ค่าความเหนี่ยวนำของสายส่ง                           |
| $I_f$     | คือ ค่าของกระแสลัดวงจรที่วัดได้จาก PQM                  |



ภาพที่ 3.15 วงจรสมมูลของความผิดพลาดแบบเฟสเดียวในการหาแรงดันอาร์ก [3]

### 3.7.2.8 ค่าอิมพีแดนซ์ของความผิดพลาด

ค่าอิมพีแดนซ์ของความผิดพลาด (Fault Impedance magnitude) สามารถประมาณได้ด้วย สมการที่ (3.34) [2-3]

$$Z_{fault} = \min\left(\left|\frac{V_i \angle \theta_i}{I_{n_i} \angle \phi_i}\right|\right) \quad (3.34)$$

เมื่อ

- $Z_{fault}$  คือ ค่าประมาณอิมพีแดนซ์ของความผิดพลาด
- $V_i$  คือ ค่าขนาดความถี่มูลฐานของสัญญาณแรงดันเฟส ลูกลิ้นที่  $i$
- $\theta_i$  คือ ค่ามุมของแรงดันเฟส ลูกลิ้นที่  $i$
- $I_{n_i}$  คือ ค่าขนาดความถี่มูลฐานของสัญญาณกระแสไนวรัล ลูกลิ้นที่  $i$
- $\phi_i$  คือ ค่ามุมของกระแสไนวรัลลูกลิ้นที่  $i$

ค่าของขนาดอิมพีแดนซ์ที่ต่ำที่สุดจะสอดคล้องกับตำแหน่งที่มีแรงดันต่ำที่สุดและกระแสในไนวรัลจะมีส่วนเกี่ยวข้องกับค่าของขนาดอิมพีแดนซ์ คือ กระแสในไนวรัลจะประกอบด้วยกระแสลัดวงจรอย่างเดียว จะไม่มีส่วนของกระแสของโหลดมาเกี่ยวข้องด้วย

### 3.8 ตัวอย่างงานวิจัยในอดีต

#### 3.8.1 โครงข่ายประสาทเทียม

ในบทความ [11-13], [17-19] ได้นำโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) มาประยุกต์ใช้ในการจำแนกสาเหตุของความผิดปกติจากสาเหตุต่างๆโดยมีการใช้ค่าของข้อมูลป้อนเข้าดังนี้ คือ

- 1) หมายเลขของวงจรที่เกิดความผิดปกติ
- 2) สภาพอากาศ
- 3) ฤดูกาล
- 4) วันของสัปดาห์
- 5) เวลาของวัน
- 6) จำนวนเฟสที่ได้รับผลกระทบ
- 7) หมายเลขของอุปกรณ์ป้องกันที่ทำงาน

นำข้อมูลเหล่านี้เป็นข้อมูลป้อนเข้าสำหรับขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อที่จะจำแนกความผิดปกติจากสัตว์ ต้นไม้และ ฟาผ่า

โครงข่ายประสาทเทียมได้รับความนิยมอย่างแพร่หลาย ด้วยสาเหตุที่ว่าความแม่นยำในการจำแนกสาเหตุของความผิดปกติที่ได้นำมาประยุกต์ใช้นั้นได้ผลที่ดี แต่โครงข่ายประสาทเทียมก็ยังมีข้อเสียที่ว่า โครงข่ายประสาทเทียมไม่สามารถให้เหตุผลของผลตอบได้ว่าเพราะเหตุใดจึงให้ผลตอบเป็นเช่นนั้น มีเพียงค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้จากกระบวนการฝึกฝนเท่านั้น

#### 3.8.2 การถดถอยแบบโลจิสติก

การถดถอยแบบโลจิสติก (Logistic Regression) เป็นเทคนิคการวิเคราะห์ตัวแปรเชิงพหุ (Multivariate Analysis) แบบหนึ่งที่ใช้ทำนายความน่าจะเป็นข้อมูลที่น่ามาวิเคราะห์มีค่าของตัวแปรตามที่ไม่ต่อเนื่อง (discrete) LR มาจากพื้นฐานของเทคนิคการวิเคราะห์ถดถอยที่นำมาประยุกต์ใช้กับตัวแปรจำแนกประเภทแต่ในบทความที่นิยมนำมาประยุกต์ใช้จะเป็นกรณีที่ให้ผลที่เป็น 2 ค่า (Dichotomous Variable) เท่านั้น คือใช่และไม่ใช่และวิธีการที่นำมาประเมินค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบเป็นวิธีการที่เรียกว่า Maximum Likelihood Method ซึ่งจะทำให้ผลลัพธ์ที่ได้นั้นถูกเชื่อว่าเป็นผลลัพธ์ที่ดีที่สุด

LR ที่ [14], [16], [19] นิยมใช้เป็นตัวแบบที่เรียกว่า Binary Logistic Regression Model ความสัมพันธ์จะอยู่ในรูปของสมการถดถอยมีตัวแปรที่มีเพียง 2 ค่าคือ 0 และ 1 ส่วนตัวแปรอิสระอาจจะมีมากกว่าหนึ่งตัวก็ได้

#### 1) การประมาณตัวต้นแบบ

การประมาณตัวต้นแบบ คือ การสร้างแบบจำลองของขั้นตอนวิธีเพื่อนำไปใช้ในการทำนายเหตุการณ์ในอนาคตโดยใช้ข้อมูลในอดีตเป็นข้อมูลสำหรับขั้นตอนการเรียนรู้

ใน [14], [16], [19] ได้นำเสนอการเลือกข้อมูลที่ได้รับการบันทึกมาเป็นข้อมูลป้อนเข้าสำหรับขั้นตอนการสร้างตัวประมาณโดยที่  $x_i$  เป็นข้อมูลป้อนเข้าชนิดที่  $i$  เพื่อทำการจำแนกที่เกิดจากต้นไม้ออกจากสาเหตุอื่นๆ

- $x_1$  คือ ค่าสมาชิกของหมายเลขของวงจรที่เกิดความผิดปกติ (Circuit ID: CI)
- $x_2$  คือ ค่าสมาชิกของสภาพอากาศ (Weather: WE)
- $x_3$  คือ ค่าสมาชิกของฤดูกาล (Season: SE)
- $x_4$  คือ ค่าสมาชิกของช่วงเวลาของวันที่เกิดความผิดปกติ (Time of day: TD)
- $x_5$  คือ ค่าสมาชิกของจำนวนเฟสที่ได้รับผลกระทบ (Numbers of Phase effect: NP)
- $x_6$  คือ ค่าสมาชิกของหมายเลขของอุปกรณ์ที่ทำงาน (Protective Device: PD)

โดยที่ค่าสมาชิกของแต่ละชนิดของข้อมูลป้อนเข้าดังตารางที่ 3.2

ตารางที่ 3.2 ค่าของสมาชิกแต่ละชนิดของข้อมูลป้อนเข้า [14], [16], [19]

ชนิดของข้อมูลป้อนเข้า	สมาชิก
Circuit ID	ทุกหมายเลขของวงจรที่ถูกนำมาพิจารณา
Weather	Fair, cold, rain, wind, wind & lightning, lightning, hail, snow, ice, hot, storm
Season	Spring, summer, fall, winter
Time of day	Midnight, morning, afternoon, evening
Numbers of Phase effect	A-G,B-G,C-G,A-B,A-C,B-C,A-B-G,A-C-G,B-C-G,A-B-C,A-B-C-G
Protective Device	อุปกรณ์ป้องกันหม้อแปลง, เซอร์กิตเบรกเกอร์, recoser , ฟิวส์ , ฟิวส์ หม้อแปลง, CSP หม้อแปลง, Panel Base, SEC/SVC self-clearing, Manual Device, Primary self-clearing

การประมาณตัวต้นแบบโดยสมมติว่าค่าคำตอบที่เป็นไปได้จะอยู่ในช่วงระหว่าง 0 ถึง 1 โดยความน่าจะเป็นในการจำแนกเป็นดังสมการที่ (3.35)

$$P(Y = 1) = a + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 + b_4x_4 + b_5x_5 + b_6x_6 \quad (3.35)$$

เมื่อ

- $Y$  คือ ค่าตัวแปรตาม  
 $x_i$  คือ ค่าตัวแปรต้น หรือ ค่าของข้อมูลป้อนเข้า  
 $a, b_i$  คือ ค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากกระบวนการเรียนรู้

ตามหลักของความน่าจะเป็นค่าโอกาสที่จะเป็นไปได้จะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 แต่ในการทำนายด้วยค่าตัวแปรอิสระ  $x_i$  จะทำให้ค่าที่ออกมาสามารถมีค่ามากกว่า 1 และน้อยกว่า 0 ได้ เพื่อที่จะจัดการกับปัญหานี้ ค่าของความน่าจะเป็นจะถูกเปลี่ยนให้อยู่ในรูป *odds* ซึ่งจะเป็นค่าอัตราส่วนของโอกาสที่จะเกิดเหตุการณ์นั้นกับโอกาสที่จะไม่เกิดเหตุการณ์นั้น ดังสมการที่ (3.36)

$$odds(Y = 1) = \frac{P(Y = 1)}{P(Y = 0)} \quad (3.36)$$

ค่าของ *odds* ไม่มีค่าสูงสุดแต่อย่างไรก็ตามมันจะมีค่าต่ำสุดอยู่ที่ศูนย์และจะมีค่าที่เป็นบวกเสมอเพราะเป็นอัตราส่วนของค่าความน่าจะเป็น 2 ค่า

ค่า *odds* เมื่อถูกเปลี่ยนให้อยู่ในรูปของล็อกการิทึมฐานธรรมชาติซึ่งถูกเรียกว่า *logit* สามารถเป็นจำนวนบวกหรือจำนวนลบก็ได้ ดังสมการที่ (3.37)

$$\text{logit}(Y = 1) = \ln[\text{odds}(Y = 1)] = \alpha + \beta x \quad (3.37)$$

โดยที่  $\alpha$  และ  $\beta$  คือ ค่าของพารามิเตอร์ที่ได้จากขั้นตอนการเรียนรู้ จากสมการที่ (3.36) สามารถเขียนให้อยู่ในรูปของสมการความน่าจะเป็นดังสมการที่ (3.38)

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta x)}} \quad (3.38)$$

LR ถูกนำมาประยุกต์ใช้สำหรับเป็นขั้นตอนวิธีการจำแนกเพื่อแยกรูปแบบระบบ 2 กลุ่มออกจากกันโดยที่มีตัวแปรที่เราไม่ทราบค่าคือ  $\alpha$  และ  $\beta$  ซึ่งสามารถประมาณได้จากข้อมูลที่ผ่านขั้นตอนการเรียนรู้ ในขั้นตอนวิธีนี้มีข้อดีที่ว่าสามารถระบุได้ว่าลักษณะเด่นค่าใดที่มีอิทธิพลต่อ



การเกิดเหตุการณ์ดังกล่าวได้แต่ต้องมีเงื่อนไขที่ว่าลักษณะเด่นแต่ละตัวต้องไม่เป็นฟังก์ชันซึ่งกันและกัน

### 3.8.3 ขั้นตอนวิธีการเหนี่ยวนำ

วิธีการเหนี่ยวนำแบบ CN-2 (CN-2 induction) เป็นงานการสร้างระบบผู้เชี่ยวชาญวิธีการเหนี่ยวนำให้เกิดคำอธิบายแนวคิดจากตัวอย่างได้พิสูจน์แล้วว่ามียุทธศาสตร์ในการลดความแออัดของการรวบรวมความรู้ (Mowforth, 1986) ใน 2 กลุ่มของระบบ คือ ID3 (Quinlan, 1983) และ AQ (Michalski, 1969) เป็นขั้นตอนวิธีที่ได้รับประโยชน์อย่างยิ่งในอดีตขั้นตอนวิธีเหล่านี้ถือว่าเป็นวิธีพื้นฐานของแนวคิดการจำแนกประเภทข้อมูลแบบที่ต้องมีการเรียนรู้ อย่างไรก็ตามการประยุกต์ใช้งานในโลกแห่งความเป็นจริงต้องการขั้นตอนวิธีที่มีการจัดเก็บข้อมูลที่มีความแม่นยำโดยทั่วไป ต้องมีกลไกที่ไม่เกินความจำเป็นในการใช้ข้อมูลและต้องจำเป็นต้องมีความยืดหยุ่นของข้อจำกัดที่เกิดขึ้นจากขั้นตอนการเรียนรู้ของขั้นตอนวิธีจำแนกประเภทข้อมูล [20]

กฎการเหนี่ยวนำโดย CN2 แต่ละกฎจะมีรูปแบบคือ 'if <complex> then predict <class>' การลำดับของกฎได้แสดงให้เห็นรูปแบบที่เรียกว่า ลำดับการตัดสินใจ (decision list) และกฎสุดท้ายในลำดับของ CN2 เรียกว่า กฎเริ่มต้น (Default rule) ซึ่งเป็นเพียงแค่การทำนายที่เกิดขึ้นในกลุ่มเดียวกันของชุดข้อมูลการเรียนรู้สำหรับตัวอย่างใหม่ทั้งหมด

การใช้ CN2 สำหรับการเหนี่ยวนำกฎในการจำแนกตัวอย่างใหม่ CN2 พยายามที่จะลำดับกฎจนกระทั่งเงื่อนไขหนึ่งจะเข้าเงื่อนไขที่พึงพอใจ การทำนายของกฎนี้จะถูกกำหนดจากตัวอย่าง ดังนั้นการลำดับของกฎจะมีความสำคัญถ้าไม่มีการเหนี่ยวนำกฎที่ทำให้เกิดค่าที่พึงพอใจ กฎเริ่มต้นในขั้นตอนสุดท้ายจะกำหนดสำหรับกลุ่มทั่วไปของตัวอย่างใหม่ [20]

CN2 ใช้การวัดเอนโทรปีข้อมูลตามทฤษฎี ดังแสดงในสมการที่ (3.39)

$$Entropy = -\sum_i p_i \log_2(p_i) \quad (3.39)$$

เพื่อให้มีการประเมินคุณภาพที่ซับซ้อน (ค่าเอนโทรปีต่ำจะมีความซับซ้อนสูง) หน้าที่นี้จึงครอบคลุมจำนวนตัวอย่างและตัวอย่างบางส่วนของกลุ่มอื่นๆด้วยเหตุนี้ค่าเชิงความซับซ้อนดังกล่าวจึงใช้ในขั้นตอนการเรียนรู้สำหรับข้อมูลเมื่อใช้ในการทำนายเพื่อให้ครอบคลุมกับข้อมูลเมื่อทดสอบความสำคัญของระบบจะใช้อัตราส่วนความน่าจะเป็นทางสถิติ (Kalbfleish, 1979) ดังสมการที่ (3.40)

$$2 \sum_{i=1}^n f_i \log\left(\frac{f_i}{e_i}\right) \quad (3.40)$$

เมื่อ

$(f_1, f_2, f_3, \dots, f_n)$  คือ ค่าสังเกตการกระจายตัวของความถี่ในกลุ่มตัวอย่าง  
 $(e_1, e_2, e_3, \dots, e_n)$  คือ ค่าความคาดหวังของการกระจายตัวของความถี่ในข้อมูลที่เหมือนกัน  
 ของตัวอย่างที่อยู่บนเงื่อนไขบนกลุ่มตัวอย่างที่ได้จากการสุ่ม

การประยุกต์ใช้งาน

การประยุกต์ใช้งานของ CN-2 algorithm ได้ถูกนำเสนอไว้ใน [3] เพื่อใช้จำแนกความผิดปกติ  
 พร่องจากการเหนี่ยวนำจากฟ้าผ่า ต้นไม้ และสัตว์ โดยใช้ค่าข้อมูลป้อนเข้าดังตารางที่ 3.3

ตารางที่ 3.3 ค่าของสมาชิกแต่ละชนิดของข้อมูลป้อนเข้า [3]

ชนิดของข้อมูลป้อนเข้า		สมาชิก
ฤดูกาล		Spring, summer, fall, winter
ช่วงเวลาของวัน		Daytime, Nighttime
ค่าแรงดันอาร์คสูงสุด		ระบุเป็นจำนวนที่คำนวณได้
ตำแหน่งของมุมแทรกบนลูกคลื่นแรงดัน		ใกล้เคียงกับค่ายอดและห่างจากค่ายอด
ขนาดของค่าอิมพีแดนซ์ลวดวงจร		ค่าอิมพีแดนซ์ค่าสูงและอิมพีแดนซ์ค่าต่ำ
องค์ประกอบ	สเกลที่ 1	ระบุเป็นค่าที่คำนวณได้
	สเกลที่ 2	ระบุเป็นค่าที่คำนวณได้

CN-2 Algorithm ถูกนำมาประยุกต์ใช้สำหรับเป็นขั้นตอนวิธีการจำแนกเพื่อจำแนก  
 ความผิดปกติพร่องจากการเหนี่ยวนำจากฟ้าผ่า ต้นไม้และสัตว์ออกจากกัน ขั้นตอนวิธีนี้มีข้อดีที่ว่า  
 เหมาะสำหรับการจำแนกกรณีเป็น Majority class แต่ก็ยังไม่ข้อเสียตรงที่มีความซับซ้อนในการหาค่า  
 เงื่อนไขต่างๆ

### 3.8.4 ขั้นตอนวิธีแบบฟัซซี่

ขั้นตอนวิธีการจำแนกแบบฟัซซี่ (Fuzzy Classification) ซึ่งถูกนำเสนอโดย Ishibuchi et  
 al. เพื่อแก้ปัญหาคำถามกรณีที่มีจำนวนของข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบในแต่ละกรณีไม่เท่ากัน E-  
 algorithm ถูกประยุกต์ใช้ในการจำแนกความผิดปกติพร่องจากต้นไม้ สัตว์และฟ้าผ่า [18]

ขั้นตอนวิธีฟัซซีที่มีความสามารถที่ดีในการใช้ข้อมูลจำพวกที่มีสิ่งรบกวนข้อมูลน้อยและกรณีมีจำนวนข้อมูลเท่ากัน แต่มีข้อเสียที่ว่ามีความแม่นยำที่ไม่ดีนักเมื่อทำการจำแนกข้อมูลที่มีจำนวนเหตุการณ์ของแต่ละกรณีที่ไม่เท่ากัน ดังนั้นจะถูกดัดแปลงและขยายออกมาเป็น E-algorithm ซึ่งมีความสามารถในการจำแนกกรณีที่มีจำนวนเหตุการณ์ของแต่ละสาเหตุที่ไม่เท่ากัน

### 1) Fuzzy set และ Fuzzy Rule

ขั้นตอนวิธีการจำแนกแบบฟัซซี ประกอบด้วย 2 ส่วน คือ

- Fuzzy set ทำหน้าที่ระบุหน้าที่ของสมาชิกแต่ละตัว
- Fuzzy Rule ทำหน้าที่ระบุเหตุผลของการจำแนกจาก สมาชิกของ Fuzzy set

สมมติว่าระบบมี  $K$  กฎ มีจำนวนข้อมูลป้อนเข้า  $m$  จำนวนและข้อมูลป้อนออก  $n$  จำนวน ดังนั้น กฎที่  $k$  สามารถถูกแสดงดังสมการที่ (3.41)

$$R_k : IF x_1 is A_{1,k} AND \dots AND x_m is A_{m,k} THEN y is B_k \quad (3.41)$$

เมื่อ

$$k = 1, 2, 3, \dots, K$$

$$A_{i,k}, i = 1, 2, 3, \dots, m$$

Fuzzy set สำหรับข้อมูลป้อนเข้า  $x_i$  ในกฎของ  $R_k$  และ  $B_k$  คือ fuzzy set สำหรับค่าข้อมูลป้อนออกที่  $y$  ในกฎของ  $R_k$

Fuzzy rule สามารถเขียนอยู่ในรูปของเวกเตอร์ได้ดังสมการที่ (3.42)

$$A_k \Rightarrow B_k, \quad \text{where } A_k = (A_{1,k}, \dots, A_{m,k}). \quad (3.42)$$

การกำหนดหน้าที่ของสมาชิกในเซตและกฎของฟัซซีส่วนใหญ่จะใช้องค์ความรู้ที่เพียงพอจากผู้เชี่ยวชาญ

### 2) Support และ Confidence

ความหมายของ  $Support(X_k \Rightarrow Y_k)$  แสดงในสมการที่ (3.43)

$$Support(X_k \Rightarrow Y_k) = P(X_k \cap Y_k) \quad (3.43)$$

และ ความหมายของ  $Support(X_k \Rightarrow Y_k)$  แสดงในสมการที่ (3.44)

$$\text{confidence}(X_k \Rightarrow Y_k) = P(Y_k | X_k) = \frac{P(X_k \cap Y_k)}{P(X_k)} \quad (3.44)$$

เมื่อ  $P(\cdot)$  หมายถึง ความน่าจะเป็น

การวัดทั้ง 2 ประเภทถูกขยายจากรุ่นของฟัซซีโดยใช้ความเข้ากันได้ของข้อมูลตัวอย่างกับข้อบังคับ

ความเข้ากันได้ของ  $X_l$  กับ กฎที่  $k$  ถูกเขียนอยู่ในรูป  $\mu_{A_k}(x_l)$  ซึ่งถูกเขียนแสดงในสมการที่ (3.45)

$$\mu_{A_k}(x_l) = \mu_{A_{1,k}}(x_{1,l}) \times \dots \times \mu_{A_{m,k}}(x_{m,l}) \quad (3.45)$$

เมื่อ

$X_l = (x_{1,l}, x_{2,l}, x_{3,l}, \dots, x_{m,l})$  คือ ชุดข้อมูลตัวอย่างที่  $l$  โดยที่  $l = 1, 2, 3, \dots, N$

$N$

คือ จำนวนข้อมูลตัวอย่างทั้งหมด

$m$

คือ จำนวนของคุณลักษณะในแต่ละข้อมูลตัวอย่าง

$\mu_{A_{i,k}}(x_{i,l}), i = 1, 2, 3, \dots, m$

คือ สมาชิกของคุณลักษณะ  $x_{i,l}$  ในความสัมพันธ์ของสมาชิกของฟัซซีที่เกิดก่อน  $A_{i,k}$  ของกฎ  $R_k$

Normalized fuzzy version ของ support คือ  $s(A_k \Rightarrow B_k)$  คือ อัตราส่วนผลรวมในรูปอย่างง่ายของความเข้ากันได้ในกลุ่มของข้อมูล  $B_k$  กับกฎที่  $k$  ในจำนวนข้อมูลทั้งหมด ดังในสมการที่ (3.46)

$$s(A_k \Rightarrow B_k) = \frac{\frac{\sum_{l \in B_k} \mu_{A_k}(x_l)}{N_{B_k} / N}}{N} \quad (3.46)$$

Normalized fuzzy version ของ confidence คือ  $c(A_k \Rightarrow B_k)$  คือ ร้อยละของผลรวมในรูปอย่างง่ายของความเข้ากันได้ในชุดข้อมูล  $B_k$  ของกฎที่  $k$  ของผลรวมความเข้ากันได้ของชุดข้อมูลกฎที่ดังสมการที่ (3.47)

$$c(A_k \Rightarrow B_k) = \frac{\frac{\sum_{l \in B_k} \mu_{A_k}(x_l)}{N_{B_k} / N}}{\sum_{l=1}^N \mu_{A_k}(x_l)} \quad (3.47)$$

## 3) การประยุกต์ใช้งานของ E-algorithm

ค่าของข้อมูลป้อนเข้าได้ถูกนำเสนอไว้ 6 ประเภทดังตารางที่ 3.4

ตารางที่ 3.4 ค่าของสมาชิกแต่ละชนิดของข้อมูลป้อนเข้า

ชนิดของข้อมูลป้อนเข้า	สมาชิก
Circuit ID	ทุกหมายเลขของวงจรที่ถูกนำมาพิจารณา
Weather	Fair, cold, rain, wind, wind & lightning, lightning, hail, snow, ice, hot, storm
Season	Spring, summer, fall, winter
Time of day	Midnight, morning, afternoon, evening
Numbers of Phase effect	X, Y ,Z ,XY ,XZ ,YZ ,XYZ , no information
Protective Device	อุปกรณ์ป้องกันหม้อแปลง, เซอร์คิตเบรกเกอร์, recoser , ฟิวส์ , ฟิวส์ หม้อแปลง, CSP หม้อแปลง, Panel Base, SEC/SVC self-clearing, Manual Device, Primary self-clearing

## 3.8.5 การวิเคราะห์แยกแยะแบบเชิงเส้น

การวิเคราะห์แยกแยะแบบเชิงเส้น (Linear Discriminate Analysis) เป็นวิธีการอย่างง่ายสำหรับขั้นตอนวิธีการจำแนกถูกสร้างขึ้นจากการรวมกันเชิงเส้น (Linear combination) ของลักษณะเด่นในสมาชิกของการเรียนรู้ วัตถุประสงค์ของการวิเคราะห์ด้วย LDA คือ การที่ลดมิติของข้อมูลแต่ยังคงรักษาความเป็นเอกลักษณ์ของข้อมูลเท่าที่จะเป็นไปได้ [21]

สมมติสมาชิกที่มีขนาด D มีสมาชิก  $\{x^1, x^2, x^3, \dots, x^N\}$  N1 อยู่ในคลาสของ  $\omega_1$  และ N2 อยู่ในคลาสของ  $\omega_2$  เราสามารถเขียนให้อยู่ในรูปที่เรียกว่า discriminate function ดังสมการที่ (3.48)

$$D = w^T X = \sum_{i=1}^N w_i x^i \quad (3.48)$$

สมการที่ (3.48) ใช้ในการจำแนกข้อมูลใหม่ที่ยังไม่รู้กลุ่ม

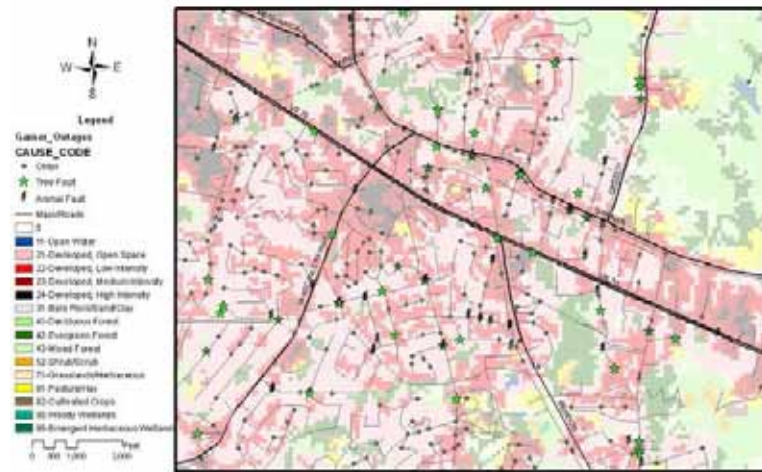
LDA สมมติว่า X เป็นเป็นการกระจายตัวของข้อมูลที่มีหลายมิติอย่างเป็นแบบปกติและภายในของแต่ละกลุ่มความแปรปรวน  $\sum_c$  จะมีค่าเท่ากันในกลุ่มที่ต่างกัน ใน Bayesian

optimal discriminate function สำหรับปัญหาการจัดกลุ่ม 2 กลุ่มสามารถเขียนได้ดังสมการที่ (3.49)

$$D = [\sum^{-1}(\mu_1 - \mu_0)]^T X \quad (3.49)$$

เมื่อ  $\mu_0$ ,  $\mu_1$  คือ ค่าเฉลี่ยภายในกลุ่มของ X

ในบทความได้ใช้การบันทึกข้อมูลจาก Geographic Information System (GIS) ซึ่งเป็นระบบของข้อมูลที่มีความสามารถในการรวบรวมข้อมูลเก็บข้อมูลสร้างข้อมูลใหม่จากข้อมูลที่มีวิเคราะห์แชรข้อมูลและแสดงผลในกราฟรูปภาพ ดังแสดงในภาพที่ 3.16



ภาพที่ 3.16 รูปภาพและข้อมูลที่ได้จากการบันทึกของ GIS [21]

ค่าของข้อมูลป้อนเข้าได้ถูกนำเสนอไว้ 6 ประเภท ดังตารางที่ 3.5

ตารางที่ 3.5 ค่าของสมาชิกแต่ละชนิดของข้อมูลป้อนเข้า [21]

ชนิดของข้อมูลป้อนเข้า	สมาชิก
Weather	Clear Weather, Extreme Temperature, Raining ,Thunderstorm, Windy
Season	Spring, summer, fall, winter
Land use	Developed, Forest, Grassland, Cultivated, Wetlands
Distance to tree	บอกเป็นระยะทางจากจุดเกิดความผิดปกติไปยังสถานีไฟฟ้าที่ใกล้ที่สุด
Distance to road	บอกเป็นระยะทางที่รถใช้เดินทางจากจุดเกิดความผิดปกติไปยังสถานีไฟฟ้าที่ใกล้ที่สุด
Hourly Max wind Speed	ค่าความเร็วของลมที่สูงที่สุดของแต่ละชั่วโมง

### 3.8.6 ระบบผู้เชี่ยวชาญ

ระบบผู้เชี่ยวชาญ (Expert System) เป็นการจำลองการแก้ไขปัญหาของมนุษย์ ที่ต้องอาศัยความรู้ ความชำนาญและประสบการณ์ เพื่อมาระบุเงื่อนไขต่างๆในการแก้ปัญหา [10]

#### 1. โครงสร้างของระบบผู้เชี่ยวชาญ

โครงสร้างของระบบผู้เชี่ยวชาญประกอบด้วย 4 ส่วนหลัก

- ส่วนจัดหาความรู้ (Acquisition module)

ทำหน้าที่จัดหาความรู้จากแหล่งต่างๆ เช่น ผู้เชี่ยวชาญทางด้านสาขาอื่นๆ หรืออาจจะเป็นตัวรับ นิติสาร บทความ อินเทอร์เน็ต เป็นต้น

- ฐานความรู้ (Knowledge base)

ในส่วนนี้ทำหน้าที่เหมือนหน่วยความจำสำหรับเก็บข้อมูลที่ได้จากการจัดหา เพื่อสะดวกต่อไปในขั้นตอนการอนุมาน

- ส่วนควบคุมการอนุมาน (inference engine)

เป็นส่วนของการใช้ความรู้ในการกลั่นกรอง วิเคราะห์ความรู้จากฐานข้อมูล โดยมีการทำงานประกอบด้วย 3 ส่วน ดังนี้

1. การควบคุมส่วนการทำงาน เป็นการกำหนดลำดับของขั้นตอนต่างๆ

2. วิธีการให้เหตุผล เป็นตัวกำหนดวิธีการให้เหตุผลของการอนุมาน

3. กลวิธีใกล้เกลี่ยความขัดแย้ง เป็นกระบวนการที่ทำการคัดกรองและเลือกเหตุผลหรือกฎที่ดีที่สุดเพื่อนำไปใช้งานของระบบผู้เชี่ยวชาญ

- ส่วนติดต่อกับผู้ใช้งาน

เป็นส่วนที่ติดต่อกับผู้ใช้งาน โดยผู้ใช้งานจะสามารถได้รับคำปรึกษาหรือผลตอบผ่านระบบผู้เชี่ยวชาญ และสามารถป้อนผลตอบกลับไปยังระบบผู้เชี่ยวชาญได้เพื่อใช้เก็บอยู่ในฐานความรู้และทำการอนุมานต่อไป

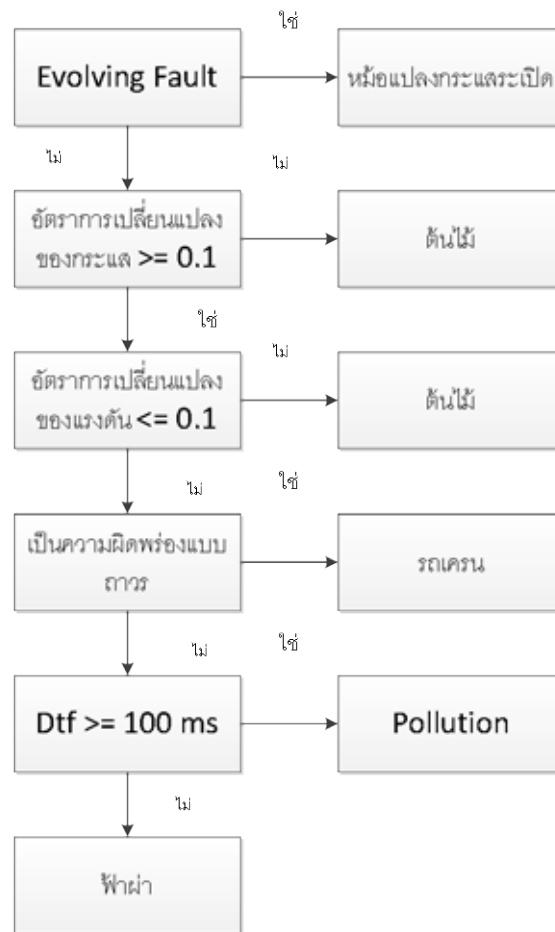
2. ข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลป้อนเข้า

ในบทความ[1] ได้ใช้ค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงของกระแสและแรงดันเทียบกับเวลาเป็นส่วนหนึ่งของข้อมูลป้อนเข้า

3. การประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีของระบบผู้เชี่ยวชาญ

การใช้ระบบผู้เชี่ยวชาญในการจำแนกสาเหตุของความผิดปกติ ได้นำมาใช้เพื่อกำหนดเงื่อนไขของ แผนภาพต้นไม้ดังที่ได้เสนอไว้ใน[1] การกำหนดเงื่อนไขได้แสดงไว้ ดังภาพที่ 3.17





ภาพที่ 3.17 แผนภาพต้นไม้โดยใช้ระบบผู้เชี่ยวชาญในการสร้างเงื่อนไข[1]

จากงานวิจัยในอดีตพบว่ามีการใช้ขั้นตอนวิธีสำหรับการแก้ปัญหาการรู้จำรูปแบบที่มีความหลากหลาย แต่จุดประสงค์ของการวิจัยในแต่ละวิธี คือ พยายามหาวิธีที่เหมาะสมในการแก้ปัญหาของงานนั้นๆเอง จากที่ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาขั้นตอนวิธีที่เคยได้ถูกนำเสนอตั้งกล่าวพบว่า โครงข่ายประสาทเทียมสามารถประยุกต์ใช้งานได้อย่างกว้างขวางหลากหลายแขนงงาน และขั้นตอนวิธีการตัดสินใจแบบต้นไม้ก็เป็นขั้นตอนวิธีที่ได้รับความนิยมเช่นเดียวกัน เพราะกระบวนการทำงานภายในขั้นตอนวิธีมีความง่าย ดังนั้นในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะได้นำการประยุกต์ใช้ของทั้งสองขั้นตอนวิธีสำหรับทำการจำแนกสาเหตุของความผิดปกติที่เกิดขึ้นในระบบส่งของประเทศไทย

## บทที่ 4

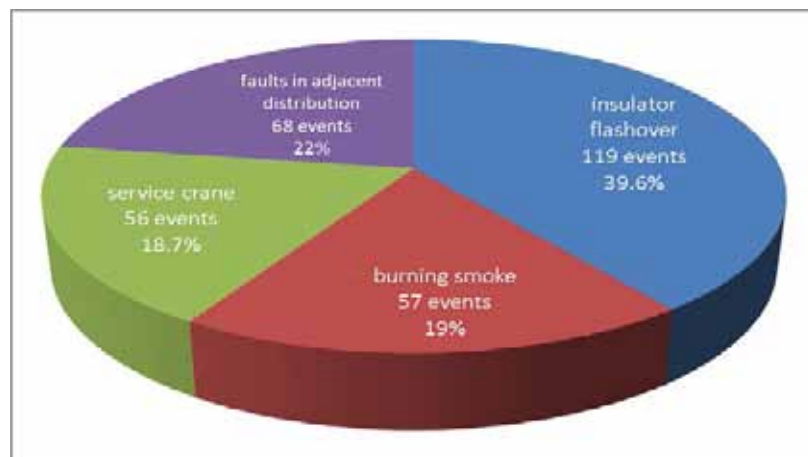
### การวิเคราะห์ซิกเนเจอร์ของความผิดปกติในระบบส่งของประเทศไทย

ในบทนี้จะกล่าวถึงการจำแนกสาเหตุของความผิดปกติในระบบส่งของประเทศไทย โดยเลือกการพิจารณาจำแนกสาเหตุของความผิดปกติที่มีการเกิดขึ้นบ่อยครั้งตามจำนวนทางสถิติของการจดบันทึกตามรายงานเหตุการณ์ข้อข้องของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย[4]

#### 4.1 สาเหตุของความผิดปกติที่พิจารณา

สาเหตุของความผิดปกติที่เกิดขึ้นในระบบส่งของประเทศไทย ได้กล่าวถึงไปแล้วในบทที่ 2 ในหัวข้อ 2.3 แต่ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงสาเหตุของความผิดปกติที่จะทำการพิจารณา โดยสาเหตุของความผิดปกติที่จะทำการพิจารณา คือ สาเหตุของความผิดปกติที่มีจำนวนเหตุการณ์มากที่สุด 4 อันดับแรกจากภาพที่ 4.1 ดังนี้

- 1) ลูกถ้วยวาบไฟ มีจำนวน 119 เหตุการณ์
- 2) ควันไฟ มีจำนวน 57 เหตุการณ์
- 3) รถเครน มีจำนวน 56 เหตุการณ์
- 4) ผลกระทบของความผิดปกติในระบบจำหน่ายข้างเคียง มีจำนวน 68 เหตุการณ์



ภาพที่ 4.1 ข้อมูลทางสถิติของสาเหตุของความผิดปกติชนิดที่พิจารณา [4]

สาเหตุที่เลือกพิจารณาเฉพาะความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจาก 4 สาเหตุนั้นเนื่องจากทั้ง 4 สาเหตุเป็นความผิดพลาดที่เกิดขึ้นบ่อยครั้งมากที่สุดและมีจำนวนเหตุการณ์ที่เพียงพอต่อการทำการศึกษา

## 4.2 การสกัดลักษณะเด่น

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะนำเสนอการใช้ลักษณะเด่นที่ได้นำเสนอไว้ในบทที่ 3 ลักษณะเด่นทั้ง 7 ประเภท ประกอบด้วย ดังนี้

- 1) อัตราการเปลี่ยนแปลงของแรงดัน ( $dv/dt$ )
- 2) อัตราการเปลี่ยนแปลงของกระแส ( $di/dt$ )
- 3) ระยะเวลาในการขจัดความผิดพลาด (FCT)
- 4) การทำงานของรีโคสเซอร์ (T/P)
- 5) ความผิดพลาดที่มีการแปรเปลี่ยนประเภท (D/nD)
- 6) จำนวนเฟสที่ได้รับผลกระทบ (M/S)
- 7) ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของกระแสผิดพลาด ( $I_n$ )

ลักษณะเด่นดังกล่าวจะเป็นข้อมูลป้อนเข้าสำหรับขั้นตอนวิธีในการจำแนกสาเหตุของความผิดพลาดจาก 4 สาเหตุ ดังนี้

- 1) ความผิดพลาดจากลูกถ้วยขาดไฟ
- 2) ความผิดพลาดจากครวินไฟ
- 3) ความผิดพลาดจากรถเครน
- 4) ความผิดพลาดจากผลกระทบของความผิดพลาดในระบบจำหน่ายข้างเคียง

ซึ่งขั้นตอนวิธีสำหรับจำแนกสาเหตุของความผิดพลาดเหล่านี้ จะอธิบายต่อไป

### 4.2.1 อัตราการเปลี่ยนแปลงของแรงดัน

ค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงของแรงดันเทียบ ( $dv/dt$ ) กับเวลาได้ถูกนำเสนอเพื่อเป็นค่าข้อมูลป้อนเข้าสำหรับการจำแนกสาเหตุของความผิดพลาดที่เกิดขึ้นในระบบส่งของประเทศมาเลเซีย [1] ดังนั้นในระบบส่งของประเทศไทยที่มีลักษณะใกล้เคียงกับระบบส่งของประเทศมาเลเซียจึงได้นำการสกัดลักษณะเด่นเหล่านี้มาประยุกต์ใช้ โดยอาศัยข้อมูลจาก DFR พร้อมทั้งรายงานวิเคราะห์เหตุการณ์ขัดข้องของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตประกอบการพิจารณา

ค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงของแรงดันเทียบกับเวลาจะพิจารณาจากค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของแรงดันเฟสในหน่วยเปอร์เซ็นต์ของเฟสที่เกิดความผิดปกติ กรณีนี้ผู้วิจัยได้นำเสนอค่าแรงดันให้อยู่ในหน่วยเปอร์เซ็นต์เพื่อที่จะกำจัดปัญหาความแตกต่างของระดับแรงดันที่จะมีผลต่อค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงของแรงดันและกระแส ถ้าความผิดปกติที่เกิดขึ้นมีมากกว่าหนึ่งเฟส ในกรณีนี้ผู้วิจัยได้นำเสนอให้ใช้ค่าเฉลี่ยของแต่ละเฟสที่เกิดความผิดปกติ

การหาค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงของแรงดันโดยพิจารณาจากผลต่างระหว่างค่าRMS ณ จุดที่  $n$  และจุดที่  $n-1$  ต่อค่าระยะเวลาห่างระหว่างจุดที่  $n$  และจุดที่  $n-1$  และหาค่าสูงสุดของค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงของแรงดัน ณ ตำแหน่งที่มีการเปลี่ยนแปลงของแรงดันสูงสุดจะเป็นตำแหน่งที่บ่งบอกถึงจุดเริ่มต้นหรือเวลาของการเริ่มเกิดความผิดปกติเป็นช่วงที่อยู่ในช่วงเวลาของสถานะชั่วคราว (transient time)

สมการการหาค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงแรงดันสูงสุดแสดงใน สมการที่ (4.1)

$$voltage\ dip = \max_{n=1}^N \left( \frac{V_{rms}(t_{n+1}) - V_{rms}(t_n)}{t_{n+1} - t_n} \right) \quad (4.1)$$

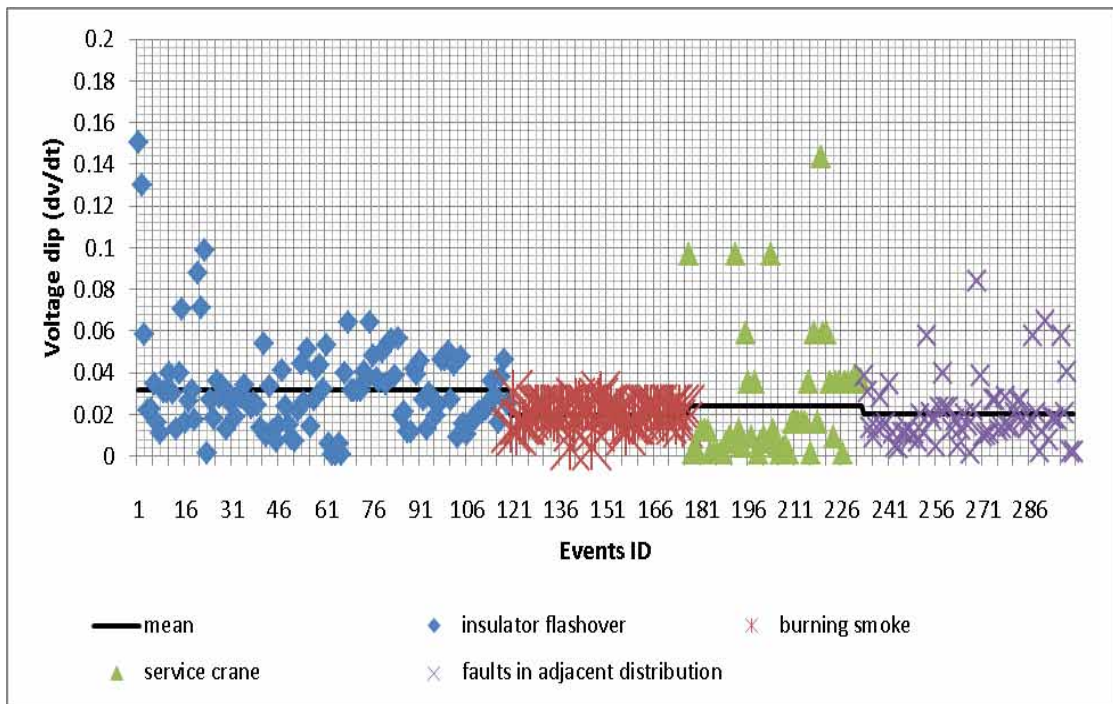
เมื่อ

$V_{rms}$  คือ รากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของค่าแรงดันเฟสที่เกิดความผิดปกติ  
 $N$  คือ ค่าจำนวนของจุดของการสุ่มของค่าแรงดันเฟสที่เกิดความผิดปกติ

ในความผิดปกติจากสาเหตุที่ต่างกันจะมีค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงของแรงดันที่แตกต่างกัน ในลักษณะนี้ค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงของแรงดันจึงเป็นค่าหนึ่งที่ใช้ในการจำแนกสาเหตุของความผิดปกติ ในการวิเคราะห์สาเหตุของความผิดปกติในระบบส่งของประเทศไทยที่ทำการพิจารณาสาเหตุของความผิดปกติออกเป็น 4 ประเภทที่ได้กล่าวมาข้างต้น พบว่าอัตราการเปลี่ยนแปลงของแรงดันแต่ละสาเหตุมีการกระจายตัวอยู่ในลักษณะที่แตกต่างกัน

ความผิดปกติจากลูกถ้วยวบไฟมีอัตราการเปลี่ยนแปลงของแรงดันมากที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับสาเหตุอื่นๆ และค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงแรงดันที่รองลงมาเกิดจากสาเหตุรถเครนคว้นไฟและผลกระทบของความผิดปกติในระบบจำหน่ายข้างเคียง ดังแสดงใน ภาพที่ 4.2 ทั้งนี้เพราะลูกถ้วยวบไฟจะมีค่าของความถี่สูงทางไฟฟ้าเป็นส่วนประกอบอยู่ในสัญญาณของแรงดันซึ่งมีลักษณะใกล้เคียงกับความผิดปกติจากฟ้าผ่า แต่ช่วงเวลาของการเกิดลูกถ้วยวบไฟจะน้อย

กว่ามาก ทั้งนี้ค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงของแรงดันยังขึ้นอยู่กับค่าอิมพีแดนซ์ของสาเหตุที่ทำให้เกิดความผิดปกติอีกด้วย



ภาพที่ 4.2 ค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงแรงดันของแต่ละสาเหตุของความผิดปกติ

จากภาพที่ 4.2 จะเห็นว่าค่าเฉลี่ยของการกระจายตัวของค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงแรงดันที่เกิดจากสาเหตุแต่ละสาเหตุจะมีค่าไม่แตกต่างกันมากนัก ดังนั้นค่าที่ได้จากการสกัดลักษณะเด่นค่านี้อาจจะมีค่าไม่เหมาะสมสำหรับการจำแนกสาเหตุของความผิดปกติหรืออาจจะทำให้ความแม่นยำและความแม่นยำในการจำแนกสาเหตุของความผิดปกติมีค่าไม่สูงนัก

#### 4.2.2 อัตราการเปลี่ยนแปลงของกระแส

ค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงของกระแส ( $di/dt$ ) ได้ถูกนำเสนอเป็นลักษณะเด่นสำหรับใช้วิเคราะห์สาเหตุของความผิดปกติในระบบส่งของประเทศมาเลเซียเช่นเดียวกับอัตราการเปลี่ยนแปลงของแรงดัน และในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้นำหลักการสกัดลักษณะเด่นนี้มาประยุกต์ใช้กับระบบส่งของประเทศไทยเพื่อทำการจำแนกสาเหตุของความผิดปกติจาก 4 สาเหตุที่ได้กล่าวไปข้างต้น โดยใช้การบันทึกข้อมูลของ DFR ประกอบกับรายงานวิเคราะห์เหตุการณ์ขัดข้องของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยสำหรับการพิจารณา

ค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงของกระแสพิจารณาจากค่าสูงสุดของผลต่างของค่า RMS ของค่ากระแส ณ จุดที่  $n$  กับจุดที่  $n-1$ หารด้วยค่าผลต่างทางเวลา ณ จุดที่  $n$  กับจุดที่  $n-1$  ค่าสูงสุดของอัตราการเปลี่ยนแปลงกระแสจะบ่งบอกถึงตำแหน่งของเวลาที่เป็นจุดเริ่มของการเกิดความผิดปกติ นั่นคือในสภาวะชั่วคราวของความผิดปกติ (transient time) เช่นเดียวกับอัตราการเปลี่ยนแปลงของแรงดัน สมการอัตราการเปลี่ยนแปลงของกระแสถูกแสดงไว้ใน สมการที่ (4.2)

$$\text{Current rate of change} = \max_{n=1}^N \left( \frac{I_{rms}(t_{n+1}) - I_{rms}(t_n)}{t_{n+1} - t_n} \right) \quad (4.2)$$

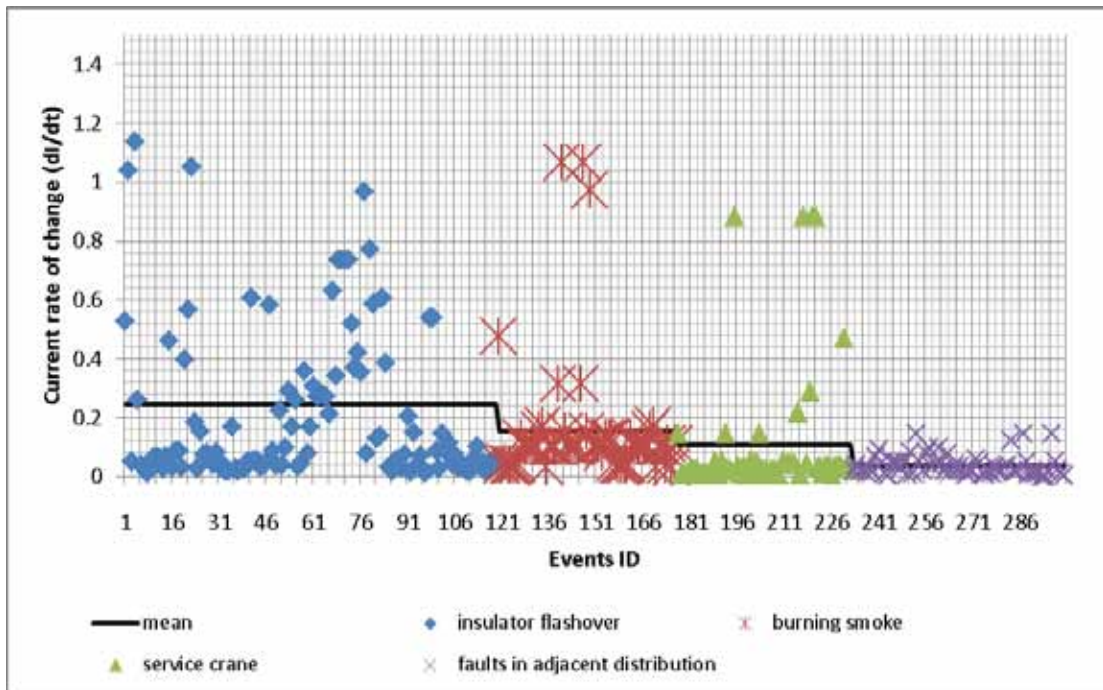
เมื่อ

$I_{rms}$  คือ รากที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของค่ากระแสในเฟสที่เกิดความผิดปกติ

$N$  คือ ค่าจำนวนของจุดของการสุ่มของค่ากระแสที่เกิดความผิดปกติ

ค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงของกระแสมีการกระจายตัวของข้อมูลที่เกิดจากสาเหตุของความผิดปกติที่ต่างประเภทกัน ดังนั้นค่าลักษณะเด่นค่านี้จึงเป็นค่าหนึ่งที่ใช้ในการจำแนกสาเหตุของความผิดปกติในระบบส่งของประเทศมาเลเซีย

สำหรับในระบบส่งของประเทศไทย ผู้วิจัยได้นำรูปแบบของการสกัดลักษณะเด่นค่านี้มาประยุกต์ใช้พบว่าอัตราการเปลี่ยนแปลงของกระแสของแต่ละสาเหตุของความผิดปกติจะมีลักษณะแตกต่างมากกว่าการพิจารณาอัตราการเปลี่ยนแปลงของแรงดัน โดยค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงของกระแสของความผิดปกติจากการลู่ถ่วงวาบไฟจะมีค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงของกระแสสูงที่สุดรองลงมาจะเป็นคว้นไฟ รถเครนและผลกระทบของความผิดปกติในระบบจำหน่ายข้างเคียงตามลำดับ ดังแสดงในภาพที่ 4.3 ความผิดปกติจากการลู่ถ่วงวาบไฟมีค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงของกระแสสูงที่สุดด้วยเหตุผลเช่นเดียวกับอัตราการเปลี่ยนแปลงของแรงดัน ส่วนความผิดปกติที่เกิดผลกระทบของความผิดปกติในระบบจำหน่ายข้างเคียงมีค่าของอัตราการเปลี่ยนแปลงของกระแสที่ต่ำที่สุดเนื่องจากเป็นความผิดปกติที่เกิดนอกโซนการป้องกันของสถานีไฟฟ้าที่ติดตั้ง DFR เป็นผลทำให้เกิดการลดทอนของสัญญาณกระแสความผิดปกติที่อยู่ไกลออกไป กระแสความผิดปกติของระบบส่งมองเห็นจะเป็นเพียงส่วนหนึ่งของกระแสลัดวงจรทั้งหมด ดังนั้นจึงส่งผลให้อัตราการเปลี่ยนแปลงของกระแสที่ DFR มองเห็นจะมีค่าต่ำความผิดปกติจากสาเหตุอื่น



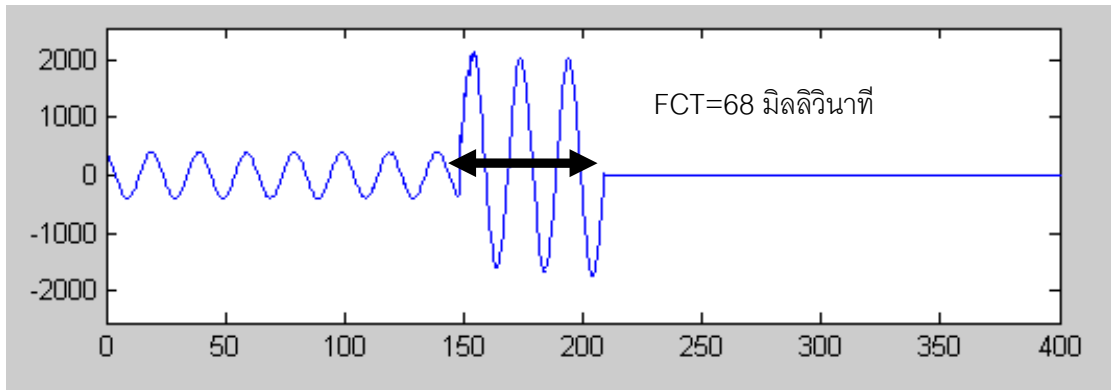
ภาพที่ 4.3 ค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงกระแสของแต่ละสาเหตุของความผิดปกติ

จากภาพที่ 4.3 จะเห็นว่าค่าเฉลี่ยของอัตราการเปลี่ยนแปลงของกระแสแต่ละสาเหตุจะมีค่าแตกต่างกันอย่างชัดเจน ดังนั้นค่าของอัตราการเปลี่ยนแปลงกระแสจะเป็นลักษณะเด่นที่ใช้จำแนกสาเหตุของความผิดปกติได้ดีกว่าค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงแรงดันที่ได้นำเสนอไปข้างต้น

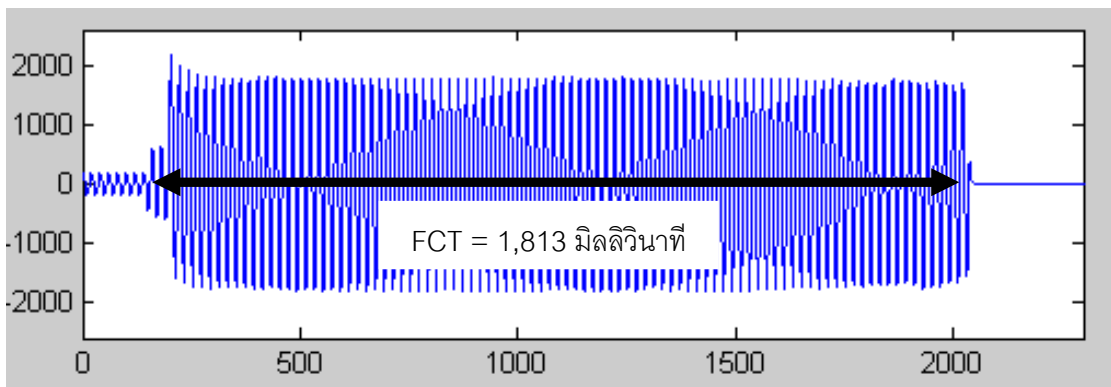
#### 4.2.3 ระยะเวลาในการขจัดความผิดปกติ

ระยะเวลาในการขจัดความผิดปกติ (FCT) ได้ถูกนำเสนอเป็นลักษณะเด่นสำหรับจำแนกสาเหตุของความผิดปกติจากสัตว์ ไฟผ่าและต้นไม้ [2] แต่ในบทวิจยดังกล่าวพบว่าการใช้ค่าระยะเวลาในการขจัดความผิดปกติเป็นลักษณะเด่นนั้นไม่ค่อยประสบความสำเร็จนัก ด้วยสาเหตุที่ว่าระยะเวลาในการขจัดความผิดปกติก่อนที่เซอร์กิตเบรกเกอร์จะทำการตัดวงจรออกจากระบบ ระยะเวลาในช่วงนี้มักจะไม่ได้ขึ้นอยู่กับสาเหตุของความผิดปกติแต่ส่วนใหญ่จะขึ้นอยู่กับความแม่นยำหรือการตั้งค่าการทำงานของอุปกรณ์ป้องกันมากกว่า

แต่ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้วิเคราะห์สาเหตุของความผิดปกติที่มีลักษณะแตกต่างกับบทความดังกล่าวและใช้ค่าระยะเวลาในการขจัดความผิดปกติเป็นลักษณะเด่นค่าหนึ่งสำหรับจำแนกสาเหตุของความผิดปกติทั้ง 4 ประเภท ที่ได้กล่าวไปข้างต้น ค่าของระยะเวลาในการขจัดความผิดปกติได้ทำการวัดจากตำแหน่งของเวลาที่กระแสเริ่มมีการผิดรูปจนกระทั่งเซอร์กิตเบรกเกอร์ทำการตัดวงจรที่เกิดความผิดปกติออกจากระบบ ดังภาพที่ 4.4 และ ภาพที่ 4.5



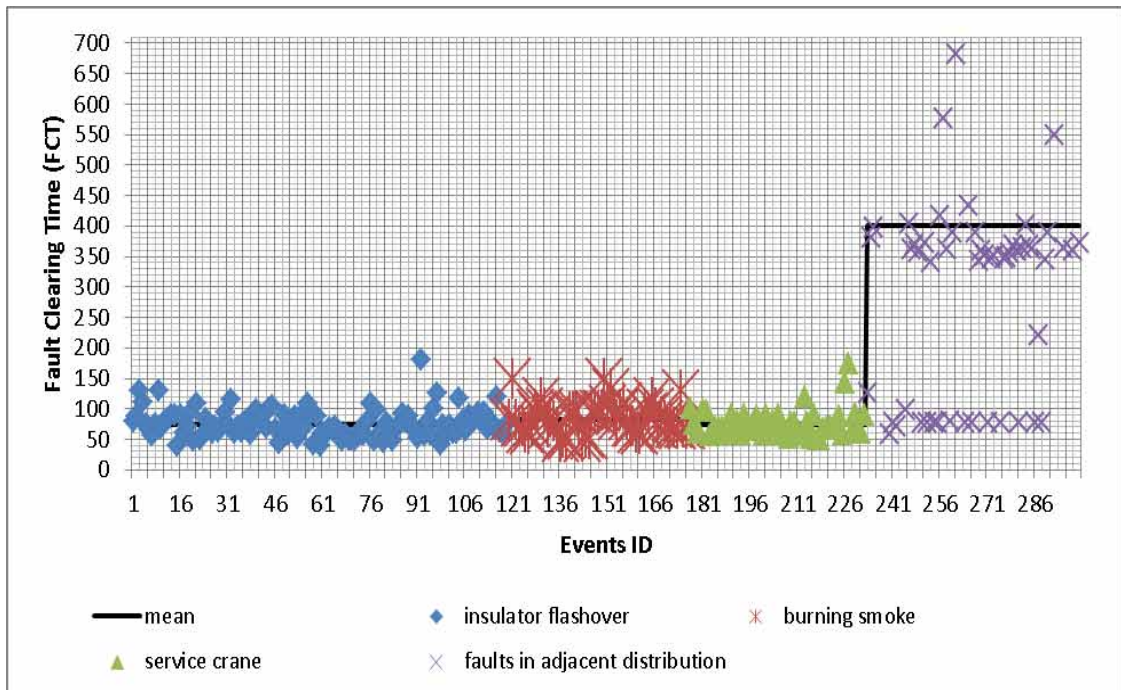
ภาพที่ 4.4 ความผิดพลาดจากลูกถ้วยวาบไฟ



ภาพที่ 4.5 ผลกระทบของความผิดพลาดในระบบจำหน่ายข้างเคียง

ในความผิดพลาดจากลูกถ้วยวาบไฟ คว้นไฟและรถเครนจะมีค่าระยะเวลาในการขจัดความผิดพลาดที่ใกล้เคียงกัน ซึ่งมีค่าไม่เกิน 200 มิลลิวินาที ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับปริมาณของกระแสลัดวงจรและผลของการตั้งค่าเวลาการทำงานของอุปกรณ์ป้องกันแต่ละสถานีไฟฟ้า แต่กรณีของความผิดพลาดจากผลกระทบของความผิดพลาดในระบบจำหน่ายข้างเคียงจะมีค่าระยะเวลาในการขจัดความผิดพลาดสูงกว่าปกติ ในส่วนนี้อาจเป็นเพราะรอยต่อระหว่างระบบส่งและระบบจำหน่ายมีการติดตั้งการทำงานของอุปกรณ์ที่ต่างกันหรืออาจจะเป็นการทำงานในส่วนหนึ่งของระบบป้องกันสำรองระหว่างกัน ความผิดพลาดจากผลกระทบของความผิดพลาดในระบบจำหน่าย เครื่องบันทึกความผิดพลาดที่ติดตั้งในสถานีที่เชื่อมกับสถานีไฟฟ้าของระบบจำหน่ายจะบันทึกได้ สัญญาณที่บันทึกได้เหล่านี้จะมีค่าของอัตราการเปลี่ยนแปลงของกระแสและแรงดันที่มีค่าต่ำกว่าความผิดพลาดจากสาเหตุอื่น ดังที่ได้กล่าวไว้แล้วข้างต้น ค่าของระยะเวลาในการขจัดความผิดพลาดของสาเหตุความผิดพลาดแต่ละชนิดได้ถูกแสดงไว้ในภาพที่ 4.6





ภาพที่ 4.6 ระยะเวลาในการขจัดความผิดปกติของความผิดปกติแต่ละสาเหตุ

จากภาพที่ 4.6 จะเห็นได้ว่าความผิดปกติจากผลกระทบของความผิดปกติในระบบจำหน่ายจะมีค่าของระยะเวลาในการขจัดความผิดปกติมากกว่ากรณีอื่นๆ นั่นแสดงให้เห็นว่าค่าของระยะเวลาในการขจัดความผิดปกตินั้นเป็นลักษณะเด่นค่าหนึ่งที่สามารถจำแนกความผิดปกติจากผลกระทบของความผิดปกติในระบบจำหน่ายข้างเคียงได้ แต่ก็ยังมีในบางกรณีของความผิดปกติจากผลกระทบของความผิดปกติในระบบจำหน่ายข้างเคียงที่มีค่าระยะเวลาในการขจัดความผิดปกติที่มีค่าใกล้เคียงกับความผิดปกติจากสาเหตุอื่น ในกรณีนี้จำเป็นต้องใช้ลักษณะเด่นค่าอื่นๆมาร่วมพิจารณา เช่น การใช้ค่าอัตราการเปลี่ยนแปลงของแรงดันและอัตราการเปลี่ยนแปลงของกระแส ประกอบการพิจารณา เป็นต้น

#### 4.2.4 การทำงานของรีโคลสเซอร์

เนื่องจากในระบบส่งของประเทศไทยความผิดปกติที่เกิดขึ้นส่วนใหญ่จะเป็นความผิดปกติแบบชั่วคราว (ระบบสามารถกำจัดสาเหตุของความผิดปกติได้ด้วยตัวระบบเอง) ซึ่งเป็นความผิดปกติที่เกิดขึ้นในสภาวะชั่วคราว ดังนั้นระบบส่งไฟฟ้าจึงมีอุปกรณ์ที่สามารถสั่งให้เซอร์กิตเบรกเกอร์ปิดวงจรจนกลับได้โดยอัตโนมัติ อุปกรณ์ตัวนี้เรียกว่า รีโคลสเซอร์ (Recloser relay)

การทำงานของรีโคลสเซอร์จะทำหน้าที่สั่งการให้เซอร์กิตเบรกเกอร์ปิดวงจรหลังจากที่เซอร์กิตเบรกเกอร์ถูกรีเลย์ประเภทอื่นสั่งการเปิดวงจรเมื่อเกิดความผิดปกติขึ้นในระบบส่ง เพื่อที่จะไม่

จำเป็นต้องรอให้เจ้าหน้าที่หน้าเข้าไปแก้ไข ณ จุดเกิดความผิดปกติ เพราะถูกพิจารณาว่าความผิดปกติส่วนใหญ่ของระบบส่งเป็นความผิดปกติแบบชั่วคราวนั่นเอง โดยปกติแล้วรีโคสเซอร์จะทำงานหลังจากที่วงจรถูกตัดออกไปจากระบบแล้วประมาณ 1 วินาทีหรือขึ้นอยู่กับความเหมาะสมในการตั้งค่าของทางเจ้าหน้าที่เอง การทำงานของรีโคสเซอร์จะทำงานเพียงครั้งเดียว ถ้าหากรีโคสเซอร์สั่งการให้เซอร์กิตเบรกเกอร์ปิดวงจรแล้ว แต่สาเหตุของความผิดปกติยังไม่สามารถถูกกำจัดออกไปจากระบบ ทำให้กระแสลัดวงจรมีค่าสูงอีกครั้ง รีเลย์จะสั่งให้เซอร์กิตเบรกเกอร์เปิดวงจรอีกครั้งและรีโคสเซอร์จะหยุดการทำงาน เรียกว่า Lockout [4]

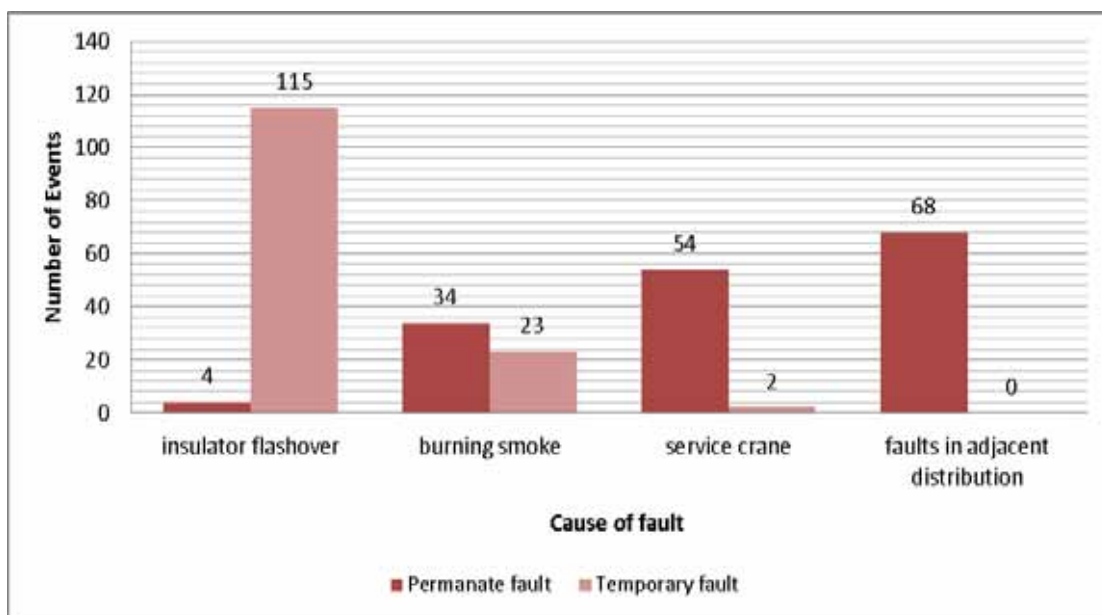
การทำงานของรีโคสเซอร์แบ่งออกเป็น 3 กลุ่ม [4] คือ

- 1) รีโคสเซอร์สั่งการให้เซอร์กิตเบรกเกอร์ปิดวงจรสำเร็จ เรียกว่า ความผิดปกติแบบชั่วคราว (ระบบสามารถกำจัดสาเหตุของความผิดปกติได้)
- 2) รีโคสเซอร์สั่งการให้เซอร์กิตเบรกเกอร์ปิดวงจรไม่สำเร็จ เรียกว่า ความผิดปกติแบบถาวร (ระบบไม่สามารถกำจัดสาเหตุของความผิดปกติได้)
- 3) รีโคสเซอร์ไม่มีการทำงาน ในกรณีนี้ทำให้ไม่สามารถสรุปได้ว่าเป็นความผิดปกติแบบใด ถือว่าเป็นความผิดพลาดของอุปกรณ์ป้องกันเอง ในกรณีนี้เจ้าหน้าที่ต้องเข้าไปจัดการแก้ไขปัญหาเองเสมือนว่าเป็นความผิดปกติแบบถาวร ทั้งนี้แท้จริงอาจจะเป็นความผิดปกติแบบชั่วคราวก็ได้

แต่ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะพิจารณาเฉพาะ 2 กรณีแรกเท่านั้น คือ พิเคราะห์เฉพาะเหตุการณ์ที่รีโคสเซอร์มีการทำงานอย่างปกติ

ในการจำแนกความผิดปกติของประเทศมาเลเซียได้ใช้ค่าการพิจารณาถึงการทำงานของรีโคสเซอร์มาทำการพิจารณาจำแนกความผิดปกติที่เกิดจากระบบนอกจากสาเหตุของความผิดปกติจากสาเหตุอื่นๆ โดยความผิดปกติจากระบบส่วนใหญ่จะเป็นความผิดปกติแบบถาวร[1] และในระบบส่งของประเทศไทย ความผิดปกติจากระบบเป็นอีกสาเหตุหนึ่งที่เกิดขึ้นอยู่บ่อยครั้ง [4] และเป็นความผิดปกติแบบถาวรเช่นเดียวกับกับระบบส่งของประเทศมาเลเซีย ดังนั้นในระบบส่งของประเทศไทยจึงได้นำลักษณะเด่นค่านี้นี้มาประยุกต์ใช้สำหรับขั้นตอนวิธีการจำแนกสาเหตุของความผิดปกติอีกค่าหนึ่ง

จากการบันทึกข้อมูลของ DFR และรายงานวิเคราะห์เหตุการณ์ขัดข้อง ทำให้เห็นถึงความผิดปกติจากระบบและความผิดปกติจากผลกระทบของความผิดปกติในระบบจำหน่ายข้างเคียงส่วนใหญ่จะเกิดเป็นความผิดปกติแบบถาวร ส่วนความผิดปกติจากลูกถ้วยวาบไฟจะเกิดเป็นความผิดปกติแบบชั่วคราวดังภาพที่ 4.7

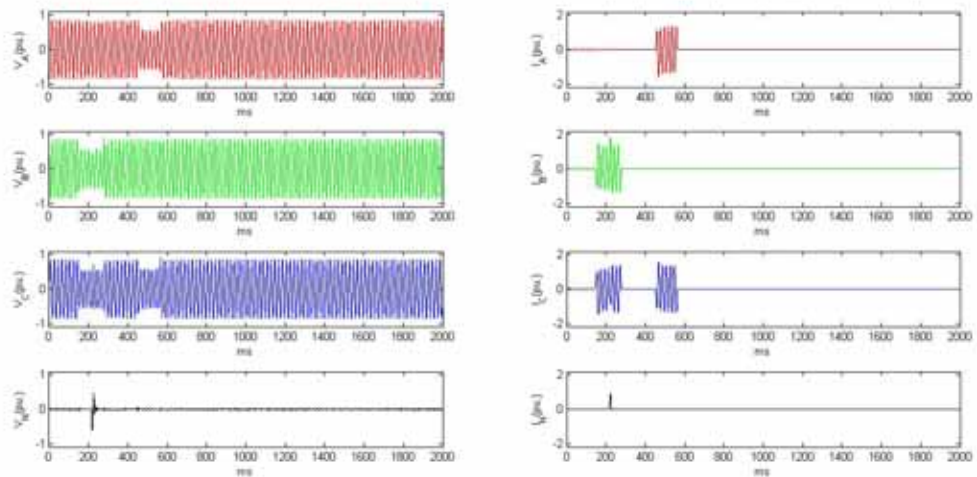


ภาพที่ 4.7 การทำงานของรีโคสเซอร์กับสาเหตุของความผิดปกติ

#### 4.2.5 ความผิดปกติที่มีการแปรเปลี่ยนประเภท

ความผิดปกติที่มีการแปรเปลี่ยนประเภท (D/nD) หมายถึง การที่ความผิดปกติสามารถเปลี่ยนประเภทของความผิดปกติได้เมื่อระยะเวลาของการเกิดไม่แตกต่างกันมากนัก ในระบบส่งของประเทศมาเลเซียได้ใช้ความถี่ความผิดปกติที่มีการแปรเปลี่ยนประเภทเป็นลักษณะเด่นในการชี้วัดว่าเป็นความผิดปกติที่เกิดขึ้นจากหม้อแปลงกระแสบิดหรือไม่ โดยพิจารณาการระเบิดของอุปกรณ์ไฟฟ้าในสถานีไฟฟ้านั้นจะทำให้เกิดเศษอุปกรณ์กระจ่ายไปกระทบเฟสอื่น ส่งผลทำให้เกิดการลัดวงจรในเวลาใกล้เคียงกัน [4]

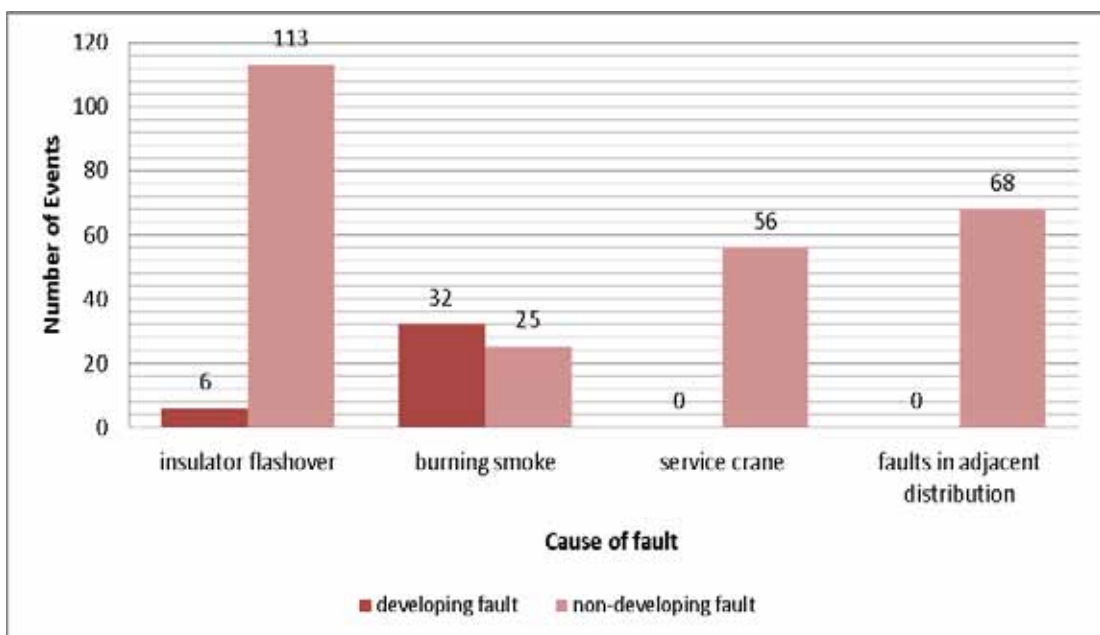
จากการบันทึกข้อมูลของ DFR และรายงานวิเคราะห์เหตุการณ์ชี้ชัดพบว่า ความผิดปกติที่มีการแปรเปลี่ยนประเภท ที่เกิดขึ้นมักจะเป็นเอกลักษณ์ของความผิดปกติจากควันทันไฟ โดยมักเกิดขึ้นในสายส่งที่เดินสายผ่านในเขตพื้นที่ที่มีการทำเกษตรกรรม เช่น การทำนา การทำไร่ อ้อย หรือในบริเวณเขตป่าไม้[4] ลักษณะของความผิดปกติที่เกิดขึ้นโดยการเผาพื้นที่เมื่อมีการทำเก็บเกี่ยวผลผลิตเสร็จแล้ว ควันทันที่เกิดจากการเผานี้จะลอยขึ้นบริเวณสายส่ง ส่งผลทำให้ความเป็นฉนวนของอากาศลดลง สามารถทนแรงดันได้น้อยลง เกิดการลัดวงจรผ่านควันทันไฟ ยิ่งไปกว่านั้นควันทันไฟอาจจะลอยปกคลุมเป็นบริเวณกว้างทำให้เกิดความผิดปกติขึ้นได้ในหลายๆจุดในเวลาใกล้เคียงกัน DFR จะเห็นลักษณะของการเปลี่ยนประเภทของความผิดปกติจากแบบหนึ่งไปยังอีกแบบหนึ่งได้ในเวลาใกล้เคียงกัน ดังแสดงในภาพที่ 4.8



ภาพที่ 4.8 สัญญาณของกระแสและแรงดันที่มีการแปรเปลี่ยนของความผิดพลาด

จากภาพที่ 4.8 จะเห็นว่า ณ เวลา มิลลิวินาทีที่ 200 เกิดความผิดพลาดแบบ B-C และเมื่อเวลาผ่านไป มิลลิวินาทีที่ 500 จะเห็นว่าความผิดพลาดเปลี่ยนเป็น A-C กรณีนี้แสดงให้เห็นว่าเหตุการณ์เหล่านี้เป็นความผิดพลาดแบบมีการแปรเปลี่ยนประเภทของความผิดพลาด

จากการศึกษาทางด้านสถิติของความผิดพลาดที่เกิดขึ้นในระบบส่งพบว่าความผิดพลาดที่มีการแปรเปลี่ยนประเภท จะเป็นเอกลักษณ์ของความผิดพลาดจากคานไฟ ดังแสดงในภาพที่ 4.9



ภาพที่ 4.9 ความผิดพลาดที่มีการแปรเปลี่ยนประเภทกับสาเหตุของความผิดพลาด

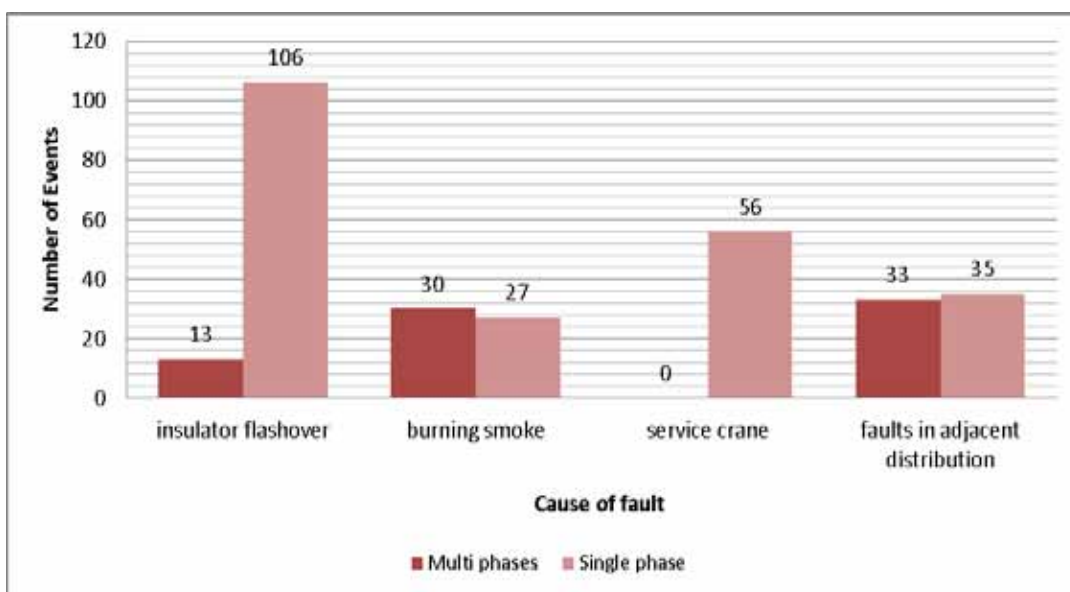
จากภาพที่ 4.9 จะเห็นได้ว่าความผิดพลาดจากลูกถ้วยวาบไฟ รถเครนและผลกระทบของความผิดพลาดในระบบจำหน่ายข้างเคียงส่วนใหญ่จะเป็นความผิดพลาดที่ไม่มีการแปรเปลี่ยนประเภท แต่ความผิดพลาดจากควันทันไฟมากกว่าร้อยละ 50 ของเหตุการณ์ที่เกิดจากควันทันไฟจะมีความผิดพลาดที่มีการแปรเปลี่ยนประเภท แสดงให้เห็นได้ว่าลักษณะการแปรเปลี่ยนประเภทของความผิดพลาดเป็นเอกลักษณ์ชนิดหนึ่งที่สามารถใช้จำแนกความผิดพลาดจากควันทันไฟออกจากความผิดพลาดชนิดอื่นๆ

#### 4.2.6 จำนวนเฟสที่ได้รับผลกระทบ

จำนวนเฟสที่ได้รับผลกระทบเป็นลักษณะเด่นอีกประเภทหนึ่งที่นิยมใช้ในหลายบทความดังที่ได้กล่าวมาในบทที่ 3 ดังนั้นในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงได้นำลักษณะเด่นค่านี้นี้มาประยุกต์ใช้ โดยจะทำการแบ่งประเภทของจำนวนเฟสที่ได้รับผลกระทบออกเป็น 2 ประเภท ดังนี้

- 1) เป็นความผิดพลาดแบบเฟสเดียว
- 2) เป็นความผิดพลาดแบบหลายเฟส

จากสาเหตุของความผิดพลาดที่ได้ทำการพิจารณาพบว่าความผิดพลาดจากลูกถ้วยวาบไฟและความผิดพลาดจากรถเครน ส่วนใหญ่ความผิดพลาดเหล่านี้จะเป็นความผิดพลาดแบบเฟสเดียว ส่วนความผิดพลาดจากควันทันไฟและความผิดพลาดจากผลกระทบของความผิดพลาดในระบบจำหน่ายใกล้เคียง จะเป็นความผิดพลาดที่มีโอกาสเกิดได้ทั้งแบบเฟสเดียวและหลายเฟสดังแสดงในภาพที่ 4.10



ภาพที่ 4.10 จำนวนเฟสที่ได้รับผลกระทบกับความผิดพลาดจากสาเหตุต่างๆ

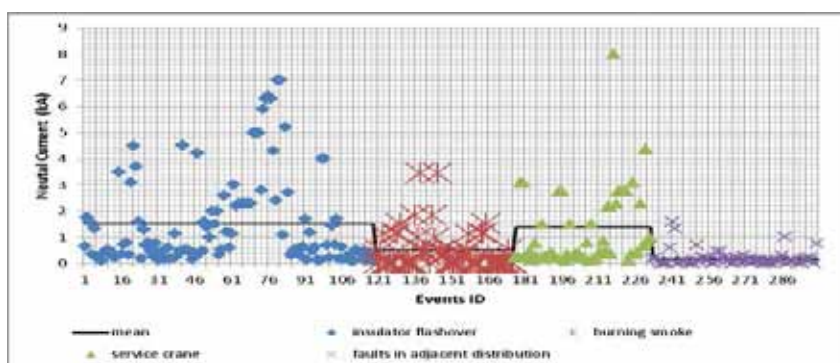
ความผิดพลาดจากรถเครนจะมีโอกาสเป็นความผิดพลาดแบบหลายเฟสได้น้อยมาก เพราะส่วนใหญ่ของความผิดพลาดประเภทนี้จะถูกลัดวงจรเพียงเฟสที่อยู่ต่ำที่สุดเพียงเฟสเดียว ดังนั้นความผิดพลาดจากรถเครนจะเป็นความผิดพลาดแบบเฟสเดียวเสมอ ความผิดพลาดแบบเฟสเดียวจึงเป็นเอกลักษณ์อย่างหนึ่งของความผิดพลาดจากลูกถ้วยวาวไฟและรถเครน

#### 4.2.7 ค่าราคาที่สองของกำลังสองเฉลี่ยของกระแสในทรี

ค่ากระแสในทรี (In) สามารถบ่งบอกถึงการที่กระแสลัดวงจรไหลผ่านสาเหตุของความผิดพลาดลงดิน ดังนั้นความผิดพลาดที่ลงดินจะมีกระแสในทรีในระดับที่สูงกว่าความผิดพลาดที่ไม่ลงดิน

ซึ่งในระบบส่งสภาวะปกติ ระบบจะอยู่ในสภาวะสมดุลทั้งสามเฟสผลรวมของค่ากระแสทั้งสามเฟสจะเป็นศูนย์หรือใกล้เคียงศูนย์ แต่ในสภาวะที่เกิดความผิดพลาดขึ้นในระบบที่กระแสสามารถไหลผ่านลงสู่พื้นดินได้จะทำให้เกิดความไม่สมดุลขึ้นในระบบ นอกจากนี้จะใช้กระแสของนิวทรีลบ่งบอกถึงสาเหตุของความผิดพลาดแล้ว กระแสในทรียังสามารถบ่งบอกถึงลักษณะความไม่สมดุลของระบบที่เกิดความผิดพลาดอีกด้วย

ค่าของกระแสในทรีสามารถใช้ในการบ่งบอกถึงสาเหตุของความผิดพลาดที่เกิดขึ้นได้ โดยจาก DFR และรายงานเหตุการณ์ขัดข้อง พบว่าความผิดพลาดจากลูกถ้วยวาวไฟและรถเครนจะเป็นความผิดพลาดที่มีค่ากระแสในทรีสูงกว่าความผิดพลาดจากควันทไฟและความผิดพลาดจากผลกระทบของความผิดพลาดในระบบจำหน่ายข้างเคียง นั่นเป็นการแสดงให้เห็นว่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากลูกถ้วยวาวไฟและรถเครนเป็นความผิดพลาดที่มีการไหลของกระแสลัดวงจรลงดิน ดังแสดงในภาพที่ 4.11 ซึ่งสอดคล้องกับลักษณะเด่นของความผิดพลาดแบบเฟสเดียว ซึ่งจะเป็นความผิดพลาดที่ลงดินเสมอและความผิดพลาดแบบเฟสเดียวก็เป็นเอกลักษณ์ของความผิดพลาดจากลูกถ้วยวาวไฟและรถเครนเช่นเดียวกับค่ากระแสในทรี



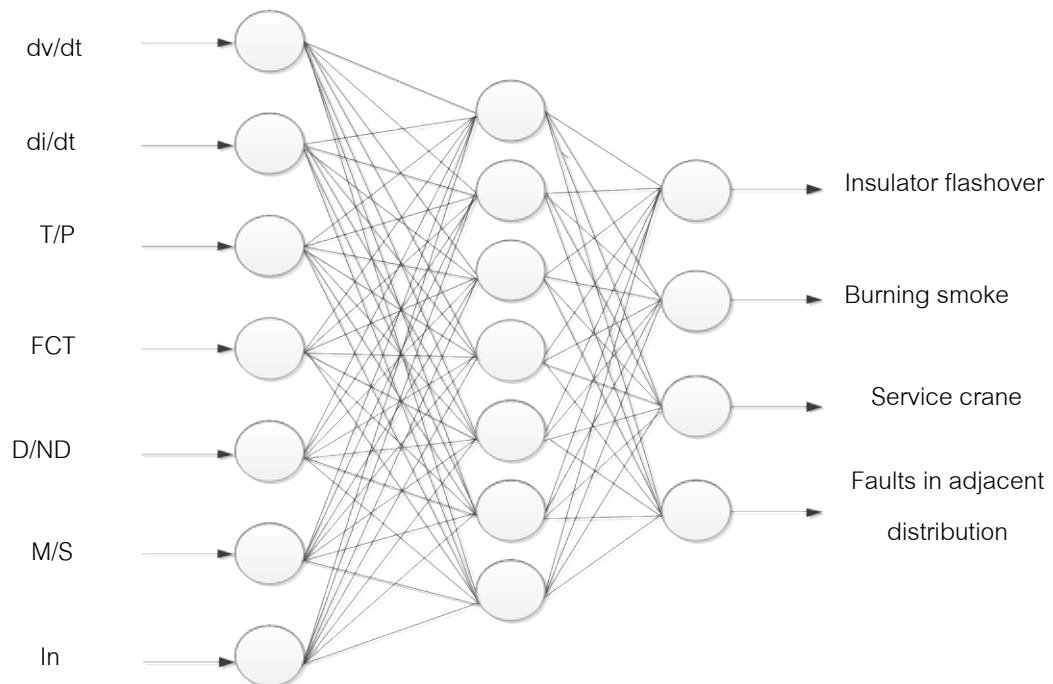
ภาพที่ 4.11 ค่ากระแสในทรีของความผิดพลาดจากสาเหตุต่างๆ

### 4.3 การประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีในการจำแนกสาเหตุของความผิดปกติ

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะได้ประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมและการตัดสินใจแบบต้นไม้สำหรับการจำแนกสาเหตุของความผิดปกติที่เกิดขึ้นในระบบส่งของประเทศไทย

#### 4.3.1 การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะได้ประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนชั้นซ่อนเพียงชั้นเดียว และที่ค่าจำนวนโนดซ่อนตั้งแต่ 4-10 โนดซ่อน มีฟังก์ชันการถ่ายโอนหรือฟังก์ชันกระตุ้น คือ ฟังก์ชันซิกมอยด์ และส่วนของขั้นตอนฝึกฝนได้ใช้การหาค่าถ่วงน้ำหนักที่ทำให้เกิดค่าความผิดพลาดต่ำที่สุด คือ คอนจูเกรตเกรเดียน (Conjugrat gradient) ประยุกต์ใช้ลักษณะเด่นที่จะนำมาเป็นข้อมูลป้อนเข้า 7 ลักษณะเด่น คือ อัตราการเปลี่ยนแปลงของแรงดัน ( $dv/dt$ ) อัตราการเปลี่ยนแปลงของกระแส ( $di/dt$ ) ระยะเวลาในการขจัดความผิดปกติ (FCT) การทำงานของรีโคสเซอร์ (T/P) ความผิดปกติที่มีการแปรเปลี่ยนประเภท (D/nD) จำนวนเฟสที่ได้รับผลกระทบ (M/S) ค่า RMS ของกระแสนิวทรัล (In) เพื่อทำการจำแนกสาเหตุของความผิดปกติจาก 4 สาเหตุ คือ ความผิดปกติจากลูกถ้วยวาบไฟ ความผิดปกติจากควันทันไฟ ความผิดปกติจากรถเครน ความผิดปกติจากผลกระทบของความผิดปกติในระบบจำหน่ายข้างเคียง ภาพที่ 4.12 แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้



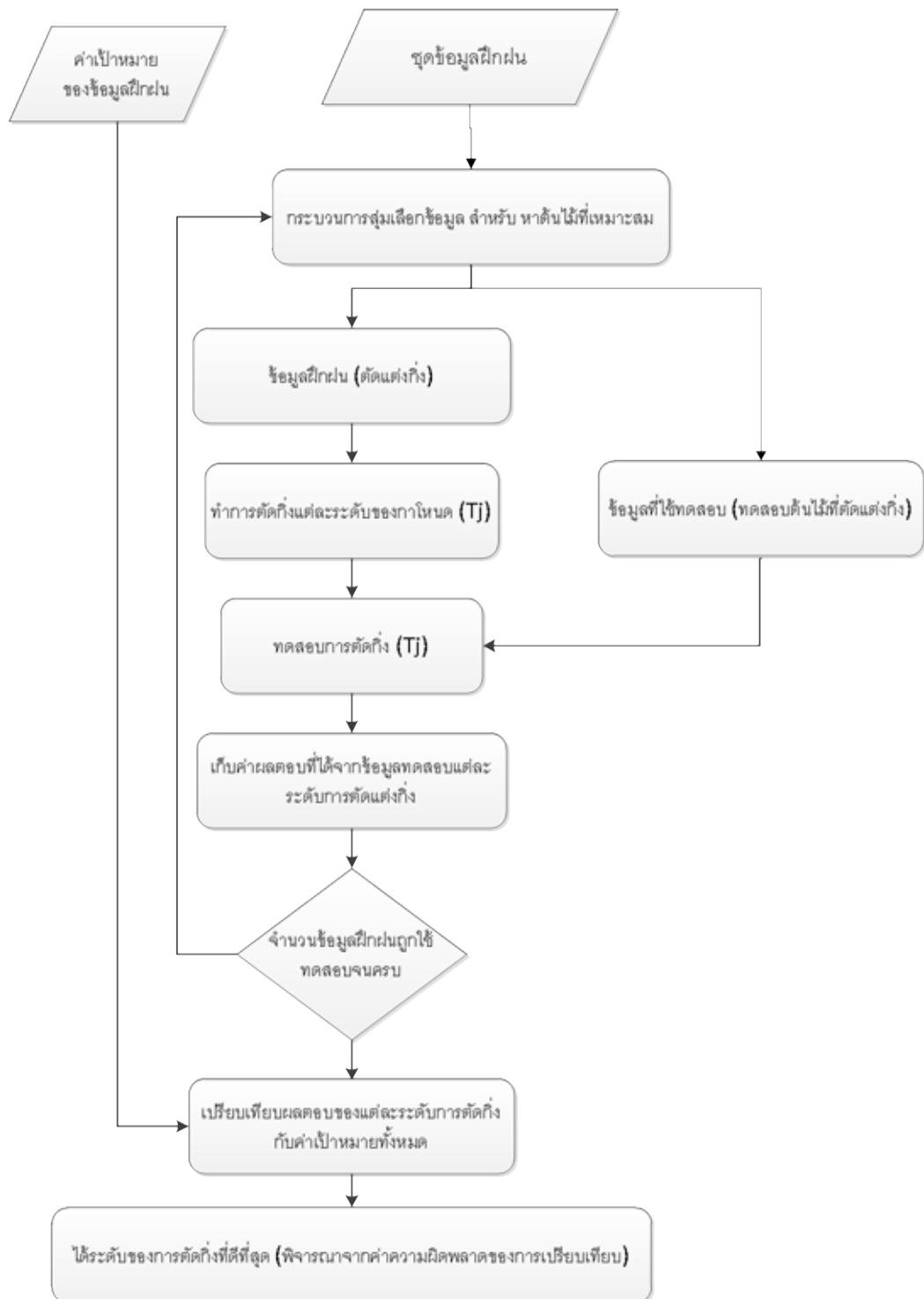
ภาพที่ 4.12 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

### 4.3.2 การประยุกต์ใช้การตัดสินใจแบบต้นไม้

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะได้ประยุกต์ใช้ขั้นตอนวิธีการตัดสินใจแบบต้นไม้แบบ ประยุกต์ใช้ ลักษณะเด่นที่จะนำมาเป็นข้อมูลป้อนเข้า 7 ลักษณะเด่น คือ อัตราการเปลี่ยนแปลงของแรงดัน ( $dv/dt$ ) อัตราการเปลี่ยนแปลงของกระแส ( $di/dt$ ) ระยะเวลาในการขจัดความผิดปกติ (FCT) การทำงานของรีโคลสเซอร์ (T/P) ความผิดปกติที่มีการแปรเปลี่ยนประเภท (D/nD) จำนวนเฟสที่ได้รับผลกระทบ (M/S) ค่า RMS ของกระแสเหนี่ยวนำ ( $I_n$ ) เพื่อทำการจำแนกสาเหตุของความผิดปกติจาก 4 สาเหตุ คือ ความผิดปกติจากลูกถ้วยวาวไฟ ความผิดปกติจากควันทไฟ ความผิดปกติจากรถครน ความผิดปกติจากผลกระทบของความผิดปกติในระบบจำหน่ายข้างเคียง

เพื่อเป็นการกำจัดปัญหาของการแตกกิ่งมากเกินไปและการกำจัดปัญหาเงื่อนไขไม่ดีที่เกิดจากการสร้างต้นไม้ จึงประยุกต์ใช้วิธีการตัดแต่งกิ่งแบบ Cost-complexity pruning ดังที่ได้กล่าวไปแล้วในบทที่ 3 มาทำการกำจัดปัญหาดังกล่าว โดยทำการตัดกิ่งให้เหลือแต่ลำดับของตำแหน่งกิ่งที่ทำให้เกิดความแม่นยำมากที่สุดในการจำแนกข้อมูลฝึกฝน กระบวนการในการทำการตัดแต่งกิ่งถูกแสดงไว้ในภาพที่ 4.13



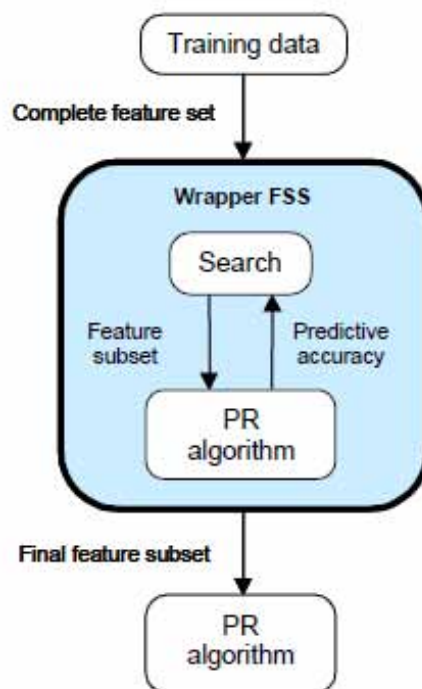


ภาพที่ 4.13 กระบวนการของการเลือกระดับการตัดกึ่ง

#### 4.4 การคัดเลือกลักษณะเด่น

การคัดเลือกลักษณะเด่น (Feature Selection) คือ การลดจำนวนขนาดของเมทริกซ์ลักษณะเด่นที่จะเป็นค่าข้อมูลป้อนเข้าของกระบวนการจำแนก[5] ประโยชน์ของการทำการคัดเลือกลักษณะเด่นจะได้ลักษณะเด่นที่เหมาะสมสำหรับการจำแนก โดยพิจารณาว่าลักษณะเด่นบางค่ามีอิทธิพลหรือความเชื่อมโยงกับค่าเป้าหมายที่มีค่าต่ำ นอกจากลักษณะเด่นเหล่านี้จะไม่ช่วยทำให้ความแม่นยำในการจำแนกสูงขึ้นแล้ว ยังเป็นผลทำให้ความแม่นยำนั้นลดลงด้วย ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะทำการประยุกต์การคัดเลือกลักษณะเด่นแบบ Sequential Forward Selection (SFS) ซึ่งเป็นลักษณะการค้นหาโดยใช้ขั้นตอนวิธี sequential ซึ่งผลตอบที่ได้เป็นการหาค่าที่ดีที่สุดแบบ local optimum

จุดประสงค์ของการค้นหาแบบ SFS เป็นลักษณะของ Wrappers Feature Subset Selection คือ เป็นแบบการจำแนกรูปแบบ ซึ่งจะมีการประเมินขีดเขตของลักษณะเด่นโดยการทำนายค่าความถูกต้อง (recognize rate on test data) โดยใช้กระบวนการตรวจสอบความถูกต้อง (Cross validation) ดังแสดงในภาพที่ 4.14



ภาพที่ 4.14 โครงสร้างของ Wrappers Feature Subset Selection [22]

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ทำการประยุกต์ใช้ Toolbox ของโปรแกรม MATH LAB เพื่อทำการคัดเลือกจำนวนลักษณะเด่นที่เหมาะสมสำหรับการจำแนก สาเหตุของความผิดปกติ โดยเริ่มต้นจะมีจำนวนของเมทริกซ์ลักษณะเด่น 7 ประเภท จะทำการเลือกลักษณะเด่นที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกสูงที่สุด แต่ในบทนี้จะทำการอธิบายเฉพาะการทำงานของ การคัดเลือกลักษณะเด่นที่เหมาะสม โดยกระบวนการหาลักษณะเด่นได้ถูกแสดง ดังภาพที่ 4.15

ตัวอย่างของการเลือกลักษณะเด่นอย่างง่าย[22] ฟังก์ชันจุดประสงค์  $J(x)$  ถ้าสมมติแต่ ละข้อมูลป้อนเข้าประกอบด้วยลักษณะเด่น 4 ค่า  $x = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$  และเป็นฟังก์ชันของฟังก์ชันจุดประสงค์ ดังแสดงในสมการ (4.3)

$$J(x) = -2x_1x_2 + 3x_1 + 5x_2 - 2x_1x_2x_3 + 7x_3 + 4x_4 - 2x_1x_2x_3x_4 \quad (4.3)$$

#### ขั้นตอนที่ 1

ทำการเลือกจากลักษณะเด่น 1 ค่าจาก 4 ค่า ได้ทั้งหมด  $\binom{4}{1} = \frac{4!}{(4-1)!!} = 4$  วิธีการดังนี้

$$J(x_1) = 3 \quad J(x_2) = 5 \quad J(x_3) = 7 \quad J(x_4) = 4$$

จะเห็นได้ว่าลักษณะเด่น  $x_3$  ทำให้เกิดค่าฟังก์ชันจุดประสงค์มากที่สุด ดังนั้น  $x_3$  จึงถูกพิจารณาเป็นลักษณะเด่นตัวถัดไป

#### ขั้นตอนที่ 2

ทำการเลือกจากลักษณะเด่น 2 ค่าจากทั้งหมด 4 ค่า โดยค่าแรกที่ถูกละเลือกคือ  $x_3$  และตัว ต่อมาต้องไม่เป็นค่าที่ซ้ำเดิมกับค่าแรก ดังนั้นจะสามารถทำการเลือกได้ 3 วิธีการ ดังนี้

$$J(x_3x_1) = 10 \quad J(x_3x_2) = 12 \quad J(x_3x_4) = 11$$

จะเห็นได้ว่าลักษณะเด่น 2 ค่าที่ทำให้เกิดค่าฟังก์ชันจุดประสงค์มากที่สุดคือ  $x_3 x_2$  ดังนั้น  $x_3 x_2$  จึงเป็นลักษณะเด่นที่ถูกละเลือก ต่อไป

#### ขั้นตอนที่ 3

ทำการเลือกจากลักษณะเด่น 3 ค่าจากทั้งหมด 4 ค่า โดยสองค่าแรกที่ถูกละเลือก คือ  $x_3 x_2$  และตัวต่อมาต้องไม่เป็นค่าที่ซ้ำเดิมกับค่าแรก ดังนั้นจะสามารถทำการเลือกได้ 2 วิธีการ ดังนี้

$$J(x_3x_2x_1) = 11 \quad J(x_3x_2x_4) = 16$$

จะเห็นได้ว่าลักษณะเด่น 3 ค่าที่ทำให้เกิดค่าฟังก์ชันจุดประสงค์มากที่สุดคือ  $x_3 x_2 x_4$  ดังนั้น  $x_3 x_2 x_4$  จึงเป็นลักษณะเด่นที่ถูกเลือก ต่อไป

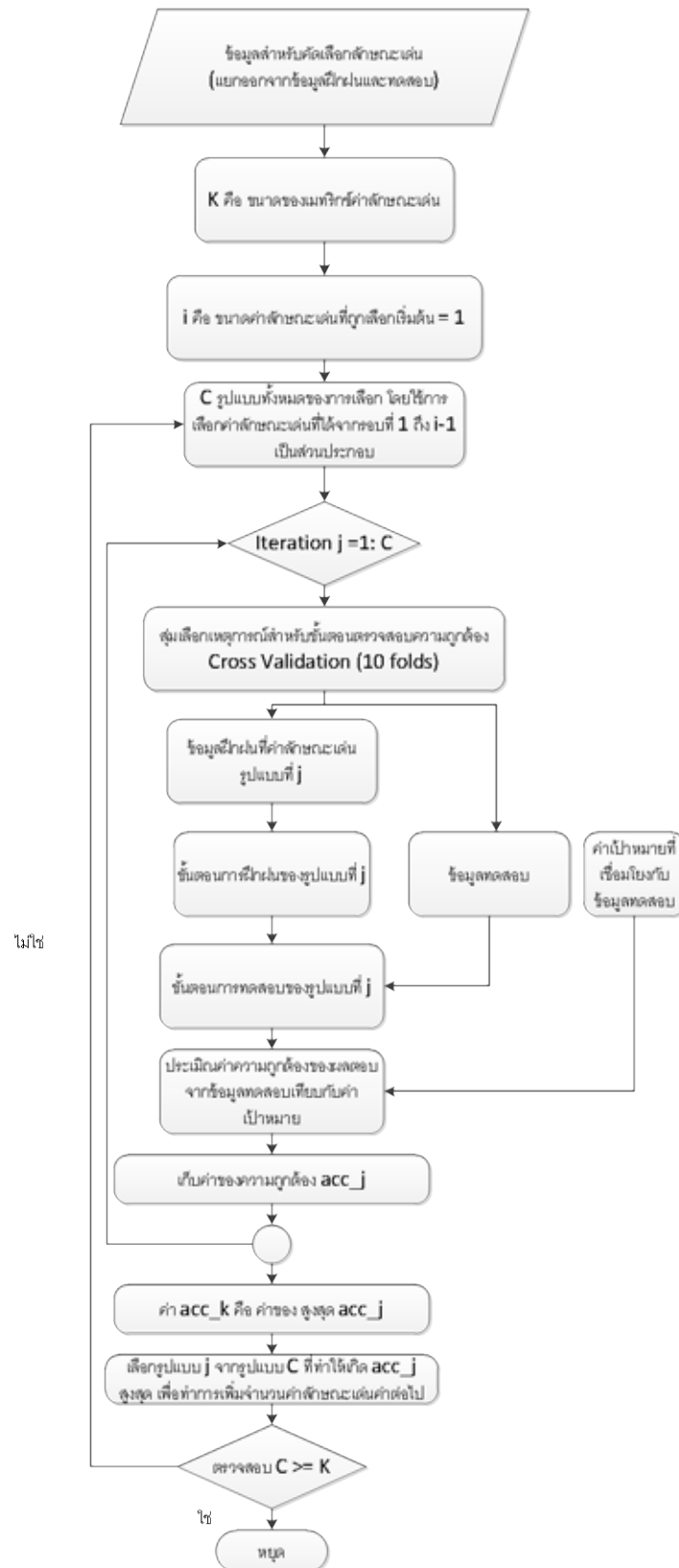
#### ขั้นตอนที่ 4

ทำการเลือกจากลักษณะเด่น 4 ค่าจากทั้งหมด 4 ค่า มีวิธีการที่ทำการเลือกอยู่ทั้งหมด 1 วิธีการคือ  $x_1 x_2 x_3 x_4$

$$J(x_1 x_2 x_3 x_4) = 13$$

จากทั้ง 4 ขั้นตอนของการเลือกลักษณะเด่น แบบ SFS พบว่า ในขั้นตอนที่ 4 ให้ค่าของฟังก์ชันจุดประสงค์มีค่าน้อยกว่าขั้นตอนที่ 3 ที่ทำการเลือกลักษณะเด่นเพียง 3 ค่า ( $x_3 x_2 x_1$ ) ด้วยเหตุที่ว่า ลักษณะเด่นบางตัวอาจจะเป็นฟังก์ชันกับลักษณะเด่นค่าอื่นที่ถูกเลือกไปแล้ว เมื่อทำการเลือกค่าที่เป็นฟังก์ชันซึ่งกันและกันมาทำการวิเคราะห์ค่าฟังก์ชันจุดประสงค์จะทำให้ค่าของฟังก์ชันจุดประสงค์มีค่าที่ลดต่ำลง ในลักษณะเช่นนี้เราจะเรียกว่า การใช้ลักษณะเด่นที่ซ้ำซ้อน (Feature redundancy)

เพื่อที่จะเป็นการกำจัดปัญหาดังกล่าว จึงทำมีกระบวนการบางอย่างเพื่อที่จะทำการหาจำนวนลักษณะเด่นที่เหมาะสมโดยใช้ค่าความแม่นยำในการจำแนกเป็นค่าระบุความเหมาะสม ดังนั้นกรณีที่มีจำนวนลักษณะเด่นที่มากเกินไปอาจจะทำให้ระบบที่สร้างขึ้นมีความแม่นยำในการจำแนกต่ำกว่าความเป็นจริงที่ระบบจะสามารถจำแนกได้ ด้วยเหตุนี้จึงมีความจำเป็นที่จะต้องลดจำนวนลักษณะเด่นลง เพื่อเป็นการเพิ่มความแม่นยำในการจำแนกให้มีค่าสูงขึ้น นอกจากการหาจำนวนลักษณะเด่นที่เหมาะสมจะกำจัดลักษณะเด่นที่ซ้ำซ้อนออกไปเพื่อเพิ่มความแม่นยำในการจำแนกแล้ว การหาเลือกลักษณะเด่นที่เหมาะสมยังช่วยให้จำนวนพารามิเตอร์ในระบบมีค่าลดลง ส่งผลให้การคำนวณมีค่าที่รวดเร็วยิ่งขึ้นอีกด้วย กระบวนการทำของ SFS ได้แสดงไว้ในภาพที่ 4.15



ภาพที่ 4.15 กระบวนการทำงานของการคัดเลือกลักษณะเด่นแบบ SFS

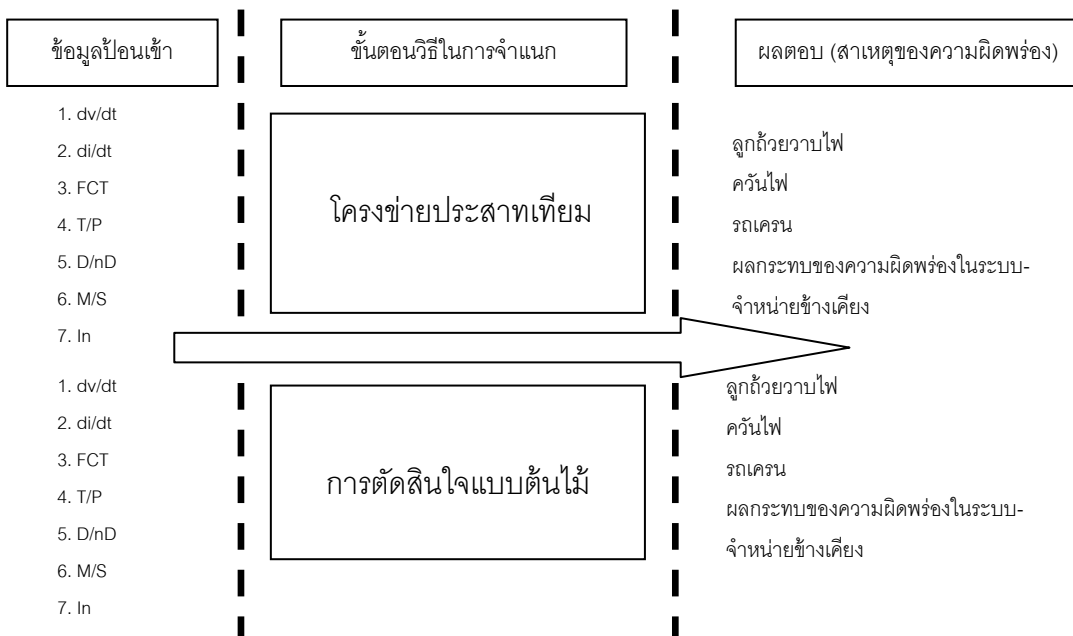
## บทที่ 5

### การพัฒนาขั้นตอนวิธีและผลการทดสอบ

การทดสอบในวิทยานิพนธ์นี้ได้ทดสอบกับระบบส่งไฟฟ้าของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยที่ระดับแรงดัน 115 KV 230 KV และ 500 KV พิสูจน์เฉพาะสถานีไฟฟ้าที่มี DFR ติดตั้งอยู่

#### 5.1 ภาพรวมของปัญหา

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทยูนิฟอร์มและการตัดสินใจแบบต้นไม้ในการจำแนกสาเหตุของความผิดปกติจาก 4 สาเหตุและใช้ลักษณะเด่น 7 ประเภทที่ได้กล่าวไปในบทที่ 4 สำหรับเป็นข้อมูลป้อนเข้าสำหรับทั้ง 2 ขั้นตอนวิธีดังแสดงในภาพที่ 5.1



ภาพที่ 5.1 แสดงกระบวนการการไหลของข้อมูล

## 5.2 การพัฒนาขั้นตอนวิธี

การทดสอบจะแบ่งออกเป็น 2 การทดสอบ โดยมีจำนวนเหตุการณ์ของความผิดพลาดที่เกิดขึ้นทั้งหมด 300 เหตุการณ์

### 5.2.1 ขั้นตอนวิธีการจำแนกด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

ในส่วนการทดสอบนี้จะแบ่งออกเป็นการทดสอบย่อย ดังนี้

#### 5.2.1.1 ผลของจำนวนโนดซ่อนและจำนวนข้อมูลฝึกฝนต่อค่าความแม่นยำ

ในการทดสอบนี้จะใช้โครงข่ายประสาทเทียมจำนวน 1 ชั้นซ่อนและเปลี่ยนค่าจำนวนโนดซ่อนตั้งแต่ 4-10 โนดซ่อน พิจารณาที่จำนวนของชุดข้อมูลฝึกฝนตั้งแต่ร้อยละ 30-70 ของจำนวนเหตุการณ์ทั้งหมด

ในการทดสอบจะทำการสุ่มค่าเพื่อทำการทดสอบในแต่ละครั้งจำนวน 45 ครั้ง จากนั้นจะทำการหาค่าเฉลี่ยของความแม่นยำในการจำแนกทั้ง 45 ครั้งและสังเกตผลของความแม่นยำในการจำแนกสาเหตุของความผิดพลาดของค่าจำนวนโนดซ่อนและจำนวนชุดข้อมูลฝึกฝนที่เปลี่ยนไป

#### 5.2.1.2 ทำการคัดเลือกลักษณะเด่นที่เหมาะสมที่จำนวนโนดซ่อนที่ต่างกัน

ในการทดสอบนี้จะทำการคัดเลือกลักษณะเด่นจากทั้งหมด 7 ค่าที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกสูงที่สุด โดยการแบ่งข้อมูลที่ทำการคัดเลือกลักษณะเด่น ข้อมูลของการฝึกฝนและทดสอบที่จำนวนโนดซ่อนตั้งแต่ 4-10 โนดซ่อน ดังแสดงในตารางที่ 5.1

ตารางที่ 5.1 จำนวนเหตุการณ์ที่ใช้ในแต่ละขั้นตอน

ข้อมูลสำหรับคัดเลือกลักษณะเด่น Cross-validation (10 folds)		จำนวนข้อมูลสำหรับสร้างโครงข่ายประสาทเทียม	
ฝึกฝน	ทดสอบ	ฝึกฝน	ทดสอบ
270	30	150	150
		180	120
		210	90

### 5.2.1.3 ค้นหาจำนวนโนดซ่อนและลักษณะเด่นแบบ expected search

ทำการศึกษาการค้นหาจำนวนโนดซ่อนและจำนวนของลักษณะเด่นที่เหมาะสมที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกสูงที่สุด โดยทำการทดสอบที่จำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 50-70 ของจำนวนเหตุการณ์ทั้งหมด

## 5.2.2 ขั้นตอนวิธีการจำแนกด้วยการตัดสินใจแบบต้นไม้

ในส่วนของ การทดสอบนี้จะใช้ขั้นตอนวิธีการตัดสินใจแบบต้นไม้มาทำการจำแนกสาเหตุของความผิดปกติ โดยมีการทดสอบย่อย ดังนี้

### 5.2.2.1 ผลของจำนวนข้อมูลฝึกฝนกับความแม่นยำ

ในการทดสอบนี้จะทำการทดสอบที่การเปลี่ยนค่าของชุดข้อมูลฝึกฝนที่มีค่าตั้งแต่ร้อยละ 30-70 ของจำนวนข้อมูลทั้งหมด ทดสอบการจำแนกด้วยขั้นตอนวิธีการตัดสินใจแบบต้นไม้โดยไม่มีการตัดแต่งกิ่ง การทดสอบทำการสุ่มค่าเพื่อที่จะใช้เป็นข้อมูลสำหรับขั้นตอนฝึกฝนและขั้นตอนการทดสอบ โดยแต่ละเงื่อนไขจะทำการสุ่มค่าจำนวน 45 ครั้ง จากนั้นจะนำค่าความแม่นยำในการจำแนกในแต่ละครั้งของการสุ่มมาหาค่าเฉลี่ยของแต่ละเงื่อนไข เพื่อที่จะหาผลของจำนวนชุดข้อมูลฝึกฝนที่ทำให้เกิดความแม่นยำสูงที่สุดในการจำแนกสาเหตุของความผิดปกติ

### 5.2.2.2 ผลของการตัดแต่งกิ่งที่แต่ละชุดข้อมูลฝึกฝนกับความแม่นยำ

ในส่วนของ การทดสอบนี้จะพิจารณาผลของการตัดแต่งกิ่ง โดยที่ไม่ต้องแบ่งจำนวนเหตุการณ์เพื่อทำการตัดแต่งกิ่ง ใช้จำนวนชุดข้อมูลฝึกฝนตั้งแต่ร้อยละ 30-70 ของจำนวนข้อมูลทั้งหมด ทำการสุ่มค่าเพื่อใช้เป็นข้อมูลฝึกฝนและข้อมูลทดสอบ จำนวน 45 ครั้งของแต่ละเงื่อนไข และนำค่าความแม่นยำในการจำแนกแต่ละครั้งของเงื่อนไขเดียวกันมาทำการหาค่าเฉลี่ย

จากนั้นจะทำการเปรียบเทียบผลของการตัดแต่งกิ่งกับต้นไม้ที่ไม่ได้ตัดแต่งกิ่ง ดังหัวข้อ 5.4.2.1 ที่จำนวนเงื่อนไขชุดข้อมูลฝึกฝนที่เหมือนกับหัวข้อที่ 5.4.2.1

### 5.2.2.3 ผลของการคัดเลือกลักษณะเด่นที่เหมาะสมกับความแม่นยำ

ในการทดสอบนี้จะทำการคัดเลือกลักษณะเด่นจากทั้งหมด 7 ค่าที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกสูงที่สุด โดยการใช้ข้อมูลที่ทำกรคัดเลือกลักษณะเด่นเป็นชุดข้อมูลเดียวกันของการฝึกฝนและทดสอบ โดยใช้โครงสร้างของต้นไม้แบบที่ไม่มีการตัดแต่งกิ่ง ดังแสดงในตารางที่ 5.2 จากนั้นจะทำการเปรียบเทียบกับกรณีกับโครงสร้างต้นไม้ที่ไม่มีการตัดแต่งกิ่งและโครงสร้างต้นไม้ที่มีการตัดแต่งกิ่ง



ตารางที่ 5.2 จำนวนเหตุการณ์ที่ใช้ในแต่ละขั้นตอน

ข้อมูลสำหรับคัดเลือกลักษณะเด่น (Cross-validation 10 folds)		จำนวนข้อมูลสำหรับสร้างต้นไม้	
ฝึกฝน	ทดสอบ	ฝึกฝน	ทดสอบ
270	30	150	150
		180	120
		210	90

#### 5.2.2.4 ผลของการตัดแต่งกิ่งพร้อมด้วยการคัดเลือกลักษณะเด่นกับความแม่นยำ

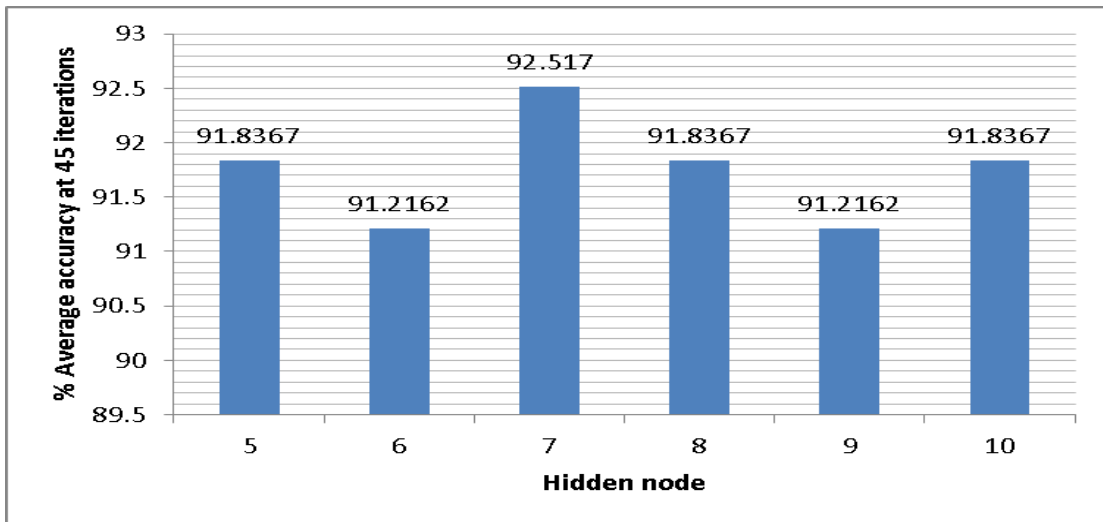
สำหรับการทดสอบนี้จะทำการทดสอบโครงสร้างของต้นไม้ที่ผ่านการตัดแต่งกิ่งพร้อมทั้งมีกระบวนการคัดเลือกลักษณะเด่นเหมือนกันการทดสอบที่ 5.4.2.3 ดังที่แสดงในตารางที่ 5.2 จากนั้นจะทำการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำรวมของแต่ละโครงสร้างต้นไม้ทั้ง 4 แบบ คือ โครงสร้างต้นไม้ที่ไม่มีการตัดแต่งกิ่ง โครงสร้างต้นไม้ที่มีการตัดแต่งกิ่ง โครงสร้างต้นไม้ที่มีการคัดเลือกลักษณะเด่นและโครงสร้างต้นไม้ทั้งที่มีทั้งการตัดแต่งกิ่งพร้อมทั้งที่โครงสร้างต้นไม้ที่มีการคัดเลือกลักษณะเด่น

### 5.3 ผลการทดสอบ

#### 5.3.1 ผลการทดสอบโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

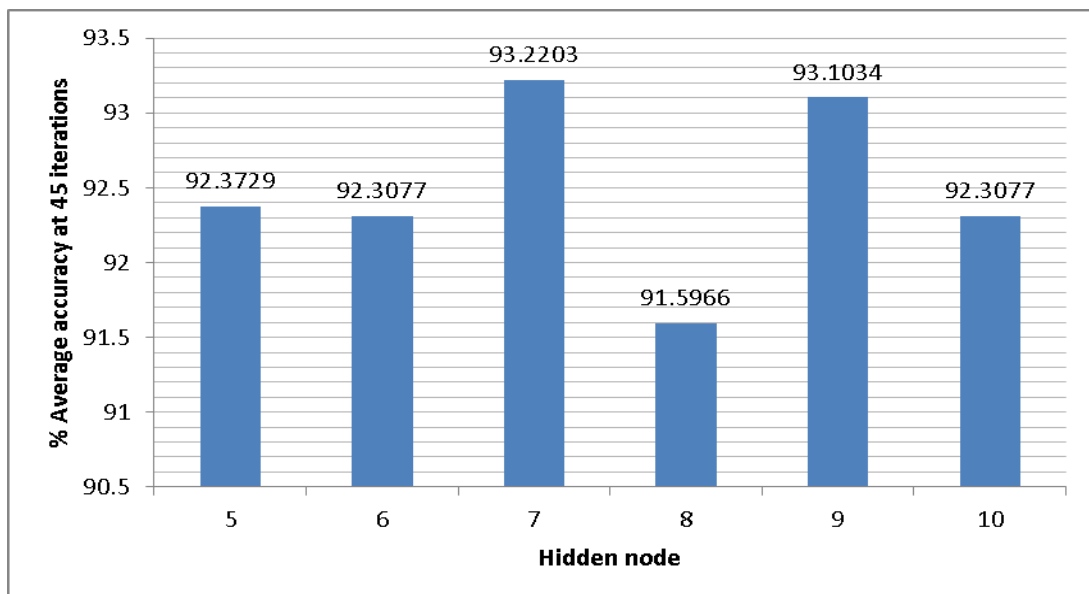
##### 5.3.1.1 ผลการทดสอบที่ 5.2.1.1

ความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยที่จำนวนข้อมูลชุดฝึกฝนเป็นร้อยละ 50 ของจำนวนข้อมูลทั้งหมดเกิดขึ้นที่จำนวนโนดซ่อนมีค่าเท่ากับ 7 โนดซ่อน ดังแสดงในภาพที่ 5.2



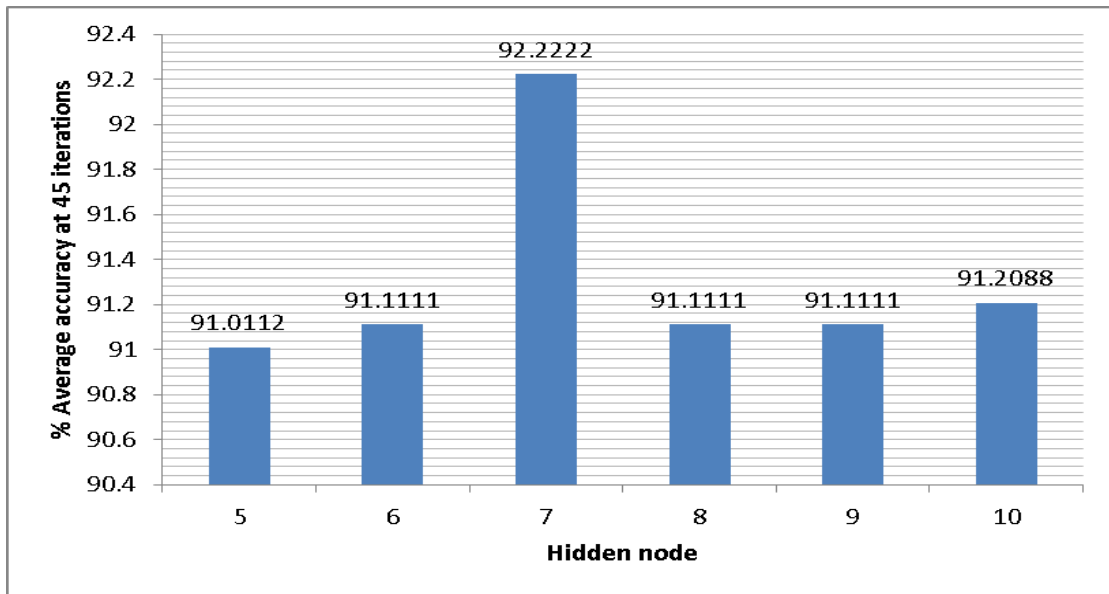
ภาพที่ 5.2 ค่าความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยที่จำนวนข้อมูลในการฝึกฝนร้อยละ 50

ความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยที่จำนวนข้อมูลชุดฝึกฝนเป็นร้อยละ 60 ของจำนวนข้อมูลทั้งหมดเกิดขึ้นที่จำนวนโนดซ่อนมีค่าเท่ากับ 7 โนดซ่อน ดังแสดงในภาพที่ 5.3



ภาพที่ 5.3 ค่าความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยที่จำนวนข้อมูลในการฝึกฝนร้อยละ 60

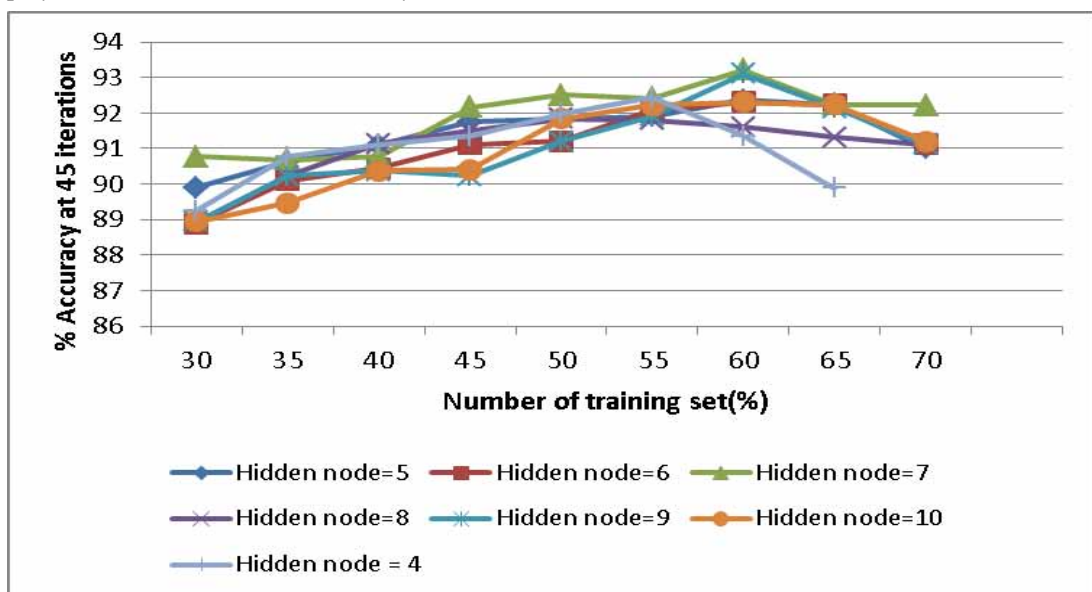
ความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยที่จำนวนข้อมูลชุดฝึกฝนเป็นร้อยละ 70 ของจำนวนข้อมูลทั้งหมดเกิดขึ้นที่จำนวนโนดซ่อนมีค่าเท่ากับ 7 โนดซ่อน ดังแสดงในภาพที่ 5.4



ภาพที่ 5.4 ค่าความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยที่จำนวนข้อมูลในการฝึกฝนร้อยละ 70

จาก ภาพที่ 5.2 ภาพที่ 5.3 และภาพที่ 5.4 ภายใต้เงื่อนไขของจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการฝึกฝนที่แตกต่างกัน พบว่าจำนวนโนดซ่อนที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยสูงสุดคือ จำนวนโนดซ่อนเท่ากับ 7 โนดซ่อน

และหากพิจารณาถึงจำนวนของข้อมูลฝึกฝนที่มีผลต่อความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ย พบว่าค่าร้อยละของข้อมูลทั้งหมดสำหรับเป็นข้อมูลในการฝึกฝนจะทำให้เกิดความแม่นยำเฉลี่ยสูงสุดคือ ร้อยละ 60 ของจำนวนเหตุการณ์ทั้งหมดและที่ 7 โนดซ่อน ดังแสดงในภาพที่ 5.5



ภาพที่ 5.5 ค่าความแม่นยำในการจำแนกกับจำนวนข้อมูลฝึกฝนที่แต่ละโนดซ่อน

### 5.3.1.2 ผลการทดสอบที่ 5.2.1.2

ในการทดสอบที่ 2 ทำการทดสอบเพื่อคัดเลือกลักษณะเด่นที่ทำให้ความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยมีค่ามากที่สุดที่จำนวนโนดซอนตั้งแต่ 4-10 โนดซอนและจำนวนข้อมูลฝึกฝนที่ร้อยละ 50-70 ของจำนวนข้อมูล

จากผลการทดสอบพบว่าลักษณะเด่น 7 ประเภทประกอบด้วย

- 1) อัตราการเปลี่ยนแปลงของแรงดัน ( $dv/dt$ )
- 2) อัตราการเปลี่ยนแปลงของกระแส ( $di/dt$ )
- 3) ระยะเวลาในการขจัดความผิดพลาด (FCT)
- 4) การทำงานของรีโคสเซอร์ (T/P)
- 5) ความผิดพลาดที่มีการแปรเปลี่ยนประเภท (D/nD)
- 6) จำนวนเฟสที่ได้รับผลกระทบ (M/S)
- 7) ค่า RMS ของกระแสในวรัล (In)

มีเพียงลักษณะเด่นเพียง 5 ค่าเท่านั้นที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยมากที่สุดประกอบด้วยลักษณะเด่น ดังนี้

- 1) ระยะเวลาในการขจัดความผิดพลาด (FCT)
- 2) การทำงานของรีโคสเซอร์ (T/P)
- 3) ความผิดพลาดที่มีการแปรเปลี่ยนประเภท (D/nD)
- 4) จำนวนเฟสที่ได้รับผลกระทบ (M/S)
- 5) ค่า RMS ของกระแสในวรัล (In)

ประเภทของลักษณะเด่นที่ถูกเลือกและความแม่นยำของแต่ละโนดซอนของจำนวนข้อมูลฝึกฝนที่แตกต่างกัน ถูกแสดงไว้ในตารางที่ 5.3 ตารางที่ 5.4 และตารางที่ 5.5 ทั้ง 3 ตารางแสดงให้เห็นว่าลักษณะเด่น 5 ประเภทจะทำให้ความแม่นยำในการจำแนกมีค่าสูงที่สุดที่จำนวนทุกๆ โนดซอนและทุกๆ ค่าของจำนวนข้อมูลฝึกฝน ดังแสดงการเปรียบเทียบไว้ในภาพที่ 5.6 ภาพที่ 5.7 และภาพที่ 5.8 และเมื่อจำนวนของลักษณะเด่นมากกว่า 5 ค่าจะทำให้ความแม่นยำในการจำแนกลดต่ำลงแสดงให้เห็นถึงชนิดของลักษณะเด่นที่มีความไม่เหมาะสมที่จะนำมาใช้งาน

ตารางที่ 5.3 ลักษณะเด่นที่ถูกเลือกกับความแม่นยำเฉลี่ยที่ข้อมูลฝึกร้อยละ 50

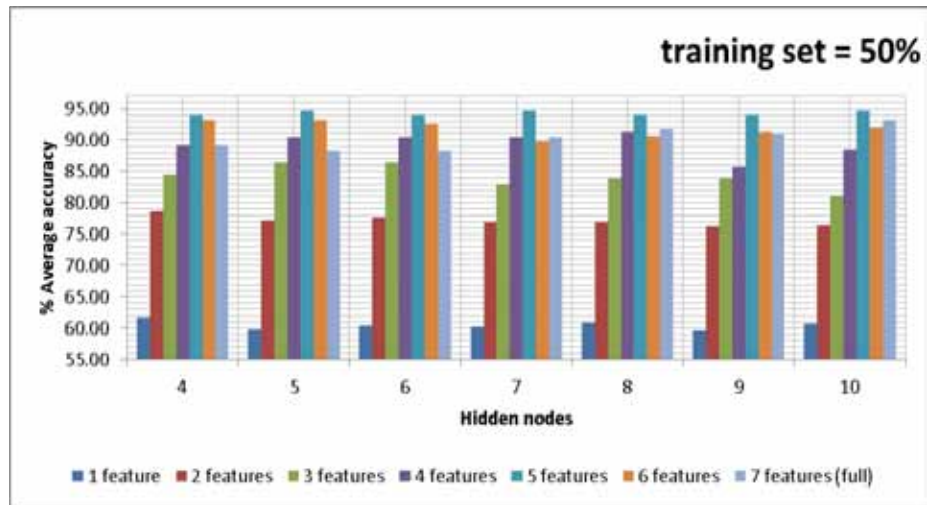
N	ประเภทของลักษณะเด่นที่ถูกเลือก							จำนวนของโนดซ่อน						
	dv/dt	di/dt	FCT	T/P	D/ND	M/S	ln	4	5	6	7	8	9	10
1				✓				61.74	59.73	60.40	60.26	60.93	59.60	60.67
2			✓	✓				78.67	77.18	77.70	76.87	76.87	76.19	76.35
3			✓	✓	✓			84.56	86.39	86.39	83.11	83.89	83.78	81.08
4			✓	✓	✓		✓	89.19	90.48	90.54	90.54	91.22	85.81	88.51
5			✓	✓	✓	✓	✓	94.00	94.67	94.00	94.67	94.00	94.00	94.67
6		✓	✓	✓	✓	✓	✓	93.29	93.20	92.57	89.80	90.60	91.22	91.89
7	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	89.26	88.36	88.36	90.54	91.84	91.16	93.24

ตารางที่ 5.4 ลักษณะเด่นที่ถูกเลือกกับความแม่นยำเฉลี่ยที่ข้อมูลฝึกร้อยละ 60

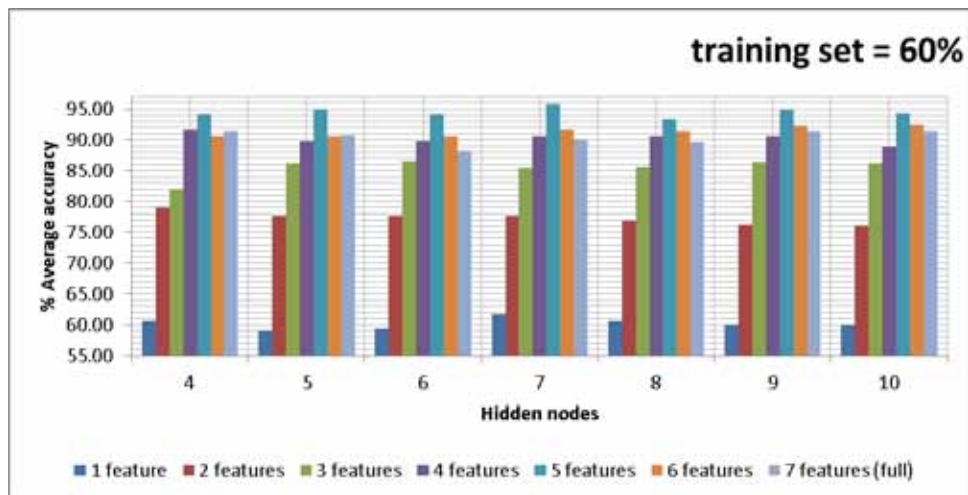
N	ประเภทของลักษณะเด่นที่ถูกเลือก							จำนวนของโนดซ่อน						
	dv/dt	di/dt	FCT	T/P	D/ND	M/S	ln	4	5	6	7	8	9	10
1				✓				60.50	59.17	59.50	61.67	60.50	60.00	60.00
2			✓	✓				78.99	77.78	77.78	77.78	76.92	76.27	76.07
3			✓	✓	✓			82.05	86.21	86.55	85.47	85.59	86.44	86.21
4			✓	✓	✓		✓	91.60	89.83	89.83	90.68	90.68	90.60	88.89
5			✓	✓	✓	✓	✓	94.17	95.00	94.20	95.83	93.33	95.00	94.29
6		✓	✓	✓	✓	✓	✓	90.68	90.68	90.60	91.60	91.45	92.31	92.37
7	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	91.45	90.76	88.14	89.92	89.74	91.53	91.45

ตารางที่ 5.5 ลักษณะเด่นที่ถูกเลือกกับความแม่นยำเฉลี่ยที่ข้อมูลฝึกร้อยละ 70

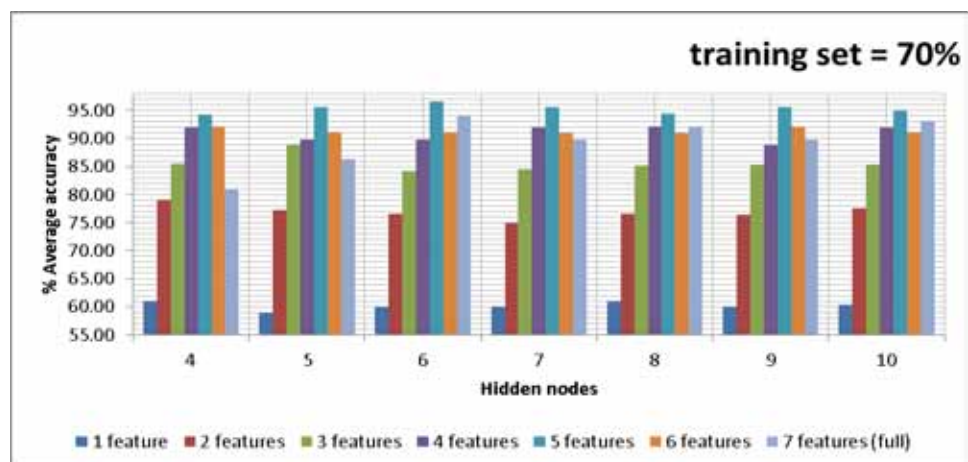
N	ประเภทของลักษณะเด่นที่ถูกเลือก							จำนวนของโนดซ่อน						
	dv/dt	di/dt	FCT	T/P	D/ND	M/S	ln	4	5	6	7	8	9	10
1				✓				61.11	58.89	60.00	60.00	61.11	60.00	60.44
2			✓	✓				79.12	77.27	76.67	75.00	76.67	76.40	77.53
3			✓	✓	✓			85.56	88.89	84.27	84.62	85.23	85.39	85.39
4			✓	✓	✓		✓	92.05	89.89	89.89	92.05	92.13	88.89	92.05
5			✓	✓	✓	✓	✓	94.38	95.56	96.67	95.56	94.44	95.56	95.00
6		✓	✓	✓	✓	✓	✓	92.13	91.11	91.21	91.01	91.01	92.13	91.21
7	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	80.95	86.36	94.19	89.89	92.13	89.89	93.10



ภาพที่ 5.6 ค่าความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยแต่ละโนดซ่อนที่ข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 50



ภาพที่ 5.7 ค่าความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยแต่ละโนดซ่อนที่ข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 60



ภาพที่ 5.8 ค่าความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยแต่ละโนดซ่อนที่ข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 70

### 5.3.1.3 ผลการค้นหาแบบ Expected search

#### 5.3.1.3.1 จำนวนข้อมูลฝึกฝนเป็นร้อยละ 50

แบ่งออกเป็น 7 รอบของการค้นหา โดยรอบแรกกำหนดที่จำนวน 1 ลักษณะเด่น ได้ดังตารางนี้

กำหนด การเขียนจำนวนลักษณะเด่นและจำนวนโนดซ่อนอยู่ในรูปคู่อันดับ ดังนี้

(จำนวนของลักษณะเด่น, จำนวนของโนดซ่อน)

ในรอบที่ 1

ทำการควบคุมค่าของจำนวนลักษณะเด่นไว้ที่ 1 ค่าและทำการเปลี่ยนโนดซ่อนตั้งแต่ 4-10 โนดซ่อน คำนวณหาความแม่นยำในการจำแนกพบว่าคู่อันดับที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกมากที่สุดคือ (1,4) ดังในตารางที่ 5.6

ตารางที่ 5.6 ค่าความแม่นยำของแต่ละโนดซ่อนที่รอบการคำนวณที่ 1

	จำนวนโนดซ่อน						
	4	5	6	7	8	9	10
1	62.12	60.33	59.83	60.32	60.67	62.1	58.34

ต่อมาทำการควบคุมค่าของจำนวนโนดซ่อนไว้ที่ 4 โนดซ่อนและทำการเปลี่ยนค่าจำนวนลักษณะเด่นตั้งแต่ 1-7 ค่า จากนั้นหาความแม่นยำในการจำแนก คู่อันดับที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกมากที่สุด คือ (5,4) ดังในตารางที่ 5.7

ตารางที่ 5.7 ค่าความแม่นยำของแต่ละจำนวนลักษณะเด่นที่รอบการคำนวณที่ 1

		4
		จำนวน ของ ลักษณะ เด่น
	2	72.556
	3	88.21
	4	89.58
	5	<b>93.441</b>
	6	92.11
	7	91.075

### ในรอบที่ 2

ทำการควบคุมค่าของจำนวนลักษณะเด่นไว้ที่ 5 ค่าและทำการเปลี่ยนโนดชอนตั้งแต่ 4-10 โนดชอน คำนวณหาความแม่นยำในการจำแนกพบว่า คู่อันดับที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกมากที่สุดคือ (5,7) ดังในตารางที่ 5.6

ตารางที่ 5.8 ค่าความแม่นยำของแต่ละโนดชอนที่รอบการคำนวณที่ 2

	จำนวนโนดชอน						
	4	5	6	7	8	9	10
5	93.381	91.822	93.54	<b>94.38</b>	93.11	94.31	91.22

ต่อมาทำการควบคุมค่าของจำนวนโนดชอนไว้ที่ 7 โนดชอนและทำการเปลี่ยนค่าจำนวนลักษณะเด่นตั้งแต่ 1-7 ค่า จากนั้นหาความแม่นยำในการจำแนก คู่อันดับที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกมากที่สุด คือ (5,7) ดังในตารางที่ 5.9

ตารางที่ 5.9 ค่าความแม่นยำของแต่ละจำนวนลักษณะเด่นที่รอบการคำนวณที่ 2

		7
จำนวน ของ ลักษณะ เด่น	1	59.56
	2	70.32
	3	88.114
	4	90.8
	5	<b>94.35</b>
	6	91.75
	7	93.33

### ในรอบที่ 3

ทำการควบคุมค่าของจำนวนลักษณะเด่นไว้ที่ 5 ค่าและทำการเปลี่ยนโนดชอนตั้งแต่ 4-10 คำนวณหาความแม่นยำในการจำแนกพบว่า คู่อันดับที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกมากที่สุดคือ (5,10) ดังในตารางที่ 5.10



ตารางที่ 5.10 ค่าความแม่นยำของแต่ละโนดช้อนที่รอบการคำนวณที่ 3

	จำนวนโนดช้อน						
	4	5	6	7	8	9	10
5	91.97	93.33	92.69	94.31	93.88	92.11	<b>94.35</b>

ต่อมาทำการควบคุมค่าของจำนวนโนดช้อนไว้ที่ 10 โหนดช้อนและทำการเปลี่ยนค่าจำนวนลักษณะเด่นตั้งแต่ 1-7 ค่า จากนั้นหาความแม่นยำในการจำแนก คู่อันดับที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกมากที่สุด คือ (5,10) ตารางที่ 5.11

ตารางที่ 5.11 ค่าความแม่นยำของแต่ละจำนวนลักษณะเด่นที่รอบการคำนวณที่ 3

		10
จำนวน ของ ลักษณะ เด่น	1	61.33
	2	78.943
	3	89.78
	4	91.553
	5	<b>94.38</b>
	6	91.21
	7	90

#### ในรอบที่ 4

ทำการควบคุมค่าของจำนวนลักษณะเด่นไว้ที่ 5 ค่าและทำการเปลี่ยนโนดช้อนตั้งแต่ 4-10 คำนวณหาความแม่นยำในการจำแนกพบว่า คู่อันดับที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกมากที่สุดคือ (5,10) ตารางที่ 5.12

ตารางที่ 5.12 ค่าความแม่นยำของแต่ละโนดช้อนที่รอบการคำนวณที่ 4

	จำนวนโนดช้อน						
	4	5	6	7	8	9	10
5	91.97%	93.33%	92.69%	94.31%	93.88%	92.11%	<b>94.38%</b>

จะเห็นว่า ค่าของคู่อันดับมีค่ามีค่าที่จะไม่เปลี่ยนแปลง คือ อยู่ที่ (5,10) และให้ค่าของความแม่นยำในการจำแนกเท่ากับ 94.38 ดังนั้น การหาค่าคู่อันดับจะหยุดที่เพียงในรอบที่ 4 เท่านั้น

### 5.3.1.3.2 จำนวนข้อมูลฝึกฝนเป็นร้อยละ 60

แบ่งออกเป็น 7 รอบของการค้นหา โดยรอบแรกกำหนดที่จำนวน 1 ลักษณะเด่น ได้ดังตารางนี้

โดยกำหนด การเขียนจำนวนโนดช้อนและจำนวนลักษณะเด่นอยู่ในรูปคู่อันดับ ดังนี้  
(จำนวนของลักษณะเด่น, จำนวนของโนดช้อน)

#### ในรอบที่ 1

ทำการควบคุมค่าของจำนวนลักษณะเด่นไว้ที่ 1 ค่าและทำการเปลี่ยนโนดช้อนตั้งแต่ 4-10 คำนวณหาความแม่นยำในการจำแนกพบว่า คู่อันดับที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกมากที่สุดคือ (1,9) ดังในตารางที่ 5.13

ตารางที่ 5.13 ค่าความแม่นยำของแต่ละโนดช้อนที่รอบการคำนวณที่ 1

	จำนวนโนดช้อน						
	4	5	6	7	8	9	10
1	62.8	62.3	61.5	60	61.5	<b>64.3</b>	62.34

ต่อมาทำการควบคุมค่าของจำนวนโนดช้อนไว้ที่ 4 โนดช้อนและทำการเปลี่ยนค่าจำนวนลักษณะเด่นตั้งแต่ 1-7 ค่า จากนั้นหาความแม่นยำในการจำแนก คู่อันดับที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกมากที่สุด คือ (5,9) ดังในตารางที่ 5.14

ตารางที่ 5.14 ค่าความแม่นยำของแต่ละจำนวนลักษณะเด่นที่รอบการคำนวณที่ 1

		9
		จำนวน ของ ลักษณะ เด่น
	2	72.11
	3	89.12
	4	91.33
	5	<b>93.22</b>
	6	91.443
	7	90.23

## ในรอบที่ 2

ทำการควบคุมค่าของจำนวนลักษณะเด่นไว้ที่ 5 ค่าและทำการเปลี่ยนโนดชอนตั้งแต่ 4-10 คำนวณหาความแม่นยำในการจำแนกพบว่า คู่อันดับที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกมากที่สุดคือ (5,9) ดังในตารางที่ 5.15

ตารางที่ 5.15 ค่าความแม่นยำของแต่ละโนดชอนที่รอบการคำนวณที่ 2

	จำนวนโนดชอน						
	4	5	6	7	8	9	10
5	94.28	94.44	94.2	94.44	94.28	<b>95.34</b>	94.28

ต่อมาทำการควบคุมค่าของจำนวนโนดชอนไว้ที่ 7 โนดชอนและทำการเปลี่ยนค่าจำนวนลักษณะเด่นตั้งแต่ 1-7 ค่า จากนั้นหาความแม่นยำในการจำแนก คู่อันดับที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกมากที่สุด คือ (5,9) ดังในตารางที่ 5.16

ตารางที่ 5.16 ค่าความแม่นยำของแต่ละจำนวนลักษณะเด่นที่รอบการคำนวณที่ 2

		9
จำนวน ของ ลักษณะ เด่น	1	59.154
	2	71.33
	3	92.05
	4	92.34
	5	<b>95.53</b>
	6	91.443
	7	90.23

จะเห็นว่า ค่าของคู่อันดับมีค่ามีค่าที่จะไม่เปลี่ยนแปลง คือ อยู่ที่ (5,9) และให้ค่าของความแม่นยำในการจำแนกเท่ากับ 94.44 ดังนั้น การหาค่าคู่อันดับจะหยุดที่เพียงในรอบที่ 2 เท่านั้น

### 5.3.1.3.3 จำนวนข้อมูลฝึกฝนเป็นร้อยละ 70

แบ่งออกเป็น 7 รอบของการค้นหา โดยรอบแรกกำหนดที่จำนวน 1 ลักษณะเด่น ได้ดังตารางนี้

โดยกำหนด การเขียนจำนวนโนดชอนและจำนวนลักษณะเด่นอยู่ในรูปคู่อันดับ ดังนี้

(จำนวนของลักษณะเด่น, จำนวนของโนดซ่อน)

### ในรอบที่ 1

ทำการควบคุมค่าของจำนวนลักษณะเด่นไว้ที่ 1 ค่าและทำการเปลี่ยนโนดซ่อนตั้งแต่ 4-10 คำนวณหาความแม่นยำในการจำแนกพบว่า คู่อันดับที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกมากที่สุดคือ (1,6) ดังในตารางที่ 5.17

ตารางที่ 5.17 ค่าความแม่นยำของแต่ละโนดซ่อนที่รอบการคำนวณที่ 1

	จำนวนโนดซ่อน						
	4	5	6	7	8	9	10
1	57.4	56.33	<b>61.11</b>	57.7	59.25	60.38	58.49

ต่อมาทำการควบคุมค่าของจำนวนโนดซ่อนไว้ที่ 6 โนดซ่อนและทำการเปลี่ยนค่าจำนวนลักษณะเด่นตั้งแต่ 1-7 ค่า จากนั้นหาความแม่นยำในการจำแนก คู่อันดับที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกมากที่สุด คือ (5,6) ดังในตารางที่ 5.18

ตารางที่ 5.18 ค่าความแม่นยำของแต่ละจำนวนลักษณะเด่นที่รอบการคำนวณที่ 1

		6
		จำนวน
ของ ลักษณะ เด่น	2	76.92
	3	86.27
	4	92.45
	5	<b>94.34</b>
	6	94.23
	7	92.45

### ในรอบที่ 2

ทำการควบคุมค่าของจำนวนลักษณะเด่นไว้ที่ 5 ค่าและทำการเปลี่ยนโนดซ่อนตั้งแต่ 4-10 คำนวณหาความแม่นยำในการจำแนกพบว่า คู่อันดับที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกมากที่สุดคือ (5,4) ดังในตารางที่ 5.19

ตารางที่ 5.19 ค่าความแม่นยำของแต่ละโนดช้อนที่รอบการคำนวณที่ 2

	จำนวนโนดช้อน						
	4	5	6	7	8	9	10
5	96.29	94.23	94.23	96.15	94.33	94.33	94.23

ต่อมาทำการควบคุมค่าของจำนวนโนดช้อนไว้ที่ 4 โหนดช้อนและทำการเปลี่ยนค่าจำนวนลักษณะเด่นตั้งแต่ 1-7 ค่า จากนั้นหาความแม่นยำในการจำแนก คู่อันดับที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกมากที่สุด คือ (5,4) ดังในตารางที่ 5.20

ตารางที่ 5.20 ค่าความแม่นยำของแต่ละจำนวนลักษณะเด่นที่รอบการคำนวณที่ 2

		4
		จำนวน ของ ลักษณะ เด่น
	2	77.35
	3	83.043
	4	90.57
	5	94.23
	6	91.3
	7	92.04

### ในรอบที่ 3

ทำการควบคุมค่าของจำนวนลักษณะเด่นไว้ที่ 5 ค่าและทำการเปลี่ยนโนดช้อนตั้งแต่ 4-10 คำนวณหาความแม่นยำในการจำแนกพบว่า คู่อันดับที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกมากที่สุดคือ (5,7) ดังในตารางที่ 5.21

ตารางที่ 5.21 ค่าความแม่นยำของแต่ละโนดช้อนที่รอบการคำนวณที่ 3

	จำนวนโนดช้อน						
	4	5	6	7	8	9	10
5	94.33	94.21	94.23	96.115	96.10	94.22	94.23

ต่อมาทำการควบคุมค่าของจำนวนโนดช้อนไว้ที่ 7 โหนดช้อนและทำการเปลี่ยนค่าจำนวนลักษณะเด่นตั้งแต่ 1-7 ค่า จากนั้นหาความแม่นยำในการจำแนก คู่อันดับที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกมากที่สุด คือ (5,7) ดังในตารางที่ 5.22

ตารางที่ 5.22 ค่าความแม่นยำของแต่ละจำนวนลักษณะเด่นที่รอบการคำนวณที่ 3

		7
จำนวน ของ ลักษณะ เด่น	1	59.23
	2	77.35
	3	86.54
	4	94.23
	5	<b>96.33</b>
	6	94.23
	7	93.002

ในรอบที่ 4

ทำการควบคุมค่าของจำนวนลักษณะเด่นไว้ที่ 5 ค่าและทำการเปลี่ยนโนดซ้อนตั้งแต่ 4-10 คำนวณหาความแม่นยำในการจำแนกพบว่า คู่อันดับที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกมากที่สุดคือ (5,5) ดังในตารางที่ 5.23

ตารางที่ 5.23 ค่าความแม่นยำของแต่ละโนดซ้อนที่รอบการคำนวณที่ 4

	จำนวนโนดซ้อน						
	4	5	6	7	8	9	10
5	94.68	<b>96.112</b>	94.44	95.54	95.34	94.34	94.23

ต่อมาทำการควบคุมค่าของจำนวนโนดซ้อนไว้ที่ 5 โหนดซ้อนและทำการเปลี่ยนค่าจำนวนลักษณะเด่นตั้งแต่ 1-7 ค่า จากนั้นหาความแม่นยำในการจำแนก คู่อันดับที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกมากที่สุด คือ (5,5) ดังในตารางที่ 5.24

ตารางที่ 5.24 ค่าความแม่นยำของแต่ละจำนวนลักษณะเด่นที่รอบการคำนวณที่ 4

		5
จำนวน ของ ลักษณะ	1	57.7
	2	75
	3	86.27
	4	92.16

เด่น	5	95.654
	6	92.003
	7	91.88

### ในรอบที่ 5

ทำการควบคุมค่าของจำนวนลักษณะเด่นไว้ที่ 5 ค่าและทำการเปลี่ยนโนดซ้อนตั้งแต่ 4-10 คำนวณหาความแม่นยำในการจำแนกพบว่า คู่อันดับที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกมากที่สุดคือ (5,5) ดังในตารางที่ 5.25

ตารางที่ 5.25 ค่าความแม่นยำของแต่ละโนดซ้อนที่รอบการคำนวณที่ 5

	จำนวนโนดซ้อน						
	4	5	6	7	8	9	10
5	95.84	<b>96.13</b>	94.24	95.54	95.34	94.34	94.23

จะเห็นว่า ค่าของคู่อันดับมีค่าที่จะไม่เปลี่ยนแปลง คือ อยู่ที่ (5,5) และให้ค่าของความแม่นยำในการจำแนกเท่ากับ 96.13 ดังนั้น การหาค่าคู่อันดับจะหยุดที่รอบที่ 5 เท่านั้น

การทดสอบสุดท้ายนี้ทำการค้นหาด้วยวิธีการค้นหาแบบ Expected search เพื่อหาจำนวนโนดซ้อนและจำนวนลักษณะเด่นที่เหมาะสมที่ทำให้เกิดความแม่นยำมากที่สุดในการจำแนกพบว่า การค้นหาโดย expected search ที่จำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 50 ค่าของจำนวนโนดซ้อนและจำนวนค่าลักษณะที่ได้จากกระบวนการค้นหามีลักษณะที่ใกล้เคียงกับค่าที่ได้จากการทดสอบที่ 5.2.1.2 และจำนวนรอบในการค้นหาใช้จำนวน 4 รอบการวนซ้ำ คิดเป็นคำนวณหาค่าความแม่นยำของแต่ละกรณีเป็น 49 ครั้ง ซึ่งจำนวนครั้งในการคำนวณเท่ากับจำนวนครั้งของการทดสอบที่ 5.2.1.2 เช่นเดียวกัน

ส่วนกรณีใช้จำนวนข้อมูลฝึกฝนที่ร้อยละ 60 พบว่าจำนวนของลักษณะเด่นและจำนวนโนดซ้อนจะมีลักษณะแตกต่างกับการทดสอบที่ 5.2.1.2 แต่จำนวนครั้งในการคำนวณหาความแม่นยำในการจำแนกจะน้อยกว่าการทดสอบที่ 5.2.1.2 ซึ่งใช้การทดสอบเพียง 28 ครั้ง (2 รอบในการวนซ้ำ) ในการทดสอบที่ 5.2.1.2 จะใช้จำนวนรอบในการคำนวณหาความแม่นยำในการจำแนกทั้งหมด 49 ครั้ง ความแม่นยำในการจำแนกที่ได้จากการค้นหาแบบ expected search ที่เงื่อนไขนี้ คือ 95.53

ส่วนกรณีใช้จำนวนข้อมูลฝึกฝนที่ร้อยละ 70 พบว่าจำนวนของลักษณะเด่นและจำนวนโนดซ้อนจะมีลักษณะที่แตกต่างกับการทดสอบที่ 5.2.1.2 คือใช้จำนวนของลักษณะเด่น 5 ประเภท

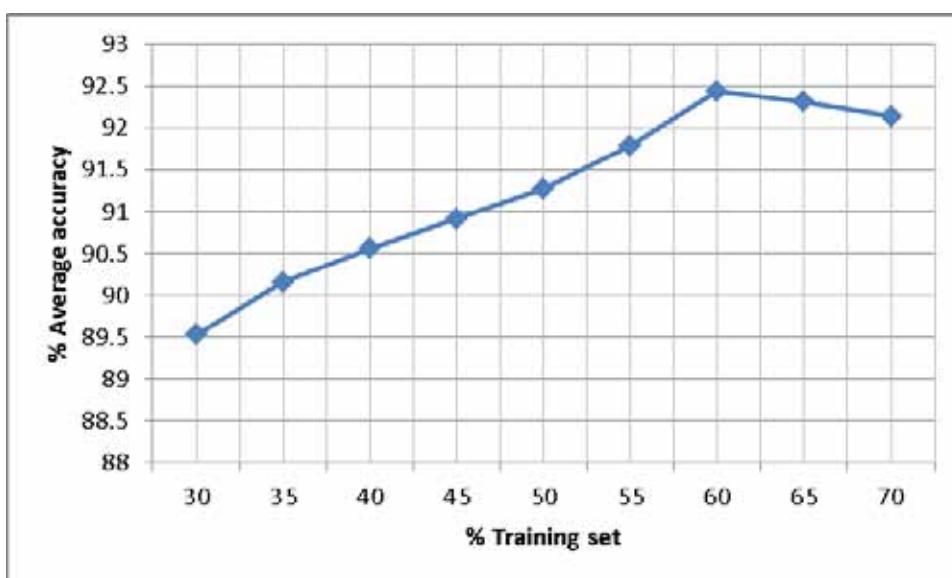
สำหรับเป็นข้อมูลเข้าและใช้จำนวนโหนดซ่อน 5 โหนดซ่อน และจำนวนครั้งในการคำนวณหาความแม่นยำในการจำแนกจะมากกว่าการทดสอบที่ 5.2.1.2 ซึ่งใช้การทดสอบ 56 ครั้ง (5 รอบในการวนซ้ำ) แต่ในการทดสอบที่ 5.2.1.2 จะใช้จำนวนรอบในการคำนวณหาค่าความแม่นยำในการจำแนกทั้งหมดเพียง 49 ครั้ง ความแม่นยำในการจำแนกที่ได้จากการค้นหาแบบ Expected search ที่เงื่อนไขนี้คือ 96.13

### 5.3.2 ผลการทดสอบโดยใช้การตัดสินใจแบบต้นไม้

#### 5.3.2.1 ผลการทดสอบที่ 5.2.2.1

ในการทดสอบนี้จะศึกษาถึงจำนวนชุดข้อมูลฝึกฝนกับความแม่นยำเฉลี่ยที่การตัดสินใจแบบต้นไม้จะสามารถจำแนกได้มากที่สุดดังแสดงในภาพที่ 5.9 จะเห็นว่าที่จำนวนข้อมูลในการฝึกฝนเท่ากับร้อยละ 60 ของจำนวนข้อมูลทั้งหมดจะทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกสูงที่สุด

จากภาพที่ 5.9 จะเห็นว่าเมื่อค่าของจำนวนข้อมูลในการเรียนรู้เพิ่มมากขึ้นความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยจะมีค่าที่สูงขึ้นด้วย แต่สูงขึ้นถึงจุดที่จำนวนข้อมูลฝึกฝนมีค่าร้อยละ 60 ของจำนวนทั้งหมดหลังจากนั้นความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยจะมีค่าลดลง

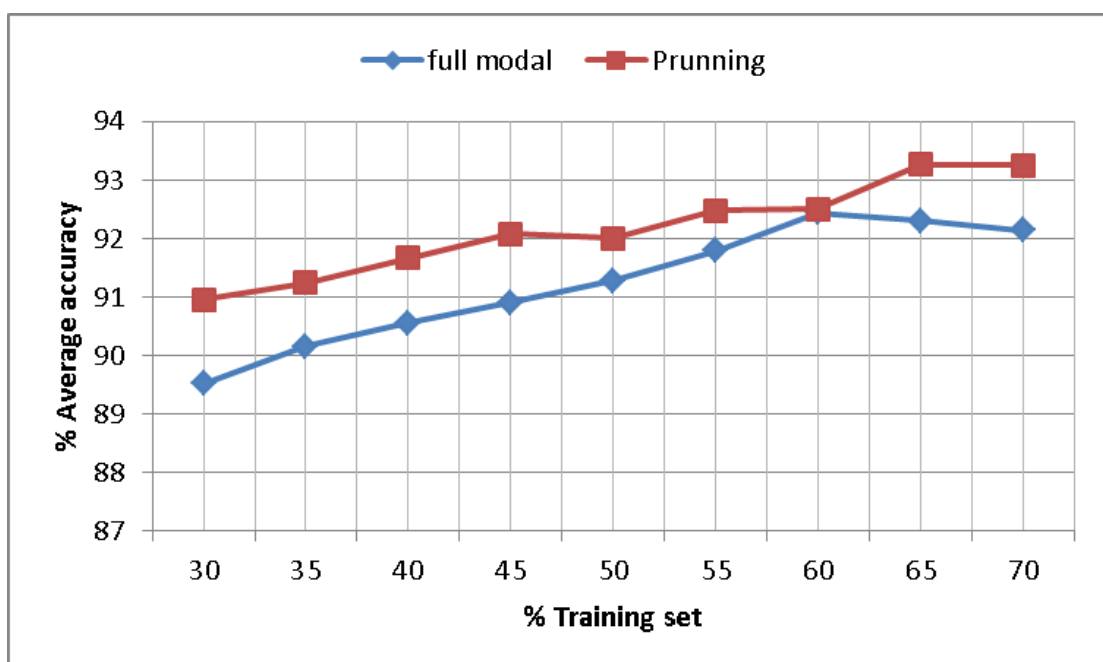


ภาพที่ 5.9 ค่าความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยของแต่ละจำนวนชุดข้อมูลฝึกฝน



### 5.3.2.1 ผลการทดสอบที่ 5.2.2.2

ในการทดสอบนี้ได้ทดสอบทำการประยุกต์ใช้หลักการตัดแต่งกิ่งของต้นไม้เพื่อศึกษาถึงความแม่นยำเฉลี่ยหลังจากที่ทำการตัดแต่งกิ่งแล้วกับความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยก่อนการตัดกิ่ง จากการทดสอบพบว่าหลังจากทำการตัดกิ่งของต้นไม้และเปรียบเทียบกับ การทดสอบที่ 5.5.2.1 แล้วพบว่าจะสามารถทำให้ความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยมีค่าสูงขึ้นในทุกๆจำนวนของชุดข้อมูลฝึกฝน ดังที่แสดงในภาพที่ 5.10



ภาพที่ 5.10 เปรียบเทียบค่าความแม่นยำกรณีต้นไม้ที่ตัดแต่งกิ่งและไม่ได้ตัดแต่งกิ่ง

### 5.3.2.1 ผลการทดสอบที่ 5.2.2.3

ในการทดสอบที่ 5.2.2.3 ทำการทดสอบเพื่อคัดเลือกลักษณะเด่นที่เหมาะสมที่สุดที่ทำให้ความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยมีค่ามากที่สุดที่จำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 50-70 ของจำนวนข้อมูล

จากผลการทดสอบพบว่า ลักษณะเด่น 7 ประเภทประกอบด้วย

- 1) อัตราการเปลี่ยนแปลงของแรงดัน (dv/dt)
- 2) อัตราการเปลี่ยนแปลงของกระแส (di/dt)
- 3) ระยะเวลาในการขจัดความผิดพลาด (FCT)
- 4) การทำงานของรีโคลสเซอร์ (T/P)

- 5) ความผิดพ่วงที่มีการแปรเปลี่ยนประเภท (D/nD)
- 6) จำนวนเฟสที่ได้รับผลกระทบ (M/S)
- 7) ค่า RMS ของกระแสนิวทรัล (In)

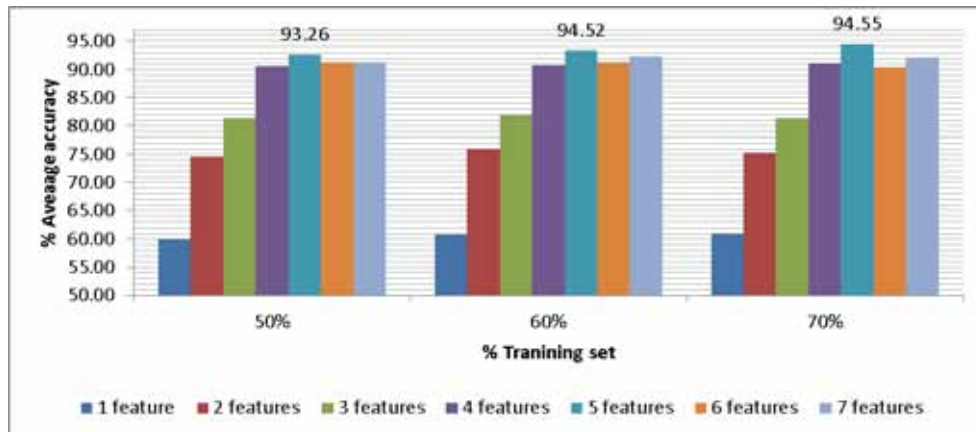
มีเพียงลักษณะเด่นเพียง 5 ค่าเท่านั้นที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยมากที่สุดประกอบด้วยลักษณะเด่น ดังนี้

- 1) ระยะเวลาในการขจัดความผิดพ่วง (FCT)
- 2) การทำงานของรีโคสเซอร์ (T/P)
- 3) ความผิดพ่วงที่มีการแปรเปลี่ยนประเภท (D/nD)
- 4) จำนวนเฟสที่ได้รับผลกระทบ (M/S)
- 5) ค่า RMS ของกระแสนิวทรัล (In)

ประเภทของลักษณะเด่นที่ถูกเลือกและความแม่นยำของแต่ละชนิดของจำนวนข้อมูลฝึกฝนที่แตกต่างกัน ถูกแสดงไว้ในตารางที่ 5.26 และจากตารางแสดงให้เห็นว่าลักษณะเด่น 5 ประเภทจะทำให้ความแม่นยำในการจำแนกมีค่าสูงที่สุดที่ทุกๆค่าของจำนวนข้อมูลฝึกฝน ดังแสดงการเปรียบเทียบไว้ในภาพที่ 5.11 และเมื่อจำนวนของลักษณะเด่นมากกว่า 5 ค่าจะทำให้ความแม่นยำในการจำแนกลดต่ำลง แสดงให้เห็นถึงชนิดของลักษณะเด่นที่มีความไม่เหมาะสมที่จะนำมาใช้งาน

ตารางที่ 5.26 ลักษณะเด่นที่ถูกเลือกกับความแม่นยำเฉลี่ย

N	ประเภทของลักษณะเด่นที่ถูกเลือก							จำนวนของข้อมูลฝึกฝน		
	dv/dt	di/dt	FCT	T/P	D/ND	M/S	In	50%	60%	70%
1				✓				60.00	60.83	61.11
2			✓	✓				74.67	76.03	75.28
3			✓	✓	✓			81.33	81.82	81.32
4			✓	✓	✓		✓	90.67	90.76	91.11
5			✓	✓	✓	✓	✓	92.67	93.33	94.44
6		✓	✓	✓	✓	✓	✓	91.28	91.28	90.50
7	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	91.28	92.44	92.13



ภาพที่ 5.11 การเปรียบเทียบค่าความแม่นยำเฉลี่ยของแต่ละจำนวนลักษณะเด่น

### 5.3.2.1 ผลการทดสอบที่ 5.2.2.4

ในขั้นตอนนี้จะทำการตัดแต่งกิ่งพร้อมทั้งทำการคัดเลือกลักษณะเด่นเพื่อศึกษาถึงความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ย จากการทดสอบพบว่าเมื่อทำการตัดแต่งกิ่งและทำการคัดเลือกลักษณะเด่นที่เหมาะสมจะทำให้ความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยมีค่าสูงกว่าการที่ทำการตัดแต่งกิ่งเพียงอย่างเดียวและการคัดเลือกลักษณะเด่นทั้ง 7 ค่า คือ

- 1) อัตราการเปลี่ยนแปลงของแรงดัน ( $dv/dt$ )
- 2) อัตราการเปลี่ยนแปลงของกระแส ( $di/dt$ )
- 3) ระยะเวลาในการขจัดความผิดพร่อง (FCT)
- 4) การทำงานของรีโคสเซอร์ (T/P)
- 5) ความผิดพร่องที่มีการแปรเปลี่ยนประเภท ( $D/nD$ )
- 6) จำนวนเฟสที่ได้รับผลกระทบ (M/S)
- 7) ค่า RMS ของกระแสในวรัล ( $I_n$ )

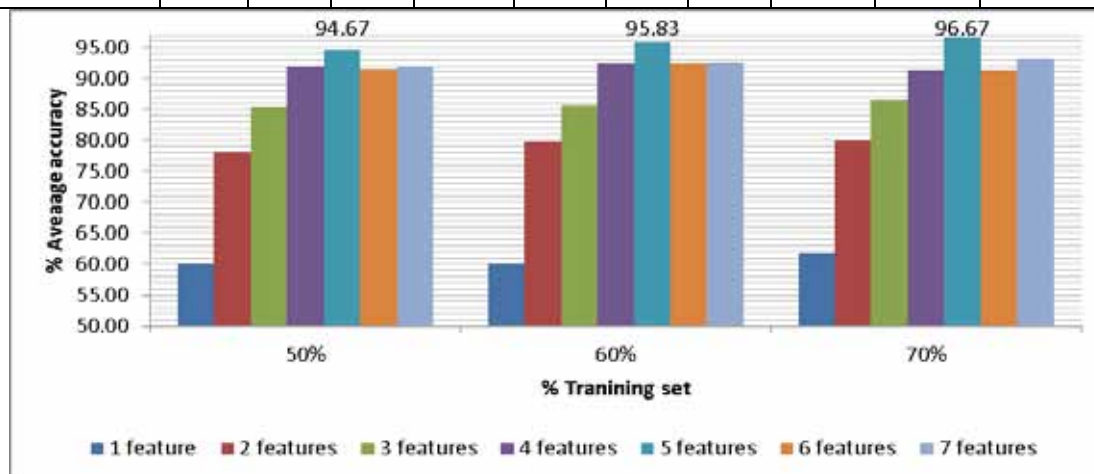
มีเพียงลักษณะเด่นเพียง 5 ค่าเท่านั้น ดังแสดงใน ภาพที่ 5.12 ที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยมากที่สุดประกอบด้วยลักษณะเด่น ดังนี้

- 1) ระยะเวลาในการขจัดความผิดพร่อง (FCT)
- 2) การทำงานของรีโคสเซอร์ (T/P)
- 3) ความผิดพร่องที่มีการแปรเปลี่ยนประเภท ( $D/nD$ )
- 4) จำนวนเฟสที่ได้รับผลกระทบ (M/S)
- 5) ค่า RMS ของกระแสในวรัล ( $I_n$ )

ประสิทธิภาพในการทำการตัดแต่งกิ่งและการคัดเลือกค่าลักษณะได้แสดงในตารางที่ 5.27

ตารางที่ 5.27 ลักษณะเด่นที่ถูกเลือกกับความแม่นยำเฉลี่ย

N	ประเภทของลักษณะเด่นที่ถูกเลือก							จำนวนของข้อมูลฝึกฝน		
	dv/dt	di/dt	FCT	T/P	D/ND	M/S	In	50%	60%	70%
1				✓				60.00	60.00	61.80
2			✓	✓				78.00	79.83	80.00
3			✓	✓	✓			85.43	85.71	86.52
4			✓	✓	✓		✓	91.95	92.44	91.30
5			✓	✓	✓	✓	✓	94.67	95.83	96.67
6		✓	✓	✓	✓	✓	✓	91.45	92.44	91.30
7	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	92.00	92.50	93.26



ภาพที่ 5.12 การเปรียบเทียบค่าความแม่นยำเฉลี่ยของแต่ละจำนวนลักษณะเด่น

## 5.4 วิเคราะห์ผลการทดสอบ

### 5.4.1 การทดสอบโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

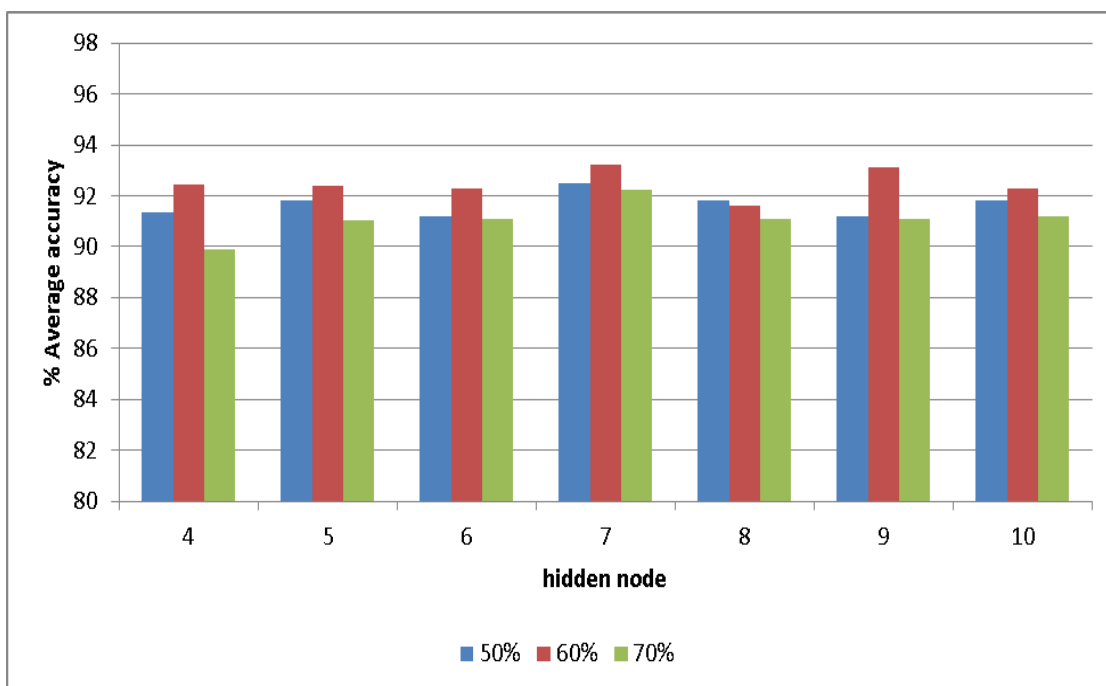
จากการทดสอบโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมพบว่าจำนวนโนดซ่อนที่เหมาะสมสำหรับใช้ลักษณะเด่น 7 ประเภท คือใช้จำนวนโนดซ่อนจำนวน 7 โนดซ่อนที่ทุกๆค่าของจำนวนชุดข้อมูลฝึกฝนดังในภาพที่ 5.2 ภาพที่ 5.3 และภาพที่ 5.4 และเมื่อทำการพิจารณาที่จำนวนของข้อมูลฝึกฝนพบว่า การเพิ่มค่าชุดข้อมูลฝึกฝนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมจะทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยมีค่าที่สูงขึ้นจนกระทั่งเพิ่มขึ้นจนถึงค่าหนึ่ง (60 % ของจำนวนข้อมูลทั้งหมด) ความแม่นยำในการจำแนกของโครงข่ายประสาทเทียมจะมีค่าลดลง

ในกรณีนี้มีข้ออธิบาย คือ ในปัญหาของการรู้จำรูปแบบที่ต้องการการฝึกฝนให้ระบบ จะมีปัญหาหนึ่งที่เรียกว่า การเรียนรู้มากเกินไป (Overfitting) ซึ่งเกิดจากการใช้ข้อมูลสำหรับขั้นตอนการฝึกฝนมากเกินไป จึงทำให้ระบบพยายามที่จะสร้างเงื่อนไขเพื่อทำให้เกิดค่าความผิดพลาดของขั้นตอนการฝึกฝนน้อยที่สุด ซึ่งบางครั้งทำให้เกิดปัญหา การจดจำ (memorize) เป็นผลทำให้เมื่อมาทำการทดสอบด้วยชุดข้อมูลทดสอบ ทำให้ความแม่นยำที่ใช้ในการทดสอบมีค่าต่ำกว่าปกติ แต่ในกรณีของการทดสอบดังแสดงในภาพที่ 5.5 ส่วนหนึ่งอาจจะเกิดจากมีข้อมูลส่วนหนึ่งที่มีลักษณะที่ค่อนข้างแตกต่างจากข้อมูลชุดอื่น ๆ อาจจะเกิดจากลักษณะเด่นบางค่าที่ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีความแม่นยำในการจำแนกที่ต่ำลง เมื่อมีการสุ่มข้อมูลสำหรับทำการฝึกฝนมากขึ้น ข้อมูลเหล่านี้จึงมีโอกาสที่จะถูกสุ่มเข้าไปสู่ขั้นตอนการฝึกฝนมากกว่ากรณีที่ใช้ข้อมูลในการทำการฝึกฝนน้อย เมื่อข้อมูลเหล่านี้ถูกนำไปสู่ขั้นตอนการฝึกฝน ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้โดยใช้ข้อมูลที่มีความไม่เหมาะสม เมื่อนำโครงข่ายประสาทเทียมที่เรียนรู้จากข้อมูลที่ไม่เหมาะสมมาทำการทดสอบด้วยข้อมูลชุดทดสอบ จะเป็นผลทำให้ความแม่นยำในการจำแนกมีค่าที่ต่ำลงในกรณีให้จำนวนข้อมูลฝึกฝนค่าสูง ดังแสดงในภาพที่ 5.13

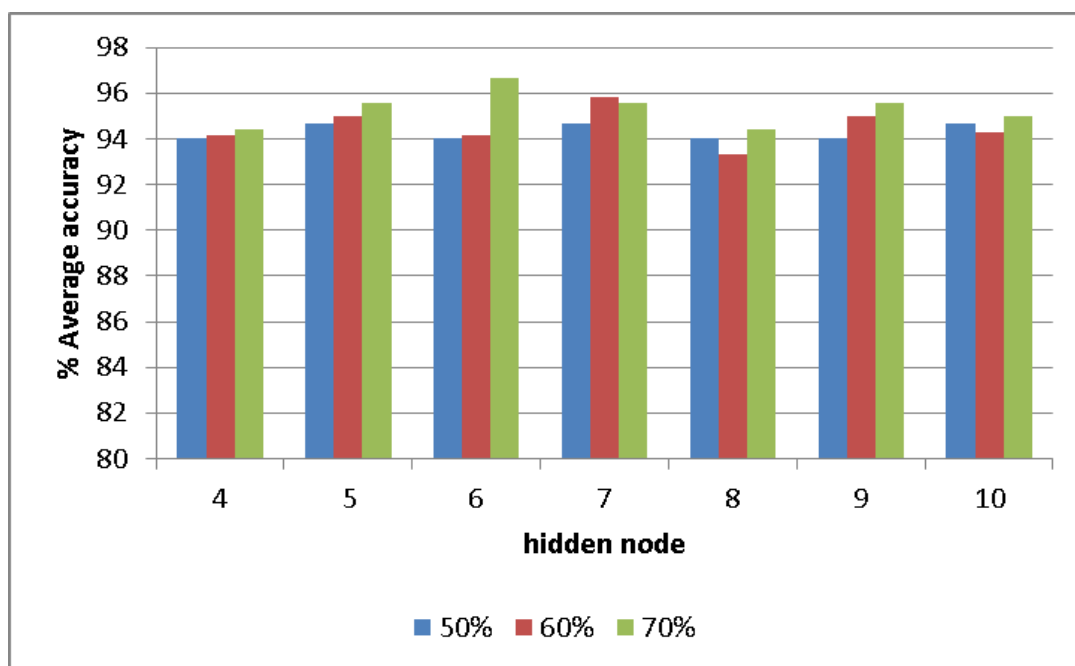
ปัญหาที่เกิดจากโครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้จากข้อมูลของลักษณะเด่นบางค่าที่ไม่เหมาะสมสามารถถูกกำจัดออกไปได้โดยการกำจัดเลือกลักษณะเด่น การทดสอบต่อมาหลังจากที่ทำการคัดเลือกลักษณะเด่นแล้วพบว่า ความแม่นยำในการจำแนกข้อมูลของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีข้อมูลฝึกฝนมากกว่า 60% ของจำนวนข้อมูลทั้งหมดมีค่าเพิ่มขึ้นหรือใกล้เคียงกับที่จำนวนข้อมูลฝึกฝน 60% ของจำนวนข้อมูลทั้งหมด ดังแสดงในภาพที่ 5.14

นอกจากการทำการคัดเลือกลักษณะเด่นจะสามารถกำจัดปัญหาที่เกี่ยวข้องกับลักษณะเด่นที่ทำให้เกิดความแม่นยำในการจำแนกที่ต่ำลงที่ค่าจำนวนของข้อมูลฝึกฝนค่าสูงแล้ว การทำการคัดเลือกลักษณะเด่นยังทำให้ความแม่นยำในการจำแนกของทุกๆจำนวนโนดซ่อนภายใต้เงื่อนไขจำนวนข้อมูลฝึกฝน 50-70 % ของจำนวนข้อมูลทั้งหมดมีค่าสูงขึ้นด้วย โดยเปรียบเทียบดังภาพที่ 5.13 และภาพที่ 5.14

จากการทดสอบนี้แสดงให้เห็นว่าลักษณะเด่นที่มีความไม่เหมาะสมจะทำให้ความแม่นยำในการจำแนกมีค่าลดลงและลักษณะเด่นที่มีความไม่เหมาะสมของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ คือ อัตราการเปลี่ยนแปลงของแรงดันและอัตราการเปลี่ยนแปลงของกระแส



ภาพที่ 5.13 ความแม่นยำของโครงข่ายประสาทเทียมก่อนการคัดเลือกลักษณะเด่น



ภาพที่ 5.14 ความแม่นยำของโครงข่ายประสาทเทียมหลังการคัดเลือกลักษณะเด่น

เมื่อพิจารณาถึงความแม่นยำเฉลี่ยที่เกิดจากการคัดเลือกลักษณะเด่นของแต่ละโนดซ่อนที่จำนวนข้อมูลฝึกฝนเป็นร้อยละ 50-70 ของจำนวนข้อมูลทั้งหมดที่ใช้ลักษณะเด่น 5 ประเภท ดังที่แสดงในตารางที่ 5.28

ตารางที่ 5.28 ร้อยละความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยที่ใช้ลักษณะเด่น 5 ประเภท

ร้อยละของข้อมูลฝึกฝน	จำนวนโนดซ่อน						
	4	5	6	7	8	9	10
50	94.00	<b>94.67</b>	94.00	94.67	94.00	94.00	94.67
60	94.17	95.00	94.17	<b>95.83</b>	93.33	95.00	94.29
70	94.38	95.56	<b>96.67</b>	95.56	94.44	95.56	95.00

จากตารางที่ 5.28 จะเห็นว่าที่จำนวนข้อมูลทดสอบร้อยละ 50 ความแม่นยำจะสูงที่สุดเมื่อใช้จำนวนโนดซ่อนเท่ากับ 5 และให้ค่าความแม่นยำในการจำแนกเท่ากับร้อยละ 94.67 และที่จำนวนข้อมูลทดสอบเป็นร้อยละ 60 ความแม่นยำจะสูงที่สุดเมื่อใช้จำนวนโนดซ่อนเท่ากับ 7 โหนดซ่อนและให้ค่าความแม่นยำในการจำแนกเท่ากับร้อยละ 95.83 และที่จำนวนข้อมูลทดสอบเป็นร้อยละ 70 ความแม่นยำจะสูงที่สุดเมื่อใช้จำนวนโนดซ่อนเท่ากับ 6 โหนดซ่อนและให้ค่าความแม่นยำในการจำแนกเท่ากับร้อยละ 96.67 และทั้งสามค่าสามารถแสดงออกมาเป็น confusion table ได้ตามตารางที่ 5.29 ตารางที่ 5.30 และตารางที่ 5.31

ตารางที่ 5.29 confusion matrix ของจำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 50

ผลตอบจากโครงข่ายประสาทเทียม	ค่าเป้าหมาย				
	ลูกถ้วยวาบไฟ	ควันทันไฟ	รถเครน	ผลกระทบจากระบบจำหน่ายข้างเคียง	ร้อยละ
ลูกถ้วยวาบไฟ	56	1	2	0	94.92
ควันทันไฟ	1	26	0	0	96.30
รถเครน	1	0	30	0	96.77
ผลกระทบจากระบบจำหน่ายข้างเคียง	0	0	3	30	90.91
ร้อยละ	96.55	96.30	85.71	100.00	<b>94.67</b>

จากตารางที่ 5.29 ได้แสดงถึงการความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวน 5 โหนดซ่อนและทำการทดสอบที่จำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 50 พบว่า

ความผิดพลาดจากลูกถ้วยวาบไฟ 58 เหตุการณ์ โครงข่ายประสาทยืดสามารถจำแนกความผิดพลาดที่ได้ถูกต้อง 56 เหตุการณ์คิดเป็นร้อยละ 96.55

ความผิดพลาดจากควันทันไฟมีจำนวนเหตุการณ์เฉลี่ยในการทดสอบจำนวน 27 เหตุการณ์ โครงข่ายประสาทยืดสามารถจำแนกได้ถูกต้อง 26 เหตุการณ์ คิดเป็นร้อยละความถูกต้อง คือ ร้อยละ 96.30

ความผิดพลาดจากรถครอนมีจำนวนเหตุการณ์เฉลี่ยในการทดสอบจำนวน 35 เหตุการณ์ โครงข่ายประสาทยืดสามารถจำแนกได้ถูกต้อง 30 เหตุการณ์ คิดเป็นร้อยละ 85.71

ความผิดพลาดจากผลกระทบของความผิดพลาดในระบบจำหน่ายข้างเคียงมีจำนวนข้อมูลในการทำการทดสอบเฉลี่ยจำนวน 30 เหตุการณ์ โครงข่ายประสาทยืดสามารถจำแนกได้ถูกต้องจำนวน 30 เหตุการณ์ คิดเป็นร้อยละ 100

ดังนั้นสามารถสรุปได้ว่าที่จำนวน 5 โหนดซ้อนซึ่งโครงข่ายประสาทยืดให้ค่าความแม่นยำในการจำแนกโดยรวมเฉลี่ยสูงที่สุดเมื่อพิจารณาที่จำนวนข้อมูลในการฝึกฝนร้อยละ 50 พบว่าโครงข่ายประสาทยืดมีความสามารถในการจำแนกความผิดพลาดจากผลกระทบของความผิดพลาดในระบบจำหน่ายข้างเคียงได้ดีที่สุด รองลงมาคือความผิดพลาดจากลูกถ้วยวาบไฟและควันทันไฟ และมีความสามารถในการจำแนกความผิดพลาดจากรถครอนได้น้อยที่สุด

ตารางที่ 5.30 confusion matrix ของจำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 60

ผลตอบจากโครงข่าย ประสาทยืด	ค่าเป้าหมาย				
	ลูกถ้วยวาบ ไฟ	ควันทันไฟ	รถครอน	ผลกระทบจาก ระบบจำหน่าย ข้างเคียง	ร้อยละ
ลูกถ้วยวาบไฟ	47	1	0	0	97.91
ควันทันไฟ	1	22	1	0	95.65
รถครอน	1	0	20	0	95.24
ผลกระทบจากระบบ จำหน่ายข้างเคียง	0	0	1	26	96.30
ร้อยละ	95.92	95.65	90.91	100	95.83



จากตารางที่ 5.30 ได้แสดงถึงการความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวน 7 โหนดซ่อนและทำการทดสอบที่จำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 60 พบว่า

ความผิดพลาดจากลูกถ้วยวาบไฟ 49 เหตุการณ์ โครงข่ายประสาทเทียมสามารถจำแนกความผิดพลาดที่ได้จากลูกถ้วยวาบไฟได้ถูกต้อง 47 เหตุการณ์ คิดเป็นร้อยละ 95.92

ความผิดพลาดจากควันทันไฟมีจำนวนเหตุการณ์เฉลี่ยในการทดสอบจำนวน 23 เหตุการณ์ โครงข่ายประสาทเทียมสามารถจำแนกได้ถูกต้อง 22 เหตุการณ์ คิดเป็นร้อยละความถูกต้อง คือ ร้อยละ 95.65

ความผิดพลาดจากรถคร่อมมีจำนวนเหตุการณ์เฉลี่ยในการทดสอบจำนวน 22 เหตุการณ์ โครงข่ายประสาทเทียมสามารถจำแนกได้ถูกต้อง 20 เหตุการณ์ คิดเป็นร้อยละ 90.91

ความผิดพลาดจากผลกระทบของความผิดพลาดในระบบจำหน่ายข้างเคียงมีจำนวนข้อมูลในการทำการทดสอบเฉลี่ยจำนวน 26 เหตุการณ์ โครงข่ายประสาทเทียมสามารถจำแนกได้ถูกต้อง 26 เหตุการณ์ คิดเป็นร้อยละ 100

ดังนั้นสามารถสรุปได้ว่าที่จำนวน 7 โหนดซ่อนซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมให้ค่าความแม่นยำในการจำแนกโดยรวมเฉลี่ยสูงที่สุดเมื่อพิจารณาที่จำนวนข้อมูลในการฝึกฝนร้อยละ 60 พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมมีความสามารถในการจำแนกความผิดพลาดจากผลกระทบของความผิดพลาดในระบบจำหน่ายข้างเคียงได้ดีที่สุด รองลงมาคือความผิดพลาดจากลูกถ้วยวาบไฟและควันทันไฟ และมีความสามารถในการจำแนกความผิดพลาดจากรถคร่อมได้น้อยที่สุดเช่นเดียวกับกรณีใช้จำนวนข้อมูลฝึกฝนเป็นร้อยละ 50

ตารางที่ 5.31 confusion matrix ของจำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 70

ผลตอบจากโครงข่ายประสาทเทียม	ค่าเป้าหมาย				
	ลูกถ้วยวาบไฟ	ควันทันไฟ	รถคร่อม	ผลกระทบจากระบบจำหน่ายข้างเคียง	ร้อยละ
ลูกถ้วยวาบไฟ	36	1	0	0	97.30
ควันทันไฟ	0	15	1	0	93.75
รถคร่อม	0	0	17	0	100
ผลกระทบจากระบบจำหน่ายข้างเคียง	0	0	1	19	95.00
ร้อยละ	100.00	93.75	89.47	100.00	96.67

จากตารางที่ 5.31 ได้แสดงถึงการความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวน 6 โหนดซ่อนและทำการทดสอบที่จำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 70 พบว่า

ความผิดพลาดจากลูกถ้วยวาบไฟ 36 เหตุการณ์ โครงข่ายประสาทเทียมสามารถจำแนกความผิดพลาดที่ได้จากลูกถ้วยวาบไฟได้ถูกต้องทุกเหตุการณ์

ความผิดพลาดจากควันทันไฟมีจำนวนเหตุการณ์เฉลี่ยในการทดสอบจำนวน 16 เหตุการณ์ โครงข่ายประสาทเทียมสามารถจำแนกได้ถูกต้อง 15 เหตุการณ์ คิดเป็นร้อยละ 93.75

ความผิดพลาดจากรถคร่อมมีจำนวนเหตุการณ์เฉลี่ยในการทดสอบจำนวน 19 เหตุการณ์ โครงข่ายประสาทเทียมสามารถจำแนกได้ถูกต้อง 17 เหตุการณ์ คิดเป็นร้อยละ 89.47

ความผิดพลาดจากผลกระทบของความผิดพลาดในระบบจำหน่ายข้างเคียงมีจำนวนข้อมูลในการทำการทดสอบเฉลี่ยจำนวน 19 เหตุการณ์ โครงข่ายประสาทเทียมสามารถจำแนกได้ถูกต้องทุกเหตุการณ์

ดังนั้นสามารถสรุปได้ว่าที่จำนวน 6 โหนดซ่อนซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมมีความแม่นยำในการจำแนกโดยรวมเฉลี่ยสูงที่สุดเมื่อพิจารณาที่จำนวนข้อมูลในการฝึกฝนร้อยละ 70 พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมมีความสามารถในการจำแนกความผิดพลาดจากลูกถ้วยวาบไฟและความผิดพลาดจากผลกระทบของความผิดพลาดในระบบจำหน่ายข้างเคียงได้ดีที่สุด รองลงมาคือความผิดพลาดจากควันทันไฟและมีความสามารถในการจำแนกความผิดพลาดจากรถคร่อมได้น้อยที่สุด

สาเหตุของความผิดพลาดจากควันทันไฟจะเห็นได้ว่าทั้ง 3 กรณี จะมีการจำแนกผิดโดยโน้มเอียงผลตอบไปเป็นความผิดพลาดจากลูกถ้วยวาบไฟ

สาเหตุของความผิดพลาดจากรถคร่อมจะเห็นได้ว่าทั้ง 3 กรณี จะมีการจำแนกผิดโดยโน้มเอียงผลตอบไปเป็นความผิดพลาดจากควันทันไฟและผลกระทบของความผิดพลาดในระบบจำหน่ายข้างเคียง

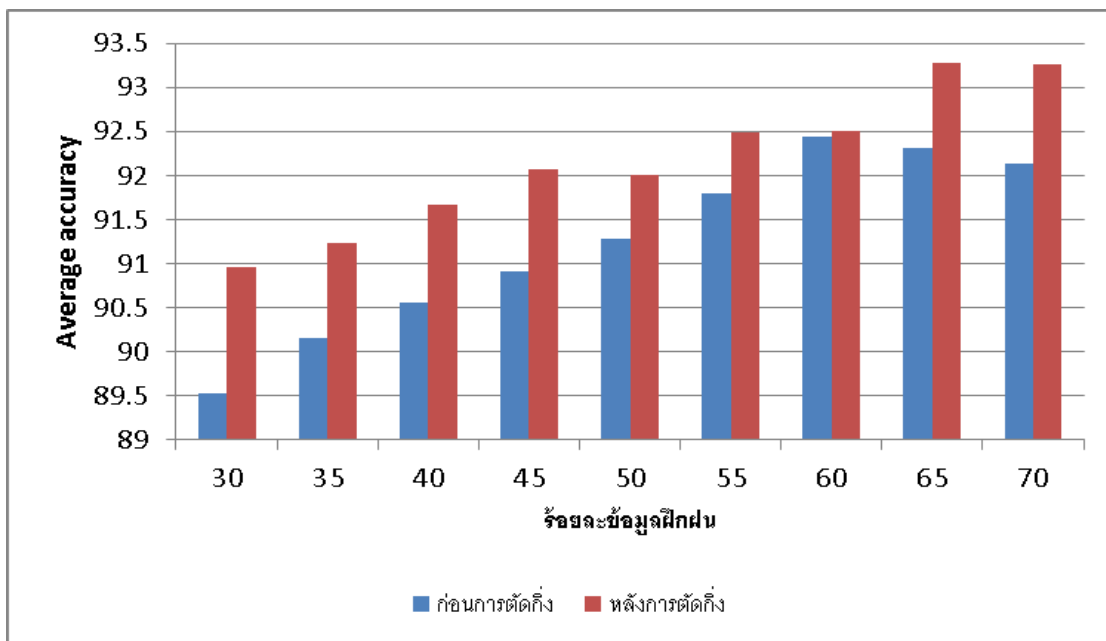
ในส่วนของการค้นหาจำนวนลักษณะเด่นและจำนวนโหนดซ่อนที่เหมาะสม โดยใช้วิธีการค้นหาแบบ expected search สามารถสรุปได้ว่าวิธีการนี้มีทั้งข้อดีและข้อเสียในการนำไปประยุกต์ใช้งาน ข้อดีของการใช้การค้นหาแบบ expected search คือ ถ้ามีการสุ่มที่ดีจะทำให้จำนวนรอบของการค้นหามีค่าน้อยกว่าการหาความแม่นยำแบบหาทุกกรณีของจำนวนโหนดและลักษณะเด่นทุกจำนวน แต่ข้อเสียของการค้นหาแบบนี้ คือ ค่าความแม่นยำที่ได้อาจจะไม่ได้ค่าความแม่นยำที่มากที่สุดในเซตของจำนวนลักษณะเด่นและจำนวนของโหนดซ่อนที่เราพิจารณา เพียงแต่เป็นค่าที่อยู่ในขอบเขตที่ยอมรับได้ และในบางครั้งการสุ่มค่าที่ไม่ดีก็อาจจะทำให้จำนวน

ครั้งในการค้นหาที่มีค่ามากกว่าการหาค่าความแม่นยำแบบหาทุกกรณีของจำนวนโนดชอนและจำนวนลักษณะเด่นทุกจำนวน

#### 5.4.2 การทดสอบโดยใช้การตัดสินใจแบบต้นไม้

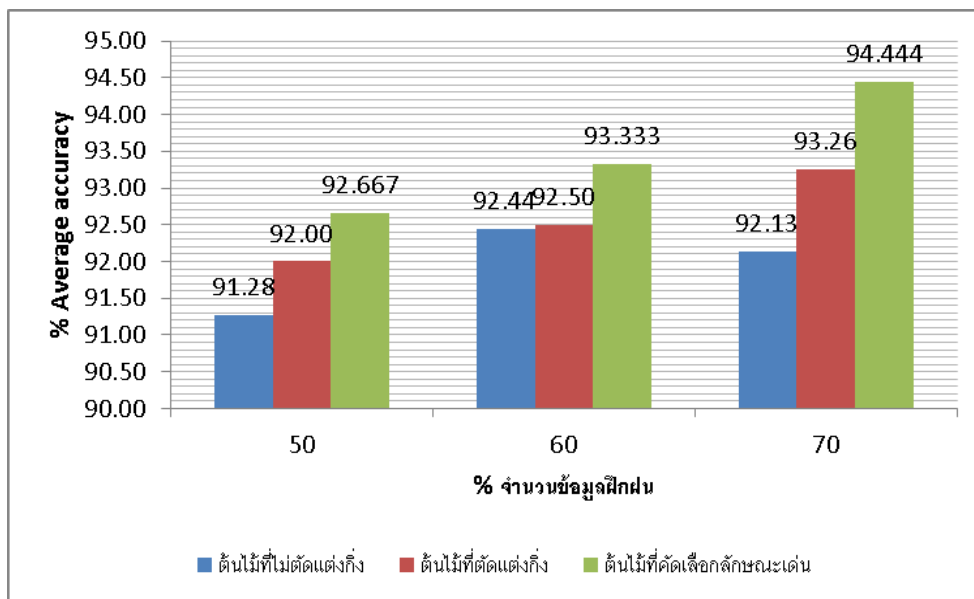
จากการทดสอบโดยใช้การตัดสินใจแบบต้นไม้ทำการจำแนกสาเหตุของความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจาก 4 สาเหตุดังที่ได้กล่าวไปข้างต้น โดยในการทดสอบแรกจะทำการศึกษาถึงความแม่นยำในการจำแนกของการตัดสินใจแบบต้นไม้ที่ไม่มีการตัดแต่งกิ่ง โดยทำการเพิ่มจำนวนข้อมูลชุดฝึกฝนจากจำนวนร้อยละ 30-70 ของจำนวนข้อมูลทั้งหมด พบว่าเมื่อจำนวนของข้อมูลฝึกฝนเพิ่มขึ้นจะทำให้ความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยมีค่าเพิ่มขึ้นด้วยแต่เมื่อทำการเพิ่มจำนวนข้อมูลฝึกฝนจนถึงค่าๆหนึ่ง (ที่ร้อยละ 60 ของจำนวนข้อมูลทั้งหมด) หลังจากนั้นความแม่นยำในการจำแนกของการตัดสินใจแบบต้นไม้จะมีค่าลดลง ซึ่งเป็นปัญหาเช่นเดียวกับในกรณีใช้ขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ปัญหาดังกล่าวจะถูกกำจัดไปโดยการวิธีการตัดแต่งกิ่งของต้นไม้เพราะการตัดแต่งกิ่งของต้นไม้จะพยายามตัดระดับของกิ่งที่ทำให้การจำแนกของข้อมูลฝึกฝนมีค่าต่ำลง ดังนั้นเงื่อนไขบางเงื่อนไขที่ถูกสร้างขึ้นจากลักษณะเด่นของข้อมูลชุดฝึกฝนที่ไม่เหมาะสมจะถูกกำจัดออกไป หลังจากทำการตัดแต่งกิ่งเรียบร้อยแล้ว ผลที่ได้คือ ความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยของจำนวนข้อมูลฝึกฝนค่าอื่นก็จะมีค่าสูงตามขึ้นมาด้วย ดังแสดงในภาพที่ 5.15

ดังนั้นจากภาพที่ 5.15 สามารถสรุปได้ว่าการตัดแต่งกิ่งของต้นไม้จะสามารถเพิ่มความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยให้กับการตัดสินใจแบบต้นไม้ได้และยังสามารถกำจัดปัญหาโครงสร้างต้นไม้ที่ไม่เหมาะสมที่เกิดจากขั้นตอนการฝึกฝนจากลักษณะเด่นของข้อมูลที่ไม่เหมาะสมเป็นผลทำให้โครงสร้างการแตกกิ่งของต้นไม้มีความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยที่น้อยกว่าที่ควรจะเป็นได้



ภาพที่ 5.15 ค่าความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ย

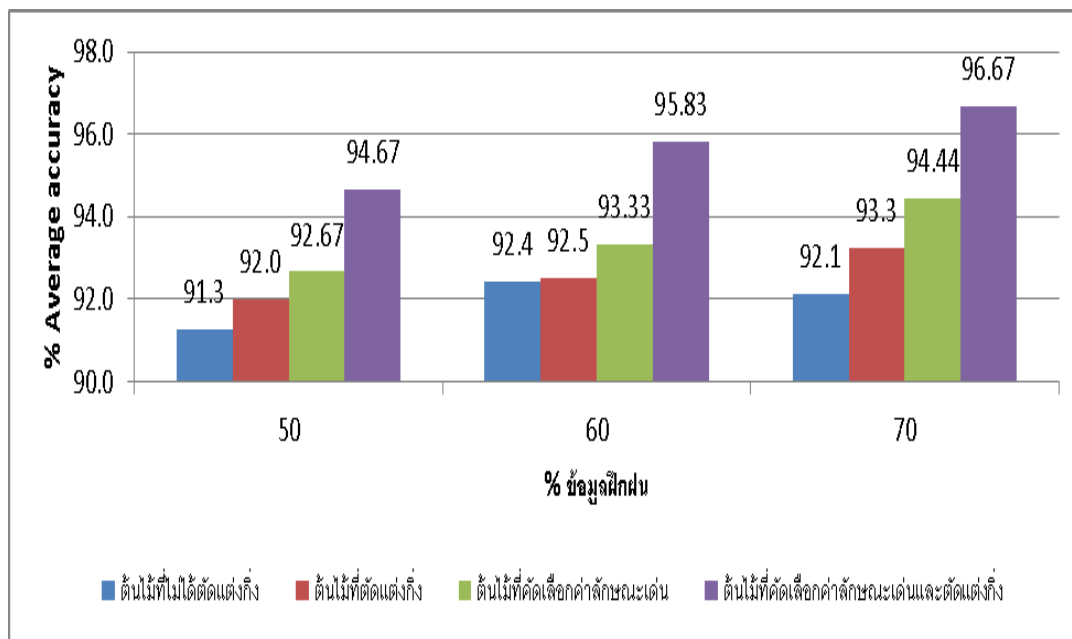
ในส่วนต่อมาได้ทำการคัดเลือกลักษณะเด่นโดยมีหลักการเหมือนกับการคัดเลือกลักษณะเด่นของโครงข่ายประสาทเทียมแต่แตกต่างกันที่ขั้นตอนวิธีที่ใช้สำหรับทำการจำแนกความถูกต้องในการคัดเลือกลักษณะเด่นของการตัดสินใจแบบต้นไม้ ขั้นแรกจะทำการทดสอบโดยใช้การคัดเลือกลักษณะเด่นกับโครงสร้างของต้นไม้ที่ยังไม่ได้ทำการตัดแต่งกิ่ง ในโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อทำการคัดเลือกลักษณะเด่นเป็นที่เรียบร้อยแล้ว พบว่าลักษณะเด่นที่เหมาะสมจะทำให้ความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยนั้นมีค่าสูงขึ้น และในการตัดสินใจแบบต้นไม้ก็เป็นเช่นเดียวกัน เมื่อทำการคัดเลือกลักษณะเด่นพบว่าลักษณะเด่นเพียง 5 ค่า ที่ทำให้เกิดความแม่นยำมากที่สุดในการจำแนกดังแสดงในตารางที่ 5.27 และพบว่าเมื่อทำการคัดเลือกลักษณะเด่นที่เหมาะสมแล้วความแม่นยำในการจำแนกที่จำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 50-70 ของจำนวนข้อมูลทั้งหมด จะมีค่าสูงกว่าการโครงสร้างต้นไม้ที่ไม่ได้ตัดแต่งกิ่งและโครงสร้างต้นไม้ที่ตัดแต่งกิ่ง ดังภาพที่ 5.16 แสดงการเปรียบเทียบของโครงสร้างทั้ง 3 แบบ คือ ความแม่นยำที่เกิดจากต้นไม้ที่ไม่ได้ตัดแต่งกิ่ง โครงสร้างต้นไม้ที่ผ่านการตัดแต่งกิ่งและโครงสร้างต้นไม้ที่ทำการคัดเลือกลักษณะเด่น



ภาพที่ 5.16 ค่าความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยของแต่ละโครงสร้างต้นไม้

จากภาพที่ 5.16 จะเห็นว่าการคัดเลือกลักษณะเด่นของการตัดสินใจแบบต้นไม้จะทำให้ความแม่นยำการในจำแนกเฉลี่ยมีค่าสูงขึ้นกว่าทั้งโครงสร้างของต้นไม้ 2 แบบที่ไม่ได้ทำการคัดเลือกลักษณะเด่น การคัดเลือกลักษณะเด่นเป็นการกำจัดลักษณะเด่นที่ไม่เหมาะสมซึ่งแตกต่างจากกรณีของการตัดแต่งกิ่งที่กำจัดเงื่อนไขที่เกิดขึ้นจากลักษณะเด่นที่ไม่เหมาะสมบางเงื่อนไขเท่านั้น ดังนั้นการคัดเลือกลักษณะเด่นได้กำจัดลักษณะเด่นที่ไม่เหมาะสมสำหรับการจำแนกออกไปทั้งหมด ส่งผลให้ความแม่นยำในการจำแนกของการคัดเลือกลักษณะเด่นมีค่าสูงกว่าการตัดแต่งกิ่งของต้นไม้

และในการทดสอบสุดท้ายได้ทำการทดสอบใช้โครงสร้างต้นไม้ที่มีการตัดแต่งกิ่งพร้อมทั้งทำการคัดเลือกลักษณะเด่น จากการทดสอบพบว่าในโครงสร้างต้นไม้แบบนี้ทำให้เกิดความแม่นยำมากที่สุดในการจำแนก โดยมีค่าที่สูงกว่าทั้ง 3 โครงสร้างที่ได้กล่าวมา ลักษณะโครงสร้างของการทำการตัดแต่งกิ่งพร้อมไปกับการคัดเลือกลักษณะเด่นจะเป็นการกำจัดลักษณะเด่นที่ไม่เหมาะสมสำหรับการจำแนกแล้วยังเป็นการกำจัดเงื่อนไขที่ไม่เหมาะสม ที่เกิดจากการใช้ข้อมูลฝึกฝนที่ไม่ดีมาทำการฝึกฝนให้กับโครงสร้างต้นไม้ในกระบวนการฝึกฝน เมื่อทำการคัดเลือกลักษณะเด่นและทำการตัดแต่งกิ่งแล้วโครงสร้างของต้นไม้จะมีความแม่นยำในการจำแนกที่ดีขึ้นกว่ากรณีอื่นๆ ดังที่แสดงในภาพที่ 5.17



ภาพที่ 5.17 ค่าความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยของแต่ละโครงสร้างต้นไม้

เมื่อพิจารณาถึงความแม่นยำเฉลี่ยที่เกิดจากการคัดเลือกค่าลักษณะเด่นและการตัดแต่งกิ่งของโครงสร้างต้นไม้ที่จำนวนข้อมูลฝึกฝนเป็นร้อยละ 50-70 ของจำนวนข้อมูลทั้งหมดที่ใช้ลักษณะเด่น 5 ลักษณะเด่นดังที่แสดงในตารางที่ 5.32

ตารางที่ 5.32 ความแม่นยำที่ลักษณะเด่น 5 ประเภทที่ผ่านการตัดแต่งกิ่ง

ร้อยละจำนวนข้อมูลฝึกฝน	ร้อยละความแม่นยำของการโครงสร้างต้นไม้
50	94.67
60	95.83
70	96.67

จากตารางที่ 5.32 จะเห็นว่าที่จำนวนข้อมูลทดสอบร้อยละ 50 ค่าความแม่นยำในการจำแนกรวมเท่ากับร้อยละ 94.67 และที่จำนวนข้อมูลทดสอบเป็นร้อยละ 60 ความแม่นยำจะสูงสุดร้อยละ 95.83 และที่จำนวนข้อมูลทดสอบเป็นร้อยละ 70 ความแม่นยำจะสูงสุดในการจำแนกรวมเท่ากับร้อยละ 96.29 และทั้งสามค่าสามารถแสดงออกมาเป็น confusion table ได้ตามตารางที่ 5.33 ตารางที่ 5.34 และตารางที่ 5.35

ตารางที่ 5.33 confusion matrix ของจำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 50

ผลตอบจากการ ตัดสินใจแบบต้นไม้	ค่าเป้าหมาย				
	ลูกถ้วยวาบ ไฟ	ควันไฟ	รถเครน	ผลกระทบจาก ระบบจำหน่าย ข้างเคียง	ร้อยละ
ลูกถ้วยวาบไฟ	57	1	1	0	96.61
ควันไฟ	1	28	0	0	96.55
รถเครน	2	1	27	0	90.00
ผลกระทบจากระบบ จำหน่ายข้างเคียง	0	0	2	30	93.75
ร้อยละ	95	93.33	90	100	<b>94.67</b>

จากตารางที่ 5.33 ได้แสดงถึงการความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยของการตัดสินใจแบบต้นไม้ที่ผ่านการคัดเลือกลักษณะเด่นและการตัดแต่งกิ่ง ทำการทดสอบที่จำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 50 พบว่า

ความผิดพลาดจากลูกถ้วยวาบไฟ 60 เหตุการณ์ การตัดสินใจแบบต้นไม้สามารถจำแนกความผิดพลาดที่ได้จากลูกถ้วยวาบไฟได้ถูกต้อง 57 เหตุการณ์คิดเป็นร้อยละ 95

ความผิดพลาดจากควันไฟมีจำนวนเหตุการณ์เฉลี่ยในการทดสอบจำนวน 30 เหตุการณ์ การตัดสินใจแบบต้นไม้สามารถจำแนกได้ถูกต้อง 28 เหตุการณ์ คิดเป็นร้อยละความถูกต้อง คือ ร้อยละ 93.33

ความผิดพลาดจากรถเครนมีจำนวนเหตุการณ์เฉลี่ยในการทดสอบจำนวน 30 เหตุการณ์ การตัดสินใจแบบต้นไม้สามารถจำแนกได้ถูกต้อง 27 เหตุการณ์คิดเป็นร้อยละ 90

ความผิดพลาดจากผลกระทบของความผิดพลาดในระบบจำหน่ายข้างเคียงมีจำนวนข้อมูลในการทำการทดสอบเฉลี่ยจำนวน 30 เหตุการณ์ การตัดสินใจแบบต้นไม้สามารถจำแนกได้ถูกต้อง 30 เหตุการณ์ คิดเป็นร้อยละ 100

ดังนั้นสามารถสรุปได้ว่าการตัดสินใจแบบต้นไม้ที่จำนวนข้อมูลในการฝึกฝนร้อยละ 50 พบว่าการตัดสินใจแบบต้นไม้มีความสามารถในการจำแนกความผิดพลาดจากผลกระทบของความผิดพลาดในระบบจำหน่ายข้างเคียงดีที่สุด รองลงมาคือความผิดพลาดจากลูกถ้วยวาบไฟและควันไฟ และมีความสามารถในการจำแนกความผิดพลาดจากรถเครนได้น้อยที่สุด

ตารางที่ 5.34 confusion matrix ของจำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 60

ผลตอบจากการ ตัดสินใจแบบต้นไม้	ค่าเป้าหมาย				
	ลูกถ้วยวาบ ไฟ	ควันไฟ	รถเครน	ผลกระทบจาก ระบบจำหน่าย ข้างเคียง	ร้อยละ
ลูกถ้วยวาบไฟ	47	0	0	0	100.00
ควันไฟ	1	22	0	0	95.65
รถเครน	2	0	18	0	90.00
ผลกระทบจากระบบ จำหน่ายข้างเคียง	0	0	2	28	93.33
ร้อยละ	94	100	90	100	95.83

จากตารางที่ 5.34 ได้แสดงถึงการความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยของการตัดสินใจแบบต้นไม้ที่ผ่านการคัดเลือกลักษณะเด่นและการตัดแต่งกิ่ง ทำการทดสอบที่จำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 60 พบว่า

ความผิดพลาดจากลูกถ้วยวาบไฟ 50 เหตุการณ์ การตัดสินใจแบบต้นไม้สามารถจำแนกความผิดพลาดที่ได้จากลูกถ้วยวาบไฟได้ถูกต้อง 47 เหตุการณ์ คิดเป็นร้อยละ 94

ความผิดพลาดจากควันไฟมีจำนวนเหตุการณ์เฉลี่ยในการทดสอบจำนวน 22 เหตุการณ์ การตัดสินใจแบบต้นไม้สามารถจำแนกได้ถูกต้อง 22 เหตุการณ์ คิดเป็นร้อยละ 100

ความผิดพลาดจากรถเครนมีจำนวนเหตุการณ์เฉลี่ยในการทดสอบจำนวน 20 เหตุการณ์ สามารถจำแนกได้ถูกต้องทุกเหตุการณ์ 18 เหตุการณ์ คิดเป็นร้อยละ 90

ความผิดพลาดจากผลกระทบของความผิดพลาดในระบบจำหน่ายข้างเคียงมีจำนวนข้อมูลในการทำการทดสอบเฉลี่ยจำนวน 28 เหตุการณ์ การตัดสินใจแบบต้นไม้สามารถจำแนกได้ถูกต้องทุกเหตุการณ์

ดังนั้นสามารถสรุปได้ว่า ที่จำนวนข้อมูลในการฝึกฝนร้อยละ 60 พบว่าการตัดสินใจแบบต้นไม้มีความสามารถในการจำแนกความผิดพลาดจากผลกระทบของความผิดพลาดในระบบจำหน่ายข้างเคียงได้ดีที่สุดและ ความผิดพลาดจากควันไฟ รองลงมา คือ ความผิดพลาดจากลูกถ้วยวาบไฟ และมีความสามารถในการจำแนกรถเครนได้น้อยที่สุด



ตารางที่ 5.35 confusion matrix ของจำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 70

ผลตอบจากการ ตัดสินใจแบบต้นไม้	ค่าเป้าหมาย				
	ลูกถ้วยวาบ ไฟ	คว้นไฟ	รถเครน	ผลกระทบจาก ระบบจำหน่าย ข้างเคียง	ร้อยละ
ลูกถ้วยวาบไฟ	36	0	0	0	100
คว้นไฟ	1	19	0	0	95
รถเครน	1	0	12	0	92.31
ผลกระทบจากระบบ จำหน่ายข้างเคียง	0	0	1	20	95.24
ร้อยละ	94.73	100	92.31	100	96.67

จากตารางที่ 5.35 ได้แสดงถึงการความแม่นยำในการจำแนกเฉลี่ยของการตัดสินใจแบบต้นไม้ที่ผ่านการคัดเลือกลักษณะเด่นและการตัดแต่งกิ่ง ทำการทดสอบที่จำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 70 พบว่า

ความผิดพลาดจากลูกถ้วยวาบไฟ 38 เหตุการณ์ การตัดสินใจแบบต้นไม้สามารถจำแนกความผิดพลาดที่ได้จากลูกถ้วยวาบไฟได้ถูกต้อง 36 เหตุการณ์

ความผิดพลาดจากคว้นไฟมีจำนวนเหตุการณ์เฉลี่ยในการทดสอบจำนวน 19 เหตุการณ์ การตัดสินใจแบบต้นไม้สามารถจำแนกได้ถูกต้อง 19 เหตุการณ์ คิดเป็นร้อยละความถูกต้อง คือ ร้อยละ 100

ความผิดพลาดจากรถเครนมีจำนวนเหตุการณ์เฉลี่ยในการทดสอบจำนวน 13 เหตุการณ์ สามารถจำแนกได้ถูกต้อง 12 เหตุการณ์คิดเป็นร้อยละ 92.31

ความผิดพลาดจากผลกระทบของความผิดพลาดในระบบจำหน่ายข้างเคียงมีจำนวนข้อมูลในการทำการทดสอบเฉลี่ยจำนวน 20 เหตุการณ์ การตัดสินใจแบบต้นไม้สามารถจำแนกได้ถูกต้องทุกเหตุการณ์

ดังนั้นสามารถสรุปได้ว่าที่จำนวนข้อมูลในการฝึกฝนร้อยละ 70 พบว่าการตัดสินใจแบบต้นไม้มีความสามารถในการจำแนกความผิดพลาดจากคว้นไฟและความผิดพลาดจากผลกระทบของความผิดพลาดในระบบจำหน่ายข้างเคียงได้ดีที่สุดรองลงมาคือ ความผิดพลาดจากลูกถ้วยวาบไฟและจำแนกความผิดพลาดจากรถเครนได้น้อยที่สุด

สาเหตุของความผิดพลาดจากรถเครนจะเห็นได้ว่าทั้ง 3 กรณี การตัดสินใจแบบต้นไม้จำแนกผิดโดยโน้มเอียงผลตอบไปเป็นผลกระทบของความผิดพลาดในระบบจำหน่ายข้างเคียง

สาเหตุของความผิดพลาดจากผลกระทบของความผิดพลาดในระบบจำหน่ายข้างเคียงและควันทไฟ การตัดสินใจแบบต้นไม้สามารถจำแนกเหตุการณ์เหล่านี้ได้ถูกต้องทุกกรณี

สาเหตุความผิดพลาดจากลูกถ้วยวาบไฟ การตัดสินใจแบบต้นไม้จำแนกสาเหตุของความผิดพลาดประเภทนี้ผิด โดยให้ผลตอบโน้มเอียงไปเป็นความผิดพลาดจากควันทไฟและรถเครน

### 5.4.3 การเปรียบเทียบระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมและการตัดสินใจแบบต้นไม้

#### 5.4.3.1 ความแม่นยำในการจำแนกของแต่ละขั้นตอนวิธี

ในหัวข้อนี้จะทำการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกของโครงข่ายประสาทเทียมและการตัดสินใจแบบต้นไม้ โดยจะพิจารณาโครงสร้างที่ให้ความแม่นยำดีที่สุดของแต่ละขั้นตอนวิธี ดังนี้

- 1) พิจารณาที่จำนวนข้อมูลฝึกฝน 150 ข้อมูล (ร้อยละ 50 ของจำนวนทั้งหมด) โดยที่ในเงื่อนไขนี้ ใช้โครงข่ายประสาทเทียม 5 โหนดซ่อน จะให้ความแม่นยำในการจำแนกที่ดีที่สุดเปรียบเทียบกับวิธีการตัดสินใจแบบต้นไม้ ดังนี้

ตารางที่ 5.36 confusion matrix ของโครงข่ายประสาทเทียมที่ 150 ชุดข้อมูลทดสอบ

ผลตอบจากโครงข่ายประสาทเทียม	ค่าเป้าหมาย				
	ลูกถ้วยวาบไฟ	ควันทไฟ	รถเครน	ผลกระทบจากระบบจำหน่ายข้างเคียง	ร้อยละ
ลูกถ้วยวาบไฟ	56	1	2	0	94.92
ควันทไฟ	1	26	0	0	96.30
รถเครน	1	0	30	0	96.77
ผลกระทบจากระบบจำหน่ายข้างเคียง	0	0	3	30	90.91
ร้อยละ	96.55	96.30	85.71	100.00	<b>94.67</b>

ตารางที่ 5.37 confusion matrix ของการตัดสินใจแบบต้นไม้ที่ 150 ชุดข้อมูลทดสอบ

ผลตอบจากการตัดสินใจแบบต้นไม้	ค่าเป้าหมาย				
	ลูกถ้วยวาบไฟ	ควันไฟ	รถเครน	ผลกระทบจากระบบจำหน่ายข้างเคียง	ร้อยละ
ลูกถ้วยวาบไฟ	57	1	1	0	96.61
ควันไฟ	1	28	0	0	96.55
รถเครน	2	1	27	0	90.00
ผลกระทบจากระบบจำหน่ายข้างเคียง	0	0	2	30	93.75
ร้อยละ	95	93.33	90	100	<b>94.67</b>

จากตารางที่ 5.36 และตารางที่ 5.27 จะเห็นว่าค่าความถูกต้องเฉลี่ยของทั้งสองขั้นตอนวิธีมีค่าใกล้เคียงกันมาก ทั้งสองขั้นตอนวิธีสามารถจำแนกความผิดพลาดที่เกิดผลกระทบของความผิดพลาดในระบบจำหน่ายข้างเคียงได้ถูกต้องทุกเหตุการณ์และจำแนกความผิดพลาดจากลูกถ้วยวาบไฟและควันไฟได้มีความแม่นยำใกล้เคียงกัน

- 2) พิจารณาที่จำนวนข้อมูลฝึกฝน 120 ข้อมูล (ร้อยละ 40 ของจำนวนทั้งหมด) โดยที่โครงข่ายประสาทเทียมใช้ 7 โหนดซ่อน เปรียบเทียบกับการตัดสินใจแบบต้นไม้

ตารางที่ 5.38 confusion matrix ของโครงข่ายประสาทเทียมที่ 120 ชุดข้อมูลทดสอบ

ผลตอบจากโครงข่ายประสาทเทียม	ค่าเป้าหมาย				
	ลูกถ้วยวาบไฟ	ควันไฟ	รถเครน	ผลกระทบจากระบบจำหน่ายข้างเคียง	ร้อยละ
ลูกถ้วยวาบไฟ	47	1	0	0	97.91
ควันไฟ	1	22	1	0	95.65
รถเครน	1	0	20	0	95.24
ผลกระทบจากระบบจำหน่ายข้างเคียง	0	0	1	26	96.30
ร้อยละ	95.92	95.65	90.91	100	<b>95.83</b>

ตารางที่ 5.39 confusion matrix ของการตัดสินใจแบบต้นไม้ที่ 120 ชุดข้อมูลทดสอบ

ผลตอบจากการตัดสินใจแบบต้นไม้	ค่าเป้าหมาย				
	ลูกถ้วยวาบไฟ	ควันไฟ	รถเครน	ผลกระทบจากระบบจำหน่ายข้างเคียง	ร้อยละ
ลูกถ้วยวาบไฟ	47	0	0	0	100.00
ควันไฟ	1	22	0	0	95.65
รถเครน	2	0	18	0	90.00
ผลกระทบจากระบบจำหน่ายข้างเคียง	0	0	2	28	93.33
ร้อยละ	94.00	100.00	90.00	100.00	95.83

จากตารางที่ 5.38 และ ตารางที่ 5.39 จะเห็นว่าค่าความถูกต้องเฉลี่ยของทั้งสองขั้นตอนวิธีมีค่าเท่ากัน ทั้งสองขั้นตอนวิธีสามารถจำแนกความผิดพลาดจากผลกระทบของ ความผิดพลาดในระบบจำหน่ายข้างเคียงได้ถูกต้องทุกเหตุการณ์

- 3) พิจารณาที่จำนวนข้อมูลฝึกฝน 90 ข้อมูล (ร้อยละ 30 ของจำนวนทั้งหมด) โดยที่โครงข่ายประสาทเทียมใช้ 6 โหนดซ่อน เปรียบเทียบกับการตัดสินใจแบบต้นไม้

ตารางที่ 5.40 confusion matrix ของโครงข่ายประสาทเทียม ที่ 90 ชุดข้อมูลทดสอบ

ผลตอบจากโครงข่ายประสาทเทียม	ค่าเป้าหมาย				
	ลูกถ้วยวาบไฟ	ควันไฟ	รถเครน	ผลกระทบจากระบบจำหน่ายข้างเคียง	ร้อยละ
ลูกถ้วยวาบไฟ	36	1	0	0	97.30
ควันไฟ	0	15	1	0	93.75
รถเครน	0	0	17	0	100
ผลกระทบจากระบบจำหน่ายข้างเคียง	0	0	1	19	95.00
ร้อยละ	100.00	93.75	89.47	100.00	96.67

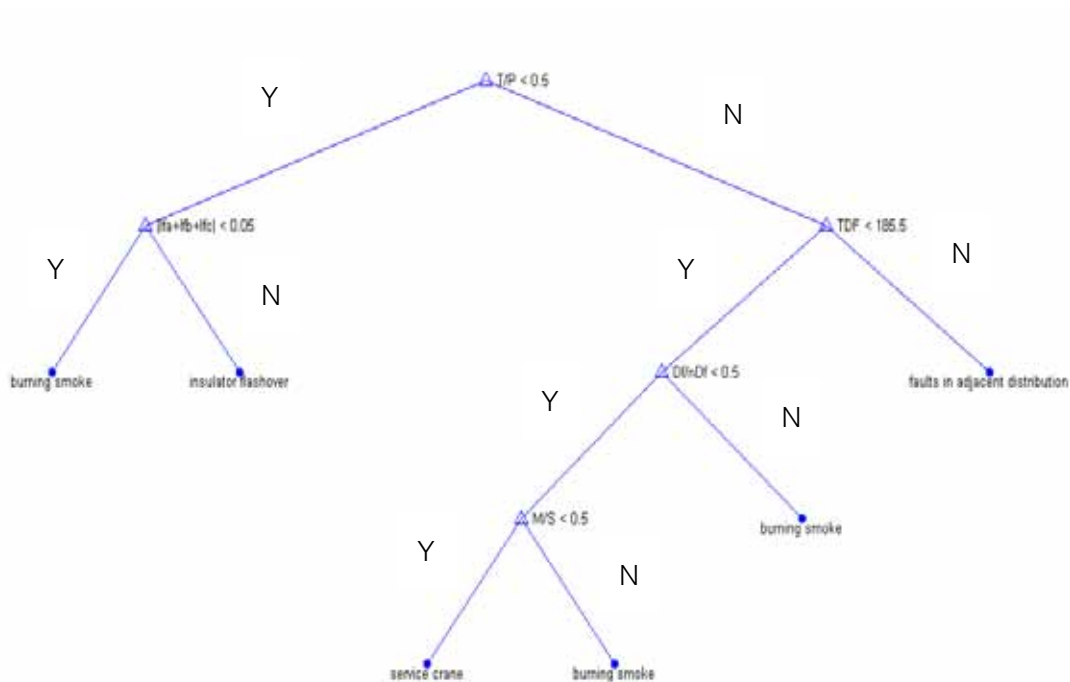
ตารางที่ 5.41 confusion matrix ของการตัดสินใจแบบต้นไม้ ที่ 90 ชุดข้อมูลทดสอบ

ผลตอบจากการ ตัดสินใจแบบต้นไม้	ค่าเป้าหมาย				
	ลูกถ้วยวาบ ไฟ	คว้นไฟ	รถเครน	ผลกระทบจาก ระบบจำหน่าย ข้างเคียง	ร้อยละ
ลูกถ้วยวาบไฟ	36	0	0	0	100
คว้นไฟ	1	19	0	0	95
รถเครน	1	0	12	0	92.31
ผลกระทบจากระบบ จำหน่ายข้างเคียง	0	0	1	20	95.24
ร้อยละ	94.73	100	92.31	100	96.67

จากตารางที่ 5.40 และ ตารางที่ 5.41 จะเห็นว่าค่าความถูกต้องเฉลี่ยของทั้งสองขั้นตอนวิธีมีค่าใกล้เคียงกันมาก ทั้งสองขั้นตอนวิธีสามารถจำแนกความผิดพลาดจากผลกระทบของความผิดพลาดในระบบจำหน่ายข้างเคียงถูกต้องทุกเหตุการณ์

จากทั้ง 3 เงื่อนไขของจำนวนข้อมูลทดสอบจะเห็นว่าโครงข่ายประสาทยืดเยื้อและการตัดสินใจแบบต้นไม้มีความแม่นยำในการจำแนกโดยรวมไม่แตกต่างกันมากนัก เมื่อพิจารณาถึงความสามารถในการจำแนกของแต่ละสาเหตุของการเกิดความผิดพลาดก็พบว่า มีความแม่นยำในการจำแนกสาเหตุของความผิดพลาดมีค่าที่ใกล้เคียงกัน ดังนั้นเราจะสามารถสรุปได้ว่า ทั้งโครงข่ายประสาทยืดเยื้อและการตัดสินใจแบบต้นไม้ มีความสามารถในการจำแนกสาเหตุของความผิดพลาดที่เกิดขึ้นในระบบส่งของประเทศไทย มีค่าใกล้เคียงกัน

ในความคิดเห็นของผู้เขียนวิทยานิพนธ์ มีความเห็นว่าการนำไปประยุกต์ใช้งานจริง ควรใช้การตัดสินใจแบบต้นไม้ เพราะ โครงสร้างของการตัดสินใจแบบต้นไม้สามารถบ่งชี้ได้ว่าปัจจัยของข้อมูลป้อนเข้าตัวใดที่มีผลต่อการเกิดเหตุการณ์นั้นๆ ส่วนโครงข่ายประสาทยืดเยื้อบอกได้แค่เป็นค่าถ่วงน้ำหนักของโนดหนึ่งไปยังอีกโนดหนึ่งที่ได้จากระบบการฝึกฝน ซึ่งไม่ได้มีความหมายทางกายภาพเหมือนกับขั้นตอนวิธีการตัดสินใจแบบต้นไม้ ตัวอย่างของแผนภาพการตัดสินใจแบบต้นไม้ที่นำมาประยุกต์ใช้กับระบบส่งของประเทศไทย เพื่อทำการจำแนกสาเหตุของความผิดพลาดจากสาเหตุต่างๆ ดังแสดงในภาพที่ 5.18



ภาพที่ 5.18 โครงสร้างของต้นไม้ตัดสินใจ

จากภาพที่ 5.18 จะเห็นได้ว่าแต่ละโหนดของต้นไม้มีเพียง 5 ค่าที่จำเป็นต่อการจำแนกสาเหตุของความผิดพลาด โดยแต่ละโหนดแสดงถึงเงื่อนไขของข้อมูลป้อนเข้าหรือลักษณะเด่นทั้ง 5 ลักษณะเด่นดังที่ได้ผ่านการคัดเลือกลักษณะเด่น

ถ้าพิจารณาจากความผิดพลาดจากลูกถ้วยวาบไฟ พบว่าจะเป็นความผิดพลาดแบบชั่วคราวและมีค่ากระแสในนิวทรัลมากกว่า 0.05 pu. ค่ากระแสในนิวทรัลนี้เป็นค่าที่บ่งชี้ได้ว่าความผิดพลาดจากลูกถ้วยวาบไฟเป็นความผิดพลาดที่ลงดิน

ถ้าพิจารณาจากความผิดพลาดจากควันทไฟ พบว่ามีได้หลายกรณี ดังนี้ กรณีที่เป็นความผิดพลาดแบบชั่วคราว ( $T/P < 0.5$ ) จะมีค่าของกระแสในนิวทรัลต่ำกว่า 0.05 pu. นั่นแสดงว่าในกรณีนี้ความผิดพลาดจากควันทไฟเป็นความผิดพลาดที่ไม่ลงดิน ในกรณีต่อมาพิจารณาที่เป็นความผิดพลาดแบบถาวร ( $T/P > 0.5$ ) และมีระยะเวลาในการขจัดความผิดพลาดน้อยกว่า 185.5 มิลลิวินาที พบว่ามีความผิดพลาดที่มีการแปรเปลี่ยนประเภท เหมือนดังผลจากการสกัดลักษณะเด่นในบทที่ 4 กรณีสุดท้ายหากไม่มีความผิดพลาดที่มีการแปรเปลี่ยนประเภท ก็จะเป็นความผิดพลาดแบบหลายเฟส ( $M/S > 0.5$ )

ถ้าพิจารณาความผิดพร่องจากรถเคอร์น พบว่าจะเป็นการผิดพร่องแบบถาวร ( $T/P > 0.5$ ) ไม่มีความผิดพร่องที่มีการแปรเปลี่ยนประเภท ( $Df/nDf < 0.5$ ) และเป็นความผิดพร่องแบบเฟสเดียว ( $M/S < 0.5$ )

กรณีสุดท้ายความผิดพร่องจากผลกระทบของความผิดพร่องในระบบจำหน่ายข้างเคียง พบว่าเป็นความผิดพร่องแบบถาวร ( $T/P > 0.5$ ) และมีค่าระยะเวลาในการขจัดความผิดพร่องที่มากกว่า 185.5 มิลลิวินาที ( $FCT > 185.5$ )

#### 5.4.3.2 ขนาดของลักษณะเด่นที่เป็นข้อมูลป้อนเข้า

ถ้าพิจารณาถึงขนาดของลักษณะเด่นที่เป็นข้อมูลป้อนเข้าของแต่ละขั้นตอนวิธีที่ทำให้เกิดความแม่นยำมากที่สุด พบว่าจำนวนขนาดของลักษณะเด่นที่ใช้มีจำนวนเท่ากันและเป็นลักษณะเด่นค่าเดียวกัน คือ

- 1) ระยะเวลาในการขจัดความผิดพร่อง (FCT)
- 2) การทำงานของรีโคสเซอร์ (T/P)
- 3) ความผิดพร่องที่มีการแปรเปลี่ยนประเภท (D/nD)
- 4) จำนวนเฟสที่ได้รับผลกระทบ (M/S)
- 5) ค่า RMS ของกระแสนิวทรัล (In)

ลักษณะเด่น ทั้ง 5 ค่านี้ได้จากการคัดเลือกลักษณะเด่นจากทั้ง 2 ขั้นตอนวิธีและทำให้ทั้ง 2 ขั้นตอนวิธีมีความแม่นยำมากที่สุดในกรณีจำแนก ดังนั้นทั้งโครงข่ายประสาทเทียมและการตัดสินใจแบบต้นไม้ที่ทำให้เกิดความแม่นยำมากที่สุดจะใช้ลักษณะเด่นเพื่อเป็นข้อมูลป้อนเข้า เป็นดัง 5 ค่าดังที่ได้กล่าวมา

#### 5.4.3.3 การเปรียบเทียบเชิงเวลาในการใช้ข้อมูลทดสอบ

เป็นการเปรียบเทียบการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมและการตัดสินใจแบบต้นไม้ในโครงสร้างที่ทั้งสองขั้นตอนวิธีให้ความแม่นยำในการจำแนกมากที่สุด

โดยกรณีที่ 1 โครงข่ายประสาทเทียมใช้จำนวนโนดซ่อน 5 โหนดซ่อน ที่จำนวนลักษณะเด่น 5 ประเภท และจำนวนของข้อมูลทดสอบร้อยละ 50 (150 ชุดข้อมูลทดสอบ) เปรียบเทียบกับการตัดสินใจแบบต้นไม้ที่ผ่านการคัดเลือกลักษณะเด่น 5 ประเภท เช่นเดียวกับโครงข่ายประสาทเทียม และทำการตัดแต่งกิ่งที่จำนวนของข้อมูลทดสอบร้อยละ 50 (150 ชุดข้อมูลทดสอบ)

โดยกรณีที่ 2 โครงข่ายประสาทเทียมใช้จำนวนโนดซ่อน 7 โหนดซ่อน ที่จำนวนลักษณะเด่น 5 ประเภท และจำนวนของข้อมูลทดสอบร้อยละ 40 (120 ชุดข้อมูลทดสอบ) เปรียบเทียบกับการ

ตัดสินใจแบบต้นไม้ที่ผ่านการคัดเลือกลักษณะเด่น 5 ประเภท เช่นเดียวกับโครงข่ายประสาทเทียม และทำการตัดแต่งกิ่งที่จำนวนของข้อมูลทดสอบร้อยละ 40 (120 ชุดข้อมูลทดสอบ)

โดยกรณีที่ 3 โครงข่ายประสาทเทียมใช้จำนวนโนดซ่อน 6 โหนดซ่อน ที่จำนวนลักษณะเด่น 5 ประเภท และจำนวนของข้อมูลทดสอบร้อยละ 30 (90 ชุดข้อมูลทดสอบ) เปรียบเทียบกับการตัดสินใจแบบต้นไม้ที่ผ่านการคัดเลือกลักษณะเด่น 5 ประเภท เช่นเดียวกับโครงข่ายประสาทเทียม และทำการตัดแต่งกิ่งที่จำนวนของข้อมูลทดสอบร้อยละ 30 (90 ชุดข้อมูลทดสอบ)

ข้อมูลการเปรียบเทียบของเวลาในการประมวลผลข้อมูลทดสอบทั้ง 3 กรณีถูกแสดงในตารางที่ 5.42

ตารางที่ 5.42 เวลาในการประมวลผลของแต่ละขั้นตอนวิธี

จำนวนข้อมูล ทดสอบ	โครงข่ายประสาทเทียม (ms)			การตัดสินใจแบบ ต้นไม้ (ms)	$t_{Ann}$ $t_{DT}$
	5 โหนดซ่อน	7 โหนดซ่อน	6 โหนดซ่อน		
150	-	-	8.4902	1.9059	4.334
120	-	8.2008	-	1.6310	5.028
90	7.7925	-	-	1.4534	5.361

จากตารางที่ 5.42 จะเห็นว่าช่วงเวลาในการประมวลผลข้อมูลทดสอบของแต่ละขั้นตอนวิธี โครงข่ายประสาทเทียมจะใช้เวลาในการประมวลผลนานกว่าการตัดสินใจแบบต้นไม้ 4-5 เท่า แต่ถ้าหากมาพิจารณาถึงระยะเวลาในการประมวลผล ซึ่งอยู่ในหน่วยมิลลิวินาที ดังนั้นหากข้อมูลมีจำนวนไม่มากจนเกินไป เวลาในการประมวลผลของทั้งสองขั้นตอนวิธีจะไม่แตกต่างกัน



## บทที่ 6

### สรุป

#### 6.1 สรุปผลการวิจัย

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ทำการจำแนกสาเหตุของความผิดปกติที่เกิดขึ้นในระบบส่งของประเทศไทยซึ่งประกอบด้วย ความผิดปกติจากลูกถ้วยวาบไฟ ความผิดปกติจากควันท่อ ความผิดปกติจากรถเครนและความผิดปกติจากผลกระทบของความผิดปกติในระบบจำหน่ายข้างเคียง โดยใช้ข้อมูลการบันทึกของ DFR และรายงานเหตุการณ์ขัดข้องของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย ศึกษาที่ระดับแรงดัน 115 kV 230 kV และ 500 kV ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2550–2554 โดยการประยุกต์ใช้การแก้ปัญหาการรู้จำรูปแบบซึ่งได้ประยุกต์ใช้วิธีการแก้ปัญหาการรู้จำรูปแบบ 2 ขั้นตอนวิธี คือ ขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทเทียม และขั้นตอนวิธีการตัดสินใจแบบต้นไม้ พร้อมทั้งประยุกต์การสกัดลักษณะเด่นเพื่อเป็นข้อมูลป้อนเข้าทั้งหมด 7 ลักษณะเด่น ดังนี้ 1. อัตราการเปลี่ยนแปลงของแรงดัน 2. อัตราการเปลี่ยนแปลงของกระแส 3. ระยะเวลาในการขจัดความผิดปกติ 4. การทำงานของรีโคลสเซอร์ 5. ความผิดปกติที่มีการแปรเปลี่ยนประเภท 6. จำนวนเฟสที่ได้รับผลกระทบ 7. รากที่สองค่าเฉลี่ยยกกำลังสองของกระแสในนิวทรัล จากนั้นทำการคัดเลือกลักษณะเด่นที่เหมาะสมสำหรับทั้งสองขั้นตอนวิธีพบว่า ลักษณะเด่น 5 ประเภทที่ทำให้เกิดความแม่นยำสูงที่สุดในการจำแนก ประกอบด้วย ระยะเวลาในการเกิดความผิดปกติ การทำงานของรีโคลสเซอร์ ความผิดปกติที่มีการแปรเปลี่ยนประเภท จำนวนเฟสที่ได้รับผลกระทบและ ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของกระแสในนิวทรัล ในส่วนของการเปรียบเทียบระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมและการตัดสินใจแบบต้นไม้ พบว่าทั้งสองขั้นตอนวิธีใช้เวลาในการประมวลผลข้อมูลทดสอบและความแม่นยำในการจำแนกมีค่าที่ใกล้เคียงกัน คือ ให้ค่าความแม่นยำในการจำแนกประมาณร้อยละ 96.67 เมื่อทดสอบกับข้อมูลและเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นในระบบส่งไฟฟ้าจำนวน 90 เหตุการณ์

## 6.2 ข้อเสนอแนะสำหรับงานวิจัยในอนาคต

- 1) ศึกษาสาเหตุของความผิดปกติที่เกิดขึ้นในระบบจำหน่าย เช่น ความผิดปกติจากต้นไม้ พาดสาย สัตว์ การเหนี่ยวนำจากฟ้าผ่า เป็นต้น
- 2) ปรับปรุงการสังเกตลักษณะเด่นให้มีความเหมาะสมกับการจำแนกสาเหตุของความผิดปกติที่จะทำการศึกษาในอนาคต เช่น การใช้ค่าอิมพีแดนซ์ของความผิดปกติ หรือ ตำแหน่งของมุมแทรกบนลูกคลื่นแรงดัน เป็นต้น

## รายการอ้างอิง

- [ 1 ] Abdullah Asuhaima, M.Z., Sazali, A.K. The Application of Fault Signature Analysisin Tenaga Nasional Berhad Malasia. IEEE Transaction on power delivery. IEEE (October 2007)
- [ 2 ] Saurabh, H., Duehee, L., Alica, J.A., Surya, S. Thomas, A.S. Waveform Characteristic of Animal Contact, Tree Contact, and Lightning Induced Faults. IEEE Transaction on power delivery. IEEE (2010).
- [ 3 ] Victor, A.B.N., Saurabh, K., Surya, S., Joaquim, M.F. Feature Analysis and Classication Methodology for Overhead Distribution Fault Events. IEEE Transsmission and Distribution committee. IEEE (25-29 July 2010)
- [ 4 ] การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย, แผนระบบบันทึกข้อมูล, กองวิเคราะห์ระบบฝ่าย, ควบคุมและป้องกัน, รายงานวิเคราะห์เหตุการณ์ขัดข้อง, หน้า 19-24, 2550-2554.
- [ 5 ] Marques, D.S., Pattern Recognition concepts, Method and Applications. 1<sup>rd</sup> ed, Springer, Oporto University, Portugal (2001).
- [ 6 ] Sergios, T., Konstantions, K., Pattern Recongnition 2<sup>th</sup> ed, ELSEVIER academic press, Department of Information and Telecommunications, University of Athens, Greecs (2003).
- [ 7 ] Christopher, M.B., Pattern Recognition and Machine Learning Springer , Department of Computer Science and Depaetment of Statistic, University of California, Barkeley USA
- [ 8 ] Deniz, Y., and Basak, M., Machine Learning Lecture 10 : November 3., ECOE554 fall term (2003)
- [ 9 ] Richard O.D., Peter E.H., David G.S. Pattern Classification. 2<sup>th</sup> ed,
- [ 10 ] จิรายุทธ์ กิตติจันทรรัตน์, การวิเคราะห์อุปกรณ์ผิดพ่วงบนเครือข่ายระบบส่งไฟฟ้าโดยใช้ระบบผู้เชี่ยวชาญ, วิทยานิพนธ์ปริญญาามหาบัณฑิต, ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลกรณ์มหาวิทยาลัย, 2554

- [ 11] Le, X. and Mo-Yuen, C. A Classification Approach for Power Distribution System Fault Cause Identification. IEEE Transactions on power system. IEEE (February 2006)
- [ 12] Le, X., Mo-Yuen, C., Jon, T., Leroy, S.T., and Andrew, W. On the Investigation of Artificial Immune System on Imbalanced Data Classification for Power Distribution System Fault Cause Identification. IEEE Congress on Evolution Computation Sheraton Vancouver Wall Centre Hotel. IEEE (16-21 July 2006)
- [ 13] Le, X, Mo-Yuen, C., Jon, T., Leroy, S.T. Power Distribution Outage Cause Identification With Imbalance Data Using Artificial Immune Recognition System (AIRS) Algorithm. IEEE Transactions on power systems. IEEE (February 2007)
- [ 14] Le, X, Mo-Yuen, C. and Leroy, S.T. Data Mining and Analysis of Tree-Caused Faults in Power Distribution Systems. IEEE Transactions on power systems IEEE (2006)
- [ 15] Le, X, Mo-Yuen, C., James P.T., and Leroy, S.T. Neural-Fuzzy Hybrid System for Distribution Fault Causes Identification. IEEE Transactions on power systems IEEE (1993)
- [ 16] Le, X, Mo-Yuen, C., and Leroy, S.T. Analysis of Tree-Caused Faults in Power Distribution Systems. IEEE Transactions on power systems IEEE (1993)
- [ 17] Mo-Yuen, C., Sue, O.Y., and Leroy, S.T. Recognizing Animal-Caused Faults in Power Distribution Systems Using Artificial Neural Networks. IEEE Transactions on power delivery IEEE (July 1993)
- [ 18] Le, X, Mo-Yuen, C., and Leroy, S.T. Power Distribution Fault Cause Identification With Imbalanced Data Using the Data Mining-Based Fuzzy Classification E-Algorithm IEEE Transactions on power delivery IEEE (February 2007)
- [ 19] Le, X, Mo-Yuen, C. Power Distribution System Fault Cause Identification Using Logistic Regression and Artificial Neural Network. IEEE Transactions on power delivery IEEE (2005)

- [ 20] Peter, C., Tim, N., The CN2 Induction Algorithm Kluwer Academic Publishers  
Machine Learning 3, Page 261-283, 1989
- [ 21] Yinxi, C., Mo-Yuen, C. Exploratory Analysis of Massive Data for Distribution Fault  
Diagnosis in Smart Grids IEEE Transactions on power delivery IEEE  
(February 2007)
- [ 22] Ricardo, G.O., Introduction to Pattern Analysis. Texas A&M University

ภาคผนวก

## ภาคผนวก ก

### ข้อมูลการทดสอบ

เนื้อหาในภาคผนวกกล่าวถึงข้อมูลของที่ใช้การทำการทดสอบ โดนประกอบการการสกัดลักษณะเด่นทั้งหมด 300 เหตุการณ์ประกอบด้วย 4 สาเหตุของความผิดพลาด

#### ก.1 ข้อมูลของการสกัดลักษณะเด่น

ตารางที่ ก.1 ข้อมูลของการสกัดลักษณะเด่น

N	Dv/dt	Di/dt	FCT	T/P	D/nD	M/S	ln	สาเหตุ
1	0.15019	0.52746	80.3	0	0	0	0.661	insulator flashover
2	0.1303	1.03955	88.3	0	0	0	1.758	insulator flashover
3	0.05819	0.049273	129.2	0	0	0	1.6	insulator flashover
4	0.02156	1.13732	110	0	0	0	0.35	insulator flashover
5	0.02269	0.26051	76	0	0	1	1.346	insulator flashover
6	0.03461	0.03681	67.7	0	0	1	0.22	insulator flashover
7	0.01592	0.02752	55.3	0	0	0	0.28	insulator flashover
8	0.01117	0.0129	76	0	0	0	0.1	insulator flashover
9	0.03109	0.04587	129.6	0	0	0	0.43	insulator flashover
10	0.03096	0.06361	68.6	0	0	0	0.51	insulator flashover
11	0.04004	0.06791	78.7	0	0	0	0.51	insulator flashover
12	0.02989	0.06208	83.5	0	0	1	0.28	insulator flashover
13	0.01296	0.02693	90.3	0	0	0	0.27	insulator flashover
14	0.04004	0.06791	90.3	0	0	0	0.27	insulator flashover
15	0.07044	0.45986	39.4	1	0	0	3.5	insulator flashover
16	0.01636	0.03045	89.9	0	0	0	0.35	insulator flashover
17	0.02644	0.08617	61.2	0	0	0	0.72	insulator flashover
18	0.03129	0.08755	70.8	0	0	0	0.79	insulator flashover
19	0.01714	0.03022	91.9	0	0	0	0.32	insulator flashover

20	0.08764	0.39481	48.2	0	0	0	3.1	insulator flashover
21	0.0714	0.56691	109.07	0	0	0	4.48	insulator flashover
22	0.09872	1.05131	49.3	1	1	0	3.7	insulator flashover
23	0.00132	0.18242	56.8	0	0	0	1.6	insulator flashover
24	0.02705	0.02576	83.9	0	0	0	0.2	insulator flashover
25	0.01778	0.1537	67.3	0	0	0	1.3	insulator flashover
26	0.03594	0.07253	60.7	0	0	0	0.7	insulator flashover
27	0.02817	0.07645	71.1	0	0	0	0.79	insulator flashover
28	0.03347	0.06568	62.1	0	0	0	0.5	insulator flashover
29	0.01257	0.04437	74	0	0	0	0.3	insulator flashover
30	0.02549	0.08177	93.5	0	0	0	0.78	insulator flashover
31	0.02849	0.03584	73.7	0	0	1	0.14	insulator flashover
32	0.01891	0.03992	115.3	0	0	0	0.42	insulator flashover
33	0.02861	0.0192	59.6	1	0	0	0.17	insulator flashover
34	0.02837	0.01889	70.3	0	0	0	0.18	insulator flashover
35	0.03392	0.17031	62.7	0	0	1	0.6	insulator flashover
36	0.02569	0.02482	76.7	0	0	0	0.22	insulator flashover
37	0.02318	0.01953	81.5	0	0	0	0.19	insulator flashover
38	0.02569	0.02482	57.8	0	0	0	1.13	insulator flashover
39	0.02453	0.02718	80	0	0	0	0.3	insulator flashover
40	0.01343	0.04994	97.7	0	0	0	0.5	insulator flashover
41	0.05401	0.60367	79	0	0	0	4.5	insulator flashover
42	0.00948	0.05348	87.2	0	0	0	0.55	insulator flashover
43	0.03327	0.05575	68.3	0	0	0	0.5	insulator flashover
44	0.0122	0.03613	100.4	0	0	0	0.5	insulator flashover
45	0.0071	0.03837	104	0	0	1	0.17	insulator flashover
46	0.01456	0.04589	66.6	0	0	0	0.38	insulator flashover
47	0.04119	0.58121	43	0	0	0	4.2	insulator flashover
48	0.02353	0.0849	67.5	0	0	0	0.38	insulator flashover



49	0.01511	0.0404	89.4	0	0	0	0.5	insulator flashover
50	0.00822	0.22279	58.4	0	0	0	1.6	insulator flashover
51	0.0071	0.03837	68.4	0	0	0	1.4	insulator flashover
52	0.02179	0.09833	88.6	0	0	0	1	insulator flashover
53	0.04405	0.29071	52.8	0	0	0	2	insulator flashover
54	0.02598	0.16696	88.1	0	0	0	1.5	insulator flashover
55	0.05121	0.25998	68.5	0	0	0	2	insulator flashover
56	0.01439	0.03455	108	0	0	0	0.34	insulator flashover
57	0.02699	0.04167	89.7	0	0	0	0.54	insulator flashover
58	0.04197	0.35586	40.8	0	0	0	2.6	insulator flashover
59	0.04329	0.07729	88.3	0	0	0	1.2	insulator flashover
60	0.03191	0.16901	39.7	0	0	0	0.6	insulator flashover
61	0.05303	0.30716	60.9	0	0	0	1.15	insulator flashover
62	0.00556	0.27256	57.5	0	0	0	3	insulator flashover
63	0.00103	0.27389	69.1	0	0	0	2.2	insulator flashover
64	0.00103	0.27389	67.8	0	0	0	2.3	insulator flashover
65	0.00556	0.27256	70.3	0	0	0	2.3	insulator flashover
66	0.00097	0.2122	59.7	0	0	0	2.3	insulator flashover
67	0.0397	0.62877	48.6	0	0	0	2.3	insulator flashover
68	0.06434	0.34144	59.2	0	1	0	2.3	insulator flashover
69	0.03146	0.7369	49.2	0	1	0	2.3	insulator flashover
70	0.03146	0.7369	49.1	0	0	0	5	insulator flashover
71	0.03146	0.7369	48.8	0	0	0	5	insulator flashover
72	0.03146	0.7369	60.5	0	0	0	5	insulator flashover
73	0.04015	0.51771	59.1	0	0	0	2.8	insulator flashover
74	0.03658	0.36869	58.4	0	0	0	5.9	insulator flashover
75	0.06439	0.42174	78.5	1	0	0	6.3	insulator flashover
76	0.04809	0.35347	109.2	0	1	0	6.4	insulator flashover
77	0.03695	0.96747	48.8	0	1	0	6.3	insulator flashover

78	0.03606	0.07841	98.2	0	0	0	4.3	insulator flashover
79	0.05004	0.77216	59.5	0	0	0	2.4	insulator flashover
80	0.03471	0.58687	45.5	0	0	0	7	insulator flashover
81	0.05464	0.12837	76.7	0	0	0	7	insulator flashover
82	0.05588	0.13533	58.9	0	0	0	1.1	insulator flashover
83	0.03837	0.60495	48.6	0	0	0	5.2	insulator flashover
84	0.05663	0.3835	68.1	0	0	0	2.7	insulator flashover
85	0.01931	0.03176	73.4	0	0	0	0.33	insulator flashover
86	0.02095	0.02071	92.8	0	0	0	0.35	insulator flashover
87	0.01139	0.05328	80.1	0	0	0	0.54	insulator flashover
88	0.01139	0.05328	87.3	0	0	0	0.54	insulator flashover
89	0.04199	0.03072	70.5	0	0	0	0.3	insulator flashover
90	0.03939	0.07396	62.5	0	0	0	0.66	insulator flashover
91	0.04525	0.20376	52.4	0	0	0	1.7	insulator flashover
92	0.02703	0.01553	180.3	0	0	0	0.14	insulator flashover
93	0.01276	0.14833	56.1	0	0	0	1.19	insulator flashover
94	0.0301	0.03922	80.3	0	0	0	0.5	insulator flashover
95	0.02733	0.07112	58.7	0	0	0	0.62	insulator flashover
96	0.01934	0.01322	100.3	0	0	0	0.15	insulator flashover
97	0.0246	0.01481	126.1	0	0	0	0.13	insulator flashover
98	0.04646	0.54005	40.9	0	0	0	4	insulator flashover
99	0.04646	0.54005	72.5	0	0	0	4	insulator flashover
100	0.05023	0.08769	57.7	0	0	0	0.7	insulator flashover
101	0.02668	0.02762	73.4	0	0	0	0.24	insulator flashover
102	0.04358	0.14538	61	0	0	0	1.45	insulator flashover
103	0.00936	0.08123	60.7	0	0	0	0.73	insulator flashover
104	0.04745	0.11471	116.9	0	0	0	1.7	insulator flashover
105	0.01531	0.0411	78.6	0	1	1	0.2	insulator flashover
106	0.01049	0.07216	64.1	0	0	0	0.63	insulator flashover

107	0.01518	0.03037	90	0	0	1	0.17	insulator flashover
108	0.01771	0.03554	83.8	0	0	0	0.28	insulator flashover
109	0.01771	0.03554	81.9	0	0	0	0.28	insulator flashover
110	0.02102	0.01879	94.6	0	0	1	0.09	insulator flashover
111	0.02102	0.01814	83.3	0	0	1	0.1	insulator flashover
112	0.02239	0.0582	94.3	0	0	0	0.55	insulator flashover
113	0.02524	0.10098	67.5	0	0	1	0.45	insulator flashover
114	0.03564	0.03904	79.7	0	0	0	0.33	insulator flashover
115	0.02878	0.04604	68.7	0	0	0	0.45	insulator flashover
116	0.01635	0.0145	119	0	0	0	0.13	insulator flashover
117	0.03814	0.04485	63.6	0	0	1	0.15	insulator flashover
118	0.04602	0.05001	58	0	0	0	0.4	insulator flashover
119	0.02508	0.03772	74.7	0	0	1	0.08	insulator flashover
120	0.01207	0.47438	81	1	1	0	0.36	burning smoke
121	0.03	0.038	150	0	0	1	0	burning smoke
122	0.01111	0.04502	81	0	0	0	0.5	burning smoke
123	0.01593	0.03947	70	1	0	0	1.15	burning smoke
124	0.01593	0.03947	70	0	0	1	0	burning smoke
125	0.01593	0.03947	60	1	0	1	0	burning smoke
126	0.0185	0.04348	59	0	0	1	0	burning smoke
127	0.02142	0.13	71	0	0	1	0	burning smoke
128	0.02295	0.09982	98	1	1	0	1.16	burning smoke
129	0.02295	0.09982	93	1	1	0	1.16	burning smoke
130	0.02295	0.09982	118	0	1	0	1.5	burning smoke
131	0.02295	0.09982	100	1	1	0	0.31	burning smoke
132	0.02295	0.09982	69	1	0	1	0	burning smoke
133	0.01935	0.15468	85	0	0	1	0	burning smoke
134	0.01755	0.17387	80	0	0	1	0	burning smoke
135	0.017	0.02954	68	0	0	1	0	burning smoke

136	0.02295	0.09982	46	1	1	0	1.84	burning smoke
137	0.02295	0.09982	52	1	1	0	0.97	burning smoke
138	0.02295	0.09982	50	1	1	0	3.46	burning smoke
139	0.00395	0.31352	94	1	1	0	0.47	burning smoke
140	0.01293	1.06564	94	1	1	0	0.5	burning smoke
141	0.02657	0.15305	96	1	1	0	0.3	burning smoke
142	0.02478	0.10503	70	0	0	1	0	burning smoke
143	0.02295	0.09982	46	1	1	0	1.84	burning smoke
144	0.02295	0.09982	52	1	1	0	0.97	burning smoke
145	0.02295	0.09982	50	1	1	0	3.46	burning smoke
146	0.00395	0.31352	94	1	1	0	0.47	burning smoke
147	0.01293	1.06564	94	1	1	0	0.5	burning smoke
148	0.02657	0.15305	96	1	1	0	0.3	burning smoke
149	0.02971	0.96938	96	1	1	0	0.38	burning smoke
150	0.02295	0.09982	150	1	1	1	0	burning smoke
151	0.02326	0.10886	105	1	1	1	0	burning smoke
152	0.02326	0.10886	132	1	1	1	0	burning smoke
153	0.01655	0.08261	89	0	0	1	0	burning smoke
154	0.02142	0.13	81	1	1	0	0.3	burning smoke
155	0.02142	0.13	98	1	1	0	0.3	burning smoke
156	0.02142	0.13	108	1	1	0	0.3	burning smoke
157	0.01111	0.04502	81	0	0	0	0.5	burning smoke
158	0.01593	0.03947	70	1	0	0	1.15	burning smoke
159	0.01593	0.03947	70	0	0	1	0	burning smoke
160	0.01593	0.03947	60	1	0	1	0	burning smoke
161	0.0185	0.04348	59	0	0	1	0	burning smoke
162	0.02142	0.13	71	0	0	1	0	burning smoke
163	0.02295	0.09982	98	1	1	0	1.16	burning smoke
164	0.02295	0.09982	93	1	1	0	1.16	burning smoke

165	0.02295	0.09982	118	0	1	0	1.5	burning smoke
166	0.02295	0.09982	100	1	1	0	0.31	burning smoke
167	0.02295	0.09982	69	1	0	1	0	burning smoke
168	0.01935	0.15468	85	0	0	1	0	burning smoke
169	0.01755	0.17387	80	0	0	1	0	burning smoke
170	0.017	0.02954	68	0	0	1	0	burning smoke
171	0.02295	0.09982	80	1	1	1	0	burning smoke
172	0.02295	0.09982	69	0	1	1	0	burning smoke
173	0.01593	0.03947	67	0	0	1	0	burning smoke
174	0.02326	0.10886	130	0	1	0	0.53	burning smoke
175	0.0146	0.03188	68	0	0	1	0	burning smoke
176	0.02326	0.10886	67	1	1	1	0	burning smoke
177	0.09668	0.14337	99.667	1	0	0	0.26	service crane
178	0.00143	0.0089	76	1	0	0	0.25	service crane
179	0.00143	0.0089	61	1	0	0	3.1	service crane
180	0.00143	0.0089	61	1	0	0	3.1	service crane
181	0.01242	0.02154	99	1	0	0	0.25	service crane
182	0.01242	0.02154	96	1	0	0	0.3	service crane
183	0.01242	0.02154	56	1	0	0	0.48	service crane
184	0.00143	0.0089	60	0	0	0	0.14	service crane
185	0.00143	0.0089	69	1	0	0	0.76	service crane
186	0.00143	0.0089	69	1	0	0	0.22	service crane
187	0.00143	0.0089	69	1	0	0	0.22	service crane
188	0.00143	0.0089	64	1	0	0	1.5	service crane
189	0.00644	0.05095	58.7	1	0	0	0.26	service crane
190	0.00932	0.00794	89.6	1	0	0	0.26	service crane
191	0.00644	0.05095	60.6	1	0	0	0.37	service crane
192	0.09668	0.14337	80.1	1	0	0	0.37	service crane
193	0.01242	0.02154	58.3	1	0	0	0.22	service crane

194	0.00438	0.01883	90.3	1	0	0	0.2	service crane
195	0.05884	0.87931	71	1	0	0	2.76	service crane
196	0.0355	0.03602	66	1	0	0	2.76	service crane
197	0.00874	0.0123	77.5	1	0	0	0.1	service crane
198	0.0355	0.03602	88	1	0	0	0.35	service crane
199	0.00143	0.0089	64	1	0	0	1.5	service crane
200	0.00644	0.05095	58.7	1	0	0	0.26	service crane
201	0.00932	0.00794	89.6	1	0	0	0.26	service crane
202	0.00644	0.05095	60.6	1	0	0	0.37	service crane
203	0.09668	0.14337	80.1	1	0	0	0.37	service crane
204	0.01242	0.02154	58.3	1	0	0	0.22	service crane
205	0.00438	0.01883	90.3	1	0	0	0.2	service crane
206	0.00143	0.0089	70	1	0	0	0.8	service crane
207	0.00421	0.02127	60	1	0	0	0.1	service crane
208	0.00438	0.01883	53	1	0	0	1.5	service crane
209	0.00143	0.0089	76.4	1	0	0	0.16	service crane
210	0.01615	0.04204	76.3	1	0	0	0.2	service crane
211	0.01615	0.04204	60	1	0	0	0.4	service crane
212	0.01615	0.04204	59	1	0	0	0.37	service crane
213	0.01615	0.04204	120	1	0	0	0.87	service crane
214	0.01615	0.04204	78.1	1	0	0	0.44	service crane
215	0.03538	0.21443	51.2	1	0	0	2.21	service crane
216	0.00143	0.0089	89.6	1	0	0	0.36	service crane
217	0.05884	0.87931	50	1	0	0	8	service crane
218	0.01615	0.04204	49.8	1	0	0	2.3	service crane
219	0.14313	0.28839	66	1	0	0	2.76	service crane
220	0.05884	0.87931	68	1	0	0	2.76	service crane
221	0.05884	0.87931	71	1	0	0	2.76	service crane
222	0.0355	0.03602	66	1	0	0	2.76	service crane

223	0.00874	0.0123	77.5	1	0	0	0.1	service crane
224	0.0355	0.03602	88	1	0	0	0.35	service crane
225	0.0355	0.03602	59	1	0	0	3.1	service crane
226	0.00143	0.0089	142	1	0	0	0.36	service crane
227	0.0355	0.03602	175	0	0	0	0.45	service crane
228	0.0355	0.03602	61	1	0	0	2.3	service crane
229	0.0355	0.03602	93	1	0	0	0.67	service crane
230	0.03852	0.46758	59.9	1	0	0	4.37	service crane
231	0.0355	0.03602	60.8	1	0	0	0.83	service crane
232	0.03666	0.02435	89	1	0	0	1	service crane
233	0.03879	0.0185	125	1	0	0	0.2	faults in adjacent distribution
234	0.03075	0.03974	380	1	0	1	0.22	faults in adjacent distribution
235	0.01381	0.01782	398	1	0	0	0.096	faults in adjacent distribution
236	0.00875	0.02189	1706	1	0	1	0	faults in adjacent distribution
237	0.01356	0.01265	1070	1	0	1	0	faults in adjacent distribution
238	0.02796	0.0301	3071	1	0	1	0	faults in adjacent distribution
239	0.01433	0.01648	3071	1	0	1	0	faults in adjacent distribution
240	0.01553	0.06716	59	1	0	0	0.61	faults in adjacent distribution
241	0.03465	0.09113	77	1	0	0	1.6	faults in adjacent distribution
242	0.01082	0.0447	72	1	0	0	1.35	faults in adjacent distribution
243	0.0045	0.00993	1944	1	0	1	0	faults in adjacent distribution
244	0.00382	0.00464	2550	1	0	1	0	faults in adjacent distribution
245	0.01082	0.0447	99	1	0	0	0.12	faults in adjacent distribution
246	0.01082	0.0447	404	1	0	0	0.11	faults in adjacent distribution
247	0.01381	0.04682	362	1	0	1	0	faults in adjacent distribution
248	0.00857	0.02656	371	1	0	1	0.05	faults in adjacent distribution
249	0.01082	0.0447	357	1	0	1	0	faults in adjacent distribution
250	0.00696	0.00763	77	1	0	1	0	faults in adjacent distribution
251	0.01983	0.08361	372	1	0	1	0.7	faults in adjacent distribution

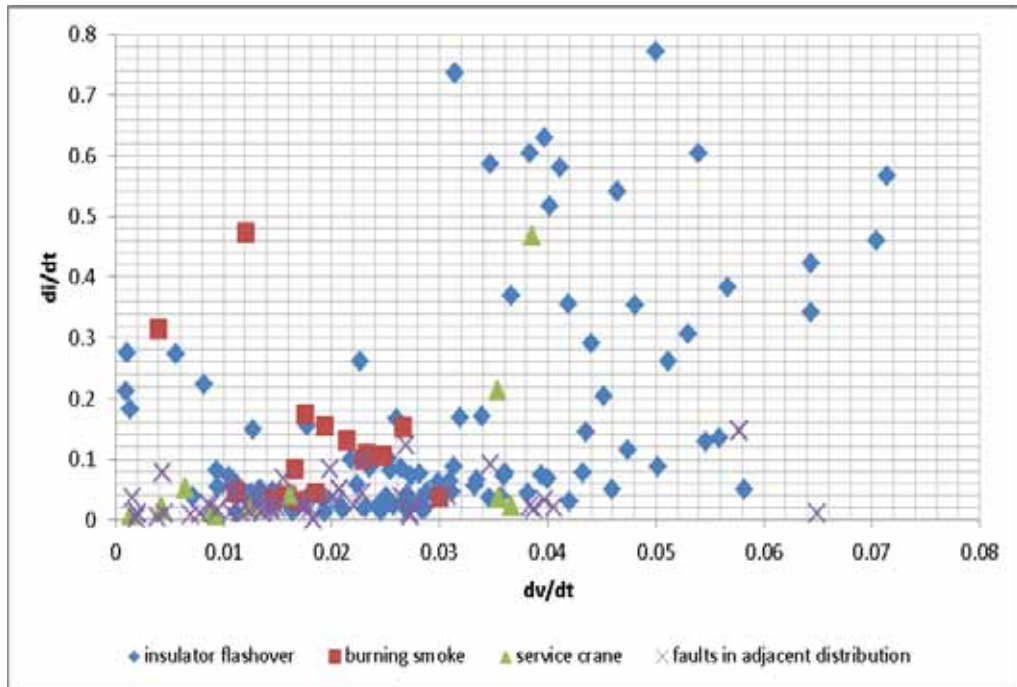
252	0.01072	0.01262	77	1	0	1	0.07	faults in adjacent distribution
253	0.05771	0.14574	341	1	0	0	0.22	faults in adjacent distribution
254	0.0207	0.04951	77	1	0	0	0.24	faults in adjacent distribution
255	0.01748	0.02054	77	1	0	0	0.16	faults in adjacent distribution
256	0.0043	0.07734	417	1	0	0	0.17	faults in adjacent distribution
257	0.02308	0.0967	576	1	0	1	0	faults in adjacent distribution
258	0.03968	0.03285	362	1	0	1	0	faults in adjacent distribution
259	0.02281	0.04371	80	1	0	0	0.46	faults in adjacent distribution
260	0.02308	0.0967	389	1	0	1	0.15	faults in adjacent distribution
261	0.01272	0.04373	681	1	0	0	0.46	faults in adjacent distribution
262	0.01748	0.02054	938	1	0	0	0.19	faults in adjacent distribution
263	0.0043	0.07734	950	1	0	1	0.1	faults in adjacent distribution
264	0.0131	0.01935	77	1	0	0	0.2	faults in adjacent distribution
265	0.02007	0.03778	433	1	0	1	0	faults in adjacent distribution
266	0.01499	0.01935	77	1	0	1	0	faults in adjacent distribution
267	0.00159	0.03618	389	1	0	0	0.23	faults in adjacent distribution
268	0.02203	0.02154	342	1	0	0	0.22	faults in adjacent distribution
269	0.08375	0.00643	360	1	0	0	0.04	faults in adjacent distribution
270	0.03835	0.02131	352	1	0	1	0.3	faults in adjacent distribution
271	0.00947	0.01688	77	1	0	0	0.08	faults in adjacent distribution
272	0.01062	0.05861	348	1	0	0	0.2	faults in adjacent distribution
273	0.01082	0.0447	351	1	0	1	0	faults in adjacent distribution
274	0.02722	0.01239	1183	1	0	0	0.13	faults in adjacent distribution
275	0.02725	0.00643	77	1	0	0	0.13	faults in adjacent distribution
276	0.01237	0.01406	348	1	0	0	0.13	faults in adjacent distribution
277	0.01356	0.01265	350	1	0	0	0.13	faults in adjacent distribution
278	0.02796	0.0301	356	1	0	1	0	faults in adjacent distribution
279	0.01433	0.01648	367	1	0	1	0	faults in adjacent distribution
280	0.01445	0.02097	359	1	0	0	0.02	faults in adjacent distribution



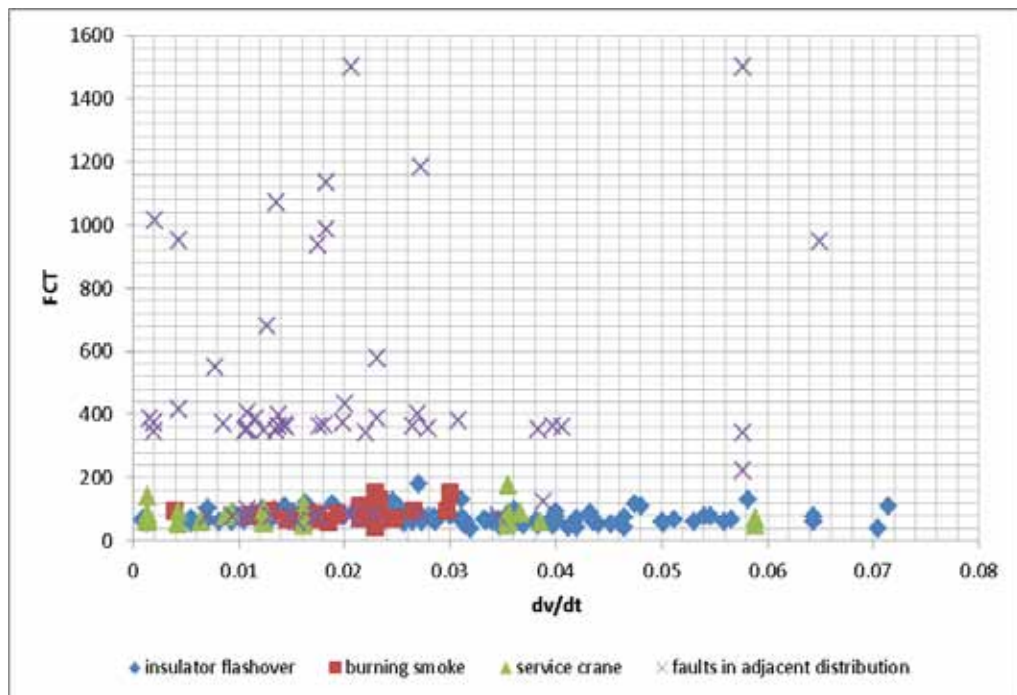
281	0.02047	0.0321	77	1	0	1	0	faults in adjacent distribution
282	0.02642	0.03843	364	1	0	1	0	faults in adjacent distribution
283	0.02691	0.12214	402	1	0	0	0.161	faults in adjacent distribution
284	0.01807	0.0189	368	1	0	0	0.056	faults in adjacent distribution
285	0.01382	0.01767	362	1	0	0	0.18	faults in adjacent distribution
286	0.01728	0.02773	77	1	0	0	0.3	faults in adjacent distribution
287	0.05771	0.14574	221	1	0	0	1.035	faults in adjacent distribution
288	0.0207	0.04951	77	1	0	1	0	faults in adjacent distribution
289	0.00201	0.01138	344	1	0	0	0.115	faults in adjacent distribution
290	0.0116	0.0118	389	1	0	0	0.1	faults in adjacent distribution
291	0.06491	0.01129	947	1	0	1	0.1	faults in adjacent distribution
292	0.00778	0.01139	549	1	0	1	0	faults in adjacent distribution
293	0.01828	0.00026	1134	1	0	1	0.1	faults in adjacent distribution
294	0.01828	0.00026	987	1	0	1	0	faults in adjacent distribution
295	0.01757	0.01949	363	1	0	0	0.17	faults in adjacent distribution
296	0.05771	0.14574	1500	1	0	0	0.21	faults in adjacent distribution
297	0.0207	0.04951	1500	1	0	0	0.21	faults in adjacent distribution
298	0.04056	0.02082	360	1	0	0	0.18	faults in adjacent distribution
299	0.00204	0.01091	1014	1	0	1	0	faults in adjacent distribution
300	0.00198	0.00255	372	1	0	0	0.77	faults in adjacent distribution

## ก.2 ความสัมพันธ์ของลักษณะเด่น

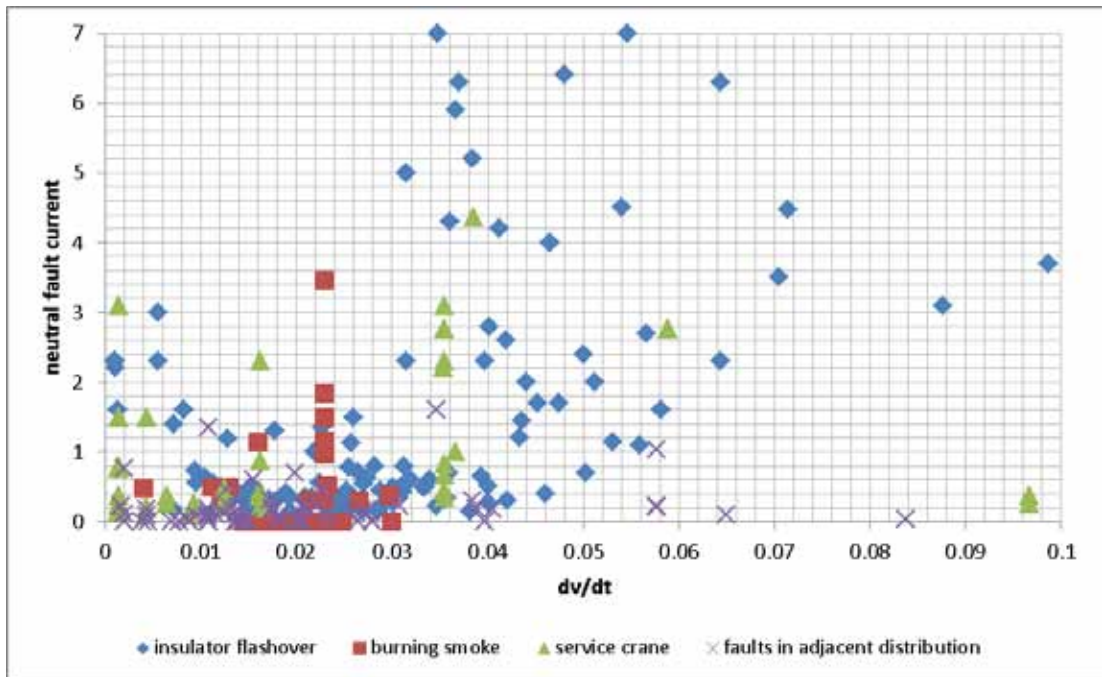
ในส่วนนี้จะเป็นการแสดงความสัมพันธ์ของลักษณะเด่นแต่ละชนิด โดยแสดงอยู่ในรูปกราฟเดียวกันเพื่อความสะดวกในการพิจารณา ดังแสดงในภาพที่ ก.1 - ภาพที่ ก.6



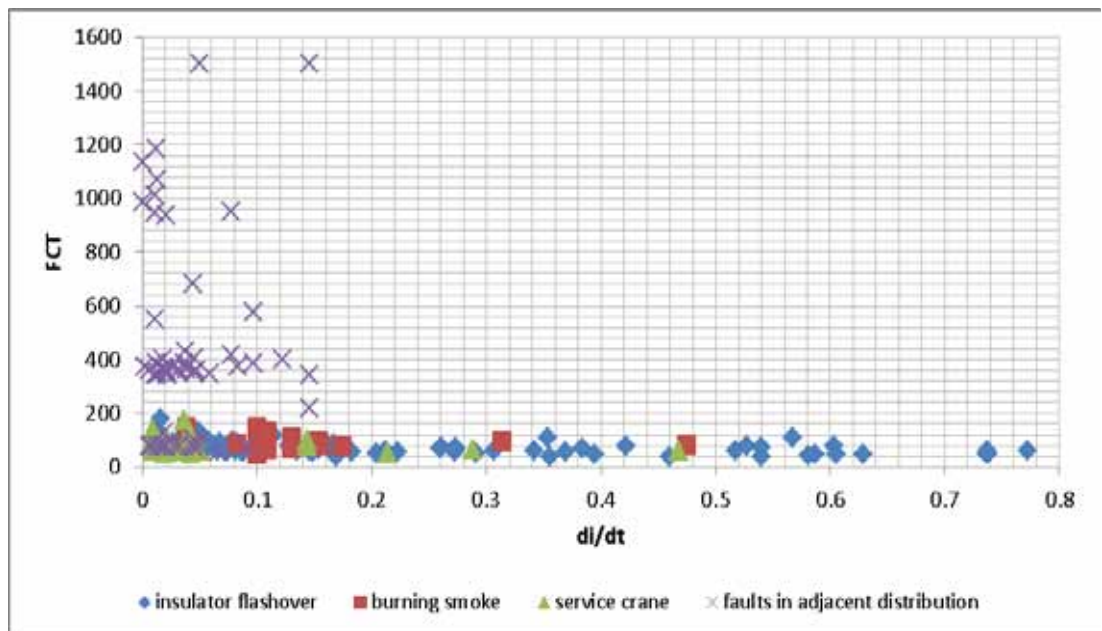
ภาพที่ ก.1 อัตราการเปลี่ยนแปลงแรงดันและอัตราการเปลี่ยนแปลงกระแส



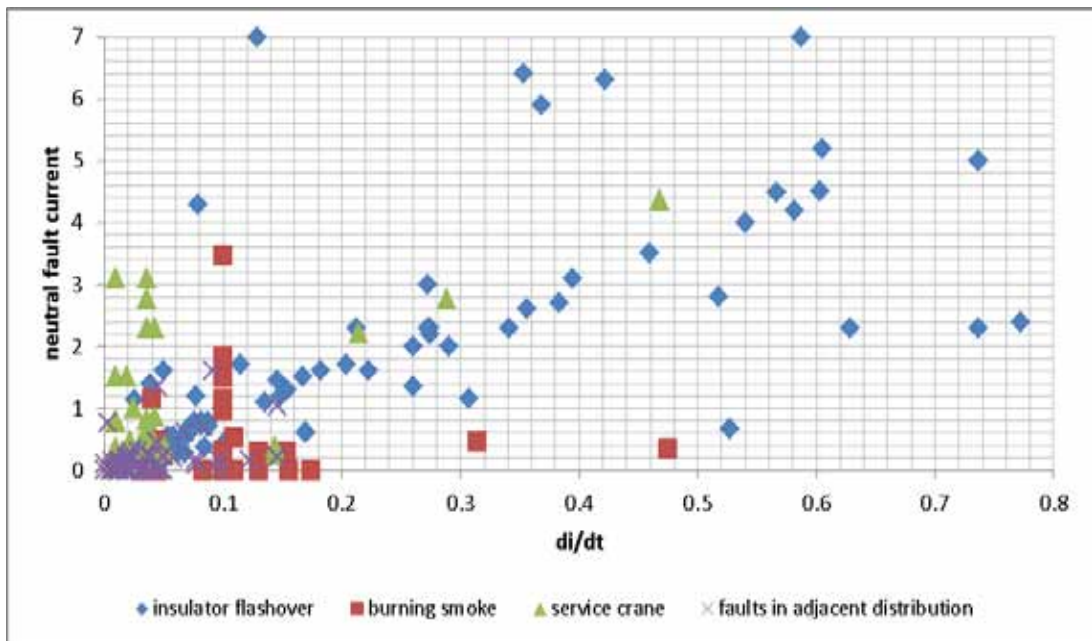
ภาพที่ ก.2 อัตราการเปลี่ยนแปลงแรงดันและระยะเวลาในการขจัดความผิดปกติ



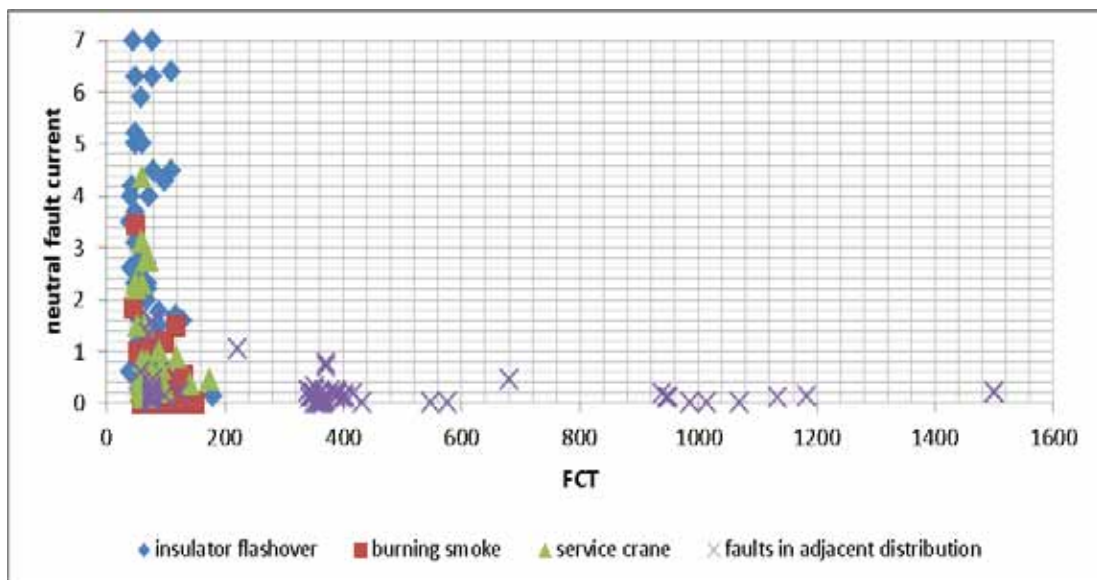
ภาพที่ ก.3 อัตราการเปลี่ยนแปลงแรงดันและค่า RMS ของกระแสในนิวทรัล



ภาพที่ ก.4 อัตราการเปลี่ยนแปลงกระแสและระยะเวลาในการขจัดความผิดปกติ



ภาพที่ ก.5 อัตราการเปลี่ยนแปลงกระแสและค่า RMS ของกระแสในนิวทรัล



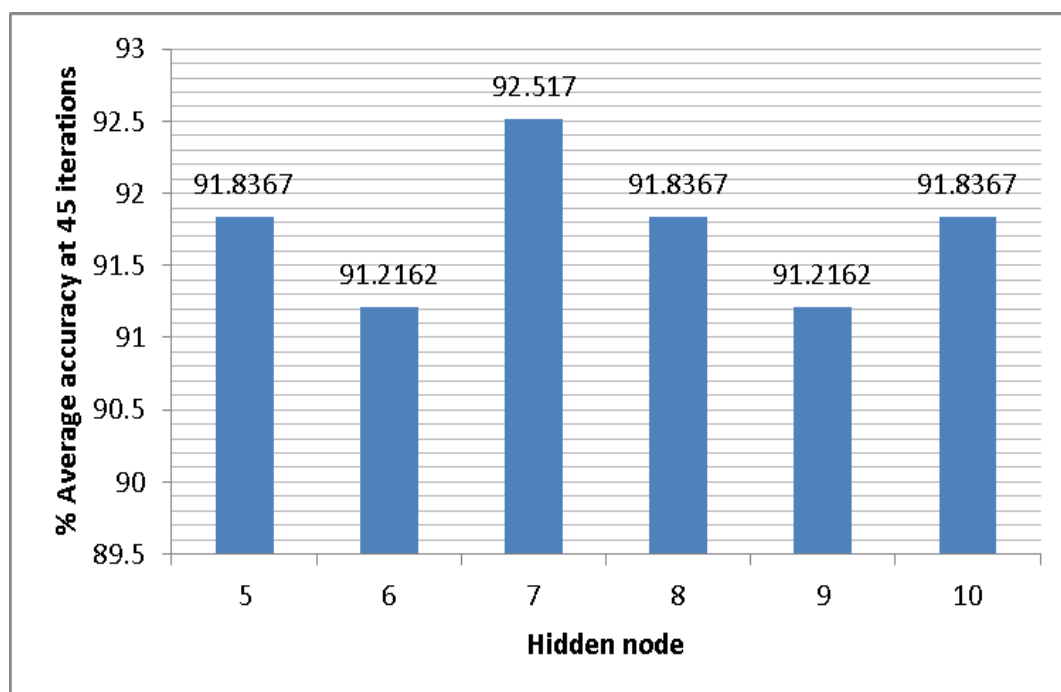
ภาพที่ ก.6 ระยะเวลาในการขจัดความผิดปกติและค่า RMS ของกระแสในนิวทรัล

## ภาคผนวก ข

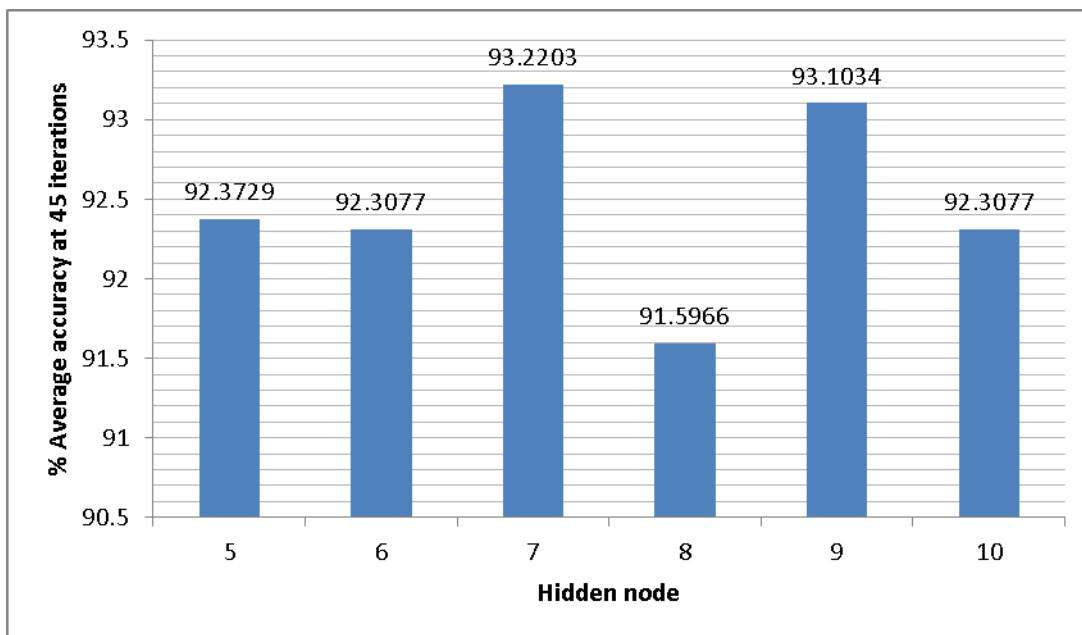
### ผลการทดสอบโดยโครงข่ายประสาทเทียมและการตัดสินใจแบบต้นไม้

#### ข.1 ผลการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

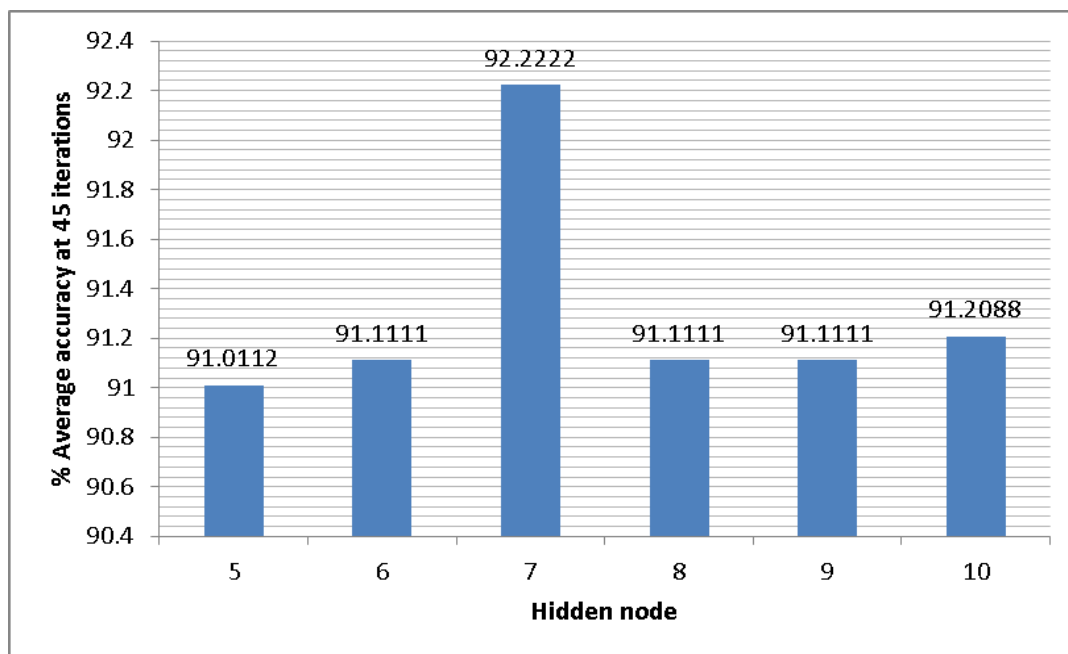
##### ข.1.1 ผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมที่จำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 50-70



ภาพที่ ข.1 ความแม่นยำของโครงข่ายประสาทเทียมที่จำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 50



ภาพที่ ข.2 ความแม่นยำของโครงข่ายประสาทเทียมที่จำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 60



ภาพที่ ข.3 ความแม่นยำของโครงข่ายประสาทเทียมที่จำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 70

### ข.1.2 ผลการทดสอบการคัดเลือกลักษณะเด่นด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

คัดเลือกลักษณะเด่น 5 ประเภท

ตารางที่ ข.1 ความแม่นยำในการจำแนกที่จำนวนโนดซ่อนเท่ากับ 4

50	55	3	0	0	94.827586
50	1	29	0	0	96.666667
	1	0	26	0	96.296296
	0	0	4	31	88.571429
	96.49123	90.625	86.66667	100	94
60	46	1	1	0	95.833333
40	1	22	1	0	91.666667
	1	0	21	0	95.454545
	0	0	2	24	92.307692
	95.83333	95.65217	84	100	94.166667
70	34	0	1	0	97.142857
30	1	15	1	0	88.235294
	1	0	16	0	94.117647
	0	0	1	19	95
	94.44444	100	84.21053	100	94.382022

ตารางที่ ข.2 ความแม่นยำในการจำแนกที่จำนวนโนดซ่อนเท่ากับ 5

50	56	1	2	0	94.92
50	1	26	0	0	96.30
	1	0	30	0	96.77
	0	0	3	30	90.91
	96.55	96.30	85.71	100.00	94.67
60	50	1	1	0	96.15385
40	1	20	1	0	90.90909
	0	0	17	0	100

	0	0	2	27	93.10345
	98.03922	95.2381	80.95238	100	95
70	36	1	1	0	94.73684
30	2	20	0	0	90.90909
	0	0	14	0	100
	0	0	0	16	100
	94.73684	95.2381	93.33333	100	95.55556

ตารางที่ ข.3 ที่ความแม่นยำในการจำแนกที่จำนวนโนดซ่อนเท่ากับ 6

50	61	1	2	0	95.3125
50	2	26	0	0	92.85714
	0	0	24	0	100
	0	0	4	30	88.23529
	96.8254	96.2963	80	100	94
60	40	1	1	0	95.2381
40	0	24	0	0	100
	2	0	24	0	92.30769
	0	0	3	25	89.28571
	95.2381	96	85.71429	100	94.16667
70	36	1	0	0	97.30
30	0	15	1	0	93.75
	0	0	17	0	100.00
	0	0	1	19	95.00
	100.00	93.75	89.47	100.00	96.67

ตารางที่ ข.4 ที่ความแม่นยำในการจำแนกที่จำนวนโนดซ่อนเท่ากับ 7

50	52	2	0	0	96.296296
50	2	31	0	0	93.939394
	1	0	25	0	96.153846



	0	0	4	33	89.189189
	94.54545	93.93939	86.2069	100	94
60	46	1	0	0	97.87
40	2	22	0	0	91.67
	1	0	21	0	95.45
	0	0	1	26	96.30
	93.87755	95.652	95.45455	100	95.83
70	35	1	0	0	97.222222
30	0	19	0	0	100
	0	1	11	0	91.666667
	0	0	2	21	91.304348
	100	90.47619	84.61538	100	95.555556

ตารางที่ ข.5 ที่ความแม่นยำในการจำแนกที่จำนวนโนดซ่อนเท่ากับ 8

50	52	2	0	0	96.2963
50	2	31	0	0	93.93939
	1	0	25	0	96.15385
	0	0	4	33	89.18919
	94.54545	93.93939	86.2069	100	94
60	38	0	2	0	95
40	1	21	1	0	91.30435
	1	0	22	0	95.65217
	0	0	3	31	91.17647
	95	100	78.57143	100	93.33333
70	29	0	2	0	93.54839
30	0	15	0	0	100
	1	0	17	1	89.47368
	0	0	1	24	96
	96.66667	100	85	96	94.44444

ตารางที่ ข.6 ที่ความแม่นยำในการจำแนกที่จำนวนโนดซ่อนเท่ากับ 9

50	61	1	0	0	98.3871
50	1	28	1	0	93.33333
	3	0	24	1	85.71429
	0	0	2	28	93.33333
	93.84615	96.55172	88.88889	96.55172	94
60	47	1	2	0	94
40	1	21	0	0	95.45455
	0	0	27	0	100
	0	0	2	19	90.47619
	97.91667	95.45455	87.09677	100	95
70	35	1	0	0	97.22222
30	0	19	0	0	100
	0	1	11	0	91.66667
	0	0	2	21	91.30435
	100	90.47619	84.61538	100	95.55556

ตารางที่ ข.7 ที่ความแม่นยำในการจำแนกที่จำนวนโนดซ่อนเท่ากับ 10

50	57	1	2	0	95.00
50	1	26	0	0	96.30
	1	0	23	2	88.46
	0	0	1	36	97.30
	96.61	96.30	88.46	94.74	94.67
60	13	1	0	0	92.857143
40	0	13	0	1	92.857143
	0	1	13	1	86.666667
	0	0	0	27	100
	100	86.66667	100	93.10345	94.285714
70					

30	43	0	1	0	97.727273
	1	24	0	0	96
	2	0	23	0	92
	0	0	2	24	92.307692

### ข.1 ผลการทดสอบด้วยการตัดสินใจแบบต้นไม้

#### ข.2.1 ความแม่นยำของการตัดสินใจแบบต้นไม้ก่อนการตัดกิ่ง

ตารางที่ ข.8 ความแม่นยำของต้นไม้ก่อนการตัดกิ่ง

ร้อยละจำนวนข้อมูลฝึกฝน	ร้อยละความแม่นยำในการจำแนก
30	89.5238
35	90.1554
40	90.5556
45	90.9091
50	91.2752
55	91.791
60	92.437
65	92.3077
70	92.1348

#### ข.2.2 ความแม่นยำของการตัดสินใจแบบต้นไม้หลังการตัดกิ่ง

ตารางที่ ข.9 ความแม่นยำของต้นไม้หลังการตัดกิ่ง

ร้อยละจำนวนข้อมูลฝึกฝน	ร้อยละความแม่นยำในการจำแนก
30	90.9524
35	91.2371
40	91.6667
45	92.0732
50	92
55	92.4812

60	92.5
65	93.2692
70	93.2584

**ข.2.3 ผลการทดสอบการคัดเลือกลักษณะเด่นด้วยการตัดสินใจแบบต้นไม้  
คัดเลือกลักษณะเด่น 5 ประเภท**

ตารางที่ ข.10 ค่าความแม่นยำที่ลักษณะเด่น 5 ประเภท ก่อนการตัดกิ่ง

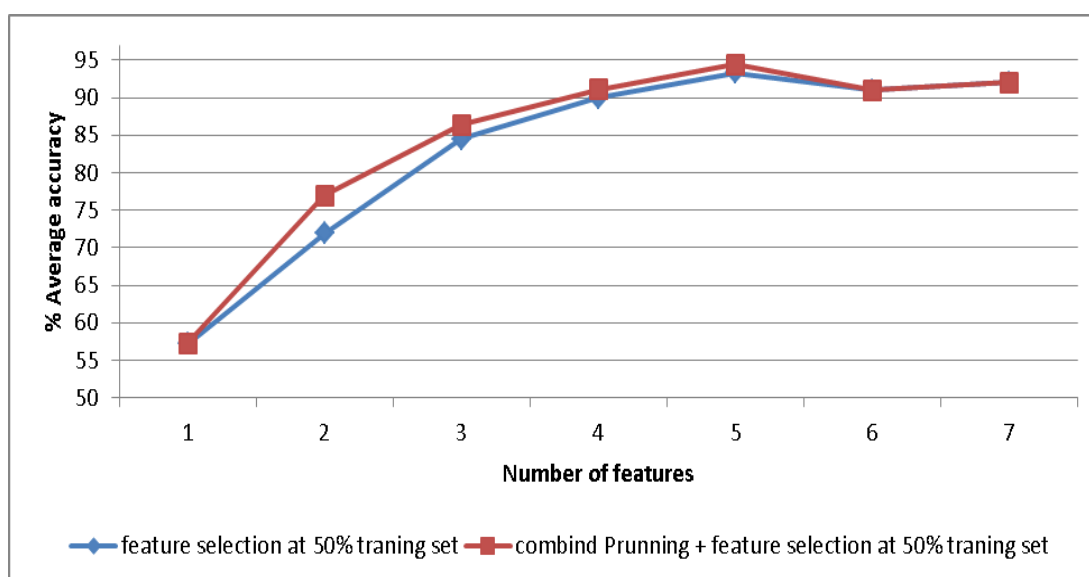
50	64	0	2	0	96.9697
50	3	24	1	0	85.71429
	1	0	26	1	92.85714
	0	0	3	25	89.28571
	94.11765	100	81.25	96.15385	92.66667
60	43	1	0	0	97.72727
40	2	25	0	0	92.59259
	1	0	22	1	91.66667
	0	0	3	22	88
	93.47826	96.15385	88	95.65217	93.33333
70	34	0	1	0	97.14286
30	1	14	0	0	93.33333
	0	1	17	0	94.44444
	0	0	2	20	90.90909
	97.14286	93.33333	85	100	94.44444

ตารางที่ ข.11 ค่าความแม่นยำที่ลักษณะเด่น 5 ประเภท หลังการตัดกิ่ง

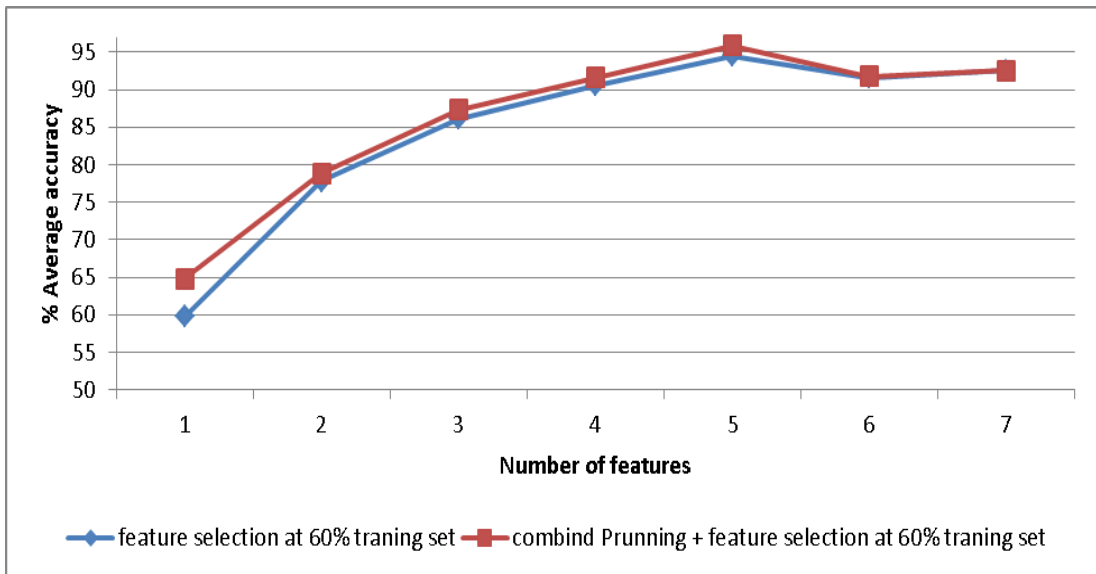
50	57	1	1	0	96.61
50	1	28	0	0	96.55
	2	1	27	0	90.00
	0	0	2	30	93.75
	95	93.33	90	100	94.67
60	47	0	0	0	100.00

40	1	22	0	0	95.65
	2	0	18	0	90.00
	0	0	2	28	93.33
	94.00	100.00	90.00	100.00	95.83
70	36	0	0	0	100
30	1	19	0	0	95
	1	0	12	0	92.31
	0	0	1	20	95.24
	94.73684	100	92.31	100	96.67

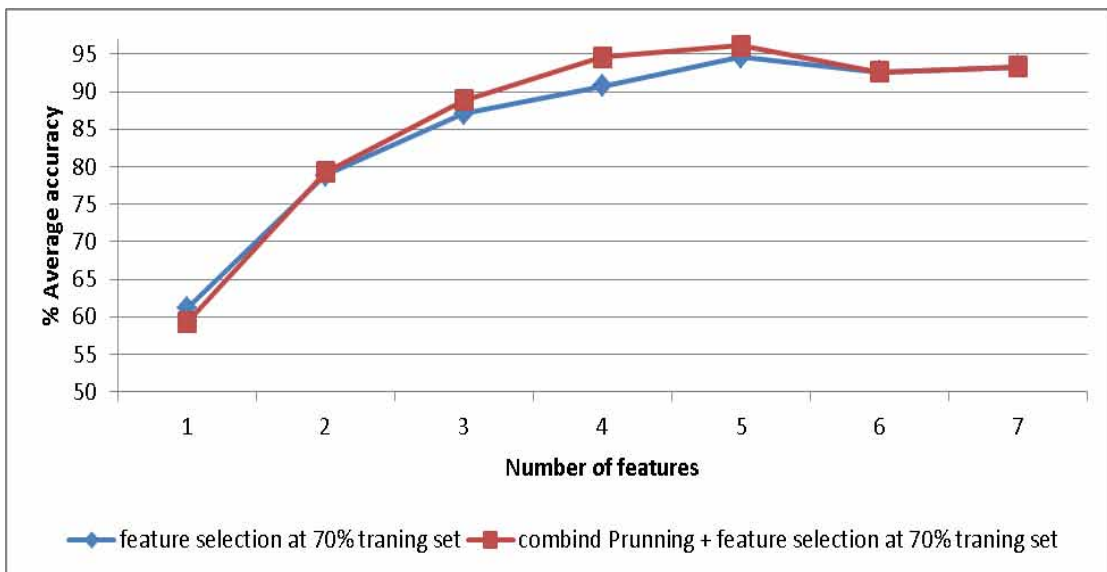
ข.2.3 การเปรียบเทียบผลของความแม่นยำของโครงสร้างต้นไม้ที่หาลักษณะเด่นและโครงสร้างที่หาลักษณะเด่นพร้อมทั้งทำการตัดแต่งกิ่งต้นไม้



ภาพที่ ข.4 ความแม่นยำของการตัดสินใจแบบต้นไม้ที่จำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 50



ภาพที่ ข.5 ความแม่นยำของการตัดสินใจแบบต้นไม้ที่จำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 60



ภาพที่ ข.6 ความแม่นยำของการตัดสินใจแบบต้นไม้ที่จำนวนข้อมูลฝึกฝนร้อยละ 70

### ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นายพลสันต์ พงษ์ประยูร เกิดวันที่ 8 กันยายน พ.ศ. 2530 ที่จังหวัดสุพรรณบุรี สำเร็จการศึกษาหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปีการศึกษา 2552 จากนั้นได้เข้าศึกษาต่อในหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปีการศึกษา 2553