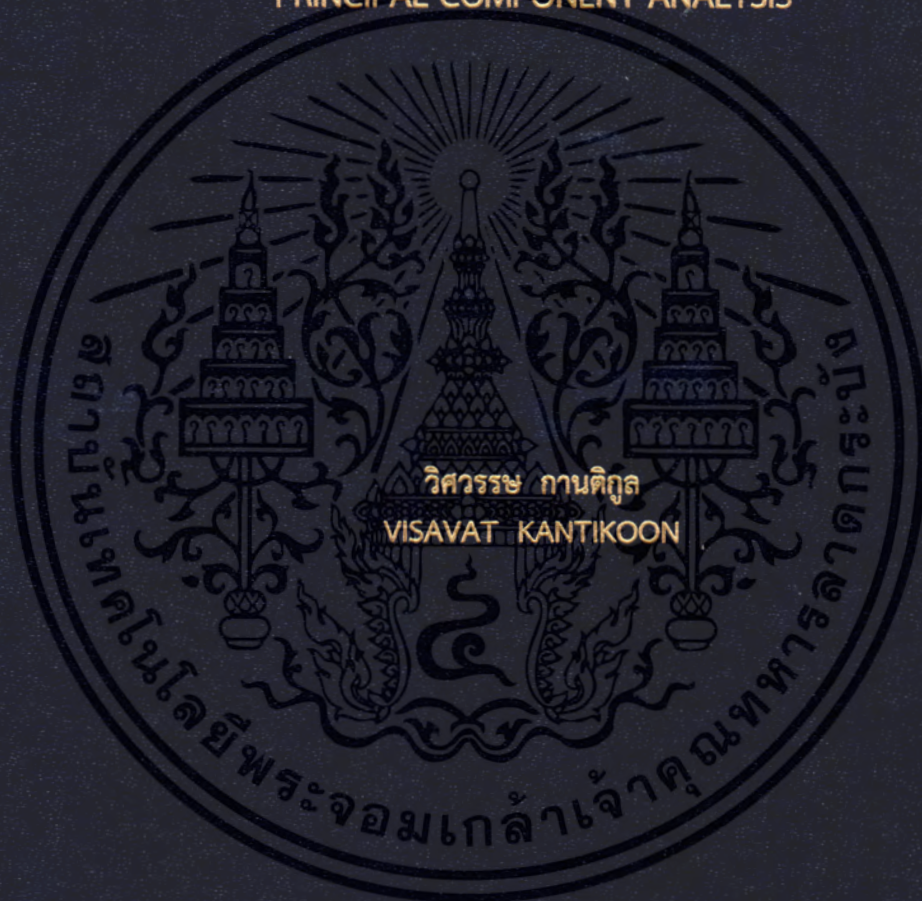


การประมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าในกรณีเกิดความผิดปกติกับเครื่องวัด
ในระบบการอ่านหน่วยมิเตอร์อัตโนมัติด้วยเครือข่ายประสาทเทียม
ร่วมกับการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก

ESTIMATION OF ELECTRICAL ENERGY CONSUMPTION
IN THE CASE OF ABNORMAL METER IN AMR SYSTEM
USING NEURAL NETWORK IN CONJUNCTION WITH
PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ.2561

KMITL-2018-EN-D-018-122

การประมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าในกรณีเกิดความผิดปกติกับเครื่องวัด
ในระบบการอ่านหน่วยมิเตอร์อัตโนมัติด้วยเครือข่ายประสาทเทียม
ร่วมกับการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก

ESTIMATION OF ELECTRICAL ENERGY CONSUMPTION
IN THE CASE OF ABNORMAL METER IN AMR SYSTEM
USING NEURAL NETWORK IN CONJUNCTION WITH
PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
พ.ศ.2561
KMITL-2018-EN-D-018-122

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ESTIMATION OF ELECTRICAL ENERGY CONSUMPTION
IN THE CASE OF ABNORMAL METER IN AMR SYSTEM
USING NEURAL NETWORK IN CONJUNCTION WITH
PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS



A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
DOCTOR OF ENGINEERING IN ELECTRICAL ENGINEERING
FACULTY OF ENGINEERING
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG
2018
KMITL-2018-EN-D-018-122

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



COPYRIGHT 2018

FACULTY OF ENGINEERING

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ใบรับรองวิทยานิพนธ์

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การประมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าในกรณีเกิดความผิดปกติกับเครื่องวัดในระบบการอ่านหน่วยมิเตอร์อัตโนมัติ ด้วยเครือข่ายประสาทเทียมร่วมกับการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก

Thesis Title Estimation of Electrical Energy Consumption in the Case of Abnormal Meter in AMR System using Neural Network in Conjunction with Principal Component Analysis

นักศึกษา นายวิศวกรรม กานตีกุล

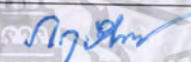
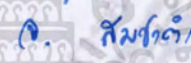
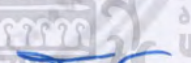


รหัสประจำตัว 53610107

ปริญญา วิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต

สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ รศ.ดร.วิจิตร กิณเรศ

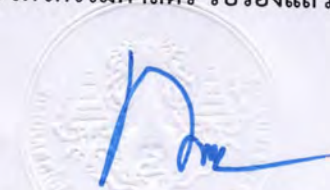
หมายเลขวิทยานิพนธ์ KMITL-2018-EN-D-018-122

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์		ลายมือชื่อ
รศ.ดร.กฤษณมัม	ภูมิภคิตพิชญ์	
รศ.ดร.สมชาติ	จิรวินาการ	
รศ.ดร.สุรินทร์	คำฝอย	
ผศ.ดร.นิรุช	จิรสวรรณกุล	
รศ.ดร.วิจิตร	กิณเรศ	

วัน / เดือน/ ปี ที่สอบ วันจันทร์ที่ 9 กรกฎาคม พ.ศ. 2561 เวลา 10.00-12.00 น.
สถานที่สอบ ณ ห้อง HM-402 อาคารเฉลิมพระเกียรติ

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

คณะวิศวกรรมศาสตร์ รับรองแล้ว



(รองศาสตราจารย์ ดร. คมสัน มาลีสี)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นับผูกพันทางกฎหมาย
เมื่อวันที่ 9 กรกฎาคม พ.ศ. 2561
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การประมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าในกรณีเกิดความผิดปกติกับ เครื่องวัดในระบบการอ่านหน่วยมิเตอร์อัตโนมัติ ด้วยเครือข่าย ประสาทเทียมรวมกับการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก
นักศึกษา	นายวิศวกรรม กานติกุล
รหัสประจำตัว	53610107
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
พ.ศ.	2561
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	รศ.ดร.วิจิตร กิณเรศ

บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ นำเสนอวิธีการประมาณการค่าการใช้พลังงานไฟฟ้า กรณีเกิดความผิดปกติกับเครื่องวัดและอุปกรณ์ประกอบในระบบการอ่านหน่วยมิเตอร์อัตโนมัติ (AMR) ด้วยเทคนิคเครือข่ายประสาทเทียมรวมกับการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก โดยใช้ข้อมูลขาเข้าที่ประกอบด้วยแรงดันไฟฟ้า และกระแสไฟฟ้า สำหรับใช้ในการประมาณการข้อมูลขาออกที่กำหนดให้เป็นหน่วยกิโลวัตต์ต่อชั่วโมงได้อย่างอัตโนมัติ โดยการประยุกต์ใช้งานร่วมกันของระบบเครือข่ายประสาทเทียมป้อนไปข้างหน้าแบบชั้นเดียว กับ การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก จะถูกนำมาใช้ในการประมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าที่ผิดปกติในระบบการอ่านหน่วยมิเตอร์อัตโนมัติ ทั้งในกรณีที่มิเตอร์ไม่สามารถวัดค่าได้หรือวัดค่าได้ผิดปกติ ซึ่งพิสูจน์จากผลการจำลองกับข้อมูลจริงว่า มีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์น้อยกว่า เทคนิคที่ปราศจากการประยุกต์รวมกับการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA) และเทคนิคต่างๆที่ถูกนำมาเปรียบเทียบ โดยแสดงให้เห็นถึงความทนทานต่อปัจจัยรบกวนที่ส่งผลกระทบต่อข้อมูลขาเข้าที่นำมาใช้ทดสอบประมาณการ โดยการใช้โปรแกรม MATLAB สำหรับการพิสูจน์และเปรียบเทียบถึงผลการจำลองของเทคนิคที่นำเสนอ อย่างมีหลักการ

Thesis	ESTIMATION OF ELECTRICAL ENERGY CONSUMPTION IN THE CASE OF ABNORMAL METER IN AMR SYSTEM USING NEURAL NETWORK IN CONJUNCTION WITH PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS
Student	Mr.Visavat Kantikoon
Student ID.	53610107
Degree	Doctor of Engineering
Program	Electrical Engineering
Year	2018
Thesis Advisor	Assoc.Prof.Dr.Vijit Kinnares

ABSTRACT

This thesis proposes an estimation of electrical energy consumption in case of malfunction with meter and accessories of an automatic meter reading system (AMR) based on artificial neural network (ANN) in conjunction with principal component analysis (PCA). In the estimation, input data value includes electrical voltage and current are used to estimate output data in units of kilowatts-hour automatically. The combined application of a single layer feed-forward neural network model and PCA will be used to estimate the abnormal electrical energy consumption in the AMR system, in case of meter can't be measured or measurable but abnormal. This was verified by the simulation results with actual data that the average absolute error percentage was less than that of non-PCA and various techniques were used to compare. The results of the simulations show the tolerance of interference factors that affect the input data used to test the estimation by using MATLAB program for verification and comparison to the simulation results of the applications presented in principle.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จได้ด้วยความกรุณาจากอาจารย์ที่ปรึกษา รศ.ดร.วิจิตร กิณเรศ ที่ผลักดันให้ผู้เขียนสามารถสำเร็จการศึกษา ตลอดจนให้ความรู้, ให้คำปรึกษา คอยชี้แนะแนวทางแก้ปัญหาต่างๆแก่ข้าพเจ้าตลอดมา

ขอขอบคุณ รศ.ดร.สุรินทร์ คำฝอย สำหรับการถ่ายทอดความรู้และคำชี้แนะในวิชา Selected Topics in Neural Networks รวมถึงการให้คำปรึกษาเกี่ยวกับแนวทางการประยุกต์ใช้งาน Regression และ Neural Network ในงานด้านวิศวกรรมฯ

ขอขอบคุณ คณาจารย์ทุกท่านที่สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ที่ได้ถ่ายทอดวิชาความรู้ด้านวิศวกรรมศาสตร์แก่ผู้เขียนตลอดมา

ขอขอบคุณ การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค (Provincial Electricity Authority : PEA) ที่ให้การสนับสนุนข้อมูลประกอบการวิจัยนี้ และขอขอบคุณพี่ๆ, เพื่อนๆ และน้องๆในห้องปฏิบัติการทุกคน

สำหรับคุณงามความดีอันใดที่เกิดจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ข้าพเจ้าขออุทิศให้กับบิดามารดา ที่เคารพยิ่งและพี่น้องอันเป็นที่รัก ตลอดจนครูอาจารย์ที่เคารพทุกท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้ และถ่ายทอดประสบการณ์ที่ดีให้แก่ข้าพเจ้า

วิศวกรรม กานตีกุล

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VI
สารบัญรูป.....	VII
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	3
1.3 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย.....	4
1.4 ขอบเขตการวิจัย.....	5
1.5 โครงร่างของวิทยานิพนธ์.....	5
บทที่ 2 ระบบการอ่านหน่วยมิเตอร์อัตโนมัติ และข้อมูลตัวแปรในการประมาณการ.....	7
2.1 ระบบการอ่านหน่วยมิเตอร์อัตโนมัติ.....	7
2.2 ระบบมิเตอร์ 3 เฟส 4 สาย ประกอบหม้อแปลงกระแสแรงต่ำ.....	9
2.3 ข้อมูลตัวแปรในการประมาณการ.....	11
2.4 ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์.....	17
2.5 สรุป.....	17
บทที่ 3 การวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นรวมกับการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก.....	18
3.1 แนวคิดและหลักการ.....	18
3.2 การวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นแบบเชิงเดี่ยวและแบบพหุคูณ.....	19
3.2.1 แบบจำลองการประมาณการใช้พลังงานไฟฟ้า.....	21
3.2.2 ผลการจำลอง.....	23
3.3 การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก.....	24
3.4 การวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นรวมกับการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก.....	44

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และขอยังอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
3.4.1 แบบจำลองการประมาณการใช้พลังงานไฟฟ้า.....	45
3.4.2 ผลการจำลอง.....	47
3.5 สรุป.....	48
บทที่ 4 เครือข่ายประสาทยูทิลิตี้กับการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก.....	49
4.1 แนวคิดและหลักการ.....	50
4.2 เครือข่ายประสาทยูทิลิตี้แบบไปข้างหน้าแบบแปรย้อนกลับ.....	51
4.2.1 เครือข่ายประสาทยูทิลิตี้แบบไปข้างหน้าโครงสร้างชั้นเดียว.....	51
4.2.2 เครือข่ายประสาทยูทิลิตี้แบบไปข้างหน้าโครงสร้างหลายชั้น.....	53
4.2.3 แบบจำลองการประมาณการใช้พลังงานไฟฟ้า.....	54
4.2.4 ผลการจำลอง.....	56
4.3 เครือข่ายประสาทยูทิลิตี้กับการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก.....	56
4.3.1 แบบจำลองการประมาณการใช้พลังงานไฟฟ้า.....	57
4.3.2 ผลการจำลอง.....	68
4.4 สรุป.....	77
บทที่ 5 บทสรุป.....	78
เอกสารอ้างอิง.....	80
ภาคผนวก.....	83
ประวัติผู้เขียน.....	113

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 ประเภทของตัวแปรอินพุตและเอาต์พุตสำหรับใช้ในการประมาณการ.....	13
3.1 แสดงค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรอินพุตและเอาต์พุตสำหรับฝึกสอน.....	21
3.2 แสดงตัวแปรอินพุตและเอาต์พุตสำหรับใช้ในการประมาณด้วยเทคนิค SLR และ MLR.....	22
3.3 แสดงเมทริกซ์ W และ ϵ ของ SLR และ MLR กรณีค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส.....	22
3.4 แสดงเมทริกซ์ W และ ϵ ของ SLR และ MLR กรณีค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส.....	23
3.5 แสดงค่า MAPE ของเทคนิค SLR และ MLR กรณีเกิดความผิดปกติที่ตัวแปรอินพุตใดๆ.....	24
3.6 แสดงค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของ PCs และเอาต์พุตสำหรับฝึกสอน.....	26
3.7 แสดงเมทริกซ์ PCs กรณีค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติแต่ละเฟส.....	26
3.8 แสดงเมทริกซ์ PCs กรณีค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติแต่ละเฟส.....	27
3.9 แสดงค่า MAPE ของการฝึกฝนตัวแปร 4PCs กับแต่ละตัวแปรอินพุต กรณีเกิดความผิดปกติที่ตัวแปรอินพุตใดๆ.....	43
3.10 แสดงตัวแปรอินพุตและเอาต์พุตสำหรับใช้ในการประมาณด้วยเทคนิค PCR (4PCs).....	46
3.11 แสดงเมทริกซ์ W และ ϵ ของ PCR (4PCs) กรณีค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส.....	46
3.12 แสดงเมทริกซ์ W และ ϵ ของ PCR (4PCs) กรณีค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส.....	47
3.13 แสดงค่า MAPE ของเทคนิค PCR (4 PCs)กรณีเกิดความผิดปกติที่ตัวแปรอินพุตใดๆ.....	47
4.1 แสดงตัวแปรอินพุตและเอาต์พุตสำหรับใช้ในการประมาณด้วยเทคนิค ANN.....	54
4.2 แสดงเมทริกซ์ W และ ϵ ของ ANN (5 อินพุต) กรณีค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส.....	55
4.3 แสดงเมทริกซ์ W และ ϵ ของ ANN (5 อินพุต) กรณีค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส.....	55
4.4 แสดงค่า MAPE ของเทคนิค ANN (5 อินพุต) กรณีเกิดความผิดปกติที่ตัวแปรอินพุตใดๆ.....	56
4.5 แสดงตัวแปรอินพุตและเอาต์พุตสำหรับใช้ในการประมาณด้วยเทคนิค PCNN (4 PCs).....	58
4.6 แสดงรายละเอียดตัวแปรที่ถูกออกแบบสำหรับเทคนิค PCNN (4 PCs).....	58
4.7 แสดงเมทริกซ์ $4PCs$ ของ PCNN (4 PCs) กรณีค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส.....	59
4.8 แสดงเมทริกซ์ $4PCs$ ของ PCNN (4 PCs) กรณีค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส.....	60
4.9 แสดงเมทริกซ์ W_1 และ ϵ_1 ของ PCNN (4 PCs) กรณีค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส.....	60
4.10 เมทริกซ์ W_2 และ ϵ_2 ของ PCNN (4 PCs) กรณีค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส.....	61
4.11 แสดงเมทริกซ์ W_1 และ ϵ_1 ของ PCNN (4 PCs) กรณีค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส.....	61
4.12 เมทริกซ์ W_2 และ ϵ_2 ของ PCNN (4 PCs) กรณีค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส.....	61
4.13 แสดงรายละเอียดข้อมูลสำหรับประมาณการด้วยเทคนิคเฉลี่ยหน่วยสามเดือน.....	71
4.14 แสดงค่า MAPE ของเทคนิค PCNN (4 PCs) กรณีเกิดความผิดปกติที่ตัวแปรอินพุตใดๆ.....	72

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นิยมนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และ VI อ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 โครงสร้างของระบบ AMR	8
2.2 การต่อสายมิเตอร์ 3 เฟส 4 สาย ประกอบ ซีที. แรงต่ำ (มาตรฐาน IEC).....	9
2.3 การติดตั้งมิเตอร์ 3 เฟส 4 สาย ประกอบ ซีที. แรงต่ำ (มาตรฐาน PEA)	10
2.4 เฟสเซอร์ไดอะแกรมของมิเตอร์ 3 เฟส 4 สาย (เฟสสมดุล).....	10
2.5 การใช้แบบจำลองเพื่อประมาณค่า kWh โดยใช้ค่าแรงดันและกระแสไฟฟ้าที่ปกติแต่ละเฟส.....	11
2.6 แผนภาพในการประมาณการด้วยเทคนิคต่างๆ.....	12
2.7 ข้อมูลแรงดันไฟฟ้า (อินพุต) สำหรับการฝึกสอน.....	14
2.8 ข้อมูลกระแสไฟฟ้า (อินพุต) สำหรับการฝึกสอน.....	15
2.9 ข้อมูลกำลังไฟฟ้า (เอาต์พุต) สำหรับการฝึกสอน.....	15
2.10 ข้อมูลแรงดันไฟฟ้า (อินพุต) สำหรับการทดสอบ.....	16
2.11 ข้อมูลกระแสไฟฟ้า (อินพุต) สำหรับการทดสอบ.....	16
2.12 ข้อมูลกำลังไฟฟ้า (เอาต์พุต) สำหรับการทดสอบ.....	17
3.1 แบบจำลอง SLR.....	19
3.2 แบบจำลอง MLR	19
3.3 แบบจำลอง PCA	24
3.4 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_b) กรณีที่ I_a ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	28
3.5 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_c) กรณีที่ I_a ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	28
3.6 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_a) กรณีที่ I_a ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	29
3.7 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_b) กรณีที่ I_a ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	29
3.8 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_c) กรณีที่ I_a ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	30
3.9 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_a) กรณีที่ I_b ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	30
3.10 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_c) กรณีที่ I_b ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	31
3.11 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_a) กรณีที่ I_b ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	31
3.12 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_b) กรณีที่ I_b ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	32
3.13 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_c) กรณีที่ I_b ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	32
3.14 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_a) กรณีที่ I_c ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	33
3.15 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_b) กรณีที่ I_c ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	33
3.16 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_a) กรณีที่ I_c ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	34

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และ VII อ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.17 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_b) กรณีที่ I_c ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	34
3.18 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_c) กรณีที่ I_c ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	35
3.19 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_a) กรณีที่ V_a ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	35
3.20 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_b) กรณีที่ V_a ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	36
3.21 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_c) กรณีที่ V_a ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	36
3.22 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_b) กรณีที่ V_a ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	37
3.23 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_c) กรณีที่ V_a ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	37
3.24 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_a) กรณีที่ V_b ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	38
3.25 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_b) กรณีที่ V_b ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	38
3.26 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_c) กรณีที่ V_b ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	39
3.27 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_a) กรณีที่ V_b ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	39
3.28 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_c) กรณีที่ V_b ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	40
3.29 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_a) กรณีที่ V_c ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	40
3.30 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_b) กรณีที่ V_c ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	41
3.31 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_c) กรณีที่ V_c ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	41
3.32 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_a) กรณีที่ V_c ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	42
3.33 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_b) กรณีที่ V_c ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด.....	42
3.34 แบบจำลอง PCR	44
4.1 รูปแบบจำลองนิเวศตามธรรมชาติ.....	49
4.2 แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม.....	50
4.3 ตัวอย่างการประมาณค่าฟังก์ชัน.....	51
4.4 เครือข่ายประสาทเทียมป้อนไปข้างหน้าโครงสร้างชั้นเดียว.....	52
4.5 เครือข่ายประสาทเทียมป้อนไปข้างหน้าโครงสร้างหลายชั้น (ANN).....	53
4.6 เครือข่ายประสาทเทียมร่วมกับการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCNN) ที่ถูกนำเสนอ.....	57
4.7 พื้นผิวความคลาดเคลื่อนระหว่างข้อมูลนิเวศที่ 1-5 ของ W_1 กับ W_2 กรณีมีเตอร์วัดค่าแรงดันไฟฟ้าผิดพลาดที่เฟส a.....	62

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.8 พื้นผิวความคลาดเคลื่อนระหว่างข้อมูลนิวรอนที่ 1-5 ของ W_1 กับ W_2 กรณีมีเตอร์วัดค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติที่เฟส b.....	63
4.9 พื้นผิวความคลาดเคลื่อนระหว่างข้อมูลนิวรอนที่ 1-5 ของ W_1 กับ W_2 กรณีมีเตอร์วัดค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติที่เฟส c.....	64
4.10 พื้นผิวความคลาดเคลื่อนระหว่างข้อมูลนิวรอนที่ 1-5 ของ W_1 กับ W_2 กรณีมีเตอร์วัดค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติที่เฟส a.....	65
4.11 พื้นผิวความคลาดเคลื่อนระหว่างข้อมูลนิวรอนที่ 1-5 ของ W_1 กับ W_2 กรณีมีเตอร์วัดค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติที่เฟส b.....	66
4.12 พื้นผิวความคลาดเคลื่อนระหว่างข้อมูลนิวรอนที่ 1-5 ของ W_1 กับ W_2 กรณีมีเตอร์วัดค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติที่เฟส c.....	67
4.13 ข้อมูลกำลังไฟฟ้าที่ถูกประมาณการด้วย PCNN ที่นำเสนอ และความคลาดเคลื่อน กรณีมีเตอร์วัดค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติที่เฟส a.....	68
4.14 ข้อมูลกำลังไฟฟ้าที่ถูกประมาณการด้วย PCNN ที่นำเสนอ และความคลาดเคลื่อน กรณีมีเตอร์วัดค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติที่เฟส b.....	69
4.15 ข้อมูลกำลังไฟฟ้าที่ถูกประมาณการด้วย PCNN ที่นำเสนอ และความคลาดเคลื่อน กรณีมีเตอร์วัดค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติที่เฟส c.....	69
4.16 ข้อมูลกำลังไฟฟ้าที่ถูกประมาณการด้วย PCNN ที่นำเสนอ และความคลาดเคลื่อน กรณีมีเตอร์วัดค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติที่เฟส a.....	70
4.17 ข้อมูลกำลังไฟฟ้าที่ถูกประมาณการด้วย PCNN ที่นำเสนอ และความคลาดเคลื่อน กรณีมีเตอร์วัดค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติที่เฟส b.....	70
4.18 ข้อมูลกำลังไฟฟ้าที่ถูกประมาณการด้วย PCNN ที่นำเสนอ และความคลาดเคลื่อน กรณีมีเตอร์วัดค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติในเฟส c.....	71
4.19 แสดงการเปรียบเทียบค่า MAPE ของเทคนิค PCNN ที่ถูกนำเสนอ กับเทคนิคต่างๆ ในกรณีมีการวัดค่าผิดปกติของแรงดันไฟฟ้าแต่ละเฟส.....	73
4.20 แสดงการเปรียบเทียบค่า MAPE ของเทคนิค PCNN ที่ถูกนำเสนอ กับเทคนิคต่างๆ ในกรณีมีการวัดค่าผิดปกติของกระแสไฟฟ้าแต่ละเฟส.....	73
4.21 แสดงการเปรียบเทียบ MAPE ของแต่ละเทคนิค ที่ถูกเพิ่มข้อมูลรบกวนสุ่มเข้าไปผสมรวม กับข้อมูลอินพุตที่ใช้สำหรับทดสอบ กรณีมีการวัดค่าผิดปกติของแรงดันไฟฟ้าเฟส a.....	74

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.22 แสดงการเปรียบเทียบ MAPE ของแต่ละเทคนิค ที่ถูกเพิ่มข้อมูลรบกวนสุ่มเข้าไปผสมรวมกับข้อมูลอินพุตที่ใช้สำหรับทดสอบ กรณีมีการวัดค่าผิดพลาดของแรงดันไฟฟ้าเฟส b.....	74
4.23 แสดงการเปรียบเทียบ MAPE ของแต่ละเทคนิค ที่ถูกเพิ่มข้อมูลรบกวนสุ่มเข้าไปผสมรวมกับข้อมูลอินพุตที่ใช้สำหรับทดสอบ กรณีมีการวัดค่าผิดพลาดของแรงดันไฟฟ้าเฟส c.....	75
4.24 แสดงการเปรียบเทียบ MAPE ของแต่ละเทคนิค ที่ถูกเพิ่มข้อมูลรบกวนสุ่มเข้าไปผสมรวมกับข้อมูลอินพุตที่ใช้สำหรับทดสอบ กรณีมีการวัดค่าผิดพลาดของกระแสไฟฟ้าเฟส a.....	75
4.25 แสดงการเปรียบเทียบ MAPE ของแต่ละเทคนิค ที่ถูกเพิ่มข้อมูลรบกวนสุ่มเข้าไปผสมรวมกับข้อมูลอินพุตที่ใช้สำหรับทดสอบ กรณีมีการวัดค่าผิดพลาดของกระแสไฟฟ้าเฟส b.....	76
4.26 แสดงการเปรียบเทียบ MAPE ของแต่ละเทคนิค ที่ถูกเพิ่มข้อมูลรบกวนสุ่มเข้าไปผสมรวมกับข้อมูลอินพุตที่ใช้สำหรับทดสอบ กรณีมีการวัดค่าผิดพลาดของกระแสไฟฟ้าเฟส c.....	76

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ปัจจุบันเทคโนโลยีของมิเตอร์วัดค่าพลังงานไฟฟ้าได้ถูกพัฒนาอย่างรวดเร็ว [1-2] ทำให้ค่าใช้จ่ายของเทคโนโลยีในการผลิตมิเตอร์ที่ทันสมัย ที่มีฟังก์ชันการใช้งานหลากหลายมีต้นทุนลดลงอย่างมาก เป็นปัจจัยสำคัญที่จูงใจให้ผู้บริการสาธารณูปโภคด้านพลังงานไฟฟ้าหลายราย ได้ให้ความสนใจในการปรับปรุงและพัฒนาาระบบมิเตอร์ของตนให้มีประสิทธิภาพเพิ่มมากขึ้น เพื่อสร้างโอกาสในการแข่งขันและเป็นการพัฒนาขีดความสามารถให้บริการที่เป็นประโยชน์ในเชิงธุรกิจ ที่มากกว่าแต่เดิมที่มีมิเตอร์เป็นเพียงอุปกรณ์วัดค่าการใช้พลังงานไฟฟ้า เพื่อเรียกเก็บค่าใช้จ่ายในการใช้พลังงานไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้าในแต่ละเดือนเพียงอย่างเดียวเท่านั้น

ในอดีตผู้จำหน่ายและผู้ให้บริการด้านพลังงานไฟฟ้าส่วนใหญ่ ได้พิจารณาเลือกใช้มิเตอร์ชนิดแมคคาณิก (Mechanic) ซึ่งอาศัยหลักการของสนามแม่เหล็กไฟฟ้าในการสร้างแรงผลักให้จานโลหะในตัวมิเตอร์หมุน เพื่อแสดงปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าที่ผู้รับบริการได้ใช้ไปในแต่ละเดือน ด้วยเหตุผลสำคัญในเรื่องราคามิเตอร์แมคคาณิก ที่มีราคาถูกกว่าเมื่อเทียบกับมิเตอร์ชนิดอิเล็กทรอนิกส์ (Electronic) โดยเฉพาะอย่างยิ่งกับมิเตอร์อิเล็กทรอนิกส์ ที่ถูกโปรแกรมให้มีฟังก์ชันการทำงานในแบบสมาร์ทมิเตอร์ (Smart Meter) ที่มีต้นทุนเพิ่มขึ้นในส่วนของเทคโนโลยีในการผลิตและอุปกรณ์หน่วยความจำ รวมถึงโปรแกรมรองรับฟังก์ชันในการทำงานที่มากขึ้น โดยเฉพาะอุปกรณ์และฟังก์ชันที่ออกแบบมาเพื่อรองรับเทคโนโลยีของระบบการอ่านมิเตอร์อัตโนมัติ (Automatic Meter Reading : AMR) และระบบสื่อสาร ที่ใช้ในการส่งผ่านข้อมูลและจัดเก็บไว้ที่ระบบฐานข้อมูลส่วนกลาง (AMR Data Center)

ในการบริหารจัดการข้อมูลการใช้พลังงานไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้าแต่ละรายนั้น ระบบ AMR ถูกนำมาติดตั้งใช้งานเพื่อรองรับการจัดการข้อมูลการใช้ไฟฟ้าเหล่านั้น โดยถูกออกแบบให้ใช้งานร่วมกับมิเตอร์อิเล็กทรอนิกส์ หรือสมาร์ทมิเตอร์ [3-4] ที่มีหน่วยความจำภายในและมีฟังก์ชันในการเชื่อมต่อสื่อสาร

มิเตอร์อิเล็กทรอนิกส์และสมาร์ทมิเตอร์ สามารถบันทึกข้อมูลประวัติการใช้พลังงานไฟฟ้าที่ได้ใช้ไป โดยสามารถจัดเก็บข้อมูลการใช้ไฟฟ้าลงในหน่วยความจำภายในตัวมิเตอร์ ที่โดยปกติสามารถบันทึกข้อมูลการใช้ไฟฟ้าย้อนหลังได้ประมาณ 40-45 วัน เพื่อให้ครอบคลุมระยะเวลาในการจดหน่วยพลังงานไฟฟ้าสะสมของมิเตอร์ในแต่ละรอบเดือนได้ โดยปัจจุบันราคาของมิเตอร์อิเล็กทรอนิกส์ มีราคาลดลงอย่างรวดเร็วและมีแนวโน้มที่จะลดลงเรื่อยๆ ซึ่งสาเหตุหนึ่งเนื่องมาจากฐานการผลิตมิเตอร์อิเล็กทรอนิกส์ขนาดใหญ่ได้ถูกผลิตและพัฒนาเทคโนโลยีในประเทศแถบเอเชียมากขึ้น ซึ่งเป็นเหตุผลสำคัญ ในการจูงใจให้ผู้ให้บริการสาธารณูปโภคด้านไฟฟ้าให้สนใจการนำมิเตอร์อิเล็กทรอนิกส์ มาใช้งานแทนที่มีเตอร์แมคคาณิกอย่างรวดเร็วในอนาคตอันใกล้

จุดเด่นที่สำคัญของระบบ AMR ที่นอกจากเป็นการลดต้นทุนของผู้ให้บริการด้านไฟฟ้า ในส่วนของ การจ้างบุคลากรไปปฏิบัติงานจดหน่วยการใช้ไฟฟ้า เพื่อนำหน่วยฯที่ได้มาคำนวณต้นทุนและแจ้งค่าใช้จ่าย ประจำเดือนให้กับผู้ใช้ไฟฟ้า คือ ความสามารถในการบริหารจัดการข้อมูล, บันทึก และจัดเก็บประวัติการใช้ไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้าแต่ละรายลงบนฐานข้อมูลส่วนกลาง เพื่อนำไปใช้ประโยชน์ ซึ่งข้อมูลการใช้ไฟฟ้าที่ บันทึกไว้สามารถนำมาบริหารจัดการ เพื่อก่อให้เกิดประโยชน์สูงสุดแก่ผู้ให้บริการและผู้ใช้ไฟฟ้าได้ เช่น ผู้ใช้ไฟฟ้าสามารถตรวจสอบประวัติข้อมูลการใช้ไฟฟ้าของตนเองย้อนหลัง เพื่อบริหารจัดการลดค่าใช้จ่าย ด้านพลังงานไฟฟ้าได้ และเช่นเดียวกันผู้ให้บริการก็สามารถใช้ประโยชน์จากข้อมูลการใช้ไฟฟ้า เพื่อใช้ ตรวจสอบความผิดปกติของการใช้พลังงานไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้าแต่ละรายได้ เป็นต้น

ระบบสมาร์ตกริด (Smart Grid) สามารถถูกพัฒนาได้ โดยมีระบบ AMR เป็นระบบพื้นฐาน [5-6] โดยการเพิ่มฟังก์ชันการใช้งานที่หลากหลายครอบคลุมการบริการด้านไฟฟ้าที่มากขึ้น ซึ่งองค์ประกอบหนึ่ง ที่สำคัญของระบบ AMR ได้แก่ เทคโนโลยีของระบบสื่อสารที่ใช้สำหรับการส่งข้อมูล เพื่อส่งผ่านและ บันทึกข้อมูลจากมิเตอร์ไปยังระบบฐานข้อมูลส่วนกลาง โดยเทคโนโลยีระบบสื่อสารของระบบ AMR ที่ มีการใช้งานอยู่อย่างแพร่หลาย ได้แก่ ระบบสื่อสารผ่านสายไฟฟ้า (Power Line Communication : PLC), ระบบสื่อสารโดยใช้คลื่นความถี่วิทยุ (Radio Frequency), ระบบสื่อสารผ่านเครือข่าย โทรศัพท์มือถือ (Mobile Network) เช่น ระบบจีพีอาร์เอส (GPRS/GSM) เป็นต้น

ในประเทศไทย การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค (Provincial Electricity Authority : PEA) มีการกำหนด กรอบของแผนโครงสร้างในการพัฒนาระบบสมาร์ตกริดไว้ [7] โดยปัจจุบันได้มีการนำระบบ AMR และ ระบบบริหารจัดการข้อมูลมาใช้งาน ซึ่งมีการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง โดยมีการนำร่องติดตั้งให้กับผู้ใช้ไฟฟ้าใน ภาคธุรกิจและอุตสาหกรรมที่มีการใช้ไฟฟ้าตั้งแต่ 30 กิโลวัตต์ หรือติดตั้งหม้อแปลงเฉพาะรายตั้งแต่ 100 เควีเอ. ขึ้นไป

หากพิจารณาในเชิงของผลกำไรทางเศรษฐกิจ ค่าพลังงานไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดในระบบจำหน่ายไฟฟ้า สามารถแบ่งได้เป็น 2 ประเภท ประกอบด้วย การสูญเสียทางด้านเทคนิค (Technical Loss) ซึ่งเป็น หน่วยสูญเสียที่เกิดจากคุณลักษณะเฉพาะของอุปกรณ์ไฟฟ้าที่ติดตั้งในระบบไฟฟ้า เช่น หน่วยสูญเสียที่เกิดจากค่าความต้านทานของสายตัวนำ รวมถึงอุปกรณ์ในระบบสายส่งและระบบจำหน่ายไฟฟ้า โดย หน่วยสูญเสียอีกประเภทหนึ่งคือ การสูญเสียที่ไม่ใช่ทางด้านเทคนิค (Non-Technical Loss) ที่โดยทั่วไป เกิดจากความบกพร่องหรือความผิดปกติในการวัดค่าของมิเตอร์และอุปกรณ์ประกอบฯ ที่ส่งผลให้ปริมาณ ของหน่วยซื้อและหน่วยขายแตกต่างกัน โดยมีสาเหตุจากการขโมยของอุปกรณ์เครื่องวัด หรือสาเหตุจากการ ลักโขมยใช้ไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้าบางราย เป็นต้น

วิธีการคำนวณแบบประมาณ (Soft Computing) ได้ถูกนำไปประยุกต์ใช้งานอย่างกว้างขวาง ในการ พยากรณ์ความต้องการใช้พลังงานไฟฟ้าสูงสุด และในการกำหนดหาความเชื่อถือได้ของระบบจำหน่าย ไฟฟ้า ดังในงานวิจัยต่อไปนี้

Setiawan, and Anthony [8] ได้นำเสนอการพยากรณ์ความต้องการใช้พลังงานไฟฟ้าในช่วง ระยะเวลาสั้นมาก ด้วยเทคนิคการถดถอยแบบเวกเตอร์สนับสนุน (Support Vector Regression : SVR) เพื่อใช้สำหรับพยากรณ์ความต้องการใช้พลังงานไฟฟ้าทุกๆ 5 นาที โดยใช้ประวัติข้อมูลความต้องการจาก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผู้ให้บริการด้านไฟฟ้าในประเทศออสเตรเลีย (NEMMCO) ซึ่งจากงานวิจัยดังกล่าวได้เปรียบเทียบให้เห็นถึงผลการพยากรณ์ที่ดีกว่าเทคนิคที่ใช้เครือข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Back-propagation Neural Networks) สำหรับใช้เป็นอัลกอริทึมในการเรียนรู้ของเครือข่าย

K. Kaewmanee and S. Jiriwibhakorn [9] ได้นำเสนอการประยุกต์ใช้เทคนิคเครือข่ายประสาทเทียมสำหรับกำหนดหาค่าความเชื่อถือได้ (Reliability) ของดัชนีชี้วัดค่าเฉลี่ยความถี่ที่ระบบจำหน่ายเกิดไฟฟ้าขัดข้อง (System Average Interruption Frequency Index : SAIFI) และดัชนีค่าเฉลี่ยระยะเวลาที่ระบบจำหน่ายเกิดไฟฟ้าขัดข้อง (System Average Interruption Duration Index : SAIDI) ในระบบจำหน่ายของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค โดยข้อมูลที่นำมาใช้เป็นข้อมูลระบบจำหน่ายวงจรไฟฟ้าที่ 2 และ 7 ของสถานีไฟฟ้าย่อยพัฒนานิคม โดยมีตัวแปรอินพุตสำหรับใช้ประมาณการดัชนีความเชื่อถือได้ของระบบไฟฟ้าด้วยเทคนิคเครือข่ายประสาทเทียม จำนวน 3 ตัวแปร ประกอบด้วย จำนวนของผู้ใช้ไฟฟ้าหลังอุปกรณ์ป้องกัน, ความถี่ในการเกิดไฟฟ้าขัดข้องของอุปกรณ์ป้องกันรายเดือน และระยะเวลารวมการเกิดไฟฟ้าขัดข้องรายเดือน โดยในงานวิจัยดังกล่าวได้พิสูจน์ให้เห็นถึงประสิทธิภาพ โดยผลของเปอร์เซ็นต์ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) ในการประมาณดัชนี SAIFI ด้วยเทคนิคเครือข่ายประสาทเทียมของวงจรไฟฟ้าที่ 2 และ 7 เท่ากับ 0.0042% และ 0.0138% ตามลำดับ และค่า MAPE ในการประมาณดัชนี SAIDI ด้วยเทคนิค ANNs ที่ให้ผลของค่า MAPE ของวงจรไฟฟ้าที่ 2 และ 7 เท่ากับ 0.6377% และ 3.2942% ตามลำดับ

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องดังที่ได้กล่าวมาแล้ว พบว่าในงานวิจัยไม่มากนักที่ประยุกต์ใช้เทคนิควิเคราะห์เกี่ยวกับการประมาณการค่าหน่วยพลังงานไฟฟ้าที่สูญเสียไป ในกรณีมิเตอร์วัดค่าผิดปกติหรือไม่สามารถวัดค่าได้ เช่น การใช้เทคนิควิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นแบบเชิงเดี่ยว (Simple Linear Regression : SLR) ซึ่งมีวัตถุประสงค์ในการลดจำนวนตัวแปรของข้อมูลอินพุตให้เหลือเพียงตัวแปรเดียว เพื่อประมาณการข้อมูลเอาต์พุต แต่เทคนิค SLR ก็ยังมีข้อจำกัดที่สำคัญ ในเรื่องค่านัยสำคัญของข้อมูลบางตัวแปรที่ถูกตัดทิ้งไป ซึ่งอาจมีผลต่อความคลาดเคลื่อนในการประมาณการ หรืออีกเทคนิคหนึ่งคือ การใช้เทคนิควิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นแบบพหุคูณ (Multiple Linear Regression : MLR) ที่ได้พิจารณาเพิ่มจำนวนของตัวแปรอินพุตสำหรับประมาณการข้อมูลเอาต์พุต โดยต้องการลดข้อจำกัดของเทคนิค SLR แต่ทั้งนี้เทคนิค MLR ก็ยังคงมีข้อจำกัดในบางกรณีของข้อมูลอินพุตที่ถูกนำมาใช้ประมาณการ ที่มีข้อมูลไม่ถูกต้องการจากเหตุการณ์ผิดปกติชั่วขณะในบางเวลาผสมรวมกันอยู่

มีหลายวิธีในการประมาณหาค่าพลังงานไฟฟ้าที่สูญเสียไป ในกรณีเกิดการสูญเสียที่ไม่ใช่ทางด้านเทคนิค โดยมีจุดมุ่งหมาย ในการพิจารณาปรับปรุงการเรียกเก็บค่าใช้จ่ายของพลังงานไฟฟ้าที่ผู้ใช้ไฟฟ้าได้ใช้ไป แต่อุปกรณ์เครื่องวัดไม่สามารถวัดค่าได้ เช่น กรณีที่มีมิเตอร์และอุปกรณ์ประกอบฯชำรุด หรือถูกลักขโมยใช้ไฟฟ้า เป็นต้น และหนึ่งในวิธีการ ที่ผู้ให้บริการนิยมใช้เพื่อปรับปรุงค่าไฟฟ้าที่สูญเสียไป คือ แนวทางเฉลี่ยหน่วยการใช้ไฟฟ้า โดยคาดการณ์ลักษณะและปริมาณการใช้ไฟฟ้าที่ผู้ใช้ไฟฟ้าได้ใช้ไป เฉลี่ยสามเดือนก่อนหรือหลังระยะเวลาที่ความผิดปกติได้สิ้นสุดลง แต่ถึงกระนั้นแนวทางวิธีเฉลี่ยหน่วยการใช้ไฟฟ้าสามเดือนนี้

ก็ยังมีความจำเป็นเรื่องความน่าเชื่อถือของการประมาณการ และเงื่อนไขของการใช้ไฟฟ้าที่ต้องมีลักษณะการใช้ไฟฟ้าค่อนข้างคงที่และต่อเนื่อง

งานวิจัยนี้ ได้นำเสนอถึงวิธีการประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียมรวมกับการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCNN) สำหรับใช้ประมาณการค่าพลังงานไฟฟ้า ซึ่งเป็นการลดข้อจำกัดของเทคนิค MLR กรณีข้อมูลอินพุตที่ถูกลำมาใช้ประมาณการ มีข้อมูลที่ไม่ต้องการจากเหตุการณ์ผิดปกติชั่วคราวในบางเวลาผสมรวมกันอยู่ ซึ่งสามารถพิสูจน์ให้เห็นถึงประสิทธิภาพของการประมาณการที่ดีกว่าเทคนิคอื่น ที่ถูกลำมาใช้เปรียบเทียบในงานวิจัยนี้

1.3 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย

ข้อมูลตัวอย่างที่นำมาใช้ศึกษาประมาณการในงานวิจัยนี้ ถูกพิจารณาจากข้อมูลการใช้พลังงานไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้าภาคอุตสาหกรรมในประเทศไทย ซึ่งได้มีการบริหารจัดการข้อมูลการใช้พลังงานไฟฟ้าด้วยระบบ AMR [11] ที่ติดตั้งให้บริการโดยการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค ซึ่งประวัติข้อมูลการใช้ไฟฟ้าได้ถูกบันทึกและจัดเก็บในระบบจัดเก็บฐานข้อมูลส่วนกลางของระบบ AMR เพื่อใช้ประโยชน์และเพิ่มประสิทธิภาพในการบริหารจัดการใช้พลังงานไฟฟ้า ทั้งในส่วนของผู้ใช้ไฟฟ้าและผู้ให้บริการ โดยข้อมูลการใช้ไฟฟ้าที่ถูกจัดเก็บ ได้ถูกพิจารณาใช้เป็นข้อมูลอินพุตสำหรับประมาณการค่าพลังงานไฟฟ้าที่ใช้ไป กรณีที่มีเตอร์เกิดความผิดปกติไม่สามารถวัดค่าหรือบันทึกค่าได้อย่างถูกต้องต่อไป

ผู้ให้บริการด้านพลังงานไฟฟ้าส่วนใหญ่ในปัจจุบัน มีความสนใจในการนำระบบ AMR [12] มาใช้ในงานด้านมิเตอร์มากขึ้น โดยมีสาเหตุมาจากเหตุผลทางธุรกิจ ที่มีการแข่งขันในการให้บริการด้านพลังงานไฟฟ้าเพื่อชิงกลุ่มลูกค้ากันมากขึ้น ซึ่งผู้ให้บริการด้านไฟฟ้าแต่ละรายล้วนมีความต้องการลดค่าใช้จ่าย ในการดำเนินงานกิจการด้วยกันทั้งสิ้น ดังนั้น เงื่อนไขของการเพิ่มประสิทธิภาพการให้บริการให้กับผู้ใช้ไฟฟ้าของตนเอง จึงกลายมาเป็นเงื่อนไขสำคัญ ที่ระบบ AMR จะสามารถตอบโจทย์ในปัจจุบันเชิงธุรกิจนี้ได้ เช่น การลดค่าใช้จ่ายในด้านการดำเนินงานจดหน่วยการใช้ไฟฟ้าประจำเดือน หรือความสามารถในการตรวจสอบความผิดปกติของมิเตอร์เพื่อใช้วางแผนดำเนินการแก้ไขให้มิเตอร์กลับเป็นปกติได้อย่างรวดเร็ว รวมถึงการให้บริการด้านข้อมูลประวัติการใช้ไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้าแต่ละราย เพื่อให้ลูกค้าสามารถจัดการบริหารการใช้ไฟฟ้าของตนเองเพื่อเป็นลดค่าใช้จ่ายในด้านพลังงานไฟฟ้า และใช้กำหนดแผนงานบริหารจัดการประหยัดพลังงานไฟฟ้าของตนเองได้ เป็นต้น

องค์ประกอบหลักที่สำคัญอย่างมากของระบบ AMR ได้แก่ อุปกรณ์ที่เกี่ยวข้องกับการวัดและบันทึกค่าพลังงานไฟฟ้า โดยมีมิเตอร์อิเล็กทรอนิกส์ที่สามารถในการวัดและบันทึกค่าพลังงานไฟฟ้าได้ แต่เนื่องจากข้อจำกัดเรื่องของขนาดหน่วยความจำภายในตัวมิเตอร์ที่สามารถบันทึกข้อมูลได้ และการเข้าถึงมิเตอร์เพื่อนำข้อมูลที่ถูกรับบันทึกในมิเตอร์มาใช้ ซึ่งจำเป็นต้องเข้าถึงตัวมิเตอร์ที่ติดตั้งอยู่ในพื้นที่ที่ใช้ไฟฟ้า เพื่อเชื่อมต่ออุปกรณ์ในการดาวน์โหลดและจัดเก็บข้อมูลการใช้ไฟฟ้า ดังนั้น จึงต้องมีอีกส่วนประกอบหลักที่สำคัญของระบบ AMR ที่ไม่สามารถขาดได้ คือ ในส่วนของระบบสื่อสาร ที่สามารถทำให้ผู้ให้บริการเข้าถึงข้อมูลและสามารถจัดเก็บข้อมูลการใช้ไฟฟ้าได้จากระยะไกล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ระบบสื่อสารของระบบ AMR มีหน้าที่สำคัญในการส่งผ่านข้อมูลการใช้ไฟฟ้าที่มีเตอร์อิเล็กทรอนิกส์บันทึกไว้ เช่น ข้อมูลการใช้ไฟฟ้า, ข้อมูลหน่วยการใช้ไฟฟ้าสำหรับใช้เรียกเก็บค่าใช้จ่ายจากผู้ใช้ไฟฟ้าประจำเดือน และข้อมูลประวัติของเหตุการณ์ความผิดปกติที่เกิดกับมิเตอร์ เป็นต้น โดยข้อมูลต่างๆ ได้ถูกส่งผ่านช่องทางของระบบสื่อสารที่กำหนดไว้ เพื่อบันทึกและจัดเก็บไว้ที่ระบบฐานข้อมูลส่วนกลาง ของระบบ AMR แบบอัตโนมัติอย่างต่อเนื่องทุกๆ 15 นาที ดังนั้น ผู้ให้บริการด้านพลังงานไฟฟ้าจึงสามารถนำข้อมูลการใช้ไฟฟ้าที่ถูกจัดเก็บไว้ที่ฐานข้อมูลส่วนกลางมาใช้ประโยชน์ เพื่อเป็นการเฝ้าระวังและตรวจสอบความผิดปกติของมิเตอร์หรือการลักขโมยการใช้ไฟฟ้า [13-15] เช่นเดียวกับการที่ผู้ใช้ไฟฟ้าสามารถใช้ประโยชน์จากข้อมูลประวัติการใช้ไฟฟ้าของตนเองสำหรับการบริหารจัดการต้นทุนในเชิงธุรกิจ [16]

1.4 ขอบเขตการวิจัย

วิทยานิพนธ์นี้ ได้มีการค้นคว้าศึกษาวิจัยเพื่อให้สามารถประมาณการข้อมูลพลังงานไฟฟ้าที่ใช้ไปของระบบ AMR กรณีเกิดความผิดปกติกับการวัดค่าของมิเตอร์ที่ข้อมูลแรงดันไฟฟ้าหรือข้อมูลกระแสไฟฟ้าที่เฟสใด ซึ่งเป็นสาเหตุให้มิเตอร์ระบบ AMR เกิดการวัดค่าผิดปกติ โดยได้นำการประยุกต์ใช้เทคนิค PCNN สำหรับใช้ประมาณการค่าพลังงานไฟฟ้า ซึ่งสามารถพิสูจน์ถึงประสิทธิภาพของเทคนิคการประมาณการที่ถูกต้อง โดยการเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อน MAPE กับเทคนิคต่างๆ

1.5 โครงร่างของวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์นี้ ถูกแบ่งเนื้อหาออกเป็น 5 บท โดยแต่ละบทมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

บทที่ 1 เป็นการกล่าวถึงความจำเป็นและความสำคัญของปัญหา ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา ทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในการทำวิจัย รวมถึงโครงร่างของวิทยานิพนธ์

บทที่ 2 ได้กล่าวถึงแนวคิดและหลักการของระบบ AMR และระบบมิเตอร์ 3 เฟส 4 สาย ประกอบหม้อแปลงกระแสแรงต่ำตามมาตรฐานของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค ซึ่งเป็นอุปกรณ์หลักส่วนสำคัญในการวัดค่าการใช้พลังงานไฟฟ้าของระบบ AMR โดยในตอนท้ายของบทนี้ได้แสดงให้เห็นถึงข้อมูลตัวแปรในการประมาณการค่าพลังงานไฟฟ้าสำหรับการประยุกต์ใช้เทคนิคในงานวิจัยนี้

บทที่ 3 ได้มีการกล่าวถึงแนวคิดและหลักการ ของการวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นร่วมกับการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก โดยได้แสดงถึงการประยุกต์ใช้เทคนิคที่มีส่วนประกอบของการวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นในแบบต่างๆ อาทิเช่น การวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นแบบเชิงเดียว, การวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นแบบพหุคูณ, การวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นร่วมกับการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก เพื่อใช้เป็นเทคนิคสำหรับเปรียบเทียบกับเทคนิคที่ได้ถูกนำเสนอ โดยในบทนี้ได้แสดงถึงแบบจำลองประมาณการใช้พลังงานไฟฟ้า และผลลัพธ์การทดลองของแต่ละเทคนิค รวมถึงหลักการของการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก ซึ่งเป็นส่วนประกอบหลักที่สำคัญในบทต่อไป

บทที่ 4 ได้กล่าวถึงแนวคิดและหลักการในการประยุกต์ใช้งาน เครือข่ายประสาทเทียมร่วมกับการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก ซึ่งเป็นเทคนิคที่ถูกรวบรวมในงานวิจัยนี้ โดยมีการแสดงถึงเครือข่ายประสาทเทียมป้อนไปข้างหน้าแบบแพร่ย้อนกลับ ที่ประกอบด้วย สถาปัตยกรรมแบบป้อนไปข้างหน้าโครงสร้างชั้นเดียวและแบบป้อนไปข้างหน้าโครงสร้างหลายชั้น โดยในบทนี้ได้มีการแสดงถึงแบบจำลองประมาณการใช้พลังงานไฟฟ้า และผลลัพธ์การทดลองของแต่ละเทคนิค ซึ่งในส่วนท้ายบทได้มีการสรุปและเปรียบเทียบผลของความคลาดเคลื่อนในแต่ละเทคนิค เพื่อแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพและความน่าเชื่อถือในการประมาณการพลังงานไฟฟ้าที่ใช้ไปด้วยเทคนิคที่นำเสนอ

บทที่ 5 เป็นบทสรุปที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัยในวิทยานิพนธ์นี้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2

ระบบการอ่านหน่วยมิเตอร์อัตโนมัติ และข้อมูลตัวแปรในการประมาณการ

ในปัจจุบัน การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคซึ่งเป็นหน่วยงานให้บริการสาธารณูปโภคด้านไฟฟ้า ในประเทศไทย มีการนำระบบการอ่านหน่วยมิเตอร์อัตโนมัติ (Automatic Meter Reading : AMR) มาใช้ในการวัดค่าการใช้พลังงานของผู้ใช้ไฟฟ้า ณ จุดซื้อ-ขายไฟฟ้า (จุดติดตั้งมิเตอร์ฯ) และเพื่อเป็นการรองรับโครงการโครงข่ายไฟฟ้าอัจฉริยะ (Smart Grid) ในอนาคต โดยติดตั้งมิเตอร์ระบบ AMR ให้กับผู้ใช้ไฟฟ้ารายใหญ่ในภาคธุรกิจ-อุตสาหกรรม ที่มีการใช้ไฟฟ้าตั้งแต่ 30 กิโลวัตต์ หรือมีการติดตั้งหม้อแปลงเฉพาะรายตั้งแต่ 100 เควีเอ. ไปแล้วทั้งสิ้นกว่า 96,000 ราย ทั่วทุกภาคในประเทศไทย

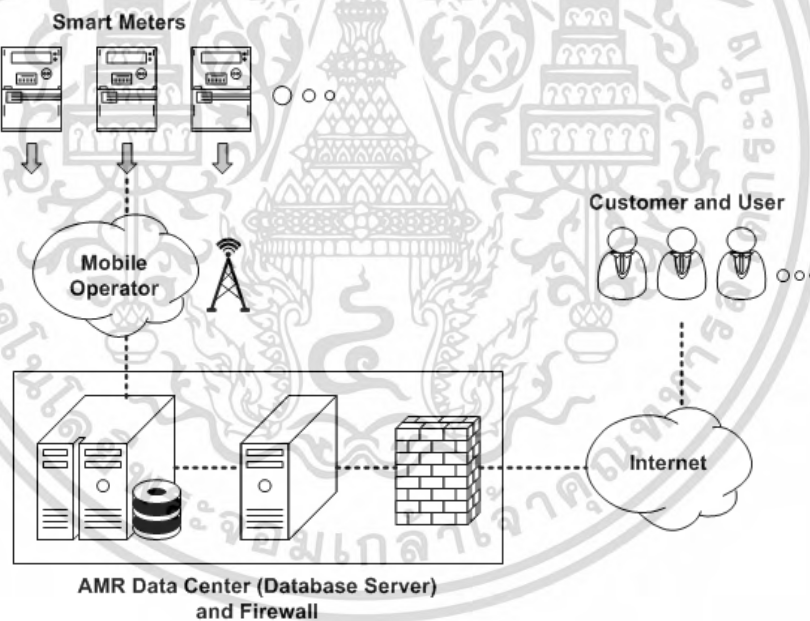
เพื่อให้การอธิบายถึง วิธีประมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของแต่ละเทคนิคต่างๆ รวมทั้งเทคนิคที่ได้ถูกนำเสนอสำหรับงานวิจัยนี้ในบทถัดไป ได้อย่างสะดวกและสามารถทำความเข้าใจได้ง่ายขึ้น ในบทนี้จึงขอกล่าวถึงแนวคิดและหลักการเบื้องต้นของระบบ AMR, ลักษณะของข้อมูลการใช้พลังงานไฟฟ้า, ระบบมิเตอร์ 3 เฟส 4 สาย ประกอบหม้อแปลงกระแสแรงต่ำ ตามมาตรฐานของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค และแนวทางการกำหนดตัวแปรอินพุตและเอาต์พุตในการประมาณการฯ ไว้เป็นลำดับแรก จากนั้นในบทถัดไปจึงจะนำเสนอถึง แนวทางในการประยุกต์ใช้ของการประมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าด้วยเทคนิคต่างๆ ที่ได้นำมาใช้เปรียบเทียบในงานวิจัย และเทคนิคที่ถูกนำเสนอ โดยในเนื้อหาส่วนท้ายของบทนี้ จะแสดงถึงข้อมูลของกระแสไฟฟ้าและแรงดันไฟฟ้าที่เป็นชุดข้อมูลอินพุตสำหรับใช้ฝึกสอนและทดสอบ เพื่อประมาณการค่าพลังงานไฟฟ้าในหน่วยกิโลวัตต์-ชั่วโมง (kWh) ซึ่งเป็นข้อมูลเอาต์พุตเป้าหมายของการประมาณการ

2.1 ระบบการอ่านหน่วยมิเตอร์อัตโนมัติ

ระบบการอ่านหน่วยมิเตอร์อัตโนมัติ (AMR) ดังในรูปที่ 2.1 เป็นระบบการบันทึกข้อมูลการใช้ไฟฟ้าจากมิเตอร์แบบอัตโนมัติ ที่การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค (Provincial Electricity Authority: PEA) ได้นำมาใช้งาน ผ่านทางอุปกรณ์ MIU (Meter Interface Unit) และโครงข่ายไร้สาย (GPRS/GSM) โดยส่งข้อมูลการใช้ไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้าที่ติดตั้งมิเตอร์ระบบ AMR แต่ละรายทุก 15 นาที มาเก็บไว้ในฐานข้อมูล (AMR Data Center) โดยผู้ใช้ไฟฟ้าแต่ละรายสามารถตรวจสอบปริมาณการใช้ไฟฟ้า เพื่อนำไปบริหารจัดการความต้องการใช้ไฟฟ้าของตนเองได้อย่างมีประสิทธิภาพ ผ่านทางเครือข่ายระบบอินเทอร์เน็ต (AMR Website) ที่ทำหน้าที่แสดงข้อมูลการใช้ไฟฟ้าตามช่วงเวลาที่กำหนด และสามารถเปรียบเทียบข้อมูลการใช้ไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้า ณ วันหรือเวลาใดเวลาหนึ่งตามที่ต้องการ และการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคเอง สามารถนำข้อมูลการใช้ไฟฟ้าไปใช้ประโยชน์ในการเพิ่มประสิทธิภาพ และตรวจสอบการขำรุด รวมถึงความ

ผิดปกติที่เกิดขึ้นกับมิเตอร์และอุปกรณ์ประกอบๆ ที่เป็นอุปกรณ์สำหรับวัดหน่วยซื้อ-ขายไฟฟ้าระหว่าง การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคกับผู้ใช้ไฟฟ้ารายใหญ่ในภาคธุรกิจและอุตสาหกรรม

ระบบการอ่านหน่วยมิเตอร์อัตโนมัติ (AMR) ดังในรูปที่ 2.1 เป็นระบบที่สามารถบันทึกและ จัดเก็บข้อมูลการใช้ไฟฟ้าจากมิเตอร์แบบอัตโนมัติ ที่การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค (Provincial Electricity Authority: PEA) นำมาใช้งานผ่านทางอุปกรณ์ MIU (Meter Interface Unit) และโครงข่ายไร้สาย (GPRS/GSM) โดยส่งข้อมูลการใช้ไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้าแต่ละรายเก็บไว้ในฐานข้อมูล (AMR Data Center) ทุกๆ 15 นาที ซึ่งผู้ใช้ไฟฟ้าแต่ละรายสามารถตรวจสอบปริมาณการใช้ไฟฟ้า เพื่อนำไปบริหารจัดการความ ต้องการใช้ไฟฟ้าของตนเองได้อย่างมีประสิทธิภาพ ผ่านทางเครือข่ายระบบอินเทอร์เน็ต (AMR Website) ที่ทำหน้าที่แสดงผลข้อมูลการใช้ไฟฟ้าตามแต่ช่วงเวลาที่คุณใช้งานกำหนด โดยสามารถเปรียบเทียบข้อมูล การใช้ไฟฟ้า ณ วันหรือเวลาใดเวลาหนึ่งตามที่ต้องการ ซึ่งการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคเอง ก็สามารถนำข้อมูล การใช้ไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้าแต่ละรายไปใช้ประโยชน์ในการพัฒนาเพิ่มประสิทธิภาพ และเพื่อตรวจสอบการ ขำรุดรวมทั้งความผิดปกติที่เกิดขึ้นกับมิเตอร์และอุปกรณ์ประกอบๆ ซึ่งเป็นอุปกรณ์หลักที่สำคัญสำหรับใช้ วัดหน่วยซื้อ-ขายไฟฟ้าระหว่างการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคกับผู้ใช้ไฟฟ้าในภาคธุรกิจและอุตสาหกรรม



รูปที่ 2.1 โครงสร้างของระบบ AMR

การติดตั้งใช้งานระบบ AMR ในระยะแรก การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคได้พบถึงความผิดปกติของข้อมูล การใช้พลังงานไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้าหลายราย ที่เกิดจากความผิดปกติกับเครื่องวัดและอุปกรณ์ประกอบๆ ในระบบ AMR ซึ่งความผิดปกติที่เกิดขึ้นก่อให้เกิดหน่วยสูญเสียของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค ประเภทที่ไม่ใช่ สาเหตุจากทางเทคนิค (Non-Technical Loss) ที่ต้องถูกพิจารณาปรับปรุงค่าไฟฟ้าให้มีความถูกต้อง และ

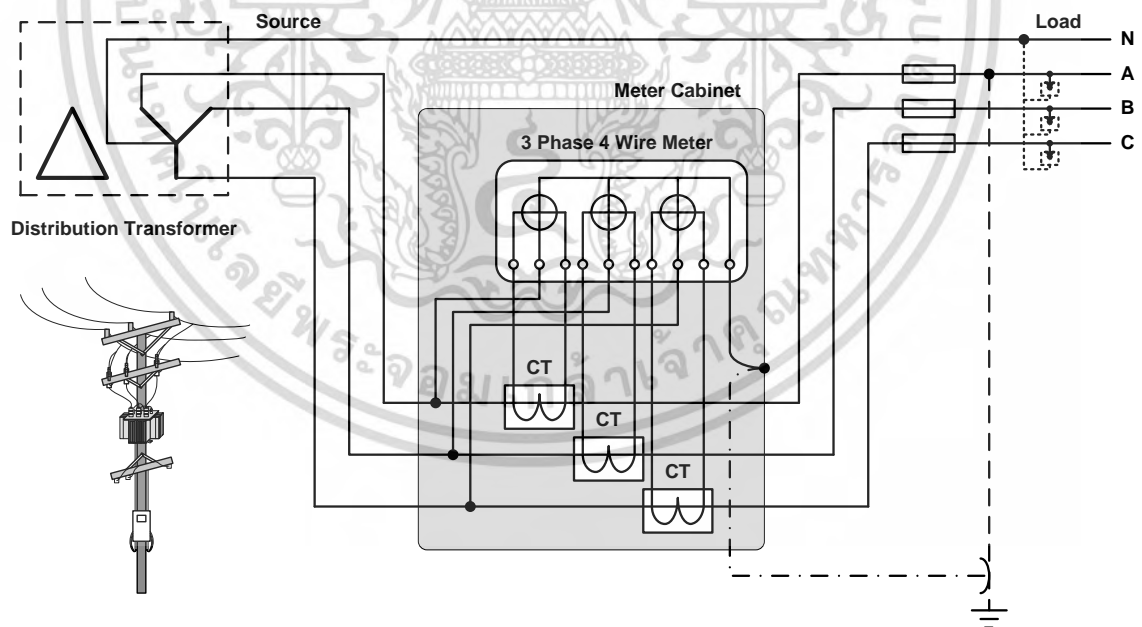
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ด้วยลักษณะเฉพาะของระบบ AMR ที่ทำการเก็บข้อมูลการใช้ไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้า ไว้ในฐานข้อมูลอย่างต่อเนื่อง ทำให้มีข้อมูลประวัติการใช้ไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้าเป็นจำนวนมาก ซึ่งเป็นที่มาของแนวคิดที่ต้องการนำข้อมูลที่จัดเก็บไว้มาใช้ประโยชน์อย่างมีประสิทธิภาพมากที่สุด และให้ความน่าเชื่อถือได้มากกว่าระบบการปรับปรุงค่าไฟฟ้าที่มีอยู่แต่เดิม

2.2 ระบบมิเตอร์ 3 เฟส 4 สาย ประกอบหม้อแปลงกระแสแรงต่ำ

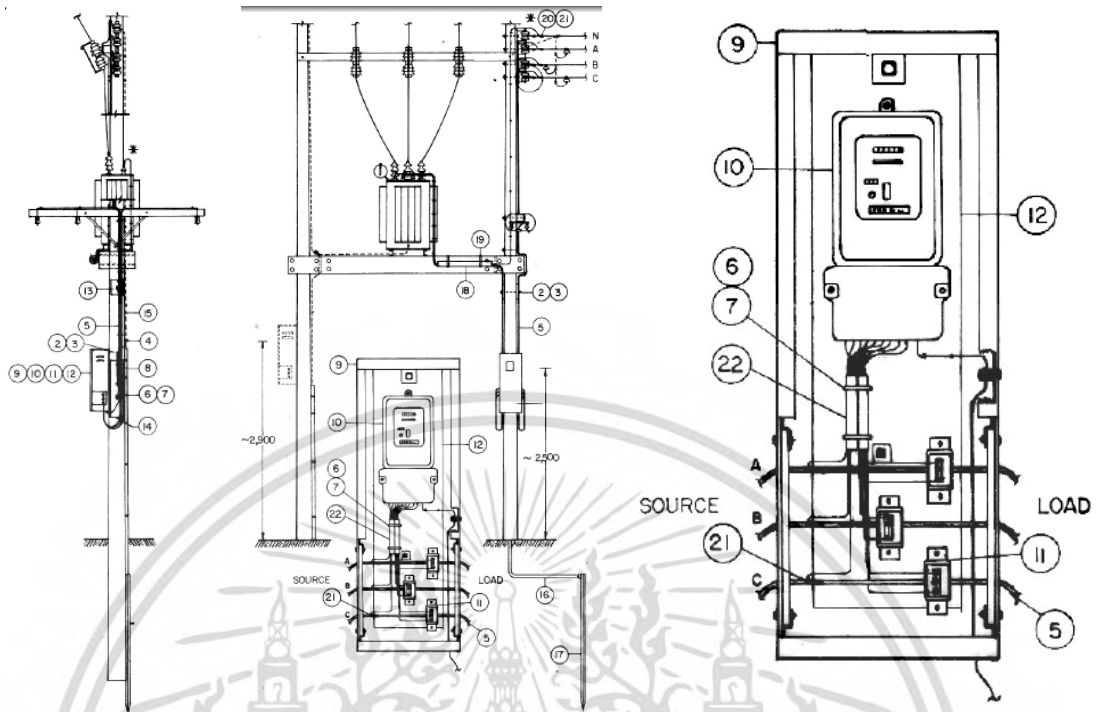
การติดตั้งมิเตอร์และอุปกรณ์ทางด้านทุติยภูมิของหม้อแปลงไฟฟ้า สำหรับใช้วัดค่าพลังงานไฟฟ้าให้กับผู้ใช้ไฟฟ้ารายใหญ่ที่ติดตั้งหม้อแปลงไฟฟ้าขนาดไม่เกิน 250 เควีเอ. นั้น มิเตอร์ชนิด 3 เฟส 4 สาย ประกอบหม้อแปลงกระแส (Current Transformer: CT) แรงต่ำ ได้ถูกกำหนดใช้เป็นอุปกรณ์ในการวัดปริมาณการใช้ไฟฟ้าทางด้านทุติยภูมิของหม้อแปลงไฟฟ้า ตามมาตรฐานของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค โดยประวัติของข้อมูลการใช้ไฟฟ้าราย 15 นาที ของผู้ใช้ไฟฟ้า จะถูกนำส่งผ่านทางระบบสื่อสารและจัดเก็บไว้ที่ฐานข้อมูลของระบบ AMR

ชุดอุปกรณ์เครื่องวัดที่ติดตั้งใช้งานประกอบด้วย มิเตอร์ชนิด 3 เฟส 4 สาย ขนาด 5(20) แอมป์ พิกัดแรงดัน -57 ถึง 240 โวลท์ Class 0.5S จำนวน 1 เครื่อง และอุปกรณ์หม้อแปลงกระแส ขนาดพิกัดต่างๆ Class 0.5 จำนวน 3 เครื่อง ถูกประกอบเป็นวงจรชุดเครื่องวัด ดังแสดงในรูปที่ 2.2

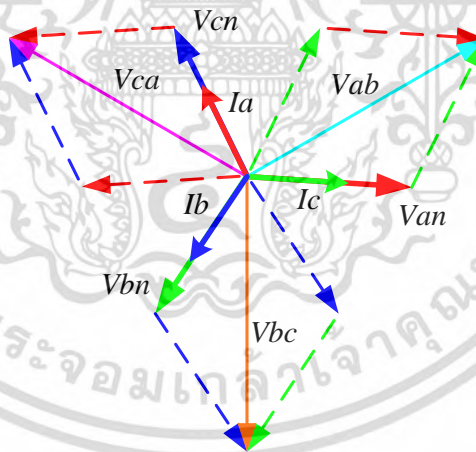


รูปที่ 2.2 การต่อสายมิเตอร์ 3 เฟส 4 สาย ประกอบ ซีที. แรงต่ำ (มาตรฐาน IEC)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.3 การติดตั้งมิเตอร์ 3 เฟส 4 สาย ประกอบ ซีที. แรงต่ำ (มาตรฐาน PEA)



รูปที่ 2.4 เฟสเซอร์ไดอะแกรมของมิเตอร์ 3 เฟส 4 สาย (เฟสสมดุล)

การคำนวณหาค่ากำลังไฟฟ้าที่ใช้งาน ณ ขณะนั้น สามารถหาได้จากผลรวมของกำลังไฟฟ้า P แต่ละเฟส ดังสมการ

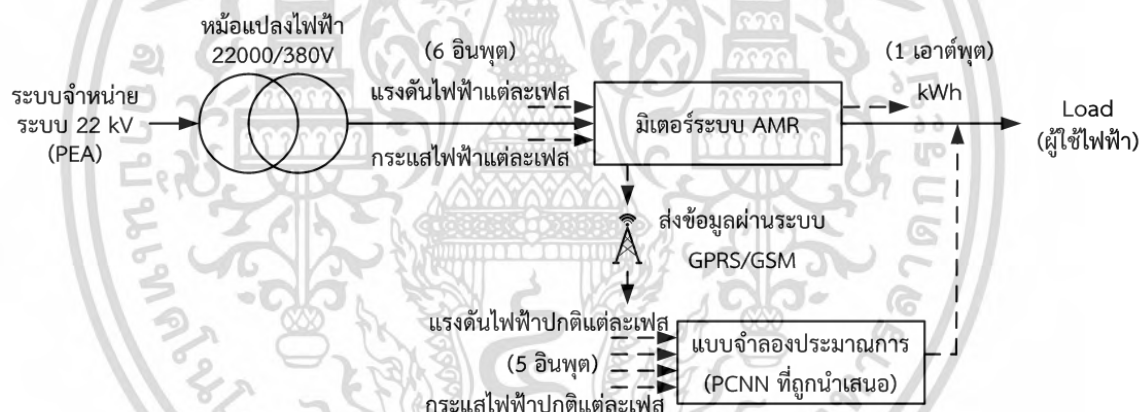
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$P_{3phase} = P_a + P_b + P_c \quad (2.1)$$

โดยปกติการกำหนดขนาดของหม้อแปลงกระแส ที่เหมาะสมในการติดตั้งใช้งาน สามารถพิจารณาได้ โดยคำนึงถึงขนาดของหม้อแปลงไฟฟ้าที่ติดตั้งใช้งานเป็นสำคัญ

2.3 ข้อมูลตัวแปรในการประมาณการ

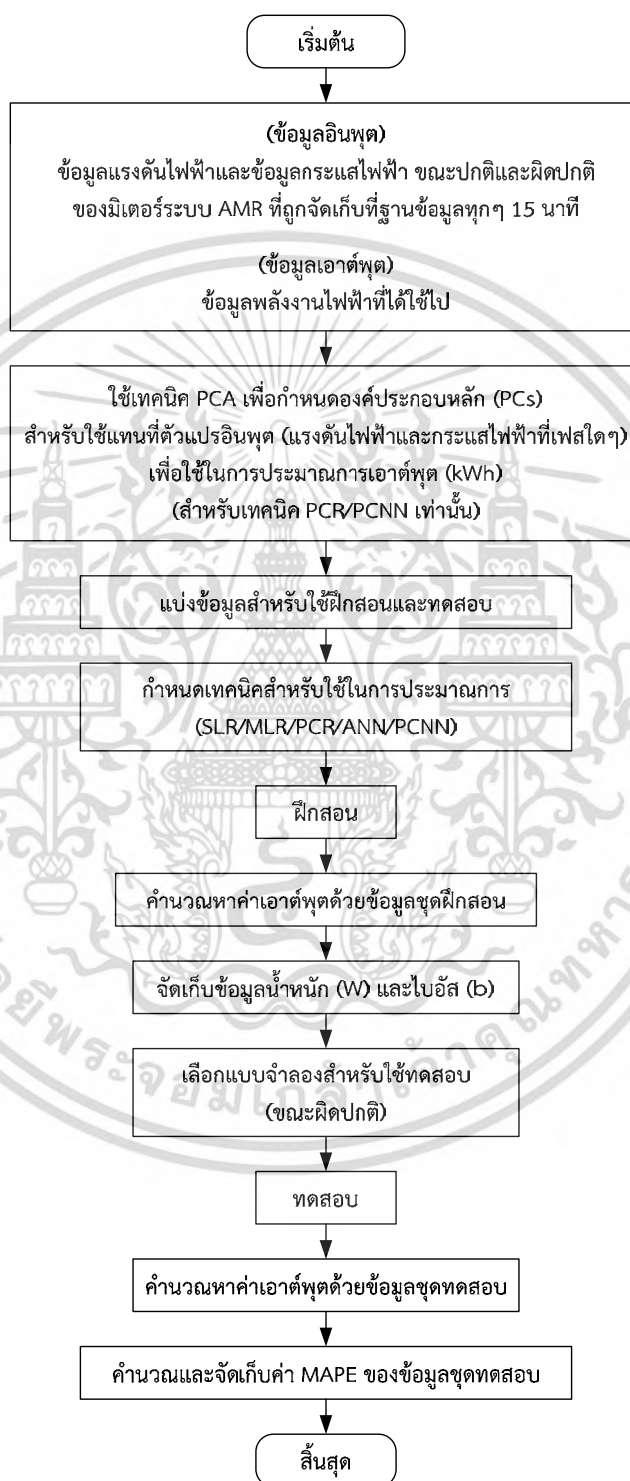
การประมาณการพลังงานไฟฟ้าที่ใช้ไปด้วยเทคนิคที่นำเสนอ รวมถึงการประยุกต์ใช้ด้วยเทคนิคต่างๆ ที่ถูกนำมาใช้เปรียบเทียบในงานวิจัยนี้ ชุดข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตที่ใช้สำหรับการฝึกสอนและทดสอบ ได้รับมาจากข้อมูลการใช้ไฟฟ้าที่ถูกจัดเก็บในระบบ AMR ทุกๆ 15 นาที ซึ่งตัวอย่างที่นำมาใช้ เป็นข้อมูลการใช้ไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้าภาคอุตสาหกรรม ที่มีข้อมูลอินพุตประกอบด้วย ค่าแรงดันไฟฟ้าและกระแสไฟฟ้าในแต่ละเฟส และข้อมูลเอาต์พุตที่ถูกกำหนดให้เป็นค่าพลังงานไฟฟ้า ในหน่วยของกิโลวัตต์-ชั่วโมง (kWh)



รูปที่ 2.5 การใช้แบบจำลองเพื่อประมาณค่า kWh โดยใช้ค่าแรงดันและกระแสไฟฟ้าที่ปกติแต่ละเฟส

โดยปกติมิเตอร์ระบบ AMR ได้มีการจัดเก็บข้อมูลที่เป็นตัวแปรอินพุต ประกอบด้วย ค่าแรงดันไฟฟ้าในแต่ละเฟส, ค่ากระแสไฟฟ้าในแต่ละเฟส และค่าตัวประกอบกำลังเฉลี่ย ($PF_{average}$) ซึ่งในงานวิจัยนี้ ไม่ได้ถูกพิจารณานำเอาตัวแปรอินพุตในส่วนของค่าตัวประกอบกำลังเฉลี่ย มาใช้เป็นตัวแปรอินพุตสำหรับประมาณการค่าพลังงานไฟฟ้าที่ใช้ไป เนื่องจากค่าตัวประกอบกำลังเฉลี่ยที่มีเตอร์จัดเก็บนั้น ไม่ใช่ค่าตัวประกอบกำลังที่เป็นโคไซน์ (Cosine) ของมุมระหว่างค่าแรงดันไฟฟ้าและค่ากระแสไฟฟ้าในแต่ละเฟส แต่เป็นค่าตัวประกอบกำลังเฉลี่ยที่ได้มาจากสมการ $PF_{average} = \cos(\tan^{-1}(kVAR/kW))$ ซึ่งจะเห็นว่ามอดูลประกอบของค่ากำลังไฟฟ้า (kW) ซึ่งเป็นส่วนประกอบและมีที่มาของข้อมูลเดียวกันกับข้อมูล

พลังงานไฟฟ้าในหน่วย kWh ที่เป็นค่าเอาต์พุตเป้าหมายที่ผิดปกติสำหรับข้อมูลชุดทดสอบ ดังนั้น จึงไม่ถูกพิจารณานำมาใช้ในการประมาณการเอาต์พุตในงานวิจัยนี้



รูปที่ 2.6 แผนภาพในการประมาณการด้วยเทคนิคต่างๆ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ข้อมูลถูกแบ่งออกเป็น 2 ชุด ประกอบด้วย ชุดที่ 1 สำหรับใช้ฝึกสอน เพื่อสร้างแบบจำลองของการประมาณการ โดยเป็นข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตของการใช้ไฟฟ้าช่วงระยะเวลาที่เป็นปกติก่อนเริ่มต้นการเกิดความผิดปกติ และชุดที่ 2 สำหรับใช้ทดสอบ โดยสมมติฐานให้เกิดความผิดปกติไม่สามารถวัดค่าข้อมูลเอาต์พุตหรือข้อมูลเอาต์พุตผิดปกติไม่สามารถนำไปใช้ได้ อันเนื่องมาจากเกิดความผิดปกติที่การวัดค่าของอินพุตตัวแปรตัวใดตัวหนึ่งหรือในหลายตัวแปรอินพุต ซึ่งในส่วนนี้จะใช้เพียงข้อมูลอินพุตในช่วงระยะเวลาที่คาดว่าผิดปกติเท่านั้น เพื่อประมาณการหาค่าเอาต์พุตที่ควรจะเป็นหรือคาดว่ามีความถูกต้อง โดยนำมาคำนวณหาความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์ โดยผลของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์ที่ได้จากเทคนิคที่นำเสนอ จะถูกนำมาเปรียบเทียบกับเทคนิคต่างๆ เพื่อพิสูจน์ถึงประสิทธิภาพและความเชื่อถือได้ของการประมาณด้วยเทคนิคที่ภู้นำเสนอ

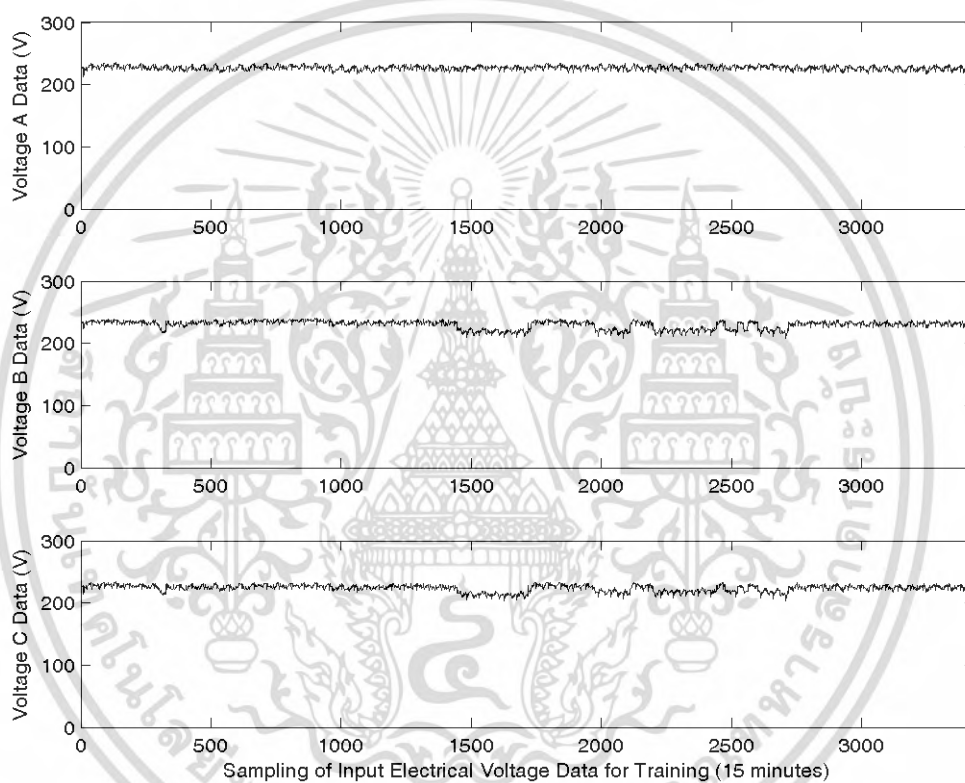
ตารางที่ 2.1 ประเภทของตัวแปรอินพุตและเอาต์พุตสำหรับการใช้ในการประมาณการ

ชุดข้อมูล	ตัวแปรอินพุตที่ถูกวัดค่าผิดปกติ	ตัวแปรอินพุต	ตัวแปรเอาต์พุต	จำนวนข้อมูลต่อตัวแปร
สำหรับฝึกสอน	V_a	I_a, I_b, I_c, V_b, V_c	kWh (สำหรับใช้สร้างแบบจำลอง)	3,434
	V_b	I_a, I_b, I_c, V_a, V_c		
	V_c	I_a, I_b, I_c, V_a, V_b		
	I_a	I_b, I_c, V_a, V_b, V_c		
	I_b	I_a, I_c, V_a, V_b, V_c		
	I_c	I_a, I_b, V_a, V_b, V_c		
สำหรับทดสอบ	V_a	I_a, I_b, I_c, V_b, V_c	kWh (สำหรับเพื่อใช้เปรียบเทียบกับแบบจำลอง)	3,434
	V_b	I_a, I_b, I_c, V_a, V_c		
	V_c	I_a, I_b, I_c, V_a, V_b		
	I_a	I_b, I_c, V_a, V_b, V_c		
	I_b	I_a, I_c, V_a, V_b, V_c		
	I_c	I_a, I_b, V_a, V_b, V_c		

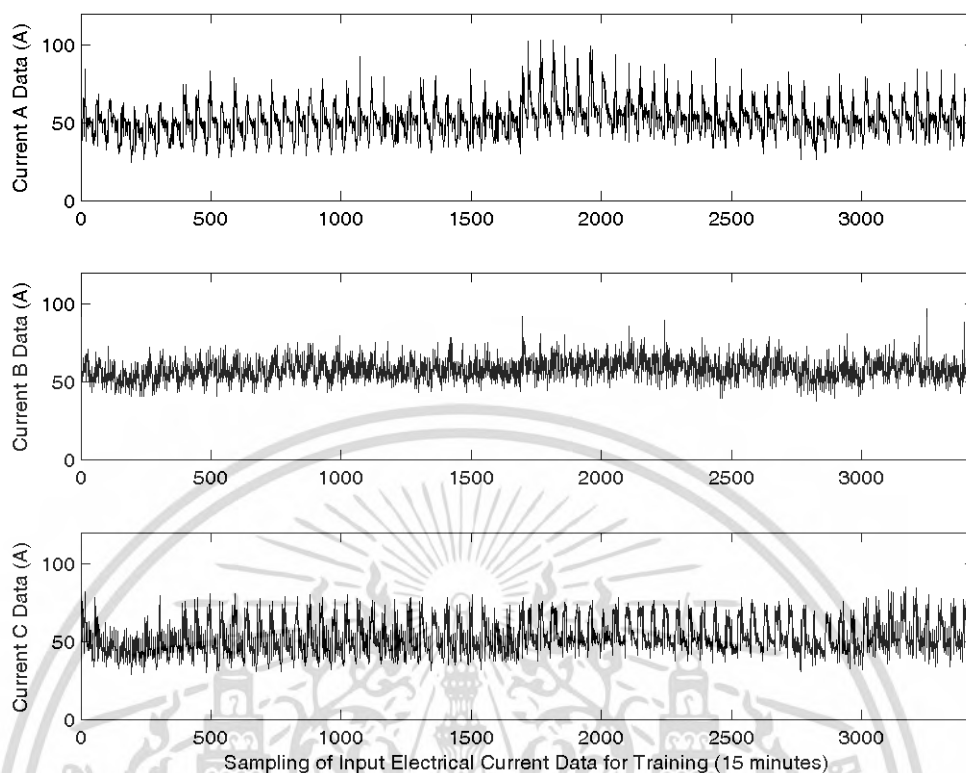
ข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตสำหรับในงานวิจัยนี้ ถูกแสดงในตารางที่ 2.1 โดยมีขนาดของจำนวนข้อมูลที่ได้จากระบบ AMR สำหรับฝึกสอนมีจำนวน 3,434 ข้อมูลในแต่ละตัวแปร และสำหรับทดสอบจำนวน 3,434 ข้อมูลในแต่ละตัวแปรเช่นเดียวกัน เพื่อลดการสร้างความสงสัยถึงความได้เปรียบหรือเสียเปรียบ ใน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

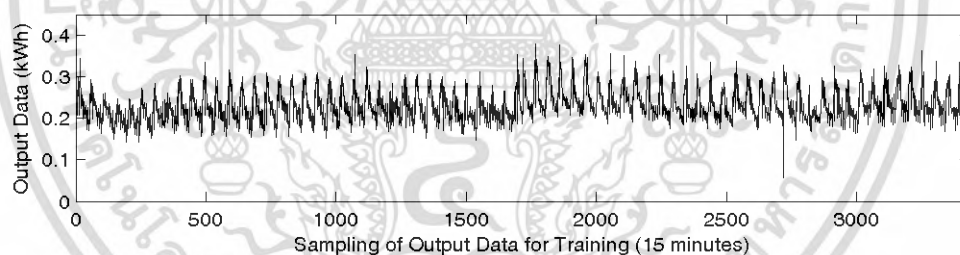
กรณีที่มีข้อมูลสำหรับฝึกสอนมีมากกว่าข้อมูลสำหรับทดสอบ ที่อาจทำให้เกิดความสงสัยถึงข้อมูลที่นำมาใช้เป็นตัวอย่างข้อมูลที่เกิดในช่วงเวลาที่ห่างไกลข้อมูลสำหรับทดสอบเกินไปหรือไม่ หรือกรณีกลับกันที่ข้อมูลสำหรับทดสอบมีจำนวนมากว่าข้อมูลสำหรับฝึกสอน ที่อาจทำให้เกิดความสงสัยถึงจำนวนตัวอย่างข้อมูลที่นำมาฝึกสอนนั้นมีมากเพียงพอสำหรับประมาณการหรือไม่ โดยชุดข้อมูลสำหรับใช้ฝึกสอน ประกอบด้วย ข้อมูลแรงดันไฟฟ้าสำหรับใช้ฝึกสอน ดังแสดงในรูปที่ 2.7, ข้อมูลกระแสไฟฟ้าสำหรับใช้ฝึกสอน ดังแสดงในรูปที่ 2.8, ข้อมูลพลังงานไฟฟ้าในหน่วยของ kWh สำหรับใช้ฝึกสอน ดังแสดงในรูปที่ 2.9 ตามลำดับ ซึ่งข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตสำหรับใช้ฝึกสอนนี้ จะถูกนำมาใช้ในการประมาณการสร้างแบบจำลองต่อไป



รูปที่ 2.7 ข้อมูลแรงดันไฟฟ้า (อินพุต) สำหรับการฝึกสอน

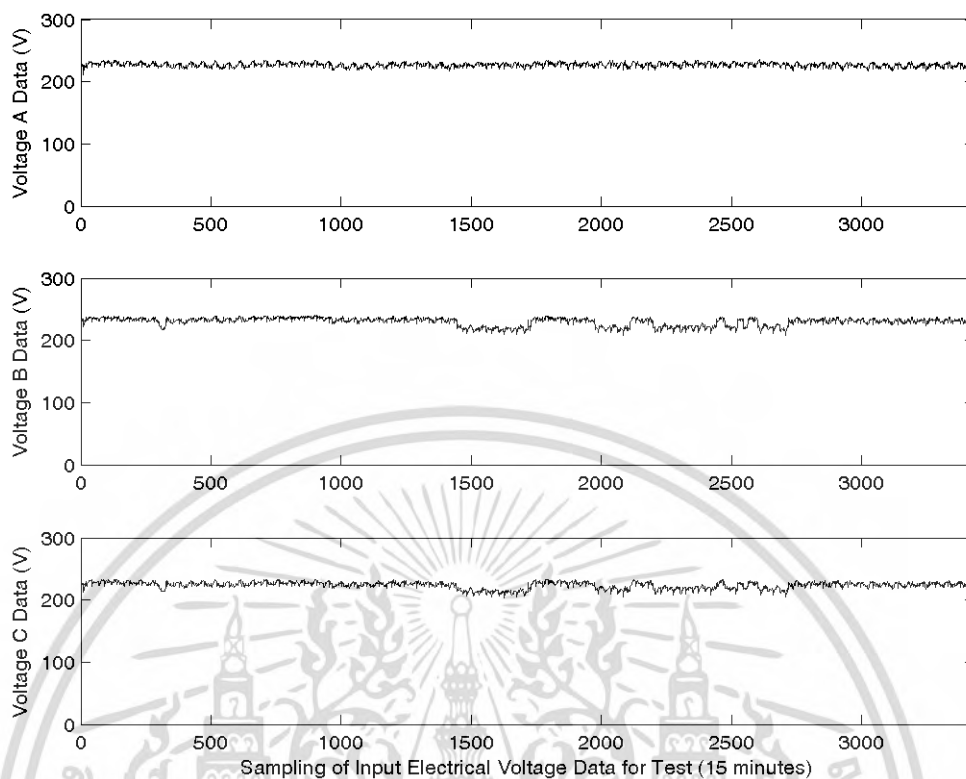


รูปที่ 2.8 ข้อมูลกระแสไฟฟ้า (อินพุต) สำหรับการฝึกสอน

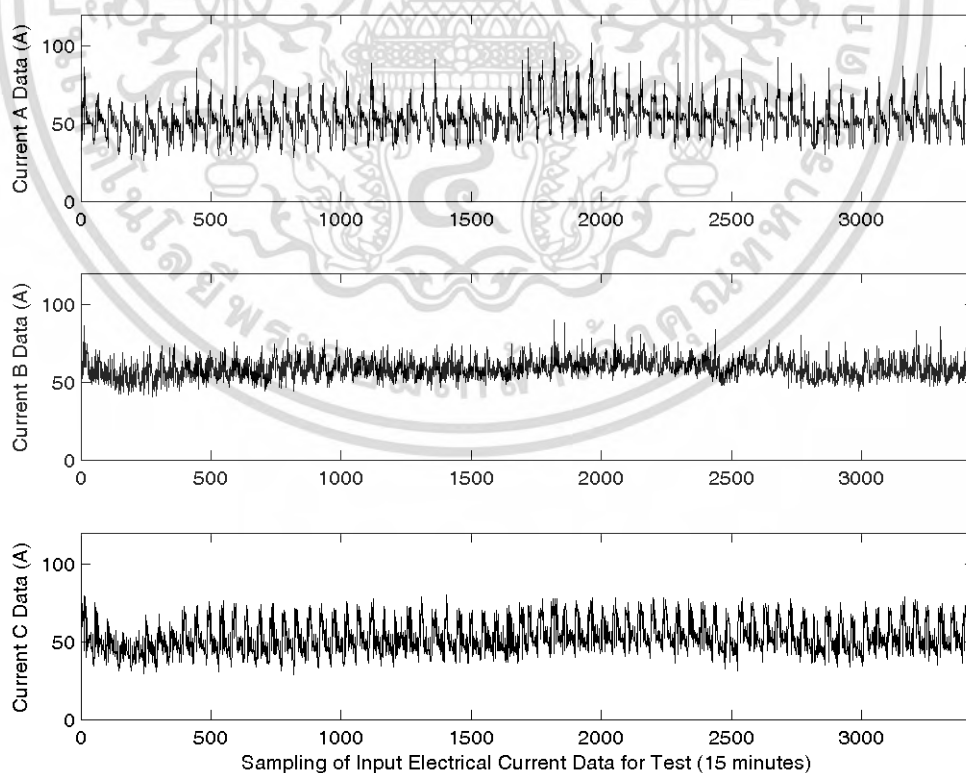


รูปที่ 2.9 ข้อมูลกำลังไฟฟ้า (เอาต์พุต) สำหรับการฝึกสอน

และชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ เพื่อนำมาใช้พิสูจน์ประสิทธิภาพและความเชื่อถือได้ของการประมาณการ โดยประกอบด้วย ข้อมูลแรงดันไฟฟ้าสำหรับใช้ทดสอบ ดังแสดงในรูปที่ 2.10, ข้อมูลกระแสไฟฟ้าสำหรับใช้ทดสอบ ดังแสดงในรูปที่ 2.11, ข้อมูลพลังงานไฟฟ้าในหน่วยของ kWh สำหรับใช้ในการเปรียบเทียบกับค่าพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการประมาณการด้วยแบบจำลองของข้อมูลชุดทดสอบ ดังแสดงในรูปที่ 2.12 ตามลำดับ

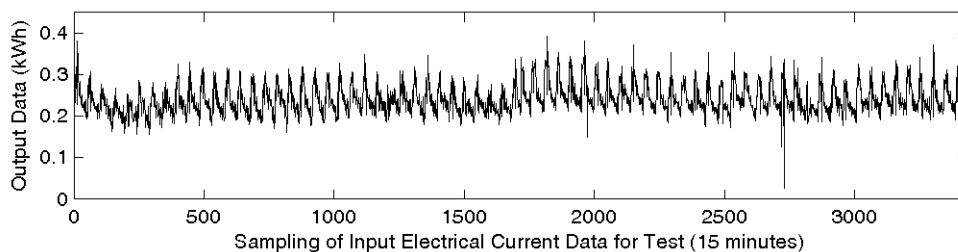


รูปที่ 2.10 ข้อมูลแรงดันไฟฟ้า (อินพุต) สำหรับการทดสอบ



รูปที่ 2.11 ข้อมูลกระแสไฟฟ้า (อินพุต) สำหรับการทดสอบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.12 ข้อมูลกำลังไฟฟ้า (เอาต์พุต) สำหรับทดสอบ

2.4 ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์

ความคลาดเคลื่อนเชิงสถิติสำหรับงานวิจัยนี้ สามารถคำนวณได้โดยวิธีการหาความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) ซึ่งถูกใช้อย่างแพร่หลายในลักษณะงานเกี่ยวกับการพยากรณ์เชิงตัวเลข และเนื่องจากผลการจำลองในงานวิจัยนี้ เป็นแบบจำลองประมาณการค่าพลังงานไฟฟ้าราย 15 นาที ดังนั้นวิธีการหาค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์ จึงสามารถใช้เป็นเครื่องมือสำหรับพิสูจน์ถึงความแม่นยำในการประมาณหาค่าพลังงานไฟฟ้าราย 15 นาทีได้ ดังสมการ

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_{actual_i} - y_{estimate_i}}{y_{actual_i}} \right| \quad (2.2)$$

เมื่อ n เป็นจำนวนของข้อมูลที่วัดได้ของตัวแปรในช่วงระยะ 15 นาที (i) และ y_{actual_i} แทนค่าพลังงานไฟฟ้าที่ใช้ไปจริง และ $y_{estimate_i}$ แทนค่าพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการประมาณการด้วยเทคนิคที่นำเสนอ ตามลำดับ

2.5 สรุป

เนื้อหาสาระสำคัญในบทนี้ ได้กล่าวเกี่ยวกับโครงสร้างของระบบ AMR ที่ประกอบด้วย อุปกรณ์เครื่องวัดค่าพลังงานไฟฟ้า, ระบบสื่อสาร และระบบบริหารจัดการฐานข้อมูลของระบบ AMR ที่มีการจัดเก็บข้อมูลการใช้ไฟฟ้าทุกๆ 15 นาที โดยข้อมูลการใช้ไฟฟ้าที่ถูกจัดเก็บเหล่านั้น สามารถนำมาใช้ประโยชน์ได้หลากหลายทั้งในส่วนของผู้ใช้ไฟฟ้าหรือผู้ให้บริการ ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้นำมาประยุกต์ใช้ในการประมาณการหาค่าพลังงานไฟฟ้าที่สูญเสียไปย้อนหลัง ภายหลังจากที่ได้มีการพบความผิดปกติของการวัดค่าแรงดันไฟฟ้าหรือค่ากระแสไฟฟ้าที่เฟสใดๆ ดังได้แสดงตัวอย่างของข้อมูลการใช้ไฟฟ้าแต่ละตัวแปร ในส่วนท้ายบท ซึ่งได้นำไปประยุกต์ใช้ในการประมาณการด้วยเทคนิคต่างๆในบทต่อไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3

การวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นร่วมกับการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก

การประยุกต์ใช้เทคนิคการวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้น ได้ถูกนำไปใช้งานอย่างแพร่หลาย ในงานด้านพลังงานไฟฟ้าเกี่ยวกับการพยากรณ์ความต้องการใช้พลังงานไฟฟ้าสูงสุด โดยในงานวิจัยนี้ จะใช้ขั้นตอนวิธีของการวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นพื้นฐาน ได้แก่ เทคนิค SLR, MLR หรือแม้แต่เทคนิคที่มีการพัฒนาประยุกต์ใช้ PCA ร่วมกับการวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้น (PCR) สำหรับใช้เป็นเทคนิคเพื่อการเปรียบเทียบกับขั้นตอนวิธีการวิเคราะห์ที่ถูกนำเสนอในบทถัดไป

3.1 แนวคิดและหลักการ

ในการนำเทคนิคการวิเคราะห์ถดถอยมาใช้แก้ปัญหาเชิงเส้น อาจมีอินพุตจำนวน 1 ตัวแปร หรือมากกว่า 1 ตัวแปร สำหรับใช้ในการแก้ปัญหาที่ใด ซึ่งจำเป็นต้องมีการหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอินพุตและเอาต์พุต เพื่อเลือกใช้ตัวแปรอินพุตที่มีความเหมาะสมและจำนวนน้อยที่สุด สำหรับประมาณการเอาต์พุต เพื่อเป็นการลดระยะเวลาในการจัดเก็บข้อมูลตัวอย่างและประมาณการ

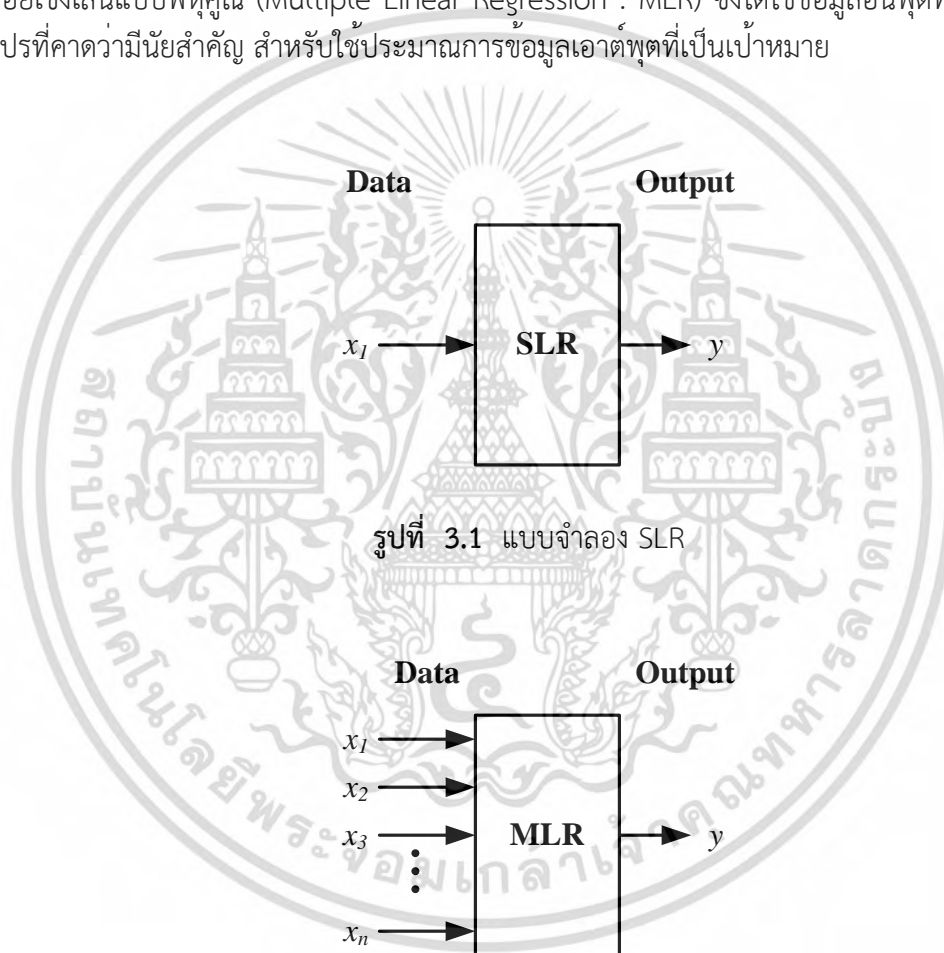
โดยทั่วไป ข้อมูลของตัวแปรตาม (y) แต่ละตัวแปร จะมีความสัมพันธ์กับข้อมูลตัวแปรอิสระ (x) ที่นำมาพิจารณา โดยความสัมพันธ์ของตัวแปรเหล่านี้สามารถอธิบายโดย การวิเคราะห์สมการถดถอย (Regression Equation) ที่มีความสัมพันธ์สอดคล้องกับกลุ่มข้อมูลตัวอย่าง ซึ่งในบางการจำลองวิเคราะห์หาความสัมพันธ์อาจทราบถึงความสัมพันธ์ของแต่ละตัวแปรในเบื้องต้นแล้วก่อนการเก็บตัวอย่างข้อมูล แต่โดยส่วนใหญ่จะไม่ทราบถึงฟังก์ชันของความสัมพันธ์ที่แท้จริงระหว่างตัวแปร

เทคนิคการวิเคราะห์ถดถอย อาจสามารถใช้วิเคราะห์ข้อมูลจากการทดลองที่ไม่ได้วางแผนไว้หรือจำลองปรากฏการณ์ที่ไม่สามารถควบคุมได้ แต่อย่างไรก็ตาม เทคนิคการวิเคราะห์ถดถอยนี้ จะเหมาะสมมากกว่ากับการทดลองที่มีการวางแผนไว้ โดยทั่วไปในการจำแนกว่าปัจจัยของตัวแปรอินพุตใดสำคัญต่อเอาต์พุตที่เป็นเป้าหมาย ก็จะใช้การวิเคราะห์ความแปรปรวนในการแก้ปัญหา ในขณะที่การวิเคราะห์ถดถอยจะเป็นการสร้างแบบจำลองความสัมพันธ์เชิงปริมาณของปัจจัยอินพุตที่สำคัญต่อเอาต์พุตที่เป็นเป้าหมาย

เทคนิคการวิเคราะห์ถดถอย อาจมีความสามารถสำหรับใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลจากการทดลองที่ไม่ได้วางแผนไว้หรือจำลองปรากฏการณ์ที่ไม่สามารถควบคุมได้ แต่อย่างไรก็ตาม เทคนิคการวิเคราะห์ถดถอยถูกออกแบบให้มีความเหมาะสมมากกว่าหากใช้กับการทดลองที่ได้มีการวางแผนไว้ ซึ่งโดยทั่วไปในการจำแนกว่าปัจจัยของตัวแปรอินพุตใดสำคัญต่อเอาต์พุตที่เป็นเป้าหมายนั้น จะใช้เทคนิควิเคราะห์ความแปรปรวนในการแก้ปัญหา ในขณะที่การวิเคราะห์ถดถอยจะเป็นการสร้างแบบจำลองความสัมพันธ์เชิงปริมาณของปัจจัยอินพุตที่สำคัญต่อเอาต์พุตที่เป็นเป้าหมาย

3.2 การวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นแบบเชิงเดี่ยวและแบบพหุคูณ

ในรูปที่ 3.1 แสดงถึงแบบจำลองของการวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นแบบเชิงเดี่ยว (Simple Linear Regression : SLR) และในรูปที่ 3.2 แสดงถึงแบบจำลองของการวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นแบบพหุคูณ (Multiple Linear Regression : MLR) ซึ่งทั้งสองวิธีที่กล่าวถึงนี้มีการแบ่งประเภทการใช้งานตามจำนวนของข้อมูลอินพุตที่ถูกเลือกเป็นหลัก โดยในการวิเคราะห์ด้วยเทคนิควิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นแบบเชิงเดี่ยว (Simple Linear Regression : SLR) ถูกใช้เพียงข้อมูลอินพุตที่มีนัยสำคัญที่ดีที่สุดเพียงตัวเดียว สำหรับใช้ในการประมาณการข้อมูลเอาต์พุตที่เป็นเป้าหมาย ซึ่งมีความต่างกับการวิเคราะห์ด้วยเทคนิควิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นแบบพหุคูณ (Multiple Linear Regression : MLR) ซึ่งได้ใช้ข้อมูลอินพุตที่ถูกเลือกหลายตัวแปรที่คาดว่าจะมีนัยสำคัญ สำหรับใช้ประมาณการข้อมูลเอาต์พุตที่เป็นเป้าหมาย



รูปที่ 3.2 แบบจำลอง MLR

ในขั้นตอนของการประมาณด้วยเทคนิคการวิเคราะห์การถดถอย ชุดข้อมูลสามารถถูกแบ่งได้เป็น 2 ส่วน ประกอบด้วย ส่วนที่เป็นข้อมูลสำหรับฝึกสอนเพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลอง และส่วนที่เป็นข้อมูลสำหรับทดสอบเพื่อใช้ในการพิสูจน์การประมาณการของข้อมูลเอาต์พุตที่สนใจ โดยข้อมูลในส่วนที่ใช้เพื่อสร้างแบบจำลอง จะมีฟังก์ชันสำหรับการเรียนรู้ที่นำเอาตัวแปรของข้อมูลอินพุต เพื่อประมาณการตัว

แปรที่เป็นข้อมูลเอาต์พุต ซึ่งโดยทั่วไปประกอบด้วยฟังก์ชันเชิงสถิติที่สามารถตอบสนองต่อข้อมูลอินพุตชุดใหม่ที่น่าสนใจได้ โดยสมการวิเคราะห์ด้วยเทคนิค MLR ถูกแสดงดังสมการ

$$\mathbf{y}_j = \mathbf{W}_j \mathbf{x} + \boldsymbol{\varepsilon}_j \quad \text{สำหรับ } j = 1, 2, \dots, n \quad (3.1)$$

โดยที่ $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T \in \mathcal{R}^m$ เป็นเมทริกซ์ของตัวแปรข้อมูลอินพุตที่ถูกนำมาใช้ในการประมาณการ, $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T \in \mathcal{R}^n$ เป็นเมทริกซ์ของตัวแปรข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการประมาณการ, $\mathbf{W}_j = [W_{j1}, W_{j2}, \dots, W_{jm}]$ เป็นลำดับแถวเมทริกซ์น้ำหนัก (\mathbf{W}) ของสมการถดถอยเชิงเส้นลำดับที่ j th, และ $\boldsymbol{\varepsilon}_j \sim N(0, \sigma^2)$ แทนค่าความคลาดเคลื่อนของการประมาณการ ที่กำหนดให้ σ^2 เป็นค่าความแปรปรวน (Variance) ของค่าที่วัดได้ของตัวแปร (Observation)

ในขั้นตอนของการประมาณการ ข้อมูลในส่วนของการใช้ฝึกสอนสำหรับสร้างแบบจำลองของชุดข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุต $\{\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i\}_{i=1}^N$, ถูกจำลองเพื่อใช้ในการสร้างความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างชุดข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตกับข้อมูลตัวแปรน้ำหนัก (\mathbf{W}) ดังนี้

$$\min \sum_i^n (y_i - \mathbf{W}\mathbf{x}_i)^2 \quad (3.2)$$

โดยมีสมการนอร์ม (Norm) ของเมทริกซ์สมมูล ดังนี้

$$\min \|\mathbf{Y} - \mathbf{W}\mathbf{X}\|^2 \quad (3.3)$$

โดยที่ $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N)$, $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_N)$, และ $\|\cdot\|$ แทนขนาดของเวกเตอร์ในเชิงเรขาคณิตโดยใช้ 2-norm ของเมทริกซ์เพื่อการประมาณการอย่างเหมาะสม โดยสามารถแสดงเป็นสมการที่เข้าใจง่ายได้ ดังนี้

$$\mathbf{W} = (\mathbf{X}\mathbf{X}^T)^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \quad (3.4)$$

ค่าสัมประสิทธิ์ตัวแปรของสมการถดถอยเชิงเส้น ที่ออกแบบให้ตัวแปรเอาต์พุตถูกประมาณการโดยตัวแปรอินพุต ซึ่งปกติกำหนดให้ $m = \text{rank}(\mathbf{XX}^T) < N$, หรือ \mathbf{XX}^T เป็นค่าที่ผกผัน

3.2.1 แบบจำลองการประมาณการใช้พลังงานไฟฟ้า

ในงานวิจัยนี้ การประยุกต์ใช้เทคนิค SLR และ MLR ได้ถูกใช้เพื่อเปรียบเทียบถึงประสิทธิภาพกับเทคนิคที่ถูกลำเสนอในบทถัดไป โดยในการสร้างแบบจำลองประมาณการค่าพลังงานไฟฟ้า กรณีที่มีเตอร์วัดค่าผิดปกติ ด้วยเทคนิค SLR จำเป็นต้องพิจารณาค่าที่สำคัญของแต่ละตัวแปรอินพุตกับเอาต์พุต เพื่อเลือกค่าตัวแปรอินพุตที่มีค่าที่สำคัญที่สุดเพียงตัวแปรเดียวสำหรับใช้ประมาณการค่าเอาต์พุต โดยเทคนิคการหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficients) ที่ผลลัพธ์ถูกแสดงไว้ดังตารางที่ 3.1 ซึ่งเมื่อพิจารณาจากผลที่ได้ พบว่าตัวแปร I_c แสดงถึงการมีค่าที่สำคัญกับเอาต์พุต (kWh) มากที่สุด และตัวแปรที่มีค่าที่สำคัญที่ตรงลงมาคือตัวแปร I_a ดังนั้นในการสร้างแบบจำลองของเทคนิค SLR นั้น ค่าตัวแปร I_c จึงถูกนำมาใช้เป็นตัวแปรอินพุตสำหรับประมาณการเอาต์พุต ในกรณีที่เกิดความผิดปกติกับการวัดค่าอินพุตใดๆ ยกเว้นเพียงแต่ในกรณีที่ I_c ถูกวัดค่าผิดปกติเท่านั้น ที่ตัวแปรอินพุต I_a ซึ่งมีค่าที่สำคัญที่ตรงลงมาจะได้ถูกพิจารณาเลือกใช้สำหรับประมาณการเอาต์พุตที่เป็นเป้าหมาย

ตารางที่ 3.1 แสดงค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรอินพุตและเอาต์พุตสำหรับฝึกสอน

	I_a	I_b	I_c	V_a	V_b	V_c	kWh
Correlation Coefficients	1.0000	0.4410	0.5978	-0.1966	-0.1104	-0.0930	0.8316
	0.4410	1.0000	0.2819	-0.1758	-0.1388	-0.1405	0.5796
	0.5978	0.2819	1.0000	-0.2962	-0.1213	-0.1409	0.8507
	-0.1966	-0.1758	-0.2962	1.0000	0.3025	0.4552	-0.3270
	-0.1104	-0.1388	-0.1213	0.3025	1.0000	0.9651	-0.0237
	-0.0930	-0.1405	-0.1409	0.4552	0.9651	1.0000	-0.0412
	0.8316	0.5796	0.8507	-0.3270	-0.0237	-0.0412	1.0000

การกำหนดตัวแปรอินพุตสำหรับประมาณการเอาต์พุตที่เป็นเป้าหมาย ด้วยการประยุกต์ใช้เทคนิค SLR และ MLR ถูกแสดงไว้ดังตารางที่ 3.2

ในการประยุกต์ใช้เทคนิค MLR สำหรับประมาณการเอาต์พุต ข้อมูลของตัวแปรอินพุตที่ถูกพิจารณาใช้สำหรับการประมาณการเอาต์พุต ถูกกำหนดให้เป็นค่าตัวแปรอินพุตทุกตัวแปรที่ได้มีการวัดค่าเป็นปกติ ซึ่งสำหรับในงานวิจัยนี้ได้กำหนดให้มีชนิดของตัวแปรอินพุตรวมทั้งหมดจำนวน 6 ชนิดตัวแปร โดยในกรณี

ที่มีการตรวจพบความผิดปกติกับอินพุตใดอินพุตหนึ่งเพียงตัวแปรเดียว ที่ได้เป็นสาเหตุทำให้ข้อมูลตัวแปรเอาต์พุตเกิดความผิดพลาด จำนวนของตัวแปรอินพุตปกติที่เหลือ (5 ตัวแปร) จะต้องสามารถนำมาใช้สำหรับประมาณการเอาต์พุตได้อย่างเหมาะสม

ตารางที่ 3.2 แสดงตัวแปรอินพุตและเอาต์พุตสำหรับใช้ในการประมาณด้วยเทคนิค SLR และ MLR

ตัวแปรที่ถูกวัดค่าผิดปกติ	ตัวแปรอินพุตของ SLR	ตัวแปรอินพุตของ MLR	ตัวแปรเอาต์พุต
V_a	I_c	I_a, I_b, I_c, V_b, V_c	kWh
V_b	I_c	I_a, I_b, I_c, V_a, V_c	kWh
V_c	I_c	I_a, I_b, I_c, V_a, V_b	kWh
I_a	I_c	I_b, I_c, V_a, V_b, V_c	kWh
I_b	I_c	I_a, I_c, V_a, V_b, V_c	kWh
I_c	I_a	I_a, I_b, V_a, V_b, V_c	kWh

ตารางที่ 3.3 แสดงเมทริกซ์ W และ ε ของ SLR และ MLR กรณีค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส

ตัวแปรที่ถูกวัดค่าผิดปกติ	เมทริกซ์ W และ ε	
	SLR	MLR
V_a	$W = [0.8354], \varepsilon = [0.0457]$	$W = \begin{bmatrix} 0.3826 \\ 0.2438 \\ 0.5371 \\ 0.4146 \\ -0.2502 \end{bmatrix}, \varepsilon = [0.0209]$
V_b	$W = [0.8354], \varepsilon = [0.0457]$	$W = \begin{bmatrix} 0.3709 \\ 0.2392 \\ 0.5212 \\ -0.2377 \\ 0.3070 \end{bmatrix}, \varepsilon = [-0.0321]$
V_c	$W = [0.8354], \varepsilon = [0.0457]$	$W = \begin{bmatrix} 0.3779 \\ 0.2392 \\ 0.5209 \\ -0.1786 \\ 0.2449 \end{bmatrix}, \varepsilon = [0.0017]$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ข้อมูลของเมทริกซ์น้ำหนัก W และ ε ของเทคนิค SLR และ MLR สำหรับใช้ในการสร้างแบบจำลองประมาณการ กรณีมีเตอร์วัดค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส ดังแสดงในตารางที่ 3.3 และข้อมูลของเมทริกซ์น้ำหนัก W และ ε ของเทคนิค SLR และ MLR สำหรับใช้ในการสร้างแบบจำลองประมาณการ กรณีมีเตอร์วัดค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส ดังแสดงในตารางที่ 3.4 ตามลำดับ

ตารางที่ 3.4 แสดงเมทริกซ์ W และ ε ของ SLR และ MLR กรณีค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส

ตัวแปรที่ถูกวัดค่าผิดปกติ	เมทริกซ์ W และ ε	
	SLR	MLR
I_a	$W = [-0.6436], \varepsilon = [0.2489]$	$W = \begin{bmatrix} 0.3434 \\ 0.7145 \\ -0.3207 \\ -0.3787 \\ 0.7777 \end{bmatrix}, \varepsilon = [-0.0825]$
I_b	$W = [-0.6436], \varepsilon = [0.2489]$	$W = \begin{bmatrix} 0.4741 \\ 0.5218 \\ -0.2679 \\ -0.0018 \\ 0.2726 \end{bmatrix}, \varepsilon = [-0.0271]$
I_c	$W = [0.7879], \varepsilon = [0.1075]$	$W = \begin{bmatrix} 0.6541 \\ 0.2402 \\ -0.4188 \\ 0.0485 \\ 0.2437 \end{bmatrix}, \varepsilon = [0.0548]$

3.2.2 ผลการจำลอง

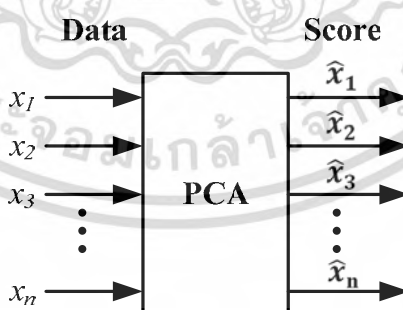
จากตารางที่ 3.5 แสดงผลของค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน MAPE ของเทคนิค SLR และ MLR กรณีเกิดความผิดปกติที่ตัวแปรอินพุตใดๆ โดยเมื่อพิจารณาเปรียบเทียบผลของค่า MAPE ของแต่ละเทคนิค พบว่าการประมาณด้วยเทคนิค MLR ให้ค่า MAPE ที่น้อยกว่า การประมาณการด้วยเทคนิคที่ใช้ SLR ในทุกกรณีที่แต่ละตัวแปรอินพุตได้มีการวัดค่าผิดปกติ ซึ่งเป็นการแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของการประมาณการด้วยเทคนิค MLR ที่ดีกว่าเทคนิค SLR

ตารางที่ 3.5 แสดงค่า MAPE ของเทคนิค SLR และ MLR กรณีเกิดความผิดปกติที่ตัวแปรอินพุตใดๆ

ตัวแปรที่ถูกวัดค่าผิดปกติ	(%) MAPE	
	MLR (5 อินพุต)	SLR (1 อินพุต)
V_a	2.5788	5.3037
V_b	2.3793	5.3037
V_c	2.4010	5.3037
I_a	3.7125	5.3037
I_b	3.4206	5.3037
I_c	5.1968	6.3898

3.3 การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก

ในการลดมิติของตัวแปรอินพุต โดยยังคงรักษาค่าที่สำคัญของข้อมูลในแต่ละตัวแปรไว้ เทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principal Component Analysis: PCA) ที่ได้แสดงแบบจำลองดังรูปที่ 3.3 เป็นเทคนิคที่ถูกเลือกใช้ โดยการวิเคราะห์ด้วยเทคนิค PCA จะทำให้เวกเตอร์ในกลุ่มของเวกเตอร์ที่ไม่มีนัยของความสำคัญตั้งฉากกัน และโดยการนำเทคนิคของสมการถดถอยเข้ามาช่วยในการแปลงเวกเตอร์ เพื่อไม่ทำให้เกิดปัญหาความเป็นเชิงเส้นร่วมขึ้น ซึ่งในกรณีที่มิติของตัวแปรอินพุตถูกทำให้ลดลง ก็เป็นการทำให้ใช้ระยะเวลาในการเรียนรู้ของ ANN ถูกลดลงเช่นกัน



รูปที่ 3.3 แบบจำลอง PCA

การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักเป็นเทคนิคการสร้างเมทริกซ์ (Matrix) ของความแปรปรวนร่วม ซึ่งสามารถคำนวณได้จากการหาค่าเฉลี่ยของตัวอย่าง (Sample Mean) ดังสมการ

$$\bar{x}_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_{ij} \quad (3.5)$$

และค่ากลางของค่าเฉลี่ย หาได้จากสมการ

$$(x_{ij} - \bar{x}_{ij}) \quad (3.6)$$

โดย PC Score สามารถเขียนได้ ดังสมการ

$$T = XP \quad (3.7)$$

โดย สมการค่าความแปรปรวนของข้อมูลตัวอย่าง สามารถแสดงได้ดังนี้

$$S_{j,k} = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (x_{ij} - \bar{x}_j)(x_{ik} - \bar{x}_k) = \frac{1}{m-1} \mathbf{X}' \mathbf{X} \quad (3.8)$$

เมื่อกำหนดให้ $i=1,2,3\dots k$ และ

- T คือ เมตริกสกอร์ (Score Matrix)
- X คือ เมตริกของข้อมูลดั้งเดิม
- P คือ เมตริกที่ใช้ในการโหลดข้อมูล
- m คือ จำนวนการสังเกตในพื้นที่อื่นๆ
- k คือ มิติของพื้นที่องค์ประกอบหลัก (PC Space)

ในการพิจารณากำหนดจำนวนและตัวแปรที่เหมาะสมขององค์ประกอบหลัก เพื่อใช้สำหรับประมาณการนั้น นอกเหนือจากการพิจารณาผลรวมของเปอร์เซ็นต์ค่านัยสำคัญแต่ละองค์ประกอบหลักแล้ว ยังต้องพิจารณาถึงความสัมพันธ์ของแต่ละองค์ประกอบหลักต่อตัวแปรเอาต์พุตที่ให้ค่านัยสำคัญที่ดีที่สุด โดยการใช้นิเทศการหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร PCs และตัวแปรเอาต์พุตสำหรับฝึกสอน ดังในตารางที่ 3.6 ซึ่งแสดงถึงลำดับตัวแปรขององค์ประกอบหลักที่มีค่านัยสำคัญกับตัวแปรเอาต์พุตที่ดีที่สุดจำนวน 4 ตัวแปร ที่กำหนดให้ใช้สำหรับแบบจำลองประมาณการ

ตารางที่ 3.6 แสดงค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของ PCs และเอาต์พุตสำหรับฝึกสอน

	PC_1	PC_2	PC_3	PC_4	PC_5	kWh
Correlation Coefficients	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.8468
	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.2700
	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.2786
	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0695
	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	-0.0607
	0.8468	0.2700	0.2786	0.0695	-0.0607	1.0000
	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.8468

เปอร์เซ็นต์ค่านัยสำคัญของแต่ละองค์ประกอบหลัก และสัมประสิทธิ์ของเมทริกซ์ PCs (5 PCs) สำหรับเลือกใช้สร้างแบบจำลองประมาณการเอาต์พุต ในกรณีเกิดค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติแต่ละเฟส และกรณีเกิดค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติแต่ละเฟส ได้ถูกแสดงดังตารางที่ 3.7 และตารางที่ 3.8 ตามลำดับ

ตารางที่ 3.7 แสดงเมทริกซ์ PCs กรณีค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติแต่ละเฟส

ตัวแปรที่ ถูกวัดค่า ผิดปกติ	เมทริกซ์ PCs	ค่านัยสำคัญ ($PC_1, PC_2, PC_3, PC_4, PC_5$)
V_a	$\begin{bmatrix} 0.6334 & -0.2304 & 0.1606 & 0.7208 & -0.0192 \\ 0.5349 & 0.8029 & 0.1119 & -0.2381 & 0.0043 \\ 0.5462 & -0.5408 & -0.0809 & -0.6343 & 0.0188 \\ -0.0907 & -0.0764 & 0.7374 & -0.1264 & -0.6528 \\ -0.0787 & -0.0628 & 0.6414 & -0.0736 & 0.7570 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 53.2442 \\ 20.9636 \\ 15.4303 \\ 10.0922 \\ 0.2697 \end{bmatrix}$
V_b	$\begin{bmatrix} 0.6318 & -0.2112 & 0.6703 & -0.3270 & -0.0033 \\ 0.5313 & 0.8143 & -0.1621 & 0.1683 & -0.0003 \\ 0.5484 & -0.5387 & -0.4889 & 0.4047 & 0.0789 \\ -0.1131 & 0.0426 & 0.3742 & 0.5132 & 0.7629 \\ -0.0706 & -0.0150 & 0.3814 & 0.6615 & -0.6416 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 54.9865 \\ 21.5255 \\ 11.2928 \\ 8.5478 \\ 3.6474 \end{bmatrix}$
V_c	$\begin{bmatrix} 0.6315 & -0.2128 & 0.6310 & -0.3937 & -0.0527 \\ 0.5311 & 0.8130 & -0.1325 & 0.1966 & 0.0274 \\ 0.5475 & -0.5395 & -0.4508 & 0.4266 & 0.1550 \\ -0.1124 & 0.0414 & 0.3553 & 0.2473 & 0.8935 \\ -0.0820 & -0.0316 & 0.5049 & 0.7505 & -0.4173 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 53.8073 \\ 21.0462 \\ 10.9903 \\ 9.3027 \\ 4.8535 \end{bmatrix}$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.8 แสดงเมทริกซ์ PCs กรณีค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติแต่ละเฟส

ตัวแปรที่ ถูกวัดค่า ผิดปกติ	เมทริกซ์ PCs	ค่านัยสำคัญ ($PC_1, PC_2, PC_3, PC_4, PC_5$)
I_a	$\begin{bmatrix} 0.7397 & -0.6641 & 0.1075 & 0.0161 & -0.0057 \\ 0.6187 & 0.7330 & 0.2511 & 0.1301 & -0.0093 \\ -0.1614 & -0.1160 & 0.2455 & 0.9369 & -0.1498 \\ -0.1539 & -0.0609 & 0.6977 & -0.3162 & -0.6211 \\ -0.1428 & -0.0678 & 0.6151 & -0.0712 & 0.7692 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 47.7845 \\ 25.5369 \\ 20.2089 \\ 6.2655 \\ 0.2041 \end{bmatrix}$
I_b	$\begin{bmatrix} 0.7108 & 0.2080 & -0.6708 & -0.0336 & -0.0181 \\ 0.6774 & 0.0251 & 0.7175 & 0.1604 & 0.0003 \\ -0.1324 & 0.2890 & -0.0933 & 0.9317 & -0.1493 \\ -0.1008 & 0.6961 & 0.1416 & -0.3155 & -0.6211 \\ -0.0907 & 0.6230 & 0.0802 & -0.0748 & 0.7692 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 57.7690 \\ 21.4637 \\ 14.1957 \\ 6.3703 \\ 0.2013 \end{bmatrix}$
I_c	$\begin{bmatrix} 0.6734 & 0.5202 & -0.5207 & 0.0664 & -0.0177 \\ 0.7141 & -0.2890 & 0.6373 & 0.0205 & -0.0005 \\ -0.1142 & 0.2219 & 0.1984 & 0.9360 & -0.1495 \\ -0.1164 & 0.5732 & 0.4006 & -0.3342 & -0.6211 \\ -0.1003 & 0.5178 & 0.3505 & -0.0865 & 0.7691 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 52.9489 \\ 20.7466 \\ 19.6973 \\ 6.4142 \\ 0.1930 \end{bmatrix}$

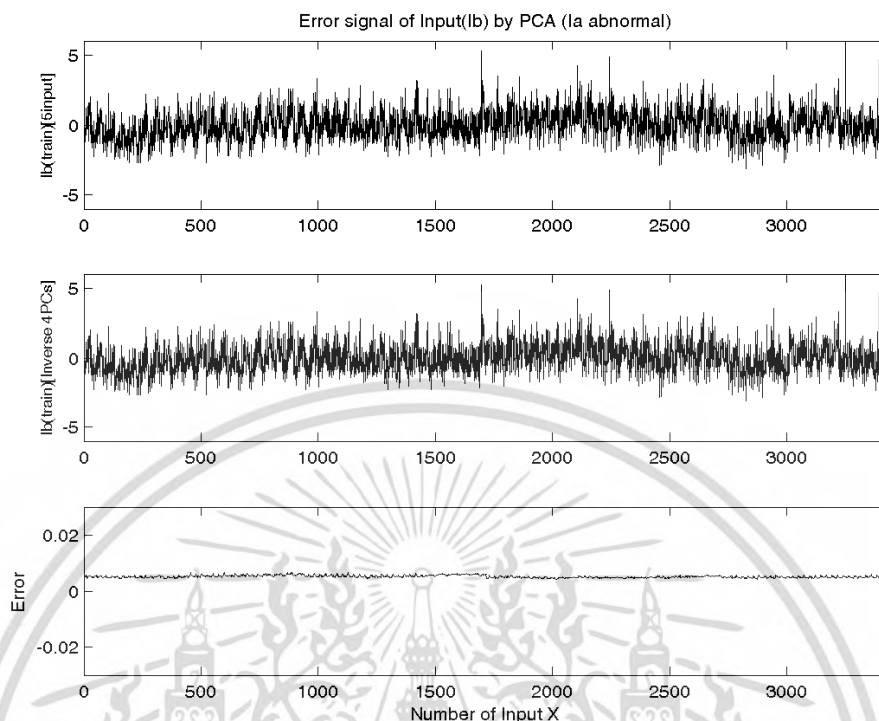
ในงานวิจัยนี้ได้พิจารณาเลือกใช้อंकประกอบหลักจำนวน 4 PCs และเลือกองค์ประกอบหลักที่มีค่านัยสำคัญกับตัวแปรเอาต์พุตที่ดีที่สุดคือ PC_1, PC_2, PC_3, PC_4 โดยสามารถพิสูจน์ให้เห็นถึงความเหมาะสมในการพิจารณาเลือกจำนวนและตัวแปรขององค์ประกอบหลัก ว่ายังคงไว้ซึ่งสาระสำคัญของตัวแปรอินพุตที่จำเป็นสำหรับประมาณการตัวแปรเอาต์พุต ดังสมการผกผันนี้

$$X = TP' \quad (3.9)$$

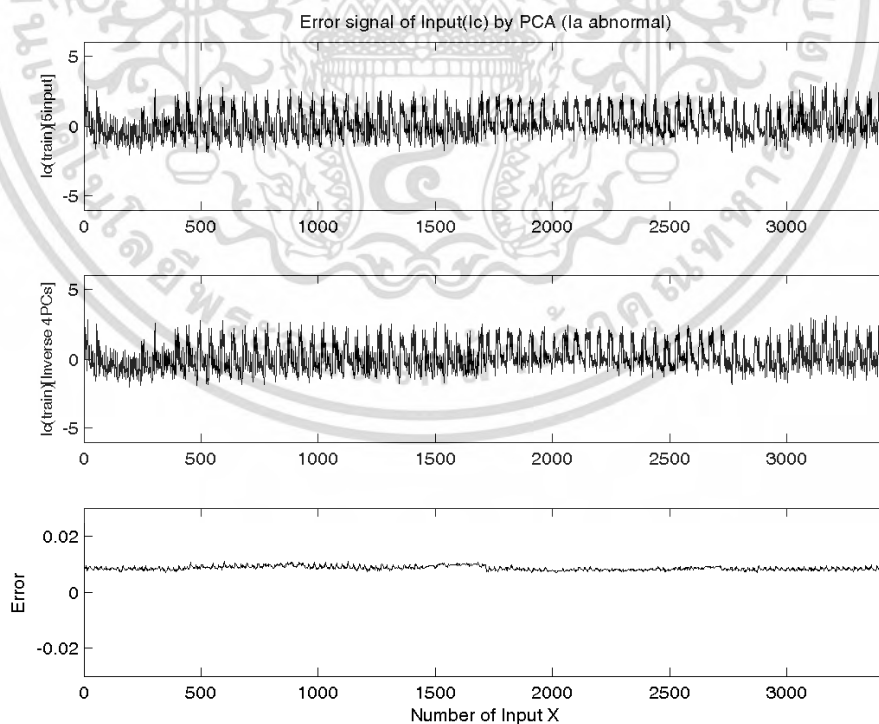
ดังรูปที่ 3.4 - 3.8 ได้แสดงข้อมูลการผกผันตัวแปร 4 PCs ที่ถูกเลือก เปรียบเทียบกับตัวแปรอินพุตที่ประกอบด้วย I_b, I_c, V_a, V_b และ V_c ตามลำดับ ในกรณีที่ I_a ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

และดังรูปที่ 3.9 - 3.13 ได้แสดงข้อมูลการผกผันตัวแปร 4 PCs ที่ถูกเลือก เปรียบเทียบกับตัวแปรอินพุต ที่ประกอบด้วย I_a, I_c, V_a, V_b และ V_c ตามลำดับ ในกรณีที่ I_b ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

และดังรูปที่ 3.14 - 3.18 ได้แสดงข้อมูลการผกผันตัวแปร 4 PCs ที่ถูกเลือก เปรียบเทียบกับตัวแปรอินพุต ที่ประกอบด้วย I_a, I_b, V_a, V_b และ V_c ตามลำดับ ในกรณีที่ I_c ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

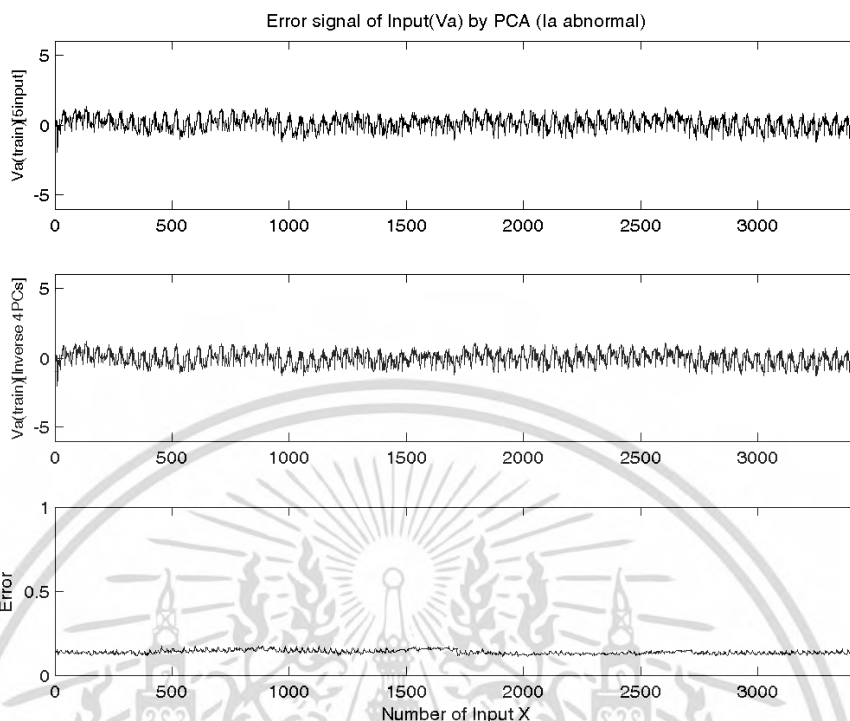


รูปที่ 3.4 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_b) กรณีที่ I_a ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

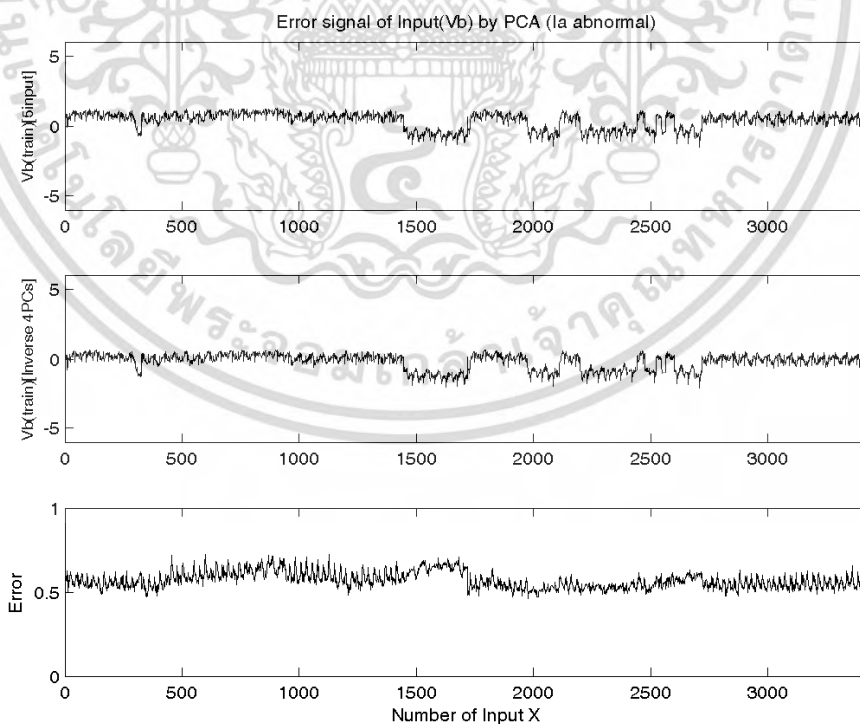


รูปที่ 3.5 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_c) กรณีที่ I_a ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

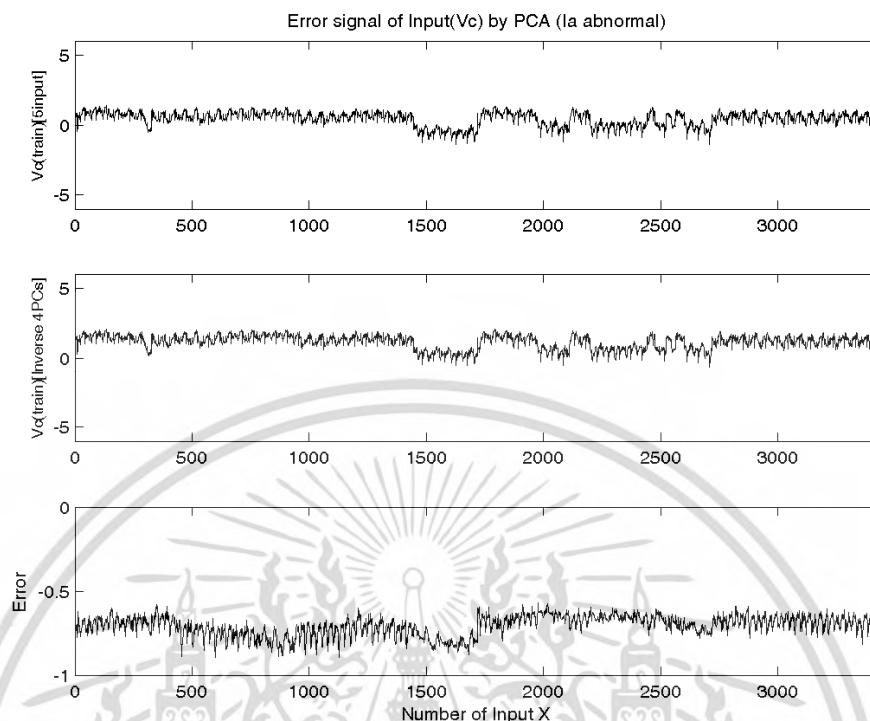


รูปที่ 3.6 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_a) กรณีที่ I_a ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

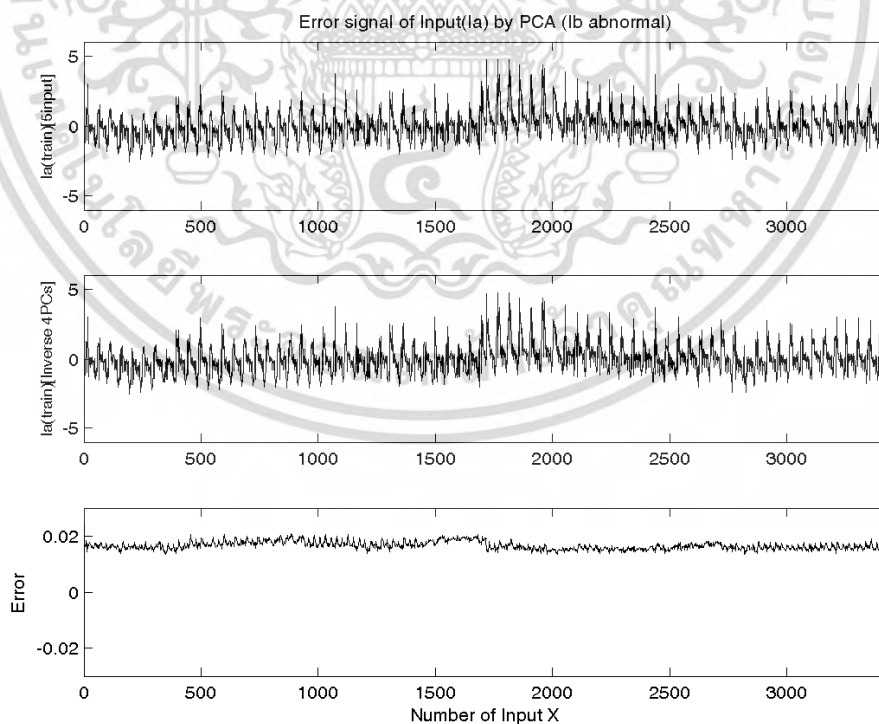


รูปที่ 3.7 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_b) กรณีที่ I_a ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

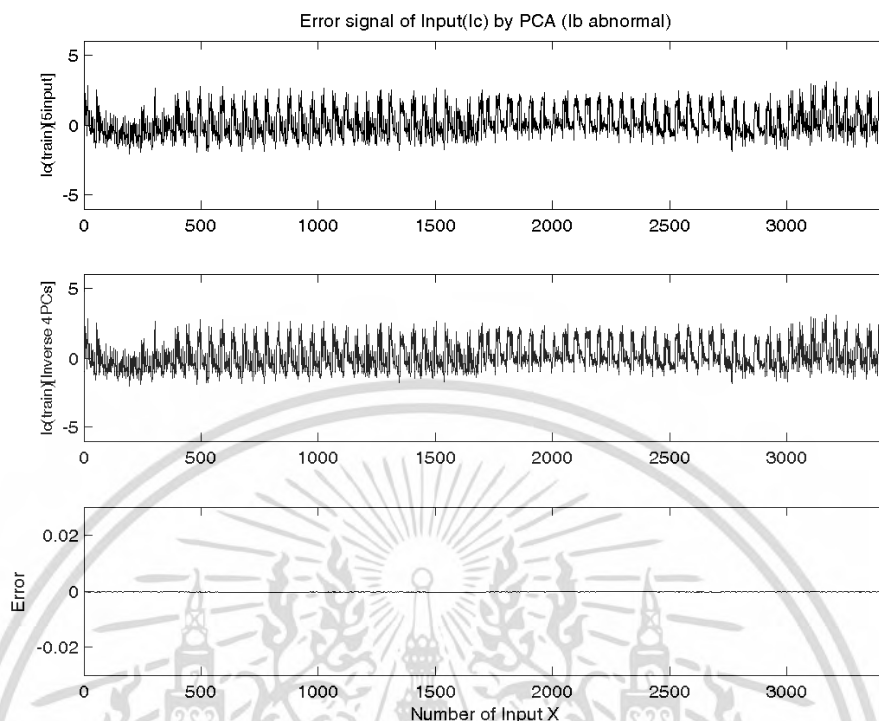


รูปที่ 3.8 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_c) กรณีที่ I_a ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

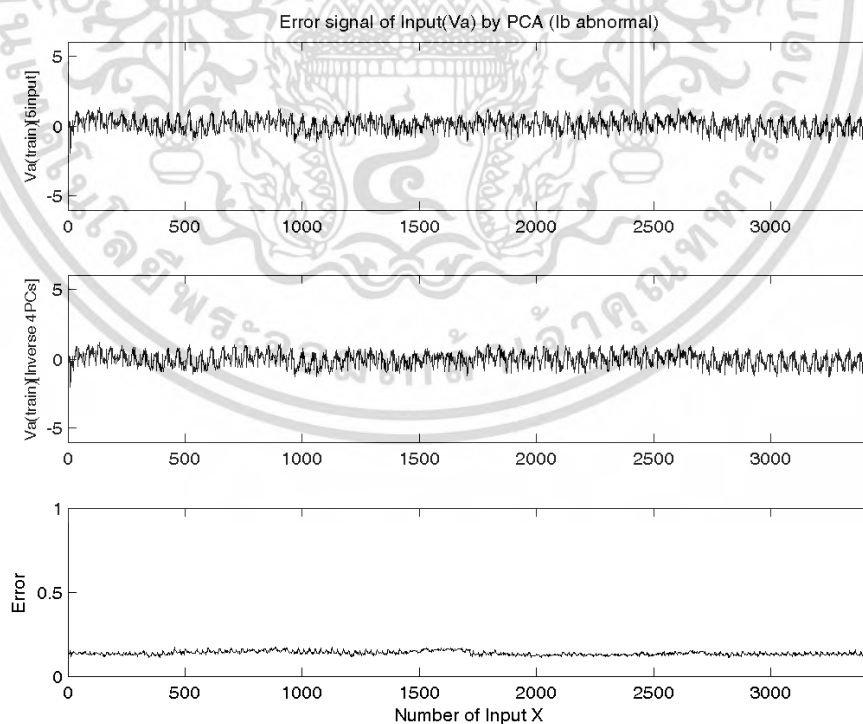


รูปที่ 3.9 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_a) กรณีที่ I_b ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

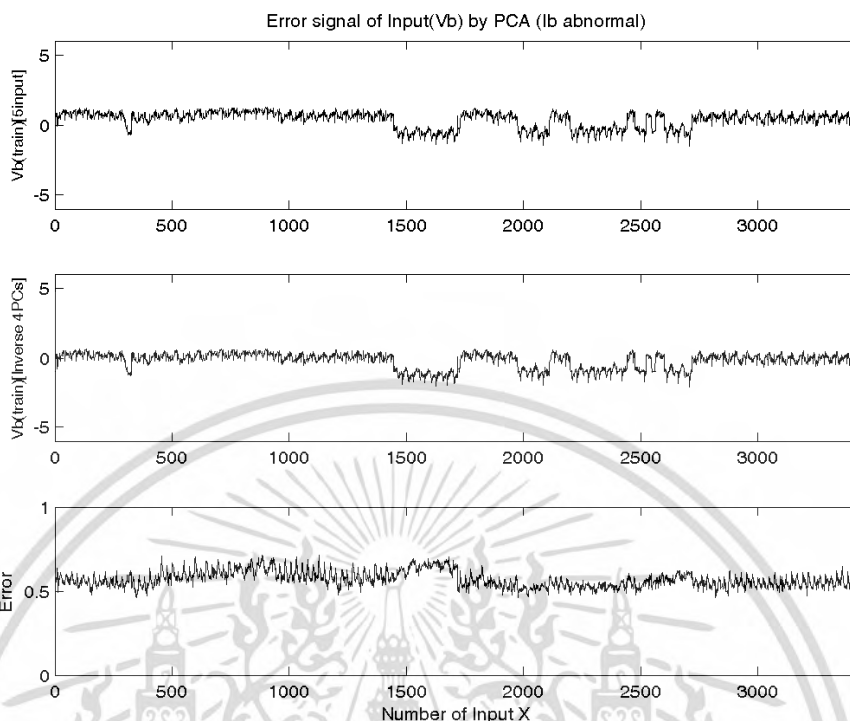


รูปที่ 3.10 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_c) กรณีที่ I_b ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

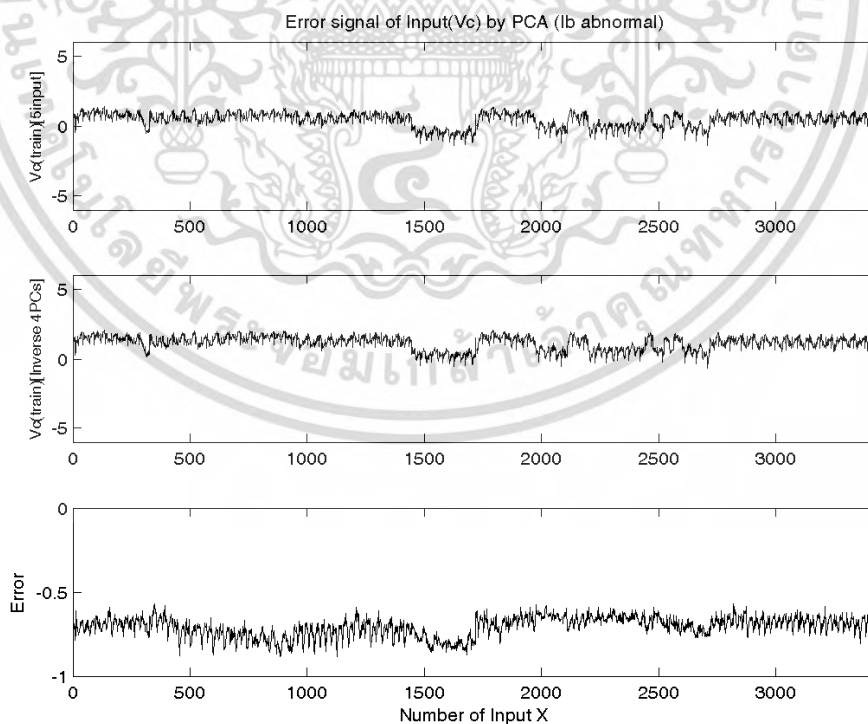


รูปที่ 3.11 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_a) กรณีที่ I_b ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

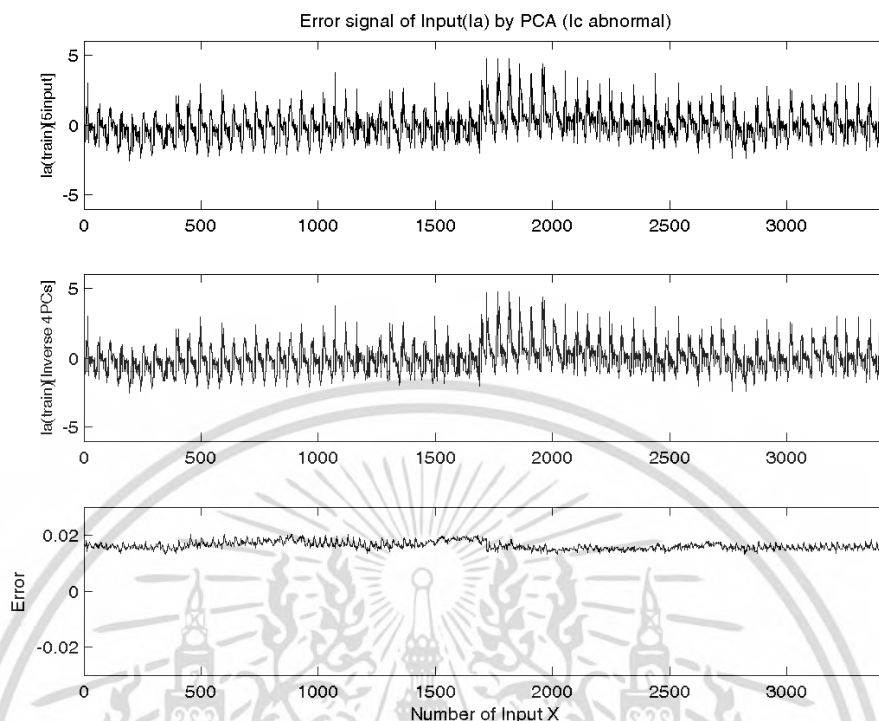


รูปที่ 3.12 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_b) กรณีที่ I_b ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

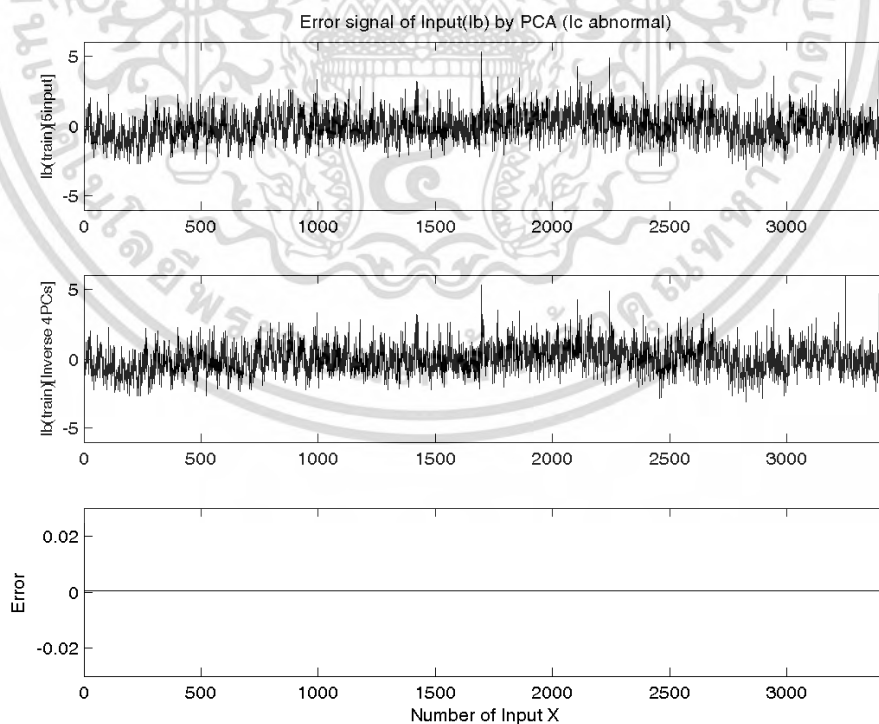


รูปที่ 3.13 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_c) กรณีที่ I_b ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

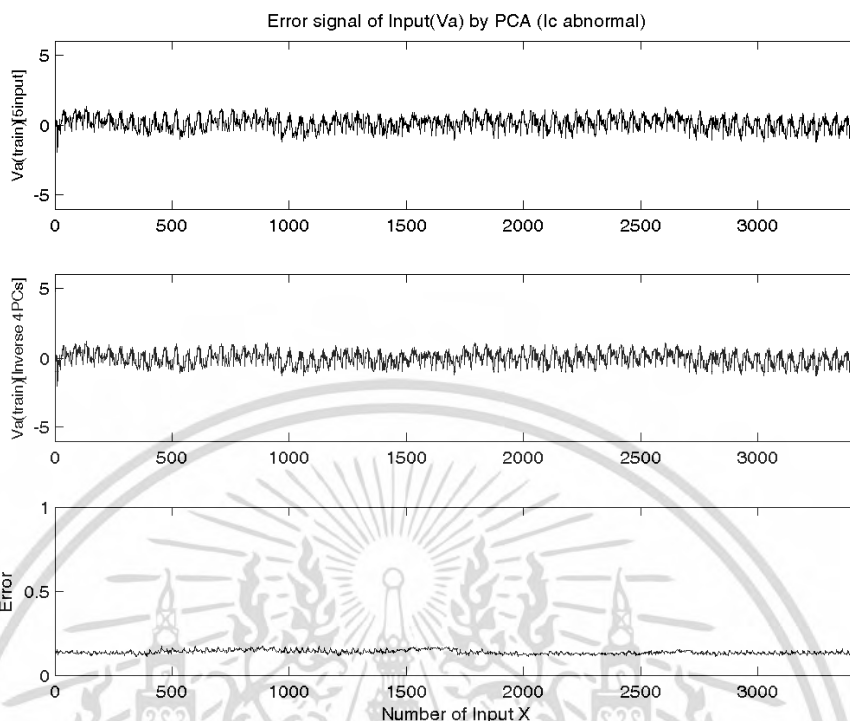


รูปที่ 3.14 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_a) กรณีที่ I_c ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

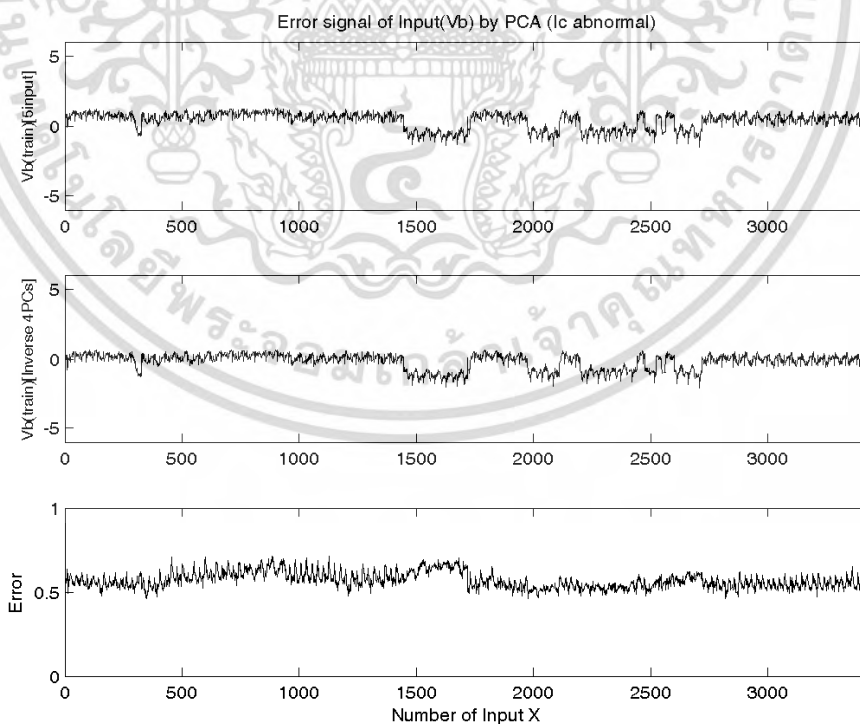


รูปที่ 3.15 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_b) กรณีที่ I_c ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

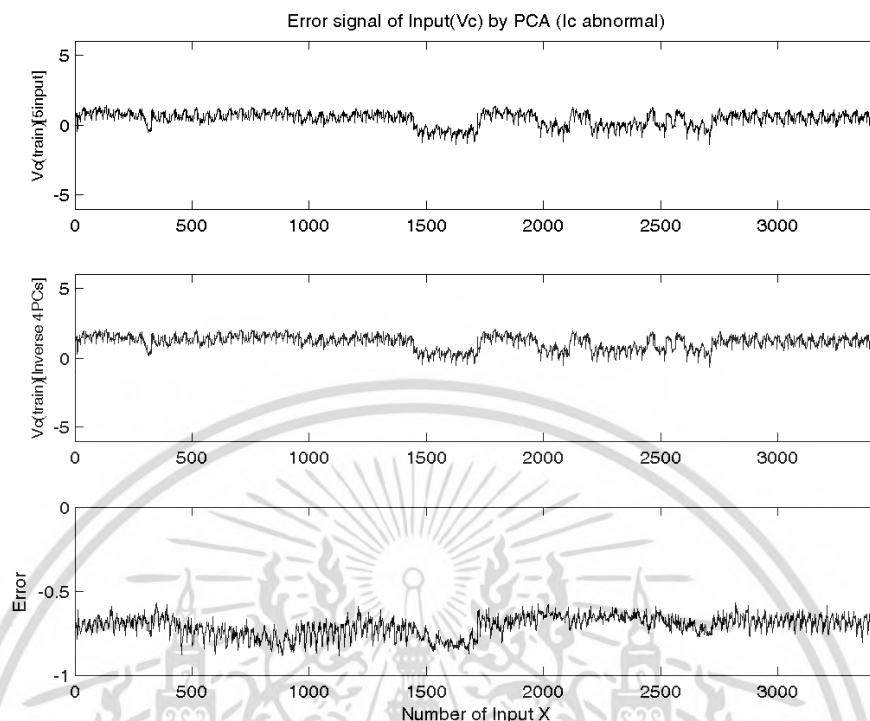


รูปที่ 3.16 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_a) กรณีที่ I_c ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

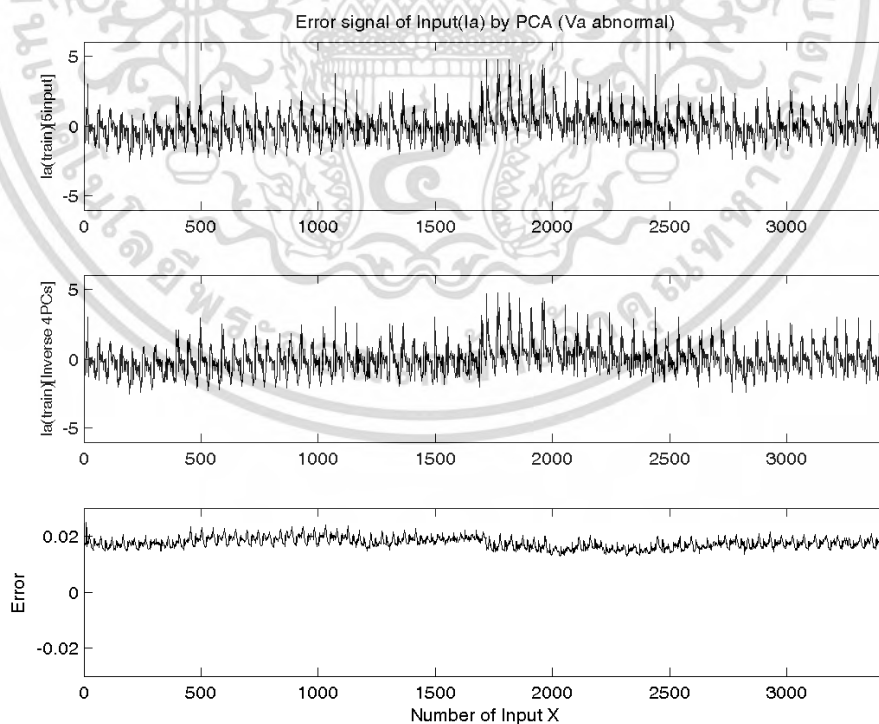


รูปที่ 3.17 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_b) กรณีที่ I_c ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

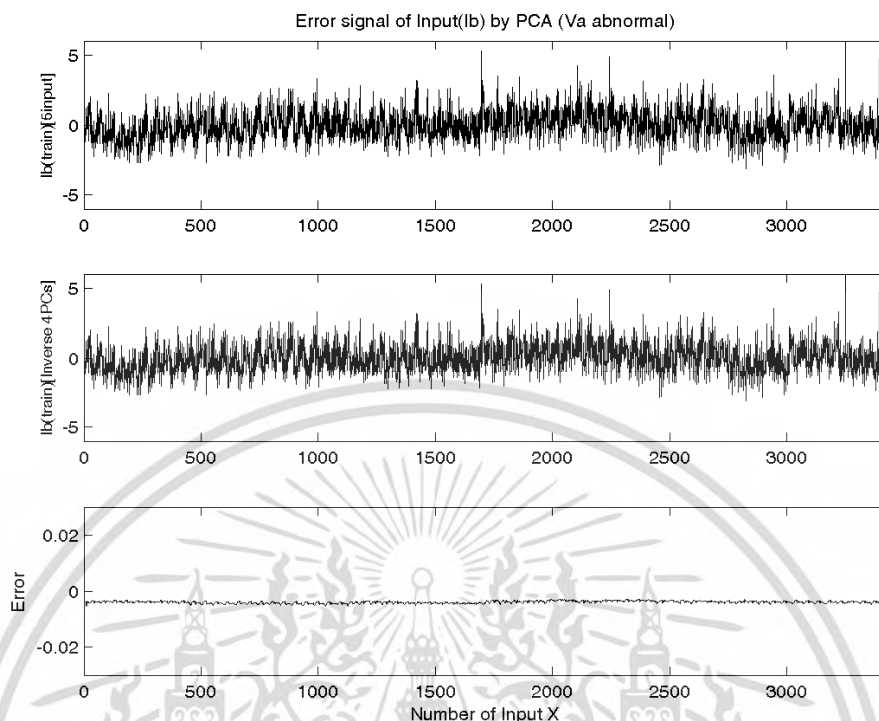


รูปที่ 3.18 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_c) กรณีที่ I_c ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

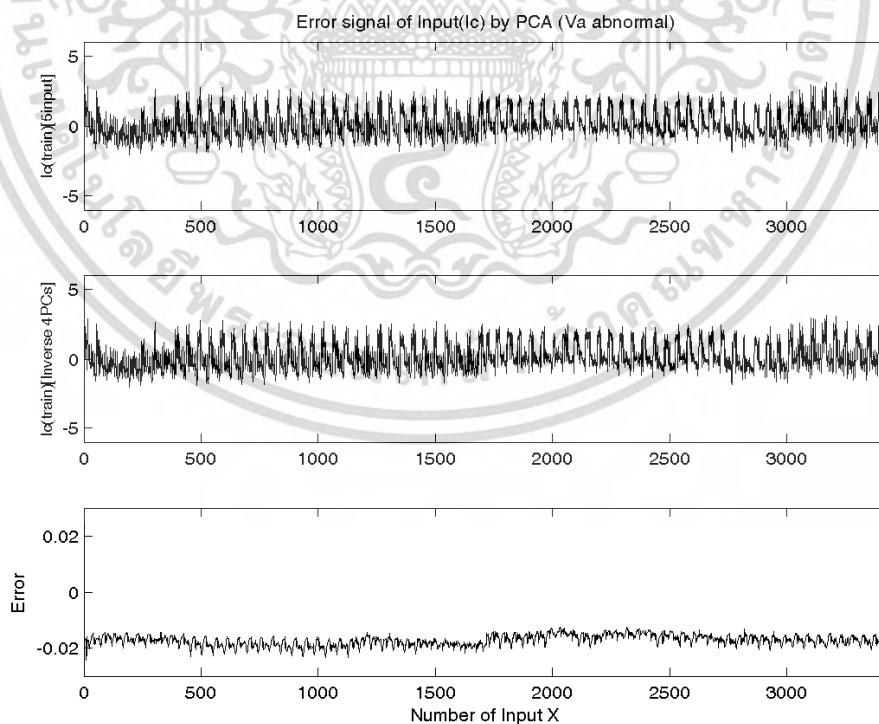


รูปที่ 3.19 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_a) กรณีที่ V_a ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

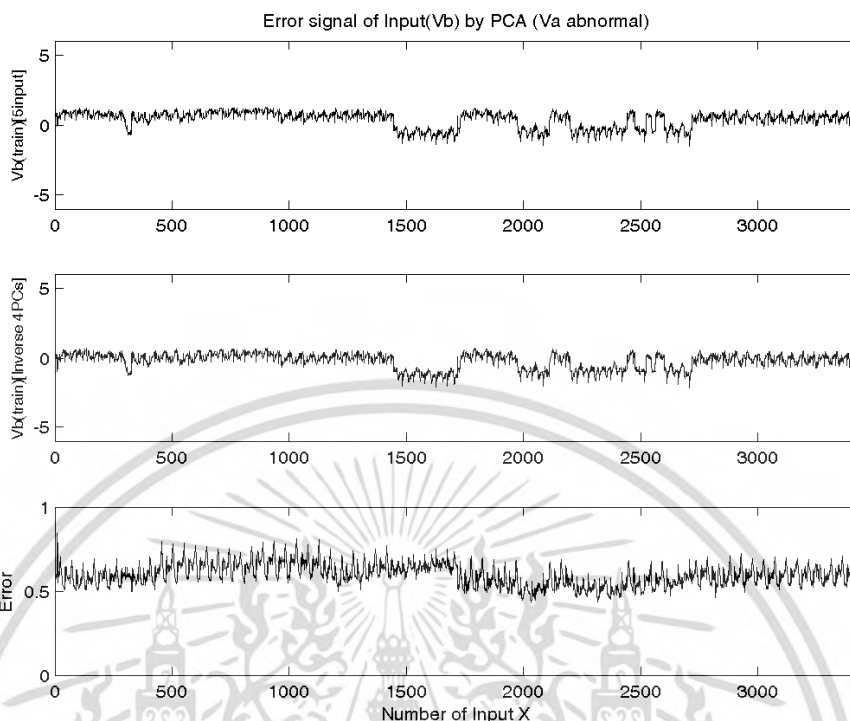


รูปที่ 3.20 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_b) กรณีที่ V_a ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

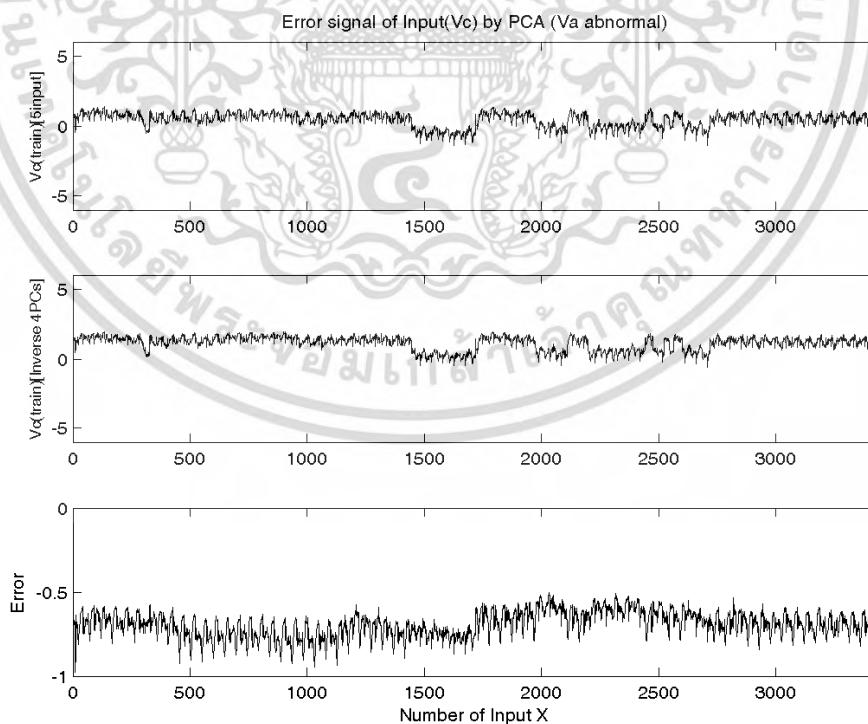


รูปที่ 3.21 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_c) กรณีที่ V_a ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

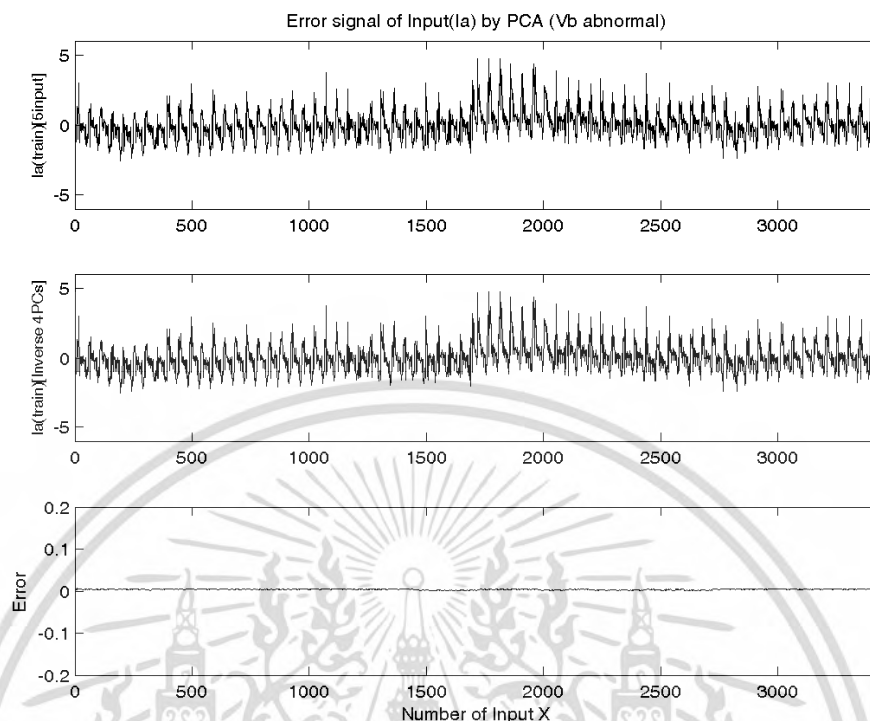


รูปที่ 3.22 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_b) กรณีที่ V_a ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

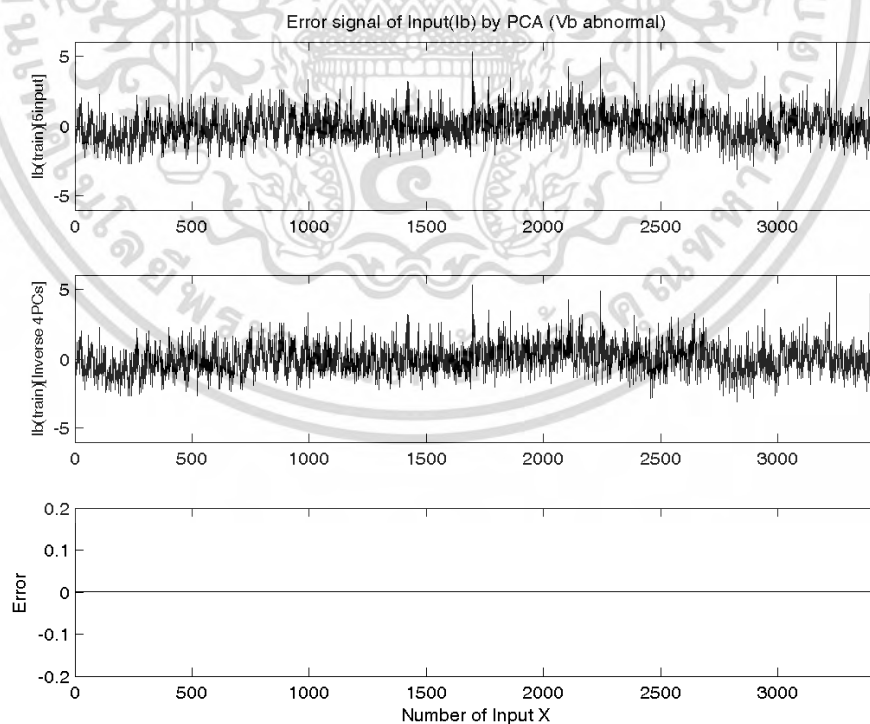


รูปที่ 3.23 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_c) กรณีที่ V_a ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

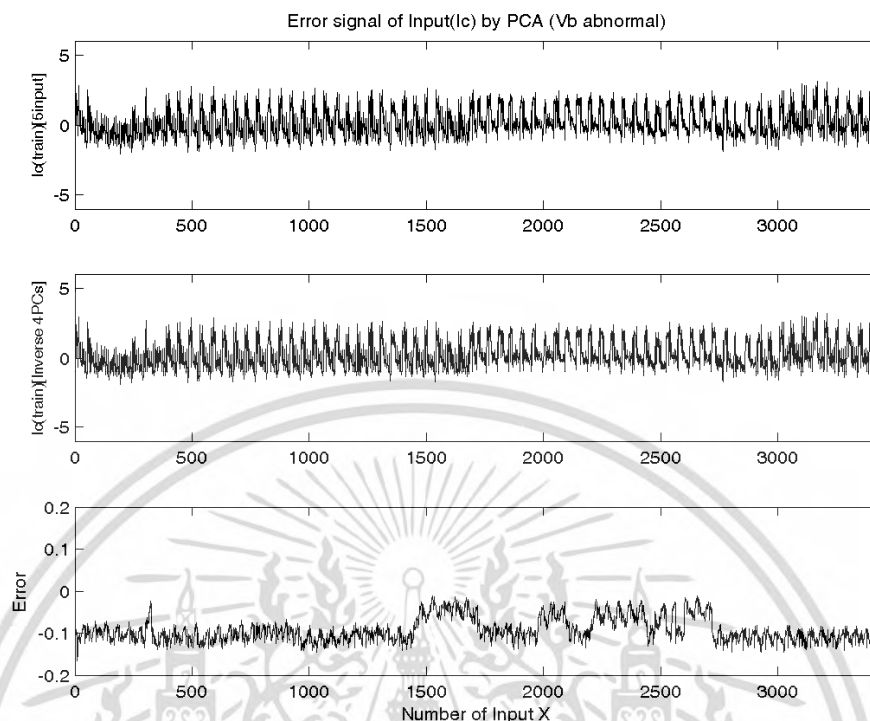


รูปที่ 3.24 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_a) กรณีที่ V_b ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

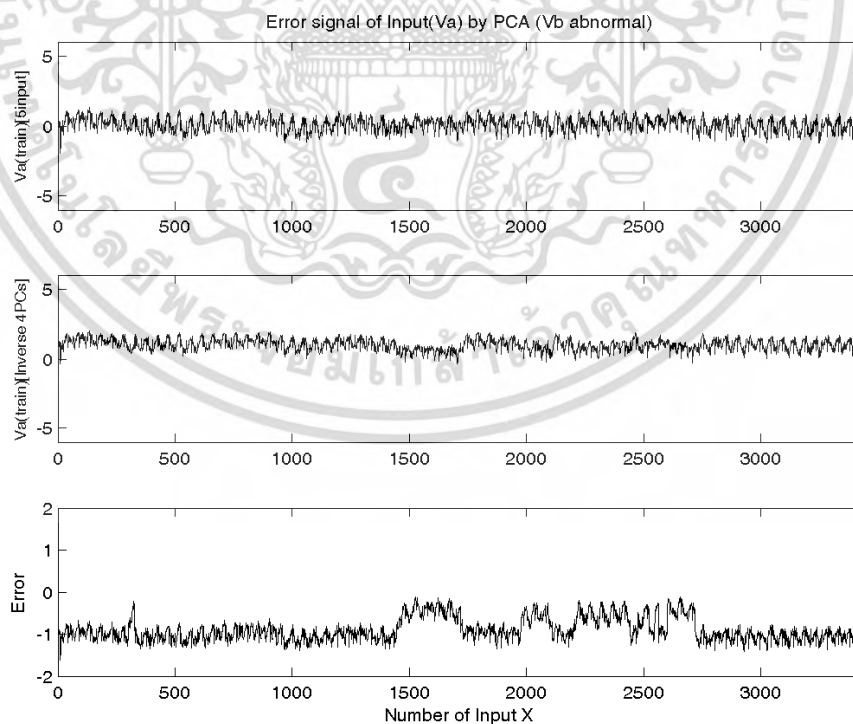


รูปที่ 3.25 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_b) กรณีที่ V_b ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

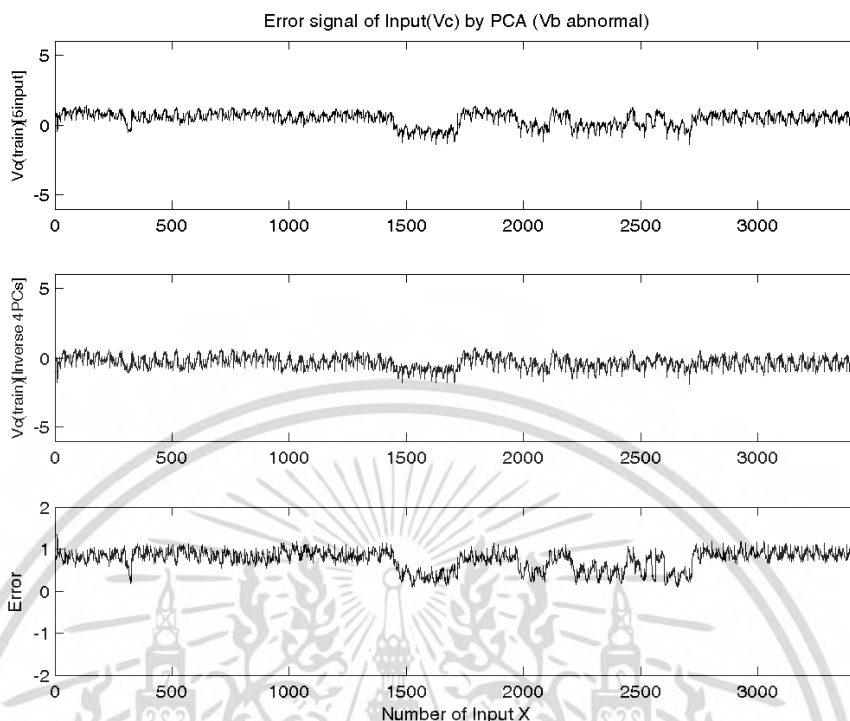


รูปที่ 3.26 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_c) กรณีที่ V_b ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

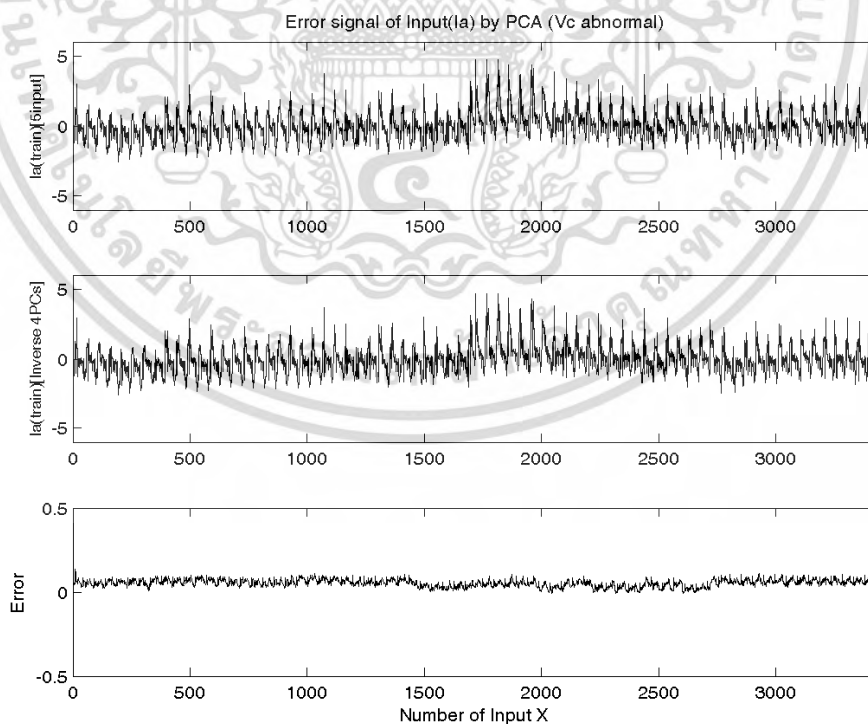


รูปที่ 3.27 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_a) กรณีที่ V_b ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

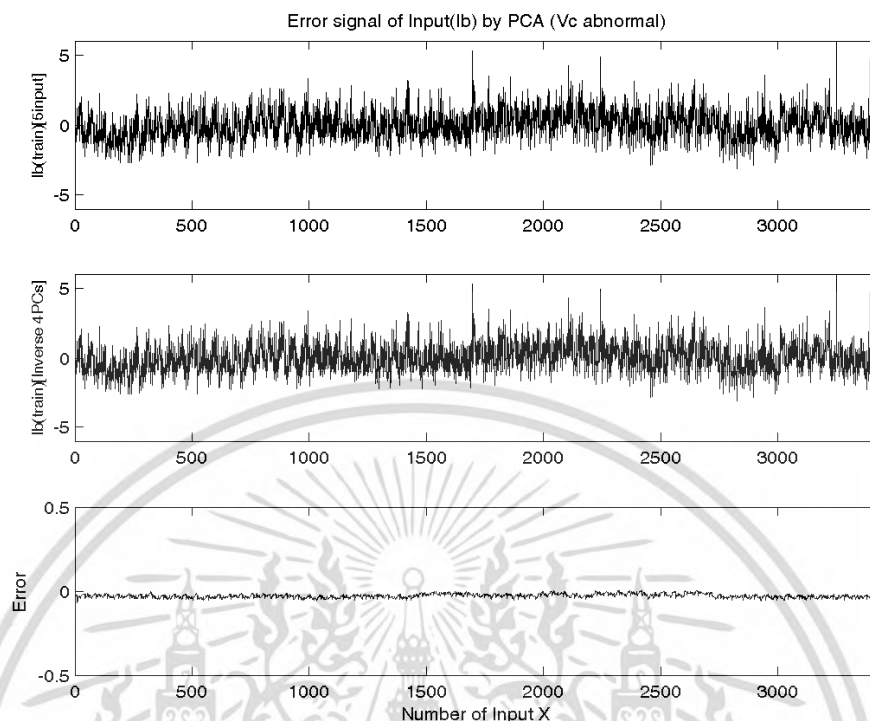


รูปที่ 3.28 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_c) กรณีที่ V_b ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

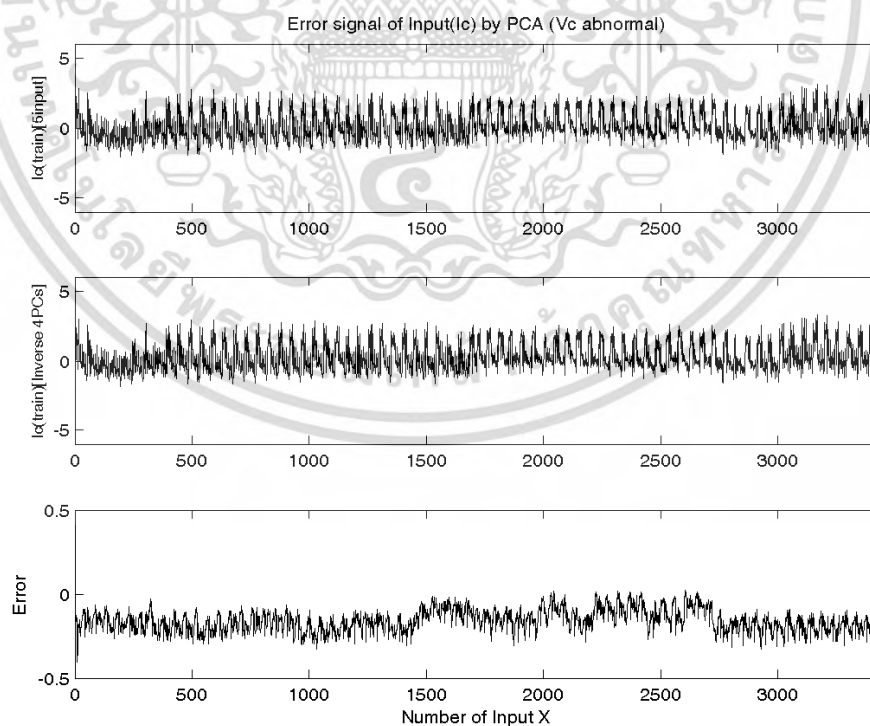


รูปที่ 3.29 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_a) กรณีที่ V_c ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

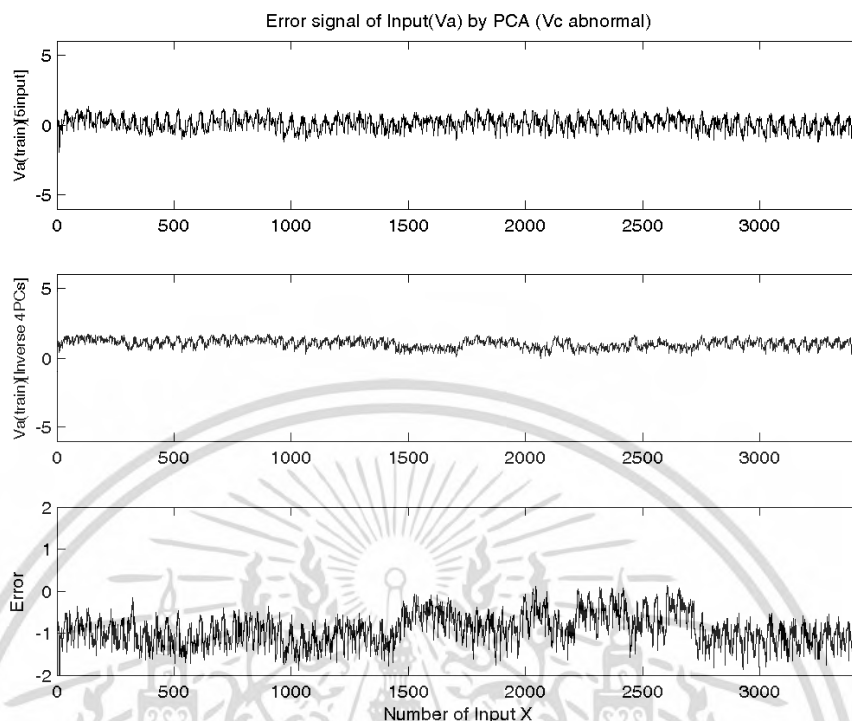


รูปที่ 3.30 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_b) กรณีที่ V_c ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

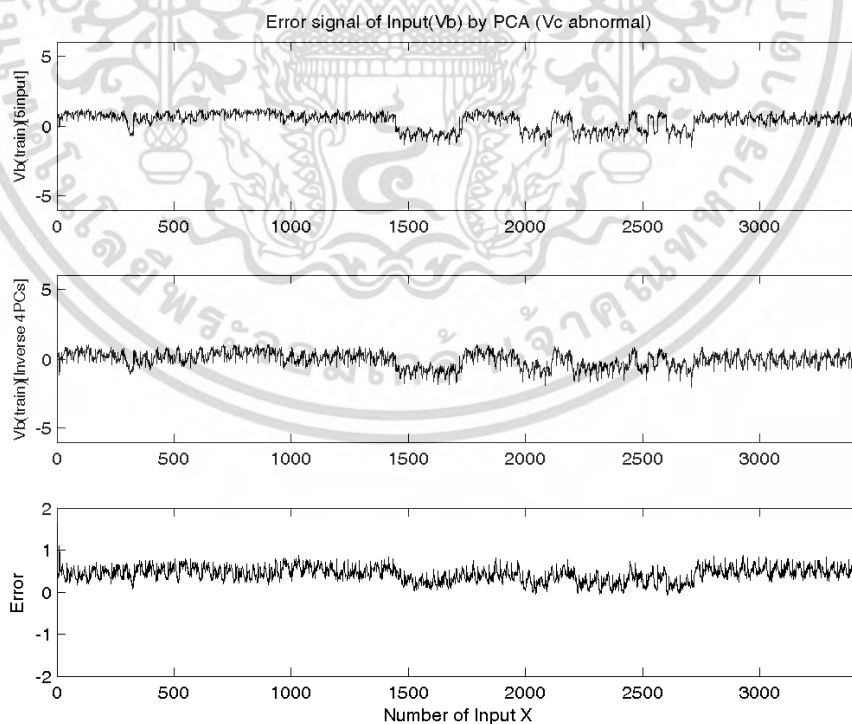


รูปที่ 3.31 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (I_c) กรณีที่ V_c ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.32 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_a) กรณีที่ V_c ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ



รูปที่ 3.33 เปรียบเทียบการผกผันตัวแปร 4 PCs กับตัวแปรอินพุต (V_b) กรณีที่ V_c ได้ถูกวัดค่าผิดปกติ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ดังรูปที่ 3.19 - 3.23 ได้แสดงข้อมูลการผกผันตัวแปร 4 PCs ที่ถูกเลือก เปรียบเทียบกับตัวแปรอินพุต ที่ประกอบด้วย I_a , I_b , I_c , V_b และ V_c ตามลำดับ ในกรณีที่ V_a ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด

และดังรูปที่ 3.24 - 3.28 ได้แสดงข้อมูลการผกผันตัวแปร 4 PCs ที่ถูกเลือก เปรียบเทียบกับตัวแปรอินพุต ที่ประกอบด้วย I_a , I_b , I_c , V_a และ V_c ตามลำดับ ในกรณีที่ V_b ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด

และดังรูปที่ 3.29 - 3.33 ได้แสดงข้อมูลการผกผันตัวแปร 4 PCs ที่ถูกเลือก เปรียบเทียบกับตัวแปรอินพุต ที่ประกอบด้วย I_a , I_b , I_c , V_a และ V_b ตามลำดับ ในกรณีที่ V_c ได้ถูกวัดค่าผิดพลาด

ตารางที่ 3.9 แสดงค่า MAPE ของการผกผันตัวแปร 4PCs กับแต่ละตัวแปรอินพุต กรณีเกิดความผิดพลาดที่ตัวแปรอินพุตใดๆ

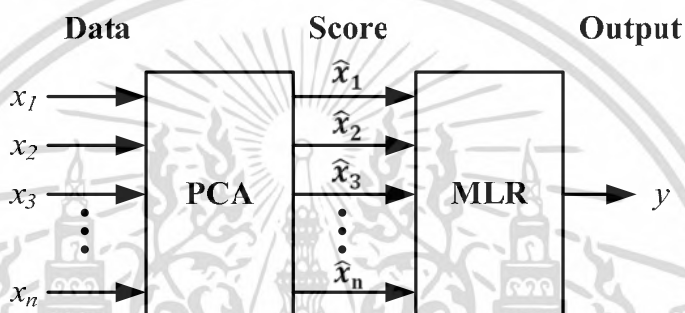
ตัวแปรที่ถูกวัดค่าผิดพลาด	(%) MAPE					
	V_a	V_b	V_c	I_a	I_b	I_c
V_a	x	184.48	380.82	14.70	1.52	6.93
V_b	1,014.44	x	379.06	3.08	0.16	36.27
V_c	1,056.56	145.08	x	43.25	10.87	62.17
I_a	149.12	172.09	390.24	x	2.01	3.46
I_b	148.64	172.24	390.50	14.02	x	0.13
I_c	148.84	172.25	390.51	13.72	0.16	x

จากการเปรียบเทียบค่า MAPE ระหว่างการผกผันตัวแปรขององค์ประกอบหลัก 4 PCs กับแต่ละตัวแปรอินพุต ในกรณีเกิดความผิดพลาดที่ตัวแปรอินพุตใดๆดังตารางที่ 3.9 ได้แสดงให้เห็นว่าตัวแปร 4 PCs ที่เลือกใช้ในงานวิจัยนี้จะเป็นสาระสำคัญกับข้อมูลของค่ากระแสไฟฟ้า มากกว่าข้อมูลของค่าแรงดันไฟฟ้า (ค่า MAPE ของข้อมูลชุดกระแสไฟฟ้ามีค่าน้อยกว่าข้อมูลชุดแรงดันไฟฟ้าในทุกกรณีที่เกิดความผิดพลาดกับตัวแปรอินพุตใดๆ) โดยข้อมูลผกผัน 4 PCs ของชุดกระแสไฟฟ้ามีค่า MAPE มากที่สุดเพียง 62.17% ในกรณีของตัวแปร I_c ที่ V_c ถูกวัดค่าผิดพลาด และต่ำสุดที่ 0.13% ในกรณีของตัวแปร I_c ที่ I_b ถูกวัดค่าผิดพลาด ซึ่งแตกต่างอย่างเห็นได้ชัดเมื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลผกผัน 4 PCs ของชุดแรงดันไฟฟ้าที่มีค่า MAPE มากที่สุดถึง 1,056.56% ในกรณีของตัวแปร V_a ที่ V_c ถูกวัดค่าผิดพลาด และค่าต่ำที่สุดก็ยังคงสูงถึง 145.08% ในกรณีของตัวแปร V_b ที่ V_c ถูกวัดค่าผิดพลาด เป็นต้น

3.4 การวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นร่วมกับการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก

ในรูปที่ 3.34 แสดงถึงแบบจำลองของการวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นร่วมกับการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principal Component Regression : PCR) ซึ่งเป็นการประกอบด้วย 2 ส่วนหลัก ได้แก่ ส่วนของการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA) และในส่วนของการประยุกต์ด้วยเทคนิค MLR

โดยในส่วน of ข้อมูลอินพุต ที่ประกอบด้วย ข้อมูลแรงดันไฟฟ้าและข้อมูลกระแสไฟฟ้าในแต่ละเฟส ที่มีเตอร์ระบบ AMR สามารถวัดค่าได้เป็นปกติ จะถูกนำมาแปลงให้อยู่ในรูปแบบของคะแนนองค์ประกอบหลัก (PC Score) ก่อนที่จะได้ถูกนำไปใช้เป็นตัวแปรอินพุตสำหรับใช้ประมาณการเอาต์พุตด้วยเทคนิค MLR ต่อไป



รูปที่ 3.34 แบบจำลอง PCR

เพื่อหลีกเลี่ยงความคลาดเคลื่อนที่เกิดจากเงื่อนไข หรือเหตุการณ์ที่ส่งผลให้ข้อมูลอินพุตที่ถูกวัดค่ามีข้อมูลหรือมีลักษณะการใช้ไฟฟ้าที่ไม่ต้องการ และมีความผิดแผกแตกต่างไปจากรูปแบบลักษณะการใช้ไฟฟ้าที่ได้ใช้เป็นประจำ เช่น การเกิดไฟฟ้าตก, ไฟฟ้าดับ, ไฟฟ้าเกิน หรือความผิดปกติอื่นๆ ที่มีข้อมูลที่ไม่ต้องการรวมอยู่กับข้อมูลอินพุตที่จะถูกใช้สำหรับการฝึกสอนหรือทดสอบ ซึ่งส่งผลต่อแบบจำลองประมาณการที่เป็นผลให้การประมาณการมีความคลาดเคลื่อนที่สูงขึ้นกว่าที่ควรจะเป็น โดยปัจจัยต่างๆ เหล่านี้เป็นข้อจำกัดของเทคนิค SLR และ MLR ซึ่งในการประยุกต์ใช้เทคนิค PCR ที่จะถูกนำเสนอ สามารถช่วยบรรเทาปัญหานี้ได้ โดยการแปลงและแทนที่ตัวแปรอินพุตที่เป็นค่าแรงดันไฟฟ้าและค่ากระแสไฟฟ้าในแต่ละเฟส ให้อยู่ในรูปแบบของแต่ละองค์ประกอบหลัก ซึ่งมีความสามารถในการลดขนาดของจำนวนตัวแปรอินพุตก่อนนำไปใช้ในการประมาณการค่าตัวแปรเอาต์พุตได้ ดังสมการ

$$\mathbf{x} = \mathbf{P}^T \cdot \hat{\mathbf{x}} \quad (3.10)$$

โดยกำหนดให้ $\hat{\mathbf{x}} \in \mathfrak{R}^k$ เมื่อ $k < \text{rank}(\mathbf{X}) < m$ และค่าของ \mathbf{P} เป็นค่าคงที่ สำหรับเวกเตอร์ลักษณะเฉพาะ (Eigenvectors) ของปริภูมิย่อย (Subspace) \mathfrak{R}^k ที่ได้จากเทคนิคการจำแนกค่าลักษณะเฉพาะ (Eigenvalue) ดังนั้นเมทริกซ์น้ำหนักจึงสามารถถูกแสดงได้ ดังนี้

$$\mathbf{W}_p = (\hat{\mathbf{X}}\hat{\mathbf{X}}^T)^{-1}\hat{\mathbf{X}}^T\mathbf{Y} \quad (3.11)$$

เมื่อ $\hat{\mathbf{X}} = (\hat{\mathbf{x}}_1, \hat{\mathbf{x}}_2, \dots, \hat{\mathbf{x}}_N)$

ในกรณีเวกเตอร์ลักษณะเฉพาะ k ที่ถูกเลือกนั้น เนื่องจาก $\hat{\mathbf{X}}\hat{\mathbf{X}}^T$ เป็นค่าที่สามารถผกผันได้ ดังนั้นในการแก้ปัญหาของการเลือกค่าที่เหมาะสมจึงสามารถที่จะถูกจำแนกออกมาได้โดยง่าย

ในการเปลี่ยนรูปของ \mathbf{P} ที่ได้มาจากการเลือกเวกเตอร์ลักษณะเฉพาะ k ของคอลัมน์ปริภูมิย่อยของ \mathbf{X} โดยการกระจายเมทริกซ์ด้วยวิธีการแยกค่าเชิงเดี่ยว (Singular Value Decomposition: SVD) ของ \mathbf{X} สามารถพิจารณาได้ ดังนี้

$$\mathbf{X} = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^T \quad (3.12)$$

โดยกำหนดให้ \mathbf{U} เป็นเมทริกซ์เชิงตั้งฉาก (Orthonormal Matrix) ของข้อมูลองค์ประกอบหลัก (Principal Component Scores) ที่ถูกสเกล, \mathbf{V} เป็นเมทริกซ์เชิงตั้งฉากของเวกเตอร์ลักษณะเฉพาะ และ \mathbf{S} เป็นเมทริกซ์ทแยงมุมของการแยกค่าเชิงเดี่ยวที่มีขนาดเหมือนกับ \mathbf{X} [17] ตามลำดับ

3.4.1 แบบจำลองการประมาณการใช้พลังงานไฟฟ้า

ในงานวิจัยนี้เทคนิค PCR ได้ถูกใช้เพื่อเปรียบเทียบกับประสิทธิภาพกับเทคนิคที่ถูกนำเสนอในบทถัดไป ร่วมกับเทคนิค SLR และ MLR ที่ได้กล่าวไว้ก่อนหน้านี้แล้ว โดยการเลือกใช้ตัวแปรอินพุตขององค์ประกอบหลักจำนวน 4 PCs ซึ่งในการกำหนดเลือกตัวแปรอินพุตสำหรับประมาณการเอาต์พุตที่เป็นค่าเป้าหมาย ของเทคนิค PCR ได้แสดงไว้ดังตารางที่ 3.10

ตารางที่ 3.10 แสดงตัวแปรอินพุตและเอาต์พุตสำหรับใช้ในการประมาณด้วยเทคนิค PCR (4PCs)

ตัวแปรที่ถูกวัดค่าผิดปกติ	ตัวแปรอินพุต	ตัวแปรอินพุตขององค์ประกอบหลัก	ตัวแปรเอาต์พุต
I_a	I_b, I_c, V_a, V_b, V_c	PC_1, PC_2, PC_3, PC_4	kWh
I_b	I_a, I_c, V_a, V_b, V_c	PC_1, PC_2, PC_3, PC_4	kWh
I_c	I_a, I_b, V_a, V_b, V_c	PC_1, PC_2, PC_3, PC_4	kWh
V_a	I_a, I_b, I_c, V_b, V_c	PC_1, PC_2, PC_3, PC_4	kWh
V_b	I_a, I_b, I_c, V_a, V_c	PC_1, PC_2, PC_3, PC_4	kWh
V_c	I_a, I_b, I_c, V_a, V_b	PC_1, PC_2, PC_3, PC_4	kWh

ข้อมูลของเมทริกซ์น้ำหนัก W และ ϵ ของเทคนิค PCR สำหรับใช้ในการสร้างแบบจำลองประมาณการ กรณีมีเตอร์วัดค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส ได้ถูกแสดงดังตารางที่ 3.11

ตารางที่ 3.11 แสดงเมทริกซ์ W และ ϵ ของ PCR (4PCs) กรณีค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส

ตัวแปรที่ถูกวัดค่าผิดปกติ	เมทริกซ์ W และ ϵ
V_a	$W = \begin{bmatrix} 0.6482 \\ -0.1988 \\ 0.1906 \\ -0.1569 \end{bmatrix}, \epsilon = [-0.0187]$
V_b	$W = \begin{bmatrix} 0.6525 \\ -0.1790 \\ -0.0168 \\ 0.2110 \end{bmatrix}, \epsilon = [0.0255]$
V_c	$W = \begin{bmatrix} 0.6509 \\ -0.1821 \\ 0.0321 \\ 0.2600 \end{bmatrix}, \epsilon = [0.0059]$

และข้อมูลของเมทริกซ์น้ำหนัก W และ ϵ ของเทคนิค PCR สำหรับใช้ในการสร้างแบบจำลองประมาณการ กรณีมีเตอร์วัดค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส ได้ถูกแสดงดังตารางที่ 3.12

ตารางที่ 3.12 แสดงเมทริกซ์ W และ ε ของ PCR (4PCs) กรณีค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส

ตัวแปรที่ถูกวัดค่าผิดปกติ	เมทริกซ์ W และ ε
I_a	$W = \begin{bmatrix} 0.6951 \\ 0.3031 \\ 0.3517 \\ -0.1376 \end{bmatrix}, \varepsilon = [-0.0113]$
I_b	$W = \begin{bmatrix} 0.7014 \\ 0.2029 \\ 0.1029 \\ -0.2017 \end{bmatrix}, \varepsilon = [-0.0073]$
I_c	$W = \begin{bmatrix} 0.6297 \\ -0.3319 \\ -0.1657 \\ -0.3809 \end{bmatrix}, \varepsilon = [0.0718]$

3.4.2 ผลการจำลอง

จากตารางที่ 3.13 เป็นการแสดงผลของค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน MAPE ของเทคนิค PCR (4PCs) กรณีเกิดความผิดปกติที่ตัวแปรอินพุตใดๆ โดยเมื่อพิจารณาเปรียบเทียบผลความคลาดเคลื่อนกับเทคนิค SLR และ MLR ที่ได้แสดงไว้ก่อนหน้านี้ พบว่าเทคนิค PCR มีค่า MAPE สูงกว่าเมื่อเทียบกับเทคนิค MLR ที่ใช้ตัวแปรทั้ง 5 อินพุตเพียงเล็กน้อย

ตารางที่ 3.13 แสดงค่า MAPE ของเทคนิค PCR (4 PCs) กรณีเกิดความผิดปกติที่ตัวแปรอินพุตใดๆ

ตัวแปรที่ถูกวัดค่าผิดปกติ	(% MAPE)		
	PCR (4 PCs)	MLR (5 อินพุต)	SLR (1 อินพุต)
V_a	2.6442	2.5788	5.3037
V_b	2.8194	2.3793	5.3037
V_c	2.6170	2.4010	5.3037
I_a	3.7016	3.7125	5.3037
I_b	3.4240	3.4206	5.3037
I_c	5.2060	5.1968	6.3898

แต่ถึงอย่างไรก็ยังคงมีค่า MAPE ที่ดีกว่าอย่างชัดเจนเมื่อเปรียบเทียบกับเทคนิค SLR แต่อย่างไรก็ตามค่า MAPE ของแต่ละเทคนิคที่ได้ ยังไม่ได้ถูกพิจารณาถึงปัจจัยที่เกิดจากเงื่อนไขหรือเหตุการณ์ ที่อาจส่งผลให้อินพุตมีข้อมูลหรือมีลักษณะการใช้ไฟฟ้าที่ไม่ต้องการ แตกต่างไปจากการใช้ไฟฟ้าที่ใช้เป็นปกติ ซึ่งในการเปรียบเทียบดังกล่าวจะได้กล่าวไว้ในบทถัดไป

3.5 สรุป

เนื้อหาในบทนี้ เป็นการแสดงถึงการประมาณการค่าพลังงานไฟฟ้าที่สูญเสียไปเนื่องจากมิเตอร์วัดค่าผิดพลาดในกรณีต่างๆ โดยใช้เทคนิคที่มีพื้นฐานจากการวิเคราะห์หัดถดถอยถดถอยเชิงเส้น ซึ่งมีผลของการเปรียบเทียบความคลาดเคลื่อน MAPE ของเทคนิค SLR, MLR และ PCR ซึ่งได้แสดงให้เห็นประสิทธิภาพในการประมาณการของเทคนิค MLR และ PCR ที่มีค่า MAPE ที่ดีกว่าเทคนิค SLR โดยจะพบว่าเทคนิค PCR (4 PCs) มีค่า MAPE ที่สูงกว่าเทคนิค MLR (5 อินพุต) เพียงเล็กน้อย แต่อย่างไรก็ตาม ในบทนี้เป็นเพียงการนำข้อมูลอินพุตซึ่งยังไม่ได้เพิ่มค่าตัวแปรของความคลาดเคลื่อนที่เกิดจากเงื่อนไขหรือเหตุการณ์ที่ส่งผลให้อินพุตมีข้อมูลหรือมีลักษณะการใช้ไฟฟ้าที่ไม่ต้องการ แตกต่างไปจากการใช้ไฟฟ้าที่ใช้เป็นปกติ เช่น การเกิดไฟฟ้าตก, ไฟฟ้าดับ หรือการเกิดคราบอ็อกไซด์ที่จุดต่อสายของเครื่องวัด อันเป็นผลให้มีข้อมูลที่ไมต้องการถูกผสมรวมอยู่กับข้อมูลอินพุต ทั้งนี้ในเงื่อนไขเพิ่มเติมที่กล่าวมานั้นจะได้ถูกพิจารณาเปรียบเทียบของแต่ละเทคนิคในบทต่อไป

บทที่ 4

เครือข่ายประสาทเทียมร่วมกับการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก

เครือข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network : ANN) เป็นเครือข่ายที่มีรูปแบบโครงสร้างและการทำงาน-ประมวลผลเหมือนกับสมองในสิ่งมีชีวิต ที่สามารถปรับเปลี่ยนตัวเองต่อการตอบสนองของอินพุตตามกฎของการเรียนรู้ ซึ่งหลังจากที่เครือข่ายได้เรียนรู้สิ่งที่ต้องการแล้ว เครือข่ายนั้นก็จะสามารถทำงานตามที่ถูกออกแบบไว้ได้ โดยเครือข่ายประสาทเทียมได้ถูกพัฒนาและคิดค้นขึ้น จากการทำงานของสมองมนุษย์ ที่ประกอบไปด้วยหน่วยประมวลผลเรียกว่า นิวรอน (เซลล์ประสาท : Neuron) และมีการเชื่อมต่อถึงกันอย่างมากมาย ดังนั้นสมองมนุษย์จึงอาจกล่าวได้ว่าเป็นคอมพิวเตอร์ที่มีความสามารถในการปรับตัวได้อย่างไม่เป็นเชิงเส้น ที่มีการทำงานแบบขนานในการดูแลจัดการทำงานร่วมกันของนิวรอนในสมอง โดยในการคำนวณเชิงนิวรอนเป็นเสมือนการคำนวณที่เลียนแบบมาจากการทำงานของสมองมนุษย์ ที่ความสามารถในการเรียนรู้จากข้อมูลตัวอย่าง และความสามารถทำให้เป็นนัยทั่วไป (Generalize) ซึ่งถือเป็นคุณลักษณะสำคัญของเครือข่ายประสาทเทียม [18-22]

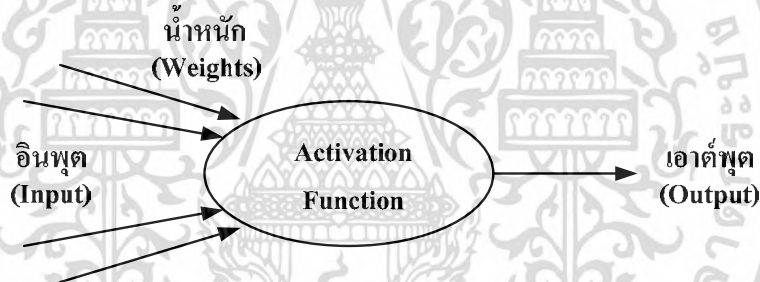


รูปที่ 4.1 รูปแบบจำลองนิวรอนตามธรรมชาติ

โดยเนื้อหาในบทนี้ จะเป็นการนำเสนอถึงการประยุกต์ใช้เทคนิคเครือข่ายประสาทเทียมสำหรับใช้ในการประมาณการค่าพลังงานไฟฟ้าที่มีค่าผิดปกติ อันเนื่องมาจากมิเตอร์ระบบ AMR ได้วัดค่าข้อมูลที่เป็นตัวแปรอินพุตบางค่าผิดปกติ ซึ่งได้อธิบายถึงแนวทางการประยุกต์ใช้เทคนิคที่ถูกนำเสนอสำหรับงานวิจัยนี้ โดยการเปรียบเทียบกับเทคนิคต่างๆที่ได้กล่าวมาแล้วในบทก่อนหน้า

4.1 แนวคิดและหลักการ

การฝึกสอนเครือข่ายสามารถทำได้ โดยการแสดงรูปแบบต่างๆ ที่ต้องการให้เครือข่ายเรียนรู้ด้วยการเรียนรู้ โดยความสามารถในการเรียนรู้ได้นี้ ทำให้มีความแตกต่างไปจากการทำงานของโปรแกรมคอมพิวเตอร์ และการที่เครือข่ายถูกทำให้เป็นนัยทั่วไป ทำให้เครือข่ายสามารถจำแนกแยกแยะรูปแบบของอินพุตแบบใหม่ๆ ที่ไม่เคยรู้จักมาก่อนได้ในระดับที่ถูกเป็นที่ยอมรับ ในการทำงานของเครือข่ายนั้น ตัวเครือข่ายเองจะทำการเก็บข้อมูลความรู้ในระหว่างขั้นตอนของการเรียนรู้ไว้ที่น้ำหนักประสาท (Synaptic Weights) โดยโครงสร้างของตัวนิวรอนภายในเครือข่ายมีอยู่มากมายหลายชนิด ซึ่งเป็นองค์ประกอบสำคัญที่ทำให้คุณลักษณะต่างๆ ของเครือข่ายแตกต่างกันออกไป ไม่ว่าจะเป็นในส่วนของการจัดวางเรียงตัวของนิวรอน, รูปแบบของกฎการเรียนรู้ที่ทำให้เกิดการปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนักประสาท หรือแม้กระทั่งเงื่อนไขที่ใช้ในการฝึกสอนของเครือข่าย อย่างไรก็ตามเครือข่ายชนิดต่างๆ สามารถมีคุณลักษณะหลายๆ อย่างร่วมกัน เช่น การทำงานแบบขนาน ซึ่งโดยปกติแล้วเครือข่ายจะมีจำนวนของนิวรอนที่ถูกเชื่อมต่อถึงกันเป็นจำนวนมากคล้ายสมองของมนุษย์ และความที่ไม่เป็นเชิงเส้นก็เป็นคุณลักษณะร่วมกันของเครือข่ายเกือบทุกแบบ



รูปที่ 4.2 แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม

จากยุคเริ่มต้นในการคิดค้นและพัฒนาเครือข่ายประสาทเทียมจนมาถึงปัจจุบัน ได้มีการประยุกต์ใช้งานเครือข่ายประสาทเทียมอย่างมากมาย อาจกล่าวได้ว่ามีการนำเอาเครือข่ายประสาทเทียมไปใช้งานกับทุกสาขาวิชา ไม่ว่าจะเป็นทางด้านวิศวกรรม, ฟิสิกส์, จิตวิทยา, แพทย์, คณิตศาสตร์, วิทยาการคอมพิวเตอร์, เคมี หรือเศรษฐศาสตร์ ซึ่งวิธีการคำนวณเชิงนิรอรลที่ได้จากเครือข่ายประสาทเทียมสามารถใช้แก้ปัญหาที่ยุ่ยากซับซ้อนได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะอย่างยิ่งปัญหาที่ไม่สามารถสืบหาคำตอบได้ และนอกจากนี้จากการใช้คุณลักษณะที่โดดเด่นของเครือข่ายประสาทเทียม เช่น ความทนทานต่อความผิดพลาด ในกรณีเมื่อเกิดความเสียหายขึ้นกับนิวรอนในเครือข่าย หรือแม้แต่เมื่อเกิดการสูญเสียการเชื่อมต่อระหว่างนิวรอนระบบเครือข่ายก็ยังสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพโดยอาจเปลี่ยนแปลงไปเพียงเล็กน้อยเท่านั้น ซึ่งถือเป็นความทนทาน (Robust) โดยธรรมชาติของระบบเครือข่ายประสาทเทียม ที่ได้รับเนื่องมาจากการที่ข้อมูลภายในเครือข่ายเป็นข้อมูลแบบกระจาย (Distributive Data) ไปทั้งเครือข่ายตามนิวรอนต่างๆ ซึ่งในการจะทำให้เครือข่ายทั้งระบบไม่สามารถทำงานได้นั้น จะต้องทำให้เกิดความเสียหายอย่างหนักเท่านั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

และด้วยคุณลักษณะเด่นในการปรับตัวได้ (Adaptive) ที่เป็นความสามารถในการปรับตัวของน้ำหนักประสาทภายในเครือข่าย ทำให้มีความสามารถโต้ตอบ (Interact) และตอบสนอง (Response) ต่อสภาวะแวดล้อมได้ ดังนั้นเมื่อสภาวะแวดล้อมเปลี่ยนไป ตัวเครือข่ายจึงสามารถตอบสนองกับการเปลี่ยนแปลงนั้นๆ แล้วทำการฝึกฝนตัวเองให้เข้ากับสภาวะแวดล้อมใหม่ได้

การประมาณค่าฟังก์ชัน (Function Approximation) สามารถพิจารณาข้อมูลรูปแบบสำหรับการเรียนรู้ N ชุด ในรูปแบบของ {เวกเตอร์อินพุต, เวกเตอร์เป้าหมาย} ได้ดังนี้

$$\{x_1, y_1\} \{x_2, y_2\} \dots \{x_N, y_N\} \quad (4.1)$$



รูปที่ 4.3 ตัวอย่างการประมาณค่าฟังก์ชัน

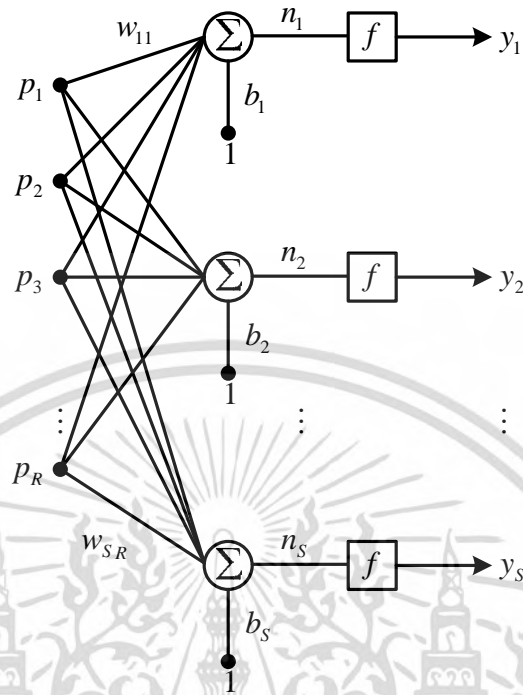
4.2 เครือข่ายประสาทเทียมป้อนไปข้างหน้าแบบแพร่ย้อนกลับ

เครือข่ายประสาทเทียมป้อนไปข้างหน้าแบบแพร่ย้อนกลับ (Feed-forward Back-propagation Neural Network) เป็นเครือข่ายที่มีสถาปัตยกรรมของเครือข่ายประสาทเทียมชนิดป้อนไปข้างหน้า (Feed-Forward Neural Network Architecture) ที่มีการใช้อัลกอริทึมแบบแพร่ย้อนกลับ (Back-propagation) ในการเรียนรู้ของเครือข่าย โดยการปรับค่าน้ำหนักในเส้นเชื่อมต่อระหว่างโหนดให้มีความเหมาะสม ซึ่งในการปรับค่าน้ำหนักนี้ ขึ้นอยู่กับความแตกต่างของค่าเอาต์พุตที่คำนวณได้กับค่าเอาต์พุตที่เป็นค่าเป้าหมาย

4.2.1 เครือข่ายประสาทเทียมป้อนไปข้างหน้าโครงสร้างชั้นเดียว

โดยปกติเครือข่ายประสาทเทียมจะประกอบไปด้วยนิวรอนหลายๆตัว และมีการเชื่อมต่อแบบขนานกันหลายๆชั้น (Layer) ซึ่งสถาปัตยกรรมของเครือข่ายประสาทเทียมป้อนไปข้างหน้าโครงสร้างชั้นเดียว (Single Layer Feed-Forward Neural Network) ถูกแสดงไว้ดังรูปที่ 4.4 โดยแสดงให้เห็นว่ามีการไหลของข้อมูลอินพุตไปยังเอาต์พุต แต่ไม่มีการไหลย้อนกลับแต่อย่างใด ด้วยเหตุนี้จึงเรียกเครือข่ายประเภทนี้ว่าเป็นแบบป้อนไปข้างหน้า (Feed-Forward Network)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.4 เครือข่ายประสาทเทียมบ่อนไปข้างหน้าโครงสร้างชั้นเดียว

ในการพิจารณาเครือข่ายแบบชั้นเดียวที่มีค่าอินพุตจำนวน R และค่าน้ำหนักประสาทจำนวน S ต่อเข้ากับแต่ละนิวรอน ซึ่งแต่ละนิวรอนจะมีตัวรวมไบอัส b

โดยมีฟังก์ชันถ่ายโอน และเอาต์พุต $y = f(W_p + b)$ ของโครงสร้างเครือข่ายนี้ ซึ่งแสดงในรูปเมตริกซ์ได้ ดังนี้

$$\mathbf{p} = \begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ p_R \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_S \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

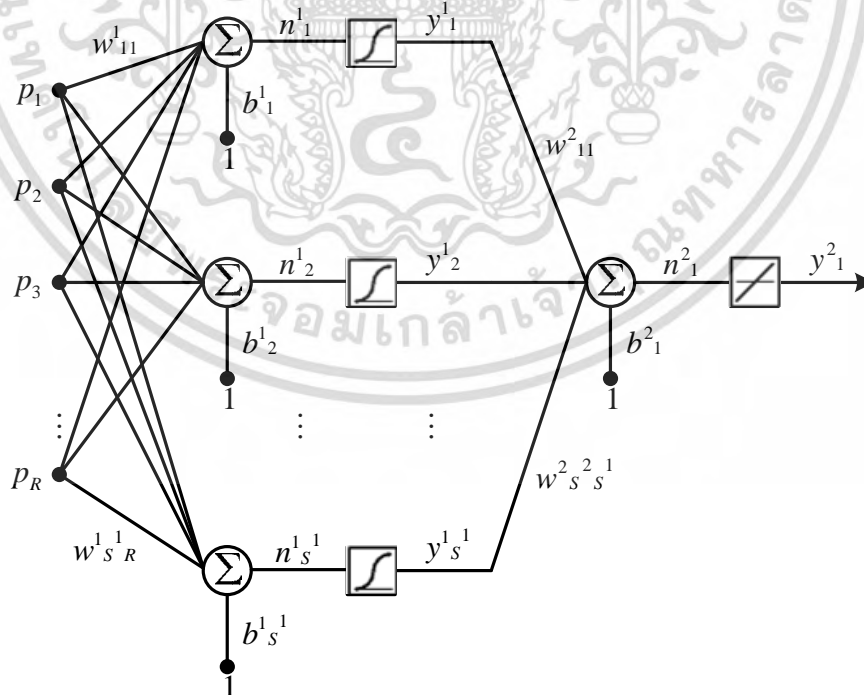
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1R} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2R} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ w_{S1} & w_{S2} & \cdots & w_{SR} \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

โดยปกติจำนวนของอินพุตไม่จำเป็นต้องเท่ากับจำนวนของนิวรอนในแต่ละชั้นนั้นๆ ($R \neq S$) และในทำนองเดียวกันฟังก์ชันถ่ายโอนก็ไม่จำเป็นต้องเป็นชนิดเดียวกันทั้งหมด ดังนั้น เมื่อพิจารณาที่เมตริกซ์น้ำหนัก \mathbf{W} จะเห็นได้ว่าค่าน้ำหนักประสาทของแต่ละแถว มีตัวห้อยแรกที่แสดงว่าเป็นของนิวรอนตัวไหน (ทั้งหมด S แถวสำหรับ S นิวรอน) และตัวห้อยที่สองที่แสดงว่ามาจากอินพุตใด (ทั้งหมด R อินพุต)

4.2.2 เครือข่ายประสาทเทียมป้อนไปข้างหน้าโครงสร้างหลายชั้น

เครือข่ายประสาทเทียม ดังแสดงในรูปที่ 4.5 เป็นเครือข่ายประสาทเทียมป้อนไปข้างหน้าโครงสร้างหลายชั้น (Multi Layer Feed-Forward Neural Network) ที่โครงสร้างต้นแบบอย่างง่ายโดยปกติประกอบด้วยชั้นอินพุต (Input Layer) จำนวน 1 ชั้น, ชั้นเอาต์พุต (Output Layer) จำนวน 1 ชั้น และชั้นซ่อน (Hidden Layer) อีกอย่างน้อยจำนวน 1 ชั้น ซึ่งลักษณะของเครือข่ายประสาทเทียมแบบนี้ ไม่ได้มีข้อจำกัดในทางทฤษฎีที่กำหนดจำนวนของชั้นซ่อน แต่โดยปกติการใช้เพียงหนึ่งหรือสองชั้นซ่อนเท่านั้นก็เพียงพอต่อการแก้ปัญหาโดยทั่วไปแล้ว



รูปที่ 4.5 เครือข่ายประสาทเทียมป้อนไปข้างหน้าโครงสร้างหลายชั้น (ANN)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยนิเวรอนในแต่ละชั้นจะถูกเชื่อมต่อกับชั้นที่ตามมา ซึ่งชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมจะเป็นการแสดงถึงการไหลของข้อมูล ในกระบวนการเรียกซ้ำหรือการแพร่กลับ โดยในการเรียกซ้ำ เป็นกระบวนการนำข้อมูลอินพุตเข้าสู่โครงข่ายที่ได้รับการฝึกสอนแล้วและรอรับคำตอบที่เอาต์พุต โดยเปรียบเทียบค่าความแตกต่างหรือค่าความผิดพลาดจากการแพร่ย้อนกลับในช่วงของการเรียกซ้ำ ซึ่งถูกใช้ในขณะที่โครงข่ายกำลังเรียนรู้จากข้อมูลชุดฝึกสอน โดยในการกำหนดจำนวนชั้นและจำนวนนิเวรอนของแต่ละชั้น จะส่งผลต่อการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าที่มีการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ

4.2.3 แบบจำลองการประมาณการใช้พลังงานไฟฟ้า

ในงานวิจัยนี้เทคนิค ANN ได้ถูกนำมาเพื่อใช้เปรียบเทียบถึงประสิทธิภาพ กับเทคนิคที่ถูกนำเสนอร่วมกับเทคนิค SLR, MLR และ PCR ที่ได้กล่าวไว้ก่อนหน้านี้แล้ว โดยการเลือกใช้ข้อมูลอินพุตจำนวน 5 ตัวแปร ซึ่งในการกำหนดตัวแปรอินพุตสำหรับประมาณการเอาต์พุตที่เป็นค่าเป้าหมายของเทคนิค ANN ได้ถูกแสดงไว้ ดังตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 แสดงตัวแปรอินพุตและเอาต์พุตสำหรับใช้ในการประมาณด้วยเทคนิค ANN

ตัวแปรที่ถูกวัดค่าผิดปกติ	ตัวแปรอินพุตของ ANN	ตัวแปรเอาต์พุต
V_a	I_a, I_b, I_c, V_b, V_c	kWh
V_b	I_a, I_b, I_c, V_a, V_c	kWh
V_c	I_a, I_b, I_c, V_a, V_b	kWh
I_a	I_b, I_c, V_a, V_b, V_c	kWh
I_b	I_a, I_c, V_a, V_b, V_c	kWh
I_c	I_a, I_b, V_a, V_b, V_c	kWh

ข้อมูลของเมทริกซ์น้ำหนัก W และ ε ของเทคนิค ANN (5 อินพุต) สำหรับใช้ในการสร้างแบบจำลองประมาณการ กรณีมิเตอร์วัดค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส ได้ถูกแสดง ดังตารางที่ 4.2

และข้อมูลของเมทริกซ์น้ำหนัก W และ ε ของเทคนิค ANN (5 อินพุต) สำหรับใช้ในการสร้างแบบจำลองประมาณการ กรณีมิเตอร์วัดค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส ได้ถูกแสดง ดังตารางที่ 4.3 ตามลำดับ

ตารางที่ 4.2 แสดงเมทริกซ์ W และ ε ของ ANN (5 อินพุต) กรณีค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส

ตัวแปรที่ถูกวัด ค่าผิดปกติ	เมทริกซ์ W และ ε
V_a	$W = \begin{bmatrix} -1.1387 & -1.1108 & 1.0623 & -0.4487 & 0.5548 \\ 0.1035 & -0.3003 & -0.0760 & -1.6840 & 0.9061 \\ 0.1268 & 0.1418 & 0.2687 & 0.3803 & -0.0790 \\ 1.1832 & -1.1730 & -0.4130 & -0.1577 & -0.2048 \\ 1.0098 & -0.2342 & 0.8262 & 0.5552 & -0.5515 \end{bmatrix}, \varepsilon = \begin{bmatrix} 1.5378 \\ 0.4329 \\ -0.0531 \\ 1.1686 \\ -1.4326 \end{bmatrix}$
V_b	$W = \begin{bmatrix} 0.5424 & -0.3294 & 0.1996 & -0.2559 & 0.1343 \\ -0.3423 & 0.5039 & 0.4778 & -0.0167 & 0.1552 \\ 0.4535 & -0.8358 & -0.3117 & -0.6339 & 0.5178 \\ -0.9549 & -0.8672 & 1.2368 & 0.0470 & -0.1944 \\ 0.1073 & -0.6393 & -1.6987 & -0.1817 & 1.5681 \end{bmatrix}, \varepsilon = \begin{bmatrix} -0.7334 \\ -1.0402 \\ 0.0335 \\ 2.4582 \\ 6.1632 \end{bmatrix}$
V_c	$W = \begin{bmatrix} -0.5802 & -0.1183 & -0.8315 & 0.5448 & 0.1252 \\ 0.9119 & -0.7643 & 0.0268 & -0.6639 & -0.0298 \\ -0.2711 & 0.2385 & 0.1432 & 0.3751 & -0.3751 \\ -0.2801 & 0.2421 & -0.4740 & 0.3043 & -0.6325 \\ 0.3857 & -0.0158 & -0.4913 & 0.6969 & -0.5386 \end{bmatrix}, \varepsilon = \begin{bmatrix} 2.0870 \\ 0.0258 \\ -0.2845 \\ -0.1723 \\ 2.0094 \end{bmatrix}$

ตารางที่ 4.3 แสดงเมทริกซ์ W และ ε ของ ANN (5 อินพุต) กรณีค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส

ตัวแปรที่ถูกวัด ค่าผิดปกติ	เมทริกซ์ W และ ε
I_a	$W = \begin{bmatrix} 0.2464 & 0.5745 & -0.1789 & 0.6824 & -0.2092 \\ 0.0656 & 0.1658 & -1.6580 & -0.9797 & 3.7330 \\ -0.2151 & 1.2321 & 2.6089 & -3.2799 & -1.8061 \\ 1.6555 & 0.5325 & -1.2656 & -3.3409 & 3.2158 \\ -0.3712 & -1.6887 & 1.9807 & 0.0838 & -2.9584 \end{bmatrix}, \varepsilon = \begin{bmatrix} -0.1426 \\ -2.0771 \\ -1.7520 \\ -0.3765 \\ 1.2296 \end{bmatrix}$
I_b	$W = \begin{bmatrix} -0.0690 & -0.0684 & 0.1775 & -0.2400 & -0.4077 \\ -0.3184 & -0.0200 & -0.6634 & 2.1077 & -0.4402 \\ -0.3733 & -0.4766 & 0.2834 & -0.6254 & 0.3032 \\ -0.4520 & -0.7952 & 0.3318 & -0.7617 & -0.0250 \\ -0.3922 & -0.1061 & -0.6582 & -0.2988 & -0.2777 \end{bmatrix}, \varepsilon = \begin{bmatrix} 0.2965 \\ 0.7929 \\ 0.4025 \\ -0.2797 \\ 0.7740 \end{bmatrix}$
I_c	$W = \begin{bmatrix} 1.6273 & -1.0189 & 0.0274 & 0.9486 & -0.2615 \\ -0.2447 & 0.6562 & -0.3064 & -0.6641 & 0.7279 \\ 1.4649 & -0.4619 & -0.0226 & 0.5236 & -0.4344 \\ -1.1146 & -1.5378 & -0.1170 & 0.0000 & -0.5956 \\ 4.3858 & -2.2015 & -0.3572 & -0.0894 & -0.0523 \end{bmatrix}, \varepsilon = \begin{bmatrix} -5.9228 \\ -0.0478 \\ -0.3971 \\ 4.0656 \\ 1.0670 \end{bmatrix}$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.2.4 ผลการจำลอง

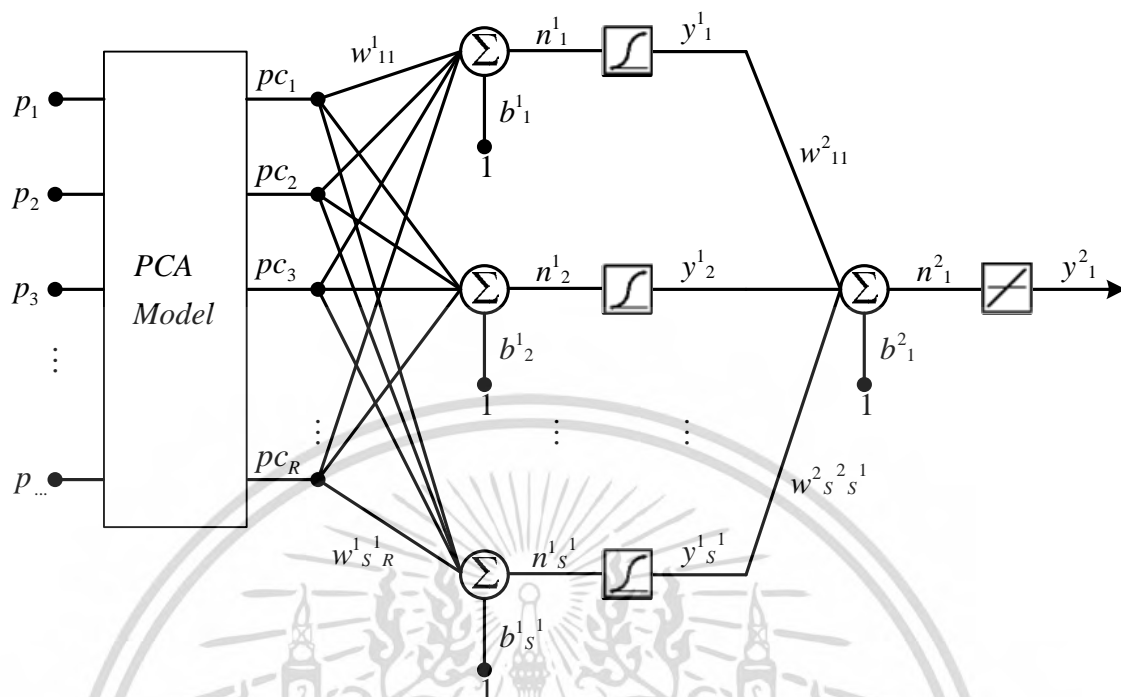
ในตารางที่ 4.4 เป็นการแสดงผลของค่าความคลาดเคลื่อน MAPE ของเทคนิค ANN (5 อินพุต) กรณีเกิดความผิดปกติที่ตัวแปรอินพุตใดๆ โดยเมื่อพิจารณาเปรียบเทียบผลความคลาดเคลื่อนของประมาณการกับเทคนิค SLR, MLR และ PCR ที่ถูกแสดงไว้ในบทก่อนหน้า พบว่าในบางกรณีค่า MAPE ของเทคนิค ANN ได้มีค่าที่ต่ำกว่าเทคนิค MLR และ PCR และในบางค่าของผลการจำลองซึ่งเป็นส่วนใหญ่มีค่าที่สูงกว่าเทคนิค MLR และ PCR ทั้งนี้ เป็นผลจากความสามารถในการปรับตัวได้ของเทคนิค ANN ซึ่งทำให้ค่าของเมทริกซ์น้ำหนัก W และ ε เปลี่ยนแปลงและสามารถปรับตัวได้ทุกครั้งที่มีการเรียนรู้ แตกต่างจากเทคนิค MLR และ PCR ที่เป็นการวิเคราะห์เชิงเส้น จึงทำให้เมทริกซ์น้ำหนัก W และ ε ไม่สามารถเปลี่ยนแปลงหรือปรับตัวได้หากไม่มีการเปลี่ยนแปลงค่าในตัวแปรอินพุต แต่ถึงอย่างไรก็ตาม เทคนิค ANN ยังคงมีค่า MAPE ที่ดีกว่าอย่างชัดเจน เมื่อพิจารณาเปรียบเทียบกับเทคนิคที่ใช้ SLR

ตารางที่ 4.4 แสดงค่า MAPE ของเทคนิค ANN (5 อินพุต) กรณีเกิดความผิดปกติที่ตัวแปรอินพุตใดๆ

ตัวแปรที่ถูกวัดค่าผิดปกติ	(%) MAPE
	ANN (5 อินพุต)
V_a	2.4977
V_b	2.7629
V_c	3.0082
I_a	4.3778
I_b	3.7064
I_c	5.1433

4.3 เครือข่ายประสาทเทียมร่วมกับการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก

เครือข่ายประสาทเทียมร่วมกับการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Neural Network in Conjunction with Principal Component Analysis : PCNN) มีโครงสร้างแบบจำลอง ดังถูกแสดงไว้ในรูปที่ 4.6 โดยประกอบด้วย 2 ส่วนหลัก ได้แก่ ส่วนของการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA) และในส่วนของการประยุกต์ด้วยเทคนิค ANN ที่มุ่งหวังให้เทคนิคที่ถูกนำเสนอมีความสามารถในการปรับตัวได้และความสามารถในการคัดกรองข้อมูลที่ไม่ถูกต้องการ เพื่อออกแบบให้แบบจำลองสามารถประมาณการค่าพลังงานไฟฟ้าที่ถูกใช้ไปได้อย่างมีประสิทธิภาพ และครอบคลุมในทุกเงื่อนไขของเหตุการณ์ที่เป็นผลทำให้มีเตอรระบบ AMR วัดค่าผิดปกติ



รูปที่ 4.6 เครือข่ายประสาทเทียมรวมกับการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCNN) ที่ถูกนำเสนอ

ในการประยุกต์ใช้เทคนิคประมาณการด้วยแบบจำลองของเทคนิค PCNN ที่ถูกนำเสนอนี้ ได้ใช้โปรแกรม MATLAB ในการออกแบบและประมวลผลการจำลอง เพื่อศึกษาถึงความเป็นไปได้ของผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลองด้วยเทคนิคต่างๆเปรียบเทียบกับเทคนิคที่ถูกนำเสนอในงานวิจัยนี้ ซึ่งสามารถพิสูจน์ให้เห็นถึงความน่าเชื่อถือและความเหมาะสมของวิธีการจากผลการทดลองกับข้อมูลจริง ด้วยการพิจารณาค่าความคลาดเคลื่อนของข้อมูลเอาต์พุตที่ได้จากการประมาณการ

4.3.1 แบบจำลองการประมาณการใช้พลังงานไฟฟ้า

ในงานวิจัยนี้ เทคนิค PCNN ที่ถูกนำเสนอ จะถูกนำไปเปรียบเทียบกับเทคนิค SLR, MLR, PCR และ ANN ที่ได้กล่าวไว้ในส่วนก่อนหน้านี้ เพื่อพิสูจน์ให้เห็นถึงประสิทธิภาพในการประมาณการ และข้อดีที่เหนือกว่าของเทคนิคที่ถูกนำเสนอ เมื่อได้พิจารณาเปรียบเทียบกับเทคนิคต่างๆ โดยการใช้ตัวแปรอินพุตขององค์ประกอบหลักจำนวน 4 PCs ซึ่งในการกำหนดตัวแปรอินพุตสำหรับประมาณการเอาต์พุตที่เป็นค่าเป้าหมาย ของเทคนิค PCNN ได้ถูกแสดงไว้ในตารางที่ 4.5

ในตารางที่ 4.6 เป็นการแสดงรายละเอียดของตัวแปรที่ถูกออกแบบสำหรับเทคนิค PCNN (4 PCs) ซึ่งมีการแสดงถึงการจำลองเพิ่มข้อมูลที่ไม่ต้องการ (Noise Data) โดยชุดข้อมูลสุ่มจำนวน 5 - 50% รวมเข้าไปในชุดของข้อมูลอินพุตสำหรับใช้ทดสอบ เพื่อพิสูจน์ถึงความทนทานต่อข้อมูลไม่พึงประสงค์ที่ไม่ต้องการของเทคนิค PCNN ที่ถูกนำเสนอ โดยมีผลการเปรียบเทียบค่า MAPE กับเทคนิคต่างๆ

ตารางที่ 4.5 แสดงตัวแปรอินพุตและเอาต์พุตสำหรับใช้ในการประมาณด้วยเทคนิค PCNN (4 PCs)

ตัวแปรที่ถูกวัด ค่าผิดปกติ	ตัวแปรอินพุต	ตัวแปรอินพุตของ องค์ประกอบหลัก	ตัวแปรเอาต์พุต
I_a	I_b, I_c, V_a, V_b, V_c	PC_1, PC_2, PC_3, PC_4	kWh
I_b	I_a, I_c, V_a, V_b, V_c	PC_1, PC_2, PC_3, PC_4	kWh
I_c	I_a, I_b, V_a, V_b, V_c	PC_1, PC_2, PC_3, PC_4	kWh
V_a	I_a, I_b, I_c, V_b, V_c	PC_1, PC_2, PC_3, PC_4	kWh
V_b	I_a, I_b, I_c, V_a, V_c	PC_1, PC_2, PC_3, PC_4	kWh
V_c	I_a, I_b, I_c, V_a, V_b	PC_1, PC_2, PC_3, PC_4	kWh

ตารางที่ 4.6 แสดงรายละเอียดตัวแปรที่ถูกออกแบบสำหรับเทคนิค PCNN (4 PCs)

รายละเอียด	ข้อมูลที่ถูกกำหนด
จำนวนของประเภทตัวแปรอินพุต (PCNN)	6
รายละเอียดของประเภทตัวแปรอินพุต (PCNN)	แรงดันไฟฟ้าและกระแสไฟฟ้า แต่ละเฟส
จำนวนตัวแปรอินพุต (ที่วัดค่าผิดปกติ)	1
จำนวนตัวแปรอินพุต (ที่วัดค่าปกติ)	5
จำนวน PCs อินพุต	4
จำนวนตัวแปรเอาต์พุต (PCNN)	1
รายละเอียดของประเภทตัวแปรเอาต์พุต (PCNN)	พลังงานไฟฟ้า (kWh)
ขนาดของข้อมูลแต่ละตัวแปรอินพุตและเอาต์พุต	3,434
จำนวน Noise ของข้อมูลที่นำมาใช้ทดสอบ (%)	5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50
จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน (Hidden Layer)	5
ฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อน	logsig
ฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นเอาต์พุต	pureline

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ข้อมูลของเมทริกซ์ $4PCs$ และเปอร์เซ็นต์ค่านัยสำคัญของ PC_1, PC_2, PC_3, PC_4 ที่เป็นอินพุตองค์ประกอบหลักของเทคนิค PCNN (4 PCs) ที่ถูกใช้สำหรับในการสร้างแบบจำลองประมาณการ กรณีมีมอเตอร์วัดค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส และกรณีมีมอเตอร์วัดค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส ดังแสดงในตารางที่ 4.7 และตารางที่ 4.8 ตามลำดับ

ข้อมูลของเมทริกซ์น้ำหนัก W_1, W_2, ε_1 และ ε_2 ของเทคนิค PCNN (4 PCs) สำหรับใช้ในการสร้างแบบจำลองประมาณการ กรณีมีมอเตอร์วัดค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส ถูกแสดงไว้ ดังตารางที่ 4.9 และ 4.10

และข้อมูลของเมทริกซ์น้ำหนัก W_1, W_2, ε_1 และ ε_2 ของเทคนิค PCNN (4 PCs) สำหรับใช้ในการสร้างแบบจำลองประมาณการ กรณีมีมอเตอร์วัดค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส ถูกแสดงไว้ ดังตารางที่ 4.11 และ 4.12 ตามลำดับ

ตารางที่ 4.7 แสดงเมทริกซ์ $4PCs$ ของ PCNN (4 PCs) กรณีค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส

ตัวแปรที่ถูกวัดค่าผิดปกติ	เมทริกซ์ $4PCs$	ค่านัยสำคัญ (PC_1, PC_2, PC_3, PC_4)
V_a	$\begin{bmatrix} 0.6334 & -0.2304 & 0.1606 & 0.7208 \\ 0.5349 & 0.8029 & 0.1119 & -0.2381 \\ 0.5462 & -0.5408 & -0.0809 & -0.6343 \\ -0.0907 & -0.0764 & 0.7374 & -0.1264 \\ -0.0787 & -0.0628 & 0.6414 & -0.0736 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 53.2442 \\ 20.9636 \\ 15.4303 \\ 10.0922 \\ 0.2697 \end{bmatrix} = 99.7303\%$
V_b	$\begin{bmatrix} 0.6318 & -0.2112 & 0.6703 & -0.3270 \\ 0.5313 & 0.8143 & -0.1621 & 0.1683 \\ 0.5484 & -0.5387 & -0.4889 & 0.4047 \\ -0.1131 & 0.0426 & 0.3742 & 0.5132 \\ -0.0706 & -0.0150 & 0.3814 & 0.6615 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 54.9865 \\ 21.5255 \\ 11.2928 \\ 8.5478 \\ 3.6474 \end{bmatrix} = 96.3526\%$
V_c	$\begin{bmatrix} 0.6315 & -0.2128 & 0.6310 & -0.3937 \\ 0.5311 & 0.8130 & -0.1325 & 0.1966 \\ 0.5475 & -0.5395 & -0.4508 & 0.4266 \\ -0.1124 & 0.0414 & 0.3553 & 0.2473 \\ -0.0820 & -0.0316 & 0.5049 & 0.7505 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 53.8073 \\ 21.0462 \\ 10.9903 \\ 9.3027 \\ 4.8535 \end{bmatrix} = 95.1465\%$

ตารางที่ 4.8 แสดงเมทริกซ์ $4PCs$ ของ PCNN (4 PCs) กรณีค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส

ตัวแปรที่ถูกวัด ค่าผิดปกติ	เมทริกซ์ $4PCs$	ค่านัยสำคัญ (PC_1, PC_2, PC_3, PC_4)
I_a	$\begin{bmatrix} 0.7397 & -0.6641 & 0.1075 & 0.0161 \\ 0.6187 & 0.7330 & 0.2511 & 0.1301 \\ -0.1614 & -0.1160 & 0.2455 & 0.9369 \\ -0.1539 & -0.0609 & 0.6977 & -0.3162 \\ -0.1428 & -0.0678 & 0.6151 & -0.0712 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 47.7845 \\ 25.5369 \\ 20.2089 \\ 6.2655 \\ 0.2041 \end{bmatrix} = 99.7959\%$
I_b	$\begin{bmatrix} 0.7108 & 0.2080 & -0.6708 & -0.0336 \\ 0.6774 & 0.0251 & 0.7175 & 0.1604 \\ -0.1324 & 0.2890 & -0.0933 & 0.9317 \\ -0.1008 & 0.6961 & 0.1416 & -0.3155 \\ -0.0907 & 0.6230 & 0.0802 & -0.0748 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 57.7690 \\ 21.4637 \\ 14.1957 \\ 6.3703 \\ 0.2013 \end{bmatrix} = 99.7987\%$
I_c	$\begin{bmatrix} 0.6734 & 0.5202 & -0.5207 & 0.0664 \\ 0.7141 & -0.2890 & 0.6373 & 0.0205 \\ -0.1142 & 0.2219 & 0.1984 & 0.9360 \\ -0.1164 & 0.5732 & 0.4006 & -0.3342 \\ -0.1003 & 0.5178 & 0.3505 & -0.0865 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 52.9489 \\ 20.7466 \\ 19.6973 \\ 6.4142 \\ 0.1930 \end{bmatrix} = 99.8070\%$

ตารางที่ 4.9 เมทริกซ์ W_1 และ ϵ_1 ของ PCNN (4 PCs) กรณีค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส

ตัวแปรที่ถูกวัด ค่าผิดปกติ	เมทริกซ์ W_1 และ ϵ_1
V_a	$W_1 = \begin{bmatrix} -0.4118 & -0.0492 & -0.4269 & 0.0269 \\ -0.8652 & 0.3710 & 0.1309 & -0.1998 \\ 0.1464 & 0.5124 & -0.0167 & -0.5288 \\ -0.9654 & -1.0756 & -0.1693 & -0.2961 \\ 0.0394 & -0.2599 & 0.8766 & -0.0329 \end{bmatrix}, \epsilon_1 = \begin{bmatrix} 1.3547 \\ 1.1932 \\ -0.4798 \\ 4.2094 \\ 0.4755 \end{bmatrix}$
V_b	$W_1 = \begin{bmatrix} -0.2980 & 0.8626 & 0.0506 & 0.5332 \\ 0.5467 & -0.1776 & 0.1025 & -0.0560 \\ 1.0478 & -0.1787 & -0.8631 & 1.2946 \\ -0.1712 & -0.8750 & 2.3460 & -2.9023 \\ -3.4198 & -0.8389 & -2.0670 & -1.0483 \end{bmatrix}, \epsilon_1 = \begin{bmatrix} 0.0212 \\ -0.5877 \\ 0.4635 \\ 4.8895 \\ -3.8688 \end{bmatrix}$
V_c	$W_1 = \begin{bmatrix} 0.0809 & -0.3736 & -0.9710 & 0.0010 \\ 0.0973 & 0.5273 & -0.5280 & 0.6433 \\ -0.0682 & -0.3526 & -0.5480 & -0.0926 \\ -0.8562 & 0.3235 & -0.3647 & 2.3535 \\ 0.6497 & -0.3827 & 0.0568 & -0.0047 \end{bmatrix}, \epsilon_1 = \begin{bmatrix} 1.1624 \\ -0.8753 \\ 1.1026 \\ -3.3199 \\ -0.7845 \end{bmatrix}$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.10 เมทริกซ์ W_2 และ ε_2 ของ PCNN (4 PCs) กรณีค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส

ตัวแปรที่ถูกวัด ค่าผิดปกติ	เมทริกซ์ W_2 และ ε_2
V_a	$W_2 = [0.4449 \ -0.3870 \ 0.1511 \ -0.0603 \ 0.3130]$, $\varepsilon_2 = [0.3002]$
V_b	$W_2 = [0.1162 \ 0.7551 \ 0.0418 \ 0.0192 \ 0.0718]$, $\varepsilon_2 = [0.1923]$
V_c	$W_2 = [0.2606 \ 0.1521 \ -0.4924 \ -0.0137 \ 0.5753]$, $\varepsilon_2 = [0.5082]$

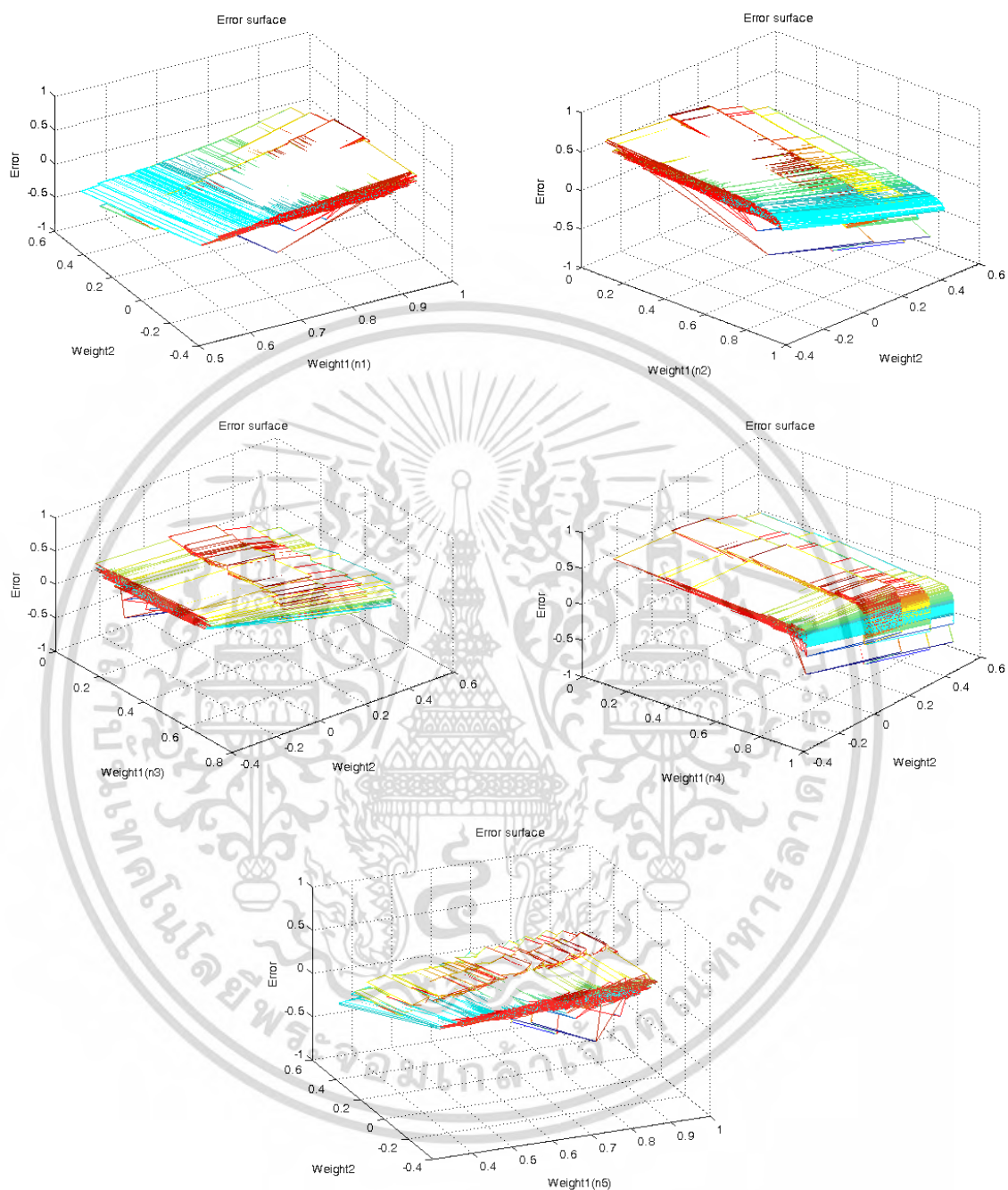
ตารางที่ 4.11 เมทริกซ์ W_1 และ ε_1 ของ PCNN (4 PCs) กรณีค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส

ตัวแปรที่ถูกวัด ค่าผิดปกติ	เมทริกซ์ W_1 และ ε_1
I_a	$W_1 = \begin{bmatrix} -0.7154 & -0.8761 & -0.0718 & -0.7199 \\ -0.4759 & 0.6691 & -1.7976 & 1.2211 \\ 1.3519 & 1.0857 & 1.8277 & 1.2388 \\ 1.2162 & 0.6725 & 1.7031 & -0.9161 \\ -0.2626 & -0.0648 & -0.1241 & 0.0402 \end{bmatrix}$, $\varepsilon_1 = \begin{bmatrix} -1.4754 \\ -7.1882 \\ -0.5330 \\ 0.6106 \\ 0.9731 \end{bmatrix}$
I_b	$W_1 = \begin{bmatrix} 1.6006 & -0.9793 & -0.0773 & 0.2986 \\ 0.2815 & 0.6488 & 0.1093 & 0.5754 \\ 0.3439 & -0.2380 & 0.9059 & 0.0306 \\ 0.5144 & 0.1943 & -0.0774 & -0.2669 \\ 1.0526 & -1.3447 & 0.4741 & 1.4849 \end{bmatrix}$, $\varepsilon_1 = \begin{bmatrix} 1.0706 \\ 1.4266 \\ -1.9563 \\ -0.9957 \\ 1.0441 \end{bmatrix}$
I_c	$W_1 = \begin{bmatrix} -1.6536 & -0.8853 & 0.4881 & 0.3356 \\ 1.2334 & 0.1399 & -0.0319 & -0.2641 \\ 1.1317 & -1.0616 & -2.7166 & 0.8018 \\ 2.0488 & 0.7137 & -0.1363 & 0.0992 \\ -0.2897 & 1.0257 & -0.4335 & -0.8626 \end{bmatrix}$, $\varepsilon_1 = \begin{bmatrix} 1.8325 \\ 2.4683 \\ -4.8686 \\ -2.3864 \\ -2.7959 \end{bmatrix}$

ตารางที่ 4.12 เมทริกซ์ W_2 และ ε_2 ของ PCNN (4 PCs) กรณีค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส

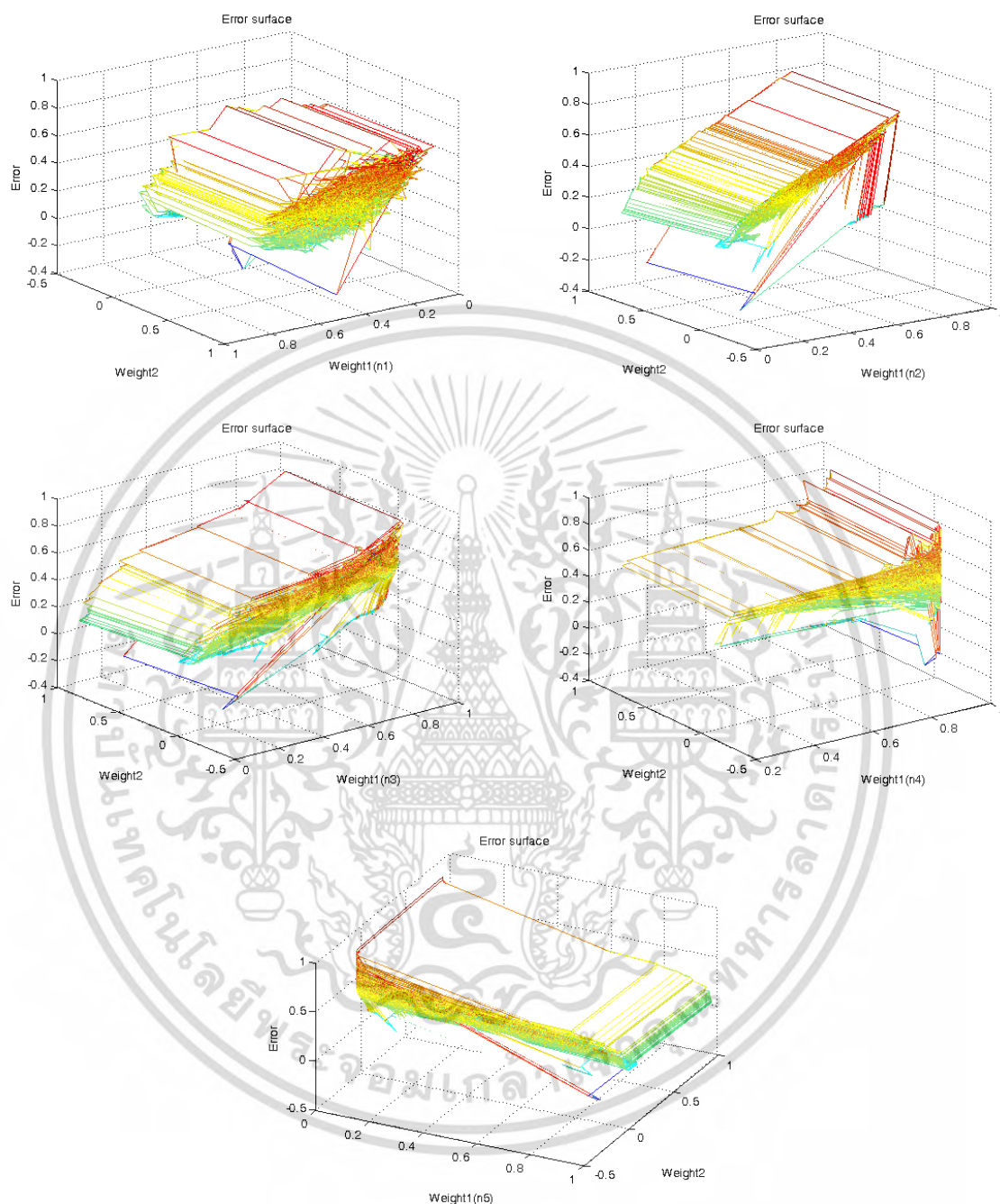
ตัวแปรที่ถูกวัด ค่าผิดปกติ	เมทริกซ์ W_2 และ ε_2
I_a	$W_2 = [-0.0614 \ 0.0106 \ -0.0134 \ 0.0082 \ -1.6929]$, $\varepsilon_2 = [1.8020]$
I_b	$W_2 = [0.0035 \ 0.1361 \ 0.0925 \ 0.7685 \ 0.0794]$, $\varepsilon_2 = [0.1739]$
I_c	$W_2 = [-0.2834 \ 0.2969 \ -0.0489 \ 0.0550 \ -0.0782]$, $\varepsilon_2 = [0.5170]$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



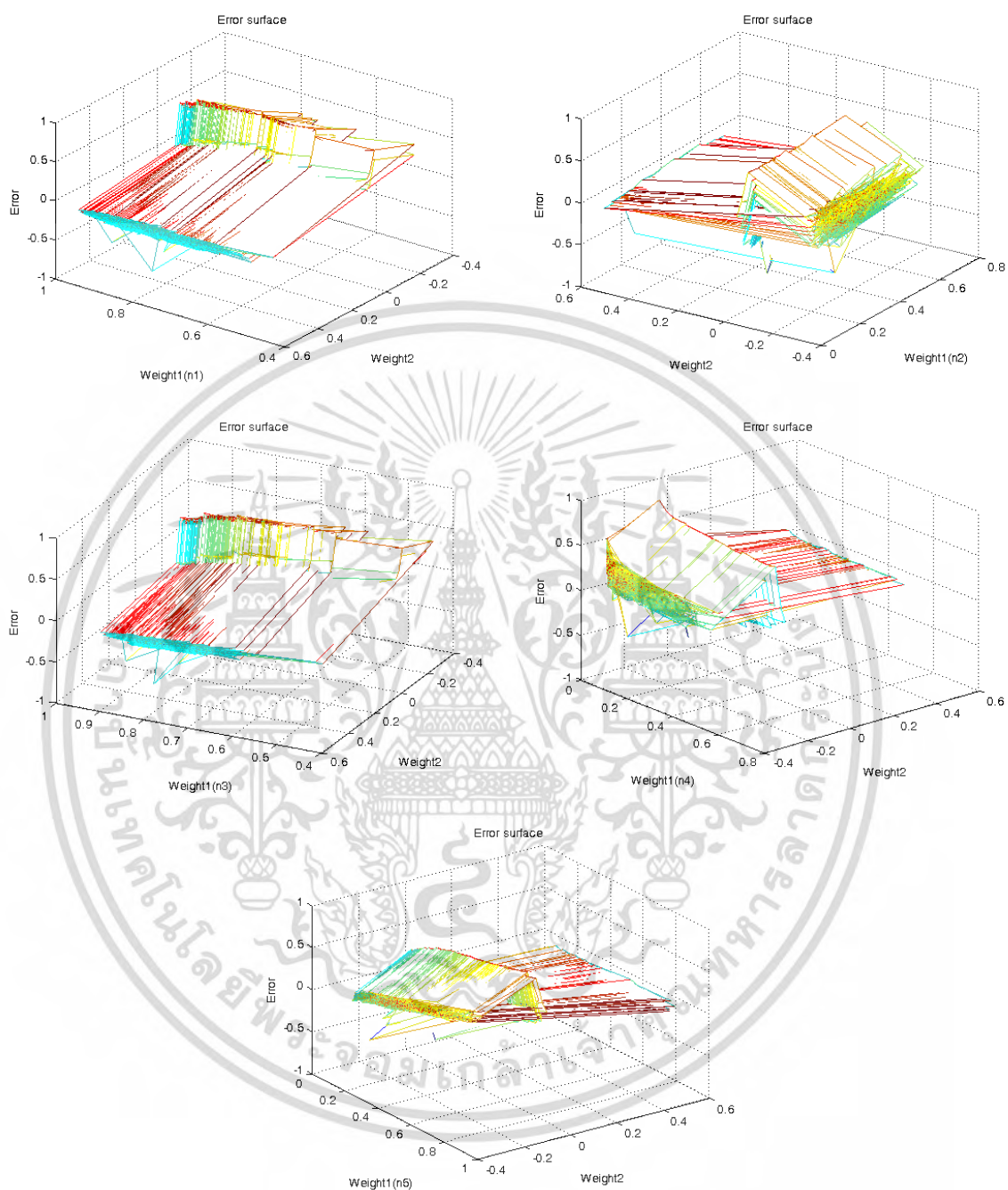
รูปที่ 4.7 พื้นผิวความคลาดเคลื่อนระหว่างข้อมูลนิวรอนที่ 1-5 ของ W_1 กับ W_2 กรณีมิเตอร์
วัดค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติที่เฟส a

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



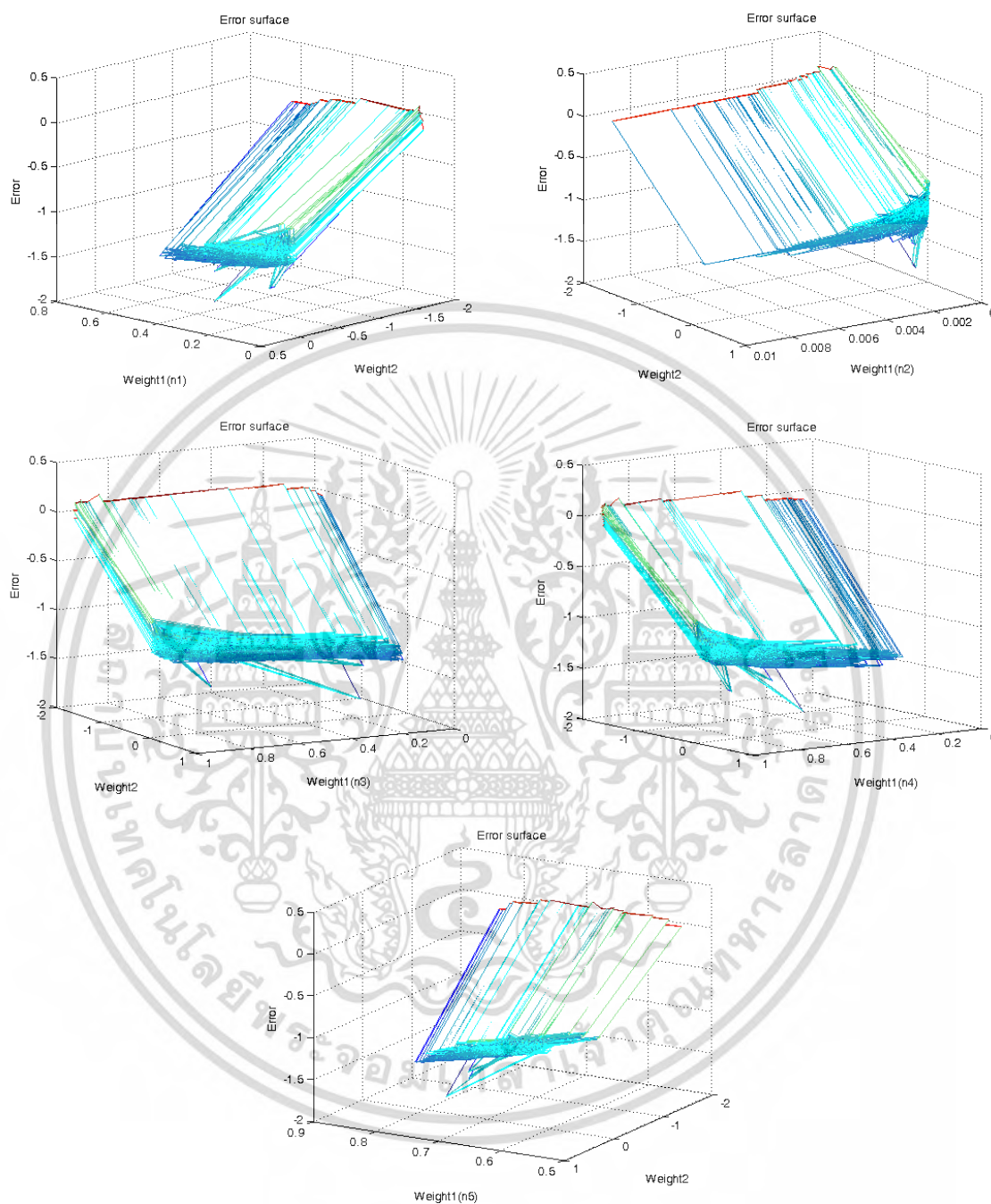
รูปที่ 4.8 พื้นผิวความคลาดเคลื่อนระหว่างข้อมูลนิวรอนที่ 1-5 ของ W_1 กับ W_2 กรณีมิเตอร์
วัดค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติที่เฟส b

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



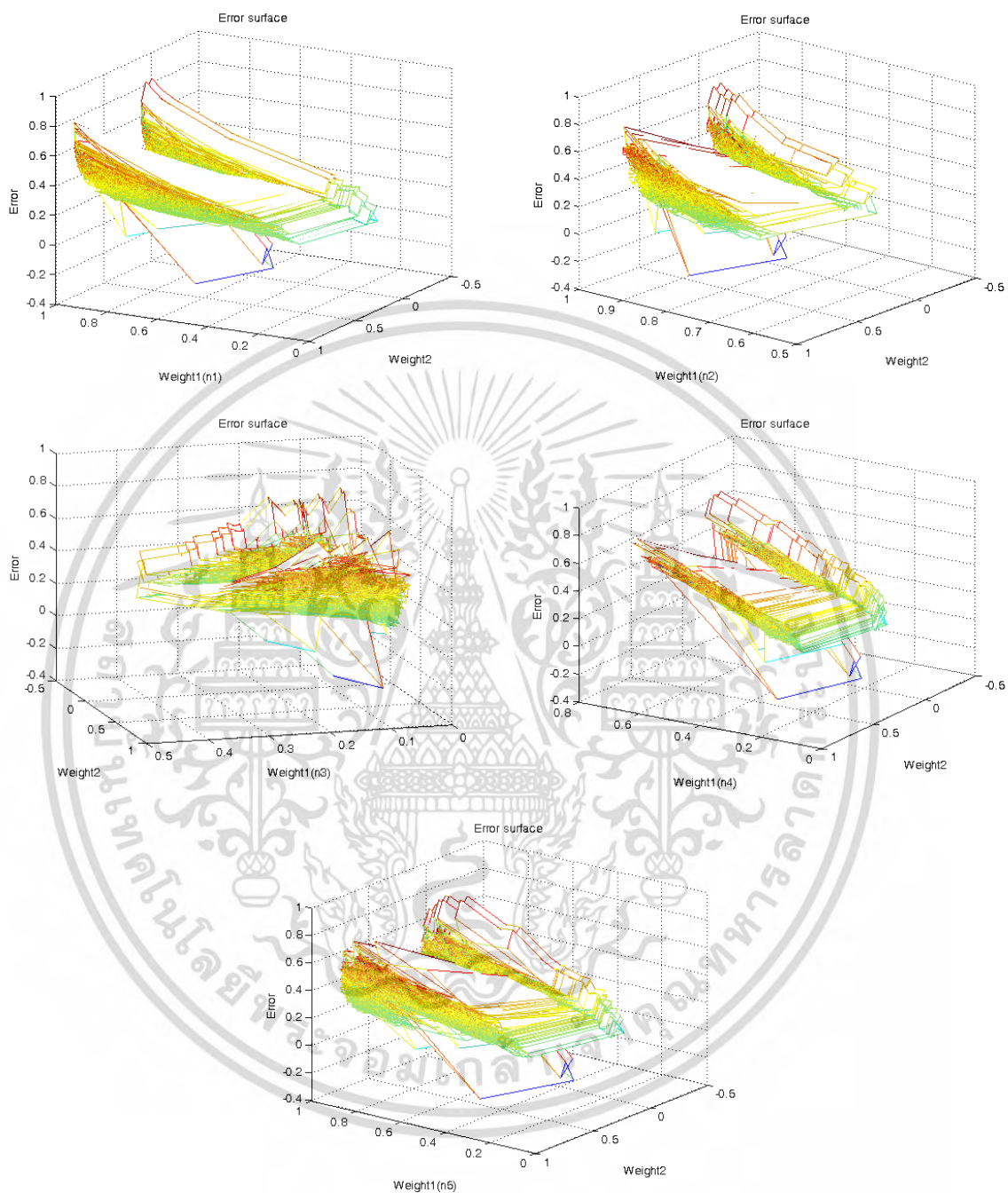
รูปที่ 4.9 พื้นผิวความคลาดเคลื่อนระหว่างข้อมูลนิวรอนที่ 1-5 ของ W_1 กับ W_2 กรณีมิเตอร์
วัดค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติที่เฟส c

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



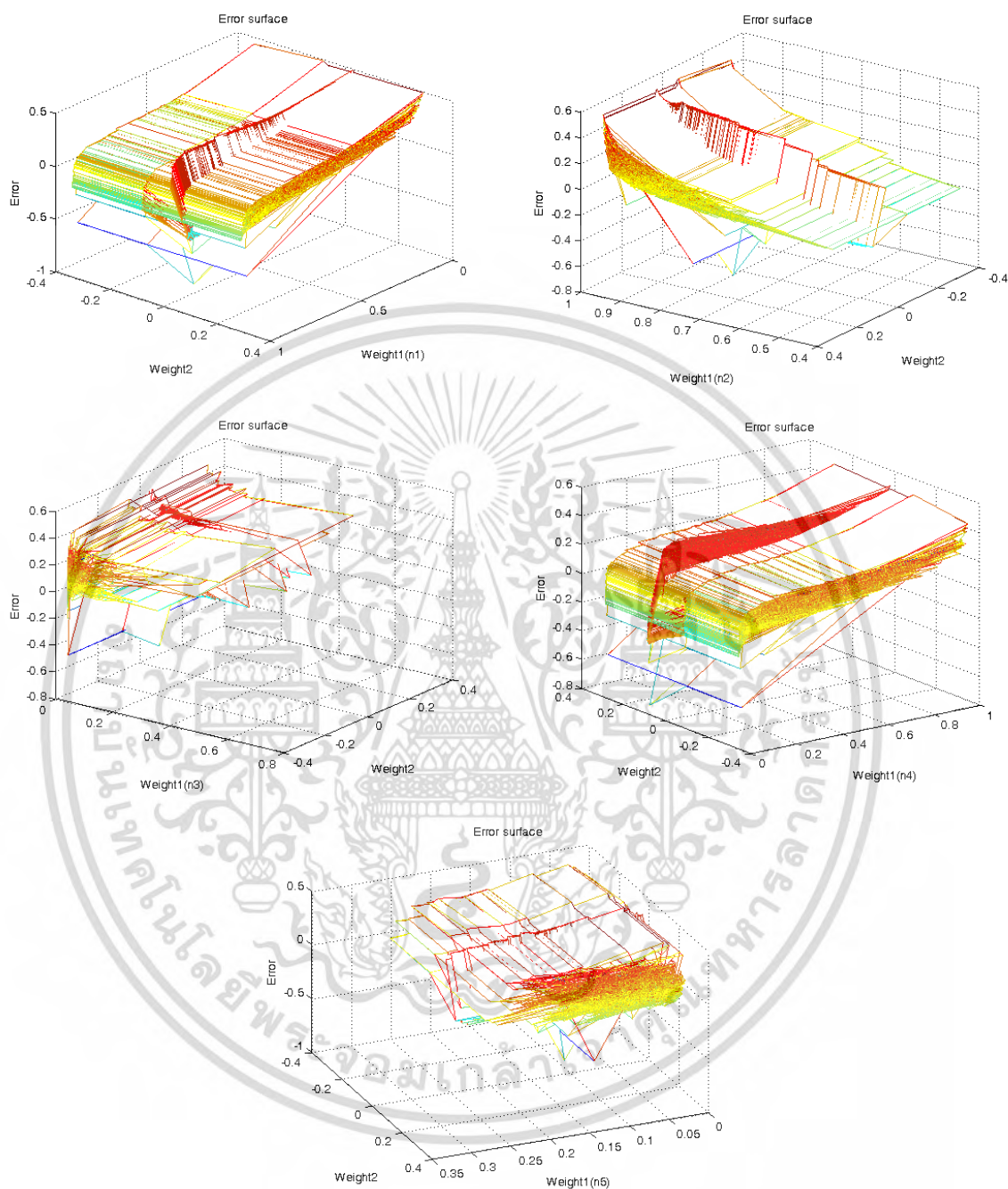
รูปที่ 4.10 พื้นผิวความคลาดเคลื่อนระหว่างข้อมูลนิวรอนที่ 1-5 ของ W_1 กับ W_2 กรณีมิเตอร์วัดค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติที่เฟส a

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.11 พื้นผิวความคลาดเคลื่อนระหว่างข้อมูลนิวรอนที่ 1-5 ของ W_1 กับ W_2 กรณีมิเตอร์วัดค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติที่เฟส b

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



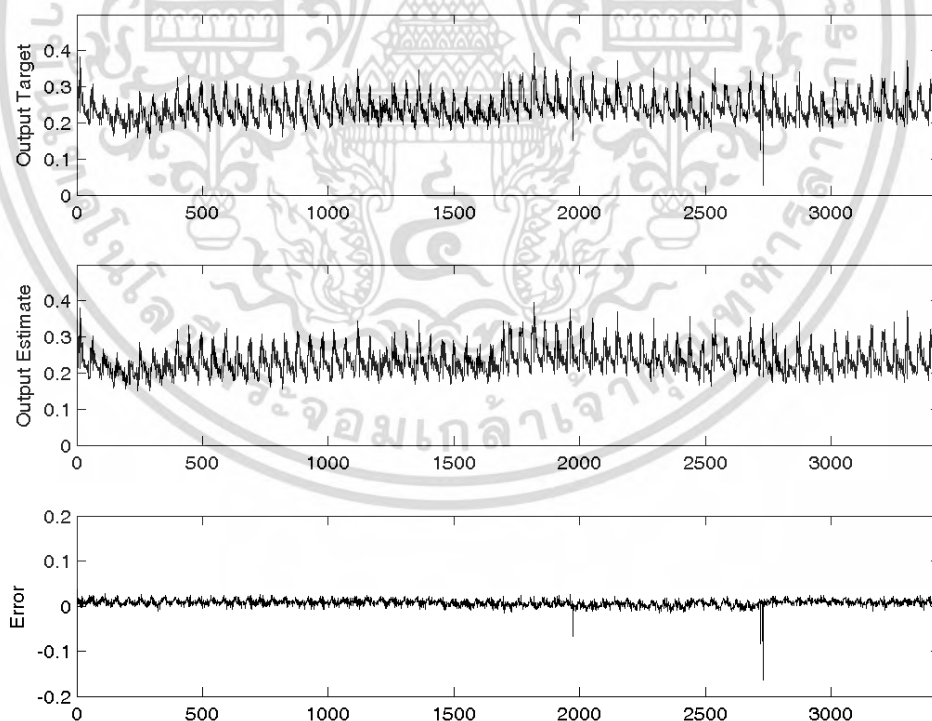
รูปที่ 4.12 พื้นผิวความคลาดเคลื่อนระหว่างข้อมูลนิวรอนที่ 1-5 ของ W_1 กับ W_2 กรณีมิเตอร์วัดค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติที่เฟส c

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

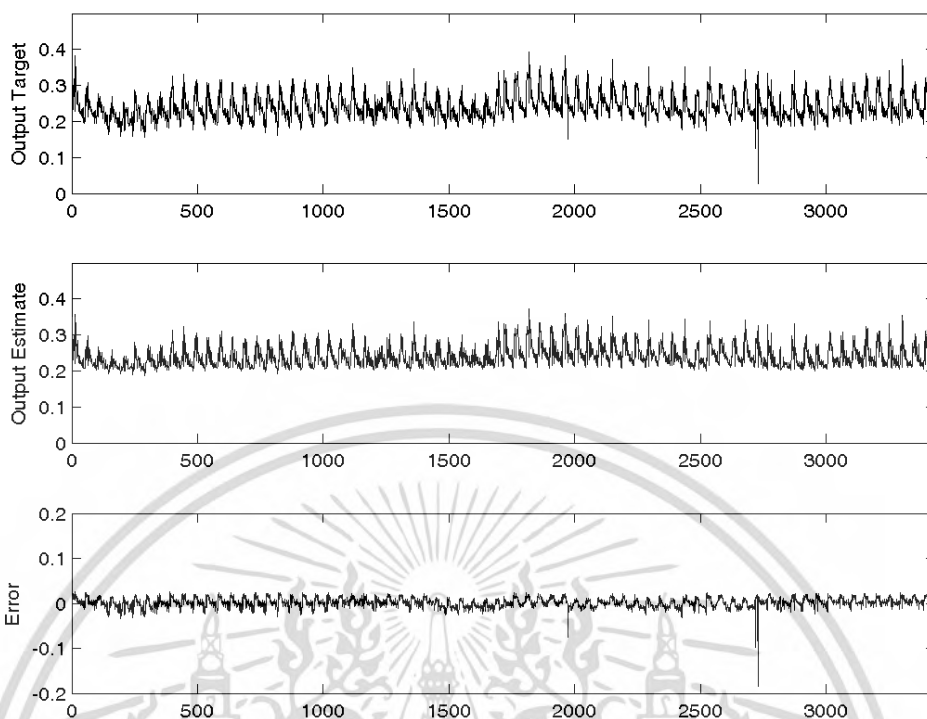
ในงานวิจัยนี้ เทคนิค PCNN ที่ถูกนำเสนอ ได้กำหนดเลือกใช้ชั้นซ่อน (Hidden Layer) จำนวน 1 ชั้น ซ่อน ที่ประกอบด้วยนิวรอนจำนวน 5 นิวรอน และชั้นเอาต์พุต (Output Layer) จำนวน 1 ชั้นเอาต์พุต ที่ประกอบด้วยนิวรอนจำนวน 1 นิวรอน โดยมีการแสดงพื้นผิวความคลาดเคลื่อน (Error Surface) เพื่อใช้ประกอบพิจารณาความสัมพันธ์ระหว่างชุดข้อมูลนิวรอนที่ 1-5 ของ W_1 กับ W_2 ในกรณีที่มีเตอร์วัดค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติที่เฟส a, ที่เฟส b และที่เฟส c ดังแสดงในรูปที่ 4.7-4.9 และแสดงพื้นผิวความคลาดเคลื่อนระหว่างชุดข้อมูลนิวรอนที่ 1-5 ของ W_1 กับ W_2 ในกรณีที่มีเตอร์วัดค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติที่เฟส a, ที่เฟส b และที่เฟส c ดังแสดงในรูปที่ 4.10-4.12 ตามลำดับ

4.3.2 ผลการจำลอง

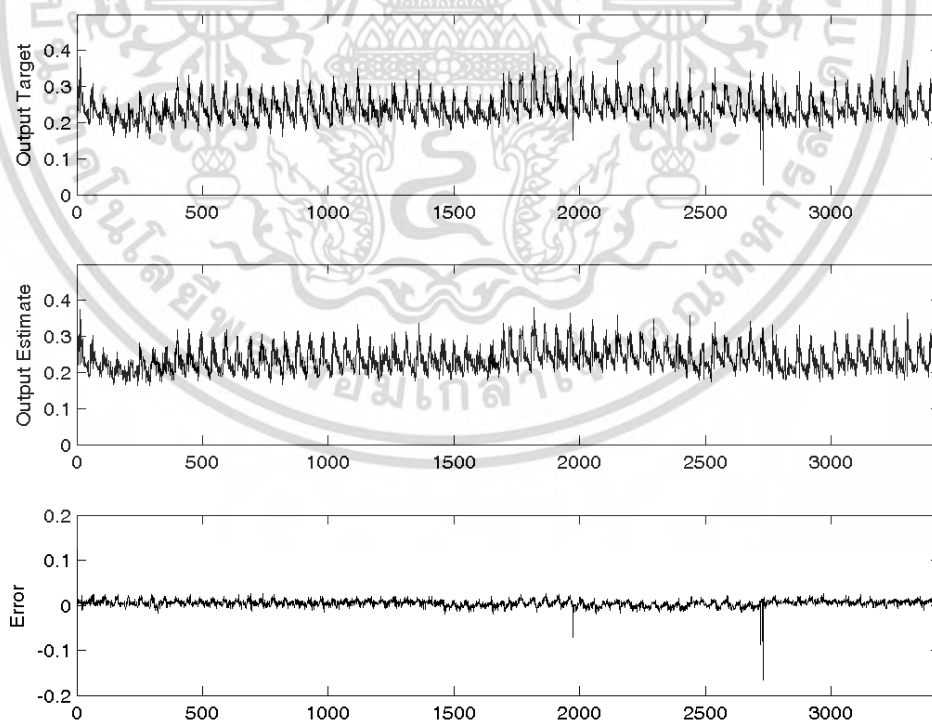
ในการประมาณการค่าพลังงานไฟฟ้าเอาต์พุตด้วยเทคนิค PCNN ที่ถูกนำเสนอ สามารถถูกจำลองด้วยโปรแกรม MATLAB โดยได้แสดงถึงลักษณะข้อมูลค่าพลังงานไฟฟ้าที่ถูกประมาณการ และค่าความคลาดเคลื่อนของการประมาณการด้วยเทคนิค PCNN ในกรณีที่มีเตอร์วัดค่าแรงดันไฟฟ้าและกระแสไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส ดังแสดงในรูปที่ 4.13-4.18 ตามลำดับ โดยเมื่อพิจารณาจากลักษณะของข้อมูลการใช้พลังงานไฟฟ้าที่ถูกประมาณและค่าความคลาดเคลื่อน ก็สามารถพิสูจน์ให้เห็นถึงประสิทธิภาพและความเชื่อถือได้ในการประมาณการเอาต์พุตที่ดี ซึ่งได้ถูกเปรียบเทียบกับผลของค่า MAPE ของเทคนิคที่ถูกนำเสนอเทียบกับเทคนิคที่นำมาใช้เปรียบเทียบต่างๆในส่วนต่อไป



รูปที่ 4.13 ข้อมูลกำลังไฟฟ้าที่ถูกประมาณการด้วย PCNN ที่นำเสนอ และความคลาดเคลื่อนกรณีมีเตอร์วัดค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติที่เฟส a

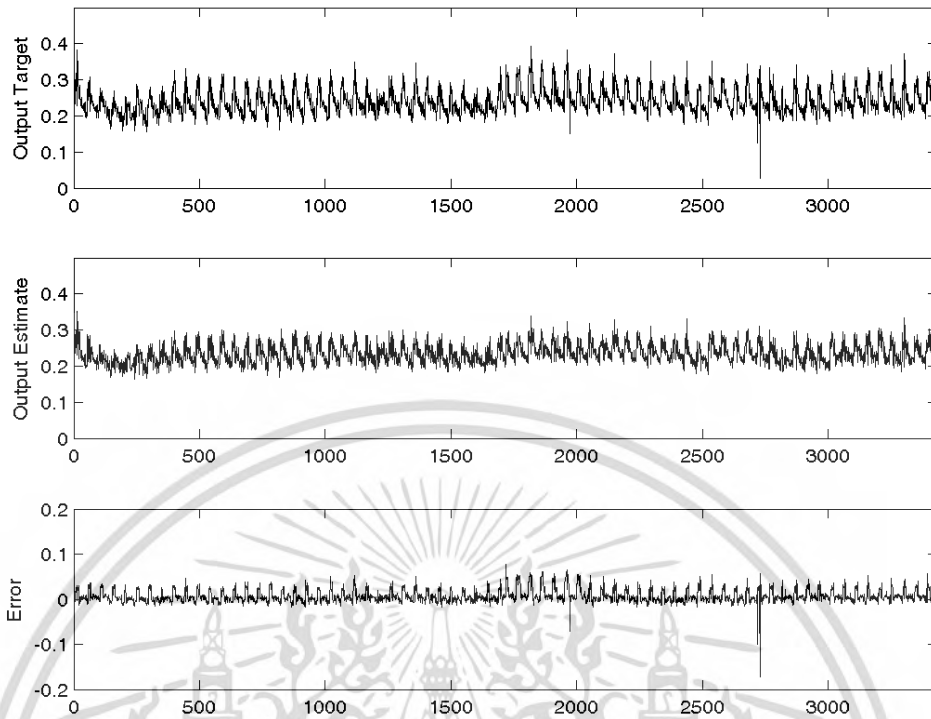


รูปที่ 4.14 ข้อมูลกำลังไฟฟ้าที่ถูกประมาณการด้วย PCNN ที่นำเสนอ และความคลาดเคลื่อนกรณีมีเตอร์วัดค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติที่เฟส b

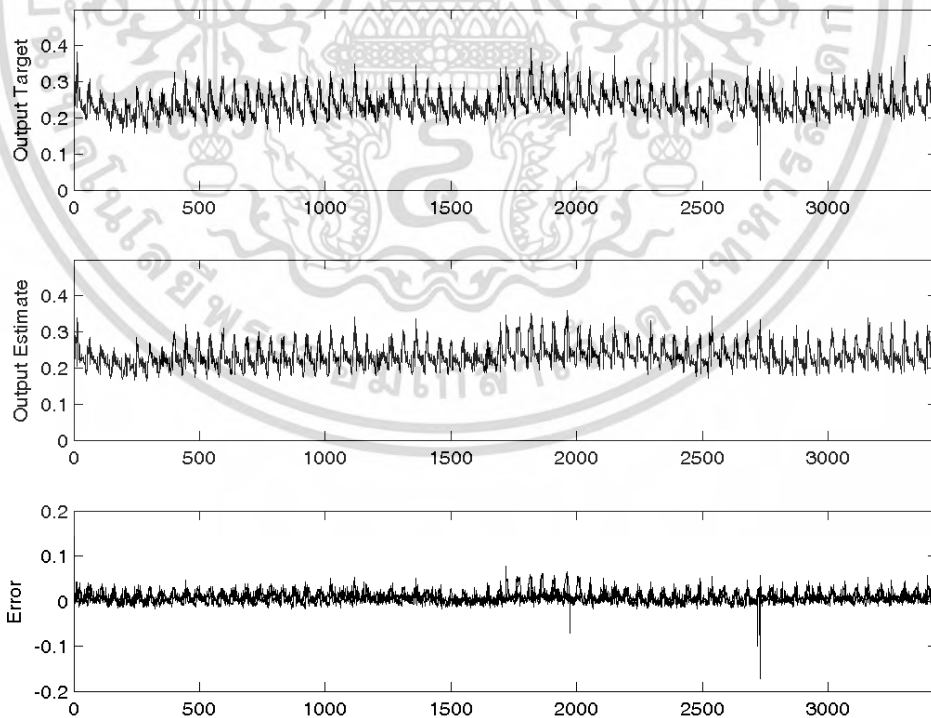


รูปที่ 4.15 ข้อมูลกำลังไฟฟ้าที่ถูกประมาณการด้วย PCNN ที่นำเสนอ และความคลาดเคลื่อนกรณีมีเตอร์วัดค่าแรงดันไฟฟ้าผิดปกติที่เฟส c

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

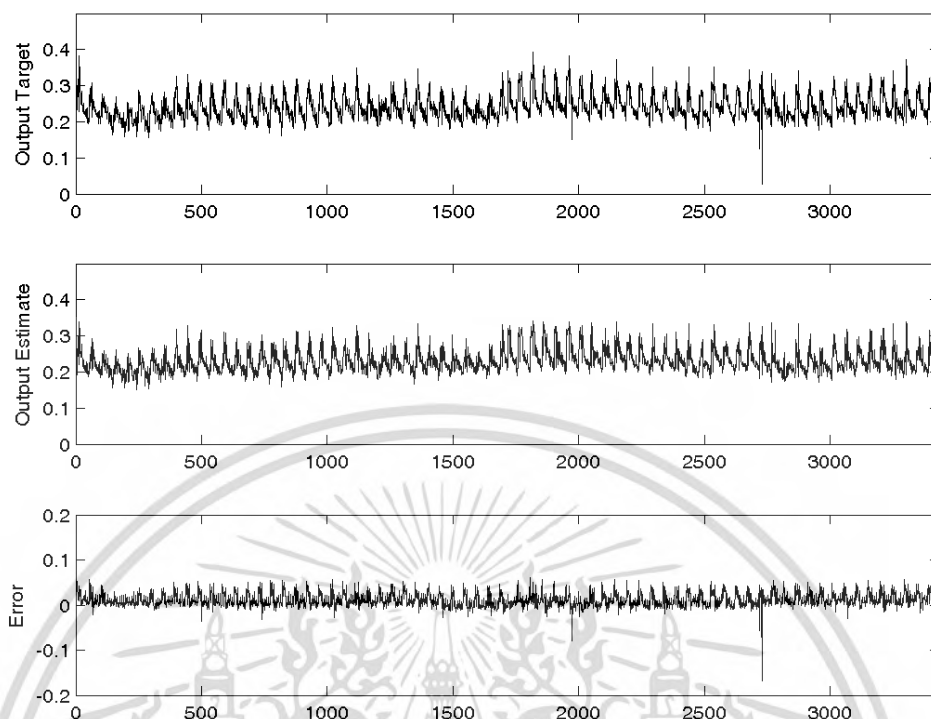


รูปที่ 4.16 ข้อมูลกำลังไฟฟ้าที่ถูกประมาณการด้วย PCNN ที่นำเสนอ และความคลาดเคลื่อนกรณีมิเตอร์วัดค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติที่เฟส a



รูปที่ 4.17 ข้อมูลกำลังไฟฟ้าที่ถูกประมาณการด้วย PCNN ที่นำเสนอ และความคลาดเคลื่อนกรณีมิเตอร์วัดค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติที่เฟส b

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.18 ข้อมูลกำลังไฟฟ้าที่ถูกประมาณการด้วย PCNN ที่นำเสนอ และความคลาดเคลื่อนกรณีมิเตอร์วัดค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติในเฟส c

ตารางที่ 4.13 แสดงรายละเอียดข้อมูลสำหรับประมาณการด้วยเทคนิคเฉลี่ยหน่วยสามเดือน

รายละเอียด	ข้อมูลที่ถูกกำหนด
ระยะเวลาของข้อมูลที่วัดค่าเป็นปกติ	3 เดือน (ก่อนเกิดการวัดค่าผิดปกติ)
ช่วงเดือนที่วัดค่าเป็นปกติ	สิงหาคม - ตุลาคม 2559
จำนวนของข้อมูลที่วัดค่าเป็นปกติ	9,120 ข้อมูล
วันที่มิเตอร์บันทึกหน่วยประจำเดือน	28, 29 ของทุกเดือน
ระยะเวลาของข้อมูลที่วัดค่าผิดปกติ	35 วัน 18 ชั่วโมง 30 นาที
ช่วงเดือนที่วัดค่าผิดปกติ	พฤศจิกายน - ธันวาคม 2559
จำนวนของข้อมูลที่วัดค่าผิดปกติ	3,434 ข้อมูล

ในการวิจัยนี้ ได้มีการจำลองประมาณการเอาต์พุต (kWh) ด้วยเทคนิคเฉลี่ยหน่วยสามเดือน เพื่อใช้เปรียบเทียบกับผลค่าความคลาดเคลื่อนกับเทคนิค PCNN ที่ได้ถูกนำเสนอ โดยการนำข้อมูลหน่วยพลังงาน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

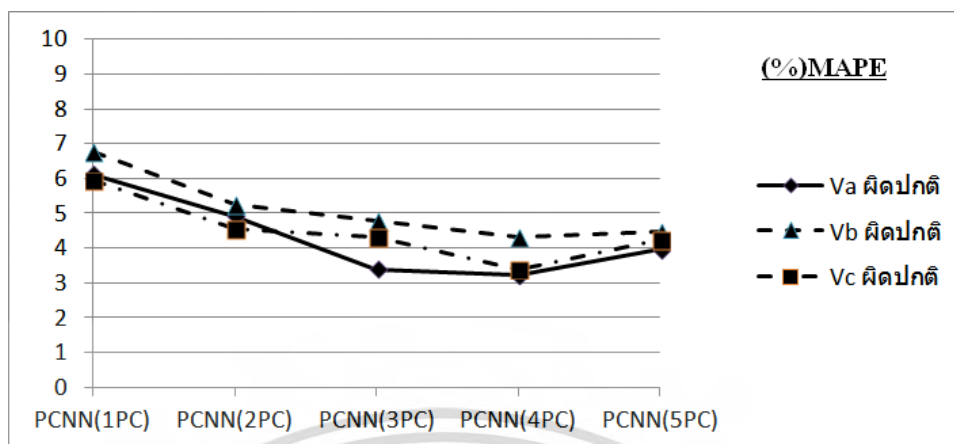
ไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้าประจำเดือน ในขณะที่มีเตอร์ระบบ AMR วัดค่าเป็นปกติ จำนวน 3 รอบเดือนก่อนหน้าเกิดเหตุการณ์ความผิดปกติ เพื่อใช้สำหรับเป็นข้อมูลประมาณการค่าพลังงานไฟฟ้าในช่วงระยะเวลาที่ต้องการพิจารณาหรือในช่วงระยะเวลาที่มีเตอร์ระบบ AMR เกิดการวัดค่าผิดปกติ โดยมีรายละเอียดข้อมูลสำหรับประมาณการด้วยเทคนิคเฉลี่ยหน่วยสามเดือน ดังตารางที่ 4.13

จากตารางที่ 4.14 เป็นการแสดงผลของค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน MAPE ของเทคนิค PCNN (4 PCs) ที่ถูกนำเสนอในงานวิจัยนี้ ในกรณีที่เกิดความผิดปกติที่ตัวแปรอินพุตใดๆ โดยเมื่อพิจารณาเปรียบเทียบผลความคลาดเคลื่อนกับเทคนิคเฉลี่ยหน่วย 3 เดือน, SLR, MLR, PCR และ ANN ที่ได้แสดงไว้ก่อนหน้านี้ พบว่ากรณีที่ I_b และ I_c มีการวัดค่าผิดปกติ เทคนิค PCNN ที่ถูกนำเสนอ มีค่า MAPE ต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับเทคนิคอื่นที่นำมาเปรียบเทียบ โดยมีค่าเท่ากับ 3.3920 และ 4.9468 ตามลำดับ โดยในกรณีที่ I_a มีการวัดค่าผิดปกติ เทคนิค PCNN ที่ถูกนำเสนอ มีค่า MAPE ที่สูงกว่าเทคนิค PCR และ MLR แต่ยังคงมีค่า MAPE ที่ต่ำกว่าเทคนิค ANN, SLR และเฉลี่ยหน่วย 3 เดือน ต่างกับในกรณีที่ V_a , V_b และ V_c มีการวัดค่าผิดปกติ ซึ่งเทคนิค PCNN ที่ถูกนำเสนอ มีค่า MAPE สูงกว่าเทคนิค ANN, PCR และ MLR แต่ถึงอย่างไรก็ตาม เทคนิค PCNN ก็ยังคงมีค่า MAPE ที่ต่ำกว่าเทคนิค SLR และเฉลี่ยหน่วย 3 เดือน

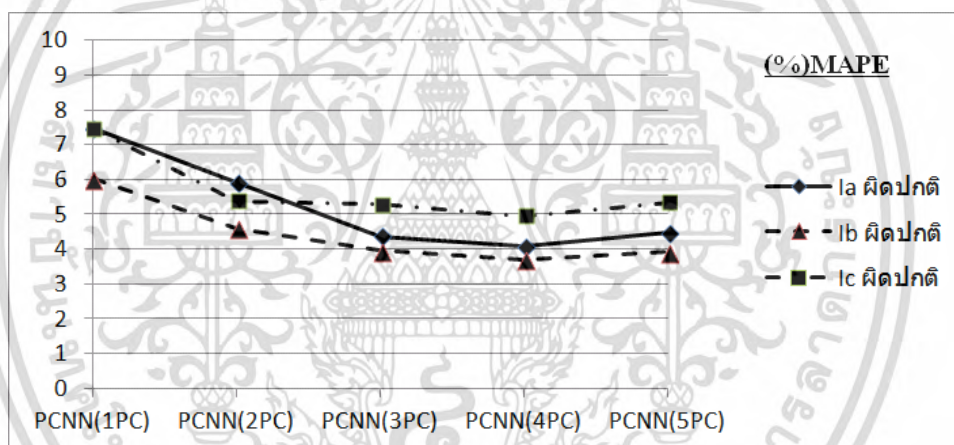
ตารางที่ 4.14 แสดงค่า MAPE ของเทคนิค PCNN (4 PCs) กรณีเกิดความผิดปกติที่ตัวแปรอินพุตใดๆ

ตัวแปรที่ถูกวัดค่าผิดปกติ	(%) MAPE					เฉลี่ยหน่วย 3 เดือน
	PCNN (4 PCs)	ANN (5 อินพุต)	PCR (4 PCs)	MLR (5 อินพุต)	SLR (1 อินพุต)	
V_a	3.2185	2.4977	2.6442	2.5788	5.3037	8.3942
V_b	4.3342	2.7629	2.8194	2.3793	5.3037	
V_c	3.3986	3.0082	2.6170	2.4010	5.3037	
I_a	4.0815	4.3778	3.7016	3.7125	5.3037	
I_b	3.3920	3.7064	3.4240	3.4206	5.3037	
I_c	4.9468	5.1433	5.2060	5.1968	6.3898	

ในรูปที่ 4.19 และรูปที่ 4.20 เป็นกราฟแสดงผลการเปรียบเทียบค่า MAPE ของเทคนิค PCNN ที่ถูกนำเสนอเทียบกับเทคนิคที่ถูกนำมาใช้เปรียบเทียบต่างๆ กรณีที่มีเตอร์ระบบ AMR มีการวัดค่าข้อมูลแรงดันไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส และกรณีที่มีเตอร์ระบบ AMR มีการวัดค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส ตามลำดับ

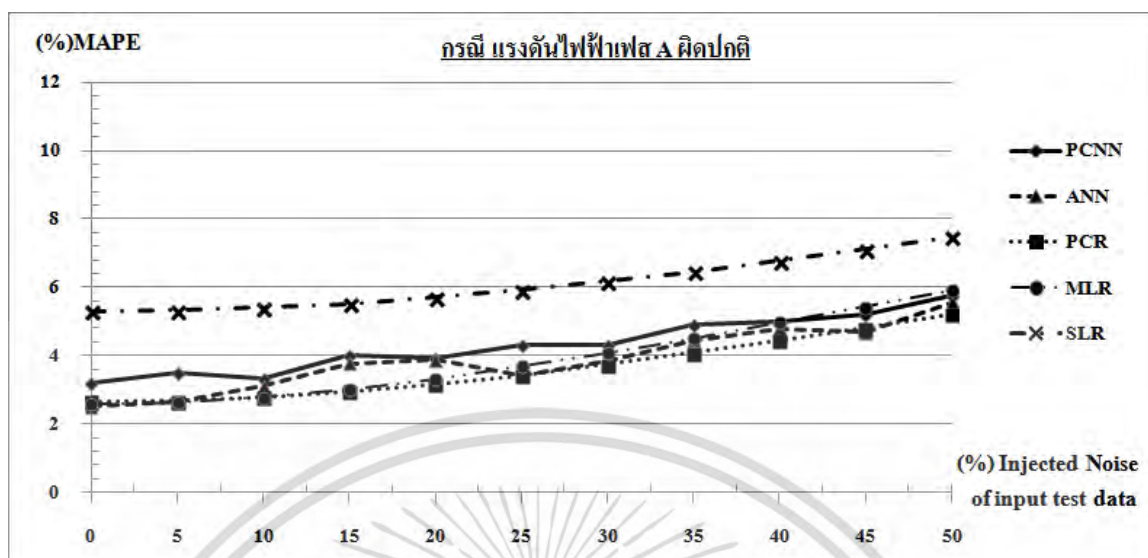


รูปที่ 4.19 แสดงการเปรียบเทียบค่า MAPE ของเทคนิค PCNN ที่ถูกนำเสนอ กับเทคนิคต่างๆ ในกรณีที่มีการวัดค่าผิดปกติของแรงดันไฟฟ้าแต่ละเฟส

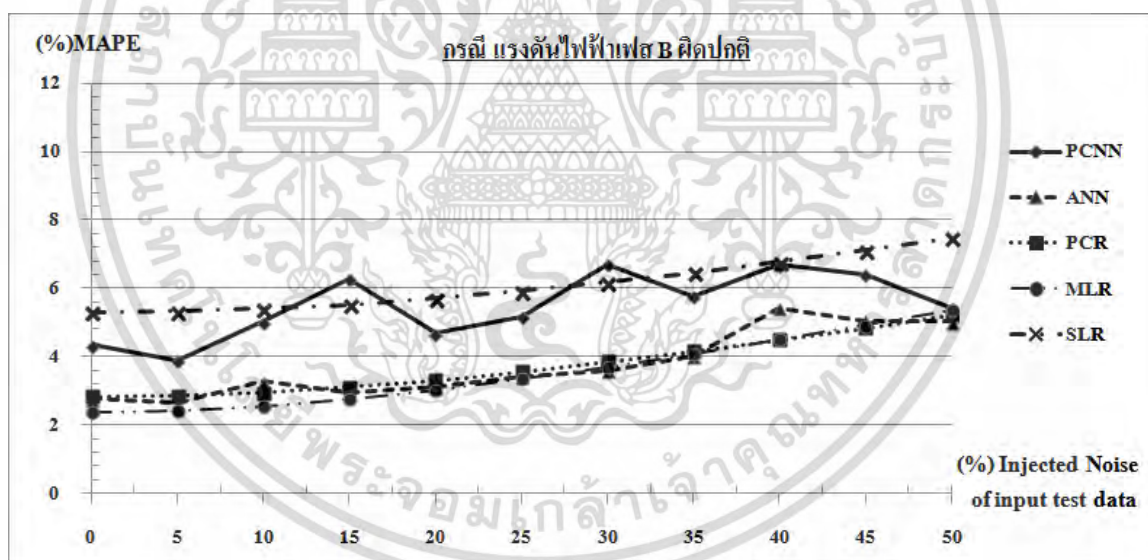


รูปที่ 4.20 แสดงการเปรียบเทียบค่า MAPE ของเทคนิค PCNN ที่ถูกนำเสนอ กับเทคนิคต่างๆ ในกรณีที่มีการวัดค่าผิดปกติของกระแสไฟฟ้าแต่ละเฟส

ในรูปที่ 4.21 - 4.26 เป็นการแสดงผลการเปรียบเทียบค่า MAPE ของเทคนิค PCNN ที่ถูกนำเสนอ กับเทคนิคที่ถูกนำมาใช้เปรียบเทียบต่างๆ ที่ได้เพิ่มข้อมูลรบกวนสุ่มเข้าไปผสมรวมกับข้อมูลอินพุตที่ใช้สำหรับทดสอบ เพื่อพิสูจน์ถึงความทนทานต่อข้อมูลหรือเหตุการณ์ ที่ส่งผลให้ข้อมูลอินพุตมีข้อมูลหรือลักษณะการใช้ไฟฟ้าที่ไม่ต้องการ แตกต่างไปจากลักษณะการใช้ไฟฟ้าที่ใช้เป็นปกติ กรณีที่มีเตอร์ระบบ AMR ได้มีการวัดค่าข้อมูลแรงดันไฟฟ้าและกระแสไฟฟ้าผิดปกติในแต่ละเฟส ตามลำดับ

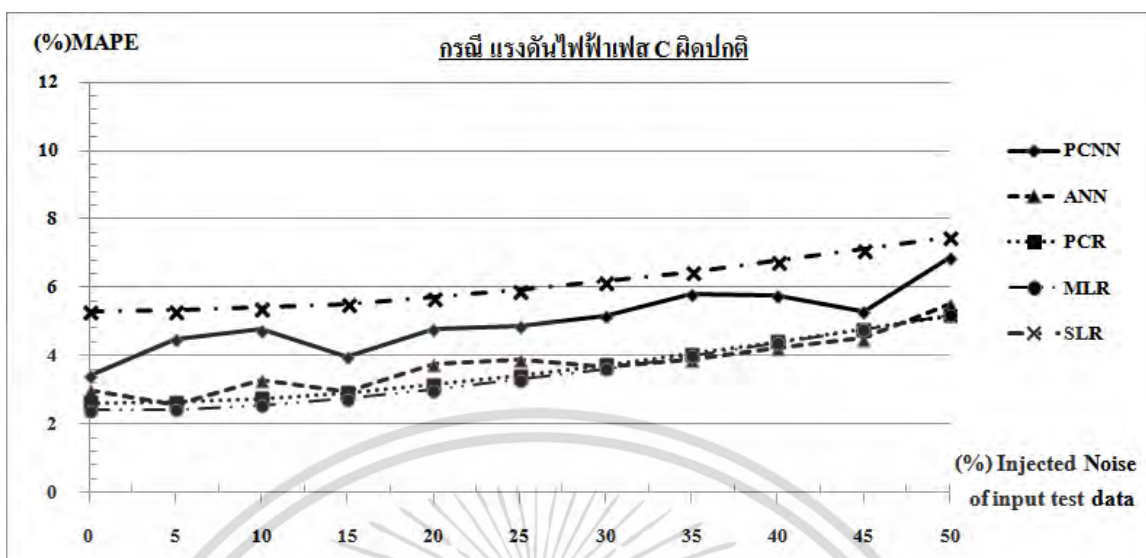


รูปที่ 4.21 แสดงการเปรียบเทียบ MAPE ของแต่ละเทคนิค ที่ถูกเพิ่มข้อมูลรบกวนสุ่มเข้าไปผสมรวมกับข้อมูลอินพุตที่ใช้สำหรับทดสอบ กรณีมีการวัดค่าผิดปกติของแรงดันไฟฟ้าเฟส a

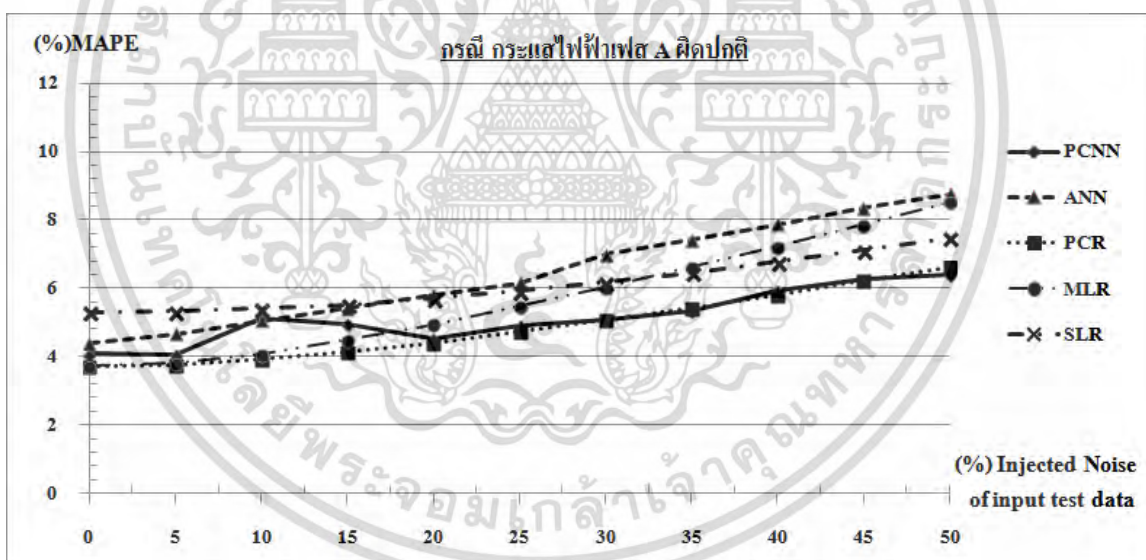


รูปที่ 4.22 แสดงการเปรียบเทียบ MAPE ของแต่ละเทคนิค ที่ถูกเพิ่มข้อมูลรบกวนสุ่มเข้าไปผสมรวมกับข้อมูลอินพุตที่ใช้สำหรับทดสอบ กรณีมีการวัดค่าผิดปกติของแรงดันไฟฟ้าเฟส b

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

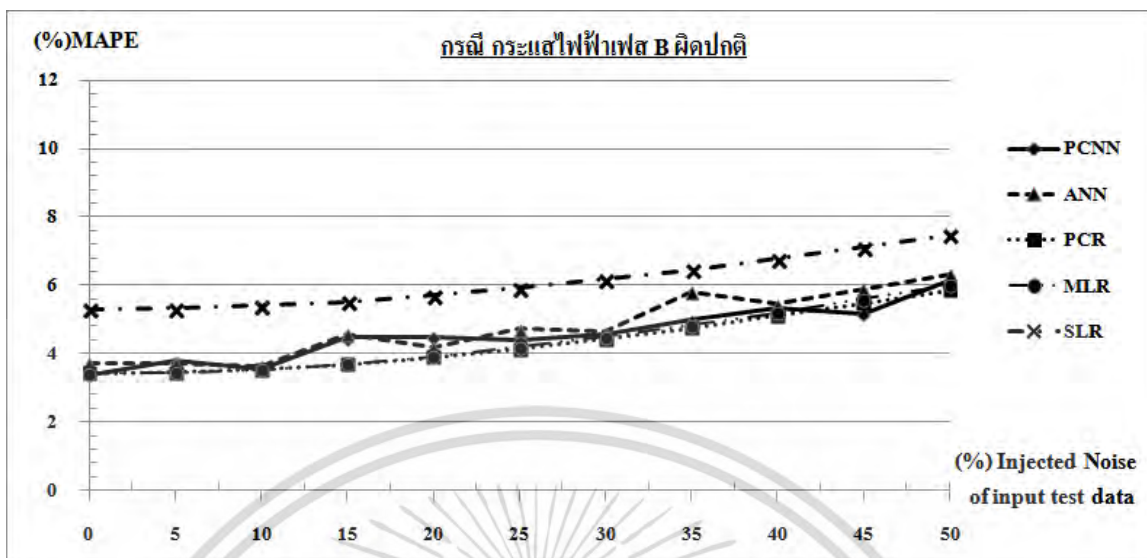


รูปที่ 4.23 แสดงการเปรียบเทียบ MAPE ของแต่ละเทคนิค ที่ถูกเพิ่มข้อมูลรบกวนสุ่มเข้าไปผสมรวมกับข้อมูลอินพุตที่ใช้สำหรับทดสอบ กรณีมีการวัดค่าผิดปกติของแรงดันไฟฟ้าเฟส c

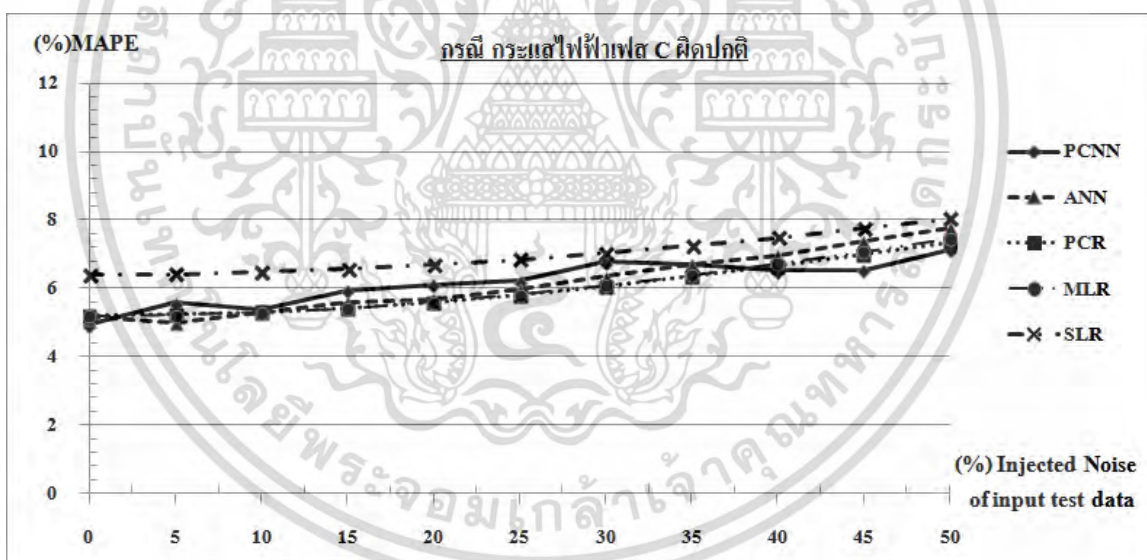


รูปที่ 4.24 แสดงการเปรียบเทียบ MAPE ของแต่ละเทคนิค ที่ถูกเพิ่มข้อมูลรบกวนสุ่มเข้าไปผสมรวมกับข้อมูลอินพุตที่ใช้สำหรับทดสอบ กรณีมีการวัดค่าผิดปกติของกระแสไฟฟ้าเฟส a

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.25 แสดงการเปรียบเทียบ MAPE ของแต่ละเทคนิค ที่ถูกเพิ่มข้อมูลรบกวนสุ่มเข้าไปผสมรวมกับข้อมูลอินพุตที่ใช้สำหรับทดสอบ กรณีมีการวัดค่าผิดปกติของกระแสไฟฟ้าเฟส b



รูปที่ 4.26 แสดงการเปรียบเทียบ MAPE ของแต่ละเทคนิค ที่ถูกเพิ่มข้อมูลรบกวนสุ่มเข้าไปผสมรวมกับข้อมูลอินพุตที่ใช้สำหรับทดสอบ กรณีมีการวัดค่าผิดปกติของกระแสไฟฟ้าเฟส c

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.4 สรุป

จากผลการจำลองในบทนี้ ได้แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของการประมาณการพลังงานไฟฟ้าที่ใช้ไป ด้วยเทคนิค PCNN ที่ถูกนำเสนอ ว่าสามารถให้ผลของเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน MAPE ที่ต่ำกว่า เทคนิคที่ถูกนำมาใช้เปรียบเทียบต่างๆ ในกรณีที่มีเตอร์ระบบ AMR ได้มีการวัดค่ากระแสไฟฟ้าผิดปกติที่ เฟสใดๆ เนื่องจากการรวมเอาคุณลักษณะในการปรับตัวได้ และความสามารถในการคัดกรองข้อมูลที่ไม่ถูกต้องการ เพื่อให้สามารถใช้ในการประมาณการค่าพลังงานไฟฟ้าที่ใช้ไปได้อย่างมีประสิทธิภาพ และเหมาะสม ซึ่งได้แสดงถึงผลในการเปรียบเทียบค่า MAPE ของเทคนิค PCNN ที่ถูกนำเสนอ กับเทคนิคที่ถูกนำมาใช้เปรียบเทียบต่างๆ ที่ได้ถูกเพิ่มข้อมูลรบกวนสุ่มเข้าไปผสมรวมกับข้อมูลอินพุตที่ใช้สำหรับทดสอบ เพื่อเป็นการพิสูจน์ยืนยันถึงความทนทานต่อข้อมูลหรือเหตุการณ์ ที่อาจส่งผลให้ข้อมูลอินพุตมีข้อมูลหรือลักษณะการใช้ไฟฟ้าที่ไม่ถูกต้องการ แตกต่างไปจากลักษณะการใช้ไฟฟ้าที่ได้ใช้เป็นปกติ เช่น การเกิด ไฟฟ้าตก, ไฟฟ้าดับ หรือการเกิดคราบอ็อกไซด์ที่จุดต่อสายของเครื่องวัด เป็นต้น

บทที่ 5

บทสรุป

วิทยานิพนธ์นี้ เป็นการศึกษาเพื่อออกแบบและประยุกต์ประมาณการค่าพลังงานไฟฟ้า ในกรณีที่มีเตอร์ระบบ AMR ได้มีการวัดค่าพลังงานไฟฟ้าผิดปกติ โดยมีสาเหตุมาจากการวัดข้อมูลค่าตัวแปรอินพุต (แรงดันไฟฟ้าและค่ากระแสไฟฟ้าแต่ละเฟส) ผิดปกติหรือผิดพลาด ที่ส่งผลให้มิเตอร์ระบบ AMR มีการแสดงผลและบันทึกค่าพลังงานไฟฟ้า ที่ผู้ใช้ไฟฟ้าได้ใช้ไปจริงผิดปกติหรือผิดพลาด ด้วยการประยุกต์ใช้เทคนิค PCNN ที่ถูกนำเสนอ สำหรับประมาณการค่าพลังงานไฟฟ้าของมิเตอร์ระบบ AMR โดยผู้ให้บริการสาธารณูปโภคด้านไฟฟ้าสามารถใช้ตรวจสอบถึงความผิดปกติที่ขึ้นได้ ไม่ว่าจะเกิดจากการชำรุดของอุปกรณ์เครื่องวัด หรือแม้กระทั่งความผิดปกติที่เกิดจากการลักขโมยใช้ไฟฟ้าของผูู้ไฟฟ้าบางราย

ในทางปฏิบัติเมื่อผู้ให้บริการด้านพลังงานไฟฟ้าได้ตรวจพบถึงความผิดปกติในระบบ AMR ก็สามารถพิจารณาตรวจสอบวิเคราะห์ถึงสาเหตุความผิดปกติที่เกิดขึ้น โดยอาศัยข้อมูลการใช้ไฟฟ้าที่ถูกจัดเก็บทุกๆ 15 นาที จากฐานข้อมูลส่วนกลางของระบบ AMR ซึ่งหากพิจารณาแล้วพบมีความผิดปกติเกิดขึ้นจริง ทางผู้ให้บริการด้านพลังงานไฟฟ้า ก็สามารถพิจารณาในการดำเนินการเรียกเก็บค่าพลังงานไฟฟ้าที่สูญหายไป อันเนื่องมาจากการสูญเสียที่ไม่ใช่ทางเทคนิคที่เกิดขึ้น โดยอาจมีการเรียกเก็บย้อนหลังไปจนกระทั่งถึงวันที่ความผิดปกติได้เริ่มต้นขึ้น หรือแล้วแต่กรณีตามแต่เงื่อนไขของสัญญาซื้อขายไฟฟ้าได้กำหนด

ปัจจุบันการประมาณการค่าพลังงานไฟฟ้าที่ผู้ใช้บริการฯ สูญเสียไปนั้น ส่วนใหญ่อาศัยเพียงการหาค่าเฉลี่ยการใช้ไฟฟ้าย้อนหลังที่เป็นเพียงหลักการทางสถิติอย่างง่าย ในเงื่อนไขของการใช้ไฟฟ้าที่มีลักษณะคงที่อย่างต่อเนื่อง ซึ่งยังมีข้อจำกัดของความเชื่อถือได้และปัญหาความคลาดเคลื่อน หรืออาจได้ใช้ข้อมูลที่ถูกวัดค่าโดยการเปรียบเทียบกับอุปกรณ์เครื่องวัดเทียบ ณ ขณะดำเนินการตรวจสอบ เพื่อนำมาใช้ในการคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยรวม หรืออาจมีการนำเทคนิค SLR หรือ MLR ที่เป็นการวิเคราะห์เชิงเส้นอย่างง่ายมาประยุกต์ใช้แก้ปัญหาบางตามแต่กรณี แต่ในบางกรณีที่มีมูลค่าของความเสียหายหรือหน่วยสูญเสียที่เกิดขึ้นมีค่าสูง ประกอบกับข้อจำกัดเงื่อนไขในการวิเคราะห์ที่ต้องการแบบจำลองที่สามารถประมาณการในแบบที่ไม่เป็นเชิงเส้นมาใช้สำหรับแก้ปัญหา ดังนั้น เพื่อแสดงให้เห็นถึงการวิเคราะห์ที่มีความน่าเชื่อถือและยอมรับได้ การประยุกต์ใช้เทคนิค PCNN ที่ถูกนำเสนอ จึงสามารถตอบโต้ภัยและบรรเทาปัญหาในส่วนที่การวิเคราะห์แบบเชิงเส้นไม่สามารถแก้ไขได้หรือแก้ไขได้ยาก เช่นในกรณีที่ข้อมูลอินพุตสำหรับทดสอบมีลักษณะของข้อมูลหรือบางเหตุการณ์ ที่อาจส่งผลให้ข้อมูลอินพุตสำหรับทดสอบมีข้อมูลหรือมีลักษณะการใช้ไฟฟ้าที่ไม่ต้องการแตกต่างไปจากลักษณะการใช้ไฟฟ้าที่ใช้เป็นปกติ เช่น การเกิดไฟฟ้าตก, ไฟฟ้าดับ หรือการเกิดคราบอ็อกไซด์ที่จุดต่อสายของเครื่องวัดเพียงชั่วคราว ที่ส่งผลทำให้แบบจำลองที่นำมาใช้ประมาณการมีความคลาดเคลื่อนที่สูงขึ้น

โดยเทคนิค PCNN ที่ถูกนำเสนอ ได้รวมเอาคุณลักษณะที่ต้องการของการปรับตัวได้ของ ANN และความสามารถในคัดกรองข้อมูลที่ไม่ต้องการของ PCA เข้าไว้ด้วยกัน จึงทำให้เป็นเทคนิคที่มีประสิทธิภาพและทนทานต่อข้อมูลรบกวนที่ไม่ต้องการได้เป็นอย่างดี ซึ่งสามารถพิสูจน์เพื่อยืนยันด้วยผลการจำลองเปรียบเทียบค่า MAPE กับเทคนิค SLR, MLR, PCR และ ANN ดังที่ได้ถูกนำเสนอไว้ในวิทยานิพนธ์นี้

เทคนิคต่างๆที่ถูกนำมาใช้ สำหรับเปรียบเทียบกับเทคนิคที่ถูกนำเสนอ นั้น เทคนิคที่มีพื้นฐานของการวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้น ได้แก่ เทคนิค SLR, MLR และ PCR ได้ถูกแสดงไว้ในบทที่ 3 และเทคนิค ANN ได้ถูกแสดงไว้ในบทที่ 4 ตอนต้น โดยในบทที่ 4 ตอนท้ายเป็นการประยุกต์ใช้เทคนิค PCNN ที่ถูกนำเสนอ โดยมีการเปรียบเทียบผลของค่า MAPE กับเทคนิคต่างๆ ซึ่งวิทยานิพนธ์นี้ได้มีการจำลองเพิ่มเติมในส่วนของการนำข้อมูลรบกวนอินพุตที่ขนาดต่างๆใส่ผสมรวมเข้ากับข้อมูลอินพุตสำหรับใช้ทดสอบ แล้วนำแบบจำลองแต่ละเทคนิค ที่ได้จากการเรียนรู้ด้วยข้อมูลสำหรับฝึกสอน มาใช้สำหรับประมาณการข้อมูลเอาต์พุต โดยผลของการจำลองที่ได้แสดงให้เห็นถึงความสามารถในการปรับตัวได้ และความสามารถในการคัดกรองข้อมูลอินพุตที่ไม่ถูกต้องการ โดยยังคงไว้ซึ่งประสิทธิภาพในการประมาณการเอาต์พุตได้เป็นอย่างดี โดยเฉพาะอย่างยิ่งในกรณีที่เกิดความผิดปกติกับข้อมูลชุดของกระแสไฟฟ้าที่เฟสใดๆ ซึ่งโดยปกติทั่วไปเมื่อได้พิจารณาถึงค่านัยสำคัญระหว่างข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต จะพบว่าข้อมูลกระแสไฟฟ้านั้นให้ค่านัยสำคัญกับเอาต์พุตที่ดีกว่าข้อมูลแรงดันไฟฟ้า

เอกสารอ้างอิง

- [1] B. S. Koay, S. S. Cheah, Y. H. Sng, P. H. J. Chong, P. Shum, Y. C. Tong, X. Y. Wang, Y. X. Zuo, and H. W. Kuek. "Design and Implementation of Bluetooth Energy Meter," in *Proc. 2003 Int. Conf. Inf. Commu. Sig. Proc. and 4th Pacific Rim Conf. Multime. (ICICS-PCM)*, Singapore, vol. 3, Dec. 2003, pp. 1474–1477.
- [2] Damminda Alahakoon, and Xinghuo Yu. "Smart Electricity Meter Data Intelligence for Future Energy Systems: A Survey," *IEEE Trans. Ind. Inf.*, vol. 12, no. 1, Feb. 2016, pp. 425-436.
- [3] Jim Paris, John S. Donnal, Robert Cox, and W Steven Leeb. "Hunting Cyclic Energy Wasters," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 5, no. 6, Nov. 2014, pp. 2777-2786.
- [4] Bruce Stephen, Fridrik Rafn Isleifsson, Stuart Galloway, Graeme M. Burt, and Henrik W. Bindner. "Online AMR Domestic Load Profile Characteristic Change Monitor to Support Ancillary Demand Services," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 5, no. 2, Mar. 2014, pp. 888-895.
- [5] Anmar Arif, Muhannad Al-Hussain, Nawaf Al-Mutairi, Essam Al-Ammar, Yasin Khan, and Nazar Malik. "Experimental study and design of smart energy meter for the smart grid," *2013 Int. Conf. Renew. Sust. Energy (IRSEC)*, 2013, pp. 515-520.
- [6] T. A. Khan, A. B. Khan, M. Babar, T. A. Taj, and Imran Ijaz. "Smart meter incorporating UWB technology," in *Proc. 2014 IEEE NW Rus. Young Res. Electri. Electro. Eng. Conf. (ElConRusNW)*, 2014, pp. 75-78.
- [7] Meenual, and Thongchai. "The PEA SmartGrids framework for effective distribution," *CIREC 2009, 20th Int. Conf. Electricity Distrib.*, Jun. 2009, pp. 1-5.
- [8] Setiawan, and Anthony. "Very Short-term Electricity Load Demand Forecasting using Support Vector Regression," *Int. Joint Conf. Neural Net.*, Jun. 2009, pp. 2888-2894.

- [9] K. Kaewmanee and S. Jiriwibhakorn. "PEA Distribution Reliability (SAIFI, SAIDI) Determination Using Artificial Neural Networks," **IASTED Conf. Energy and Power Syst.**, Krabi, Thailand, Apr. 2005, pp. 196-201.
- [10] Jonathan D. Black, and William L. W. Henson. "Hierarchical Load Hindcasting Using Reanalysis Weather," **IEEE Trans. Smart Grid**, vol. 5, no. 1, Jan. 2014, pp. 447-455.
- [11] Worawat Ladarat, Sumate Naetiladdanon. "PEA Automatic Meter Reading system: Progress and lessons learned," **ECTI-CON 2015, 12th Int. Conf. Electri. Eng. Electro. Comp. Telecom. Inf. Tech.**, Jun. 2015, pp. 1-5.
- [12] Antonio Moreno-Munoz, Daniel Oterino, Angel Carmona, and Juan J G. de la Rosa. "Automated Meter Reading Systems in Outage Management," **Comp. Power Electro.**, 2007, pp. 1-4.
- [13] I. Hakki Cavdar. "A Solution to Remote Detection of Illegal Electricity Usage via Power Line Communications," **IEEE Trans. Power Delivery**, vol. 19, no. 4, Oct. 2004, pp. 1663-1667.
- [14] Byambasuren Bat-Erdene, Bumjoo Lee, Min-Young Kim, Tae Hong Ahn, Donghan Kim. "Extended Smart Meters-Based Remote Detection Method for Illegal Electricity Usage," **IET Gener. Transm. Distrib.**, vol. 7, Iss. 11, Jan. 2013, pp. 1332-1343.
- [15] Imayavaramban. M, and Pon. Arivanantham. "Energy Management System for Home Appliance with Theft Control System," **Int. J. Digital Comm. Net.**, vol. 2, no. 2, Feb. 2015, pp. 12-15.
- [16] Provincial Electricity Authority of Thailand (PEA). "User Manual Web Power Plus ," [Online]. Available: <http://m.amr.pea.co.th/wpptest/manual/usermanual151106.pdf>, 2015.
- [17] Douglas C. Montgomery, Elizabeth A. Peck, and G. Geoffrey Vining. **Introduction to Linear Regression Analysis**, 5th ed. Hoboken, NJ: John Wiley, 2012.

- [18] Howard Demuth and Mark Beale. **Neural Network Toolbox for Use with MATLAB.**
The Math Works, Inc., June 2004.
- [19] Anil K. Jain, Jianchang Mao and K.M. Mohiuddin. "Artificial Neural Networks: A Tutorial," **IEEE. Computer.**, Mar. 1996, pp. 31-44.
- [20] L.P.J. Veelenturf. **Analysis and Applications of Artificial Neural Networks.** Prentice Hall International (UK) Ltd., 1995.
- [21] Werbos P. J. "Backpropagation Through Time: What It is and How to Do It," **Proceedings of IEEE**, vol. 78, no. 10, Oct. 1990. pp. 1550-1560.
- [22] Levenberg K. "A Method for the Solution of Certain Non-linear Problems in Least Squares," **Quarterly Journal of Applied Mathematics**, vol.2, 1944, pp. 164-168.



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก

ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์

- [1] V. Kantikoon, and V. Kinnares. “New Application of Principal Component Regression in Estimation of Electrical Energy Consumption in an Abnormal Automatic Meter Reading System,” Sci. Res. and Ess. (SRE), vol. 13(9), 2018,pp. 92-104.
- [2] V. Kantikoon, and V. Kinnares. “The Estimation of Electrical Energy Consumption in Abnormal Automatic Meter Reading System using Multiple Linear Regression,” Int. Conf. on Elec. Mach. and Sys. (ICEMS), Oct. 2013,pp. 826-830.
- [3] V. Kantikoon, and V. Kinnares. “The Principal Component Regression for Estimating the Electrical Energy Consumption in Abnormal Automatic Meter Reading System,” Int. Conf. on Eng., App.Sci., and Tech. (ICEAST), vol. 13(9), Aug. 2013,pp. 278-281.



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Vol.13(9), pp. 92-104, 15 May, 2018
 DOI: 10.5897/SRE2018.6564
 Article Number: D83372F56970
 ISSN 1992-2248
 Copyright © 2018
 Author(s) retain the copyright of this article
 http://www.academicjournals.org/SRE



SCIENTIFIC RESEARCH AND ESSAYS

Full Length Research Paper

New application of principal component regression in estimation of electrical energy consumption in an abnormal automatic meter reading system

Visavat Kantikoon* and Vijit Kinnares

Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology
 Ladkrabang, Thailand.

Received 19 February, 2018; Accepted 11 April, 2018

This paper proposes a new application of principal component regression (PCR) for estimating electrical energy consumption in case of abnormal automatic meter reading (AMR) systems. These events occur in a delivery metering system such as problems from mistakenly setting and connecting meters in electrical systems, broken metering accessories, etc. The estimation is performed by using MATLAB. The unclear sampled input data is used to estimate the target output data. The mean absolute percentage error (MAPE) is used as estimation performance. In this proposed estimation, load profiles obtained from the AMR are used as input data for training to create estimation model and for testing to validate model. Estimated results are verified by comparison between the proposed PCR application and other applications such as simple linear regression (SLR), multiple linear regression (MLR). The proposed PCR gives the best error results of MAPE for the lost electrical energy estimation.

Key words: Automatic meter reading (AMR), load profiles, principal component regression (PCR), multiple linear regression (MLR), simple linear regression (SLR).

INTRODUCTION

Presently, technologies of energy meter have developed rapidly (Alahakoon and Yu, 2016). In particular, the cost of energy meter technology is greatly reduced. The reason is that most electrical energy providers pay attention in the energy meter technology development and the energy consumption data record system for the customer monthly payment operation.

In the past, most electrical energy providers chose a mechanical or electronic meter for the electrical energy consumption measurement of the customer and the monthly energy payment operation, because of the price

which was lower than a smart meter. But in the present, those electrical energy providers have required database technology, energy management and electrical energy consumption history. An automatic meter reading (AMR) is used for those requirements and designed to be used with smart meters (Paris et al., 2014; Stephen et al., 2014).

A smart meter has more advantages than the electronic meter in electrical energy consumption history capacity that data history period limit is 45 days and the cost of both gets nearly closer in the present.

*Corresponding author. E-mail: kantikoon@hotmail.com.

Author(s) agree that this article remain permanently open access under the terms of the [Creative Commons Attribution License 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

So this is inclination that the mechanical meter usage is decreased and the mechanical meter will be replaced by the smart meter in the present day and the near future.

The prominent feature of electrical energy data recording in the smart meter is specified to be used with the AMR which the electrical energy consumption data in the energy meters for all customers will be recorded at the database of the AMR.

Smart grids are the extension, which themselves are built upon AMR systems (Arif et al., 2013; Khan et al., 2014). AMR systems are achieved by using many communication technologies, including power-line, radio frequency and mobile network such as GPRS/GSM. As many energy providers look for upgrade progress toward smart grids, replacing mechanical meters by the entire infrastructure may not be economical. For that reason, most smart grid developing providers have formulated priority of suitable smart grid development region.

In Thailand, provincial electricity authority (PEA) has formulated framework of smart grid (Meenual and Thongchai, 2009). Current smart grid development of PEA is in the preparation stage, including suitable PEA smart grid Technologies selection and adaptation, implementation plan setting, and necessary PEA smart grid foundation development. PEA intends to aim at pilot project of PEA smart grid in the near future.

Currently, a soft computing method is widely used to determine the reliability of the distribution system or to predict the electricity load demand (Singh et al., 2013). The classification of distribution system loss in case of the economical profit can be defined into two items, namely technical loss and non-technical loss. The technical loss occurs by loss of transmission line and equipment in distribution line like copper loss. Unlike technical loss, non-technical loss is caused by abnormal metering equipment or violation and meter tampering by customer.

There are several methods used for the non-technical energy loss estimation which is aimed to claim payment from customers in case of energy theft or damaged equipment by customer or forced majeure. One method commonly used by most providers to estimate is the average monthly electricity consumption of the previous three months abnormal, or three months after an abnormal ending for consideration of that estimation. Those methods have limitations in affecting the performance and reliability of the estimation. Especially, the condition of the electrical consumption behavior will be relatively stable and continuous.

There is rarely research on the lost energy estimation in abnormal metering of electricity customer such as using simple linear regression (SLR) with a focus on a minimum variable input reduction for estimation of output, but some significant data is limit. The multiple linear regression (MLR) (Black and Henson, 2014) was used to estimate for improving the limitation of SLR application. However, MLR is still limited in the case of uncleanness

of input data to be used for simulation of the model in some times.

In this paper, the sampled data is considered from the energy consumption data of the industrial energy customers in Thailand. These energy data will be managed by using AMR system (Ladarat and Naetiladdanon, 2015) of PEA in Thailand. The energy data history recorded in the data center of AMR will be used to increase the efficiency of the energy data management for customers and providers. Thereafter, the load profile of energy consumption will be used as input data for the real energy estimation in case of the abnormal metering system.

OPERATION OF AUTOMATIC METER READING

In the present study, most energy providers have more interest in the automatic meter reading (AMR) (Figure 1). This is the reason why many business factors have become a necessity for the advantage in business competition, such as the cost saving capacity of energy providers and the energy saving by monitoring and management of customers.

The main part of an AMR system is electrical energy usage measure and recording equipment. The smart meter is an important electrical measure equipment, like a joint of service and communication between providers and customers in real time.

The communication system is necessary for AMR as it plays an important part in energy consumption data transmission automatically, such as load profiles, monthly billing data, and alarm logs of the smart meter. These data will be transmitted to a meter interface unit (MIU) and be saved in the database of AMR system (AMR data center) for every fifteen minutes. Therefore, the energy provider can take advantage of the energy consumption data monitoring for non-technical loss or illegal electricity usage detection (Erdene et al., 2013). Similarly, the customers can observe and manage the self-energy consumption demand.

PRINCIPAL COMPONENT REGRESSION

Linear regression analysis for the electrical fields has been widely used in the load demand forecasting. Normally, the algorithm of linear regression is classified into two types according to the number of input data, including single linear regression (SLR) in case of single input data and multiple linear regression (MLR) in case of multiple input data. In this case study, both SLR and MLR are used for a comparison with the proposed algorithm.

Figure 2 shows the proposed algorithm of the principal component regression (PCR) models consisting of MLR and the principal component analysis (PCA).

The estimate procedure of regression has two parts,

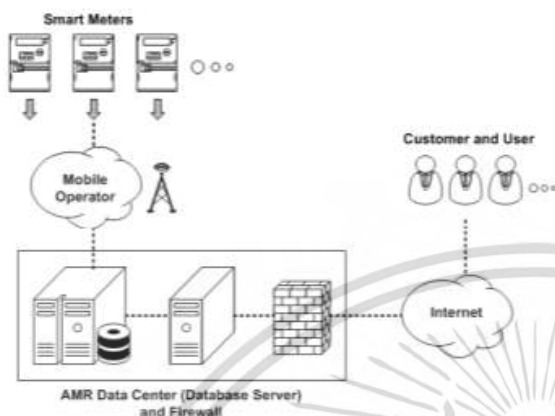


Figure 1. Structure of the AMR system.

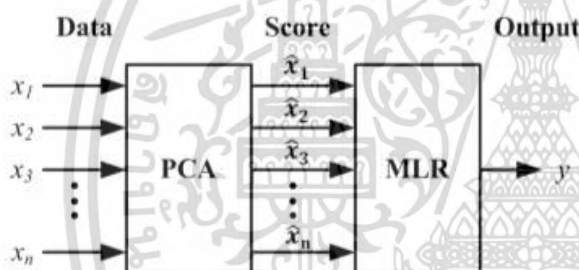


Figure 2. PCR models.

including model creation and estimation. The regression learns a function that maps input variables to their target output. Conventionally, that function is a static function enabling the estimation of responses for new input variables. The multiple regression model can be expressed as

$$y_j = W_j x + \varepsilon_j, \quad \text{for } j = 1, 2, \dots, n, \quad (1)$$

where $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T \in \mathbb{R}^m$ is the input variables matrix, $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T \in \mathbb{R}^n$ is the output variables matrix, $W_j = [W_{j1}, W_{j2}, \dots, W_{jm}]$ is the j th row of the regression matrix W , and $\varepsilon_j \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ denotes the estimation error in which σ^2 is the variance of the observation.

In step of estimation, a training part for model creation of input/output variables set pairs $(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i)_{i=1}^N$, is supposed

to be a linear relationship between these two sets of variables W . It can be estimated as

$$\min \sum_{i=1}^n (\mathbf{y}_i - W\mathbf{x}_i)^2, \quad (2)$$

The equivalent matrix norm equation is expressed as

$$\min \|Y - WX\|^2, \quad (3)$$

where $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N)$, $\mathbf{Y} = (\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_N)$, and $\|\cdot\|$ denotes the matrix 2-norm. This is an optimization problem which can be simply resolved as

$$W = (XX^T)^{-1}X^TY. \quad (4)$$

With the estimated regression coefficient, the output variables can be predicted for the input variables. Generally, Equation 4 requires that $m = \text{rank}(XX^T) < N$, or XX^T is invertible. However, this condition may not always be satisfied.

To avoid the unclear input data for training and the irreversible problem of MLR, PCR replaces the input variables by principal components to estimate the output variables. Particularly, PCR firstly projects \mathbf{x} onto a low-dimensional subspace

$$\mathbf{x} = P^T \hat{\mathbf{x}}, \quad (5)$$

where $\hat{\mathbf{x}} \in \mathbb{R}^k$ with $k < \text{rank}(\mathbf{X}) < m$, and the value of P stands for the eigenvectors of subspace \mathbb{R}^k which can be obtained by eigenvalue decomposition techniques. Therefore, the solution reduces to

$$W_p = (\hat{X}\hat{X}^T)^{-1}\hat{X}^TY, \quad (6)$$

where $\hat{\mathbf{X}} = (\hat{\mathbf{x}}_1, \hat{\mathbf{x}}_2, \dots, \hat{\mathbf{x}}_N)$.

In case of appropriate k eigenvectors which are chosen, $\hat{X}\hat{X}^T$ is invertible. The optimization problem can be simply resolved.

The transformation of P is obtained by choosing k eigenvectors of the column subspace of \mathbf{X} . The singular value decomposition of \mathbf{X} can be considered as

$$\mathbf{X} = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^T, \quad (7)$$

where \mathbf{U} is an orthogonal matrix of scaled principal component scores, \mathbf{V} is an orthonormal matrix of eigenvectors, and \mathbf{S} is a diagonal matrix of the singular values, like the dimension of \mathbf{X} , respectively.

Table 1. Parameters of the model simulation using the proposed application

Abnormal variables	Input variables	Input PCs variables	Output variables
I_a	I_b, I_c, V_a, V_b, V_c	PC_1, PC_2, PC_3	kWh
I_b	I_a, I_c, V_a, V_b, V_c	PC_1, PC_2, PC_3	kWh
I_c	I_a, I_b, V_a, V_b, V_c	PC_1, PC_2, PC_3	kWh
V_a	I_a, I_b, I_c, V_b, V_c	$PC_1, PC_2, PC_3, PC_4, PC_5$	kWh
V_b	I_a, I_b, I_c, V_a, V_c	$PC_1, PC_2, PC_3, PC_4, PC_5$	kWh
V_c	I_a, I_b, I_c, V_a, V_b	$PC_1, PC_2, PC_3, PC_4, PC_5$	kWh

Where I_a, I_b, I_c : is the current of phase a, b, and c ; V_a, V_b, V_c : is the voltage of phase a, b, and c ; PC_1, \dots, PC_5 : is the principal component of 1st to 5th ; and kWh: is the electrical energy used in one hour.

MODELING

In this case study, the aims are to estimate the energy consumption data of an industrial electricity customer of PEA in Thailand. This will be used in case of the non-technical loss energy which is the results of the abnormal metering from the AMR system in every fifteen minutes. And then, the data selection and statistic error will also be shown here in this work.

Data selection

The proposed PCR is used for the electrical energy estimation which is created in two models, including training model and testing model.

The variables of training model consist of the sampled input data and the sampled output data. The sampled input data are the voltages and the currents, whereas the sampled output data is the energy equivalent to one kilowatt of power sustained for one hour (kWh). Those are recorded before abnormal metering data period.

The variables of testing model consist of the sampled input data. These are the voltages and currents recorded during abnormal metering data period.

The parameters of the model simulation are used in the proposed PCR application. As shown in Table 1, items are the abnormal and normal input variables, the input PCs variables, and the output variables in units of kilo-

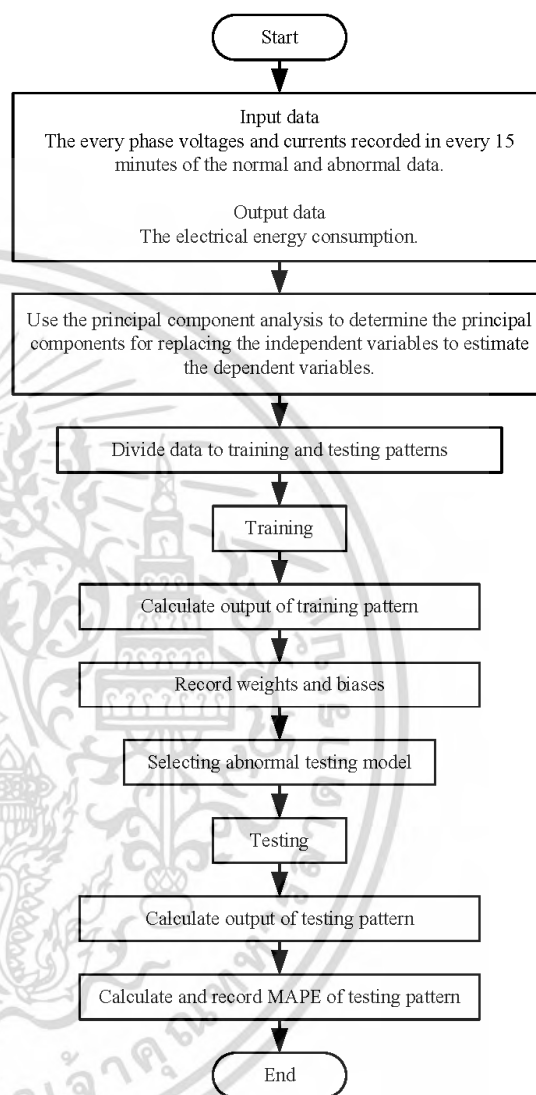


Figure 3. Flowchart diagram for the proposed estimation.

watt hours, which are used for the estimation.

The flowchart for the process estimation of electrical energy consumption by the PCR application is proposed as shown in Figure 3.

Statistic error

In this paper, the statistic error can be calculated by using

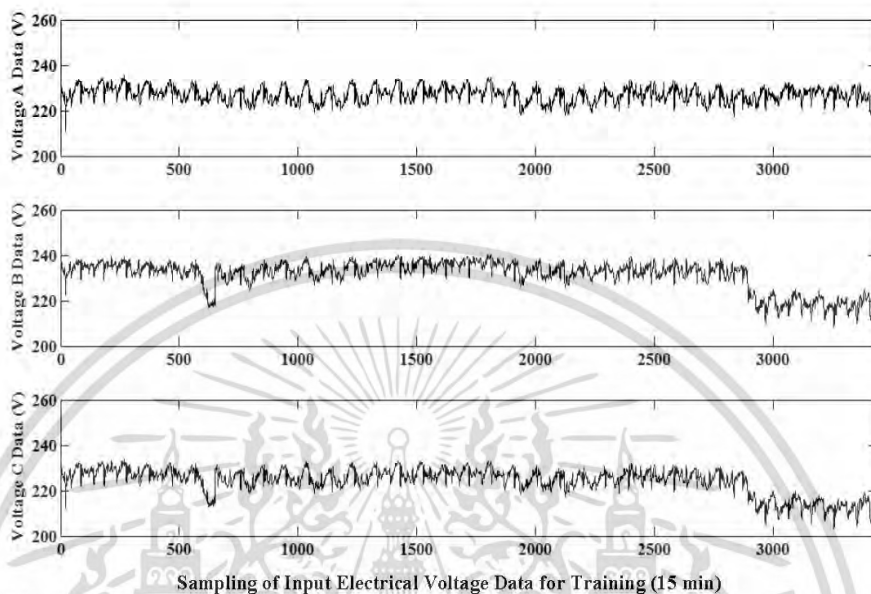


Figure 4. The input voltage data of the training.

mean absolute percentage error (MAPE) which is widely used in forecasting fields.

Because the results of this case study are for every fifteen minutes energy estimates, MAPE was also used to evaluate the estimate accuracy for every fifteen-minute energy. The formulas are expressed as follows.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_{actual_i} - y_{estimate_i}}{y_{actual_i}} \right| \quad (8)$$

where n is the number of observations, at the 15 min interval i , y_{actual_i} represents the actual electrical energy consumption, and $y_{estimate_i}$ represents the estimated electrical energy consumption, respectively.

SIMULATION RESULTS

This simulation uses the estimation for the abnormal voltage and current of any phase. PCR using 5 principal components (PCs) of the input parameters in case of the abnormal voltage of any phase, and 3 principal components (PCs) of the input parameters in case of the abnormal current of any phase is employed. The proposed estimation results will be used to compare with the estimation results using MLR for 5 normal input parameter and SLR for only 1 normal input parameter.

In order to demonstrate the error of the clear estimation, the unclear input voltage data that reflect the advantages of the method over other method is used. The unclear input voltage data can be found frequently in the case of an oxide at the joint of the electrical circuit wires or the electrical wire terminals of the meter, especially in case where the meter is installed in areas with high pollution.

In the training, the input and output data are achieved from the AMR system before abnormal metering occur. For example, the recorded input voltage data and current data of phases a, b, and c are illustrated in Figures 4 and 5, respectively. Also, the recorded electrical energy consumption data or target data is shown in Figure 6.

The input data is used for MLR in order to confirm the accuracy in comparison with PCR. The results of the estimation error are shown in Figure 7 in the event of irregularities such as the abnormal input voltage data of phases a, b, and c.

The estimation error results in using MLR are shown in Figure 8, in case of the abnormal input current data of phases a, b, and c.

The same output and input data with MLR for training is modeled in the proposed PCR by using MATLAB program, 5PCs matrix for the input training data in case of the abnormal voltage of any phase are shown in Table 2. 3PCs matrix for the input training data to create an MLR model in case of the abnormal input current data of any phase is shown in Table 3.

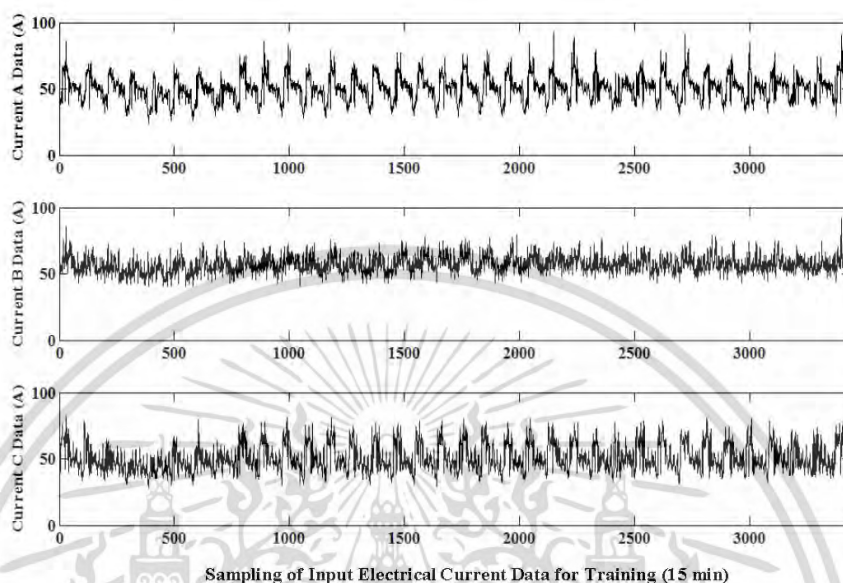


Figure 5. The input current data of the training.

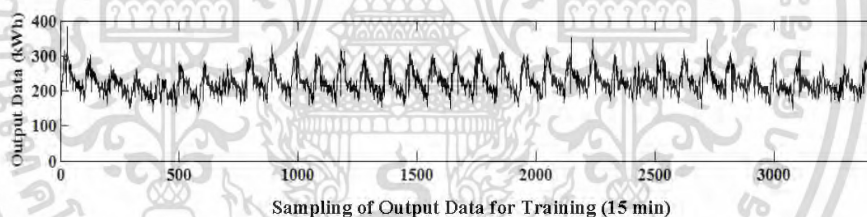


Figure 6. The output energy data of the training.

The regression matrix W , and the estimation error matrix ε derived from the model simulation with the input training data are shown in Table 4, for using as a weight and bias of the testing model which is used to estimate the output testing data in case of abnormal input voltage data of any phase.

Also, the parameters of the regression matrix W and the estimation error matrix ε for estimating the output testing data in case of the abnormal input current data of any phase are shown in Table 5.

The testing data obtained from the AMR consists of the voltages and currents data of phases a, b and c for testing as shown in Figures 9 and 10, respectively. The measured electrical energy consumption for testing are shown in Figure 11.

The input and output data for testing measured at other times is used to confirm the accuracy of the estimation by

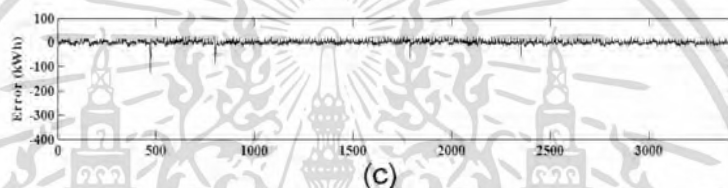
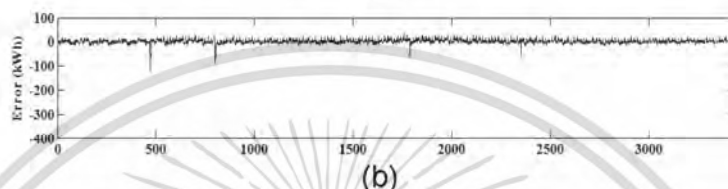
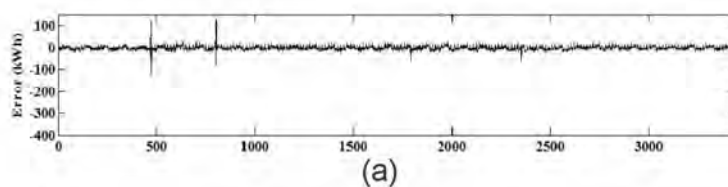
using the proposed PCR application and other applications.

The estimated energy results and the estimation error of the proposed PCR in case of the abnormal input voltage data of phases a, b, and c are shown in Figures 12 to 14, respectively.

Figures 15 to 17 show the estimated energy consumption and the estimation error in case of the abnormal input current data of phases a, b and c by the proposed PCR, respectively.

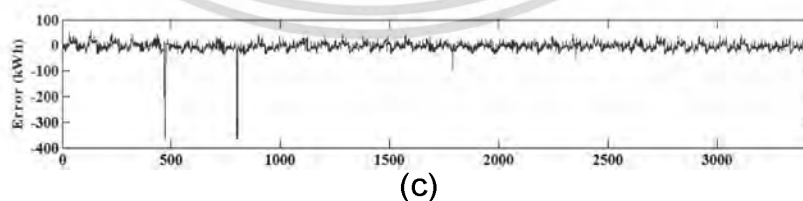
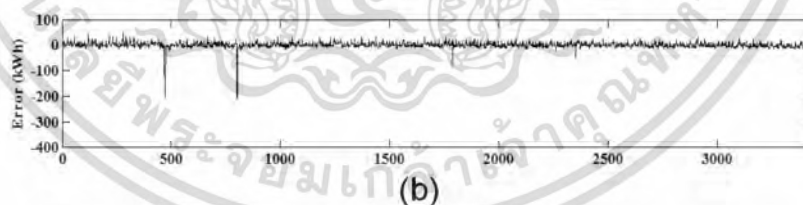
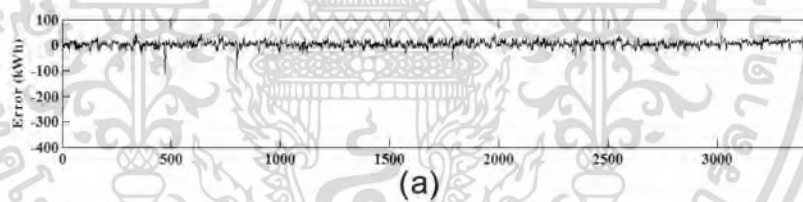
According to results from Figures 12 to 17, they are in close estimation. They show that the proposed energy estimation method offers satisfactory performance.

For MAPE results of the proposed PCR, as shown in Table 6, it is found that MAPE is 4.48% in case of the abnormal input voltage data of phase a, 3.55% in case of the abnormal input voltage data of phase b, and 3.23% in



Sampling of Output Data for Final Test (15 min)

Figure 7. The output estimated energy errors by MLR for the abnormal input voltage data of each phase (a, b, c).



Sampling of Output Data for Final Test (15 min)

Figure 8. The output estimated energy errors by MLR for the abnormal input current data of each phase (a, b, c).

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Table 2. 5 PCs matrix of the simulated model using PCR in each case of abnormal input voltage data.

Abnormal voltage of	PCs matrix
Phase a	$\begin{bmatrix} 0.6242 & -0.2429 & 0.1602 & 0.7250 & -0.0111 \\ 0.5109 & 0.8399 & 0.0599 & -0.1714 & 0.0220 \\ 0.5787 & -0.4845 & -0.0224 & -0.6554 & 0.0160 \\ -0.0780 & -0.0073 & 0.7197 & -0.1047 & -0.6818 \\ -0.0914 & -0.0252 & 0.6725 & -0.0672 & 0.7309 \end{bmatrix}$
Phase b	$\begin{bmatrix} 0.6167 & -0.2470 & 0.6694 & -0.3287 & -0.0505 \\ 0.5095 & 0.8387 & -0.0720 & 0.1717 & 0.0478 \\ 0.5777 & -0.4843 & -0.5011 & 0.4107 & 0.1091 \\ -0.1368 & -0.0188 & 0.3965 & 0.4435 & 0.7918 \\ -0.0872 & -0.0254 & 0.3720 & 0.7050 & -0.5969 \end{bmatrix}$
Phase c	$\begin{bmatrix} 0.6186 & -0.2421 & 0.6756 & -0.3100 & -0.0792 \\ 0.5094 & 0.8410 & -0.0940 & 0.1343 & 0.0800 \\ 0.5786 & -0.4836 & -0.5068 & 0.3895 & 0.1508 \\ -0.1350 & -0.0124 & 0.3798 & 0.3522 & 0.8446 \\ -0.0698 & 0.0061 & 0.3658 & 0.7811 & -0.5012 \end{bmatrix}$

Table 3. 3 PCs matrix of the simulated model using PCR in each case of abnormal input Current data.

Abnormal current of	PCs matrix
Phase a	$\begin{bmatrix} 0.6961 & 0.7143 & 0.0296 \\ 0.6558 & -0.6639 & 0.3392 \\ -0.2042 & 0.1055 & 0.2756 \\ -0.1362 & 0.1453 & 0.6546 \\ -0.1583 & 0.1296 & 0.6162 \end{bmatrix}$
Phase b	$\begin{bmatrix} 0.6928 & 0.2407 & -0.6779 \\ 0.6898 & 0.0278 & 0.7022 \\ -0.1474 & 0.3412 & -0.0958 \\ -0.1009 & 0.6556 & 0.1553 \\ -0.1106 & 0.6286 & 0.1187 \end{bmatrix}$
Phase c	$\begin{bmatrix} 0.6737 & 0.4666 & -0.5725 \\ 0.7054 & -0.1945 & 0.6753 \\ -0.1483 & 0.3146 & 0.1227 \\ -0.1070 & 0.5762 & 0.3364 \\ -0.1229 & 0.5599 & 0.2967 \end{bmatrix}$

case of the abnormal input voltage data of phase c in which MAPE is equal to that of the MLR application.

In addition, SLR using the best only 1 input current data of the model (which is not the abnormal current) will be used for estimating the output energy data in all cases of the abnormal input voltage data, for which MAPE is

Table 4. W and ε matrix of PCR for the simulated model in each case of abnormal input voltage data.

Abnormal voltage of	W and ε matrix
Phase a	$W = \begin{bmatrix} 0.6672 \\ -0.1339 \\ 0.1876 \\ -0.1930 \\ -0.3201 \end{bmatrix}, \varepsilon = [0.0103]$
Phase b	$W = \begin{bmatrix} 0.6675 \\ -0.1345 \\ -0.0489 \\ 0.2495 \\ -0.3194 \end{bmatrix}, \varepsilon = [-0.0205]$
Phase c	$W = \begin{bmatrix} 0.6688 \\ -0.1299 \\ -0.0498 \\ 0.2598 \\ -0.2236 \end{bmatrix}, \varepsilon = [0.0017]$

Table 5. W and ε matrix of PCR for the simulated model in each case of abnormal input current data.

Abnormal current of	W and ε matrix
Phase a	$W = \begin{bmatrix} 0.7154 \\ -0.2224 \\ 0.3646 \end{bmatrix}, \varepsilon = [-0.0021]$
Phase b	$W = \begin{bmatrix} 0.7016 \\ 0.1891 \\ 0.1617 \end{bmatrix}, \varepsilon = [0.0124]$
Phase c	$W = \begin{bmatrix} 0.6529 \\ 0.2624 \\ -0.1413 \end{bmatrix}, \varepsilon = [0.1024]$

10.06% in case of the abnormal input voltage data of phases a, b and c.

For MAPE results of the proposed PCR, as shown in Table 7, it is found that MAPE is 4.58% in case of the abnormal input current data of phase a, 3.75% in case of the abnormal input current data of phase b, and 8.03% in case of the abnormal input current data of phase c. MAPE for the proposed PCR is the least error value in contrast to the other applications.

From MAPE results for MLR, the normal current and voltage of all phases will be used for estimating the output energy data in case of the abnormal input current

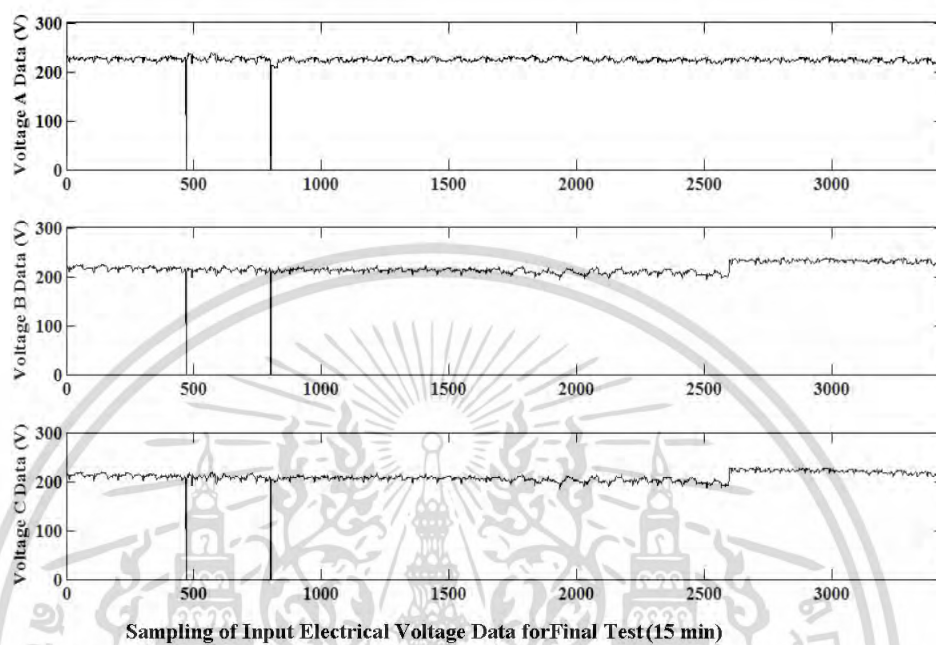


Figure 9. The input voltage data of the testing.

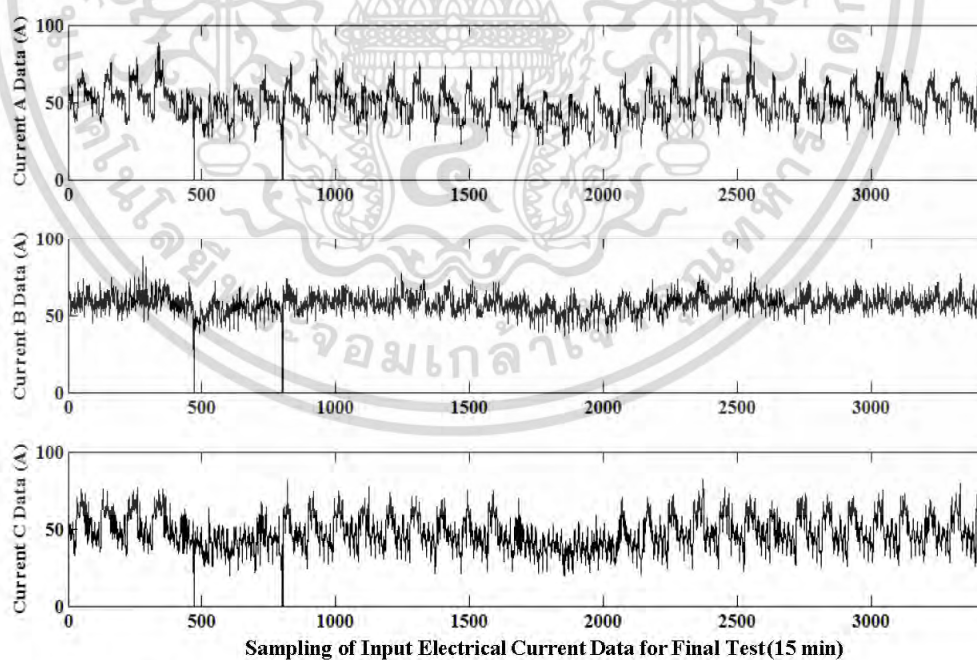


Figure 10. The input current data of the testing.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

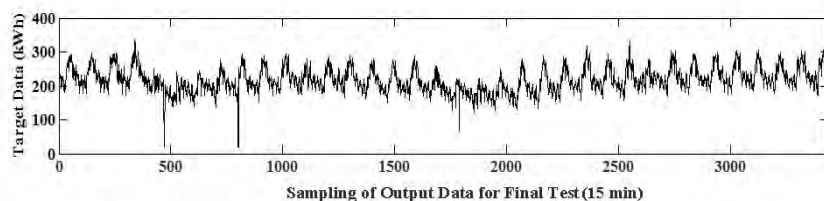


Figure 11. The target data of the testing.

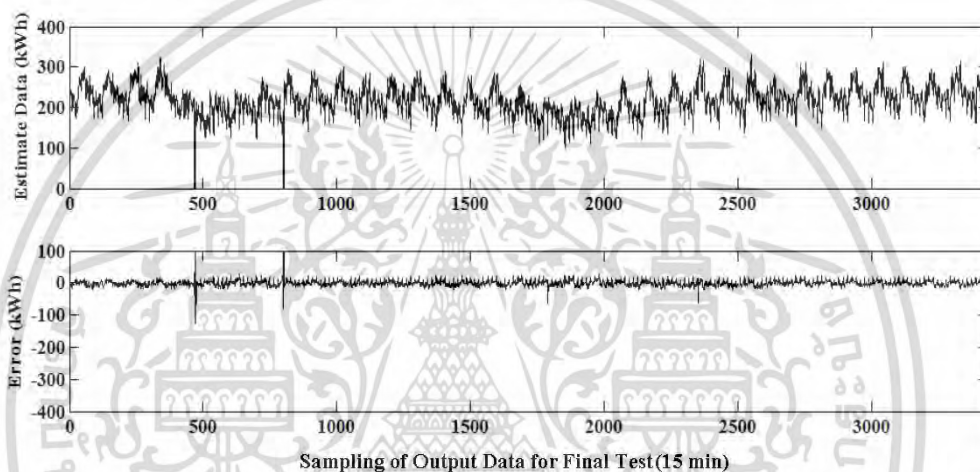


Figure 12. The estimated output data by the proposed PCR for the abnormal voltage of phase a and corresponding error compared with the measured output.

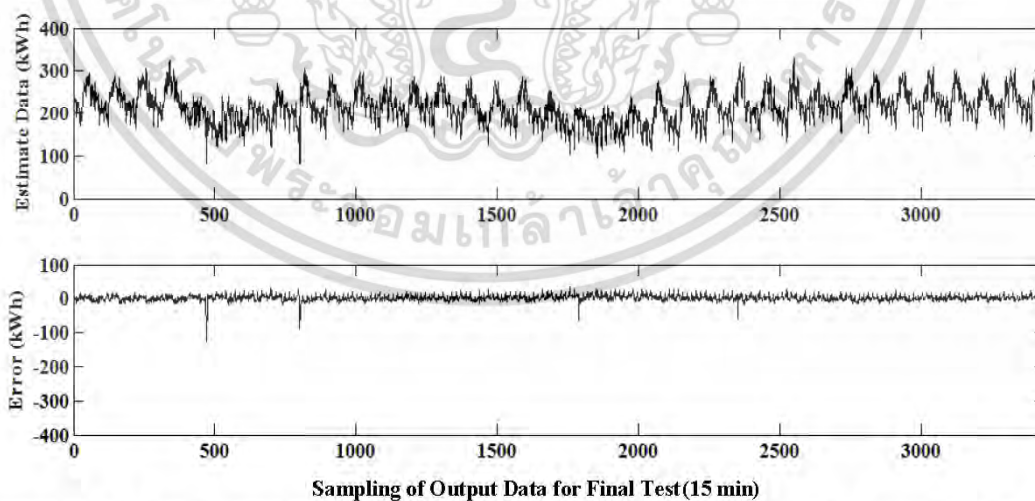


Figure 13. The estimated output data by the proposed PCR for the abnormal voltage of phase b and corresponding error compared with the measured output.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

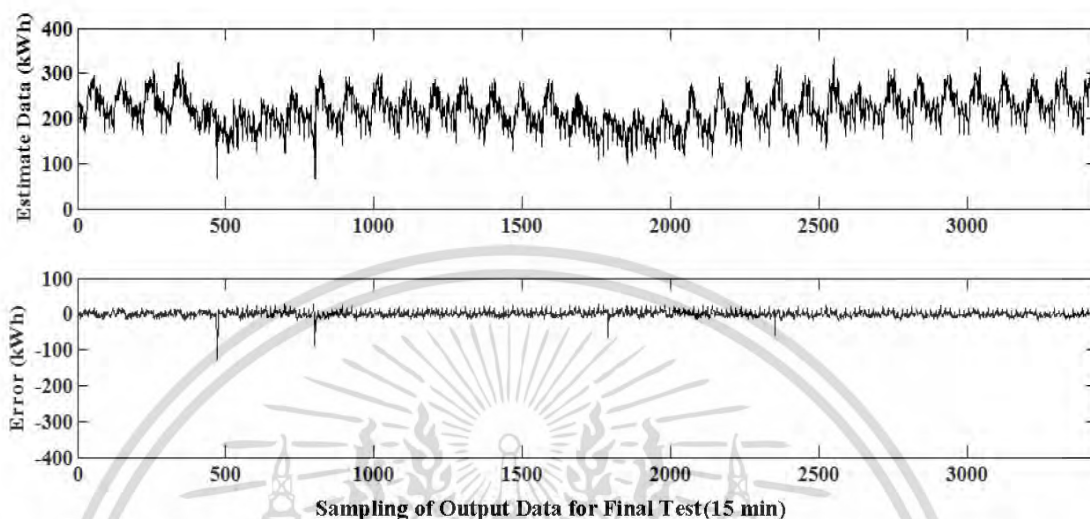


Figure 14. The estimated output data by the proposed PCR for the abnormal voltage of phase c and corresponding error compared with the measured output.

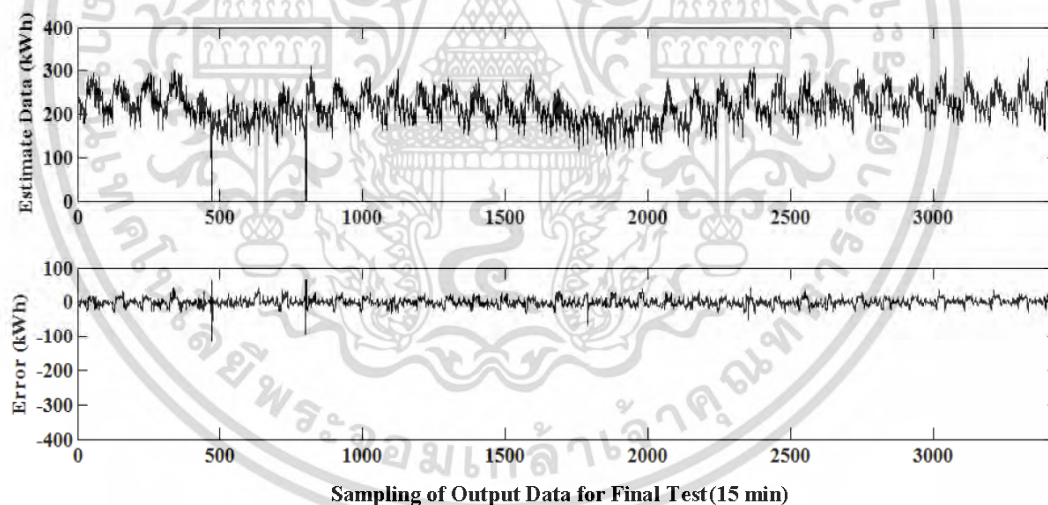


Figure 15. The estimated output data by the proposed PCR for the abnormal current of phase a and corresponding error compared the measured output.

data of any phase for which MAPE is 5.00% in case of the abnormal input current data of phase a, 5.21% in case of the abnormal input current data of phase b, and 9.22% in case of the abnormal input current data of phase c.

For MAPE results by SLR, the best only 1 input current

data of the model (which is not the abnormal current) will be used for estimating the output energy data in all cases of the abnormal input current data, for which MAPE is 13.86% in case of the abnormal input current data of phase a, and 10.06% in case of the abnormal input current data of phases b and c.

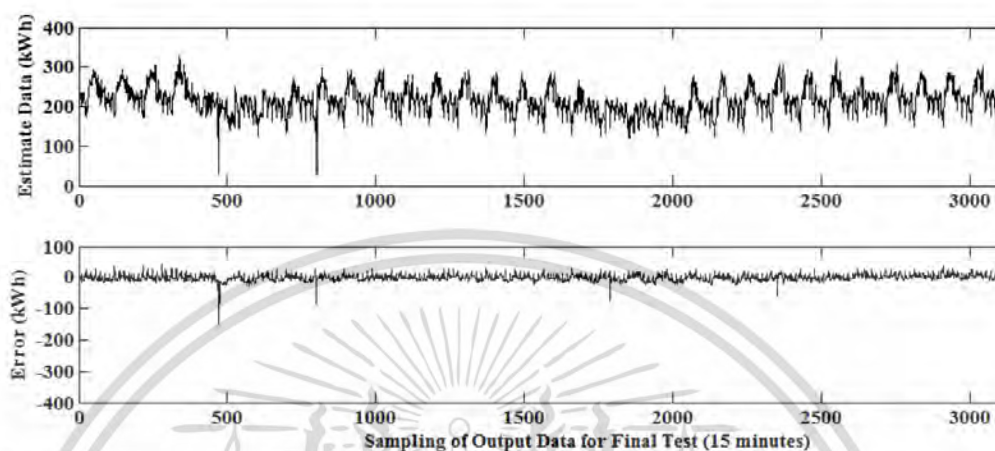


Fig. 16. The estimated output data by the proposed PCR for the abnormal current of phase b and corresponding error compared the measured output.

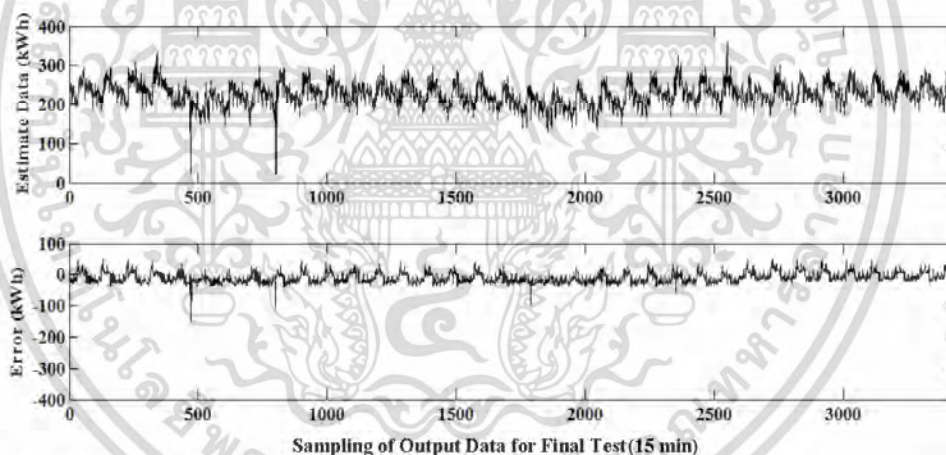


Figure 17. The estimated output data by the proposed PCR for the abnormal current of phase c and corresponding error compared with the measured output.

Table 6. MAPE comparison of the proposed PCR application with MLR and SLR in case of abnormal input voltage data at any phase.

Abnormal variables	MAPE (%)		
	By proposed PCR application (for 5 PCs input)	By MLR application (for 5 input)	By SLR application (for 1 input)
V_a	4.48	4.48	10.06
V_b	3.55	3.55	10.06
V_c	3.23	3.23	10.06

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Table 7. MAPE comparison of the proposed PCR application with MLR and SLR in case of abnormal input current data at any phase.

Abnormal variables	MAPE (%)		
	By proposed PCR application (for 3 PCs input)	By MLR application (for 5 input)	By SLR application (for 1 input)
I_a	4.58	5.00	13.86
I_b	3.75	5.21	10.06
I_c	8.03	9.22	10.06

Conclusion

This paper has proposed a new application of PCR in estimation of electrical energy consumption in case of abnormal metering in an AMR system. The error results in this paper show effective performance of the application using the proposed PCR. The simulation results and comparison results between the proposed PCR, MLR and SLR have shown that the MAPE for the proposed application is the best error when compared to that for MLR and SLR of the estimation in case of the abnormal input voltage or current data at any phase. In the difference, MLR is estimated by using 5 normal input data, or SLR is estimated by using the best only 1 input data selection for the output energy estimation.

CONFLICT OF INTERESTS

The authors have not declared any conflict of interests.

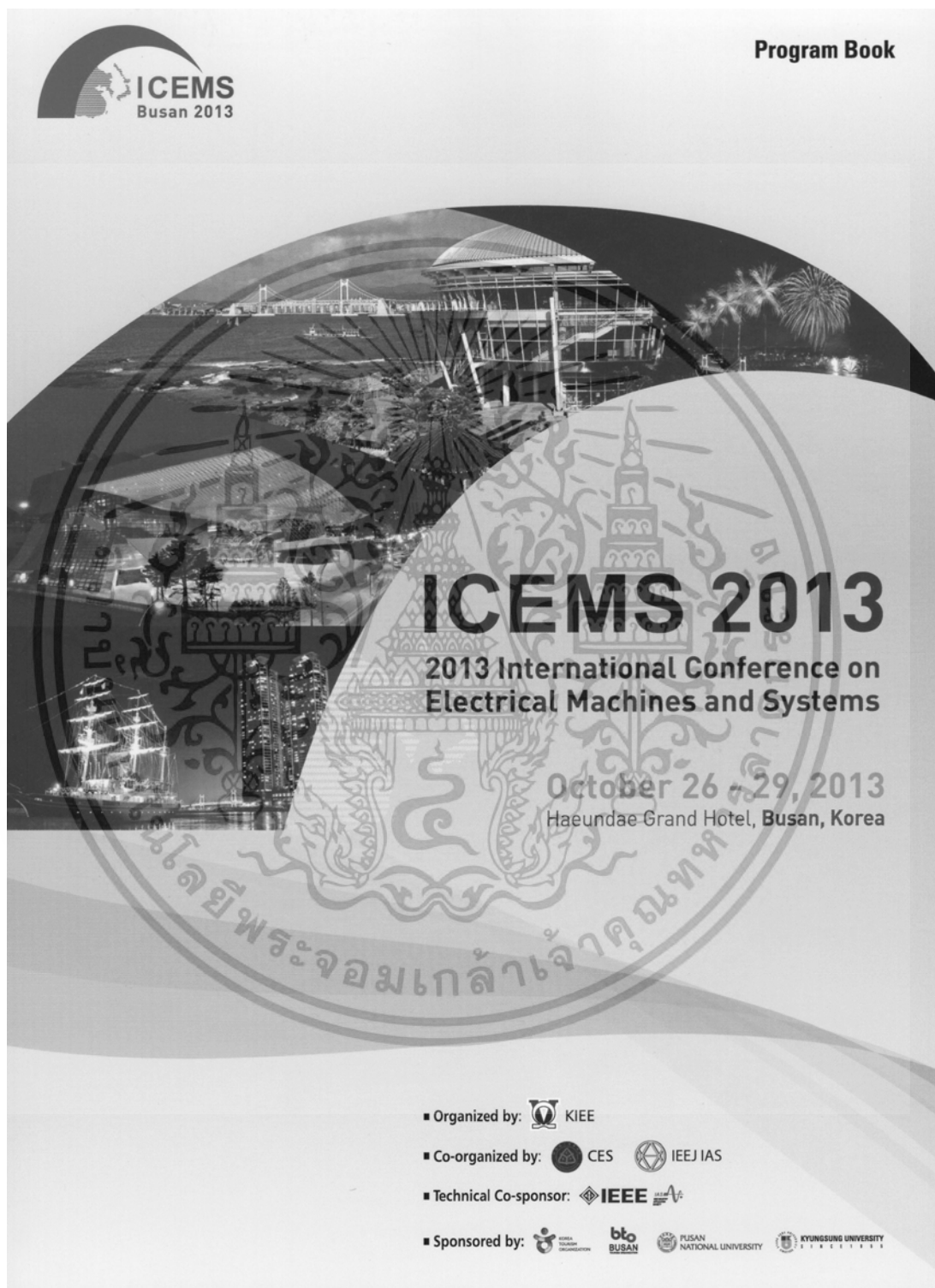
ACKNOWLEDGEMENTS

The authors express special appreciation and thanks to all who have directly or indirectly supported this project to its successful completion, along with PEA of Thailand for all useful information provided. Also, this work was supported in part by the Thailand Research Fund under grant No. IRG5780006.


REFERENCES

- Alahakoon D, Yu X (2016). Smart Electricity Meter Data Intelligence for Future Energy Systems: A Survey. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 12(1):425-436.
- Paris J, Donnal JS, Cox R, Leeb WS (2014). Hunting Cyclic Energy Wasters. *IEEE Trans. Smart Grid* 5(6):2777-2786.
- Stephen B, Isleifsson FR, Galloway S, Burt GM, Bindner HW (2014). Online AMR Domestic Load Profile Characteristic Change Monitor to Support Ancillary Demand Services. *IEEE Transactions Smart Grid* 5(2):888-895.
- Arif A, Hussain MA, Mutairi NA, Ammar EA, Khan Y, Malik N (2013). Experimental study and design of smart energy meter for the smart grid. *International Conference RenewABLE Sustainable Energy*, pp. 515-520.
- Khan TA, Khan AB, Babar M, Taj TA, Ijaz I (2014). Smart meter incorporating UWB technology. *IEEE NW Rus. Young Research*

- Electrical Electronic Engineering Conference*, pp. 75-78.
- Meenual T (2009). The PEA SmartGrids framework for effective distribution. *20th International Conference Electricity Distribution* pp. 1-5.
- Singh AK, Ibraheem SK, Muazzam M, Chaturvedi DK (2013). An Overview of Electricity Demand Forecasting Techniques. *National Conference Emer. Trending Electrical Institute Computer Engineering* 3(3):38-48.
- Black JD, Henson WL (2014). Hierarchical Load Hindcasting Using Reanalysis Weather. *IEEE Trans. Smart Grid* 5(1):447-455.
- Ladarat W, Naetladdanon S (2015). PEA Automatic Meter Reading system: Progress and lessons learned. *12th International Conference Electrical Engineering Electronic Computer Telecommunication. Information Technology* pp. 1-5.
- Erdene BB, Lee B, Kim MY, Ahn TH, Kim D (2013). Extended Smart Meters-Based Remote Detection Method for Illegal Electricity Usage. *IET Generation, Transmission and Distribution*, 7(11):1332-1343.



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



ICEMS 2013

2013 International Conference on
Electrical Machines and Systems

C • O • N • T • E • N • T • S

02	Welcome Message
03	Committee
07	Venue Layout
08	Program at a Glance
09	Conference Information
	Registration
	Internet Lounge & Speaker's Room
	Announcement & Message Board
	Secretariat Office
	Coffee Break
	Lunches
	Hotel & Tour Desk
	Local Transportation to Int'l Airport
	Social Programs
14	Technical Program
	Session Timetable
	Keynote Speakers
	Presentation Guidelines
18	Oral Presentation
	October 27 (Sun.)
	October 28 (Mon.)
	October 29 (Tue.)
41	Poster Presentation
	October 27 (Sun.)
	October 28 (Mon.)
	October 29 (Tue.)
79	Exhibition
89	Author Index

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Daily
Program

Oct. 27, 2013 / Oral

FACM-1984 Multi-Objective Design Optimization of a Single-sided Axial Flux Permanent Magnet Machine
14:00-14:20 Xu Yang, Dean Patterson, Jerry Hudgins
University of Nebraska-Lincoln

FACM-1819 The Estimation of Electrical Energy Consumption in Abnormal Automatic Meter Reading System using Multiple Linear Regression
14:20-14:40 V. Kantikoon^{1,2}, V. Kinnares¹
¹King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, ²Provincial Electricity Authority Chonburi

FACM-1421 Robust and Efficient 3D Model of an Electromagnetic Induction (EMI) Sensor
14:40-15:00 Chafic Abu Antoun, Yves Perriard
Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne

FACM-1021 Evaluation and Comparison of Different Numerical Computation Methods for the Electromagnetic Torque in Electrical Machines
15:00-15:20 Bishal Silwal, Paavo Rasilo, Lauri Perkkiö, Antti Hannukainen, Timo Eirola, Antero Arkkio
Aalto University

High Speed Machine and Drives (HSMD)

Oct. 27, 2013 (Sun.)

HSMD (High Speed Machine and Drives)

Sep-Won

Chair: Dr. Pil-Wan Han (Korea Electrotechnology Research Institute)

16:00-17:20

HSMD-0245 Design and Develop of a MW Direct Drive High-speed Permanent-Magnet Machine for Compression
16:00-16:20 Tianyu Wang¹, Guanghui Du², Zhong Yu³, Fengge Zhang², Zhaochuan Bai⁴
¹Shenyang Institute of Engineering, ²Shenyang University of Technology, ³Sichuan University, ⁴Fuxin College

HSMD-0308 Structure Design and Dynamics Analysis on High Speed Claw Pole Machine with Outer Permanent Magnet Rotor
16:20-16:40 Guangwei Liu, Fengge Zhang, Hanyang Wei, Xueliang Bian
Shenyang University of Technology

HSMD-1439 Performance Characteristics of Novel 2-Phase 6/5 Switched Reluctance Motor
16:40-17:00 Pham Trung Hieu, Jin-Woo Ahn
Kyungshung University

HSMD-0200 Loss Measurement of a 30 kW High Speed Permanent Magnet Synchronous Machine with Active Magnetic Bearings
17:00-17:20 Jeongki An, Andreas Binder, Chip Rinaldi Sabirin
Darmstadt University of Technology

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

The Estimation of Electrical Energy Consumption in Abnormal Automatic Meter Reading System using Multiple Linear Regression

V. Kantikoon^{1,2*}, V. Kinnares¹

¹Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Thailand

²Department of Meter, Provincial Electricity Authority Chonburi, Thailand

E-mail: kantikoon@hotmail.com

Abstract — This paper presents the application of multiple linear regression (MLR) to estimate the electrical energy consumption in case of the irregularity in the automatic meter reading (AMR) system. This event occurs in a delivery metering system such as problems from setting and connecting meter with the wrong electrical system, broken metering accessories, etc. The estimation is performed by using MATLAB. Estimated results show that the mean absolute percentage error (MAPE) of the lost electrical energy estimation is less than 3.65%.

I. INTRODUCTION

The energy forecast in power system using the soft computing method like Artificial Intelligent is widely used in present [1,2]. There is rarely in research of the lost energy estimation in abnormal metering of electricity customer. Therefore, in this paper, MLR is used for the new application in estimating the lost energy due to abnormal metering. Unlike with the linear regression applications on other fields which the generally simple linear regression used to reduce variable input to a minimum for estimation of output, but because it comes at the significance of the data was eliminated.

Generally, economic losses in the distribution of electrical energy, consisting of the technical loss is losses caused by the resistance of the transmission line and the non-technical loss like losses resulting from measurement instrumentation equipment abnormal. Which in the past when non-technical losses, the method used to estimate the electrical energy consumption by using the average abnormal electrical energy consumption previous 3 months, since the measurement device for use in reading the energy that was installed in most of the distribution system is mechanic meter that have limited by limitations of the backward energy data storage.

However, presently digital meter was used to replace the mechanic meter constantly increasing, because prices are down when compared to the past and significantly digital meter capable of storing energy in a given time period which the information can be used to power the history. But the digital meters are installed, it still has limitations. The historical data can be stored no more than 45 days due to limitations of the cost of memory is installed in the digital meter. And the installed memory device that is installed inside the meter, so when failure to damage the structure of the meter, which in most cases will cause damage to the internal

memory so causes of the energy data stored in memory is lost. AMR system can be used to improve those limitations.

The case study is electricity consumption of a factory in Thailand. AMR system, is used in provincial electricity authority (PEA) of Thailand providing the load profiles which can be an instrument for managing effectively the electrical energy. The load profiles will be used as input data for the electrical energy estimation in case of the abnormal metering system.

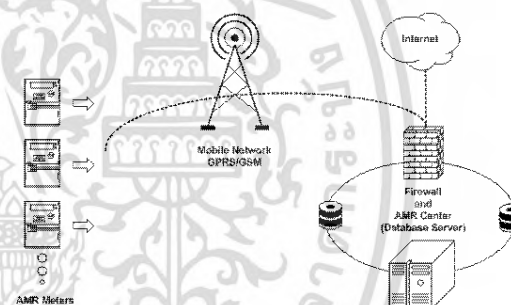


Fig. 1. The structure of the AMR system

II. OPERATION OF AUTOMATIC METER READING

The automatic meter reading (AMR) system has become a necessity for most energy suppliers as deregulation, free customer choice and open market competition occur in the energy supply sector. With the addition of customized retail services the electric meter will become a gateway for multiple service providers and enable real time communication between customers and utilities [3,4].

AMR system, as shown in Fig.1, is transmitted the load profiles of the meter through the meter interface unit (MIU) and the GPRS/GSM communication network, automatically. There are the load profiles, every 15 minutes based power usage, is currently collected in the database of AMR system (AMR data center). Therefore, The customers can trace the self-power consumption for use to manage the self-power demand, efficiently [5].

III. PRINCIPLE OF MULTIPLE LINEAR REGRESSION

In the algorithm of the regression models, two procedures can be distinguished by model of training and prediction.

MLR has two procedures, model building and prediction. Given the independent variables $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T \in \mathbb{R}^m$ and the dependent variables $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T \in \mathbb{R}^n$. Without loss of the generality, it is assumed that x_i and y_i are both centralized. Suppose there is a linear relationship between these two sets of variables, MLR models it as the multiple regression coefficient W such that

$$\begin{aligned} y_j &= W_{j1}x_1 + W_{j2}x_2 + \dots + W_{jm}x_m + \varepsilon_j \\ &= W_j\mathbf{x} + \varepsilon_j, \quad \text{for } j = 1, 2, \dots, n, \end{aligned} \quad (1)$$

where $W_j = [W_{j1}, W_{j2}, \dots, W_{jm}]$ is the j th row of the regression matrix W , and $\varepsilon_j \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ denotes the estimation error.

In order to estimate W , it needs a set of samples of both \mathbf{x} and \mathbf{y} . In fact, given a set of sample pair $\{\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i\}, i = 1, 2, \dots, N$, W can be estimated by using the least-squares estimator,

$$\min \sum_i^n (y_i - W\mathbf{x}_i)^2. \quad (2)$$

The equivalent matrix formulation is given as

$$\min \|\mathbf{Y} - W\mathbf{X}\|^2, \quad (3)$$

where $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N)$, $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_N)$, and $\|\cdot\|$ denotes the 2-norm. This is an optimization problem which can be easily resolved as

$$W = (\mathbf{X}\mathbf{X}^T)^{-1}\mathbf{X}^T\mathbf{Y}. \quad (4)$$

With the estimated regression coefficient, dependent variables can be predicted for independent variables. And generally, (4) requires that $m = \text{rank}(\mathbf{X}\mathbf{X}^T) < N$, or $\mathbf{X}\mathbf{X}^T$ is invertible. However, this condition may not always be satisfied [6, 7].

IV. MODELLING

As condition mentioned earlier, this paper aim to estimate the electrical energy consumption of the once electricity customer in case of the lost energy due to abnormal metering in past every 1 day for 2011 based on the present normal data from AMR system for the period of 2012 in the PEA region of Thailand. In this section describe the data selection and the mean absolute performance error (MAPE).

A. Data Selection

For the model of the electrical energy estimation by using MLR, the sampling data consists of the voltages and the

currents recorded in one year of 2011 for training to estimate the electrical energy. Note that there is another one year data in 2012 for testing.

Which the flow chart for the process estimation of electrical energy consumption by MLR was proposed, this is shown in Fig. 2

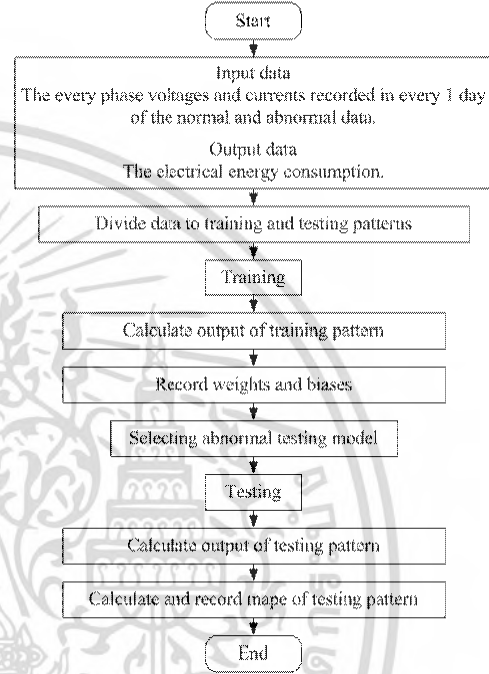


Fig. 2. The flow chart diagram for the estimation of electrical energy consumption using MLR

B. Mean absolute percentage error (MAPE):

The error percentage in this paper was calculated by using MAPE. The error calculation was used to assess the performance of estimation. The formulas are expressed as,

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_{\text{target}_i} - y_{\text{estimate}_i}}{y_{\text{target}_i}} \right|, \quad (5)$$

where y_{target_i} and y_{estimate_i} are the actual and estimated electrical energy consumptions, respectively, at the 1-day interval i and n is the total number energy consumptions that are being estimated.

V. SIMULATION RESULTS

This simulation was divided to estimate for the abnormal voltage and current of any phase that are used by MLR which used 5 normal input parameter, which was comparable to that used by the generally simple linear regression for only 1 normal input parameter.

For the input and output data for training obtained from AMR, it consist of the voltages of phase a, b, and c for training are shown in Fig. 3, the currents of phase a, b and c for training are shown in Fig. 4, and the energy consumption for training are shown in Fig. 5, respectively.

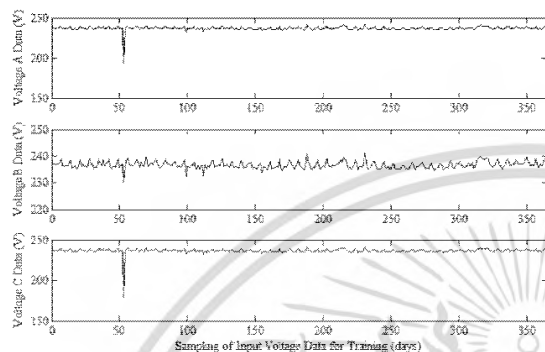


Fig. 3. The input voltage data of the training

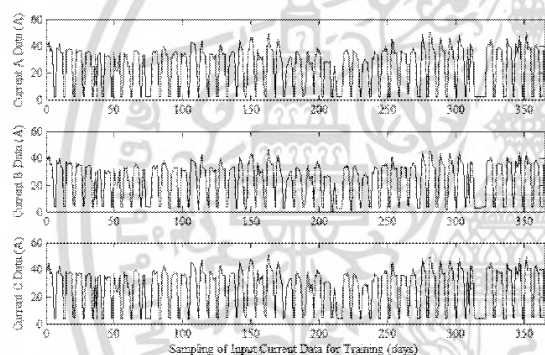


Fig. 4. The input current data of the training

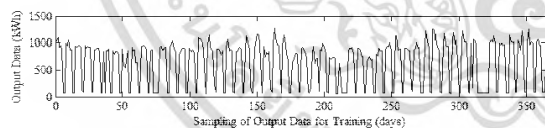


Fig. 5. The target data of the training

And the testing data obtained from AMR, it consist of the voltages of phase a, b, and c for testing are shown in Fig. 6, the currents of phase a, b and c for testing are shown in Fig. 7, and the energy consumption for testing are shown in Fig. 8, respectively.

With the assumption that the voltage or current is one of any phase is abnormal (lost) in AMR system. To estimate the energy consumption for 2011, the data is used from 2012 as training data.

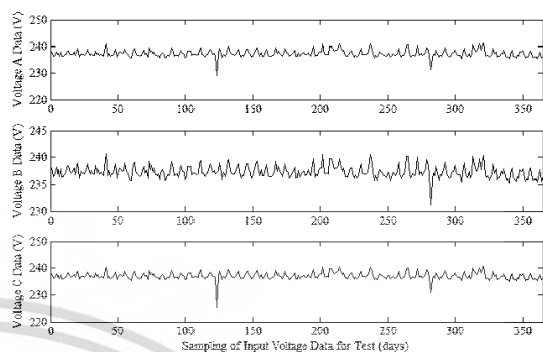


Fig. 6. The input voltage data of the testing

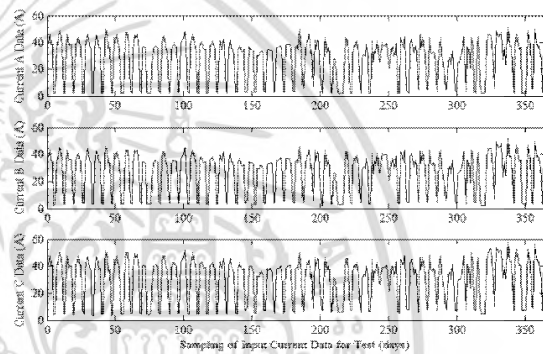


Fig. 7. The input current data of the testing

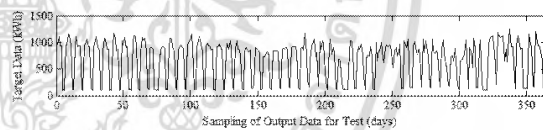


Fig. 8. The target data of the testing

The estimated results are composed of the estimated energy, and the error energy of the proposed MLR in case of the abnormal voltage of phase a, phase b, and phase c are shown in Fig.9-11, respectively,

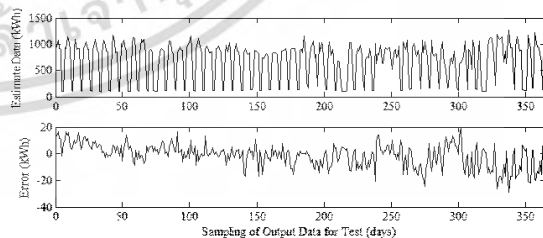


Fig. 9. The comparison of the target data with the estimated output data by the proposed MLR for the abnormal voltage of phase a

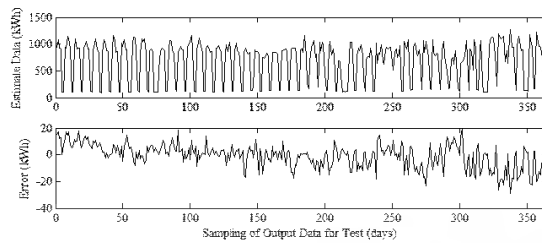


Fig. 10. The comparison of the target data with the estimated output data by the proposed MLR for the abnormal voltage of phase b

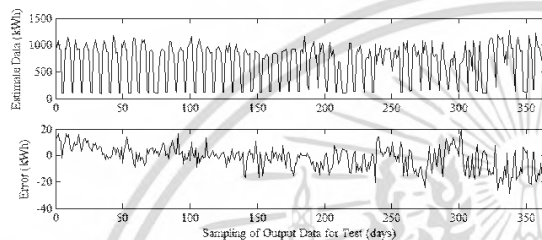


Fig. 11. The comparison of the target data with the estimated output data by the proposed MLR for the abnormal voltage of phase c

With the estimated energy, and the error energy in case of the abnormal current of phase a, phase b, and phase c of MLR was proposed, they are shown in Fig.12-14, respectively.

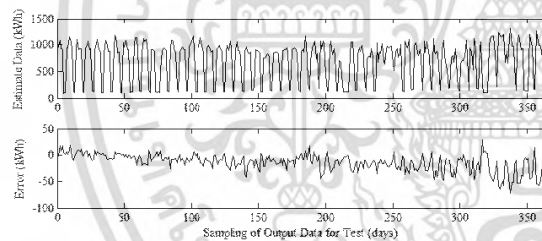


Fig. 12. The comparison of the target data with the estimated output data by the proposed MLR for the abnormal current of phase a

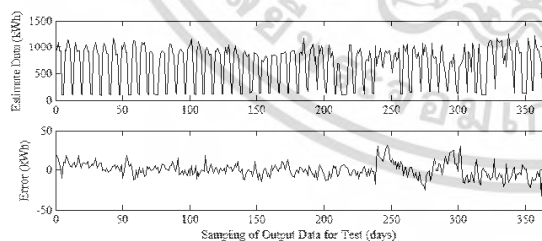


Fig. 13. The comparison of the target data with the estimated output data by the proposed MLR for the abnormal current of phase b

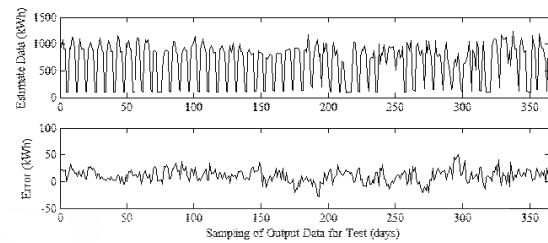


Fig. 14. The comparison of the target data with the estimated output data by the proposed MLR for the abnormal current of phase c

From these results is shown in Fig.9-14, it is seen as the ability of the proposed estimation method that can be used for estimating the output closely and effectively.

TABLE I
MAPE COMPARISON OF THE PROPOSED MLR APPLICATION WITH THE GENERALLY SIMPLE LINEAR REGRESSION USING DATA FROM 2011 to 2012

Abnormal input variables	(%) MAPE			
	By proposed MLR application (for 5 input)	By generally simple linear regression		
		I _a input	I _b input	I _c input
V _a	1.38	4.67	4.48	6.65
V _b	1.43			
V _c	1.38			
I _a	3.07	4.67	4.48	
I _b	1.67			
I _c	3.65			

MAPE results of the proposed MLR, as shown in Table I, it is found that MAPE is 1.38% in case of the abnormal voltage of phase a and phase c, and 3.65% in case of the abnormal current of phase c which is acceptable value.

Other than that is the generally simple linear regression, from MAPE results, the current of phase b will be used for estimating the target data in case of the abnormal voltage of every phase, and the abnormal current of phase a and phase c since the target estimation by the current of phase b which MAPE is 4.48%.

And which case of the current of phase b is abnormal, the current of phase a will be chosen for use as input of the target estimation since it gives MAPE that is less than the current of phase c (i.e. 4.67% < 6.65%).

VI. CONCLUSION

This paper has proposed a new application for the estimation of electrical energy consumption in case of abnormal metering in AMR using the application of MLR. Simulation and comparison are shown that the better MAPE of the proposed application than the generally simple linear regression of the estimation in case of the abnormal voltage or current at any phase. Differently, generally simple linear regression is estimated by using the best only 1 input data selection for the target estimation, as above verified in the simulation.

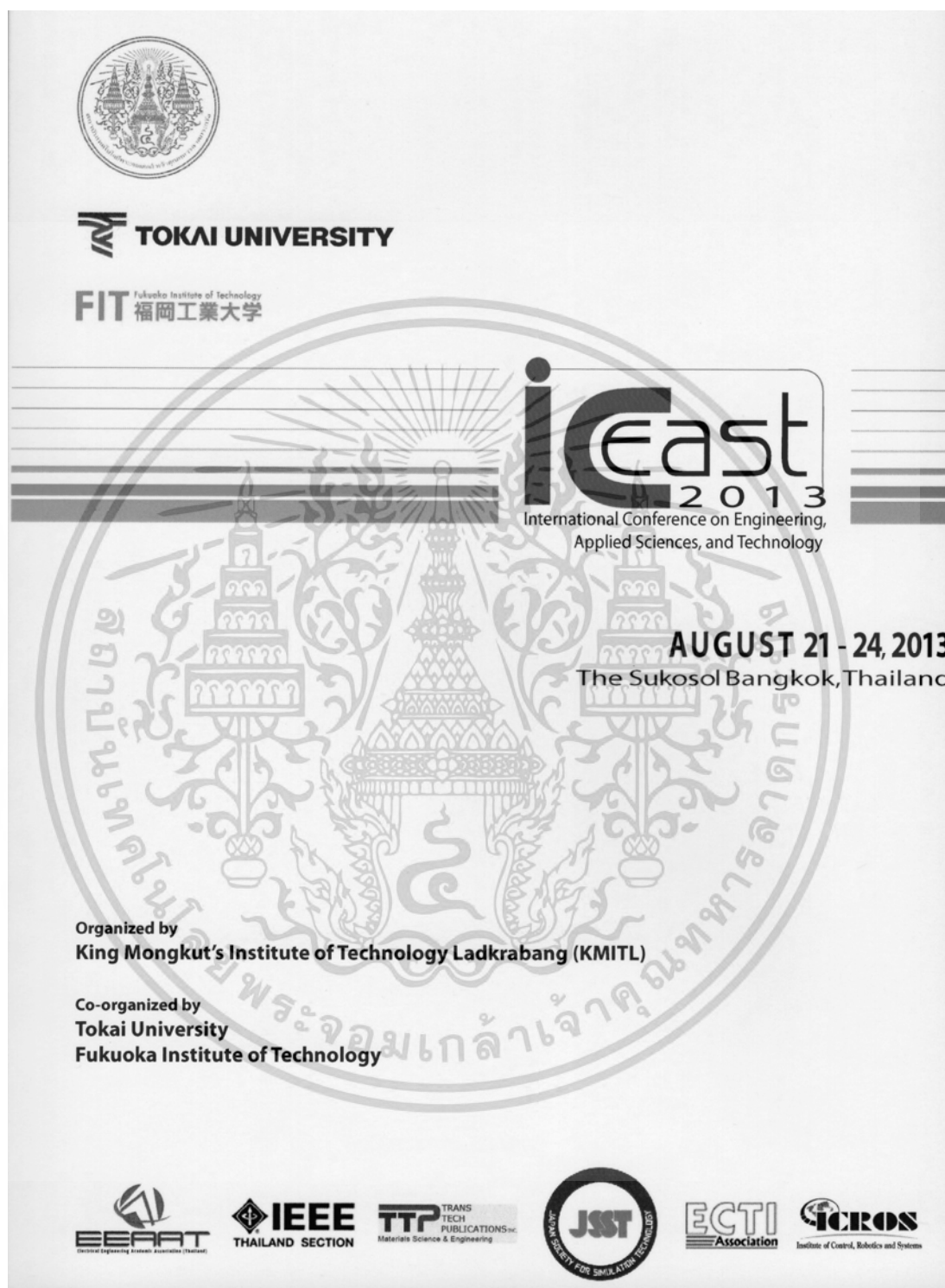
ACKNOWLEDGMENT


I would like to take this opportunity to express my deepest gratitude and appreciation to all personnel who have directly or indirectly helped me in completing this project. Preferably, useful information from PEA of Thailand.

REFERENCES

- [1] Setiawan, and Anthony, "Very Short-term Electricity Load Demand Forecasting using Support Vector Regression," *International Joint Conference on Neural Networks*, pp. 2888-2894, June 2009.
- [2] K. Kaewmanee and S. Jiriwibhakom, "PEA Distribution Reliability (SAFI, SAIDI) Determination Using Artificial Neural Networks," *IASTED Conference: Energy and Power Systems*, Krabi, Thailand, pp. 196-201, 18-20 April 2005.
- [3] Antonio Moreno-Munoz, Daniel Oterino, Angel Carmona, and Juan J G. de la Rosa, "Automated Meter Reading Systems in Outage Management," *Compatibility in Power Electronics*, pp. 1-4, 2007.
- [4] Meenual, and Thongchai, "The PEA SmartGrids framework for effective distribution," *CIREC 2009, 20th International Conference on Electricity Distribution*, pp. 1-5, 8-11 June 2009.
- [5] Provincial Electricity Authority of Thailand, *Power Plus Web Application (For Customer Users)*, PEA, 2009, pp. 1-57.
- [6] Douglas C. Montgomery, Elizabeth A. Peck, and G. Geoffrey Vining, *Introduction to linear regression analysis*, 5th ed., Hoboken, NJ : John Wiley, 2012.
- [7] Ya Su, Xinbo Gao, Xuelong Li, and Dacheng Tao, "Multivariate Multilinear Regression," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 42, no. 6, pp. 1560-1573, december 2012.







TOKAI UNIVERSITY







FIT Fukuoka Institute of Technology
福岡工業大学

ic east
2013
International Conference on Engineering,
Applied Sciences, and Technology

AUGUST 21 - 24, 2013
The Sukosol Bangkok, Thailand

Organized by
King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang (KMITL)

Co-organized by
Tokai University
Fukuoka Institute of Technology

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Contents

Conference Organizers	IV
Message from General Chairs	V
Message from Technical Program Chairs	X
Organizing Committee	XI
List of Reviewers	XIII
Local Information	XIV
Travel Information	XV
Additional Information	XVII
Map	XVIII
Floor Plan	XIX
Conference Program	XX
Keynote Speech	XXIV
Papers' Abstracts	1
Author Index	128

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

PID : 00145

The Principal Component Regression for Estimating the Electrical Energy Consumption in Abnormal Automatic Meter Reading System

Visavat Kantikoon

King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Thailand

Vijit Kinnares

King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Thailand

Keywords:

Automatic meter reading; Principal component regression.

Abstract:

This paper presents the application of a principal component regression (PCR) method to estimate the electrical energy consumption in case of the irregularity in the automatic meter reading (AMR) system. This event occurs in a delivery metering system such as problems from setting and connecting meter with the wrong electrical system, broken metering accessories, etc. The estimation is performed by using MATLAB. Estimated results show that the mean absolute percentage error (MAPE) of the lost electrical energy estimation is less than 3.62%.

The Principal Component Regression for Estimating the Electrical Energy Consumption in Abnormal Automatic Meter Reading System

Visavat Kantikoon

Department of Electrical Engineering
 Faculty of Engineering
 King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang
 Bangkok, Thailand
 kantikoon@hotmail.com

ViJit Kinnares

Department of Electrical Engineering
 Faculty of Engineering
 King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang
 Bangkok, Thailand
 kkwijit@kmitl.ac.th

Abstract— This paper presents the application of a principal component regression (PCR) method to estimate the electrical energy consumption in case of the irregularity in the automatic meter reading (AMR) system. This event occurs in a delivery metering system such as problems from setting and connecting meter with the wrong electrical system, broken metering accessories, etc. The estimation is performed by using MATLAB. Estimated results show that the mean absolute percentage error (MAPE) of the lost electrical energy estimation is less than 3.62%.

Keywords—Automatic meter reading; Principal component regression.

I. INTRODUCTION

In present, the soft computing method like Artificial Intelligent is widely used in energy forecast in power system [1,2]. There is rarely in research of the lost energy estimation in abnormal metering of electricity customer. Therefore, in this paper, PCR is used for the new application in estimating the lost energy due to abnormal metering. The case study is electricity consumption of a factory in Thailand. AMR system, is used in provincial electricity authority (PEA) of Thailand providing the load profiles which can be an instrument for managing effectively the electrical energy. The load profiles will be used as input data for the electrical energy estimation in case of the abnormal metering system. For the model of the electrical energy estimation by using PCR, the sampling data consists of the voltages and the currents recorded in one year for training to estimate the electrical energy. Note that there is another one year data for testing.

II. OPERATION OF AUTOMATIC METER READING

The automatic meter reading (AMR) system has become a necessity for most energy suppliers as deregulation, free customer choice and open market competition occur in the energy supply sector. With the addition of customized retail services the electric meter will become a gateway for multiple service providers and enable real time communication between customers and utilities [3,4].

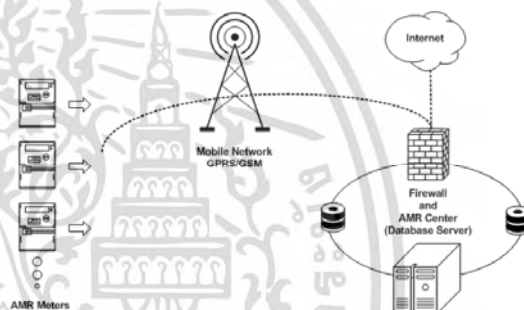


Fig. 1. The structure of the AMR system

Automatically, AMR system, as shown in Fig.1, is transmitted the load profiles of the meter through the meter interface unit (MIU) and the GPRS/GSM communication network. There are the load profiles, every 15 minutes based power usage, is currently collected in the database of AMR system (AMR data center). Therefore, The customers can trace the self-power consumption for use to manage the self-power demand, efficiently [5].

III. PRINCIPAL COMPONENT REGRESSION

In the algorithm of the principal component regression (PCR) models, two procedures can be combined by model of the principal component analysis (PCA) and the multiple linear regression (MLR), as shown in Fig.2.

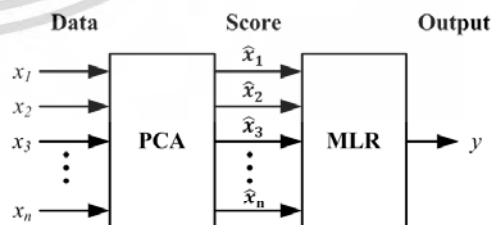


Fig. 2. The structure of the AMR system

MLR has two procedures, model building and prediction. Given the independent variables $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T \in \mathfrak{R}^m$ and the dependent variables $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T \in \mathfrak{R}^n$. Without loss of the generality, it is assumed that x_i and y_i are both centralized. Suppose there is a linear relationship between these two sets of variables, MLR models it as the multiple regression coefficient W such that

$$\begin{aligned} y_j &= W_{j1}x_1 + W_{j2}x_2 + \dots + W_{jm}x_m + \varepsilon_j \\ &= W_j\mathbf{x} + \varepsilon_j, \quad \text{for } j = 1, 2, \dots, n, \end{aligned} \quad (1)$$

where $W_j = [W_{j1}, W_{j2}, \dots, W_{jm}]$ is the j th row of the regression matrix W , and $\varepsilon_j \sim N(0, \sigma^2)$ denotes the estimation error.

In order to estimate W , it needs a set of samples of both \mathbf{x} and \mathbf{y} . In fact, given a set of sample pair $\{\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i\}, i = 1, 2, \dots, N$, W can be estimated by using the least-squares estimator,

$$\min \sum_{i=1}^n (y_i - W\mathbf{x}_i)^2. \quad (2)$$

The equivalent matrix formulation is given as

$$\min \|\mathbf{Y} - W\mathbf{X}\|^2, \quad (3)$$

where $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N)$, $\mathbf{Y} = (\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_N)$, and $\|\cdot\|$ denotes the 2-norm. This is an optimization problem which can be easily resolved as

$$W = (\mathbf{X}\mathbf{X}^T)^{-1}\mathbf{X}^T\mathbf{Y}. \quad (4)$$

With the estimated regression coefficient, dependent variables can be predicted for independent variables. And generally, (4) requires that $m = \text{rank}(\mathbf{X}\mathbf{X}^T) < N$, or $\mathbf{X}\mathbf{X}^T$ is invertible. However, this condition may not always be satisfied.

To avoid the unclean of the input data for training and the irreversible problem of MLR, PCR replaces the independent variables by principal components to estimate the dependent variables. Particularly, PCR firstly projects \mathbf{x} onto a low-dimensional subspace

$$\mathbf{x} = P^T\hat{\mathbf{x}}, \quad (5)$$

where $\hat{\mathbf{x}} \in \mathfrak{R}^k$ with $k < \text{rank}(\mathbf{X}) < m$, and P stands for the eigenvectors of the subspace \mathfrak{R}^k which can be obtained by eigenvalue decomposition techniques. Thus, the solution reduces to

$$W_p = (\hat{\mathbf{X}}\hat{\mathbf{X}}^T)^{-1}\hat{\mathbf{X}}^T\mathbf{Y}, \quad (6)$$

where $\hat{\mathbf{X}} = (\hat{\mathbf{x}}_1, \hat{\mathbf{x}}_2, \dots, \hat{\mathbf{x}}_N)$. If an appropriate k is chosen,

e.g., $\hat{\mathbf{X}}\hat{\mathbf{X}}^T$ is invertible, the optimization problem can be easily resolved. The only question is how to determine P .

The transformation P is obtained by choosing k eigenvectors of the column subspace of \mathbf{X} . Consider the singular value decomposition of \mathbf{X}

$$\mathbf{X} = U_x S_x V_x^T, \quad (7)$$

where U_x and V_x are the eigenvectors of column and row subspaces of \mathbf{X} , respectively. And S_x is a diagonal matrix of the same dimension as \mathbf{X} containing the singular values [6,7].

IV. MODELLING

As conditioned already, this paper aims to estimate the electrical energy consumption of the once electricity customer in case of the lost energy due to abnormal metering in past every 1 day for 2011 based on the present normal data from AMR system for the period of 2012 in the PEA region of Thailand. This section will describe the data selection and the mean absolute performance error (MAPE).

A. Data Selection

In this paper, data was obtained from the electrical energy consumption of the once electricity customer from AMR system in PEA in 2011 and 2012. it consists of the voltages of phase a, b, and c for training are shown in Fig. 3, the currents of phase a, b and c for training are shown in Fig. 4, and the energy consumption for training are shown in Fig. 5, respectively.

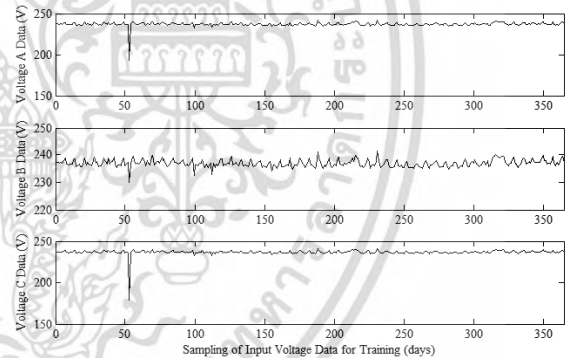


Fig. 3. The input voltage data of the training

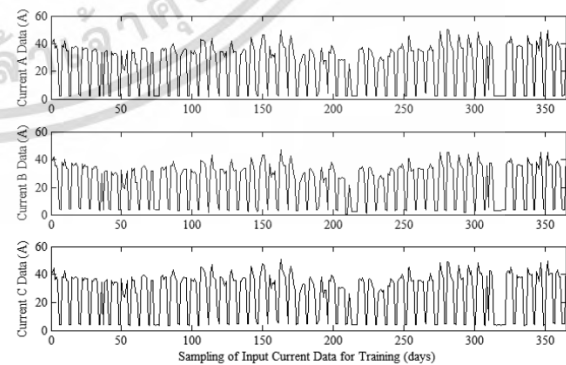


Fig. 4. The input current data of the training

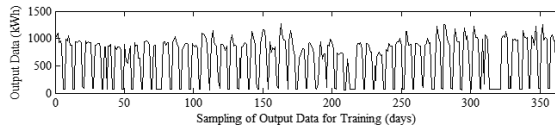


Fig. 5. The target data of the training

And the voltages of phase a, b, and c for testing are shown in Fig. 6, the currents of phase a, b and c for testing are shown in Fig. 7, and the energy consumption for testing are shown in Fig. 8, respectively, by assuming the voltage or current of any phase is abnormal (lost) in AMR system. To estimate the energy consumption for 2011, the data is used from 2012 as training data.

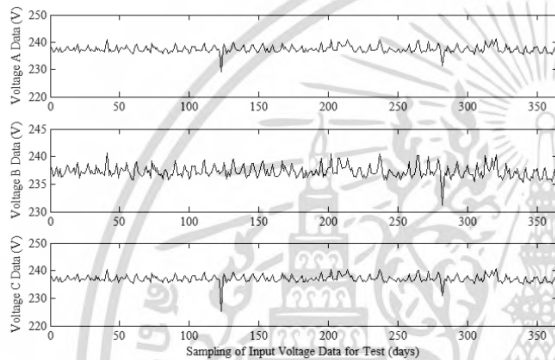


Fig. 6. The input voltage data of the testing

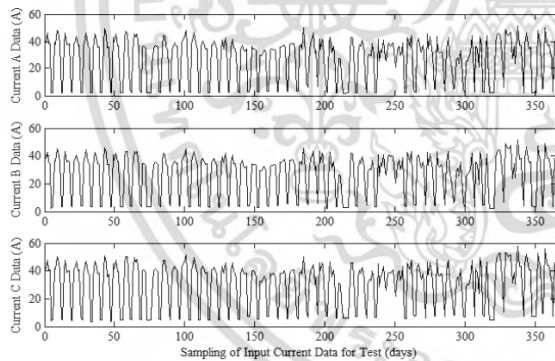


Fig. 7. The input current data of the testing

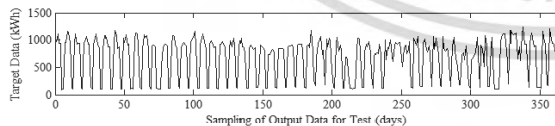


Fig. 8. The input target data of the testing

B. Mean absolute performance error (MAPE):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{l=1}^n \left| \frac{y_{target_l} - y_{estimate_l}}{y_{target_l}} \right|, \quad (8)$$

where y_{target_l} and $y_{estimate_l}$ are the actual and estimated electrical energy consumptions, respectively, at the 1-day interval l and n is the total number energy consumptions that are being estimated.

V. SIMULATION RESULTS

The estimated results are composed of the estimated energy, and the error energy of the proposed PCR in case of the abnormal voltage of phase a, phase b, and phase c are shown in Fig.9-11, respectively, and the abnormal current of phase a, phase b, and phase c are shown in Fig.12-14, respectively.

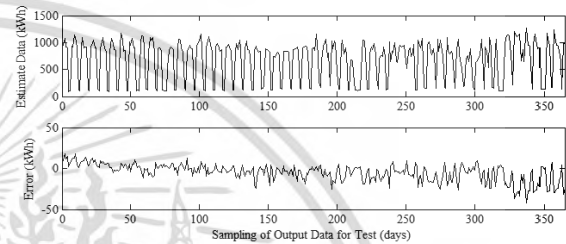


Fig. 9. The comparison of the target data with the estimated output data by the proposed PCR for the abnormal voltage of phase a

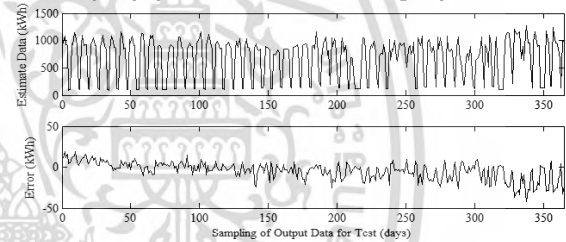


Fig. 10. The comparison of the target data with the estimated output data by the proposed PCR for the abnormal voltage of phase b

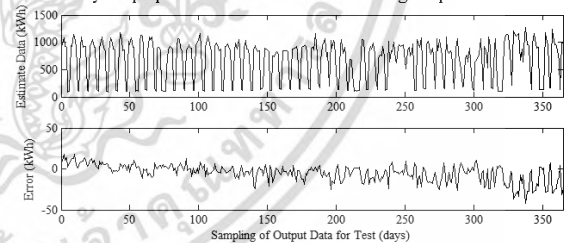


Fig. 11. The comparison of the target data with the estimated output data by the proposed PCR for the abnormal voltage of phase c

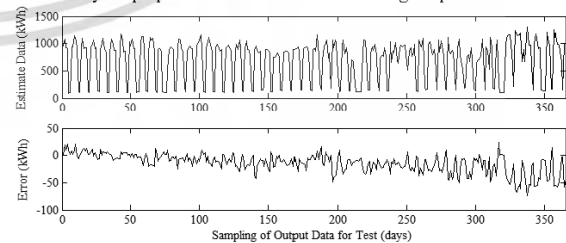


Fig. 12. The comparison of the target data with the estimated output data by the proposed PCR for the abnormal current of phase a

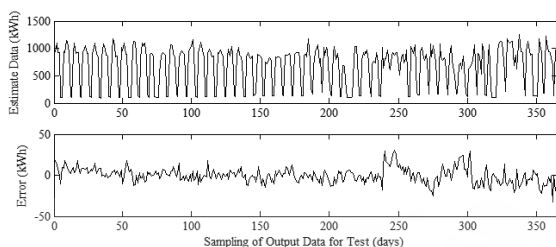


Fig. 13. The comparison of the target data with the estimated output data by the proposed PCR for the abnormal current of phase b

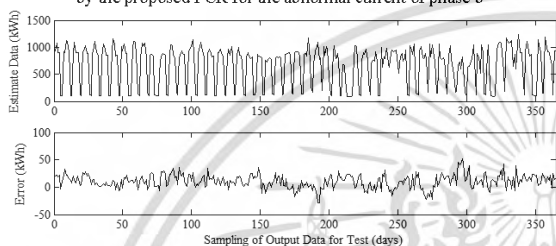


Fig. 14. The comparison of the target data with the estimated output data by the proposed PCR for the abnormal current of phase c

TABLE I. MAPE OF THE PROPOSED PCR APPLICATION USING DATA FROM 2011 AND 2012

(%)	Assuming the any input data is abnormal in AMR					
	V_a	V_b	V_c	I_a	I_b	I_c
MAPE	1.43	1.45	1.43	3.03	1.67	3.62

MAPE results of the proposed PCR, as shown in Table I, it is found that MAPE is less than 1.43% in case of the abnormal voltage of phase a and phase c, and less than 3.62% in case of the abnormal current of phase c which is acceptable value.

TABLE II. MAPE OF THE GENERALLY SIMPLE LINEAR REGRESSION USING DATA FROM 2011 AND 2012

(%)	Given to the any input data estimate the target data					
	V_a	V_b	V_c	I_a	I_b	I_c
MAPE	109.57	69.33	117.55	4.67	4.48	6.65

For the generally simple linear regression, as shown in Table II, from MAPE results, the current of phase b will be used for estimating the target data of the abnormal voltage of phase a, phase b and phase c, and the abnormal current of phase a and phase c since the current of phase b gives MAPE less than 4.48%. In case of the current of phase b is abnormal, the current of phase a will be chosen for estimating the target data since it gives MAPE less than the current of phase c (i.e. 4.67% < 6.65%).

VI. CONCLUSION

This paper has proposed the estimation of electrical energy consumption in case of abnormal metering in AMR using the application of PCR which is a new application. Simulation and comparison are shown that the better MAPE of the

proposed application than the generally simple linear regression of the estimation in case of the abnormal voltage or current at any phase. Differently, generally simple linear regression is estimated by using the best input data selection for the target estimation, as above verified in the simulation.

REFERENCES

- [1] Setiawan, and Anthonry, "Very Short-term Electricity Load Demand Forecasting using Support Vector Regression," *International Joint Conference on Neural Networks*, pp. 2888-2894, June 2009.
- [2] K. Kaewmanee and S. Jirivibhakom, "PEA Distribution Reliability (SAIFI, SAIDI) Determination Using Artificial Neural Networks," *IASTED Conference: Energy and Power Systems*, Krabi, Thailand, pp. 196-201, 18-20 April 2005.
- [3] Antonio Moreno-Munoz, Daniel Oterino, Angel Carmona, and Juan J G. de la Rosa, "Automated Meter Reading Systems in Outage Management," *Compatibility in Power Electronics*, pp. 1-4, 2007.
- [4] Meenua, and Thongchai, "The PEA SmartGrids framework for effective distribution," *CIRE2009, 20th International Conference on Electricity Distribution*, pp. 1-5, 8-11 June 2009.
- [5] Provincial Electricity Authority of Thailand, *Power Plus Web Application (For Customer Users)*, PEA, pp. 1-57, 2009.
- [6] Douglas C. Montgomery, Elizabeth A. Peck, and G. Geoffrey Vining, *Introduction to linear regression analysis*, 5th ed., Hoboken, NJ : John Wiley, 2012.
- [7] Ya Su, Xinbo Gao, Xuelong Li, and Dacheng Tao, "Multivariate Multilinear Regression," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 42, no. 6, pp. 1560-1573, december 2012.

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล	นายวิศวกรรม กานตีกุล
วัน เดือน ปีเกิด	1 มีนาคม 2523 ที่ราชบุรี
ที่อยู่	141 ถ.โชคชัย ต.โพธาราม อ.โพธาราม จ.ราชบุรี 70120 โทร.0-3274-7630
ประวัติการศึกษา	2544 วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย 2549 วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ความชำนาญเฉพาะด้าน	1.) การประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์กับงานด้านด้านวิศวกรรมไฟฟ้า 2.) การวิเคราะห์ความผิดปกติของการใช้พลังงานไฟฟ้า 3.) ระบบการอ่านหน่วยมิเตอร์อัตโนมัติ
ประสบการณ์การทำงานและผลงานวิจัย	
พ.ศ.2551-2558	วิศวกรไฟฟ้าประจำแผนกมิเตอร์ การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคจังหวัดชลบุรี - งานตรวจสอบ-วิเคราะห์ความผิดปกติของมิเตอร์ที่ติดตั้งให้กับผู้ใช้ไฟฟ้า ในพื้นที่รับผิดชอบ ของ การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคจังหวัดชลบุรี
พ.ศ.2559-ปัจจุบัน	ผู้ช่วยหัวหน้าแผนกมิเตอร์และหม้อแปลง การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค เขต 2 (ภาคกลาง) จังหวัดชลบุรี - ให้คำปรึกษาในงานด้านมิเตอร์ และงานตรวจสอบ-วิเคราะห์ความผิดปกติของ มิเตอร์ที่ติดตั้งให้กับผู้ใช้ไฟฟ้าของ การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคเขต 2 (ภาคกลาง) จังหวัดชลบุรี ที่มีพื้นที่รับผิดชอบผู้ใช้ไฟฟ้าครอบคลุม 5 จังหวัด ประกอบด้วย จังหวัดชลบุรี, ฉะเชิงเทรา, ระยอง, จันทบุรี และตราด - ผลงานการประมาณการใช้พลังงานไฟฟ้ากรณีเกิดความผิดปกติกับมิเตอร์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้