

การเฝ้าสังเกตภาระของอุปกรณ์ไฟฟ้าแบบไม่รบกวน

นางสาวจิราภรณ์ อุดมสินประเสริฐ

นางสาวกนกวรรณ ทักษณิพันธ์

นางสาวกัญญ์วรา ฉลากกลาง

ปริญญานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

ปีการศึกษา 2558

Nonintrusive Load Monitoring

Ms. Washiraporn Udomsinprasert

Ms. Kanokwan Tatsananipan

Ms. Ganwara Chalakklang

A PROJECT REPORT SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF THE REQUIREMENTS
FOR THE DEGREE OF BACHELOR OF COMPUTER ENGINEERING
DEPARTMENT OF ELECTRICAL ENGINEERING AND COMPUTER ENGINEERING
FACULTY OF ENGINEERING
KING MONGKUT'S UNIVERSITY OF TECHNOLOGY NORTH BANGKOK
ACADEMIC YEAR 2015

ปริญญานิพนธ์เรื่อง : การเฝ้าสังเกตการระของอุปกรณ์ไฟฟ้าแบบไม่รูกำลัง
ชื่อ : นางสาวชราภรณ์ อุดมสินประเสริฐ
นางสาวกนกวรรณ ทักษณิพันธ์
นางสาวกัญญ์วรา ฉลากกลาง
สาขาวิชา : วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
ภาควิชา : วิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์
คณะ : วิศวกรรมศาสตร์
อาจารย์ที่ปรึกษา : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วรัญญู วงษ์เสรี
ดร.ดำรงคำฤทธิ์ เศรษฐศิริโชค
ปีการศึกษา : 2558

คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ อนุมัติให้
ปริญญานิพนธ์นี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

..... หัวหน้าภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.นภดล วิวัชรโกเศศ) และคอมพิวเตอร์

..... ประธานกรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วรัญญู วงษ์เสรี)

..... กรรมการ
(รองศาสตราจารย์ ดร.ณชล ไชยรัตน์)



..... กรรมการ

(รองศาสตราจารย์ ดร.วรา วราวิทย์)



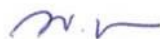
..... กรรมการ

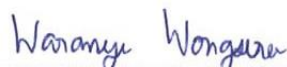
(ดร.ดำรงฤทธิ์ เศรษฐศิริโชค)


ลิขสิทธิ์ของภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

Projected Report Title : Nonintrusive Load Monitoring
Name : Ms. Washiraporn Udomsinprasert
Ms. Kanokwan Tatsananipan
Ms. Ganwara Chalakklang
Major Field : Computer Engineering
Department : Electrical and Computer Engineering
Faculty : Engineering
Project Advisor : Asst. Prof. Dr. Waranyu Wongseree
Dr. Damrongrit Setsirichok
Academic Year : 2015

Accepted by the Faculty of Engineering, King Mongkut's University of Technology North
Bangkok in Partial Fulfillment of the Requirement for the Degree of Bachelor of Computer
Engineering.

.....  Chairperson of Department of Electrical
(Asst. Prof. Dr. Nophadon Wiwatcharagoses) and Computer Engineering

.....  Chairperson
(Asst. Prof. Dr. Waranyu Wongseree)

.....  Member
(Assoc. Prof. Dr. Nachol Chaiyaratana)



..... Member

(Assoc. Prof. Dr. Vara Varavithya)



..... Member

(Dr. Damrongrit Setsirichok)

Copyright of the Department of Electrical and Computer Engineer, Faculty of Engineering

King Mongkut's University of Technology North Bangkok

บทคัดย่อ

การเฝ้าสังเกตภาระของอุปกรณ์ไฟฟ้าแบบไม่รบกวนเป็นกระบวนการจำแนกข้อมูลการใช้ไฟฟ้าในครัวเรือนที่รวบรวมจากเครื่องมือวัดเพียงจุดเดียว ไปสู่ข้อมูลการใช้ไฟฟ้าของอุปกรณ์แต่ละตัว โครงงานนี้นำเสนอการจำแนกแบบหลายเลเวลเป็นขั้นตอนวิธีการจำแนกสำหรับการจดจำเครื่องใช้ไฟฟ้าจากโหลรวม ผลการวิจัยพบว่าขั้นตอนการจำแนกหลายเลเวลมีประสิทธิภาพสูงกว่าการจำแนกแบบเลเวลเดียวในแง่ของความถูกต้องของการตรวจจับเครื่องใช้ไฟฟ้าในครัวเรือนที่สำคัญ และการตีความแบบจำลอง

Abstract

Non-intrusive appliance load monitoring is the process of disaggregating a household electricity consumption data collected from a single point of measurement into individual appliances electricity consumption data. This project proposes a multi-label classification as a disaggregation algorithm for appliance recognition from an aggregate load. The results indicated that the multi-label classification algorithm outperforms the single-label classification algorithm in terms of detection accuracy of major household appliances and model interpretation.

กิตติกรรมประกาศ

ปริญญานิพนธ์เล่มนี้เรื่องการเฝ้าสังเกตภาระของอุปกรณ์ไฟฟ้าแบบไม่ใช้เครื่องมือวัด จะเกิดขึ้นไม่ได้หากขาดการสนับสนุนจากบุคคลหลายท่านด้วยกันจึงใคร่ขอขอบคุณท่านต่าง ๆ ดังนี้

กราบขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.วรัญญู วงษ์เสรี และ ดร.ดำรงฤทธิ์ เศรษฐศิริโชค อาจารย์ที่ปรึกษาปริญญานิพนธ์ที่ได้ให้ความรู้ คำปรึกษา คำแนะนำ ข้อคิดเห็น ข้อมูล และการสนับสนุนอย่างเต็มที่ ซึ่งเป็นประโยชน์อย่างยิ่งสำหรับปริญญานิพนธ์เล่มนี้

กราบขอบพระคุณอาจารย์ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ทุกท่านที่ได้ให้วิชาความรู้ในวิชาชีพด้านวิศวกรรมและกำลังใจในการแก้ไขปัญหาในด้านการศึกษาตลอด 4 ปีที่ผ่านมา ทำให้ข้าพเจ้าสามารถนำความรู้ที่เรียนมาและทักษะการดำเนินชีวิตประจำวันมาประยุกต์ใช้ในปริญญานิพนธ์ได้เป็นอย่างดี

กราบขอบพระคุณ คุณพ่อและคุณแม่ที่ให้การสนับสนุนและความห่วงใยต่อข้าพเจ้าตลอดมา ทำให้ข้าพเจ้าประสบความสำเร็จในการศึกษาไปได้ด้วยดี

ขอบคุณรุ่นพี่ รุ่นน้อง และเพื่อนทุกคนสำหรับคำแนะนำและความช่วยเหลือที่ทำให้ข้าพเจ้าทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ

วชิราภรณ์ อุดมสินประเสริฐ

กนกวรรณ ทศนิพนธ์

กัญญ์วรา นลากลาง

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	ช
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	ซ
กิตติกรรมประกาศ	ณ
สารบัญตาราง	ญ
สารบัญภาพ	ฐ
บทที่ 1. บทนำ	1
1.1 ที่มาและความสำคัญ	1
1.2 วัตถุประสงค์	4
1.3 ขอบเขตของการศึกษา	4
1.4 แนวเหตุผล ทฤษฎีหรือสมมติฐาน	4
1.5 ประโยชน์ที่ได้รับจากการทำโครงการ	4
บทที่ 2. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง	5
2.1 การวิเคราะห์จัดกลุ่ม	5
2.2 การจำแนก	11
บทที่ 3. การออกแบบระบบและขั้นตอนการทำงานของระบบ	19
3.1 ฮาร์ดแวร์	20
3.2 การตรวจจับเหตุการณ์	20
3.3 อัลกอริธึมการจำแนก	27
บทที่ 4. ผลการทดลอง	28
4.1 ผลการทดลองการตรวจจับเหตุการณ์ของอุปกรณ์ โดยใช้ขั้นตอน MA ร่วมกับ EM	28

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
4.2 ผลการทดลองการตรวจจับเหตุการณ์ของอุปกรณ์ โดยใช้ขั้นตอน EM	31
4.3 ผลการทดลองการตรวจจับเหตุการณ์ของอุปกรณ์จริง	33
4.4 ผลทดลองเปรียบเทียบวิธีแปลงปัญหาสำหรับการจำแนกหลายเลเบล	35
4.5 ผลการทดลองใช้งานกับระบบ NILM	37
บทที่ 5. สรุปผลกระบวนการทำ NILM	42
เอกสารอ้างอิง	43
ประวัติผู้แต่ง	44

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2-1 ข้อมูลตัวอย่างของ AGNES	7
2-2 คำนวณเมตริกซ์ความใกล้ชิด (ครั้งแรก) จากระยะทางแบบยูคลิดของ AGNES	7
2-3 ตัวอย่างค่า Margina Dependency	16
3-1 แสดงข้อมูลที่รวบรวมข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้า น้ำ และก๊าซธรรมชาติ	21
3-2 แสดงชุดข้อมูลที่เก็บมามีคุณลักษณะทางไฟฟ้าทั้งหมด 11 ลักษณะ	21
3-3 แสดงข้อมูลที่รวบรวมข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้า	25
3-4 แสดงชุดข้อมูลที่เก็บมามีคุณลักษณะทางไฟฟ้าทั้งหมด 2 ลักษณะ	25
4-1 ผลการทดลองเปรียบเทียบค่าขีดเริ่มเปลี่ยนของค่ากำลังไฟฟ้าในแต่ละ จำนวนตัวอย่างสำหรับขั้นตอน MA	29
4-2 ผลการทดลองเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าเฉลี่ยตอนเปิด/ปิดในแต่ละ จำนวนตัวอย่างสำหรับขั้นตอน MA	29
4-3 ผลการทดลองเปรียบเทียบการตรวจสอบความผิดพลาดของค่ากำลังไฟฟ้า ในแต่ละจำนวนตัวอย่างสำหรับขั้นตอน MA	30
4-4 ผลการทดลองเปรียบเทียบค่าขีดเริ่มเปลี่ยนของค่ากำลังไฟฟ้าในแต่ละอุปกรณ์ สำหรับขั้นตอน EM	31
4-5 ผลการทดลองเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าเฉลี่ยตอนเปิด/ปิดในแต่ละอุปกรณ์ สำหรับขั้นตอน EM	32
4-6 ผลการทดลองเปรียบเทียบการตรวจสอบความผิดพลาดของค่ากำลังไฟฟ้า ในแต่ละจำนวนตัวอย่างสำหรับขั้นตอน MA	33
4-7 ผลการทดลองเปรียบเทียบค่าขีดเริ่มเปลี่ยนของค่ากำลังไฟฟ้าในแต่ละอุปกรณ์	34
4-8 ผลการทดลองเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าเฉลี่ยตอนเปิด/ปิดในแต่ละอุปกรณ์	34
4-9 ผลการทดลองเปรียบเทียบการตรวจสอบความผิดพลาดของค่ากำลังไฟฟ้าในแต่ละ อุปกรณ์	35
4-10 ผลการทดลองเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าเฉลี่ยตอนเปิด/ปิดในแต่ละอุปกรณ์	36

สารบัญภาพ

ภาพที่	หน้า
1-1 อัตราการใช้พลังงานจากเชื้อเพลิงชนิดต่าง ๆ ในหน่วยล้านระหว่างปี 1989-2014	1
1-2 แสดงสัดส่วนการใช้พลังงานไฟฟ้าแยกตามประเภทของผู้ใช้งาน ตั้งแต่ ม.ค.-พ.ย. 2558 ของประเทศไทย	2
1-3 รูปแบบของผลสะท้อนการใช้ไฟฟ้าต่อเปอร์เซ็นต์การประหยัด	3
2-1 ตัวอย่างเทคนิคการจัดกลุ่ม K-Means	6
2-2 Nested Clusters และ Dendrogram ของ AGNES	8
2-3 แสดง 2 เหตุการณ์ A และ B ที่เกิดขึ้นในปริภูมิตัวอย่าง S	9
2-4 แผนภาพเวนนแสดงลักษณะของทฤษฎีเบย์	10
2-5 การแปลงข้อมูลโดยใช้วิธีการ Binary Relevance	13
2-6 การแปลงข้อมูลโดยใช้วิธีการ Label Powerset	14
2-7 การแปลงข้อมูลโดยใช้วิธีการ Classifier Chains	15
2-8 ตัวอย่าง ต้นไม้แบบทอดข้ามไม่มีทิศทางที่มีน้ำหนักมากที่สุด	17
2-9 ตัวอย่างการสร้างเส้นทางกราฟจากโหนดราก	17
2-10 การแปลงข้อมูลโดยใช้วิธีการ Bayesian Chain Classifiers	18
3-1 องค์ประกอบของระบบ NILM	19
3-2 ขั้นตอนการหาเหตุการณ์ของอุปกรณ์ โดยใช้ขั้นตอน MA ร่วมกับ EM	22
3-3 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏทำขั้นตอน MA 2 ตัวอย่าง	22
3-4 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏทำขั้นตอน MA 10 ตัวอย่าง	23
3-5 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏทำขั้นตอน MA 50 ตัวอย่าง	23
3-6 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏทำขั้นตอน MA 100 ตัวอย่าง	24
3-7 ขั้นตอนการหาเหตุการณ์ของอุปกรณ์ โดยใช้ขั้นตอน EM	24
3-8 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏของหลอดไฟ	26

สารบัญภาพ (ต่อ)

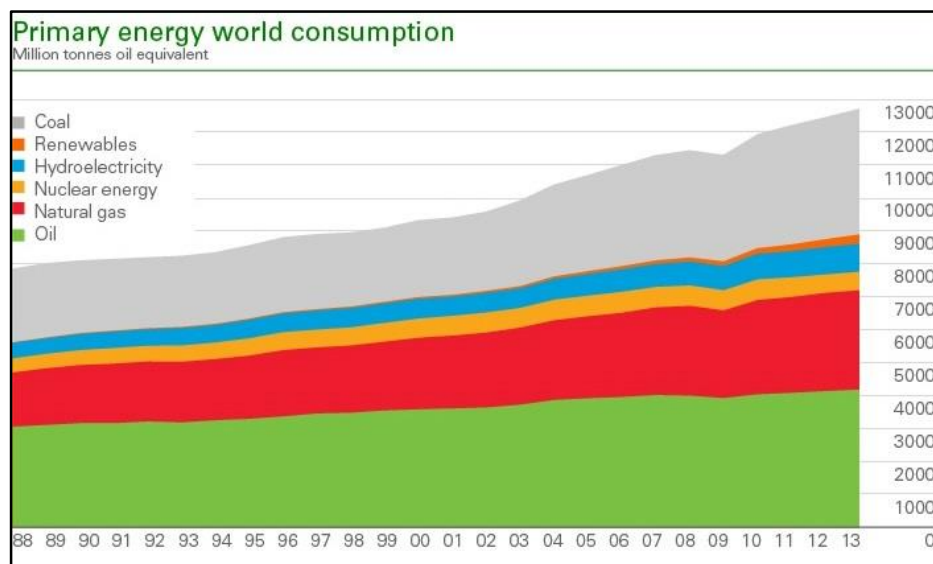
ภาพที่	หน้า
3-9 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏของโหลดฟลูออเรสเซนต์	26
3-10 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏของตู้เย็น	27
4-1 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏไม่ทำขั้นตอน MA และทำขั้นตอน MA 2, 10, 50 และ 100 ตัวอย่าง	30
4-2 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏของหลอดไส้	38
4-3 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏของของโหลดฟลูออเรสเซนต์	38
4-4 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏของตู้เย็น	39
4-5 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏของหลอดไส้ และโหลดฟลูออเรสเซนต์ที่เปิดพร้อมกัน	40
4-6 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏของโหลดฟลูออเรสเซนต์ และตู้เย็นที่เปิดพร้อมกัน	40
4-7 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏของหลอดไส้และตู้เย็นที่เปิดพร้อมกัน	41
4-8 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏของหลอดไส้ โหลดฟลูออเรสเซนต์ และตู้เย็นที่เปิดพร้อมกัน	41

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญ

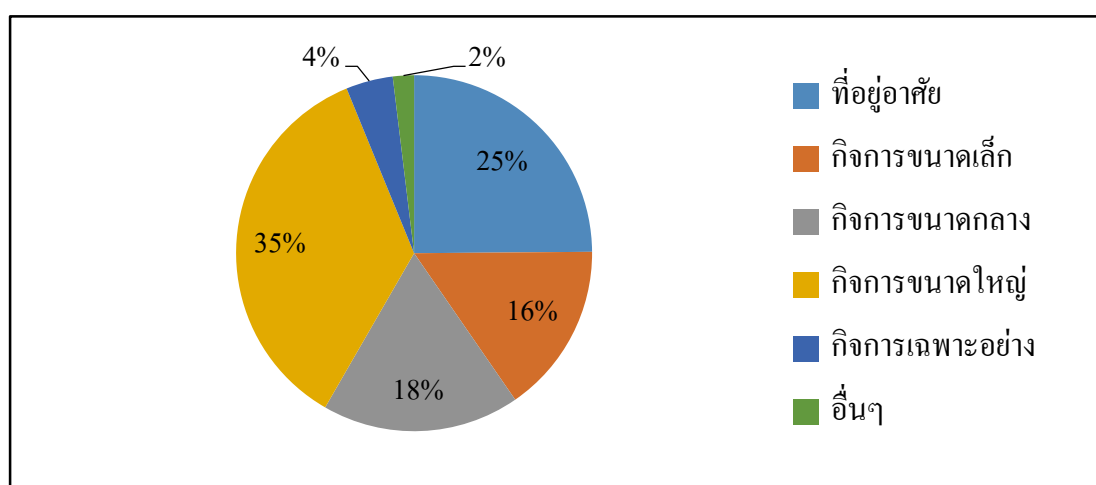
ในปัจจุบันอัตราความต้องการพลังงานทั่วโลกเพิ่มขึ้นทุกปี (ภาพที่ 1-1) ซึ่งในปัจจุบันแหล่งพลังงานที่นำมาใช้นั้นเป็นพลังงานที่ใช้แล้วหมดไป เช่น ถ่านหิน ก๊าซธรรมชาติ และน้ำมัน การใช้พลังงานนิวเคลียร์ ซึ่งการใช้พลังงานเหล่านี้เป็นต้นเหตุของการปล่อยก๊าซเรือนกระจกถึง 75% เป็นผลให้ประเทศหลาย ๆ ประเทศวางแผนพึ่งพาพลังงานหมุนเวียนเพื่อตอบสนองต่อความต้องการพลังงาน โดยเป้าหมายของสหภาพยุโรปคือใช้พลังงานทดแทน 20% แทนพลังงานหลักภายในปี 2020 อย่างไรก็ตามเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงไปใช้พลังงานทดแทนนั้นเป็นสิ่งที่อาจจะทำได้ยาก ดังนั้นการประหยัดพลังงานหรือใช้พลังงานให้น้อยลงจึงเป็นสิ่งที่ง่ายและดีกว่า



ภาพที่ 1-1 อัตราการใช้พลังงานจากเชื้อเพลิงชนิดต่าง ๆ ในหน่วยล้านตัน ระหว่างปี 1989-2014

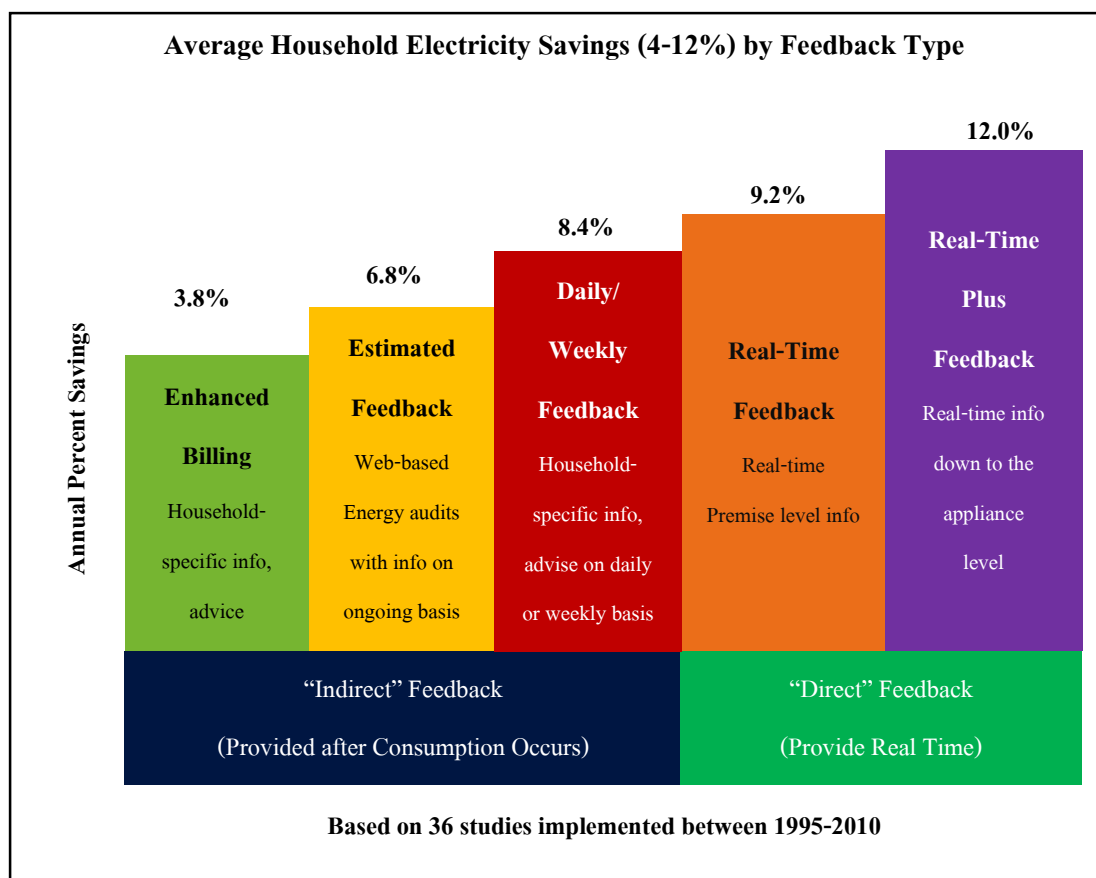
(BP Statistical Review of World Energy, 2015)

การใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศไทยที่แบ่งสัดส่วนตามประเภทของผู้ใช้งาน (ภาพที่ 1-2) พบว่า สัดส่วนที่มีขนาดใหญ่หรือใช้พลังงานไฟฟ้ามาก คือภาคกิจการขนาดใหญ่ และรองลงมาคือภาคที่อยู่อาศัย หากมุ่งเน้นไปที่การลดการใช้พลังงานทั้งสองส่วนนี้จะทำให้สามารถลดปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าได้อย่างมาก ซึ่งในส่วนของภาคกิจการขนาดใหญ่มีกฎหมายควบคุมอยู่แล้ว แต่ภาคที่อยู่อาศัยยังไม่มีกฎหมายควบคุม ดังนั้นหากลดการใช้พลังงานไฟฟ้าของภาคที่อยู่อาศัยก็จะสามารถทำให้อัตราการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศลดลง



ภาพที่ 1-2 แสดงสัดส่วนการใช้พลังงานไฟฟ้าแยกตามประเภทของผู้ใช้งานตั้งแต่ ม.ค.-พ.ย. 2558 ของประเทศไทย (กองสารสนเทศ ฝ่ายสื่อสารองค์กร กฟผ., ม.ป.ป.)

ในส่วนของวิธีการประหยัดไฟฟ้าในภาคที่อยู่อาศัยได้มีผลงานวิจัยของ Ehrhardt-Martinez ได้ทำการวิจัยเรื่องรูปแบบของผลสะท้อนของการใช้ไฟฟ้าต่อการประหยัดพลังงานไฟฟ้าในภาคที่อยู่อาศัยจาก 36 ตัวอย่าง ในประเทศอเมริกา (ภาพที่ 1-3) พบว่าเราสามารถประหยัดการใช้พลังงานไฟฟ้าได้สูงสุดถึง 12% ต่อปีหากเราทราบค่าพลังงานที่เครื่องใช้ไฟฟ้าแต่ละตัวกำลังใช้งานอยู่ขณะนั้น หรือที่เรียกว่าค่า Device Level Feedback หากผู้อาศัยภายในบ้านสามารถระบุได้ว่าเครื่องใช้ไฟฟ้าเครื่องใดใช้พลังงานไฟฟ้ามาก อาจจะกระตุ้นให้ผู้ใช้เปลี่ยนเครื่องใช้ไฟฟ้านั้นหรือปรับเปลี่ยนพฤติกรรมการใช้เครื่องใช้ไฟฟ้านั้นเพื่อที่จะประหยัดพลังงานได้มากขึ้น



ภาพที่ 1-3 รูปแบบของผลสะท้อนการใช้ไฟฟ้าต่อเปอร์เซ็นต์การประหยัดพลังงาน

(A Meta-Review For Household Electricity Saving Opportunities, 2015)

การที่จะสามารถทราบค่า Device Level Feedback ได้นั้นสามารถทำได้สองวิธีคือ

1.1.1 Intrusive load monitoring (ILM) ใช้วิธีการติดตั้งเครื่องมือวัดให้กับเครื่องใช้ไฟฟ้าแต่ละเครื่องในบ้าน แล้ววัดค่ากำลังไฟฟ้าที่เครื่องใช้ไฟฟ้าแต่ละตัวใช้โดยตรง

1.1.2 Non-intrusive load monitoring (NILM) จะใช้เครื่องมือวัดเพียงตัวเดียว โดยติดเครื่องวัดนี้ไว้ที่เมนหลักของระบบไฟฟ้าภายในบ้าน และใช้อัลกอริทึมเพื่อจำแนกค่ากำลังไฟฟ้าของอุปกรณ์ในการวิเคราะห์และแยกข้อมูลทางไฟฟ้าที่วัดได้จากมิเตอร์ เพื่อบอกถึงค่ากำลังไฟฟ้าที่เครื่องใช้ไฟฟ้าแต่ละตัวใช้

ถึงแม้ว่าวิธีการ ILM มีความแม่นยำในการระบุค่าการใช้กำลังไฟฟ้าได้สูงกว่าวิธีการ NILM แต่วิธีการนี้มีค่าใช้จ่ายสูงและติดตั้งยากเนื่องจากต้องใช้เครื่องมือวัดหลายตัว ซึ่งในบริบทของงานวิจัยนี้ได้

เลือกใช้วิธีการ NILM ที่ใช้มิเตอร์เพียงตัวเดียวร่วมกับอัลกอริทึมเพื่อจำแนกค่ากำลังไฟฟ้าของอุปกรณ์ในการหาค่า Device Level Feedback

1.2 วัตถุประสงค์

1.2.1 เพื่อพัฒนาโปรแกรมสำหรับเฝ้าสังเกตภาระของอุปกรณ์ไฟฟ้าแบบไม่รบกวน

1.3 ขอบเขตการศึกษา

1.3.1 ประยุกต์ใช้วิธีการจำแนกหลายเลเวลกับปัญหา Nonintrusive Load Monitoring ที่ประกอบด้วยโหลด 3 ชนิด คือ หลอดไส้ หลอดฟลูออเรสเซนต์ และตู้เย็น โดยใช้ชุดข้อมูลจริงที่ห้อง 4-315 ชั้น 3 ตึก 81 มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ช่วงเวลา 1 สัปดาห์

1.4 แนวคิดเหตุผล ทฤษฎีหรือสมมติฐาน

1.4.1 การเฝ้าสังเกตภาระของอุปกรณ์ไฟฟ้าแบบไม่รบกวน (Nonintrusive Load Monitoring) เป็นการออกแบบเพื่อเฝ้าสังเกตวงจรไฟฟ้าที่ประกอบด้วยอุปกรณ์ที่มีการเปิดและปิดอย่างอิสระต่อกัน โดยการวิเคราะห์รูปคลื่นของกระแสและแรงดันของภาระรวม การเฝ้าสังเกตภาระของอุปกรณ์ไฟฟ้าแบบไม่ใช้เครื่องมือวัดจะประมาณจำนวนภาระและกำลังที่ใช้ไปของอุปกรณ์แต่ละตัว โดยไม่มีการติดตั้งเซ็นเซอร์หรือเครื่องมือวัดที่อุปกรณ์ทุกตัว วิธีการนี้มีความเหมาะสมและมีประสิทธิภาพมากกว่าวิธีดั้งเดิมที่มีการติดตั้งเซ็นเซอร์ที่อุปกรณ์ทุกตัว

1.5 ประโยชน์ที่ได้รับจากการทำโครงการ

1.5.1 สามารถพัฒนาโปรแกรมสำหรับเฝ้าสังเกตภาระของอุปกรณ์ไฟฟ้าแบบไม่รบกวน

บทที่ 2

ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

ใช้การวิเคราะห์จัดกลุ่มเพื่อตรวจจับเหตุการณ์ของค่ากำลังไฟฟ้าในแต่ละอุปกรณ์ โดยวิธีการ Expectation-Maximization แล้วใช้อัลกอริธึมการจำแนก เพื่อหาแบบจำลองของค่ากำลังไฟฟ้าในแต่ละอุปกรณ์ โดยวิธีการ Bayesian Chain Classifier ร่วมกับต้นไม้ตัดสินใจ

2.1 การวิเคราะห์จัดกลุ่ม

การวิเคราะห์จัดกลุ่ม (Cluster Analysis) คือการจัดข้อมูลออกเป็นกลุ่ม โดยข้อมูลที่อยู่ในกลุ่มเดียวกันจะมีลักษณะเหมือนกันมากกว่าข้อมูลที่อยู่ต่างกลุ่ม และข้อมูลที่อยู่ต่างกลุ่มกันจะมีลักษณะเหมือนกันน้อย หรือไม่มีลักษณะที่เหมือนกันเลย การวิเคราะห์จัดกลุ่มสามารถแบ่งออกได้เป็น 3 ประเภท ได้แก่ การวิเคราะห์จัดกลุ่มแบบแบ่งกัน การวิเคราะห์จัดกลุ่มแบบลำดับชั้น และการวิเคราะห์จัดกลุ่มแบบอิงความหนาแน่น

2.1.1 การวิเคราะห์จัดกลุ่มแบบแบ่งกัน

การจัดกลุ่มข้อมูลประเภทนี้จะทำการสร้าง k พาร์ทิชันบนฐานข้อมูลจำนวน n เรคคอร์ด โดยแต่ละพาร์ทิชันจะแสดงถึงข้อมูลที่ถูกแบ่งออกเป็นกลุ่ม ในแต่ละกลุ่มจะประกอบไปด้วยข้อมูลอย่างน้อยที่สุด 1 ตัว และข้อมูลแต่ละตัวจะต้องถูกจัดให้อยู่ในกลุ่มข้อมูลเพียงกลุ่มเดียวเท่านั้น ตัวอย่างเทคนิคการจัดกลุ่มแบบนี้ ได้แก่ K-Means

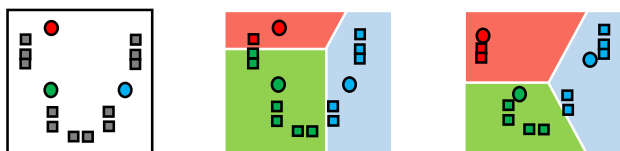
2.1.1.1 K-Means

กำหนดให้ k เป็นจำนวนกลุ่ม มีขั้นตอนดังนี้

1. กำหนดค่าเริ่มต้นของจุดเซนทรอยด์ k จุด
2. คำนวณระยะแบบยูคลิดให้แต่ละจุดที่อยู่ใกล้จุดเซนทรอยด์เป็นสมาชิกของกลุ่มที่ k
3. รวมสองกลุ่มที่ใกล้กันที่สุดเป็นกลุ่มเดียว

4. กลับไปที่ข้อ 2 จนกว่าจุดเซนทรอยด์จะไม่เปลี่ยนแปลง

ตัวอย่างเทคนิคการจัดกลุ่ม *K-Means* ต้องการจัดกลุ่มข้อมูลออกเป็น 3 กลุ่ม เริ่มแรกกำหนดค่าเริ่มต้นของจุดเซนทรอยด์ 3 จุด แล้วคำนวณระยะแบบยูคลิดให้แต่ละจุดที่อยู่ใกล้จุดเซนทรอยด์เป็นสมาชิกของแต่ละกลุ่ม แล้วคำนวณค่าจุดเซนทรอยด์ใหม่จากสมาชิกในกลุ่มโดยใช้ค่าเฉลี่ยเลขคณิต ถ้าจุดเซนทรอยด์ใหม่เปลี่ยนแปลงจากจุดเซนทรอยด์เดิมให้ทำการคำนวณระยะแบบยูคลิดให้แต่ละจุดที่อยู่ใกล้จุดเซนทรอยด์เป็นสมาชิกของแต่ละกลุ่ม แล้วคำนวณค่าจุดเซนทรอยด์จากสมาชิกในกลุ่มโดยใช้ค่าเฉลี่ยเลขคณิตใหม่ จนกว่าจุดเซนทรอยด์ใหม่จะไม่เปลี่ยนแปลงจากจุดเซนทรอยด์เดิม ดังภาพที่ 2-1



ภาพที่ 2-1 ตัวอย่างเทคนิคการจัดกลุ่ม *K-Means* (Hamerly & Elkan, 2002)

2.1.2 การวิเคราะห์จัดกลุ่มแบบลำดับชั้น

การจัดกลุ่มข้อมูลประเภทนี้จะอาศัยหลักการแบ่งข้อมูลออกเป็นลำดับชั้นคล้ายกับต้นไม้ วิธีการแบ่งกลุ่มข้อมูลแบบนี้สามารถแบ่งออกเป็น 2 แนวทางตามลักษณะการสร้างลำดับชั้น คือ Agglomerative Approach กับ Divisive Approach ตัวอย่างเทคนิคการจัดกลุ่มแบบนี้ ได้แก่ Agglomerative Nesting

2.1.2.1 Agglomerative Nesting

กำหนดให้ k เป็นจำนวนกลุ่มที่ไม่มีสมาชิกร่วมกัน มีขั้นตอนดังนี้

1. คำนวณเมตริกซ์ความใกล้ชิด (Proximity Matrix)
2. ให้แต่ละจุดเป็นสมาชิกของแต่ละกลุ่ม
3. รวมสองกลุ่มที่ใกล้กันที่สุดเป็นกลุ่มเดียว
4. กลับไปที่ข้อ 2. จนกว่าจะเหลือกลุ่มเดียว

ตัวอย่างเทคนิคการจัดกลุ่ม Agglomerative Nesting (AGNES) กำหนดข้อมูลตัวอย่างดังตารางที่ 2-1 แล้วคำนวณเมตริกซ์ความใกล้ชิดดังตารางที่ 2-2 ให้แต่ละจุดเป็นสมาชิกของแต่ละกลุ่ม ถ้าไม่ได้มีกลุ่มเดียวให้รวมสองกลุ่มที่ใกล้กันที่สุดเป็นกลุ่มเดียวแล้วคำนวณเมตริกซ์ความใกล้ชิด ให้แต่ละจุดเป็นสมาชิกของแต่ละกลุ่ม แล้วรวมสองกลุ่มที่ใกล้กันที่สุดเป็นกลุ่มเดียวใหม่ จนกว่าจะเหลือกลุ่มเดียว ดังภาพที่ 2-2

ตารางที่ 2-1 ข้อมูลตัวอย่างของ AGNES

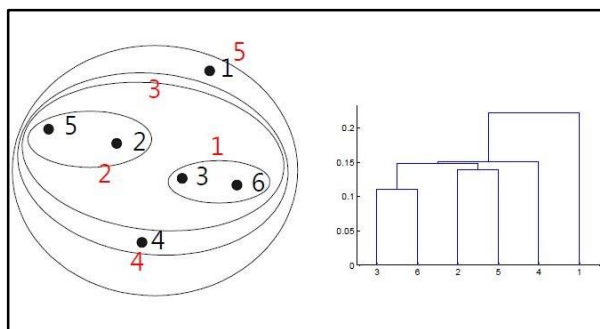
Point	X	Y
P ₁	0.40	0.53
P ₂	0.22	0.38
P ₃	0.35	0.32
P ₄	0.26	0.19
P ₅	0.08	0.41
P ₆	0.45	0.30

(Tan, Steinbach, Kumar, 2005)

ตารางที่ 2-2 คำนวณเมตริกซ์ความใกล้ชิด (ครั้งแรก) จากระยะทางแบบยูคลิดของ AGNES

	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	P ₆
P ₁	0.24	0.22	0.37	0.34	0.23
P ₂		0.15	0.20	0.14	0.25
P ₃			0.15	0.28	0.11
P ₄				0.29	0.22
P ₅					0.39

(Tan, Steinbach, Kumar, 2005)



ภาพที่ 2-2 Nested Clusters และ Dendrogram ของ AGNES (Tan, Steinbach, Kumar, 2004)

2.1.3 การวิเคราะห์จัดกลุ่มแบบอิงความหนาแน่น

การจัดกลุ่มข้อมูลประเภทนี้จะพิจารณาความหนาแน่นของข้อมูล เป็นเกณฑ์ในการค้นหาคลัสเตอร์ หลักการทั่วไปของเทคนิคนี้ คือการแผ่ขยายขอบเขตของคลัสเตอร์ไปเรื่อย ๆ トラบใดที่ความหนาแน่นของข้อมูลยังมีค่าน้อยกว่าหรือเท่ากับค่าที่ผู้กำหนด นั่นคือแต่ละข้อมูลของคลัสเตอร์ใด ๆ จะต้องประกอบด้วยข้อมูลซึ่งอยู่ใกล้กันภายในรัศมีที่กำหนด ด้วยเทคนิคนี้สามารถใช้ในการกรองข้อมูลรบกวน ซึ่งเป็นข้อมูลที่มีความหนาแน่นเบาบางได้ และยังสามารถค้นหาคลัสเตอร์ที่มีรูปทรงซับซ้อนได้อีกด้วย ตัวอย่างเทคนิคการจัดกลุ่มแบบนี้ ได้แก่ Expectation-Maximization

2.1.3.1 Expectation-Maximization

Expectation-Maximization ใช้แบ่งกลุ่มข้อมูลเพื่อที่น่าจะเป็นที่แต่ละกลุ่มข้อมูลมีข้อมูลทุกตัว โดยขั้นตอนแรกจะสุ่มค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนมา หลังจากนั้นจะทำขั้นตอน Expectation และ Maximization สลับกันจนกว่าค่าประมาณใหม่ของค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนจะไม่เปลี่ยนแปลง หรือเปลี่ยนแปลงน้อย

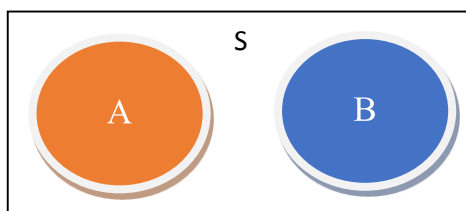
ขั้นตอน Expectation ใช้ทฤษฎีของเบย์ (Bayes' Theorem) เพื่อหาความน่าจะเป็นที่แต่ละกลุ่มมีแต่ละข้อมูลซึ่งเกี่ยวข้องกับความเป็นแบบมีเงื่อนไข และเหตุการณ์ที่ไม่เกิดร่วมกัน ความน่าจะเป็นแบบมีเงื่อนไข (Conditional Probability) เมื่อมีเหตุการณ์ 2 เหตุการณ์เกิดขึ้น เหตุการณ์ B เกิดขึ้นจะส่งผลต่อเหตุการณ์ A หมายความว่า ความน่าจะเป็นของเหตุการณ์ A และ B ขึ้นอยู่แก่กัน เขียนได้ดังสมการที่ 2-1

$$P(A | B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)} \quad (2-1)$$

หา $P(A \cap B)$ ได้จากสมการที่ 2-2

$$P(A \cap B) = P(B) P(A | B) \quad (2-2)$$

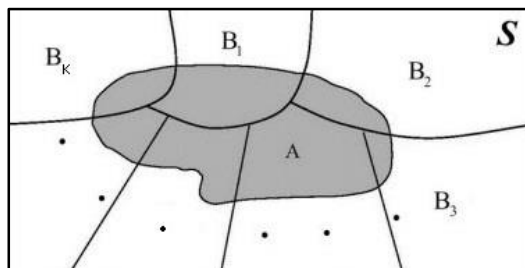
เหตุการณ์ที่ไม่เกิดร่วมกัน (Mutually Exclusive Event) แสดงดังภาพที่ 2-3 และเขียนได้ดังสมการที่ 2-3



ภาพที่ 2-3 แสดง 2 เหตุการณ์ A และ B ที่เกิดขึ้นในปริภูมิตัวอย่าง S

$$P(A \cup B) = P(A) + P(B) \quad (2-3)$$

ทฤษฎีของเบย์ จะการหาความน่าจะเป็นที่จะเกิดเหตุการณ์ B_i เมื่อทราบความน่าจะเป็นของเหตุการณ์ A กำหนดให้ $B_1, B_2, B_3, \dots, B_k$ เป็นเหตุการณ์ที่แบ่งกันในปริภูมิตัวอย่าง S ซึ่งแยกกันแบบเด็ดขาดทั้งหมด และกำหนดให้ A เป็นอีกเหตุการณ์หนึ่งในปริภูมิตัวอย่าง S โดย $P(A) > 0$ $i=1, 2, \dots, k$ ดังภาพที่ 2-4 และเขียนสมการได้ดังสมการที่ 2-4



ภาพที่ 2-4 แผนภาพเวนนแสดงลักษณะของทฤษฎีเบย์

(Faculty of Engineering RMUTT, n.d.)

$$P(B_i | A) = \frac{P(B_i) P(A | B_i)}{P(B_1) P(A | B_1) + \dots + P(B_k) P(A | B_k)} \quad (2-4)$$

แทนสมการที่ 2-2

$$P(B_i | A) = \frac{P(A \cap B_i)}{P(A \cap B_1) + \dots + P(A \cap B_k)} \quad (2-5)$$

ความน่าจะเป็นที่กลุ่มข้อมูลที่สนใจที่มีข้อมูล A หาได้จากความน่าจะเป็นที่ข้อมูล A จะมีข้อมูลร่วมกันกับกลุ่มข้อมูลที่สนใจ หากด้วยผลรวมความน่าจะเป็นที่ข้อมูล A จะมีข้อมูลร่วมกันกับข้อมูลทุกกลุ่ม จากสมการที่ 2-4 สามารถหา $P(A | B_i)$ ได้จากฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็น เพื่อหาความน่าจะเป็นของข้อมูลที่สนใจจะอยู่ในแต่ละกลุ่ม ใช้การแจกแจงแบบปกติซึ่งเป็นการกระจายของข้อมูลที่ต่อเนื่อง เขียนได้ดังสมการที่ 2-6

$$\text{prob}(x_i | \theta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2-6)$$

โดยที่ x คือ ข้อมูล, θ คือ กลุ่มข้อมูล, μ คือ ค่าเฉลี่ยของกลุ่มข้อมูล และ σ^2 คือ ความแปรปรวนของกลุ่มข้อมูล

ขั้นตอน Maximization จะหาค่าประมาณใหม่ของค่าเฉลี่ยของกลุ่มข้อมูล เขียนได้ดังสมการที่ 2-7 และค่าประมาณใหม่ของความแปรปรวนของกลุ่มข้อมูล เขียนได้ดังสมการที่

$$\mu_{\theta} = \frac{\sum_{i=1}^k \text{prob}(x_i | \theta) x_i}{\sum_{i=1}^k \text{prob}(x_i | \theta)} \quad (2-7)$$

$$\sigma_{\theta}^2 = \frac{\sum_{i=1}^k \text{prob}(x_i | \theta) (x_i - \mu_{\theta})^2}{\sum_{i=1}^k \text{prob}(x_i | \theta)} \quad (2-8)$$

จากนั้นจะทำขั้นตอน Expectation และ Maximization ซ้ำ จนกว่าค่าประมาณใหม่ของค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนไม่เปลี่ยนแปลง หรือเปลี่ยนแปลงน้อย เมื่อได้ค่าประมาณใหม่ของค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนแล้วจะหาความน่าจะเป็นที่แต่ละกลุ่มข้อมูลมีข้อมูลทุกตัว ซึ่งหาได้จากการประมาณค่าก่อนหน้า เขียนได้ดังสมการที่ 2-9

$$P(\theta | x_k) = \frac{P(\theta | x_1) + \dots + P(\theta | x_k)}{n} \quad (2-9)$$

2.2 การจำแนก

การจำแนก (Classification) คือกระบวนการสร้างแบบจำลองจำแนกประเภทข้อมูลเพื่อใช้ในการทำนายข้อมูลใหม่ที่ไม่เคยพบมาก่อน ตัวอย่างเช่น จัดกลุ่มลูกค้าที่ซื้อคอมพิวเตอร์ หรือไม่ซื้อคอมพิวเตอร์ เป็นต้น ในที่นี้กลุ่มข้อมูลจะถูกเรียกว่า คลาส (Class) ของข้อมูล ซึ่งภายในคลาสเดียวกันนั้นจะต้องมีข้อมูลที่มีความเหมือนหรือคล้ายคลึงกันมากกว่าข้อมูลที่อยู่ในคลาสต่างกัน โดยการที่จะสร้างแบบจำลองจำแนกประเภทข้อมูลทำได้จากการหาความสัมพันธ์ของข้อมูลในฐานข้อมูลโดยข้อมูลทั้งหมดจะมีการแบ่งออกเป็น 2 ประเภท คือ กลุ่มข้อมูลของการเรียนรู้หรือฝึกสอน (Training Set) เป็นกลุ่มข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองจำแนกประเภทข้อมูล และกลุ่มข้อมูลทดสอบ (Test Set) เป็นชุดข้อมูลที่นำมาใช้ในการประเมินความถูกต้องของแบบจำลอง การจำแนกสามารถแยกออกได้เป็น 2 ประเภท ได้แก่ การจำแนกเลเบลเดียว และการจำแนกหลายเลเบล

2.2.1 การจำแนกเลเบลเดียว (Single-Label Classification) การจำแนกเลเบลเดียวคือการเรียนรู้จากกลุ่มตัวอย่างที่แต่ละตัวอย่างเกี่ยวข้องกับกับคลาสที่เป็นเอกลักษณ์จากกลุ่มของคลาสที่แตกต่างกันในเลเบลซึ่งสามารถแบ่งออกได้เป็น 2 ประเภท ได้แก่ การเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอน และการเรียนรู้แบบไม่มีผู้ฝึกสอน

2.2.1.1 การเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอน (Supervised Learning) เป็นเทคนิคการเรียนรู้ที่สร้างแบบจำลองจากข้อมูลฝึกสอน (Training Data) ประกอบด้วยข้อมูลและผลที่ต้องการ (เลเบล) ซึ่งผลจากการเรียนรู้จะเป็นฟังก์ชันที่อาจจะให้ค่าต่อเนื่อง เกิดจากวิธีการถดถอย (Regression) หรือใช้ทำนายประเภทของวัตถุเกิดจากวิธีการแบ่งประเภท (Classification) เป้าหมายของการเรียนรู้ผู้ฝึกสอนคือการทำนายผลที่ต้องการให้ถูกต้องโดยใช้ตัวอย่างฝึกสอน ตัวอย่างวิธีการเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอน เช่น ต้นไม้ตัดสินใจ เบย์อย่างง่าย และกฎ

2.2.1.2 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้ฝึกสอน (Unsupervised Learning) เป็นเทคนิคการเรียนรู้โดยสร้างโมเดลที่เหมาะสมกับข้อมูล ซึ่งจะไม่มีการระบุผลที่ต้องการไว้ก่อน การเรียนรู้แบบนี้จะพิจารณาวัตถุเป็นเซตของตัวแปรสุ่ม แล้วจึงสร้างโมเดลความหนาแน่นร่วมของชุดข้อมูล เช่น การจัดกลุ่ม (Clustering)

2.2.2 การจำแนกหลายเลเบล (Multi-Label Classification)

คือการเรียนรู้จากกลุ่มตัวอย่างที่แต่ละตัวอย่างมีความสัมพันธ์กับคลาสหนึ่งหรือมากกว่า ยกตัวอย่างเช่น ภาพยนตร์หนึ่งเรื่องอาจจะเป็นได้ทั้งประเภทแอคชั่น, ดราม่า และคอมเมดี้ เป็นต้น การจำแนกแบบหลายเลเบลนี้ สามารถแบ่งวิธีออกได้เป็น 2 กลุ่มหลัก ๆ คือ วิธีแปลงปัญหา และวิธีปรับปรุงขั้นตอนวิธี


2.2.2.1 วิธีแปลงปัญหา (Problem Transformation Method) คือการแปลงข้อมูลที่มีลักษณะปัญหาแบบหลายเลเบลให้กลายเป็นข้อมูลที่เป็นปัญหาแบบเลเบลเดียว โดยที่ข้อมูลที่แปลงแล้วจะมีข้อมูลมากกว่าหนึ่งชุดก็ได้ แล้วนำข้อมูลนี้ไปใช้ร่วมกับวิธีการจำแนกแบบป้ายเดียว ตัวอย่างวิธีแปลงปัญหา เช่น Binary Relevance, Label Powerset, Classifier Chains, Bayesian Chain Classifiers

2.2.2.1.1 Binary Relevance

1. ทำการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น q ชุด (q คือ จำนวนเลเบล)
2. กำหนดเลเบลให้กับชุดข้อมูลแต่ละชุด โดยที่ชุดข้อมูลแต่ละชุดจะมีเลเบลเพียงเลเบลเดียว ซึ่งการกำหนดเลเบลทำได้โดยพิจารณาว่า ถ้าตัวอย่างนั้นมีความสัมพันธ์กับเลเบล L_j อยู่ให้กำหนดเป็นเลเบลบวก (L_j) ถ้าไม่มีจะกำหนดเป็นเลเบลลบ ($-L_j$)

ตัวอย่างการทำ Binary Relevance ดังภาพ 2-5 ที่กำหนดให้ชุดข้อมูลมีจำนวนเลเบลทั้งหมด 3 เลเบล แล้วทำการแบ่งชุดข้อมูลใหม่ออกเป็น 3 ชุดตามจำนวนเลเบล หลังจากนั้นทำการกำหนดเลเบลให้ชุดข้อมูลใหม่แต่ละชุด ยกตัวอย่างเช่น การกำหนดเลเบลให้ชุดข้อมูลของเลเบล L_1 ทำการพิจารณาที่ชุดข้อมูลก่อนที่จะทำการแปลงว่าตัวอย่างใดมีความสัมพันธ์กับเลเบล L_1 ซึ่งในชุดข้อมูลนี้มีตัวอย่างที่มีความสัมพันธ์กับเลเบล L_1 คือตัวอย่างที่ 1, 2 และ 5 ดังนั้นจึงกำหนดเลเบล L_1 เป็นเลเบลบวกที่ตัวอย่าง 1, 2 และ 5 ในชุดข้อมูลใหม่ ส่วนตัวอย่างที่ 3 และ 4 ซึ่งไม่มีความสัมพันธ์กับเลเบล L_1 ให้กำหนดเป็นเลเบลลบ

Instance	Attribute	Label Set
1	A_1	$\{L_1, L_2\}$
2	A_2	$\{L_1, L_2, L_3\}$
3	A_3	$\{L_2\}$
4	A_4	$\{L_3\}$
5	A_5	$\{L_1, L_3\}$



Instance	Label Set
1	L_1
2	L_1
3	$-L_1$
4	$-L_1$
5	L_1

Instance	Label Set
1	L_2
2	L_2
3	L_2
4	$-L_2$
5	$-L_2$

Instance	Label Set
1	$-L_3$
2	L_3
3	$-L_3$
4	L_3
5	L_3


ภาพที่ 2-5 การแปลงข้อมูลโดยใช้วิธีการ Binary Relevance

ข้อดีของวิธีการนี้คือ มีการคำนวณที่ไม่ซับซ้อน และเทคนิคการจัดหมวดหมู่ที่มีอยู่สามารถใช้โดยตรง ส่วนข้อเสียคือ ข้อมูลที่ทำการแปลงไม่สามารถหาความสัมพันธ์ระหว่างเลเบลได้ ซึ่งโดยทั่วไปแล้วเลเบลของข้อมูลมักมีความสัมพันธ์ซึ่งกันและกัน

2.2.2.1.2 Label Powerset

วิธีการ Label Powerset เป็นวิธีการแปลงรูปแบบเลเบลก่อนที่จะนำไปทำนาย โดยการนำเลเบลที่แตกต่างกันนำมารวมกันให้กลายเป็นเลเบลใหม่จะทำให้ปัญหาจากหลายเลเบลกลายเป็นปัญหาเลเบลเดียว ซึ่งเลเบลใหม่นี้จะถูกนำไปทำนายโดยใช้วิธีการจำแนกเลเบลเดียว สำหรับจำนวนรูปแบบเลเบลที่ได้มีค่าเท่ากับ $2^L - 1$ โดยที่ L คือจำนวนเลเบลของชุดข้อมูล

ตัวอย่างการทำ Label Powerset ในตัวอย่างที่ 1 กำหนดให้แอตทริบิวต์ A_1 มีความสัมพันธ์กับเลเบล L_1 และ L_2 เลเบลใหม่ที่ได้คือเลเบล $L_{1,2}$ ซึ่งเกิดจากการรวมกันระหว่างเลเบล L_1 และ L_2 ให้เหลือเพียงเลเบลเดียว สำหรับชุดข้อมูลนี้มีทั้งหมด 3 เลเบล คือ L_1 , L_2 และ L_3 ดังนั้นรูปแบบเลเบลที่เป็นไปได้จะมีทั้งหมด $2^3 - 1 = 7$ แบบ ดังนี้ L_1 , L_2 , L_3 , $L_{1,2}$, $L_{1,3}$, $L_{2,3}$ และ $L_{1,2,3}$ จะพบว่าหากเลเบลของชุดข้อมูลนั้นมีจำนวนมากจะทำให้จำนวนรูปแบบเลเบลเพิ่มขึ้นแบบทวีคูณ ซึ่งส่งผลให้มีการคำนวณซับซ้อนมากตามไปด้วย ดังนั้นวิธีการนี้จึงไม่เหมาะกับชุดข้อมูลที่มีเลเบลจำนวนมาก ๆ ดังภาพที่ 2-6

Instance	Attribute	Label Set		Instance	Label Set
1	A_1	$\{L_1, L_2\}$		1	$L_{1,2}$
2	A_2	$\{L_1, L_2, L_3\}$		2	$L_{1,2,3}$
3	A_3	$\{L_3\}$		3	L_3
4	A_4	$\{L_2, L_3\}$		4	$L_{2,3}$
5	A_5	$\{L_2\}$		5	L_2

ภาพที่ 2-6 การแปลงข้อมูลโดยใช้วิธีการ Label Powerset

2.2.2.1.3 Classifier Chains

1. แบ่งชุดข้อมูลออกเป็น q ชุด (q คือ จำนวนเลเบล) โดยที่แต่ละชุดข้อมูลจะมีเลเบลเพียงเลเบลเดียว

2. ทำนายผลชุดข้อมูลของเลเบลแรก

3. นำผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายของเลเบลก่อนหน้าทั้งหมดมาเป็นแอตทริบิวต์เพื่อทำนายเลเบลของชุดข้อมูลถัดไป

ตัวอย่างการทำ Classifier Chains กำหนดให้ชุดข้อมูลตัวอย่างนี้มีจำนวนแอตทริบิวต์ 2 แอตทริบิวต์ คือ A_1, A_2 และมีเลเบลทั้งหมด 5 เลเบล คือ Y_1, Y_2, Y_3, Y_4 และ Y_5 ดังนั้นจะแบ่งชุดข้อมูลที่จะนำไปทำนายออกเป็น 5 ชุดข้อมูลโดยที่แต่ละชุดข้อมูลจะมีเลเบลที่นำไปทำนายได้เพียงเลเบลเดียว โดยชุดข้อมูลแรกที่จะนำไปทำนายเลเบล Y_1 จะมีแอตทริบิวต์ A_1, A_2 เท่านั้น เมื่อได้ผลลัพธ์จากการทำนายเลเบล Y_1 มา ก็จะนำผลลัพธ์เลเบล Y_1 นี้ไปเป็นแอตทริบิวต์ร่วมกับแอตทริบิวต์ A_1, A_2 เพื่อใช้ในการทำนายเลเบล Y_2 และเมื่อได้ผลลัพธ์จากการทำนายเลเบล Y_2 มาก็นำไปเป็นแอตทริบิวต์ร่วมกับแอตทริบิวต์ A_1, A_2, Y_1 และ Y_2 เพื่อใช้ในการทำนายเลเบล Y_3 ต่อไป ทำเช่นนี้ไปเรื่อย ๆ จนครบทุกเลเบล ดังภาพที่ 2-7

Model	Attribute	Y
1	A_1, A_2	Y_1
2	A_1, A_2, Y_1	Y_2
3	A_1, A_2, Y_1, Y_2	Y_3
4	A_1, A_2, Y_1, Y_2, Y_3	Y_4
5	$A_1, A_2, Y_1, Y_2, Y_3, Y_4$	Y_5

ภาพที่ 2-7 การแปลงข้อมูลโดยใช้วิธีการ Classifier Chains

2.2.2.1.4 Bayesian Chain Classifiers

เป็นวิธีการที่นำทั้งสามวิธีการมาประยุกต์ โดยหลีกเลี่ยงสิ่งที่เป็นข้อจำกัดของสามวิธีข้างต้น ดังสมการที่ (2-10)

$$p(C | x) = \prod_{i=1}^d p(C_i | pa(C_i), x) \quad (2-10)$$

โดยที่ $p(C | x)$ คือ ความน่าจะเป็นของคลาสที่เกิดขึ้นหรือผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนาย

$pa(C_i)$ คือ โหนดพ่อแม่ของคลาสนั้น ๆ, d คือ จำนวนเลเบล, l คือ จำนวนแอตทริบิวต์

โดยให้ $C = (C_1, C_2, \dots, C_d)$, $x = (x_1, x_2, \dots, x_l)$

โดยที่วิธีการนี้จะแบ่งออกเป็นสองขั้นตอนหลัก ๆ คือหาความสัมพันธ์ระหว่างคลาสนั้น และนำความสัมพันธ์ระหว่างคลาสนั้นมาสร้างการจำแนกแบบลูกโซ่ระหว่างโหนดที่มีความสัมพันธ์กัน ซึ่งจะมีวิธีการทำดังนี้

1. หาค่าความสัมพันธ์ระหว่างเลเบล (Marginal Dependency) ดังสมการที่ (2-11) ตัวอย่างค่า Marginal Dependency ที่สมมติขึ้นอยู่ที่ตารางที่ 2-3

$$I(X; Y) = \sum_{y \in Y} \sum_{x \in X} p(x, y) \log \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} \quad (2-11)$$

ตารางที่ 2-3 ตัวอย่างค่า Marginal Dependency

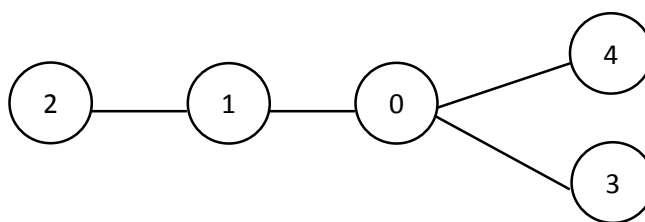
Label	L_0	L_1	L_2	L_3	L_4
L_0		0.50	0.35	0.11	0.59
L_1			0.68	0.05	0.25
L_2				0.01	0.20
L_3					0.10
L_4					

2. หาต้นไม้แบบทอดข้ามไม่มีทิศทางที่มีน้ำหนักมากที่สุด โดยใช้ Kruskal's Algorithm กำหนดให้ค่า Marginal Dependency ที่สมมุติจากข้อ 1

เริ่มต้นจากการเรียงค่าความสัมพันธ์จากสูงสุดไปต่ำสุด จะได้เป็นดังนี้

$$L = \{L_{1,2}, L_{0,4}, L_{0,1}, L_{0,2}, L_{1,4}, L_{2,4}, L_{0,3}, L_{3,4}, L_{1,3}, L_{2,3}\}$$

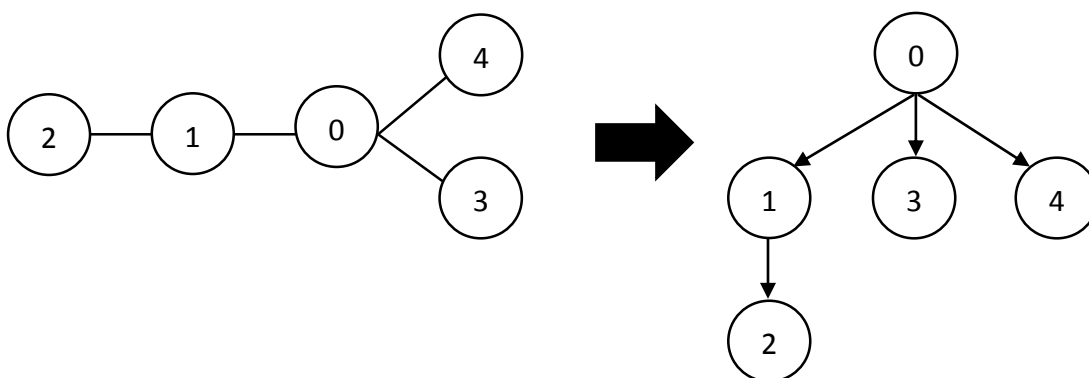
หลักการวิธีหาต้นไม้แบบทอดข้ามไม่มีทิศทางที่มีน้ำหนักมากที่สุด ให้เริ่มดูที่ค่าความสัมพันธ์ที่มากที่สุดแล้วลากเส้นเชื่อมโยงโหนดแต่ละโหนดเข้าด้วยกัน โดยที่กราฟที่เชื่อมโยงจะต้องไม่เป็นวัฏจักร และกราฟนี้จะต้องเป็นกราฟแผ่ทั่ว ซึ่งจากค่าความสัมพันธ์ที่ยกตัวอย่างไว้ สามารถนำมาสร้างต้นไม้แบบทอดข้ามไม่มีทิศทางที่มีน้ำหนักมากที่สุด ดังภาพที่ 2-8



ภาพที่ 2-8 ตัวอย่างต้นไม้แบบทอดข้ามไม่มีทิศทางที่มีน้ำหนักมากที่สุด

3. สร้างเส้นทางกราฟจากโหนดราก (โหนดที่อยู่บนสุดของต้นไม้)
โดยเมื่อกำหนดโหนดรากแล้ว โหนดที่มีความสัมพันธ์กับโหนดรากจะถูกกำหนดให้เป็นโหนดลูก
ของโหนดรากและหากโหนดลูกมีความสัมพันธ์กับโหนดอื่น โหนดลูกก็จะกลายเป็นโหนดพ่อแม่ของ
โหนดที่มีความสัมพันธ์กัน

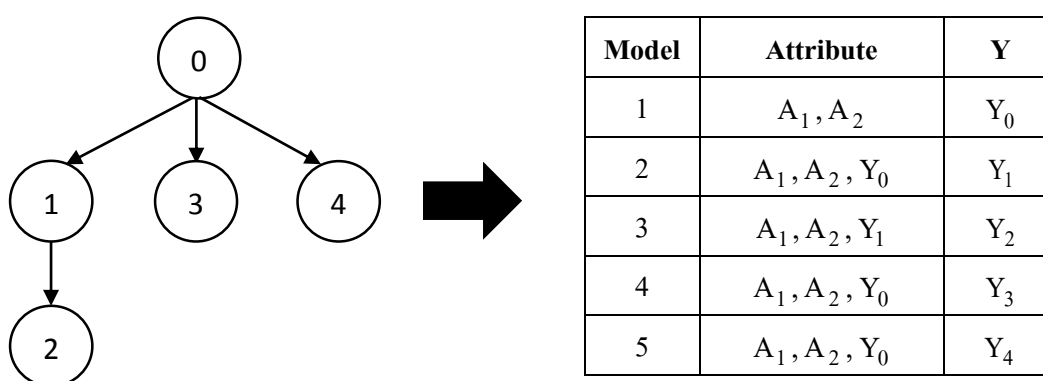
ตัวอย่างการสร้างเส้นทางกราฟจากโหนดราก กำหนดให้โหนดราก
คือโหนด 0 ซึ่งโหนดที่มีความสัมพันธ์กับโหนด 0 คือโหนด 1, 3 และ 4 จะถูกกำหนดให้เป็นโหนด
ลูกของโหนด 0 และโหนดที่มีความสัมพันธ์กับโหนดลูกในที่นี้คือ โหนด 2 มีความสัมพันธ์กับ
โหนดลูก 1 จะถูกกำหนดให้เป็นโหนด 2 เป็นโหนดลูกของโหนด 1 อีกที ดังภาพที่ 2-9



ภาพที่ 2-9 ตัวอย่างการสร้างเส้นทางกราฟจากโหนดราก

4. ทำการแปลงข้อมูลโดยการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น q ชุด (q จำนวนเลเบล) โดยการแปลงข้อมูลนี้จะนำผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายของโหนดพ่อแม่มาเป็นแอตทริบิวต์ในชุดข้อมูลที่เป็นโหนดลูก เพื่อใช้ในการทำนายเลเบลที่เป็นโหนดลูกต่อไป

ตัวอย่างการเริ่มจากการทำนายเลเบลแรกคือเลเบล Y_0 ซึ่งก็คือโหนด 0 หรือโหนดราก เมื่อได้ผลลัพธ์จากการทำนายโหนด 0 แล้ว ก็จะนำผลลัพธ์นี้ไปเป็นแอตทริบิวต์ในชุดข้อมูลที่เป็นโหนดลูกซึ่งก็คือ โหนด 1, 3 และ 4 แล้วเมื่อได้ผลลัพธ์ของโหนด 1 ก็จะนำไปเป็นแอตทริบิวต์ในชุดข้อมูลที่เป็นโหนดลูกของโหนด 1 ซึ่งก็คือโหนด 2 ต่อไป ดังภาพที่ 2-10



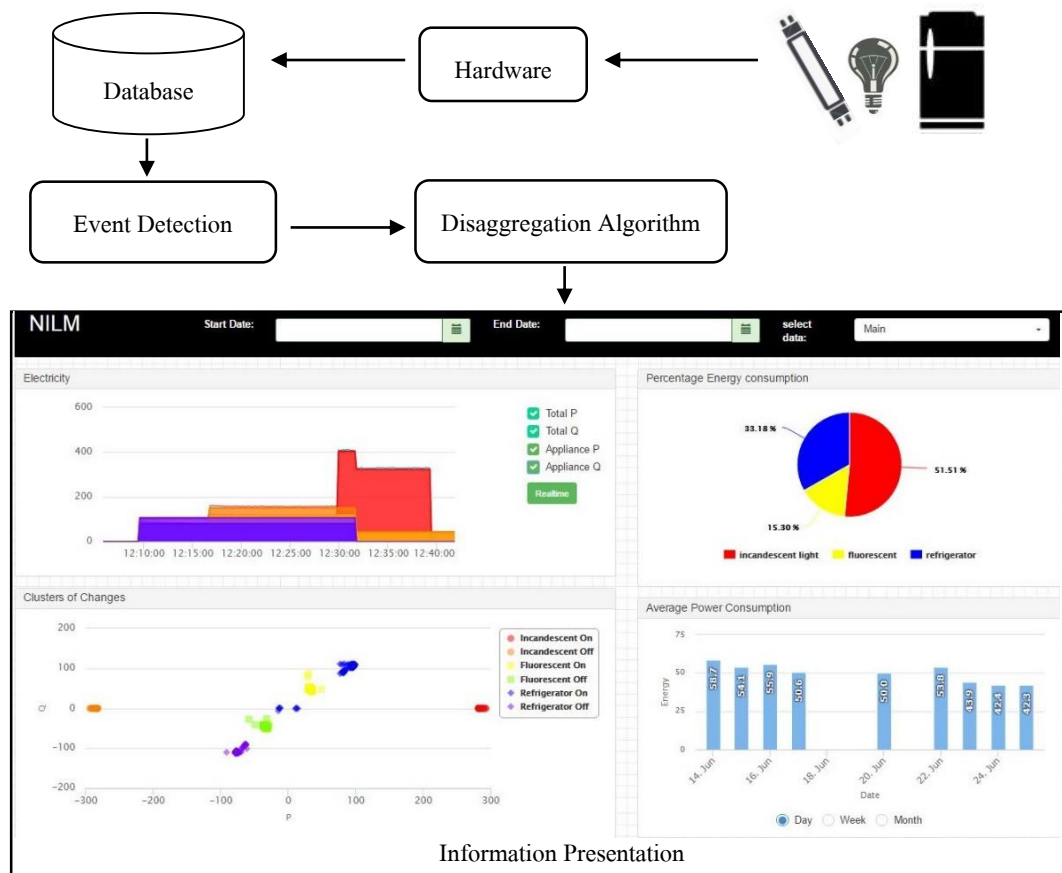
ภาพที่ 2-10 การแปลงข้อมูลโดยใช้วิธีการ Bayesian Chain Classifiers

2.2.2.2 Algorithm Adaptation Method วิธีการนี้คือการขยายขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ที่มีอยู่ให้จัดการกับข้อมูลแบบหลายเลเบลได้โดยตรง ยกตัวอย่างเช่น Clare and King (2001) ดัดแปลงอัลกอริธึม C4.5 สำหรับข้อมูลหลายเลเบล โดยการปรับเปลี่ยนสูตรการคำนวณเอนโทรปี MI-Knn (Zhang & Zhou, 2005) ที่ดัดแปลงมาจาก Knn Lazy Learning Algorithm เป็นต้น

บทที่ 3

การออกแบบระบบและขั้นตอนการทำงานของระบบ

การทำ NILM ต้องมีการเก็บค่ากำลังไฟฟ้าก่อน แล้วทำการตรวจจับเหตุการณ์ของอุปกรณ์ไฟฟ้า เพื่อจัดการค่ากำลังไฟฟ้าก่อนนำมาเข้าอัลกอริทึมการจำแนกค่ากำลังไฟฟ้าจะได้แบบจำลองการทดลองเพื่อจะนำไปทำนายข้อมูลที่เข้ามาใหม่ จึงได้จัดทำเป็นระบบ NILM ซึ่งจะประกอบด้วยอุปกรณ์ไฟฟ้า ฮาร์ดแวร์ ฐานข้อมูล การตรวจจับเหตุการณ์ อัลกอริทึมการจำแนก และการแสดงข้อมูล ดังภาพที่ 3-1



ภาพที่ 3-1 องค์ประกอบของระบบ NILM

3.1 ฮาร์ดแวร์

ฮาร์ดแวร์ (Hardware) ของระบบ NILM สามารถแบ่งได้เป็น 3 ส่วน ได้แก่ ส่วนวัดกระแสของโหลดแต่ละโหลด ส่วนสื่อสารระหว่าง Arduino Uno และ Raspberry Pi 2 Model B และส่วนฐานข้อมูล

3.1.1 ส่วนวัดกระแสของโหลดแต่ละโหลด

ได้นำ Current Transformer รุ่น SCT-013-000 ซึ่งใช้หลักการเหนี่ยวนำของสนามแม่เหล็ก โดยด้านกระแสอินพุตเป็นสายไฟที่ต้องการวัดกระแส และด้านกระแสเอาต์พุตเป็นขดลวด โดยรุ่นนี้มีอัตราอินพุตต่อเอาต์พุต คือ 100 A:1 A หมายถึงจะแปลงกระแสจาก 100 A ในด้านกระแสอินพุต ให้เหลือเพียง 1 A ในด้านกระแสเอาต์พุต และด้านกระแสเอาต์พุตจะต่อกับ 3.5 mm CT Sockets บนบอร์ด Emontx Shield Smt โดยอุปกรณ์เสริมนี้จะใช้สำหรับ Arduino และ Arduino ที่เลือกใช้ คือ Arduino Uno

3.1.2 ส่วนสื่อสารระหว่าง Arduino Uno และ Raspberry Pi 2 Model B

ซึ่งส่วนนี้จะใช้โมดูลสื่อสารไร้สาย NRF24L01 ความถี่ 2.4 GHz ที่สามารถเป็นได้ทั้งตัวรับและส่งข้อมูล โดยเอาต์พุตของไอซีนี้เป็นการติดต่อแบบ SPI ที่ใช้พลังงานต่ำ และใช้ไฟเลี้ยงได้ไม่เกิน 3.6 V โดย NRF24L01 ที่ติดต่อกับ Arduino จะเป็นตัวส่งข้อมูล ส่วน NRF24L01 ที่ติดต่อกับ Raspberry Pi Model B จะเป็นตัวรับข้อมูล

3.1.3 ส่วนฐานข้อมูล

ในส่วนนี้ได้มีการทำให้บอร์ด Raspberry Pi 2 Model B กลายเป็นเว็บเซิร์ฟเวอร์ และฐานข้อมูลเซิร์ฟเวอร์ โดยใช้ Django Framework ซึ่งมีการเก็บข้อมูลจาก NRF24L01 ลงฐานข้อมูล และมีการดึงข้อมูลจากฐานข้อมูลมาแสดงยังหน้าเว็บ

3.2 การตรวจจับเหตุการณ์

การสกัดข้อมูลด้วยการตรวจจับการเปลี่ยนแปลงของค่ากำลังไฟฟ้าใช้วิธี Moving Average เพื่อให้ค่ากำลังไฟฟ้าสมูท ร่วมกับวิธี Expectation-Maximization เพื่อจัดกลุ่มค่ากำลังไฟฟ้า หากมีการเปลี่ยนแปลงหรือมีเหตุการณ์ เกิดขึ้นก็จะทำการเก็บข้อมูลตัวอย่างที่เปลี่ยนแปลงนั้นเพื่อให้ส่วนต่อไป

3.2.1 การทดลองจากชุดข้อมูล Ampds

ตารางที่ 3-1 แสดงข้อมูลที่รวบรวมข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้า น้ำ และก๊าซธรรมชาติ

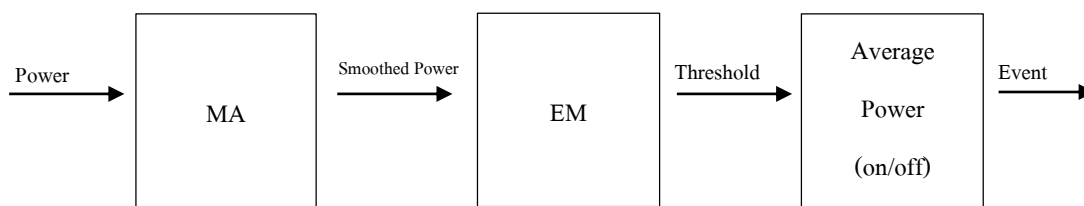
พารามิเตอร์	ค่า
จำนวนตัวอย่าง	1,051,200
ระยะเวลาที่เก็บ	2 ปี
สถานที่เก็บข้อมูล	BC,Cannada
จำนวนบ้านที่เก็บข้อมูล	1
จำนวนเครื่องใช้ไฟฟ้า	20
จำนวนโหลดรวม	1
ความถี่การสุ่มตัวอย่างเครื่องใช้ไฟฟ้า	1 นาที
ความถี่การสุ่มตัวอย่างโหลดรวม	1 นาที

ตารางที่ 3-2 แสดงชุดข้อมูลที่เก็บมามีคุณลักษณะทางไฟฟ้าทั้งหมด 11 ลักษณะ

คุณลักษณะ	หน่วย
Voltage (V)	V
Current (I)	A
Real Power (P)	W
Real Energy (Pt)	Wh
Reactive Power (Q)	Var
Reactive Energy (Qt)	VARh
Apparent Power (S)	VA
Apparent Energy(St)	Vah
Displacement Power Factor (DPF)	Ratio
Apparent Power Factor (APF)	Ratio
Frequency (F)	Hz

3.2.1.1 การหาเหตุการณ์ของอุปกรณ์ โดยใช้ขั้นตอน MA ร่วมกับ EM

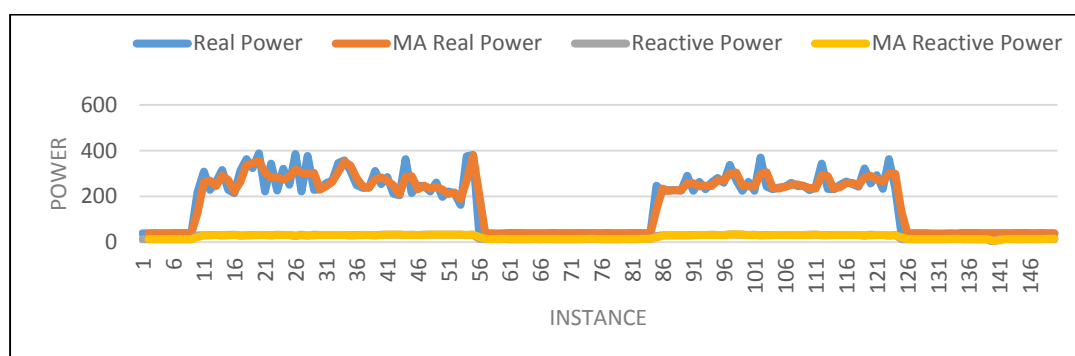
นำค่ากำลังไฟฟ้าของทีวีมาเข้าขั้นตอน Moving Average (MA) จะทำให้ค่ากำลังไฟฟ้ามีความสมูท แล้วมาเข้าขั้นตอน Expectation-Maximization (EM) จะได้ค่าขีดเริ่มเปลี่ยน สำหรับเข้าขั้นตอนหาค่ากำลังไฟฟ้าเฉลี่ยตอนเปิด/ปิด จะได้เหตุการณ์ของทีวี ดังภาพที่ 3-2 สำหรับขั้นตอน Moving Average ได้มีการทดลอง 2, 10, 50 และ 100 ตัวอย่างตามลำดับ



ภาพที่ 3-2 ขั้นตอนการหาเหตุการณ์ของอุปกรณ์ โดยใช้ขั้นตอน MA ร่วมกับ EM

3.2.1.1.1 การทดลองขั้นตอน Moving Average 2 ตัวอย่าง

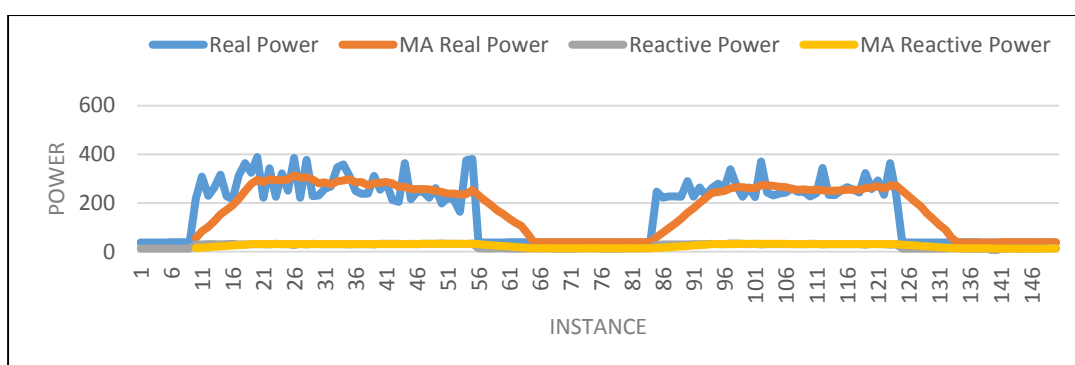
จากภาพที่ 3-3 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกราฟกำลังไฟฟ้าปรากฏต่างกันเล็กน้อยกับกราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกราฟกำลังไฟฟ้าปรากฏหลังทำขั้นตอน MA ตามลำดับ



ภาพที่ 3-3 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏทำขั้นตอน MA 2 ตัวอย่าง

3.2.1.1.2 การทดลองขั้นตอน Moving Average 10 ตัวอย่าง

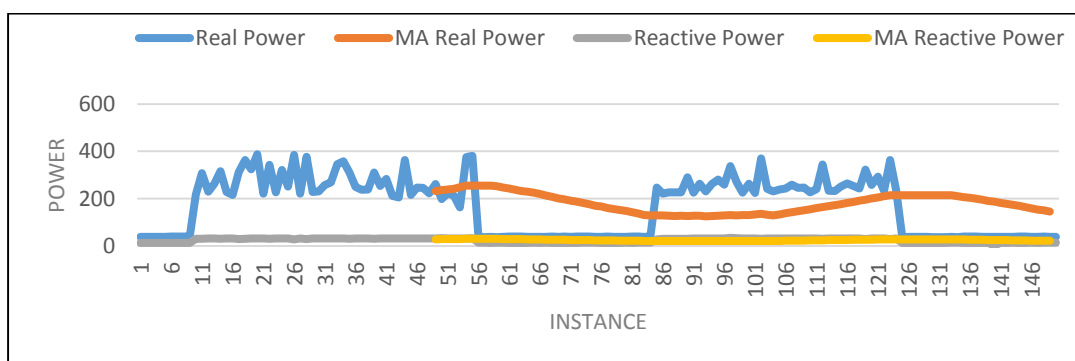
จากภาพที่ 3-4 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงต่างกันมากกับกราฟกำลังไฟฟ้าจริงหลังทำขั้นตอน MA และกราฟกำลังไฟฟ้าปรากฏต่างกันน้อยกับกราฟกำลังไฟฟ้าปรากฏหลังทำขั้นตอน MA



ภาพที่ 3-4 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏทำขั้นตอน MA 10 ตัวอย่าง

3.2.1.1.3 การทดลองขั้นตอน Moving Average 50 ตัวอย่าง

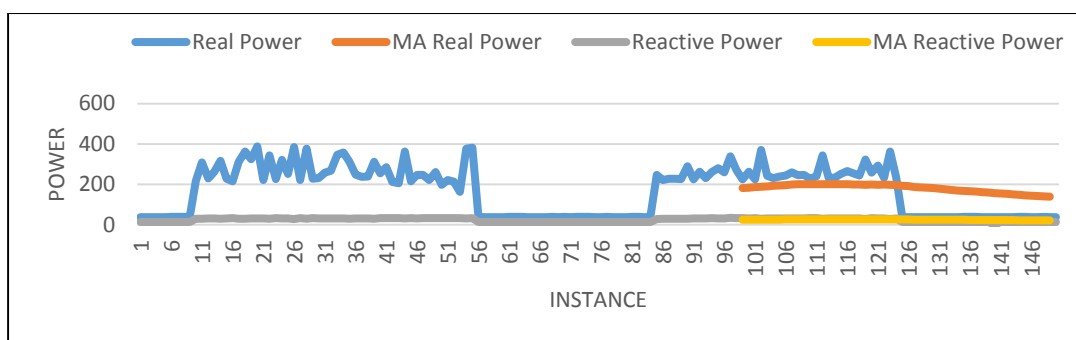
จากภาพที่ 3-5 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงต่างกันมากกับกราฟกำลังไฟฟ้าจริงหลังทำขั้นตอน MA และกราฟกำลังไฟฟ้าปรากฏต่างกันน้อยกับกราฟกำลังไฟฟ้าปรากฏหลังทำขั้นตอน MA



ภาพที่ 3-5 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและและกำลังปรากฏทำขั้นตอน MA 50 ตัวอย่าง

3.2.1.1.4 การทดลองขั้นตอน Moving Average 100 ตัวอย่าง

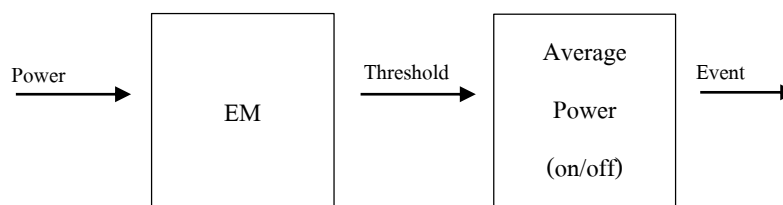
จากภาพที่ 3-6 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงสูงกว่ากราฟกำลังไฟฟ้าจริงหลังทำขั้นตอน MA และกราฟกำลังไฟฟ้าปรากฏต่างกันน้อยกับกราฟกำลังไฟฟ้าปรากฏหลังทำขั้นตอน MA



ภาพที่ 3-6 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏทำขั้นตอน MA 100 ตัวอย่าง

3.2.1.2 การหาเหตุการณ์ของอุปกรณ์ โดยใช้ขั้นตอน EM

นำค่ากำลังไฟฟ้าของอุปกรณ์ในห้องนอน ห้องใต้ดิน ตู้เย็นในห้องครัว และทีวี มาเข้าขั้นตอน Expectation-Maximization (EM) จะได้ค่าขีดเริ่มเปลี่ยน สำหรับเข้าขั้นตอนหาค่ากำลังไฟฟ้าค่าเฉลี่ยตอนเปิด/ปิด จะได้เหตุการณ์ของอุปกรณ์ตามลำดับ ดังภาพที่ 3-7



ภาพที่ 3-7 ขั้นตอนการหาเหตุการณ์ของอุปกรณ์ โดยใช้ขั้นตอน EM

3.2.2 การทดลองจากชุดข้อมูลจริง

ตารางที่ 3-3 แสดงข้อมูลที่รวบรวมข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้า

พารามิเตอร์	ค่า
จำนวนตัวอย่าง	2,156
ระยะเวลาที่เก็บ	1 สัปดาห์
สถานที่เก็บข้อมูล	ห้อง Software ชั้น 3 ตึก 81 มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
จำนวนเครื่องใช้ไฟฟ้า	3
จำนวนโหลรวม	1
ความถี่การสุ่มตัวอย่างเครื่องใช้ไฟฟ้า	7 วินาที
ความถี่การสุ่มตัวอย่างโหลรวม	7 วินาที

ตารางที่ 3-4 แสดงชุดข้อมูลที่เก็บมามีคุณลักษณะทางไฟฟ้าทั้งหมด 2 ลักษณะ

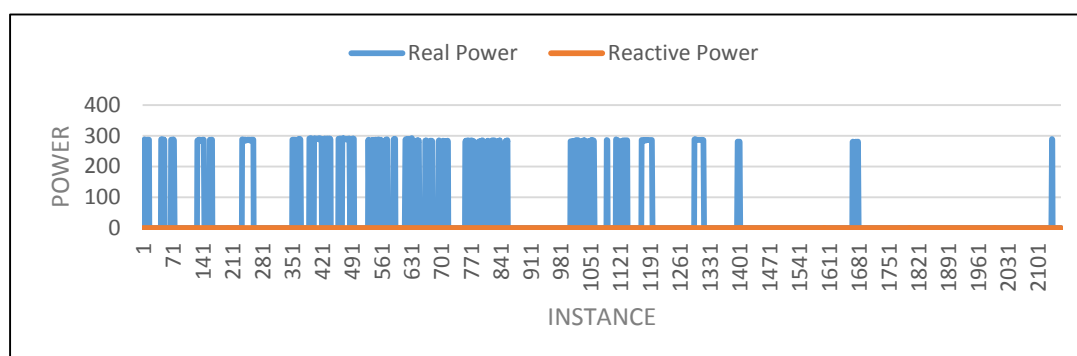
คุณลักษณะ	หน่วย
Real Power	W
Reactive Power	VAR

3.2.2.1 การหาเหตุการณ์ของอุปกรณ์จริง

นำค่ากำลังไฟฟ้าของหลอดไส้ หลอดฟลูออเรสเซนต์ และตู้เย็นมาเข้าขั้นตอน Expectation-Maximization (EM) จะได้ค่าขีดเริ่มเปลี่ยน สำหรับเข้าขั้นตอนหาค่ากำลังไฟฟ้าเฉลี่ยตอนเปิด/ปิด จะได้เหตุการณ์ของอุปกรณ์ตามลำดับ ดังภาพที่ 3-7

3.2.2.1 การทดลองหาเหตุการณ์ของหลอดไส้

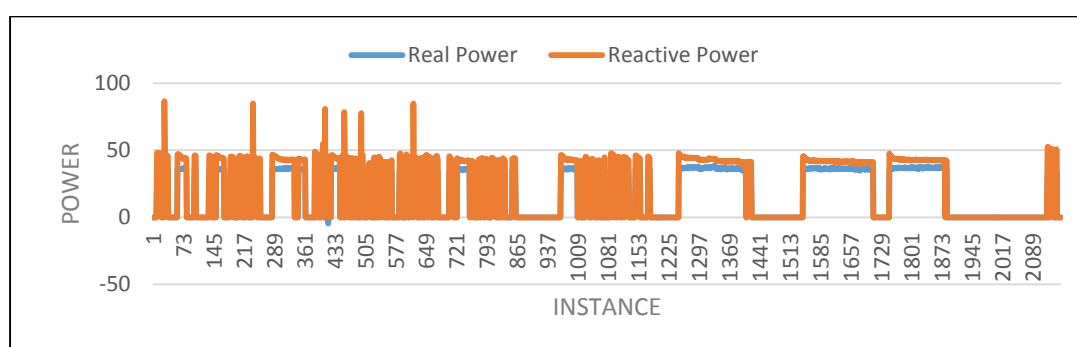
จากภาพที่ 3-8 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงมีค่าประมาณ 300 วัตต์ และกำลังไฟฟ้าปรากฏมีค่า 0 วาร์



ภาพที่ 3-8 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏของหลอดไส้

3.2.2.1.2 การทดลองหาเหตุการณ์ของฟลูออเรสเซนต์

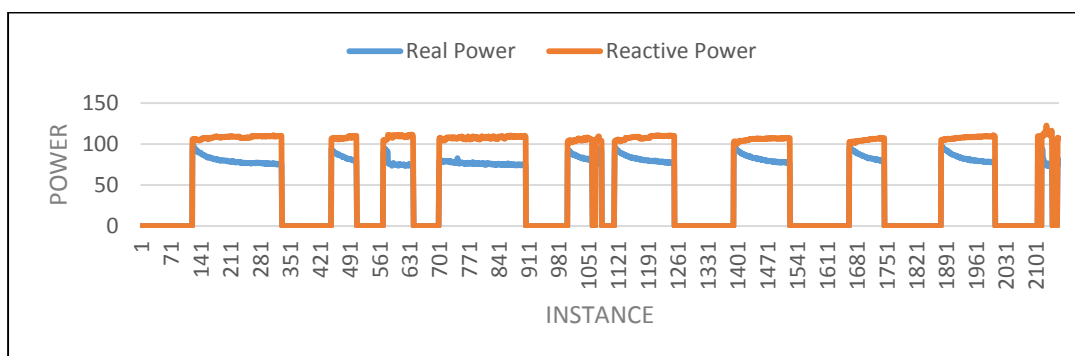
จากภาพที่ 3-9 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงมีค่าประมาณ 50 วัตต์ และกำลังไฟฟ้าปรากฏมีค่า 50 กับ 80 วาร์



ภาพที่ 3-9 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏของหลอดฟลูออเรสเซนต์

3.2.2.1.3 การทดสอบหาเหตุการณ์ของผู้ยื่น

จากภาพที่ 3-10 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงมีค่าประมาณ 75 ถึง 100 วัตต์ และกำลังไฟฟ้าปรากฏมีค่า 100 วัตต์



ภาพที่ 3-10 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏของผู้ยื่น

3.3 Disaggregation Algorithm

3.3.1 การทดสอบวิธีแปลงข้อมูลสำหรับการจำแนกหลายเลเบล

นำชุดข้อมูลทางไฟฟ้าประกอบด้วย ค่ากำลังไฟฟ้าจริง (P) , ค่ากำลังไฟฟ้าปรากฏ (Q) , ค่ากำลังไฟฟ้าจริงที่เปลี่ยนแปลง (ΔP) , ค่ากำลังไฟฟ้าจริงที่เปลี่ยนแปลง (ΔQ) ของอุปกรณ์ไฟฟ้า และสภาวะการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าแต่ละอุปกรณ์จากการตรวจสอบเหตุการณ์ (Event Detection) มาวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงปริมาณทางไฟฟ้าโดยใช้เทคนิคการจำแนกหลายเลเบล (Multi-label Classification) เพื่อสร้างแบบจำลองจำแนกอุปกรณ์ไฟฟ้า ซึ่งจะนำไปใช้พยากรณ์ข้อมูลทางไฟฟ้าจากอุปกรณ์ไฟฟ้าที่จะเข้ามาใหม่

บทที่ 4

ผลการทดลอง

ผลการทดลองประกอบด้วย 3 ผลการทดลอง คือผลการทดลองขั้นตอนการตรวจจับเหตุการณ์ของอุปกรณ์ไฟฟ้า ผลการทดลองขั้นตอนการใช้อัลกอริทึมเพื่อจำแนกค่ากำลังไฟฟ้า ผลการทดลองกับระบบ NILM โดยผลการทดลองขั้นตอนการตรวจจับเหตุการณ์ของอุปกรณ์ คือการใช้ขั้นตอน MA ร่วมกับ EM, การใช้ขั้นตอน EM, การใช้อุปกรณ์จริง และผลการทดลองขั้นตอนการจำแนกค่ากำลังไฟฟ้า คือการเปรียบเทียบวิธีแปลงปัญหาสำหรับการจำแนกหลายเลเบล

4.1 ผลการทดลองการตรวจจับเหตุการณ์ของอุปกรณ์ โดยใช้ขั้นตอน MA ร่วมกับ EM

4.1.1 ชุดข้อมูลที่ใช้

- ชื่อ Ampds
- แอตทริบิวต์ : P, Q
- ชุดข้อมูล 150 ตัวอย่าง

4.1.2 โปรแกรมที่ใช้ในการทดลอง

โปรแกรม Weka

ตารางที่ 4-1 ผลการทดลองเปรียบเทียบค่าขีดเริ่มเปลี่ยนของค่ากำลังไฟฟ้าในแต่ละจำนวนตัวอย่าง
สำหรับขั้นตอน MA

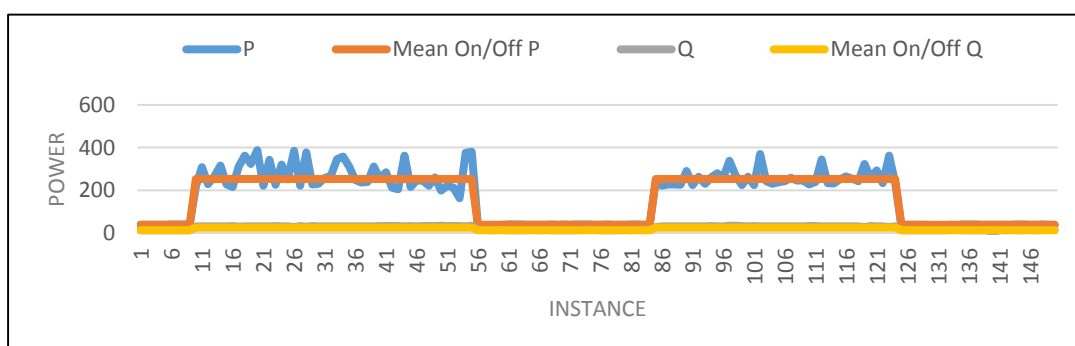
Moving Average	Threshold of Real Power	Threshold of Reactive Power
Raw Data	71.20	11.44
2	145.25	23.16
10	89.42	11.41
50	76.26	11.17
100	71.39	11.26

จากตารางที่ 4-1 เมื่อนำค่ากำลังไฟฟ้าที่ไม่ได้ทำขั้นตอน MA (Raw Data) และค่ากำลังไฟฟ้าที่ทำขั้นตอน MA ไปเข้าขั้นตอน EM จะได้ค่าขีดเริ่มเปลี่ยน โดยค่าขีดเริ่มเปลี่ยนของค่ากำลังไฟฟ้าจริงและค่ากำลังไฟฟ้าปรากฏของ Raw Data และที่ใช้จำนวนตัวอย่าง 2, 10, 50 และ 100 ตัวอย่าง ในขั้นตอน MA มีค่าใกล้เคียงกันมากกว่าใช้จำนวนตัวอย่าง 2 ตัวอย่างในขั้นตอน MA

ตารางที่ 4-2 ผลการทดลองเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าเฉลี่ยตอนเปิด/ปิดในแต่ละจำนวนตัวอย่าง
สำหรับขั้นตอน MA

Moving Average	Average Real Power		Average Reactive Power	
	on	off	on	off
Raw Data	253	38	25	10
2	254	39	34	13
10	253	38	25	10
50	253	38	25	10
100	253	38	25	10

จากตารางที่ 4-2 เมื่อนำค่ากำลังไฟฟ้าที่ไม่ได้ทำขั้นตอน MA (Raw Data) และค่ากำลังไฟฟ้าที่ทำขั้นตอน MA ไปเข้าขั้นตอน EM จะได้ค่าจัดเริ่มเปลี่ยน แล้วนำค่าจัดเริ่มเปลี่ยนมาหาค่ากำลังไฟฟ้าเฉลี่ยตอนเปิด/ปิด โดยค่ากำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏเฉลี่ยตอนเปิด/ปิดของ Raw Data และที่ใช้จำนวนตัวอย่างทุก 2, 10, 50 และ 100 ตัวอย่างในขั้นตอน MA เมื่อนำมาพล็อตกราฟจะได้ดังภาพที่ 4-1



ภาพที่ 4-1 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏไม่ทำขั้นตอน MA และทำขั้นตอน MA 2, 10, 50 และ 100 ตัวอย่าง

ตารางที่ 4-3 ผลการทดลองเปรียบเทียบการตรวจสอบความผิดพลาดของค่ากำลังไฟฟ้าในแต่ละจำนวนตัวอย่างสำหรับขั้นตอน MA

Moving Average	ME		MSE		MAE	
	Real Power	Reactive Power	Real Power	Reactive Power	Real Power	Reactive Power
Raw Data	0	0	668	5	15	15
2	0	0	668	5	15	15
10	0	0	668	5	15	15
50	0	0	668	5	15	15
100	0	0	668	5	15	15

จากตารางที่ 4-3 เมื่อนำค่ากำลังไฟฟ้าที่ไม่ได้ทำขั้นตอน MA (Raw Data) และค่ากำลังไฟฟ้าที่ทำขั้นตอน MA ไปเข้าขั้นตอน EM จะได้ค่าจีคเริ่มเปลี่ยน แล้วนำค่าจีคเริ่มเปลี่ยนมาหาค่ากำลังไฟฟ้าเฉลี่ยตอนเปิด/ปิด จากนั้นนำค่ากำลังไฟฟ้าเฉลี่ยตอนเปิด/ปิดมาตรวจสอบความผิดพลาด (Detect Error) โดยเปรียบเทียบกับค่ากำลังไฟฟ้าก่อนทำขั้นตอน MA จะพบว่า ค่าเฉลี่ยความผิดพลาด (ME) , ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดยกกำลังสอง (MSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAE) ของค่ากำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏมีค่าเหมือนกันของ Raw Data และที่ใช้จำนวนตัวอย่าง 2, 10, 50 และ 100 ตัวอย่างในขั้นตอน MA ทำให้สรุปได้ว่าไม่จำเป็นต้องใช้ขั้นตอน MA นำไปสู่การทดลองการใช้ขั้นตอน EM

4.2 ผลการทดลองการตรวจจับเหตุการณ์ของอุปกรณ์ โดยใช้ขั้นตอน EM

4.2.1 ชุดข้อมูลที่ใช้

- ชื่อ Ampds
- แอดทริบิวต์ : P, Q
- ชุดข้อมูล 525,600 ตัวอย่าง

4.2.2 โปรแกรมที่ใช้ในการทดลอง

โปรแกรม Weka

ตารางที่ 4-4 ผลการทดลองเปรียบเทียบค่าจีคเริ่มเปลี่ยนของค่ากำลังไฟฟ้าในแต่ละอุปกรณ์สำหรับขั้นตอน EM

Device	Threshold of Real Power	Threshold of Reactive Power
Bed Room	28	4
Basement	135	13
Kitchen Fridge	66	8
TV	115	9

จากตารางที่ 4-4 เมื่อนำค่ากำลังไฟฟ้าเข้าขั้นตอน EM จะได้ค่าขีดเริ่มเปลี่ยน โดยค่าขีดเริ่มเปลี่ยนของค่ากำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏของอุปกรณ์ในห้องให้คินมีค่ามากที่สุด

ตารางที่ 4-5 ผลการทดลองเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าเฉลี่ยตอนเปิด/ปิดในแต่ละอุปกรณ์สำหรับ
ขั้นตอน EM

Device	Average Real Power		Average Reactive Power	
	on	off	on	off
Bed Room	74	7	7	1
Basement	341	5	32	1
Kitchen Fridge	136	1	11	6
TV	206	27	12	3

จากตารางที่ 4-5 เมื่อนำค่ากำลังไฟฟ้าเข้าขั้นตอน EM จะได้ค่าขีดเริ่มเปลี่ยน แล้วนำค่าขีดเริ่มเปลี่ยนมาหาค่ากำลังไฟฟ้าเฉลี่ยตอนเปิด/ปิด โดยค่ากำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏเฉลี่ยตอนเปิดของอุปกรณ์ในห้องให้คินมีค่ามากที่สุด และค่ากำลังไฟฟ้าจริงเฉลี่ยตอนปิดของทีวีและค่ากำลังไฟฟ้าปรากฏเฉลี่ยตอนปิดของตู้เย็นในห้องครัวมีค่ามากที่สุด

ตารางที่ 4-6 ผลการทดลองเปรียบเทียบการตรวจสอบความผิดพลาดของค่ากำลังไฟฟ้าในแต่ละอุปกรณ์สำหรับขั้นตอน EM

Moving Average	ME		MSE		MAE	
	Real Power	Reactive Power	Real Power	Reactive Power	Real Power	Reactive Power
Bed Room	0	0	160	3	6	6
Basement	0	0	133	8	4	4
Kitchen fridge	0	0	807	190	5	5
TV	0	0	357	11	12	12

จากตารางที่ 4-6 เมื่อนำค่ากำลังไฟฟ้าไปเข้าขั้นตอน EM จะได้ค่าขีดเริ่มเปลี่ยน แล้วนำค่าขีดเริ่มเปลี่ยนมาหาค่ากำลังไฟฟ้าเฉลี่ยตอนเปิด/ปิด จากนั้นนำค่ากำลังไฟฟ้าเฉลี่ยตอนเปิด/ปิด มาตรวจสอบความผิดพลาด (Detect Error) โดยเปรียบเทียบกับค่ากำลังไฟฟ้าก่อนทำขั้นตอน EM จะพบว่า ค่าเฉลี่ยความผิดพลาด (ME) ของค่ากำลังไฟฟ้าจริงและค่ากำลังไฟฟ้าปรากฏไม่มีค่าความผิดพลาดทุกอุปกรณ์ ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAE) ของค่ากำลังไฟฟ้าจริงมีค่าความผิดพลาดมากกว่าค่ากำลังไฟฟ้าปรากฏของทุกอุปกรณ์ และค่าเฉลี่ยความผิดพลาดยกกำลังสอง (MSE) ของค่ากำลังไฟฟ้าจริงและค่ากำลังไฟฟ้าปรากฏของผู้เฝ้ามีค่าความผิดพลาดมากที่สุด ทำให้สรุปได้ว่าสามารถใช้ขั้นตอน EM อย่างเดียวได้ นำไปสู่การทดลองการหาเหตุการณ์ของอุปกรณ์จริง

4.3 ผลการทดลองการตรวจจับเหตุการณ์ของอุปกรณ์จริง

4.3.1 ชุดข้อมูลที่ใช้

- ชื่อ 4-315
- แอดทริบิวต์ : P, Q
- ชุดข้อมูล 2,156 ตัวอย่าง

4.3.2 โปรแกรมที่ใช้ในการทดลอง

โปรแกรม Weka

ตารางที่ 4-7 ผลการทดลองเปรียบเทียบค่าขีดเริ่มเปลี่ยนของค่ากำลังไฟฟ้าในแต่ละอุปกรณ์

Device	Threshold of Real Power	Threshold of Reactive Power
หลอดไส้	143	0
หลอดฟลูออเรสเซนต์	18	22
ตู้เย็น	41	54

จากตารางที่ 4-7 เมื่อนำค่ากำลังไฟฟ้าเข้าขั้นตอน EM จะได้ค่าขีดเริ่มเปลี่ยน โดยค่าขีดเริ่มเปลี่ยนของค่ากำลังไฟฟ้าจริงของหลอดไส้มีค่ามากที่สุด และค่าขีดเริ่มเปลี่ยนของค่ากำลังไฟฟ้าปรากฏของตู้เย็นมีค่ามากที่สุด

ตารางที่ 4-8 ผลการทดลองเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าเฉลี่ยตอนเปิด/ปิดในแต่ละอุปกรณ์

Device	Average Real Power		Average Reactive Power	
	on	off	on	off
หลอดไส้	286	0	0	0
หลอดฟลูออเรสเซนต์	36	0	44	0
ตู้เย็น	81	0	107	0

จากตารางที่ 4-8 เมื่อนำค่ากำลังไฟฟ้าเข้าขั้นตอน EM จะได้ค่าขีดเริ่มเปลี่ยน แล้วนำค่าขีดเริ่มเปลี่ยนมาหาค่ากำลังไฟฟ้าเฉลี่ยตอนเปิด/ปิด โดยค่ากำลังไฟฟ้าจริงเฉลี่ยตอนเปิดของหลอดไส้มีค่ามากที่สุด และค่ากำลังไฟฟ้าปรากฏเฉลี่ยตอนเปิดของตู้เย็นมีค่ามากที่สุด

ตารางที่ 4-9 ผลการทดลองเปรียบเทียบการตรวจสอบความผิดพลาดของค่ากำลังไฟฟ้าในแต่ละอุปกรณ์

Device	ME		MSE		MAE	
	Real Power	Reactive Power	Real Power	Reactive Power	Real Power	Reactive Power
หลอดไส้	0	0	1	0	0	0
หลอดฟลูออเรสเซนต์	1	0	1	6	0	0
ตู้เย็น	0	0	16	3	2	2

จากตารางที่ 4-9 เมื่อนำค่ากำลังไฟฟ้าไปเข้าขั้นตอน EM จะได้ค่าขีดเริ่มเปลี่ยน แล้วนำค่าขีดเริ่มเปลี่ยนมาหาค่ากำลังไฟฟ้าเฉลี่ยตอนเปิด/ปิด จากนั้นนำค่ากำลังไฟฟ้าเฉลี่ยตอนเปิด/ปิด มาตรวจสอบความผิดพลาด (Detect Error) โดยเปรียบเทียบกับค่ากำลังไฟฟ้าก่อนทำขั้นตอน EM จะพบว่า ค่าเฉลี่ยความผิดพลาด (ME) , ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (MAE) ของค่ากำลังไฟฟ้าจริงและค่ากำลังไฟฟ้าปรากฏมีความผิดพลาดน้อยมากทุกอุปกรณ์ และค่าเฉลี่ยความผิดพลาดยกกำลังสอง (MSE) ของค่ากำลังไฟฟ้าจริงของตู้เย็นมีความผิดพลาดมากที่สุด ทำให้สรุปชุดข้อมูลจริงมีความผิดพลาดน้อยกว่าชุดข้อมูล Ampds นำไปสู่การทดลองเปรียบเทียบวิธีแปลงปัญหาสำหรับการจำแนกหลายเลเบล

4.4 ผลทดลองเปรียบเทียบวิธีแปลงปัญหาสำหรับการจำแนกหลายเลเบล

4.4.1 ชุดข้อมูลที่ใช้

- ชื่อ 4-315
- แอตทริบิวต์ : P, Q, ΔP , ΔQ
- ชุดข้อมูลฝึกสอน 1078 ตัวอย่าง, ชุดข้อมูลทดสอบ 1078 ตัวอย่าง

4.4.2 Problem Transformation Method ที่นำมาเปรียบเทียบ

- BCC (Bayesian Classifier Chains)
- BR (Binary Relevance)

- LP (Label Powerset)
- CC (Classifier Chains)

4.4.3 Classifiers ที่ใช้

- Decision Tree (J48)

4.4.4 การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง (Evaluation Measures)

- ค่าความแม่นยำ (Accuracy) ในการทำนายเลเบลของแต่ละตัวอย่าง โดยที่ค่าความแม่นยำของแบบจำลองจะหมายถึงค่าความแม่นยำของแต่ละตัวอย่างนำมาเฉลี่ยรวมกัน

4.4.5 โปรแกรมที่ใช้ในการทดลอง

โปรแกรม Meka ที่ถูกพัฒนามาจาก โปรแกรม Weka เพื่อใช้ในการจำแนกหลายเลเบล

ตารางที่ 4-10 ผลการทดลองเปรียบเทียบวิธีแปลงปัญหาสำหรับการจำแนกหลายเลเบล

Problem Transformation	Accuracy			
	All	Light	Fluorescent	Refrigerator
BCC	0.991	0.997	0.983	0.997
BR	0.985	0.997	0.979	0.993
LP	0.987	0.993	0.990	0.997
CC	0.985	0.997	0.979	0.993

จากตารางที่ 4-10 พบว่า เมื่อใช้ BCC (Bayesian Chain Classifier) ร่วมกับต้นไม้ตัดสินใจในการแปลงข้อมูลจะได้ค่าความแม่นยำที่สุด เนื่องจากวิธีการแปลงข้อมูลแบบ BCC นี้ได้รวมเอาข้อดีของวิธี BR, LP และ CC มาใช้ โดยหลีกเลี่ยงสิ่งที่เป็นข้อจำกัดของสามวิธีข้างต้นอีกด้วยนำไปสู่ผลการทดลองกับระบบ NILM

4.5 ผลการทดลองใช้งานกับระบบ NILM

4.5.1 ชุดข้อมูลที่ใช้

- ชื่อ 4-315
- แอตทริบิวต์ : P, Q
- ชุดข้อมูล 2,156 ตัวอย่าง

4.5.2 Problem Transformation Method ที่ใช้

- BCC (Bayesian Classifier Chains)

4.5.3 Classifiers ที่ใช้

- Decision Tree (J48)

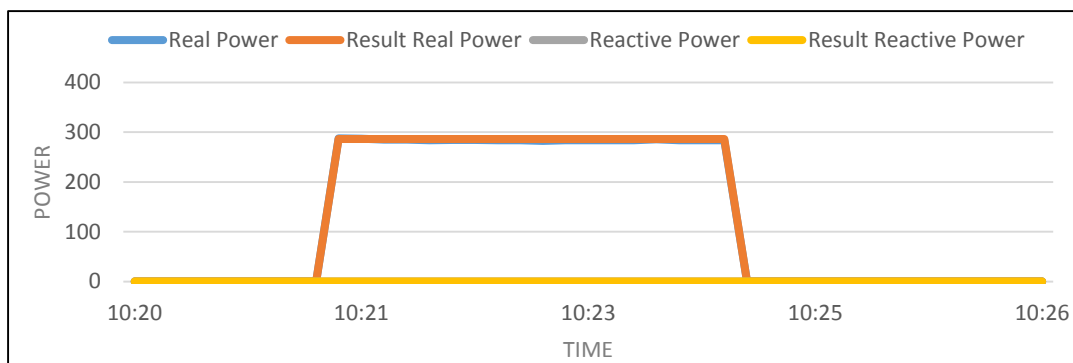
4.5.4 โปรแกรมที่ใช้ในการทดลอง

โปรแกรม Meka ที่ถูกพัฒนามาจาก โปรแกรม Weka เพื่อใช้ในการงานการจำแนกหลายเลเบล

4.5.5 ผลการทดสอบทีละอุปกรณ์

4.5.5.1 ผลการทดสอบหลอดไส้ขนาด 100 W จำนวน 3 หลอด

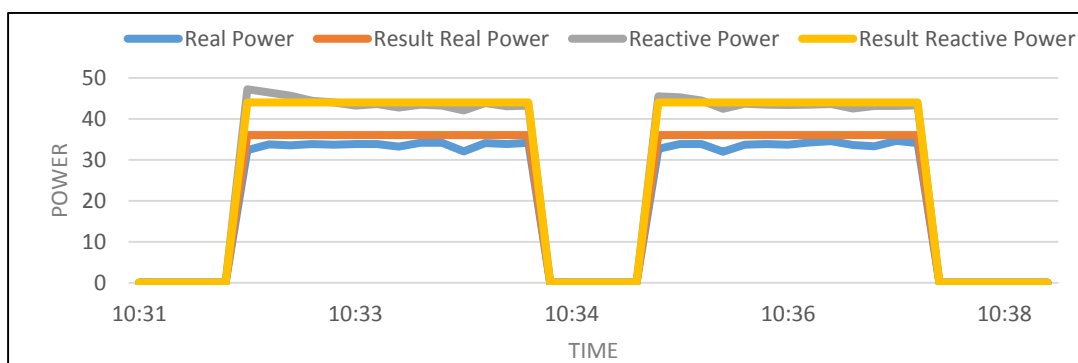
กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกราฟกำลังไฟฟ้าปรากฏ คือค่าที่วัดได้จริง และกราฟผลลัพธ์กำลังไฟฟ้าจริงและกราฟผลลัพธ์กำลังไฟฟ้าปรากฏ คือผลลัพธ์ที่เกิดจากการทำนายว่า ณ เวลานั้นอุปกรณ์ถูกใช้งานอยู่หรือไม่ แล้วนำไปประมวลกับค่าที่เกิดจากการทำ EM ซึ่งจากการทดลองทำให้ทราบว่าค่าหลอดไส้ไม่มีค่ากำลังไฟฟ้าปรากฏ เนื่องจากหลอดไส้เป็นโหลดชนิดความต้านทานซึ่งให้ค่าองค์ประกอบกำลังมีค่าใกล้เคียง 1 หรือเท่ากับ 1 นั่นก็คือไม่มีการสูญเสียพลังงาน และผลลัพธ์ที่ได้ของค่ากำลังไฟฟ้าจริงนั้นใกล้เคียงกับค่าที่วัดได้จริง ดังภาพที่



ภาพที่ 4-2 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏของหลอดไส้

4.5.5.2 ผลการทดสอบหลอดฟลูออเรสเซนต์ขนาด 36 W

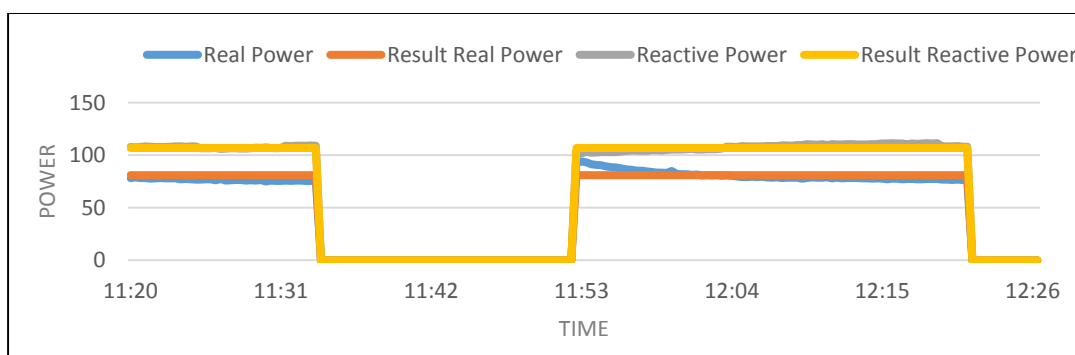
จากการทดลองทำให้ทราบว่าหลอดฟลูออเรสเซนต์มีการสูญเสียพลังงานไปให้กับตัวบัลลาสต์ เนื่องจากหลอดฟลูออเรสเซนต์เป็นโหลดชนิดอินดักทีฟ ซึ่งโหลดชนิดนี้จะทำให้ค่าองค์ประกอบกำลังของระบบล้าหลัง ซึ่งมีค่าไม่เท่ากับ 1 นั้นเอง และสำหรับค่ากำลังไฟฟ้าปรากฏนั้นในช่วงแรกที่เปิดจะมีค่าสูงและจะค่อย ๆ ลดมาอยู่ในระดับปกติ ในส่วนของกำลังไฟฟ้าจริงค่าที่วัดได้จริงจะมีค่าต่ำกว่าผลลัพธ์ที่ได้เพียงเล็กน้อย ดังภาพที่ 4-3



ภาพที่ 4-3 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏของหลอดฟลูออเรสเซนต์

4.5.5.3 ผลการทดสอบตู้เย็น

จากการทดลองทำให้ทราบว่าตู้เย็นมีการทำงานของมอเตอร์ไฟฟ้าเป็นช่วง ซึ่งจะ
มีช่วงที่ไม่ทำงานประมาณ 20 นาที สลับกับทำงานประมาณ 30 นาที และตู้เย็น
ยังมีการสูญเสียกำลังไฟฟ้า ในส่วนของกำลังไฟฟ้าจริงช่วงแรกที่มีการเปิดจะมีค่าสูงที่สุดแล้วจะ
ลดลงเรื่อย ๆ โดยอัตราการลดลงในช่วงแรกนั้นจะมากและจะค่อย ๆ น้อยลงเรื่อย ๆ ดังภาพที่ 4-4

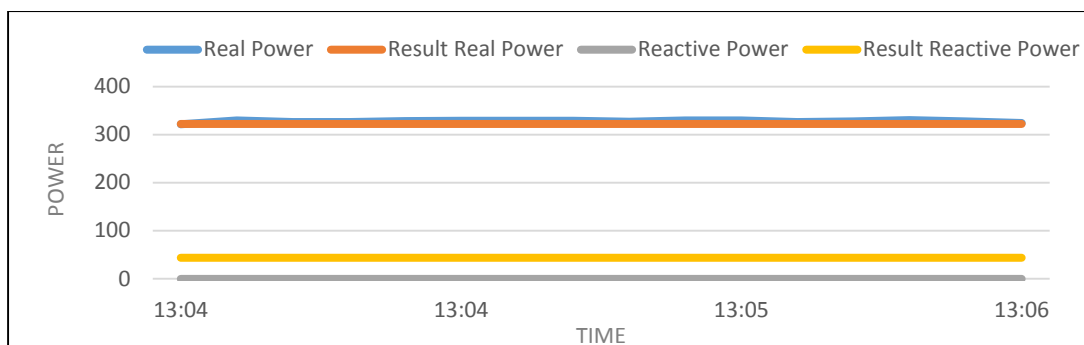


ภาพที่ 4-4 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏของตู้เย็น

4.5.6 ผลการทดสอบ 2 และ 3 อุปกรณ์พร้อมกัน

4.5.6.1 ผลการทดสอบหลอดไฟแบบไส้และหลอดฟลูออเรสเซนต์เปิดพร้อมกัน

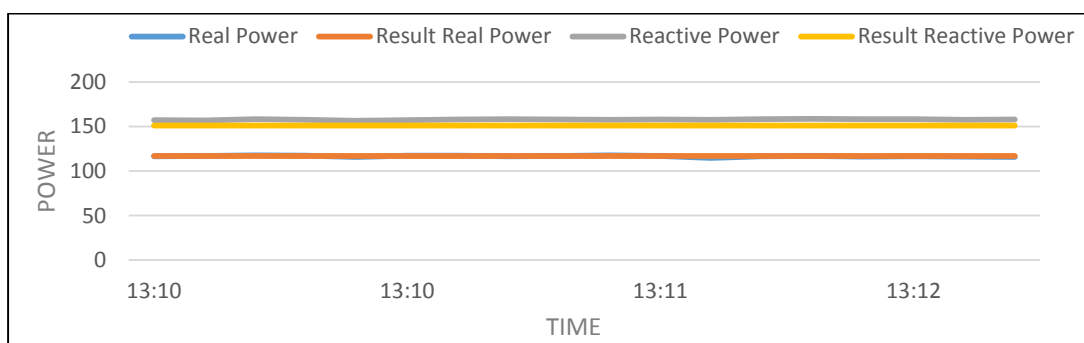
เมื่อเปิดหลอดไส้และหลอดฟลูออเรสเซนต์พร้อมกัน ทำให้ทราบว่าค่ากำลัง
ไฟฟ้าปรากฏที่วัดได้จริง เนื่องมาจากหลอดไส้มีค่ากำลังไฟฟ้าจริงสูงกว่าหลอดฟลูออเรสเซนต์
มาก และค่าของกำลังไฟฟ้าจริงที่วัดได้จริงนั้นมีค่าใกล้เคียงกับผลลัพธ์ที่ทำนายได้ ดังภาพที่ 4-5



ภาพที่ 4-5 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏของของหลอดไส้และหลอดฟลูออเรสเซนต์ที่เปิดพร้อมกัน

4.5.6.2 ผลการทดสอบหลอดฟลูออเรสเซนต์และตู้เย็นเปิดพร้อมกัน

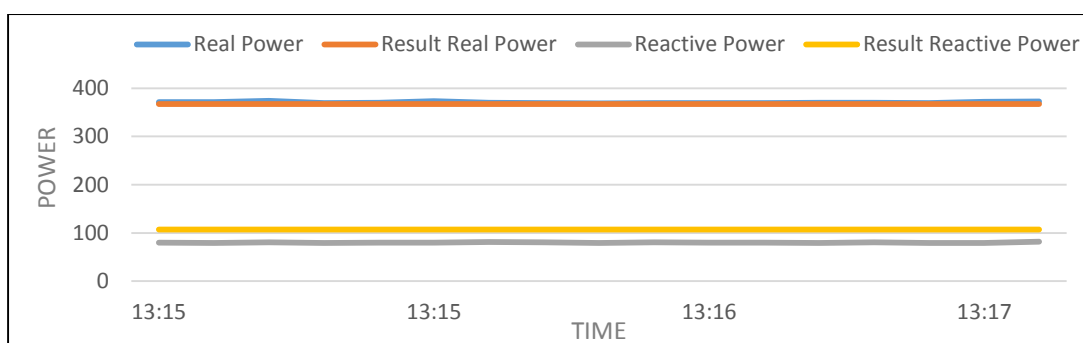
จากการทดลองทำให้ทราบว่าค่ากำลังไฟฟ้าจริงที่วัดได้นั้นมีค่าใกล้เคียงกับค่าผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนาย และในส่วนของกำลังไฟฟ้าปรากฏค่าที่วัดได้จริงกับผลลัพธ์จากการทำนายต่างกันเล็กน้อย ดังภาพที่ 4-6



ภาพที่ 4-6 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏของหลอดฟลูออเรสเซนต์และตู้เย็นที่เปิดพร้อมกัน

4.5.6.3 ผลการทดสอบโหลดไฟแบบไส้และตู้เย็นเปิดพร้อมกัน

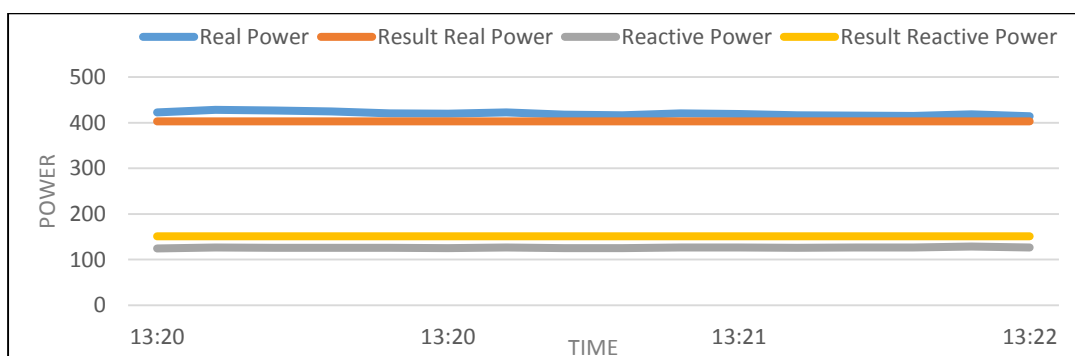
จากการทดลองทำให้ทราบว่าค่ากำลังไฟฟ้าจริงที่วัดได้นั้นมีค่าใกล้เคียงกับค่าผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายอย่างมาก และในส่วนกำลังไฟฟ้าปรากฏจะมีค่าเกิดขึ้นเนื่องมาจากทั้งสองอุปกรณ์เป็นโหลดชนิดอินดักทีฟ ดังภาพที่ 4-7



ภาพที่ 4-7 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏของหลอดไส้และตู้เย็นที่เปิดพร้อมกัน

4.5.6.4 ผลการทดสอบโหลดไส้ หลอดฟลูออเรสเซนต์ และตู้เย็นเปิดพร้อมกัน

จากการทดลองค่าผลลัพธ์ที่ได้จะแตกต่างจากค่าที่วัดได้จริงทั้งกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏ ดังภาพที่ 4-8



ภาพที่ 4-8 กราฟกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏของหลอดไส้ หลอดฟลูออเรสเซนต์ และตู้เย็นที่เปิดพร้อมกัน

บทที่ 5

สรุปผลกระบวนการทำ NILM

ในปฏิญานิพนธ์ฉบับนี้ ได้นำเสนอการเฝ้าสังเกตภาระของอุปกรณ์ไฟฟ้าแบบไม่รุกราน (Nonintrusive load Monitoring) หรือ NILM เป็นการเฝ้าสังเกตภาระของอุปกรณ์ไฟฟ้าโดยไม่มีการติดตั้งเครื่องมือวัดที่อุปกรณ์ทุกตัว แต่จะติดตั้งเครื่องมือที่แหล่งจ่ายหลักเพียงแหล่งเดียวเท่านั้น

การตรวจจับเหตุการณ์ของอุปกรณ์เป็นขั้นตอนแรกของกระบวนการ NILM ซึ่งจะต้องเก็บข้อมูลและจัดการข้อมูลก่อนที่จะนำไปทำแบบจำลอง และในขั้นตอนนี้ได้เลือกวิธีการ EM ในการจัดการข้อมูลจากอัลกอริธึม EM นั้นจะให้ผลลัพธ์ คือค่าเฉลี่ยของการเปิดอุปกรณ์และค่าเฉลี่ยของการปิดอุปกรณ์ แล้วจึงจะนำค่าเฉลี่ยนั้นไปหาเหตุการณ์ของอุปกรณ์ ณ ช่วงเวลาหนึ่ง ซึ่งจากการทดลองทำ EM นั้นให้ผลลัพธ์ของอุปกรณ์ที่มีการเปิดและปิดได้อย่างแม่นยำ เมื่อได้ข้อมูลที่เกิดจากการตรวจจับเหตุการณ์ของอุปกรณ์ แล้วก็จะเข้าสู่กระบวนการใช้อัลกอริธึมเพื่อจำแนกค่ากำลังไฟฟ้าซึ่งเป็นการหาแบบจำลอง โดยได้เลือกศึกษาในส่วนของการจำแนกหลายป้าย และจากการเปรียบเทียบผลการทดลองของ อัลกอริธึมต่าง ๆ ได้เลือก Bayesian Chain Classifiers ร่วมกับต้นไม้ตัดสินใจ เพื่อนำมาหาแบบจำลอง เพราะ Bayesian Chain Classifiers ให้ค่าความแม่นยำดีที่สุด และแบบจำลองนั้นเข้าใจง่ายกว่าอัลกอริธึมแบบอื่น ๆ

การทำปฏิญานิพนธ์นี้เป็นการนำการจำแนกหลายเลเบลมาช่วยพัฒนาระบบ NILM ให้แต่ละเลเบลของแต่ละอุปกรณ์มีความสัมพันธ์

เอกสารอ้างอิง

1. Tsoumakas, G., Katakis, I. Multi-label classification: An overview. International Journal Of Data Warehousing and Mining 3. (2007) .
2. Grigorios Tsoumakas, Ioannis Katakis, and Ioannis Vlahavas. Mining Multi-label Data. O.Maimon, L. Rokach (Ed.), Springer, 2nd edition, 2010.
3. Classifier Chains for Multi-label Classification by : J Read.
4. Ehrhardt-Martinez,et al. Advanced Metering Initiatives and Residential Feedback Programs: A Meta-Review for Household Electricity-Saving Opportunities; Technical Report E105 for American Council for an Energy-Efficient Economy (ACEE): Washington, DC, USA, 2010.
5. Hart, G.W.: Nonintrusive appliance load monitoring. IEEE Proc. 1992, 80, 1870–1891.
6. Sorower, Mohammad S. A Literature Survey on Algorithms for Multi-label Learning. Corvallis, OR, Oregon State University. December 2010.

ประวัติผู้แต่ง

ปรินญาณพนธ์เรื่อง : การเฝ้าสังเกตภาวะของอุปกรณ์ไฟฟ้าแบบไม่รูกำลัง
 สาขาวิชา : วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
 ภาควิชา : วิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์
 คณะ : วิศวกรรมศาสตร์
 ชื่อ : นางสาวจิราภรณ์ อุดมสินประเสริฐ
 ประวัติ

เกิดเมื่อวันที่ 6 เมษายน พ.ศ.2537 อยู่บ้านเลขที่ 55/7 หมู่ 10 ตำบลบ้านปรก อำเภอเมือง
 จังหวัดสมุทรสงคราม สำเร็จการศึกษามัธยมศึกษาตอนปลาย จากโรงเรียนถาวรานุกูล จังหวัด
 สมุทรสงคราม สาขาวิทยาศาสตร์- คณิตศาสตร์ ปีการศึกษา 2554 และสำเร็จการศึกษาในระดับ
 ปริญญาตรี สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์
 คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ปีการศึกษา 2558

ชื่อ : นางสาวกนกวรรณ ทศนนิพันธ์

ประวัติ

เกิดเมื่อวันที่ 23 สิงหาคม พ.ศ.2536 อยู่บ้านเลขที่ 321/120 ถนนนิคมรถไฟ ตำบลมหาชัย
 อำเภอเมือง จังหวัดสมุทรสาคร สำเร็จการศึกษามัธยมศึกษาตอนปลาย จากโรงเรียนสมุทรสาคร
 บุรณะ จังหวัดสมุทรสาคร สาขาวิทยาศาสตร์- คณิตศาสตร์ ปีการศึกษา 2554 และสำเร็จการศึกษา
 ในระดับปริญญาตรี สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์
 คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ปีการศึกษา 2558

ประวัติผู้แต่ง (ต่อ)

ชื่อ : นางสาวกัญญ์วรา ฉลากกลาง

ประวัติ

เกิดเมื่อวันที่ 14 พฤศจิกายน พ.ศ. 2535 อยู่บ้านเลขที่ 51/57 ห้อง 25 ถนนทหาร แขวงถนนนครไชยศรี เขตดุสิต จังหวัดกรุงเทพมหานคร 10300 สำเร็จการศึกษาระดับมัธยมศึกษาตอนปลายจากโรงเรียนโยธินบูรณะ จังหวัดกรุงเทพมหานคร สาขาวิทยาศาสตร์-คณิตศาสตร์ ปีการศึกษา 2553 และสำเร็จการศึกษาในระดับปริญญาตรี สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ปีการศึกษา 2559