

การวิเคราะห์การใช้พลังงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าภายในบ้าน  
โดยตรวจวัดที่จุดรับกำลังไฟฟ้าหลักด้วยเทคนิค NILM

ANALYSIS OF ELECTRICAL ENERGY CONSUMPTION OF  
HOUSEHOLD ELECTRICAL APPLIANCES BY MEASURING  
AT THE MAIN POWER POINT WITH NILM TECHNIQUE

สมชาย เปียนสูงเนิน



ดุชนิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร  
ปริญญาวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า  
คณะวิศวกรรมศาสตร์  
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี  
ปีการศึกษา 2564  
ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี

การวิเคราะห์การใช้พลังงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าภายในบ้าน  
โดยตรวจวัดที่จุดรับกำลังไฟฟ้าหลักด้วยเทคนิค NILM

สมชาย เปียนสูงเนิน




ดุชนิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร  
ปริญญาวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า  
คณะวิศวกรรมศาสตร์  
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี  
ปีการศึกษา 2564  
ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี



วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นงานวิจัยที่เกิดจากการค้นคว้าและวิจัย ขณะที่ข้าพเจ้าศึกษาอยู่ในคณะ  
วิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี ดังนั้นงานวิจัยในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ถือเป็น  
ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี และข้อความต่างๆในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ข้าพเจ้า  
ขอรับรองว่าไม่มีการคัดลอกหรือนำงานวิจัยของผู้อื่นมานำเสนอในชื่อของข้าพเจ้า

This thesis consists of research materials conducted at the Faculty of Engineering, Rajamangala University of Technology Thanyaburi and hence the copyright owner. I hereby certify that the thesis does not contain any forms of plagiarism.



  
.....  
นายสมชาย เปียนสูงเนิน  
(.....)

หัวข้อวิทยานิพนธ์

การวิเคราะห์การใช้พลังงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าภายในบ้านโดยตรวจวัดที่จุดรับกำลังไฟฟ้าหลักด้วยเทคนิค NILM

Analysis of Electrical Energy Consumption of Household Electrical Appliances by Measuring at the Main Power Point with NILM Technique

ชื่อ - นามสกุล

นายสมชาย เบียนสูงเนิน

สาขาวิชา

วิศวกรรมไฟฟ้า

อาจารย์ที่ปรึกษา

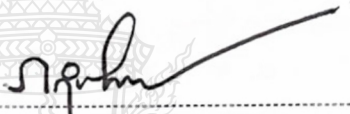
รองศาสตราจารย์บุญยั้ง ปลั่งกลาง, Dr.-Ing.

ปีการศึกษา


2564


คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

  
..... ประธานกรรมการ  
(รองศาสตราจารย์เวคิน ปิยรัตน์, วศ.ด.)


  
..... กรรมการ  
(รองศาสตราจารย์ฤกษ์ชนม์ ภูมิภิตติพิชญ์, Ph.D.)

  
..... กรรมการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ณัฐภัทร พันธุ์คง, Ph.D.)

  
..... กรรมการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์สุรินทร์ แห่งมงาม, Ph.D.)

  
..... กรรมการ  
(รองศาสตราจารย์บุญยั้ง ปลั่งกลาง, Dr.-Ing.)

คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี อนุมัติวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาตรีบัณฑิต

  
..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์  
(รองศาสตราจารย์สรพงษ์ ภาสุปรีย์, Ph.D.)

วันที่ 24 เดือน มกราคม พ.ศ. 2565

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การวิเคราะห์การใช้พลังงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าภายในบ้าน โดยตรวจวัดที่จุดรับกำลังไฟฟ้าหลักด้วยเทคนิค NILM
ชื่อ - สกุล	นายสมชาย เปียนสูงเนิน
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
อาจารย์ที่ปรึกษา	รองศาสตราจารย์บุญยัง ปลั่งกลาง, Dr.-Ing.
ปีการศึกษา	2564

## บทคัดย่อ

ดุษฎีนิพนธ์นี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาการวัดพลังงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าภายในบ้านโดยติดตั้งเครื่องวัดไว้จุดเดียวที่วงจรขาเข้าหลักของบ้านพักอาศัยด้วยเทคนิค NILM (Nonintrusive Load Monitoring) และวิเคราะห์พฤติกรรมของอุปกรณ์ไฟฟ้าภายในบ้านจากการบันทึกข้อมูลเป็นรายอุปกรณ์แบบต่อเนื่องเพื่อนำไปสู่การกำหนดมาตรการอนุรักษ์พลังงานในภาคที่อยู่อาศัย

ดุษฎีนิพนธ์นี้นำเสนอวิธีการออกแบบระบบ NILM แบบฝังตัวเพื่อการอนุรักษ์พลังงานในครัวเรือนโดยใช้ไมโครคอนโทรลเลอร์ที่ฝังส่วนประมวลผลเพื่ออ่านข้อมูลตามกระบวนการของ NILM ที่อัตราการสุ่มตัวอย่างข้อมูลต่ำทุก ๆ 1 วินาที วิธีที่นำเสนอได้ทำการสกัด 4 ลักษณะเด่น ซึ่งประกอบด้วยค่าการเปลี่ยนแปลงของกำลังไฟฟ้าจริง ค่าการเปลี่ยนแปลงกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟ จำนวนจุดตัดระหว่างข้อมูลกำลังไฟฟ้าจริงกับเส้นอ้างอิง และการประมาณสมการคุณลักษณะเริ่มต้นของเครื่องใช้ไฟฟ้า

การทดสอบระบบได้เลือกบ้านตัวอย่างที่ใช้ระบบไฟฟ้าแบบหนึ่งเฟสและติดตั้งมิเตอร์ที่เครื่องใช้ไฟฟ้าเพื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์กับการแยกแยะการทำงานของเครื่องใช้ไฟฟ้าด้วยเทคนิค NILM การวิเคราะห์และตรวจสอบความถูกต้องเลือกบ้านตัวอย่าง 3 หลัง โดยใช้เวลาทดสอบ 1 เดือน ผลการทดสอบตามวิธีที่นำเสนอสามารถตรวจหาจังหวะการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลได้ถูกต้อง 91.3% ผลการประเมินคะแนนความถูกต้องเฉลี่ยที่บอกถึงความสามารถของระบบในการแยกแยะอุปกรณ์มีค่าเท่ากับ 0.897 การเปรียบเทียบค่าการใช้พลังงานไฟฟ้าแบบสะสมมีคะแนนความถูกต้องเท่ากับ 0.927 การบันทึกข้อมูลของเครื่องใช้ไฟฟ้าอย่างต่อเนื่องด้วยเทคนิค NILM ซึ่งมีต้นทุนต่ำ สามารถนำข้อมูลที่ไปวิเคราะห์พฤติกรรมของเครื่องใช้ไฟฟ้าเพื่อการบำรุงรักษาเชิงป้องกันและการแจ้งเตือนได้

**คำสำคัญ:** NILM ระบบฝังตัว การแยกแยะชนิดโหลด

**Dissertation Title** Analysis of Electrical Energy Consumption of Household Electrical Appliances by Measuring at the Main Power Point with NILM Technique  
**Name – Surname** Mr. Somchai Biansoongnern  
**Program** Electrical Engineering  
**Dissertation Adviser** Associate Professor Boonyang Plangklang, Dr.-Ing.  
**Academic Year** 2021

### ABSTRACT

This dissertation aimed to study the measurement of the electrical energy consumption of household electrical appliances by measuring at the main power point or the main input circuit of a house using the Nonintrusive Load Monitoring (NILM) technique, and to analyze the behavior of electrical appliances in the house. The data were continuously recorded for the determination of the guidelines for energy conservation in the residential sector.

This dissertation presents how to design an embedded NILM system for household energy conservation. A microcontroller with embedded software was selected to read the data into the NILM process at a low sampling rate every 1 second. Four features of pattern were extracted, containing the information of the active power change, the reactive power change, the number of intersection points between the active power data and the reference line, and the estimation of the starting characteristic of the electrical appliances.

The proposed NILM system was tested in a sample test house that used the single phase power system. A typical meter was also installed to compare the results among the electrical appliances with the proposed NILM technique. The validity of the tests was checked for 1 month in 3 houses for analysis of the test results. The proposed method was able to detect 91.3% of total events. The accuracy of the average ability of the system to disaggregate devices was 0.897. The comparison of accumulative power consumption was 0.927. The continuous record of electrical appliance with use of NILM technique can be done with low cost investment. The data can be analyzed for the electrical appliance behavior for preventive maintenance and alarm.

**Keywords:** NILM, embedded system, disaggregation load

## กิตติกรรมประกาศ

การจัดทำคุษฎีนิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงตามวัตถุประสงค์ได้ด้วยความกรุณาเป็นอย่างยิ่งจาก รองศาสตราจารย์ ดร.บุญยัง ปลั่งกลาง ที่กรุณาเสียสละเวลาอันมีค่ายิ่งเพื่อให้คำปรึกษาแนะนำ ตลอดจนชี้แนวทางในการทำคุษฎีนิพนธ์ให้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี ผู้วิจัยจึงขอขอบพระคุณท่านอาจารย์ เป็นอย่างสูง และขอขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร.เวคิน ปิยรัตน์ ผู้ทรงคุณวุฒิจากภายนอก ที่ให้เกียรติเป็นประธานกรรมการสอบคุษฎีนิพนธ์ รวมถึงคณาจารย์ที่ร่วมเป็นกรรมการสอบคุษฎีนิพนธ์ ประกอบด้วย รองศาสตราจารย์ ดร.กฤษณ์ชนม์ ภูมิภักดีพิชญ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุรินทร์ แห่งมงาม และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ณัฐภัทร พันธุ์คง ที่กรุณาให้คำแนะนำและแก้ไขคุษฎีนิพนธ์ให้สมบูรณ์ยิ่งขึ้น ขอขอบคุณกองทุนเพื่อส่งเสริมการอนุรักษ์พลังงานแผนพลังงานทดแทนที่ได้ให้ทุนวิจัยประจำปีงบประมาณ 2560 ในหัวข้อที่เกี่ยวข้องกับคุษฎีนิพนธ์ฉบับนี้ และขอบคุณผู้ที่เกี่ยวข้องกับการบริหาร โครงการวิจัยทุกฝ่าย

กราบขอบพระคุณแม่แต่ว ตระกูลพล พ่อน้อย เปียนสูงเนิน ที่เป็นศูนย์รวมจิตใจ ขอขอบคุณ คุณพรรณจันทร์ เชื้อไต้ เด็กหญิงพัชริชล เปียนสูงเนิน ตลอดจนญาติพี่น้องทุกคนที่เป็นกำลังใจและให้การสนับสนุนแก่ผู้ทำวิจัยมาโดยตลอดจนสำเร็จการศึกษา ขอขอบคุณเพื่อนร่วมกลุ่มเรียนทุกท่านที่ให้ คำปรึกษา ช่วยเหลือและให้กำลังใจผู้วิจัยให้มีความพยายาม มุมานะ จนไปถึงเป้าหมาย และขอขอบคุณ อาจารย์และเจ้าหน้าที่ของภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าทุกท่านที่ให้คำแนะนำการทำวิจัย ตลอดจนให้ใช้ สถานที่และเครื่องมือตลอดระยะเวลาการศึกษา คุณค่าและประโยชน์อันพึงมีจากคุษฎีนิพนธ์ฉบับนี้ขอ มอบแต่ผู้มีพระคุณทุกท่าน

สมชาย เปียนสูงเนิน

## สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	(3)
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	(4)
กิตติกรรมประกาศ.....	(5)
สารบัญ.....	(6)
สารบัญตาราง.....	(8)
สารบัญรูป.....	(9)
คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ.....	(13)
บทที่ 1 บทนำ.....	14
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	14
1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย.....	17
1.3 สมมุติฐานการวิจัย.....	17
1.4 ขอบเขตของการวิจัย.....	19
1.5 ขั้นตอนการวิจัย.....	19
1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	19
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	20
2.1 ระบบ Nonintrusive Load Monitoring (NILM).....	20
2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	30
2.3 ส่วนประกอบระบบ NILM.....	36
2.4 วิธีการในแต่ละส่วนขององค์ประกอบระบบ NILM.....	39
2.5 วิธีประเมินผล.....	43
บทที่ 3 การดำเนินการศึกษาวิจัย.....	45
3.1 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย.....	45
3.2 การคัดเลือกกลุ่มเป้าหมาย.....	46
3.3 การดำเนินงานและออกแบบ.....	48
3.4 แบบจำลองอุปกรณ์ไฟฟ้าขณะใช้งาน.....	53
3.5 การทดสอบระบบในห้องปฏิบัติการ.....	65
3.6 การทดสอบติดตั้งบ้านตัวอย่าง.....	81
บทที่ 4 การวิเคราะห์ผลการศึกษา.....	86
4.1 การวิเคราะห์ประสิทธิภาพการทำงานของบ้านตัวอย่างหลังที่ 1.....	87
4.2 การวิเคราะห์ประสิทธิภาพการทำงานของบ้านตัวอย่างหลังที่ 2.....	93
4.3 การวิเคราะห์ประสิทธิภาพการทำงานของบ้านตัวอย่างหลังที่ 3.....	96
4.4 ภาพรวมประสิทธิภาพการแยกแยะการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าด้วยเทคนิค NILM.....	99

## สารบัญ (ต่อ)

4.5 วิเคราะห์พฤติกรรมของอุปกรณ์ไฟฟ้าเพื่อวางแผนการอนุรักษ์พลังงาน .....	99
บทที่ 5 สรุปผลการดำเนินงานวิจัย .....	105
5.1 สรุปผลการงานวิจัย .....	105
5.2 วิเคราะห์และอภิปรายผลการดำเนินการ .....	106
5.3 ข้อเสนอแนะ .....	107
บรรณานุกรม .....	108
ภาคผนวก .....	112
ภาคผนวก ก ผลงานตีพิมพ์เผยแพร่ .....	113
ประวัติผู้เขียน .....	152



## สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 1.1	การใช้ไฟฟ้าปี 2562..... 14
ตารางที่ 1.2	จำนวนผู้ใช้ไฟฟ้าปี 2562..... 15
ตารางที่ 2.3	งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับดัชนีนิพันธ์ด้าน NILM..... 32
ตารางที่ 3.1	สัดส่วนการใช้พลังงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าภายในบ้าน..... 46
ตารางที่ 3.2	ขนาดพิกัดของเครื่องวัดหน่วยไฟฟ้า ..... 47
ตารางที่ 3.3	เงื่อนไขการคัดเลือกกลุ่มเป้าหมาย..... 48
ตารางที่ 3.4	การเปรียบเทียบค่าการใช้พลังงานไฟฟ้าระหว่างวัดจากมิเตอร์กับค่าจากวิธี NILM .. 64
ตารางที่ 3.5	ร้อยละความถูกต้องของการประมาณค่าจาก NILM..... 64
ตารางที่ 3.6	เงื่อนไขเบื้องต้นสำหรับจัดกลุ่มเครื่องใช้ไฟฟ้า..... 66
ตารางที่ 3.7	คะแนนประเมินผลการแยกแยะอุปกรณ์..... 78
ตารางที่ 3.8	ประเมินผลการใช้พลังงานไฟฟ้า ..... 79
ตารางที่ 3.9	การนับจำนวนที่อุปกรณ์ไฟฟ้าเกิดการเปลี่ยนแปลงสำหรับประเมินความถูกต้อง..... 85
ตารางที่ 4.1	คะแนนประเมินผลการแยกแยะอุปกรณ์ของบ้านหลังที่ 1..... 90
ตารางที่ 4.2	ประเมินผลการใช้พลังงานไฟฟ้าของบ้านหลังที่ 1 ..... 91
ตารางที่ 4.3	คะแนนประเมินผลการแยกแยะอุปกรณ์ของบ้านหลังที่ 2..... 94
ตารางที่ 4.4	ประเมินผลการใช้พลังงานไฟฟ้าของบ้านหลังที่ 2 ..... 95
ตารางที่ 4.5	คะแนนประเมินผลการแยกแยะอุปกรณ์ของบ้านหลังที่ 3..... 97
ตารางที่ 4.6	ประเมินผลการใช้พลังงานไฟฟ้าของบ้านหลังที่ 3 ..... 98
ตารางที่ 4.7	ภาพรวมประสิทธิภาพการแยกแยะด้วยเทคนิค NILM ตามวิธีการที่นำเสนอ..... 99



## สารบัญรูป

	หน้า
รูปที่ 1.1	การตรวจวัดพลังงานไฟฟ้าในปัจจุบัน ..... 16
รูปที่ 1.2	การตรวจวัดพลังงานไฟฟ้าพร้อมระบบ NILM ..... 16
รูปที่ 1.3	ผลการปรับพฤติกรรมต่อการทราบข้อมูลการใช้การใช้ไฟฟ้าในระดับต่างๆ ..... 17
รูปที่ 2.1	กราฟจำนวนการตีพิมพ์บทความเกี่ยวกับ NILM..... 21
รูปที่ 2.2	กราฟเปรียบเทียบจำนวนการตีพิมพ์บทความเกี่ยวกับ NILM และสมาร์ตมิเตอร์..... 21
รูปที่ 2.3	สัญญาณรวมและสัญญาณที่ใช้ NILM แยกแต่ละอุปกรณ์ ..... 22
รูปที่ 2.4	ตัวอย่างลักษณะเฉพาะตัวของโหลดในระดับไมโคร ..... 23
รูปที่ 2.5	ตัวอย่างรูปคลื่นกำลังไฟฟ้าของโหลดไฟฟ้าต่างๆ ..... 24
รูปที่ 2.6	โมเดลการหาค่าสถานะด้วย HMM ..... 27
รูปที่ 2.7	พื้นฐานของโครงข่าย ..... 28
รูปที่ 2.8	โครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียม..... 28
รูปที่ 2.9	การแบ่งกลุ่มด้วยวิธีการ Hierarchical Clustering..... 29
รูปที่ 2.10	การแบ่งกลุ่มด้วยวิธีการ K-Means Clustering..... 29
รูปที่ 2.11	การแบ่งกลุ่มด้วยวิธีการ Mean Shift Clustering..... 30
รูปที่ 2.12	การต่อวงจรและตัวอย่าง PQ-Signature ของอุปกรณ์ ..... 30
รูปที่ 2.13	การบันทึกลักษณะเด่นของอุปกรณ์ไฟฟ้าในรูปแบบ I-Transient ..... 31
รูปที่ 2.14	ผังการทำงาน SHMM..... 31
รูปที่ 2.15	การหาสถานะการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้า..... 32
รูปที่ 2.16	TED Foot Print Software..... 33
รูปที่ 2.17	Wattprint โปรแกรมที่ใช้แยกแยะโหลดของ PlotWattn..... 34
รูปที่ 2.18	Software แบบ Cloud Service ..... 34
รูปที่ 2.19	ตัวอย่างลักษณะเฉพาะตัวของหม้อหุงข้าว ..... 35
รูปที่ 2.20	ตัวอย่างลักษณะเฉพาะตัวของเครื่องปรับอากาศ ..... 35
รูปที่ 2.21	ส่วนประกอบของระบบ NILM..... 37
รูปที่ 2.22	ภาพรวมของระบบ NILM..... 37
รูปที่ 2.23	ตำแหน่งติดตั้งมิเตอร์พร้อมระบบ NILM..... 38
รูปที่ 2.24	Schematic Circuit ของ NILM Embedded system..... 38
รูปที่ 2.25	ตัวอย่างการติดตั้งอุปกรณ์ส่วนตรวจวัด ..... 40
รูปที่ 2.26	ตัวอย่างข้อมูลกำลังไฟฟ้าจริงที่เก็บค่าทุก 1 วินาที ..... 40
รูปที่ 2.27	การหาการเปลี่ยนแปลง..... 40
รูปที่ 2.28	ช่วงเวลาที่เกิดการเปลี่ยนแปลง ..... 41
รูปที่ 2.29	ตัวอย่างลักษณะเด่นที่ถูกสกัดออกมา ..... 41

## สารบัญญรูป (ต่อ)

		หน้า
รูปที่ 2.30	การจัดกลุ่มข้อมูลตามค่า P และ Q ของอุปกรณ์.....	42
รูปที่ 2.31	ตัวอย่างการแสดงผลบน ThingSpeak Platform.....	43
รูปที่ 3.1	ส่วนประกอบของระบบ NILM.....	45
รูปที่ 3.2	การติดตั้งเครื่องวัดพร้อมส่วนประมวลผลสำหรับวัดแบบรายอุปกรณ์.....	49
รูปที่ 3.3	สภาวะการทำงานของโหลดที่มีค่ากำลังไฟฟ้าจริงอย่างเดียว.....	50
รูปที่ 3.4	สภาวะการทำงานของโหลดที่มีค่ากำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟ.....	50
รูปที่ 3.5	ผังส่วนประกอบของชุดวัดพฤติกรรมของอุปกรณ์ไฟฟ้า.....	51
รูปที่ 3.6	อุปกรณ์ชุดวัดพฤติกรรมของอุปกรณ์ไฟฟ้า.....	51
รูปที่ 3.7	กำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟขณะใช้งานของเครื่องปรับอากาศ.....	52
รูปที่ 3.8	กำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟขณะใช้งานของตู้เย็น.....	52
รูปที่ 3.9	กำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟขณะใช้งานของโทรทัศน์.....	52
รูปที่ 3.10	กำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟขณะใช้งานของเตารีด.....	52
รูปที่ 3.11	กำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟขณะใช้งานของหม้อหุงข้าว.....	53
รูปที่ 3.12	การต่อร่วมของแบบจำลองและการวัดค่าทางไฟฟ้า.....	53
รูปที่ 3.13	แบบจำลองเครื่องปรับอากาศ.....	54
รูปที่ 3.14	แบบจำลองโทรทัศน์.....	55
รูปที่ 3.15	แบบจำลองตู้เย็น.....	56
รูปที่ 3.16	แบบจำลองหม้อหุงข้าว.....	57
รูปที่ 3.17	ระบบทดสอบจากแบบจำลองอุปกรณ์ไฟฟ้าขณะใช้งาน.....	58
รูปที่ 3.18	ผลการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงและสกัดหาค่า $\Delta P$ และ $\Delta Q$ ของกรณีที่ 1.....	59
รูปที่ 3.19	ผลทดสอบแยกแยะอุปกรณ์ไฟฟ้าของกรณีที่ 1.....	60
รูปที่ 3.20	ผลการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงและสกัดหาค่า $\Delta P$ และ $\Delta Q$ ของกรณีที่ 2.....	60
รูปที่ 3.21	ผลทดสอบแยกแยะอุปกรณ์ไฟฟ้าของกรณีที่ 2.....	60
รูปที่ 3.22	ผลการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงและสกัดหาค่า $\Delta P$ และ $\Delta Q$ ของกรณีที่ 3.....	61
รูปที่ 3.23	ผลทดสอบแยกแยะอุปกรณ์ไฟฟ้าของกรณีที่ 3.....	61
รูปที่ 3.24	ผลการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงและสกัดหาค่า $\Delta P$ และ $\Delta Q$ ของกรณีที่ 4.....	62
รูปที่ 3.25	ผลทดสอบแยกแยะอุปกรณ์ไฟฟ้าของกรณีที่ 4.....	62
รูปที่ 3.26	ผลการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงและสกัดหาค่า $\Delta P$ และ $\Delta Q$ ของกรณีที่ 5.....	63
รูปที่ 3.27	ผลทดสอบแยกแยะอุปกรณ์ไฟฟ้าของกรณีที่ 5.....	63
รูปที่ 3.28	ระบบทดสอบในห้องปฏิบัติการ.....	65
รูปที่ 3.29	ไดอะแกรมของ Hardware.....	67
รูปที่ 3.30	NILM Embedded และ Individual Meter.....	67

## สารบัญรูป (ต่อ)

	หน้า
รูปที่ 3.31	ผังการทำงานส่วนฐานข้อมูล..... 68
รูปที่ 3.32	หน้าแสดงข้อมูลกำลังไฟฟ้ารวม สถานะการทำงานและสัดส่วนการใช้พลังงาน..... 69
รูปที่ 3.33	หน้าเพิ่มอุปกรณ์และแสดงสถานะพร้อมหน่วยใช้ไฟฟ้ารวมและรายอุปกรณ์..... 69
รูปที่ 3.34	ไดอะแกรมขั้นตอนการประมวลผล..... 70
รูปที่ 3.35	กำลังไฟฟ้าจริงที่เปลี่ยนตามช่วงเวลา ..... 71
รูปที่ 3.36	จังหวะตรวจการเปลี่ยนแปลงภายในของระบบทดสอบ ..... 72
รูปที่ 3.37	การตรวจนับจำนวนการเปลี่ยนแปลงข้อมูล..... 72
รูปที่ 3.38	สมการลักษณะเริ่มต้นการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้า..... 73
รูปที่ 3.39	กำลังไฟฟ้าในรอบ 1 วัน..... 73
รูปที่ 3.40	ผลการแยกกลุ่มข้อมูลด้วย k-Means Clustering ..... 74
รูปที่ 3.41	การแยกกลุ่มข้อมูลด้วย k-Means Clustering ในช่วงวันแรกของการทดสอบ ..... 75
รูปที่ 3.42	การแยกกำลังไฟฟ้าของเครื่องปรับอากาศ..... 75
รูปที่ 3.43	การกำลังไฟฟ้าของตู้เย็น ..... 76
รูปที่ 3.44	การกำลังไฟฟ้าของโทรทัศน์ ..... 76
รูปที่ 3.45	การกำลังไฟฟ้าของกระติกน้ำร้อน ..... 77
รูปที่ 3.46	กำลังไฟฟ้ารวมในรอบ 1 วัน ของระบบทดสอบ ..... 77
รูปที่ 3.47	กำลังไฟฟ้าย่ออุปกรณ์ที่วัดจาก Meter และแยกด้วยวิธีการ NILM..... 78
รูปที่ 3.48	กราฟระดับคะแนนการประเมินผลตาม Confusion Matrix ..... 79
รูปที่ 3.49	การใช้พลังงานตามช่วงเวลารายจากค่าวัดของมิเตอร์และค่าประมาณจากวิธี NILM... 80
รูปที่ 3.50	สัดส่วนการใช้พลังงานไฟฟ้าจากค่าวัดของมิเตอร์และค่าประมาณจากวิธี NILM..... 81
รูปที่ 3.51	จุดติดตั้งอุปกรณ์ NILM ของบ้านตัวอย่าง..... 81
รูปที่ 3.52	ผังระบบสำหรับการติดตั้งทดสอบที่บ้านตัวอย่าง ..... 81
รูปที่ 3.53	การติดตั้งมิเตอร์วัดค่ากำลังไฟฟ้าแบบรายอุปกรณ์ ..... 82
รูปที่ 3.54	ระบบแสดงผลการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าผ่านเว็บเบราว์เซอร์ของบ้านตัวอย่าง..... 82
รูปที่ 3.55	การแยกกลุ่มด้วย k-Means Clustering ของบ้านตัวอย่าง..... 83
รูปที่ 3.56	การแยกกำลังไฟฟ้าของเครื่องซักผ้าและส่งข้อมูลแสดงแบบเวลาจริง ..... 84
รูปที่ 3.57	กำลังไฟฟ้าของอุปกรณ์ต่างๆ (สีแดงวัดด้วยมิเตอร์ สีน้ำเงินแยกด้วย NILM)..... 84
รูปที่ 4.1	ผังระบบสำหรับการติดตั้งทดสอบที่บ้านตัวอย่าง ..... 86
รูปที่ 4.2	ระบบแสดงผลการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าผ่านเว็บเบราว์เซอร์ของบ้านตัวอย่าง..... 86
รูปที่ 4.3	กำลังไฟฟ้ารวมและรายอุปกรณ์ที่วัดด้วยมิเตอร์และ NILM (15 กันยายน 2562) ..... 87
รูปที่ 4.4	กำลังไฟฟ้ารวมและรายอุปกรณ์ที่วัดด้วยมิเตอร์และ NILM (16 กันยายน 2562) ..... 88
รูปที่ 4.5	การใช้ไฟฟ้ารวมรายชั่วโมง วัดด้วยมิเตอร์ (สีแดง) และแยกด้วย NILM (สีน้ำเงิน) ..... 88

## สารบัญรูป (ต่อ)

	หน้า
รูปที่ 4.6	การใช้ไฟฟ้าของเครื่องปรับอากาศรายชั่วโมง วัดด้วยมิเตอร์ (สีแดง) และแยกด้วย NILM (สีน้ำเงิน)..... 89
รูปที่ 4.7	การใช้ไฟฟ้าของตู้เย็นรายชั่วโมง (kWh) วัดด้วยมิเตอร์ (สีแดง) และ NILM (สีน้ำเงิน) 90
รูปที่ 4.8	กราฟระดับคะแนนการประเมินผลตาม Confusion Matrix ของบ้านหลังที่ 1..... 92
รูปที่ 4.9	การใช้พลังงานไฟฟ้าสะสมรายชั่วโมงจากค่าวัดของมิเตอร์และค่าประมาณด้วย NILM 92
รูปที่ 4.10	สัดส่วนพลังงานไฟฟ้าที่วัดด้วยมิเตอร์และประมาณจาก NILM ของบ้านหลังที่ 1..... 93
รูปที่ 4.11	กำลังไฟฟ้ารวมและรายอุปกรณ์ที่วัดมิเตอร์และ NILM (11 กุมภาพันธ์ 2563) ..... 94
รูปที่ 4.12	กราฟระดับคะแนนการประเมินผลตาม Confusion Matrix ของบ้านหลังที่ 2..... 95
รูปที่ 4.13	สัดส่วนพลังงานไฟฟ้าที่วัดด้วยมิเตอร์และประมาณจาก NILM ของบ้านหลังที่ 2..... 96
รูปที่ 4.14	กำลังไฟฟ้ารวมและรายอุปกรณ์ที่วัดมิเตอร์และ NILM (13 มีนาคม 2563)..... 96
รูปที่ 4.15	กราฟระดับคะแนนการประเมินผลตาม Confusion Matrix ของบ้านหลังที่ 3..... 97
รูปที่ 4.16	สัดส่วนพลังงานไฟฟ้าที่วัดด้วยมิเตอร์และประมาณจาก NILM ของบ้านหลังที่ 3..... 98
รูปที่ 4.17	ความสัมพันธ์ระหว่างกำลังไฟฟ้าที่เครื่องปรับอากาศต้องใช้กับอุณหภูมิแวดล้อม..... 100
รูปที่ 4.18	เปรียบเทียบการใช้พลังงานไฟฟ้าก่อนและหลังการล้างเครื่องปรับอากาศ ..... 101
รูปที่ 4.19	กำลังไฟฟ้าของเตารีดขณะถูกใช้รีดผ้าและไม่ได้ใช้รีดผ้า..... 102
รูปที่ 4.20	การจัดกลุ่มข้อมูลช่วงที่เตารีดถูกใช้งานและช่วงที่เตารีดไม่ถูกใช้งาน ..... 102
รูปที่ 4.21	รอบการทำงานของตู้เย็น..... 103
รูปที่ 4.22	อัตราการลดลงของกำลังไฟฟ้าของตู้เย็น ..... 103
รูปที่ 4.23	เปรียบเทียบเวลาที่กระติกน้ำร้อนใช้ต้มน้ำ..... 104

## คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ

NILM	Non-Intrusive Load Monitoring
OLM	Operating Load Model
$\Delta P$	ค่าการเปลี่ยนแปลงของกำลังไฟฟ้าจริง
$\Delta Q$	ค่าการเปลี่ยนแปลงของกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟ
CT	หม้อแปลงกระแส
$E_{Acc}^T$	ค่าความถูกต้องของการประมาณค่าพลังงานไฟฟ้ารวมของระบบ
F1-score	ค่าเฉลี่ยความสามารถของระบบในการแยกแยะได้ถูกต้อง



# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

จากรายงานการใช้พลังงานของประเทศไทยปี 2562 ซึ่งรวบรวมจากรายงานของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค และการไฟฟ้านครหลวง มีข้อมูลที่น่าสนใจโดยได้สรุปไว้ในตารางที่ 1.1 และตารางที่ 1.2 ดังนี้ กิจกรรมขนาดกลางและใหญ่เป็นสาขาที่ใช้พลังงานไฟฟ้าสูงที่สุดคิดเป็น 61.52% รองลงมาเป็นที่อยู่อาศัย 24.64% และการเติบโตพบว่าในช่วง 1 ปีที่ผ่านมากิจกรรมขนาดกลางและใหญ่ใช้พลังงานไฟฟ้าเพิ่มขึ้น 3.97% ในขณะที่ภาคที่อยู่อาศัยใช้พลังงานไฟฟ้าเพิ่มขึ้น 6.03 % โดยกิจกรรมขนาดกลางและใหญ่เป็นโรงงานควบคุมและอาคารควบคุมตาม พรบ. ส่งเสริมการอนุรักษ์พลังงาน มีกฎหมายบังคับให้มีมาตรฐานการจัดการพลังงาน ทำให้ในภาคที่อยู่อาศัยยังมีศักยภาพในการดำเนินมาตรการอนุรักษ์พลังงานอยู่มากเมื่อเทียบกับกิจกรรมขนาดกลางและใหญ่ ส่วนปัจจัยที่เป็นอุปสรรคในการดำเนินมาตรการอนุรักษ์พลังงานในภาคที่อยู่อาศัยคือจำนวนผู้ใช้ไฟฟ้า ซึ่งเมื่อดูจากข้อมูลในตารางที่ 1.2 พบว่าจำนวนรายผู้ใช้ไฟฟ้าในภาคที่อยู่อาศัยมีจำนวนมากถึง 90.08% ทำให้การใช้พลังงานไฟฟ้าต่อรายต่ำมากเมื่อเทียบกับกิจกรรมขนาดกลางและใหญ่ เมื่อเทียบกับข้อมูลการใช้ไฟฟ้าตามตารางที่ 1.1 ปี 2562 ค่าเฉลี่ยการใช้ไฟฟ้าในกิจกรรมขนาดกลางและใหญ่ต่อรายอยู่ที่ 907,121 หน่วยต่อปี ค่าเฉลี่ยภาคที่อยู่อาศัยอยู่ที่ 2,218 หน่วยต่อปี ดังนั้นเมื่อมองจากมุมมองของเจ้าของที่อยู่อาศัย การลงทุนเพื่อการอนุรักษ์พลังงานดังเช่นในภาคกิจกรรมขนาดกลางและใหญ่ นั้นจะไม่คุ้มค่านอกจากการใช้พลังงานไม่สูงนัก แต่ถ้ามองภาพรวมภาคที่อยู่อาศัยใช้พลังงานไฟฟ้าสูงถึง 24.64% และมีแนวโน้มที่เพิ่มสูงขึ้นทุกปี การส่งเสริมการอนุรักษ์พลังงานสำหรับภาคที่อยู่อาศัยจึงน่าสนใจ

ตารางที่ 1.1 การใช้ไฟฟ้าปี 2562

รายการ	จำนวนหน่วยไฟฟ้า (GWh)		
	ที่อยู่อาศัย	กิจกรรมขนาดเล็ก	กิจกรรมขนาดกลางและใหญ่
ปี 2562	43,932	20,706	109,671
ปี 2561	41,285	19,767	105,316
ปี 2560	36,447	17,016	100,496
ร้อยละที่เพิ่มในรอบ 1 ปี	6.03	4.53	3.97
ร้อยละที่เพิ่มในรอบ 5 ปี	17.04	17.82	8.37
ร้อยละการใช้ไฟฟ้า ปี 2562	24.64	11.61	61.52

ตารางที่ 1.2 จำนวนผู้ใช้ไฟฟ้าปี 2562

รายการ	จำนวนผู้ใช้ไฟฟ้า (ราย)		
	ที่อยู่อาศัย	กิจการขนาดเล็ก	กิจการขนาดกลางและใหญ่
ปี 2562	19,801,917	2,056,377	120,900
ปี 2561	19,300,577	1,972,830	115,397
ปี 2560	17,666,752	1,784,592	98,782
ร้อยละที่เพิ่มในรอบ 1 ปี	2.53	4.06	4.55
ร้อยละที่เพิ่มในรอบ 5 ปี	10.78	13.22	18.29
ร้อยละผู้ใช้ไฟฟ้า ปี 2562	90.08	9.35	0.55

ปัจจุบันหากผู้ใช้ไฟฟ้าต้องการตรวจสอบการใช้ไฟฟ้า สามารถดูได้จากตัวมิเตอร์ที่ถูกติดตั้งบนเสาไฟฟ้าหรือตามแผงมิเตอร์รวมของอาคารพักอาศัย หรือตรวจสอบจากใบแจ้งค่าไฟฟ้าในทุกๆ เดือน ซึ่งไม่สะดวกต่อการตรวจสอบหรือบริหารจัดการด้านพลังงานไฟฟ้า และการทราบข้อมูลก็จะเป็นข้อมูลภาพรวมของทั้งบ้าน ทำให้การดำเนินงานด้านการอนุรักษ์พลังงานในรายอุปกรณ์ไม่มีข้อมูลที่ชัดเจนหรือหน่วยงานด้านการอนุรักษ์พลังงานต้องการวิเคราะห์การใช้พลังงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าภายในบ้าน ต้องใช้การเก็บข้อมูลจำนวนมากและใช้เวลานานตามรูปที่ 1.1 เพื่อให้เกิดการอนุรักษ์พลังงานในภาคที่อยู่อาศัยมากขึ้นจะต้องใช้เทคโนโลยีที่มีการลงทุนต่ำ โดยประยุกต์ใช้การวัดการใช้พลังงานไฟฟ้าที่เรียกว่า Nonintrusive Load Monitoring (NILM) โดยการวัดบันทึกข้อมูลดังกล่าวจะติดตั้งเครื่องวัดไว้ที่จุดเดียวที่วงจรขาเข้าหลักของอาคาร โดยสามารถแยกแยะได้ว่าตอนนี้มีโหลดไฟฟ้าตัวใดเปิดใช้งานอยู่บ้างและใช้กำลังไฟฟ้าเท่าใดตามรูปที่ 1.2 โดยข้อมูลที่ต้องใกล้เคียงกับการติดเครื่องวัดไว้ที่โหลดแต่ละตัวโดยตรง แต่ประหยัดค่าใช้จ่ายของเครื่องมือวัดและพัฒนาให้ใช้งานได้กับทุกบ้านเรือน

การทราบสัดส่วนการใช้พลังงานไฟฟ้าในระดับอุปกรณ์และรู้เป็นรายชั่วโมงหรือรายวันจะทำให้การวางแผนหรือการปฏิบัติตามมาตรการที่หน่วยงานด้านการอนุรักษ์พลังงานแนะนำหรือการประหยัดพลังงานสามารถตรวจสอบผลได้เร็ว ส่งผลต่อการปฏิบัติแบบต่อเนื่อง เช่น การรณรงค์ปรับค่าอุณหภูมิเครื่องปรับอากาศที่ 25 องศา ผู้ใช้ไฟฟ้าสามารถทดสอบปรับตามที่แนะนำและเปรียบเทียบกับค่าที่ปรับปรุง หากความรู้สึกไม่แตกต่าง ก็สามารถตรวจสอบผลการประหยัดได้ภายใน 2 วัน ซึ่งหากต้องลงทุนติดตั้งเครื่องวัดพลังงานไฟฟ้าที่เครื่องปรับอากาศเพื่อดูผลดังกล่าวอาจได้รับการร่วมมือน้อย ระบบ NILM จะเป็นทางเลือก แต่ค่าการใช้พลังงานในระดับอุปกรณ์ที่ได้จากระบบ NILM เป็นค่าโดยประมาณ จึงต้องมีการศึกษาวิจัยถึงวิธีการคำนวณให้ได้ค่าที่ใกล้เคียงมากที่สุด และในอนาคตการคิดค่าการใช้พลังงานไฟฟ้าจากอุปกรณ์พิเศษ เช่น ระบบชาร์จรถไฟฟ้าภายในบ้าน อาจคิดราคาไม่เท่ากันตามช่วงเวลาที่ใช้คล้ายกับระบบ TOU เพื่อลดค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด (peak demand) ในภาพรวมทั้งประเทศ ส่วนแนวทางการผลักดันให้ผู้ใช้ไฟตระหนักถึงที่มาของค่าไฟฟ้าภายในบ้านของตนเองนั้น

สามารถทำได้โดยการการสร้างระบบให้เข้าถึงข้อมูลได้สะดวกและเพิ่มข้อมูลด้วยการวิเคราะห์เชิงแนะนำ เช่น วิเคราะห์ระดับการใช้พลังงานของเครื่องปรับอากาศแบบต่อเนื่องเพื่อประเมินช่วงเวลาที่ควรล้างเครื่องปรับอากาศ วิเคราะห์สถิติพร้อมแสดงผลเรื่องเวลาการเปิดโทรทัศน์อาจมีสถิติที่ทำให้ผู้ใช้ไหลดช่วงเวลาลง โดยเพิ่ม Application สำหรับควบคุมอุปกรณ์ไฟฟ้าด้วยสมาร์ตโฟนผ่านระบบตรวจวัดนี้ ซึ่งการเข้าถึงข้อมูลในปัจจุบันทำได้ง่ายขึ้นจากความก้าวหน้าของเทคโนโลยีในปัจจุบันและการสร้างระบบแสดงข้อมูลแบบ IoT (Internet of Thing) ซึ่งเป็นการทำงานผ่านระบบเครือข่ายทำให้การทราบข้อมูลการใช้พลังงานไฟฟ้าแบบเวลาจริงและต่อเนื่องทำได้สำหรับทุกครัวเรือน

การทราบข้อมูลการใช้พลังงานไฟฟ้าเป็นรายอุปกรณ์แบบต่อเนื่องจะทำให้ผู้ใช้ไฟฟ้าปรับเปลี่ยนพฤติกรรมเพื่อวางแผนการประหยัดพลังงานไฟฟ้าได้ประมาณ 12% เมื่อเทียบกับการทราบข้อมูลของการใช้พลังงานรวมของทั้งบ้านเป็นรายเดือนซึ่งเป็นการทราบข้อมูลหลังจากใช้ไฟฟ้าแล้ว จะมีการวางแผนเพื่อประหยัดพลังงานไฟฟ้าประมาณ 3.8% [1] ตามรูปที่ 1.3

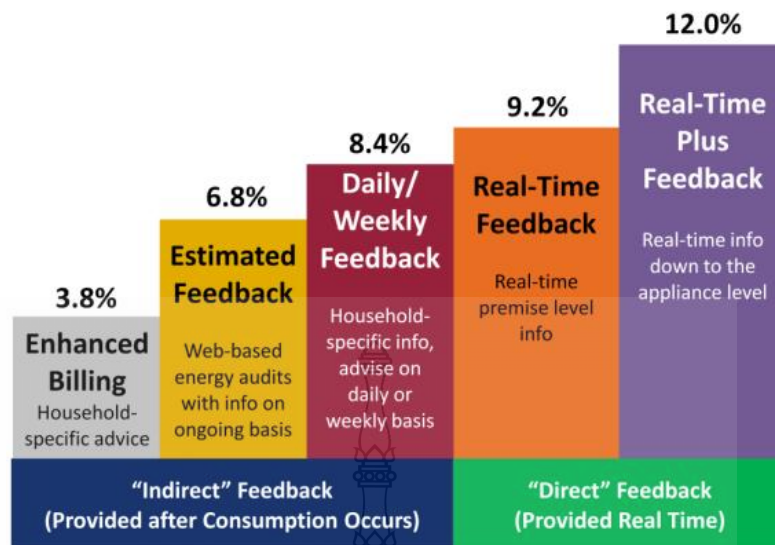


รูปที่ 1.1 การตรวจวัดพลังงานไฟฟ้าในปัจจุบัน



รูปที่ 1.2 การตรวจวัดพลังงานไฟฟ้าพร้อมระบบ NILM





รูปที่ 1.3 ผลการปรับพฤติกรรมต่อการทราบข้อมูลการใช้การใช้พลังงานไฟฟ้าในระดับต่างๆ [1]

## 1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย

- 1.2.1 เพื่อศึกษาการวัดพลังงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าภายในบ้านโดยติดตั้งเครื่องวัดไว้จุดเดียวที่วงจรถาเข้าหลักของบ้านพักอาศัยด้วยเทคนิค NILM
- 1.2.2 เพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมของอุปกรณ์ไฟฟ้าภายในบ้านจากการบันทึกข้อมูลเป็นรายอุปกรณ์แบบต่อเนื่อง
- 1.2.3 เพื่อเปรียบเทียบต้นทุนของการติดตั้งเครื่องวัดกำลังไฟฟ้าที่อุปกรณ์โดยตรงกับการวัดด้วยเทคนิค NILM

## 1.3 สมมติฐานการวิจัย

- 1.3.1 ศึกษาการวัดพลังงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าภายในบ้านโดยติดตั้งเครื่องวัดไว้จุดเดียวที่วงจรถาเข้าหลักของบ้านพักอาศัย
- 1.3.2 วิเคราะห์พฤติกรรมของอุปกรณ์ไฟฟ้าภายในบ้านจากการบันทึกข้อมูลเป็นรายอุปกรณ์แบบต่อเนื่อง
- 1.3.3 การนำข้อมูลใช้พลังงานไฟฟ้าจากข้อมูลที่ได้จาก NILM สำหรับการกำหนดมาตรการอนุรักษ์พลังงานในภาคที่อยู่อาศัย

จากสมมติฐานของการวิจัย ซึ่งมีเป้าหมายเพื่อหาวัตพลังงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าภายในบ้านโดยติดตั้งเครื่องวัดไว้จุดเดียวที่วงจรถาเข้าหลักของบ้านพักอาศัยด้วยเทคนิค NILM และทราบพฤติกรรมของอุปกรณ์ไฟฟ้าภายในบ้านจากการบันทึกข้อมูลเป็นรายอุปกรณ์แบบต่อเนื่อง นั้น ผู้วิจัยมีผังของการดำเนินงานดังรูปที่ 1.4



รูปที่ 1.4 กรอบแนวความคิดของการวิจัย

## 1.4 ขอบเขตการวิจัย

- 1.4.1 ออกแบบระบบตรวจวัดพลังงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าภายในบ้านชนิดโหลดคงที่โดยตรวจวัดที่จุดรับกำลังไฟฟ้าหลักด้วยเทคนิค NILM พร้อมเปรียบเทียบความถูกต้องและต้นทุนกับการติดตั้งเครื่องวัดกำลังไฟฟ้าที่อุปกรณ์โดยตรง สำหรับบ้านพักอาศัยที่ติดตั้งมิเตอร์ไฟฟ้าแบบ 1 เฟส ขนาดมิเตอร์ 15(45) A หรือ 30 (100) A
- 1.4.2 วิเคราะห์พฤติกรรมของอุปกรณ์ไฟฟ้าชนิดโหลดคงที่จากการบันทึกข้อมูลเป็นรายอุปกรณ์แบบต่อเนื่องด้วยเทคนิค NILM สำหรับเป็นข้อมูลแนะนำในการใช้พลังงานให้มีประสิทธิภาพสูงขึ้นที่เหมาะสมกับแต่ละสถานที่

## 1.5 ขั้นตอนการวิจัย

วิธีดำเนินการวิจัยแบ่งเป็น 2 ลักษณะ คือการจำลองด้วยโปรแกรมวิเคราะห์ทางด้านไฟฟ้า และการออกแบบระบบจริง โดยเข้าไปศึกษาและออกแบบในแต่ละส่วนของระบบ NILM ดังนี้

- 1.5.1 ศึกษารวบรวมข้อมูลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง และข้อมูลของระบบที่มีใช้งานจริงทางการค้า
- 1.5.2 ศึกษาคุณลักษณะของโหลดประเภทต่างๆ เพื่อหาวิธีการที่เหมาะสมในการตรวจจับการใช้
- 1.5.3 การจำลองด้วยโปรแกรมวิเคราะห์ทางด้านไฟฟ้า
- 1.5.4 การทดสอบด้วยการติดตั้งอุปกรณ์
- 1.5.5 วิเคราะห์พฤติกรรมของอุปกรณ์ไฟฟ้าชนิดโหลดคงที่จากการบันทึกข้อมูลเป็นรายอุปกรณ์แบบต่อเนื่องด้วยเทคนิค NILM
- 1.5.6 สรุปผล

## 1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- 1.6.1 ได้ต้นแบบระบบแยกแยะด้วยเทคนิค NILM ที่สามารถแยกการใช้กำลังไฟฟ้าระดับอุปกรณ์ไฟฟ้าจากการตรวจวัดที่จุดรับกำลังไฟฟ้าหลัก
- 1.6.2 สามารถจัดทำข้อเสนอแนะในการใช้พลังงานให้มีประสิทธิภาพสูงขึ้นที่เหมาะสมกับแต่ละหลังคาเรือน
- 1.6.3 ใช้เป็นข้อมูลการอนุรักษ์พลังงานการใช้พลังงานของอาคารและบ้านเรือนได้
- 1.6.4 เป็นข้อมูลสำหรับพัฒนาประสิทธิภาพการใช้พลังงานของเครื่องใช้ไฟฟ้าต่างๆ ได้

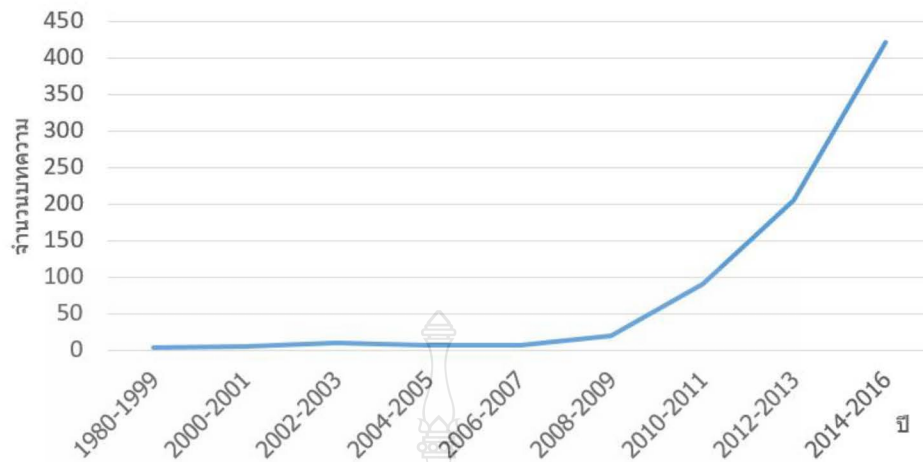
## บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ปัจจุบันหากผู้ใช้ไฟฟ้าต้องการตรวจสอบการใช้ไฟฟ้าสามารถดูได้จากตัวมิเตอร์ที่ติดตั้งบนเสาไฟฟ้าหรือที่แผงมิเตอร์รวมตามอาคารพักอาศัย หรือตรวจสอบจากใบแจ้งค่าไฟฟ้าในทุกๆ เดือน ซึ่งไม่สะดวกต่อการตรวจสอบหรือบริหารจัดการด้านพลังงานไฟฟ้า และการทราบข้อมูลก็จะเป็นข้อมูลภาพรวมของทั้งบ้าน ทำให้การดำเนินงานด้านการอนุรักษ์พลังงานในรายอุปกรณ์ไม่มีข้อมูลที่ชัดเจนหรือหน่วยงานด้านการอนุรักษ์พลังงานต้องการวิเคราะห์การใช้พลังงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าภายในบ้าน ต้องใช้การเก็บข้อมูลจำนวนมากและใช้เวลานาน เพื่อให้เกิดการอนุรักษ์พลังงานในภาคที่อยู่อาศัยมากขึ้นจะต้องใช้เทคโนโลยีที่มีการลงทุนต่ำ โดยประยุกต์ใช้การวัดการใช้พลังงานไฟฟ้าที่เรียกว่า Nonintrusive Load Monitoring (NILM) โดยการวัดบันทึกข้อมูลดังกล่าวจะติดตั้งเครื่องวัดไว้ที่จุดเดียวที่วงจรขาเข้าหลักของอาคาร โดยสามารถแยกแยะได้ว่าตอนนี้มีโหลดไฟฟ้าตัวใดเปิดใช้งานอยู่บ้าง และใช้กำลังไฟฟ้าเท่าใด โดยข้อมูลที่ต้องใกล้เคียงกับการติดเครื่องวัดไว้ที่โหลดแต่ละตัวโดยตรง แต่ประหยัดค่าใช้จ่ายของเครื่องมือวัดและพัฒนาให้ใช้งานได้กับทุกบ้านเรือน

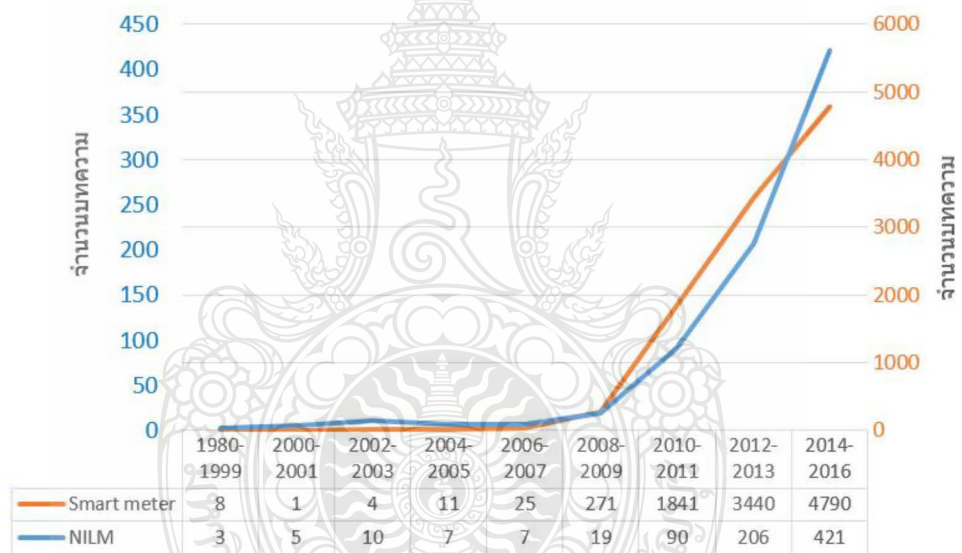
งานวิจัยนี้ มุ่งเน้นการวิเคราะห์การใช้พลังงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าภายในบ้านโดยตรวจวัดที่จุดรับกำลังไฟฟ้าหลักด้วยเทคนิค NILM และการศึกษาการใช้ข้อมูลที่บันทึกเป็นรายอุปกรณ์แบบต่อเนื่องประโยชน์ในการกำหนดการอนุรักษ์พลังงาน

### 2.1 ระบบ Nonintrusive Load Monitoring (NILM)

ระบบ Nonintrusive Load Monitoring (NILM) เริ่มมีการเผยแพร่ครั้งแรกในปี ค.ศ. 1980 โดย G.W. Hart [2] ใช้วิธีตรวจจับการเปลี่ยนแปลงกำลังไฟฟ้าจริง (P) และกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟ (Q) ที่มิเตอร์ต้นทาง แล้วเปรียบเทียบกับข้อมูลเฉพาะของอุปกรณ์ไฟฟ้าสำหรับแยกแยะว่าการเปลี่ยนแปลง P และ Q ที่ตรวจจับได้มานั้นเกิดจากการทำงานหรือหยุดทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าตัวใด โดยหัวใจหลักของระบบ NILM คือการแยกคุณลักษณะเฉพาะตัวของอุปกรณ์ไฟฟ้าออกจากสัญญาณรวม [3] โดยงานวิจัยทางด้าน NILM ได้รับการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง โดยเฉพาะในช่วง 5 ปีที่ผ่านมาที่มีการตีพิมพ์บทความเกี่ยวกับ NILM เพิ่มอย่างต่อเนื่อง ตามรูปที่ 2.1 โดยแนวโน้มการตีพิมพ์ที่สูงขึ้นสอดคล้องกับบทความด้านสมาร์ตมิเตอร์ตามรูปที่ 2.2 ซึ่งเป็นแนวโน้มการพัฒนาบรรดาระบบตรวจวัดพลังงานไฟฟ้าในหลากหลายมิติ โดยข้อมูลที่อ้างอิงจากนำมาจาก Google Scholar

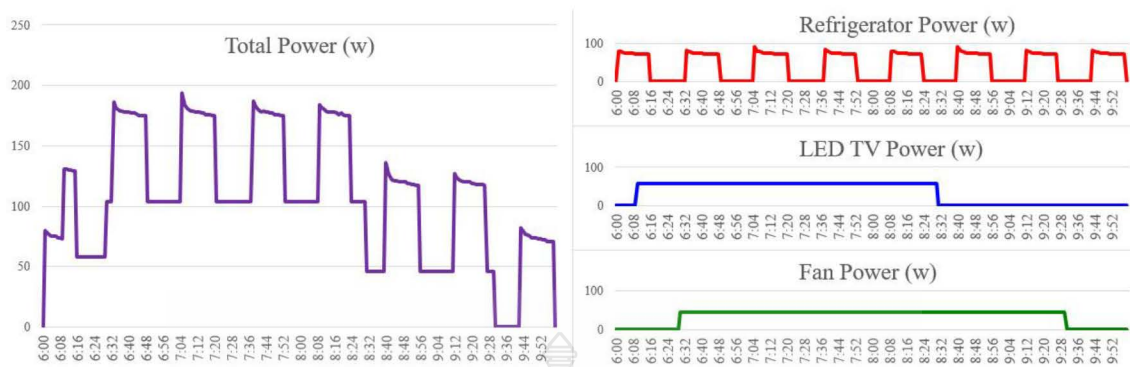


รูปที่ 2.1 กราฟจำนวนการตีพิมพ์บทความเกี่ยวกับ NILM



รูปที่ 2.2 กราฟเปรียบเทียบจำนวนการตีพิมพ์บทความเกี่ยวกับ NILM และสมาร์ทมิเตอร์

สำหรับรูปที่ 2.3 แสดงตัวอย่างของการวัดสัญญาณรวมและสัญญาณที่ใช้เทคนิค NILM แยกอุปกรณ์ 3 ชนิด ได้แก่ ตู้เย็น โทรทัศน์ และพัดลม เมื่อสามารถแยกค่ากำลังไฟฟ้าจริงออกมาได้ก็สามารถหาค่าการใช้พลังงานของเครื่องใช้ไฟฟ้าแต่ละชนิดได้ เพื่อนำข้อมูลที่ได้ไปใช้ในงานอนุรักษ์พลังงานในขั้นต่อไป



รูปที่ 2.3 สัญญาณรวมและสัญญาณที่ใช้ NILM แยกแต่ละอุปกรณ์

### 2.1.1 การแบ่งประเภทของระบบ NILM

2.1.1.1 แบ่งประเภทตาม Hardware สามารถแบ่งได้ 2 ประเภทตามอัตราการสุ่มข้อมูลของ Hardware [4]-[6] คือ

1) High Sampling rate ซึ่งทำการวัดข้อมูลการใช้ไฟฟ้าด้วยความถี่สูงกว่าความถี่พื้นฐานของกำลังไฟฟ้า โดยใช้ความถี่ในระดับ kHz ทำให้มีข้อมูลที่ละเอียดในการแยกโหลด แต่ใช้ Hardware ที่ราคาสูง

2) Low Sampling rate ซึ่งทำการวัดข้อมูลการใช้ไฟฟ้าด้วยความถี่ต่ำกว่าความถี่พื้นฐานของกำลังไฟฟ้า โดยส่วนมากใช้ความถี่ 1 Hz หรือต่ำกว่า ข้อมูลที่ได้มีความละเอียดต่ำกว่าแบบ High Sampling rate แต่ประหยัดค่าใช้จ่ายด้วย Hardware ได้ และต้องการเวลาประมวลน้อย

2.1.1.2 แบ่งประเภทตาม Event Detection Algorithm สามารถแบ่งได้ 2 ประเภทดังนี้ [7]

1) Event Based Algorithm เป็นการตรวจจับลักษณะเฉพาะตัวของโหลดไฟฟ้า (Load Signature) ซึ่งโดยส่วนมากจะสมมติให้ใน 1 ช่วงการ Sampling มีอุปกรณ์ไฟฟ้าเพียงตัวเดียวที่เปลี่ยนสถานะการทำงาน

2) Nonevent Based Algorithm ในกรณีที่มีเตอร์มีการติดตั้งไว้แล้วโดยการอ่านข้อมูลที่ความถี่ต่ำ 1-15 นาทีต่อครั้ง Nonevent Based Algorithm จึงมีการพัฒนาโดยประยุกต์ใช้ Hidden Markov Model สำหรับระบุสถานะการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าจากกำลังไฟฟ้าวรรณ

2.1.1.3 แบ่งประเภทตาม Data Disaggregation Algorithm แบ่งได้ 2 ประเภท [4]

1) Supervised Learning เป็นการใช้อุปกรณ์ของตัวอุปกรณ์บอกว่าเป็นลักษณะเฉพาะตัวของโหลดประเภทใด ทำการฝึกสอนให้ระบบจดจำรูปแบบและแยกแยะข้อมูลที่ได้รับมาได้ [3]



2) Unsupervised Learning เป็นการให้ระบบแยกแยะข้อมูลที่ได้รับมาโดยถือ  
ว่าข้อมูลที่มีลักษณะเฉพาะตัวของโหลดใกล้เคียงกันจะมาจากอุปกรณ์ไฟฟ้าประเภทเดียวกันและเมื่อ  
แบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มๆ ได้แล้ว จากนั้นใส่ชื่อให้แต่ละกลุ่มว่าเป็นอุปกรณ์ไฟฟ้าชนิดใดต่อไป [8]

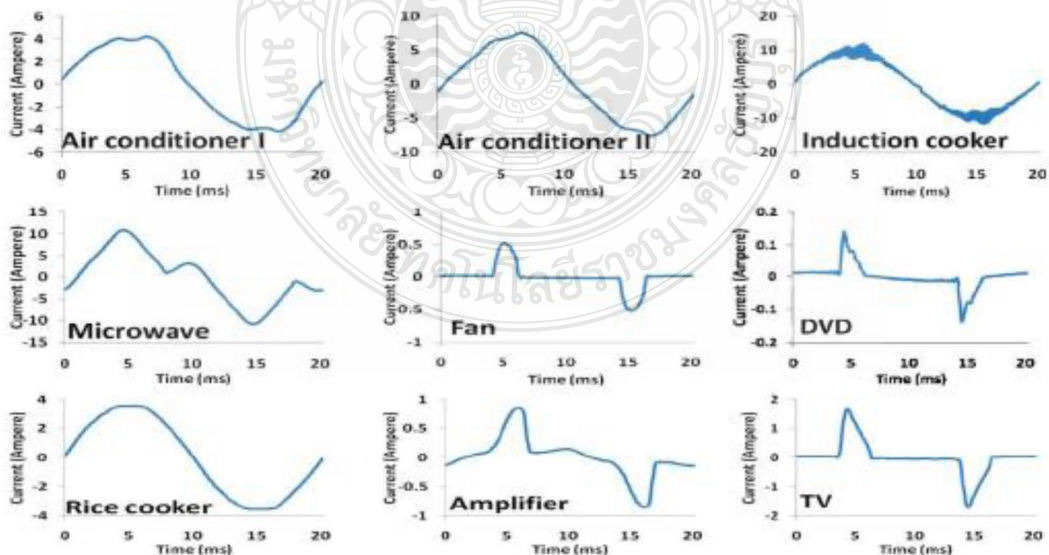
### 2.1.2 ลักษณะเฉพาะตัวของโหลด (Load Signature, LS)

โหลดไฟฟ้าที่แตกต่างกันจะมีลักษณะการใช้ไฟฟ้าที่แตกต่างกัน โดยลักษณะที่แตกต่างกันนี้เรียกว่าลักษณะเฉพาะตัวของโหลด โดยลักษณะเฉพาะตัวของโหลดต่างๆ นั้นควรจะตรวจจับได้  
ด้วยเครื่องมือวัดทั่วไป สามารถอธิบายเป็นสมการที่ 2.1 ได้ดังนี้ [6]

$$LS_i = \{f_{i,1}(\vec{x}, t), f_{i,2}(\vec{x}, t), \dots, f_{i,m}(\vec{x}, t) | \Delta t = T\} \quad (2.1)$$

เมื่อ	$LS_i$	คือลักษณะเฉพาะตัวของโหลด $i$
	$\vec{x}$	คือปริมาณทางไฟฟ้าต่างๆ ที่วัดได้
	$f_{i,1}(\vec{x}, t)$	คือลักษณะเด่น (features) ที่ 1 ของโหลด $i$ ซึ่งได้จากข้อมูลที่วัด
	$m$	คือจำนวนลักษณะเด่นทั้งหมดที่พิจารณา
	$T$	คือคาบเวลาในการจับสัญญาณ

กล่าวคือ LS เป็นชุดของลักษณะเด่นทางไฟฟ้าซึ่งได้จากการวัดปริมาณทางไฟฟ้าของโหลดนั้นๆ ส่วนค่า  
T เป็นคาบเวลาในการวัดปริมาณทางไฟฟ้า ซึ่งค่า T นี้ใช้แยกระดับในการตรวจจับ LS การจับสัญญาณ  
ด้วยความถี่ที่มากกว่าความถี่มูลฐานเรียกว่าระดับไมโคร ซึ่งเป็นการวัดด้วยความถี่สูงทำให้สามารถเห็น  
รูปสัญญาณที่แตกต่างกันของโหลดได้อย่างชัดเจนดังรูปที่ 2.4 การวัดแบบนี้ทำให้การแยกแยะโหลดทำ  
ได้ง่ายแต่ก็ต้องใช้เครื่องมือวัดที่มีราคาแพงและต้องมีการกำจัดสัญญาณรบกวนที่ดี



รูปที่ 2.4 ตัวอย่างลักษณะเฉพาะตัวของโหลดในระดับไมโคร [6]

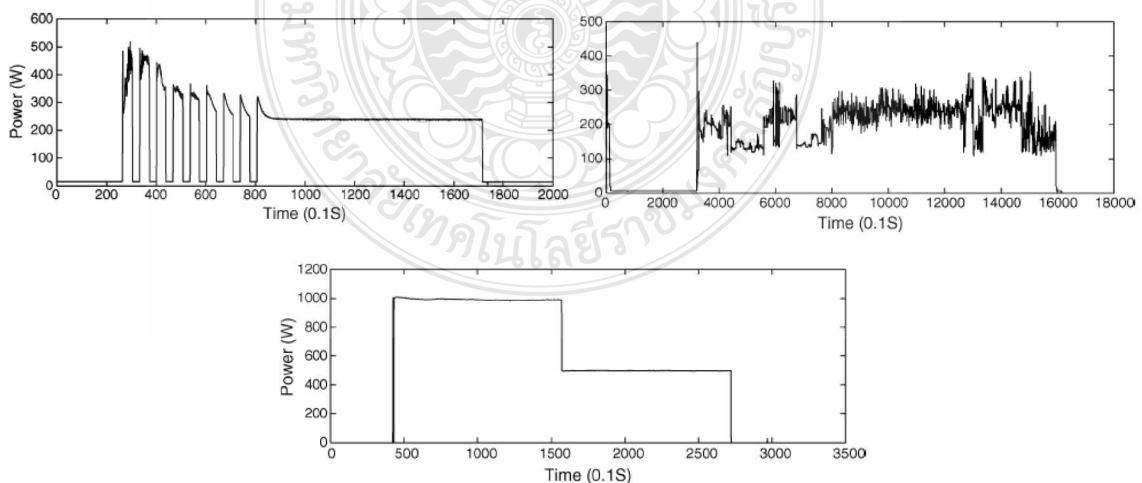
คุณลักษณะเฉพาะตัวของโหลดไฟฟ้า ซึ่งเป็นค่าที่ได้จากการวัดปริมาณทางไฟฟ้าต่างๆ และนำมาเป็นส่วนประกอบของคุณลักษณะเฉพาะตัวของโหลดไฟฟ้าที่ได้มีการศึกษาและรวบรวมไว้ได้ดังนี้

2.1.2.1 รูปคลื่นกระแส (Current Waveform) โหลดแต่ละชนิดมีรูปคลื่นกระแสที่แตกต่างกันดังเช่น กาดัมน้ำเป็นโหลดความต้านทานรูปคลื่นกระแสจะมีลักษณะเป็น Sinusoidal ในขณะที่เครื่องปรับอากาศมีอุปกรณ์หลักเป็นมอเตอร์ทำให้รูปคลื่นกระแสก็ยังคงมีลักษณะใกล้เคียงกับ Sinusoidal โหลดที่ประกอบจากวงจรอิเล็กทรอนิกส์รูปคลื่นกระแสจะไม่เป็น Sinusoidal ส่วนเตาอินดักชันรูปคลื่นกระแสจะมีฮาร์มอนิกสูง

2.1.2.2 กำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟารีแอกทีฟ (Active power: P, Reactive power: Q) ค่า P และ Q เป็นค่าที่ถูกนำไปใช้ในการวัดคุณลักษณะเฉพาะตัวมากที่สุด เช่นการใช้ Complex Power Space (P-Q Plane) ดังรูปที่ 2.6 โดยอาจมีการเพิ่มตัวกรองข้อมูลเพื่อตัดข้อมูลรบกวนบางอย่างออกไป [4] มีการพิจารณาถึงรูปคลื่นกำลังไฟฟ้าซึ่งจะกล่าวถึงในหัวข้อต่อไป รวมถึงการกำหนดเกณฑ์เพิ่มเติมในการคัดแยกประเภทของโหลดไฟฟ้า [9]

1.1.2.3 ฮาร์มอนิก (Harmonics) เป็นการวัดในระดับไมโครโดยใช้ความถี่สูงในการวัด ซึ่งความถี่ที่ใช้ควรมากกว่า 2 เท่าของความถี่ฮาร์มอนิกที่สนใจ [5] การวัดแบบนี้อาจใช้ความถี่สูงถึง 2 kHz ซึ่งอาจทำการวัดเฉพาะในสภาวะชั่วคราว (Transient) หรือทั้งในสภาวะชั่วคราวและสภาวะคงตัว (Steady State) โหลดไฟฟ้าต่างๆจะมีค่าฮาร์มอนิกที่แตกต่างกัน วิธีการนี้ต้องใช้เครื่องมือวัดที่มีราคาแพงและต้องมั่นใจว่าค่าที่วัดได้ของสภาวะ Transient ต้องเหมือนเดิมทุกๆ ครั้ง

2.1.2.4 รูปคลื่นกำลังไฟฟ้า (Power Waveform) เป็นการดูรูปคลื่นของกำลังไฟฟ้าจริง และจากรูปคลื่นนี้สามารถนำไปแบ่งประเภทของโหลดไฟฟ้าได้ [10] จากรูปที่ 2.5 ได้แบ่งโหลดไฟฟ้าออกเป็น 3 ประเภท ได้แก่ประเภทที่มีการทำงานแบบเปลี่ยนแปลงค่ากำลังไฟฟ้าในช่วงเวลาสั้นๆ เช่นเครื่องซักผ้า ประเภทที่มีการกำลังไฟฟ้ามักการแรงด้วยความถี่สูง และประเภทที่ค่ากำลังไฟฟ้าทำงานคงที่หรือเปลี่ยนแปลงสองระดับ



รูปที่ 2.5 ตัวอย่างรูปคลื่นกำลังไฟฟ้าของโหลดไฟฟ้าต่างๆ [10]



### 2.1.3 การแยกแยะโหลดไฟฟ้า

วิธีการแยกแยะการใช้กำลังไฟฟ้าของโหลดแต่ละตัวออกจากค่ารวมที่วัดมาได้นั้นสามารถแบ่งได้เป็น 2 รูปแบบ ซึ่งอาจเลือกใช้แบบใดแบบหนึ่งหรือใช้ทั้ง 2 แบบผสมผสานกัน คือ

2.1.3.1 Optimization Problem สามารถอธิบายได้ ตามสมการที่ 2.2 ดังนี้

$$P(t) = \sum_{i=1}^n a_i(t)P_i + e(t) \quad (2.2)$$

โดยที่  $P(t)$  คือ ค่าทางไฟฟ้ารวมใดๆที่วัดได้

$a_i(t)$  คือ สถานะของโหลดแต่ละตัว 1 หมายถึง ON และ 0 หมายถึง OFF

$P_i$  คือ ค่าทางไฟฟ้าของโหลดแต่ละตัว

$n$  คือ จำนวนโหลดที่มีหรือที่สนใจจะแยกแยะออกมา

$e(t)$  คือ ค่าความผิดพลาดต่างๆ

คำนวณหาค่า  $a_i(t)$  ที่ทำให้ค่า  $e(t)$  มีค่าใกล้เคียงกับ 0 มากที่สุด ภายใต้เงื่อนไขต่างๆที่กำหนด ซึ่งข้อจำกัดของวิธีการนี้คือเราต้องทราบค่า  $P_i$  ที่ใกล้เคียงกับค่าจริง จึงเหมาะกับการแยกแยะโหลดจำนวนน้อยรายการ

2.1.3.2 Pattern Recognition เป็นการใช่วิธีการทางการจัดการข้อมูล ปัญญาประดิษฐ์ หรือวิธีการทางคอมพิวเตอร์อื่นๆ เพื่อจำแนกค่าทางไฟฟ้ารวมที่วัดได้ออกเป็นข้อมูลการใช้ไฟฟ้าของโหลดแต่ละตัวที่สนใจ โดยมีการกำหนดรูปแบบลักษณะเฉพาะตัวของโหลดไว้ล่วงหน้าเพื่อให้ระบบได้เรียนรู้และจดจำ หลักการดังกล่าวอาจทำให้ความแม่นยำน้อยกว่าหลักการ Optimization แต่จะให้คำตอบได้แม่นยำกว่าในกรณีที่เรามีข้อมูลลักษณะเฉพาะตัวของโหลดไม่เพียงพอ

### 2.1.4 ตัวอย่างวิธีการแยกแยะโหลด

2.1.4.1 Integer linear programming [11] เป็นวิธีการสำหรับหาคำตอบที่เหมาะสมตามสมการที่ 2.2 โดยที่สมการ 2.3 เป็นตัวอย่างฟังก์ชันในโปรแกรม MATLAB สำหรับหาค่าการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าในรูปแบบ 2 สถานะ เปิด-ปิด โดยกำหนดขอบล่าง ( $lb$ ) ของตัวแปร  $x$  เป็น 0 และ ขอบบน ( $ub$ ) ของตัวแปร  $x$  เป็น 1 ก็จะได้ผลตอบเป็นค่าจำนวนเต็ม 0 และ 1 โดยใช้คำสั่ง  $x = \text{intlinprog}(f, \text{intcon}, A, b, \text{Aeq}, \text{beq}, lb, ub)$

$$\min_x f^T x \text{ subject to } \begin{cases} x(\text{intcon}) \text{ are integers} \\ A \cdot x \leq b \\ \text{Aeq} \cdot x = \text{beq} \\ lb \leq x \leq ub. \end{cases} \quad (2.3)$$

เมื่อ	$f$ คือ สมการเชิงเส้นที่ต้องการหาผลตอบที่ต่ำที่สุดภายใต้เงื่อนไขที่กำหนด
	$x$ คือ ตัวแปรที่ต้องการ
intcon	คือ ลำดับของตัวแปรที่ต้องการผลตอบเป็นเลขจำนวนเต็ม
$A*x \leq b$	คือ เงื่อนไขแบบน้อยกว่าหรือเท่ากับ
$Aeq*x = beq$	คือ เงื่อนไขแบบเท่ากับ
ln, un	คือ ขอบจำกัดล่างของ $x$ และขอบจำกัดบนของ $x$

2.1.4.2 ฮิดเดนมาร์คอฟโมเดล (Hidden Markov Model : HMM) เป็นโมเดลทางสถิติ [12] นำมาประยุกต์ใช้กับระบบรู้จำในรูปแบบต่างๆ ที่หลากหลายเช่น ระบบรู้จำเสียง ระบบรู้จำภาพ ม่านตา รวมถึงการพยากรณ์ เช่น พยากรณ์ราคาหลักทรัพย์ [13] HMM เป็นเทคนิคการเรียนรู้ที่พัฒนามาจากตัวแบบมาร์คอฟ (Markov Models) โดยใช้จำแนกรูปแบบของลำดับเหตุการณ์หนึ่งๆ ซึ่งลำดับของเหตุการณ์จะถูกจำลองให้อยู่ในรูปของลำดับการเปลี่ยนแปลงของสถานะ วิธีการนี้จะอาศัยค่าความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนสถานะ และค่าความน่าจะเป็นของชนิดข้อมูลที่สังเกต (Observation Symbol) ของตัวแบบเมื่อมีการเปลี่ยนสถานะเกิดขึ้นจากการบ่อนข้อมูลของลำดับการสังเกต และผลลัพธ์จะถูกนำไปใช้ในการตัดสินใจว่าข้อมูลนำเข้าคืออะไร สภาวะการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าไม่สามารถสังเกตได้โดยตรงจากการอ่านค่าข้อมูลกำลังไฟฟารวมจากมิเตอร์ต้นทาง ดังนั้น HMM จึงเป็นทางเลือกที่จะนำมาหาค่าสถานะที่สังเกตไม่ได้เพื่อแยกแยะการทำงานของอุปกรณ์ โดยองค์ประกอบที่สำคัญของตัวแบบฮิดเดนมาร์คอฟโมเดลตามสมการที่ 2.4

$$\lambda = \{S, O, P_0, A, B\} \quad (2.4)$$

เมื่อ  $S$  คือ สถานะ (States) ที่เป็นไปได้

$O$  คือ ข้อมูลที่สังเกต (Observation) ที่เป็นไปได้

$P_0$  คือ ความน่าจะเป็นของสถานะเริ่มต้นที่เวลา  $t_0$

$A$  คือ ค่าความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนสถานะ (Transition Matrix)

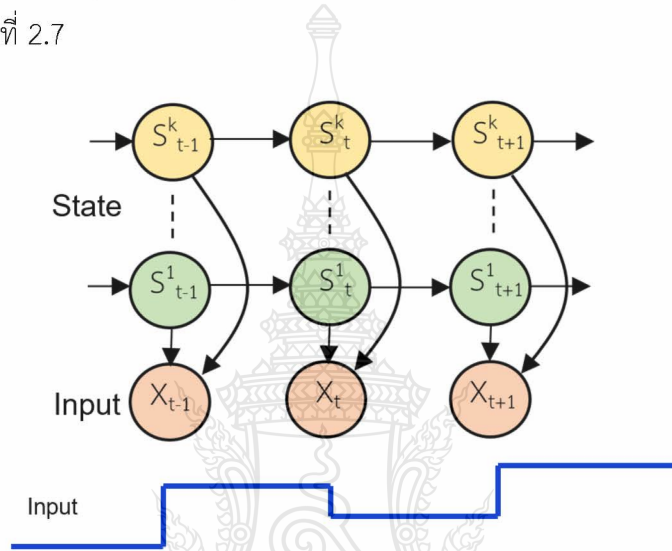
$B$  คือ ค่าการกระจายความน่าจะเป็นของข้อมูล (Emission Matrix)

ถ้ากำหนดให้จำนวนสถานะที่เป็นไปได้ค่าเท่ากับ  $K$  และจำนวนความเป็นไปได้ของข้อมูลนำเข้าเท่ากับ  $N$  ขนาดของ  $A$  คือ  $K \times K$  ซึ่งเป็นค่าความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนสถานะจากเวลา  $t-1$  ไปเวลา  $t$  แสดงได้ตามสมการที่ 2.5 และขนาดของ  $B$  คือ  $K \times N$  ซึ่งเป็นค่าความน่าจะเป็นของข้อมูลนำเข้าที่เวลา  $t$  แสดงได้ตามสมการที่ 2.6

$$A[i, j] = p(S_t = j | S_{t-1} = i) \quad (2.5)$$

$$B[j, n] = p(O_t = n | S_t = j) \quad (2.6)$$

ใช้ฟังก์ชัน `hmmdecode([xt-1 xt], A, B)` ใน Matlab ซึ่งเป็นโปรแกรมคำนวณที่เกี่ยวข้องกับ HMM [14] โดยฟังก์ชันนี้จะคำนวณหาความน่าจะเป็นของแต่ละสถานะ เมื่อ  $x_{t-1}$  และ  $x_t$  เป็นค่ากำลังไฟฟ้าที่เวลา  $t-1$  และ  $t$  ตามรูปที่ 2.6 จากนั้นหาค่าสูงสุดของความน่าจะเป็นของสถานะที่เวลา  $t$  แล้วถอดรหัสสถานะเพื่อระบุสถานะของอุปกรณ์แต่ละตัว จากนั้นประมาณหาค่ากำลังไฟฟ้าของอุปกรณ์แต่ละตัวตามสมการที่ 2.7



รูปที่ 2.6 โมเดลการหาค่าสถานะด้วย HMM

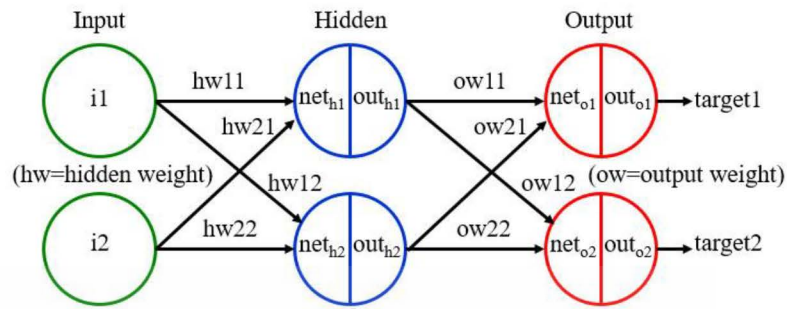
$$P_t = \sum_m p_{peak}^m k_t^m \quad (2.7)$$

เมื่อ  $P_t$  คือ ค่ากำลังไฟฟ้าที่วัดได้จากมิเตอร์หลักที่เวลา  $t$

$k_t^m$  คือ สถานะของอุปกรณ์ลำดับที่  $m$  ได้จากการถอดรหัสที่เวลา  $t$  มีค่า 0 และ 1

$p_{peak}^m$  คือ ค่ากำลังไฟฟ้าสูงสุดของอุปกรณ์ลำดับที่  $m$

2.1.4.3 Artificial Neural Networks (ANNs) โครงข่ายประสาทเทียม หรือข่ายงานประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANN) คือ โมเดลทางคณิตศาสตร์หรือโมเดลทางคอมพิวเตอร์สำหรับประมวลผลสารสนเทศด้วยการคำนวณแบบคอนเนคชันนิสต์ (connectionist) แนวคิดเริ่มต้นของเทคนิคนี้ได้มาจากการศึกษาโครงข่ายไฟฟ้าชีวภาพ (bioelectric network) ในสมอง [15] ซึ่งประกอบด้วย เซลล์ประสาท (neurons) และ จุดประสานประสาท (synapses) ตามโมเดลนี้ ข่ายงานประสาทเกิดจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาท จนเป็นเครือข่ายที่ทำงานร่วมกัน รูปที่ 2.8 แสดงโครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 อินพุต 2 Hidden และ 2 เอาต์พุต การทำงานแบ่งเป็น 3 ขั้นตอนดังนี้



รูปที่ 2.8 โครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียม

1) การคำนวณแบบไปข้างหน้า (Feed-forward computation) [16] ขั้นตอนนี้คำนวณ Net ของอินพุตที่สัมพันธ์กับ Hidden และ Net ของเอาต์พุต และคำนวณหาเอาต์พุตของ Hidden จากนั้นคำนวณค่าผิดพลาดรวม

2) การคำนวณแบบย้อนหลัง (Backpropagation to the output and hidden layer) ขั้นตอนนี้คำนวณน้ำหนักเอาต์พุตและน้ำหนัก Hidden สำหรับใช้คำนวณในรอบต่อไป โดยที่เทียบการเปลี่ยนแปลงกับค่าผิดพลาดรวม

3) การปรับค่าน้ำหนัก (Weight updates) การคำนวณในแต่ละรอบต้องมีการปรับค่าน้ำหนักให้ผลตอบลูเข้า โดยหยุดคำนวณเมื่อค่าผิดพลาดน้อยกว่าค่าที่กำหนด

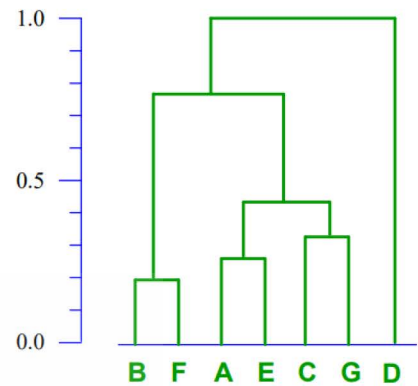
### 2.1.5 การวิเคราะห์กลุ่ม (Clustering analysis)

การวิเคราะห์กลุ่มคือวิธีการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised learning technique) ซึ่งมีเป้าหมายเพื่อการจำแนกกลุ่มข้อมูลที่มีคุณลักษณะคล้ายกันอยู่ในกลุ่มเดียวกัน [17] โดยข้อมูลแต่ละกลุ่มจะถูกเรียกว่า คลัสเตอร์ (Cluster) การวิเคราะห์หรือจำแนกกลุ่มข้อมูลนั้นสามารถแบ่งออกได้เป็น 2 ประเภทได้แก่ วิธีการแบบลำดับชั้น (Hierarchical algorithms) และ วิธีการแบบไม่เป็นลำดับชั้น (Non-hierarchical algorithms)

2.1.5.1 Hierarchical Clustering การจัดกลุ่มแบบลำดับชั้นเป็นเทคนิควิธีการที่จัดกลุ่มตามความคล้ายกันของข้อมูล ด้วยวิธีการวัดความคล้ายหรือความต่างเช่น Euclidean, Cityblock, Mahalanobis, Cosine เป็นต้น [18] รูปแบบการแสดงผลของ Hierarchical Clustering จะถูกแสดงในรูปของต้นไม้โดยในแต่ละ class node จะประกอบไปด้วย child nodes เทคนิคนี้สามารถแบ่งวิธีการสร้างต้นไม้ได้เป็น 2 ประเภทคือ Agglomerative (Bottom-Up) และ Divisive (Top-Down)

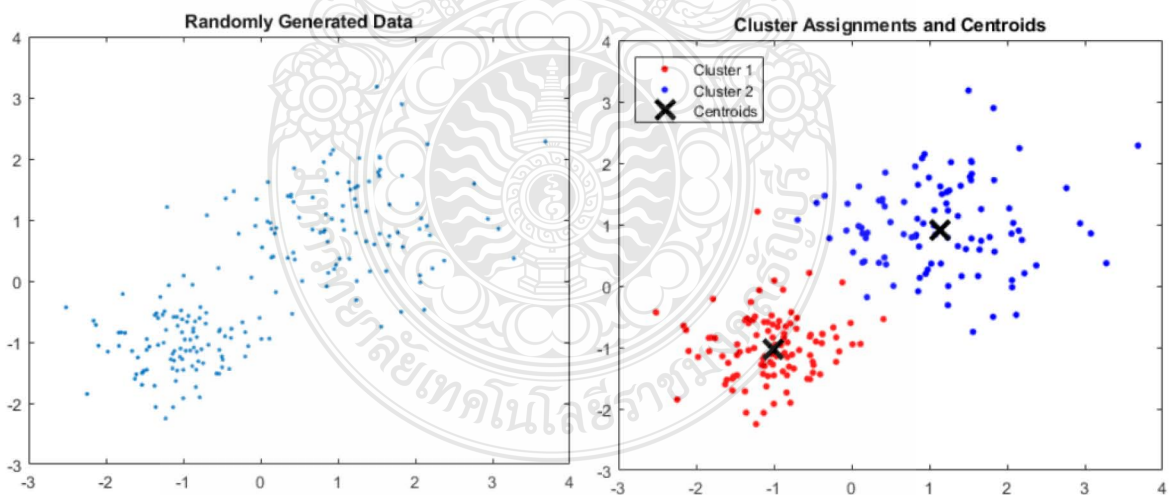


samples	A	B	C	D	E	F	G
A	0	0.5000	0.4286	1.0000	0.2500	0.6250	0.3750
B	0.5000	0	0.7143	0.8333	0.6667	0.2000	0.7778
C	0.4286	0.7143	0	1.0000	0.4286	0.6667	0.3333
D	1.0000	0.8333	1.0000	0	1.0000	0.8000	0.8571
E	0.2500	0.6667	0.4286	1.0000	0	0.7778	0.3750
F	0.6250	0.2000	0.6667	0.8000	0.7778	0	0.7500
G	0.3750	0.7778	0.3333	0.8571	0.3750	0.7500	0



รูปที่ 2.9 การแบ่งกลุ่มด้วยวิธีการ Hierarchical Clustering

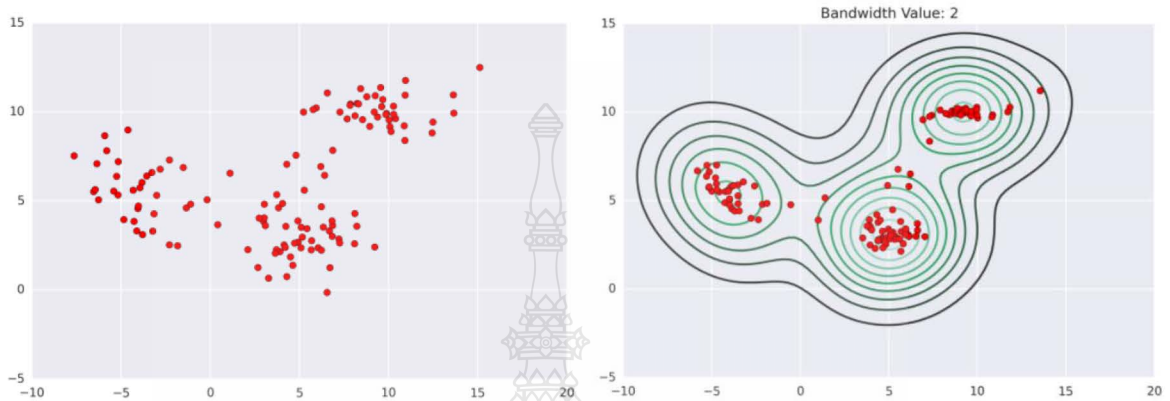
2.1.5.2 K-Means Clustering [19] คือวิธีการจำแนกกลุ่มข้อมูลด้วยวิธีการแบ่งข้อมูลอัตโนมัติตามค่า  $k$  ที่กำหนด โดยกระบวนการทำงานเลือกค่า  $k$  เริ่มต้นสำหรับเป็นค่ากลางในการจัดกลุ่มและปรับค่าตามกระบวนการดังนี้ 1) เลือก ข้อมูล  $d_i$  สำหรับวัดระยะห่างกับค่า  $K$  เริ่มต้นทุกค่า 2) กำหนดชุดข้อมูล  $d_i$  ให้กับ  $K$  ที่ใกล้ที่สุด และปรับค่า  $K$  ใหม่ให้เป็นค่ากลางของกลุ่มข้อมูล และหยุดเมื่อค่า  $K$  ไม่เปลี่ยนแปลง ดังนั้นการใช้ K-means clustering จึงสามารถนำมาใช้งานเมื่อทราบจำนวนกลุ่มที่ต้องการจำแนกที่แน่นอน ทั้งนี้การวัดระยะห่างระหว่างข้อมูลสามารถใช้วิธีการคำนวณระยะห่างได้หลากหลาย เช่น Euclidean, Person Correlation, Superman Rank Correlation เป็นต้น



รูปที่ 2.10 การแบ่งกลุ่มด้วยวิธีการ K-Means Clustering

2.1.5.3 Mean Shift Clustering [20] จะใช้หลักการของ kernel density estimation (KDE) ในการหาตัวแทนกลุ่มของข้อมูล หรือ centroid ในขณะที่ k-means จะใช้ค่าเฉลี่ยระหว่างจุดกับ centroid ในการขยับ centroid ไปเรื่อยๆ Mean shift ไม่จำเป็นต้องรู้จำนวนกลุ่มของ

ข้อมูลก่อน ส่วน k-means จำเป็นที่ต้องรู้ก่อน แต่ Mean shift ก็มีค่าตัวแปรที่ต้องปรับเองตามการใช้งานที่เรียกว่า kernel bandwidth การเลือกค่า kernel bandwidth นั้นมีผลต่อจำนวน cluster ที่จะได้ ถ้าใช้ค่า bandwidth ที่ต่ำมากๆ อาจจะได้จำนวนกลุ่มข้อมูลเท่ากับจำนวนจุดเลยก็ได้ แต่ถ้าเลือกค่าที่สูงเกินไปอาจได้กลุ่มเดียว ดังนั้นค่านี้ต้องปรับให้เหมาะสมโดยการทดลองหรือการใช้วิธีการอื่นๆ

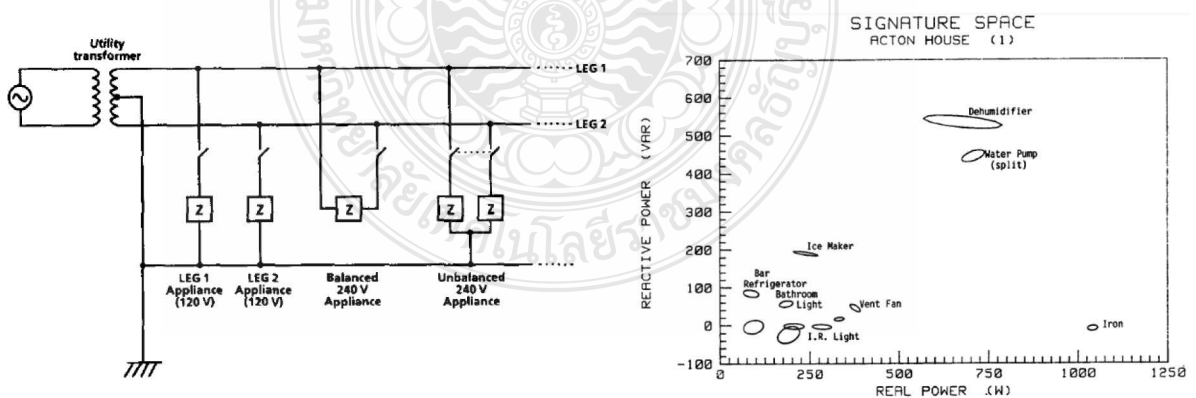


รูปที่ 2.11 การแบ่งกลุ่มด้วยวิธีการ Mean Shift Clustering

## 2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

### 2.2.1 บทความวิจัย

2.2.1.1 G. W. Hart [2] ได้แยกอุปกรณ์ไฟฟ้าที่มีพิกัดกำลังไฟฟ้ามากกว่า 150 W ขึ้นไป ซึ่งเป็นอุปกรณ์ไฟฟ้าที่ถูกใช้หลักในบ้าน ต่อวงจรตามรูปที่ 2.12 ก) โดยพิจารณา PQ-Signature ของอุปกรณ์ไฟฟ้าตามรูปที่ 2.12 ข) ทำการวัดข้อมูลกระแสและแรงดันในอัตรา 1 Hz ผลการทดสอบมีความถูกต้องการวัดพลังงาน +/-10% เมื่อทำการทดสอบกับอุปกรณ์ 5 ชนิด

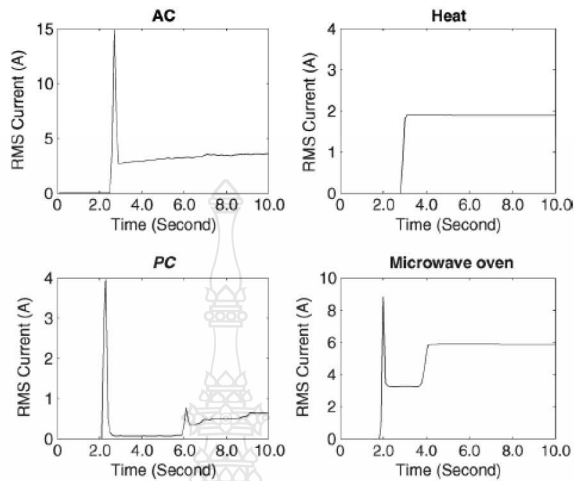


ก) การต่อวงจรทดสอบ

ข) ตัวอย่าง PQ-Signature ของอุปกรณ์

รูปที่ 2.12 การต่อวงจรและตัวอย่าง PQ-Signature ของอุปกรณ์ [2]

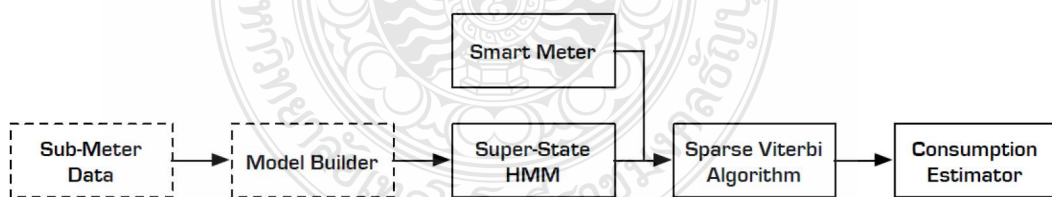
2.2.1.2 Zhenyu Wang [21] ได้แบ่งกลุ่มอุปกรณ์เป็น 9 รูปแบบ แล้วพิจารณา P-Signature และ I-Transient เป็นลักษณะเด่นของอุปกรณ์ ตามรูปที่ 2.13 มีอัตราการใช้กระแสและกำลังไฟฟ้าอยู่ที่ 10 Hz โดยทดสอบในห้องปฏิบัติการมีค่าความถูกต้องของการทดสอบ 80%



รูปที่ 2.13 การบันทึกลักษณะเด่นของอุปกรณ์ไฟฟ้าในรูปแบบ I-Transient [21]

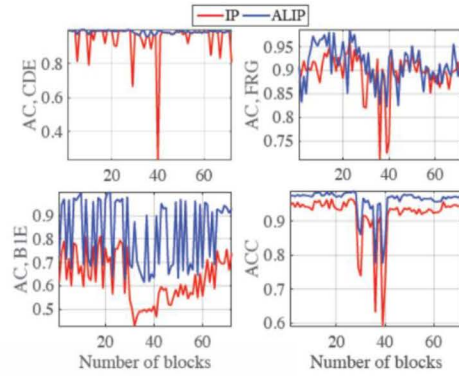
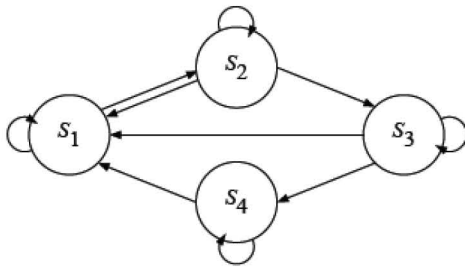
2.2.1.3 Parson O. [22] ได้แยกอุปกรณ์ 5 ชนิดจากค่ากำลังไฟฟ้ารวม สร้าง Model ด้วย HMM (Hidden Markov Model) จากข้อมูล Tracebase dataset ที่มีการบันทึกข้อมูลทุก 1 นาที และทดสอบกับชุดข้อมูล REDD ที่มีการบันทึกข้อมูลทุก 3 วินาที ใช้กรอบเวลารับข้อมูลสำหรับแยกอุปกรณ์ทุกๆ 30 นาที

2.2.1.4 Stephen Makonin [23] สร้าง Model ด้วย SHMM ทดสอบกับชุดข้อมูล REDD ความถูกต้องการแยกข้อมูล 91% โดยใช้คอมพิวเตอร์ในการประมวลผล มีผังการทำงานตามรูปที่ 2.14



รูปที่ 2.14 ผังการทำงาน SHMM [23]

2.2.1.5 Md. Zulfiqar Ali Bhotto [24] ใช้ Aided Linear Integer Programming (ALIP) เทียบกับ Linear Integer Programming (IP) ในการหาสถานะการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้า มีค่าความถูกต้องดีขึ้นประมาณ 5-8% โดยใช้คอมพิวเตอร์ในการประมวลผล



รูปที่ 2.15 การหาสถานะการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้า [24]

2.2.1.6 Chuan Choong Yang [25] ใช้ Naive Bayes ในการจัดกลุ่มอุปกรณ์จำนวน 4 ชนิด โดยทดสอบในห้องปฏิบัติการและใช้ค่ากำลังไฟฟ้าจริงเป็นข้อมูลแยกแยะ ประมวลผลผ่านไมโครคอนโทรลเลอร์มีค่าความถูกต้อง 70%-80%

ตารางที่ 2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับดัชนีนิพจน์ด้าน NILM

ปี	นักวิจัย	สาระสำคัญ
2012	Zhenyu Wang et al. [21]	ตรวจวัดค่า P ด้วยอัตราการสุ่มข้อมูล 10 Hz ตรวจจับการเปลี่ยนแปลงของ $\Delta P$ สกัดคุณลักษณะของ P และค่าเริ่มต้น จัดกลุ่มแบบ Supervised กับอุปกรณ์ในห้องปฏิบัติการ แสดงผลแบบเวลาจริง
2014	Oliver P. Zhenyu W. et al. [22]	ตรวจวัดค่า P ด้วยอัตราการสุ่มทุกๆ 3 วินาที ตรวจจับการเปลี่ยนแปลงของ P ใช้หลักการ HMM จัดกลุ่มแบบ Unsupervised กับอุปกรณ์ 5 ชนิด ของชุดข้อมูล REDD ประมวลผลผ่านคอมพิวเตอร์
2014	Aggelos S. et al. [26]	ตรวจวัดค่าแบบความถี่สูง 10.24 kHz ตรวจจับการเปลี่ยนแปลงของ P และค่าฮาร์มอนิกสของกระแส สกัดคุณลักษณะของโหลดและค่าเริ่มต้น จัดกลุ่มแบบ Supervised ทดสอบกับเครื่องปรับอากาศแบบอินเวอร์เตอร์
2015	B. Wild. et al. [27]	ตรวจวัดค่าแบบความถี่สูง 12 kHz ตรวจสถานะการทำงานแบบ Window ตรวจการเปลี่ยนแปลงของกระแสจากฮาร์โมนิกส 8 ลำดับแรก จัดกลุ่มแบบ Unsupervised ของชุดข้อมูล BLUED
2016	Stephen M. [23]	ตรวจวัดค่า P ด้วยอัตราการสุ่มทุกๆ 3 วินาที ตรวจจับการเปลี่ยนแปลงของ P ใช้หลักการ SHMM จัดกลุ่มแบบ Unsupervised กับอุปกรณ์ 5 ชนิด ของชุดข้อมูล REDD

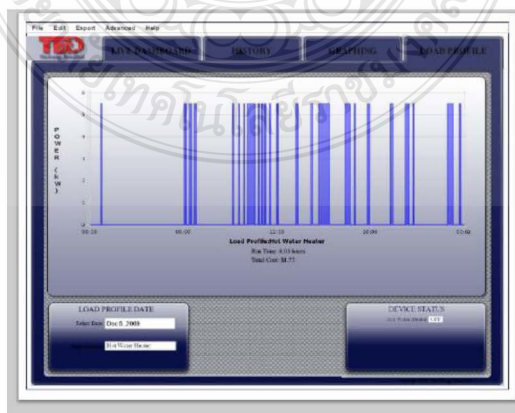


ตารางที่ 2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับดัชนีนิพนธ์ด้าน NILM (ต่อ)

ปี	นักวิจัย	สาระสำคัญ
2016	Kaustav B. et al. [28]	ตรวจวัดค่า P ด้วยอัตราการสุ่มทุกๆ 10 วินาที ตรวจสอบสถานะการทำงานบนฐาน Non-event สกัดคุณลักษณะเด่นของ P จัดกลุ่มแบบ Supervised ในกรอบเวลาข้อมูล 4 ชั่วโมง สรุปผลทุก 1 วัน ประมวลผลผ่านคอมพิวเตอร์
2017	Chinthaka et al. [29]	ตรวจวัดค่า V, I, P ด้วยอัตราการสุ่มทุกๆ 1 นาที ตรวจสอบสถานะการทำงานบนฐาน Non-event สกัดคุณลักษณะของ P จัดกลุ่มแบบ Supervised โดยพิจารณาช่วงเวลาของแต่ละวันประกอบ ทดสอบด้วยชุดข้อมูล AMPds2 ประมวลผลผ่านคอมพิวเตอร์
2019	Yiling Jia et al. [32]	ตรวจวัดค่า P ด้วยอัตราการสุ่มต่ำ จัดทำฐานข้อมูลรูปแบบอุปกรณ์ที่สนใจ ใช้หลักการ TreeCNN ทดสอบด้วยชุดข้อมูล Datapor
2021	Piccialli et al. [33]	ทดสอบด้วยชุดข้อมูล REDD และ UK-DALE ใช้หลักการ Attention-Based Deep Neural Network ประมวลผลผ่านคอมพิวเตอร์
2021	Hao Ma et al. [34]	ทดสอบด้วยชุดข้อมูล Dataport และ UK-DALE ใช้หลักการ Multi-Chain โดยจัดอุปกรณ์ทุกตัวเป็น 3 รูปแบบ จากนั้นใช้ข้อมูลที่รับเข้าตรวจหารูปแบบที่เป็นไปได้

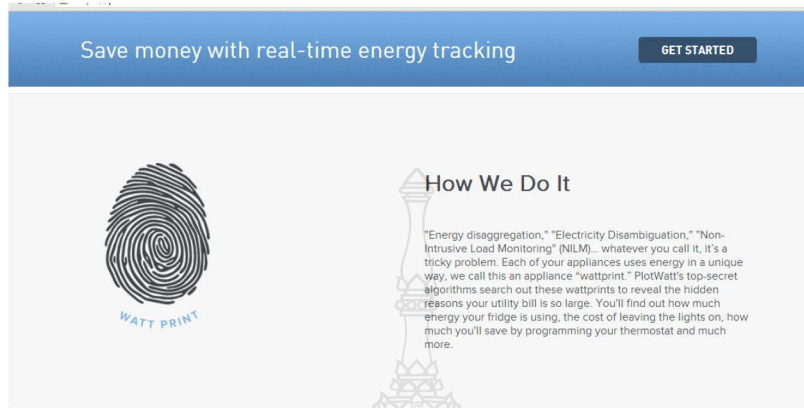
2.2.2 ระบบ NILM ที่ใช้งานเชิงพาณิชย์

2.2.2.1 The Energy Detective (TED) เป็นตัวอย่างหนึ่งที่มีระบบการวัดการใช้พลังงานไฟฟ้าที่แยก load profile ของอุปกรณ์ไฟฟ้าได้ 5 ตัวออกมาจาก load profile รวม โดยไม่จำเป็นต้องติดตั้งมิเตอร์เพิ่มที่อุปกรณ์ไฟฟ้าที่ต้องการวัด โดยโหลดดังกล่าวควรเป็นโหลดแบบ Single State คือมีการใช้กำลังไฟฟ้าค่อนข้างคงที่ตลอดเวลาที่ทำงานแสดงผลตามรูปที่ 2.16



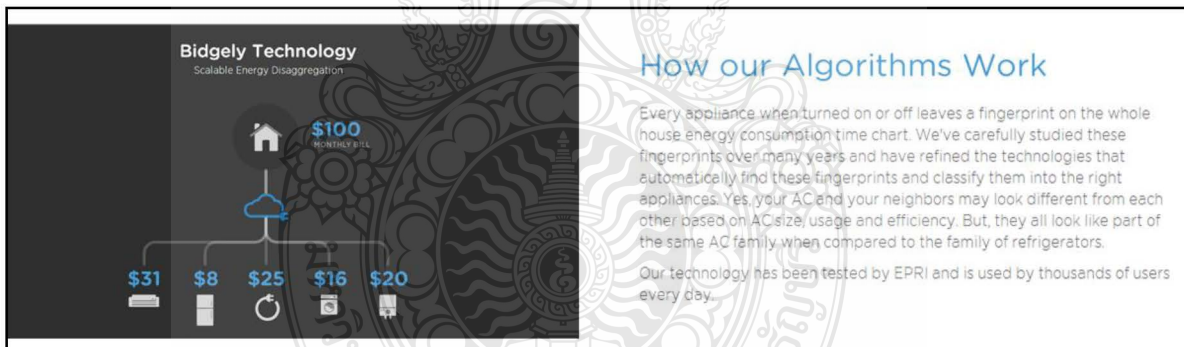
รูปที่ 2.16 TED Foot Print Software

2.2.2.2 Plot Watt เป็นตัวอย่าง Software ที่ใช้ในการแยกแยะกำลังไฟฟ้าของโหลดแต่ละตัวออกจากกำลังไฟฟ้ารวมที่เรียกว่า “Wattprint” โดยร่วมมือกับผู้ผลิตมิเตอร์บางรายเช่น BlueLine เพื่อนำเสนอระบบ NILM อย่างครบถ้วนสมบูรณ์ ตามรูปที่ 2.17



รูปที่ 2.17 Wattprint โปรแกรมที่ใช้แยกแยะโหลดของ PlotWattn

2.2.2.3 Bidgely เป็นตัวอย่าง Software แบบ Cloud Service ที่ใช้แยกแยะกำลังไฟฟ้าของโหลดแต่ละตัวสามารถใช้งานได้นับอุปกรณ์หลายประเภท ตามรูปที่ 2.18

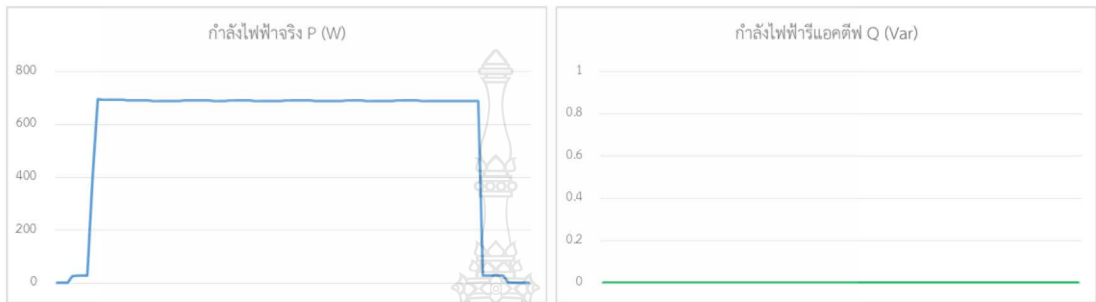


รูปที่ 2.18 Software แบบ Cloud Service

### 2.2.3 ลักษณะเฉพาะตัวของโหลดประเภทต่างๆ

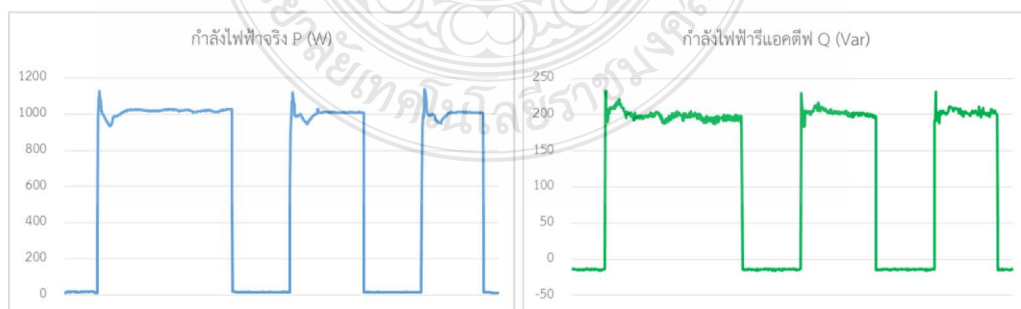
หากแบ่งอุปกรณ์ไฟฟ้าตามส่วนประกอบของค่ากำลังไฟฟ้าแบ่งได้ 2 รูปแบบ คืออุปกรณ์ไฟฟ้าที่มีค่ากำลังไฟฟ้าจริงอย่างเดียว เช่น เตาไรด หม้อหุงข้าว เป็นต้น และอุปกรณ์ไฟฟ้าที่มีทั้งค่ากำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอกตีฟ เช่น ตู้เย็น เครื่องปรับอากาศ เป็นต้น โดยอุปกรณ์ไฟฟ้ามีจำนวนสถานะในขณะที่ใช้งานที่แตกต่างกันในที่นี่พิจารณาใน 2 รูปแบบ คือ แบบ 2 สถานะ และ 3 สถานะ

2.2.3.1 โหลดที่มีค่ากำลังไฟฟ้าจริงอย่างเดียว โหลดประเภทนี้จะประกอบด้วยอุปกรณ์ที่เป็นความต้านทานอย่างเดียวซึ่งจะมีค่ากำลังไฟฟ้าจริงอย่างเดียว โดยอุปกรณ์ไฟฟ้าภายในบ้านที่เป็นโหลดประเภทนี้ได้แก่ หม้อหุงข้าว เตารีด กระจกน้ำร้อน เครื่องทำน้ำอุ่น เตอบไฟฟ้า การทำงานก็จะเป็นแบบ 2 สถานะ เปิด-ปิด หรือแบบ 3 สถานะ เปิด-อุ่น-ปิด การเริ่มทำงานครั้งแรกของโหลดประเภทนี้จะไม่มีการกระชากของกำลังไฟฟ้าจริง ตามรูปที่ 2.19



รูปที่ 2.19 ตัวอย่างลักษณะเฉพาะตัวของหม้อหุงข้าว

2.2.3.2 โหลดที่มีค่ากำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟ โหลดประเภทนี้จะประกอบด้วยอุปกรณ์ที่ต้องการกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟและกำลังไฟฟ้าจริงในการทำงาน ถ้าสัญญาณกระแสนำหน้าสัญญาณแรงดันเรียกว่าโหลดแบบ Leading กำหนดให้ค่ากำลังไฟฟ้าแบบรีแอกทีฟเป็นลบ ในขณะที่สัญญาณกระแสล่าหลังสัญญาณแรงดันที่เรียกว่าโหลดแบบ Lagging กำหนดให้ค่ากำลังไฟฟ้าแบบรีแอกทีฟเป็นบวก โดยอุปกรณ์ไฟฟ้าภายในบ้านที่เป็นโหลดแบบ Lagging ได้แก่ ตู้เย็น เครื่องซักผ้า เครื่องปรับอากาศ พัดลม อุปกรณ์ไฟฟ้าภายในบ้านที่เป็นโหลดแบบ Leading ได้แก่ โทรทัศน์ เครื่องเสียง พัดลม การทำงานก็จะเป็นแบบ 2 สถานะ เปิด-ปิด หรือแบบ 3 สถานะ เปิด-รอ-ปิด การเริ่มทำงานครั้งแรกของโหลดประเภทนี้จะมีการกระชากของกำลังไฟฟ้าจริงหรือมีระยะเวลาประมวลผลก่อนเข้าสู่ค่ากำลังไฟฟ้าปกติ ตามรูปที่ 2.20



รูปที่ 2.20 ตัวอย่างลักษณะเฉพาะตัวของเครื่องปรับอากาศ

#### 2.2.4 การจำลองด้วยโปรแกรมวิเคราะห์ทางด้านไฟฟ้า

ขั้นตอนนี้เป็น การสร้างรูปแบบการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าด้วยโปรแกรมทางไฟฟ้าโดยเลือกใช้โปรแกรม MATLAB สำหรับแบบจำลองของอุปกรณ์ไฟฟ้าที่สร้างขึ้นจะนำไปใช้ทดสอบวิธีการแยกแยะการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้า โดยสุ่มช่วงเวลาการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้า เพื่อให้มีกรณีศึกษาที่หลากหลายขึ้น เมื่อเทียบกับการตรวจวัดโดยตรง โดยมีขั้นตอนย่อยดังนี้

2.2.4.1 ตรวจวัดรูปแบบใช้กำลังไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าภายในบ้าน โดยการออกแบบเครื่องมือวัดค่าทางไฟฟ้าเพื่อบันทึกข้อมูลรายอุปกรณ์ตั้งแต่อุปกรณ์เริ่มทำงานจนถึงสิ้นสุดการทำงาน เพื่อนำไปเป็นข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองอุปกรณ์ไฟฟ้าชนิดต่างๆ

2.2.4.2 สร้างแบบจำลองอุปกรณ์ไฟฟ้าชนิดต่างๆ ด้วยโปรแกรม MATLAB โดยสร้างเป็นบล็อกของอุปกรณ์สำหรับดึงมาใช้ในการคำนวณตามวิธีการของ NILM

2.2.4.3 เปรียบเทียบผลของข้อมูลทางไฟฟ้าในขณะอุปกรณ์ไฟฟ้าทำงานจากข้อมูลจริงที่ได้วัดได้จากข้อ 1) เทียบกับข้อมูลที่ได้จากแบบจำลองตามข้อ 2)

2.2.4.4 ออกแบบโปรแกรมให้สามารถนำบล็อกของอุปกรณ์ไฟฟ้ามาต่อใช้งาน ให้เสมือนมีการต่อใช้งานอุปกรณ์ไฟฟ้าจริง โดยสามารถกำหนดค่ากำลังไฟฟ้า เวลาการเริ่มทำงาน เวลาหยุดทำงาน ของอุปกรณ์ไฟฟ้าที่คล้ายกับการใช้อุปกรณ์ไฟฟ้าจริง

2.2.4.5 นำค่าที่ได้จากการบันทึกการใช้งานแบบจำลองอุปกรณ์ไฟฟ้าที่ติดมิเตอร์วัดต้นทาง (เครื่องวัดใน MATLAB) เข้าสู่โปรแกรมแยกแยะตามหลักการ NILM สำหรับหาสถานะการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าเป็นรายตัว จากนั้นนำผลที่ได้ไปเปรียบเทียบกับมิเตอร์ที่วัดรายอุปกรณ์ (เครื่องวัดใน MATLAB) เพื่อประเมินความถูกต้องของวิธีการแยกแยะตามหลักการ NILM

### 2.3 ส่วนประกอบระบบ NILM

#### 2.3.1 องค์ประกอบระบบ NILM

ระบบ NILM มีองค์ประกอบตามรูปที่ 2.21 แบ่งออกเป็น 4 ส่วน ดังนี้

2.3.1.1 ส่วนตรวจวัด (Load Monitoring) ใช้วัดและบันทึกข้อมูลที่ จะนำมาประกอบการแยกแยะ

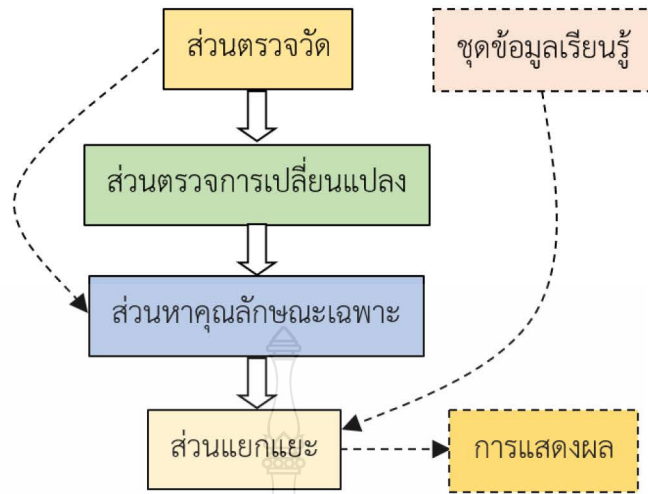
2.3.1.2 ส่วนตรวจการเปลี่ยนแปลง (Events Detection) เป็นส่วนตรวจจับการเปลี่ยนแปลงค่าทางไฟฟ้าที่แสดงถึงการเปลี่ยนสถานะการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้า

2.3.1.3 ส่วนสกัดลักษณะเด่น (Feature Extractions) เป็นส่วนที่สกัดเอาลักษณะเด่นของข้อมูลออกมา

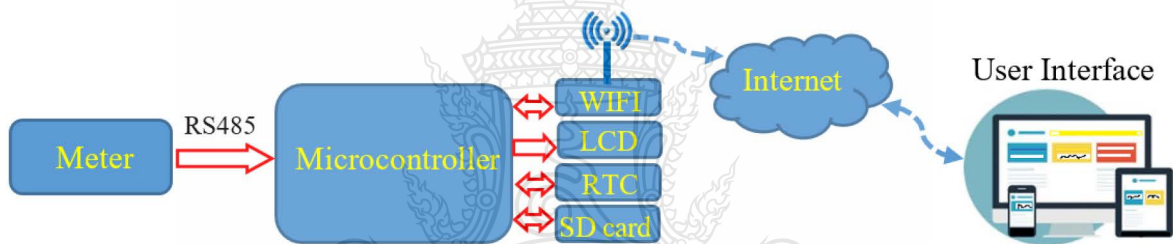
2.3.1.4 ส่วนแยกแยะ (Classification or Disaggregation) เป็นส่วนที่ทำหน้าที่แยกแยะหรือจัดกลุ่มอุปกรณ์ไฟฟ้าที่ได้จากการวิเคราะห์ลักษณะเฉพาะที่สกัดออกมาจากข้อมูลจากตรวจวัด

นอกจากส่วนหลักทั้ง 4 ส่วนที่กล่าวมาแล้วยังมีอีกส่วนประกอบเพิ่มเติมคือส่วนชุดข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Training data) หรือเป็นข้อมูลเฉพาะของอุปกรณ์ไฟฟ้า และส่วนการแสดงผล (Display) ซึ่งเป็นส่วนที่ทำหน้าที่แสดงการใช้พลังงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าแบบรายตัวให้ผู้ใช้บริการไฟฟ้าได้ใช้เป็นข้อมูลในการอนุรักษ์พลังงานภายในบ้าน ภาพรวมของระบบแสดงตามรูปที่ 2.22





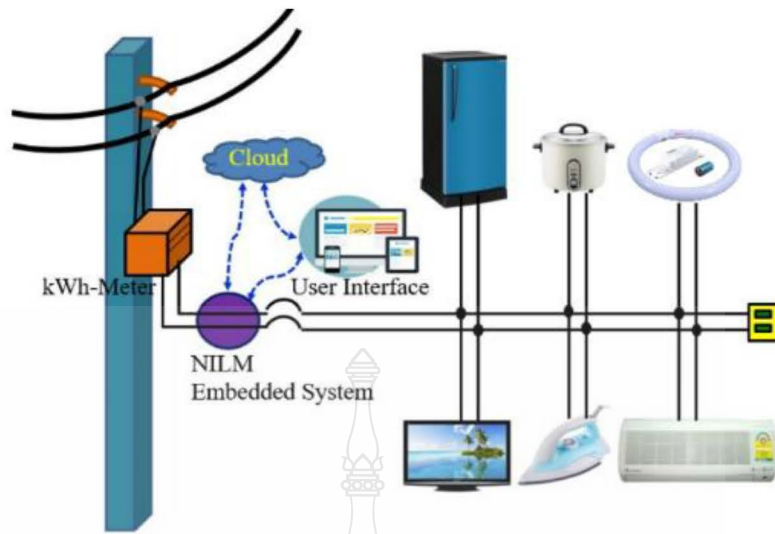
รูปที่ 2.21 ส่วนประกอบของระบบ NILM



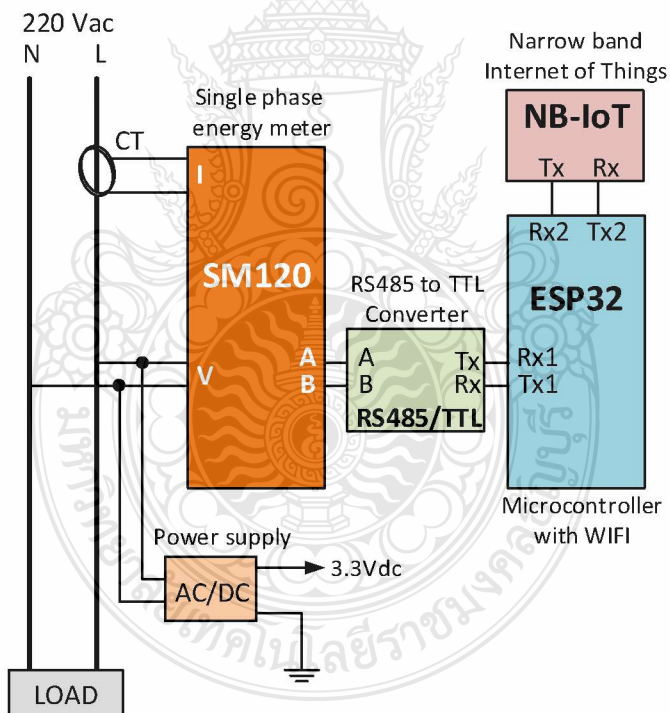
รูปที่ 2.22 ภาพรวมของระบบ NILM

### 2.3.2 การออกแบบระบบ NILM เบื้องต้น

อุปกรณ์ที่ใช้ได้แก่เครื่องมือวัดและบันทึกค่าทางไฟฟ้าเช่น แรงดันไฟฟ้า กระแสไฟฟ้า กำลังไฟฟ้า ตัวประกอบกำลัง และพลังงานไฟฟ้า ที่ใช้เปรียบเทียบกับระบบบันทึกข้อมูลการใช้ไฟฟ้าที่แยกแยะชนิดโหลดได้แบบ NILM ที่ประกอบด้วยส่วนตรวจวัดค่าทางไฟฟ้า ส่วนประมวลผลด้วยไมโครคอนโทรลเลอร์ และคอมพิวเตอร์ที่มีโปรแกรมวิเคราะห์การใช้พลังงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าแต่ละชนิด สำหรับขั้นตอนการจำลองด้วยโปรแกรมวิเคราะห์ทางด้านไฟฟ้าเลือกใช้โปรแกรม MATLAB ซึ่งทางมหาวิทยาลัยฯ มีลิขสิทธิ์การใช้งานโปรแกรม การติดตั้งระบบจริงแสดงตามรูปที่ 2.23 และแบบรายละเอียดเบื้องต้น (Schematic design) ของต้นแบบระบบ NILM แสดงได้ตามรูปที่ 2.24



รูปที่ 2.23 ตำแหน่งติดตั้งมิเตอร์พร้อมระบบ NILM



รูปที่ 2.24 Schematic Circuit ของ NILM Embedded system

หลักการทำงาน หน้าที่ และลักษณะเฉพาะแต่ละอุปกรณ์ ของต้นแบบระบบ NILM

2.3.2.1 Single phase energy Meter ทำหน้าที่วัดค่ากำลังไฟฟ้าจริง (P) กำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟ (Q) และพลังงานไฟฟ้าจากระบบไฟฟ้า 1 เฟส โดยรับกระแสจากระบบไฟฟ้าด้วยหม้อแปลง

กระแส (CT) และรับสัญญาณแรงดันสาย L-N ก่อนเข้าวงจรรับสัญญาณให้เหมาะสมกับไอซีวัดพลังงาน เพื่อส่งต่อข้อมูลไปให้ชุดวิเคราะห์ต่อไป

เงื่อนไขการเลือกใช้มิเตอร์วัดพลังงานไฟฟ้า มีดังนี้

- 1) มีฟังก์ชันการบันทึกข้อมูลด้านไฟฟ้าที่ครอบคลุมค่าต่างๆ ดังนี้ แรงดันไฟฟ้า กระแสไฟฟ้า กำลังไฟฟ้าจริง กำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟ กำลังไฟฟ้าปรากฏ ตัวประกอบกำลัง พลังงานไฟฟ้า
- 2) มีความถูกต้องของการวัดกระแสไฟฟ้าและแรงดันไฟฟ้าที่ Class 1.0
- 3) การบันทึกข้อมูลด้านไฟฟ้าลงหน่วยความจำต้องมีรอบเวลาไม่เกิน 1 วินาที
- 4) รองรับการดึงข้อมูลจากหน่วยความจำของมิเตอร์ด้วยอุปกรณ์ภายนอกผ่านสายสื่อสารแบบ RS485
- 5) รองรับการต่อหม้อแปลงกระแส (CT) แบบคล่อง เพื่อความสะดวกในการติดตั้ง โดยมีพิกัดทางด้านปฐมภูมิรองรับขนาดของมิเตอร์ของการไฟฟ้า เช่น 45 A 100 A เป็นต้น

2.3.2.2 Microcontroller ทำหน้าที่ประมวลผล ติดต่อกับอุปกรณ์ต่างๆ และมีโปรแกรมประมวลผลตามหลักของ NILM พร้อมมี WIFI Module ในตัว เพื่อส่งข้อมูลที่วิเคราะห์เข้า server ผ่านเครือข่ายอินเทอร์เน็ต และมีหน่วยความจำสำหรับเก็บข้อมูลชุดเรียนรู้ ค่าทางไฟฟ้าในกรณีที่ไฟฟ้าดับ ส่วนข้อมูลขนาดใหญ่จะส่งบันทึกผ่านอินเทอร์เน็ตไปเก็บที่ฐานข้อมูล จอแอลซีดีทำหน้าที่แสดงข้อมูลที่ตัวมิเตอร์ ตามรูปแบบที่กำหนด โมดูลเวลาทำหน้าที่เป็นฐานข้อมูลเวลาของระบบ เงื่อนไขการเลือกใช้ไมโครคอนโทรลเลอร์ มีดังนี้

- 1) ประมวลผล 32 บิต และรองรับความถี่ประมวลผลสูง เช่น 160 MHz เป็นต้น
- 2) มีหน่วยความจำ SRAM มาก เช่น 512 Kbytes เป็นต้น
- 3) มีหน่วยความจำโปรแกรมมาก เช่น 16 Mbytes เป็นต้น
- 4) รองรับการสื่อสารไร้สายตามมาตรฐาน IEEE 802.11 b/g/n
- 5) รองรับการสื่อสารผ่านสายแบบ UART อย่างน้อย 2 ช่อง
- 6) รองรับการเขียนโปรแกรมผ่าน Arduino IDE

2.3.2.3 NB-IoT ใช้เชื่อมต่ออินเทอร์เน็ต เป็นส่วนเพิ่มเติมสำหรับสถานที่ที่ไม่ได้ติดตั้งอินเทอร์เน็ต เงื่อนไขการเลือกใช้ NB-IoT มีดังนี้

- 1) รองรับการใช้งานกับเครือข่ายโทรศัพท์มือถือของผู้ให้บริการในประเทศไทย
- 2) รองรับการสื่อสารผ่านสายแบบ UART กับไมโครคอนโทรลเลอร์

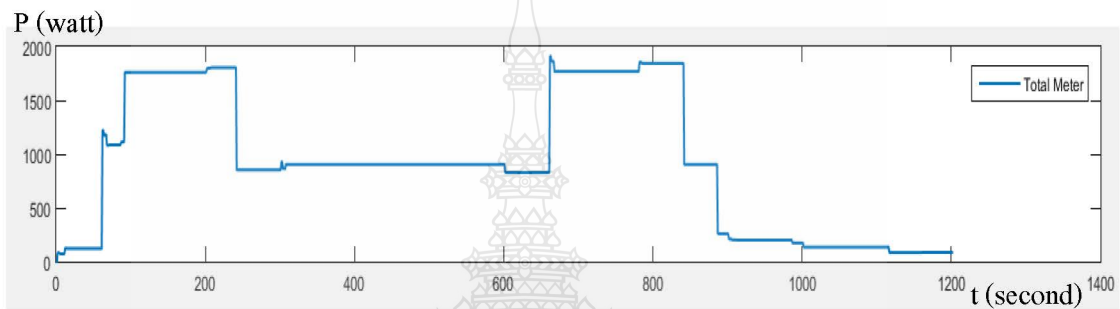
## 2.4 วิธีการในแต่ละส่วนขององค์ประกอบระบบ NILM

### 2.4.1 ส่วนตรวจวัด (Load Monitoring)

การศึกษาช่วงแรกจะใช้อิเล็กทรอนิกส์มิเตอร์วัดกำลังไฟฟ้าจริง กำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟ แรงดัน และกระแส ที่ต้นวงจร รับสัญญาณกระแส CT ตามรูปที่ 2.25 จากนั้นใช้ไมโครคอนโทรลเลอร์ดึงข้อมูล 1 ครั้งต่อวินาที ตามรูป 2.26 เป็นข้อมูลของกำลังไฟฟ้าจริง (P) ผ่านการสื่อสาร RS485 และพัฒนาไปสู่มิเตอร์สำหรับระบบ NILM แบบรวมในชุดเดียวกัน



รูปที่ 2.25 ตัวอย่างการติดตั้งอุปกรณ์ส่วนตรวจวัด



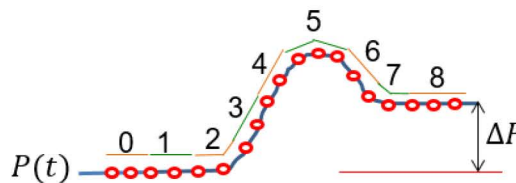
รูปที่ 2.26 ตัวอย่างข้อมูลกำลังไฟฟ้าจริงที่เก็บค่าทุก 1 วินาที

#### 2.4.2 ส่วนตรวจการเปลี่ยนแปลง (Event Detection)

ระบบตรวจการเปลี่ยนแปลงที่นำเสนอในงานวิจัยนี้ได้ใช้วิธีการวัดค่ากำลังไฟฟ้าจริง 3 จุดที่ต่อเนื่องกันเพื่อดูทิศทางของข้อมูล ถ้าค่ากำลังไฟฟ้าจริงมีค่าต่างกันน้อยกว่าที่ปรับตั้งหมายถึงโหลดทุกตัวอยู่ในสถานะคงตัว เมื่อเกิดช่วงดังกล่าวใน 2 ช่วงที่มีค่าไม่เท่ากันแสดงว่าเกิดการเปลี่ยนแปลงของการใช้อุปกรณ์ไฟฟ้าตามรูปที่ 2.27 หากค่าตามสมการที่ 2.8 นั้นแสดงว่าเกิดการเปลี่ยนแปลง โดยรูปที่ 2.28 มีจำนวนการเปลี่ยนแปลงทั้งหมด 16 ครั้ง แบ่งเป็นโหลดทำงาน 8 ครั้ง (วงสีแดง) และหยุดทำงาน 8 ครั้ง (วงสีม่วง)

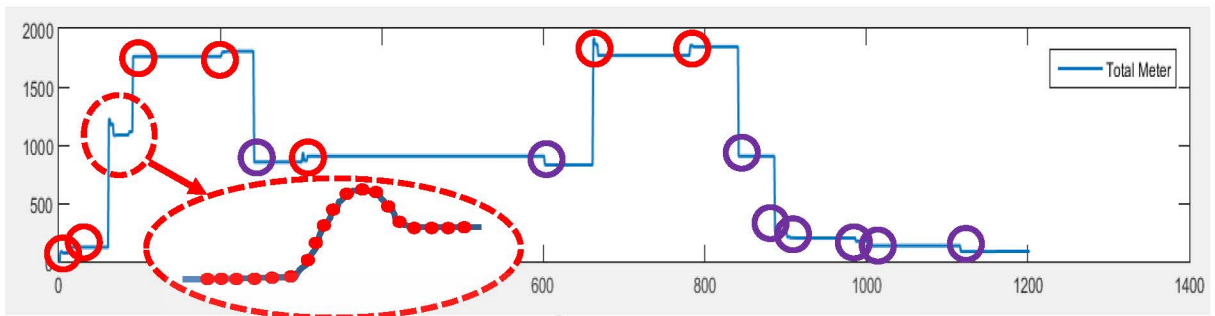
$$y(m) = \sum_{n=m}^{m+3} \sum_{k=m, k > n}^{m+3} (|x(n) - x(n-k)| < \text{threshold}) \quad (2.8)$$

เมื่อ  $y(m) = 0$  โหลดคงที่  
 $y(m) > 0$  โหลดเปลี่ยนแปลง



รูปที่ 2.27 การหาการเปลี่ยนแปลง

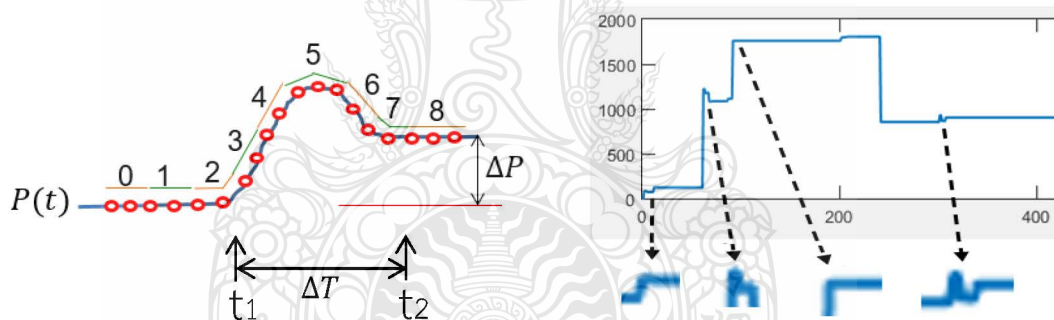




รูปที่ 2.28 ช่วงเวลาที่เกิดการเปลี่ยนแปลง

### 2.4.3 ส่วนสกัดลักษณะเด่น (Feature Extraction)

เมื่อตรวจพบว่าเกิดการเปลี่ยนแปลง ระบบจะเริ่มสกัดลักษณะเด่น (features) ออกมา เช่น ค่า  $\Delta P$  ค่า  $\Delta T$  ค่าพลังงานไฟฟ้าจากข้อมูลกำลังไฟฟ้าจริง ค่า  $\Delta Q$  จากข้อมูลกำลังไฟฟารีแอกตีฟ และรูปแบบของข้อมูลตั้งแต่เริ่มการเปลี่ยนแปลงจนสิ้นสุดการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลกำลังไฟฟ้าจริง และกำลังไฟฟารีแอกตีฟ ตามตัวอย่างในรูปที่ 2.29 สำหรับเป็นข้อมูลเฉพาะตัวของโหลดไฟฟ้าตามสมการที่ 2.1 ก่อนนำไปแยกแยะต่อไป



รูปที่ 2.29 ตัวอย่างลักษณะเด่นที่ถูกสกัดออกมา

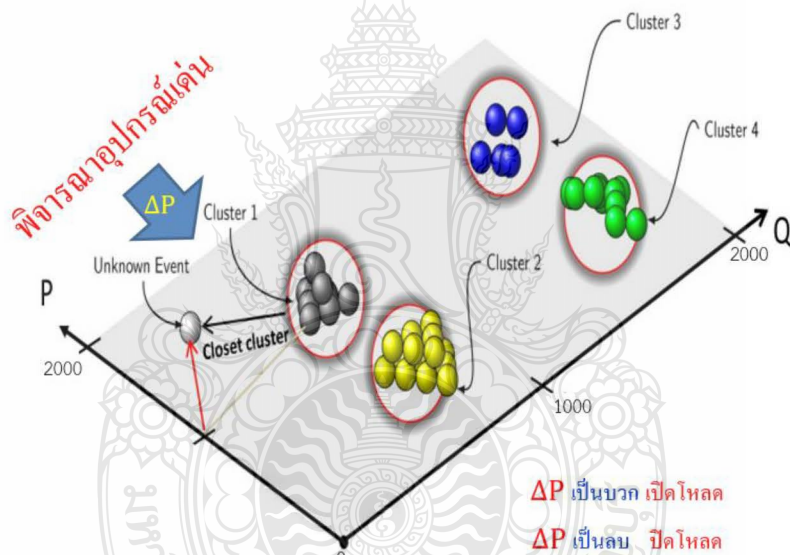
### 2.4.4 ส่วนแยกแยะ (Classification)

ส่วนนี้จะใช้การแยกแยะจากค่า  $\Delta P$  ค่า  $\Delta Q$  ค่า  $\Delta T$  และรูปแบบของข้อมูลตั้งแต่เริ่มการเปลี่ยนแปลงจนสิ้นสุดการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟารีแอกตีฟซึ่งเป็นลักษณะเฉพาะตัวของโหลด โดยนำไปเทียบกับฐานข้อมูลของอุปกรณ์เพื่อจัดเข้าเป็นประเภทหรือชนิดนั้นๆ รูปที่ 2.30 แสดงตัวอย่างการแยกแยะจากค่า  $\Delta P$  และ  $\Delta Q$  เพื่อจัดเข้ากลุ่มอุปกรณ์ที่สอดคล้องกับค่า  $P$  และค่า  $Q$  ของอุปกรณ์นั้นๆ ในกรณีที่ผลการแยกแยะไม่ชัดเจนต้องนำข้อมูลลักษณะเด่นตัวอื่นของโหลดที่ถูกบันทึกไว้ในช่วงเกิดการเปลี่ยนแปลงมาพิจารณาเพิ่มเติม และนำสมการที่ 2.9 ประกอบการตัดสินใจขั้นสุดท้ายว่าการจัดกลุ่มแบบใดมีค่าความถูกต้องมากที่สุด

$$P(t) + jQ(t) = \sum_{i=1}^n a_i(t)(P_i + jQ_i) + e(t) \quad (2.9)$$

โดยที่  $P(t), Q(t)$  คือ กำลังไฟฟ้าจริงรวมและกำลังไฟฟ้ารีแอกตีฟรวมที่วัดได้  
 $a_i(t)$  คือ สถานะของโหลดแต่ละตัว 1 หมายถึง ON และ 0 หมายถึง OFF  
 $P_i, Q_i$  คือ กำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอกตีฟของโหลดแต่ละตัว  
 $n$  คือ จำนวนโหลดที่มีหรือที่สนใจจะแยกแยะออกมา  
 $e(t)$  คือ ค่าความผิดพลาดต่างๆ

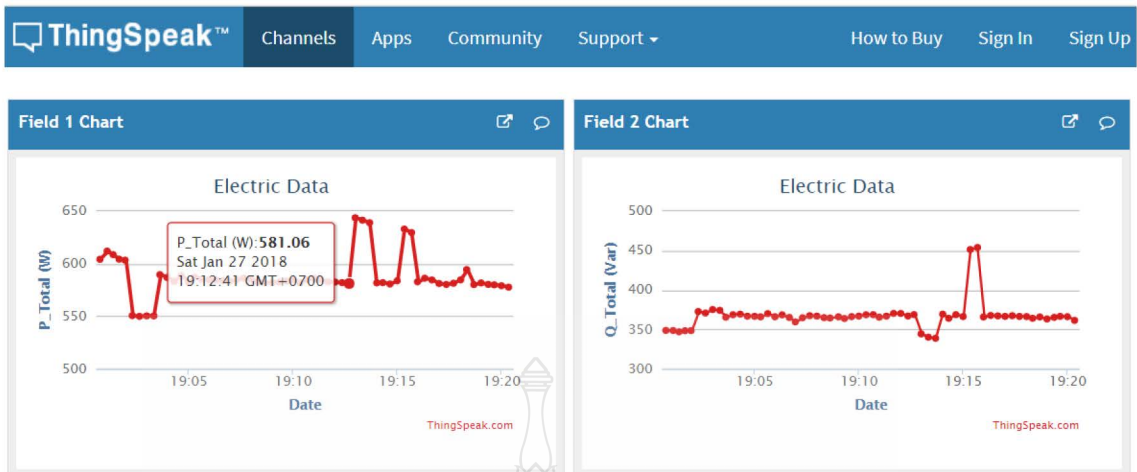
คำนวณหาค่า  $a_i(t)$  ที่ทำให้ค่า  $e(t)$  มีค่าใกล้เคียงกับ 0 มากที่สุด ภายใต้เงื่อนไขต่างๆ ที่กำหนด โดยต้องทราบค่ากำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอกตีฟของโหลดแต่ละตัว



รูปที่ 2.30 การจัดกลุ่มข้อมูลตามค่า P และ Q ของอุปกรณ์

#### 2.4.5 ส่วนแสดงผล

เป็นส่วนแสดงการใช้พลังงานไฟฟ้าของโหลดรวม และอุปกรณ์ไฟฟ้าที่สนใจผ่านรูปแบบต่างๆ เช่น การดูข้อมูลผ่านอินเทอร์เน็ต โดยการส่งข้อมูลไปเก็บที่แหล่งบริการฝากข้อมูลและแสดงผลแบบกราฟ เช่น ThingSpeak NETPIE เป็นต้น ตามรูปที่ 2.31 เป็นตัวอย่างสำหรับ ThingSpeak ใช้เก็บข้อมูลสำหรับนักพัฒนา IoT (Internet of Thing) ก่อนจะดึงมาแสดงผลที่อุปกรณ์แสดงผลอื่นๆ เช่น สมาร์ทโฟน



รูปที่ 2.31 ตัวอย่างการแสดงผลบน ThingSpeak Platform

## 2.5 วิธีประเมินผล

### 2.5.1 การประเมินความถูกต้องของการทำนายผล

ปัจจุบันยังไม่มีข้อกำหนดมาตรฐานวิธีประเมินผลการทำงานของระบบ NILM ซึ่งจากการศึกษารวบรวมข้อมูลได้มีผู้แนะนำเสนอวิธีการประเมินไว้หลากหลาย ในโครงการวิจัยนี้ใช้ Confusion Matrix สำหรับประเมินผลการทำงาน [30] คะแนนเต็มในแต่ละหัวข้อเท่ากับ 1.00 โดยต้องทราบข้อมูลจากผลการทำงานดังนี้

- True Positive (TP) คือจำนวนข้อมูลที่ทำนายถูกว่าเป็นการเปลี่ยนแปลงของอุปกรณ์ที่สนใจ
  - True Negative (TN) คือจำนวนข้อมูลที่ทำนายถูกว่าไม่ใช่เป็นการเปลี่ยนแปลงของอุปกรณ์ที่สนใจ
  - False Positive (FP) คือจำนวนข้อมูลที่ทำนายผิดว่าเป็นการเปลี่ยนแปลงของอุปกรณ์ที่สนใจ
  - False Negative (FN) คือจำนวนข้อมูลที่ทำนายผิดว่าไม่ใช่เป็นการเปลี่ยนแปลงของอุปกรณ์ที่สนใจ
- ตัววัดที่นิยมใช้กันในงานวิจัยมีอยู่ 4 ค่า ตามสมการที่ 2.10 ถึงสมการที่ 2.13 มีดังนี้

- Precision ความแม่นยำในการตรวจจับ

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2.10)$$

- Recall ความแม่นยำในการแยกแยะโหลด

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2.11)$$

- Accuracy ความแม่นยำรวม

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{[(TP+FP)+(FN+TN)]} \quad (2.12)$$

- F1-score ค่าเฉลี่ยความสามารถของระบบในการแยกแยะ

$$\text{F1-score} = \frac{2 \times (\text{Precision} \times \text{Recall})}{(\text{Precision} + \text{Recall})} \quad (2.13)$$

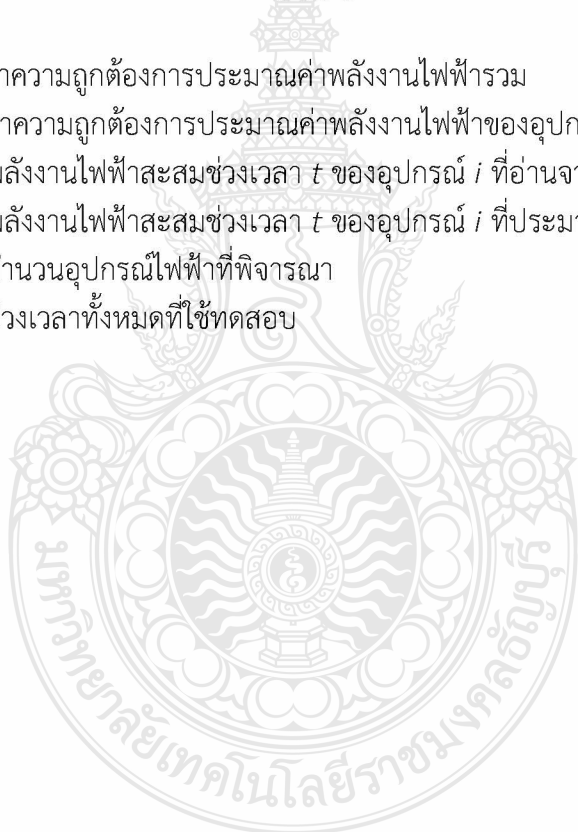
## 2.5.2 การประเมินความถูกต้องของการใช้พลังงานไฟฟ้า

การประเมินในหัวข้อนี้จะประเมินค่าความถูกต้องการประมาณค่าพลังงานไฟฟ้าโดยเปรียบเทียบค่าที่วัดได้จากมิเตอร์และค่าประมาณจากวิธี NILM [31] โดยประยุกต์เป็นสมการประเมินค่าความถูกต้องการใช้พลังงานไฟฟ้ารวมตามสมการที่ 2.14 และการใช้พลังงานไฟฟ้าแบบรายอุปกรณ์ตามสมการที่ 2.15 การประเมินตามสมการจะบอกถึงการความถูกต้องด้านขนาดและช่วงเวลาที่เกิดการเปลี่ยนแปลงประกอบกัน

$$E_{Acc}^T = 1 - \frac{\sum_{i=1}^T \sum_{i=1}^N |\hat{y}_t^i - y_t^i|}{2 \times \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N |y_t^i|} \quad (2.14)$$

$$E_{Acc}^i = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T |\hat{y}_t^i - y_t^i|}{2 \times \sum_{t=1}^T |y_t^i|} \quad (2.15)$$

- เมื่อ  $E_{Acc}^T$  คือ ค่าความถูกต้องการประมาณค่าพลังงานไฟฟ้ารวม  
 $E_{Acc}^i$  คือ ค่าความถูกต้องการประมาณค่าพลังงานไฟฟ้าของอุปกรณ์  $i$   
 $y_t^i$  คือ พลังงานไฟฟ้าสะสมช่วงเวลา  $t$  ของอุปกรณ์  $i$  ที่อ่านจากมิเตอร์  
 $\hat{y}_t^k$  คือ พลังงานไฟฟ้าสะสมช่วงเวลา  $t$  ของอุปกรณ์  $i$  ที่ประมาณจากวิธี NILM  
 $N$  คือ จำนวนอุปกรณ์ไฟฟ้าที่พิจารณา  
 $T$  คือ ช่วงเวลาทั้งหมดที่ใช้ทดสอบ

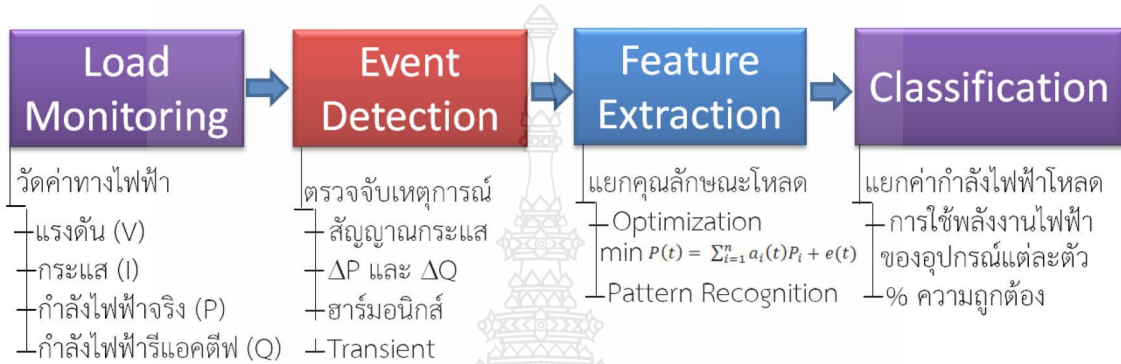




## บทที่ 3 การดำเนินการศึกษาวิจัย

### 3.1 ขั้นตอนการดำเนินการวิจัย

วิธีดำเนินการวิจัยแบ่งเป็น 2 ลักษณะ คือการจำลองด้วยโปรแกรมวิเคราะห์ทางด้านไฟฟ้า และการออกแบบระบบจริง โดยเข้าไปศึกษาและออกแบบในแต่ละส่วนของระบบ NILM ส่วนตามรูปที่ 3.1



รูปที่ 3.1 ส่วนประกอบของระบบ NILM

3.1.1 ศึกษาและออกแบบเป็นการรวบรวมศึกษาข้อมูลต่างๆ ที่เกี่ยวข้อง พร้อมออกแบบระบบตรวจวัดขั้นต้น เพื่อตรวจวัดข้อมูลทางไฟฟ้าจากมิเตอร์หลักของบ้านตัวอย่างและวัดข้อมูลทางไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าภายในบ้านที่มีรูปแบบแตกต่างกัน โดยแบ่งเป็น 3 ประเภท ตามส่วนประกอบที่สำคัญทางไฟฟ้า

3.1.1.1 แบบมีส่วนประกอบความต้านทานอย่างเดียว เช่น หม้อหุงข้าว กระจกน้ำร้อน ไฟฟ้า เตารีด เป็นต้น

2.1.1.2 แบบมีส่วนประกอบความต้านทานและความเหนี่ยวนำ เช่น พัดลม ตู้เย็น เครื่องปรับอากาศ เครื่องซักผ้า เป็นต้น และ

2.1.1.3 แบบที่เป็นอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ เช่น โทรทัศน์ เป็นต้น

3.1.2 จำลองการทำงานเพื่อสร้างรูปแบบการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าด้วยโปรแกรมทางไฟฟ้า โดยเลือกใช้โปรแกรม MATLAB สำหรับสร้างแบบจำลองของอุปกรณ์ไฟฟ้าเพื่อนำไปใช้ทดสอบวิธีการแยกแยะการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้า โดยสุ่มช่วงเวลาการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้า เพื่อให้มีกรณีศึกษาที่หลากหลายขึ้น เมื่อเทียบกับการตรวจวัดโดยตรงจากบ้านตัวอย่าง

3.1.3 สร้างและทดสอบในห้องปฏิบัติการ ติดตั้งอุปกรณ์ไฟฟ้าและเครื่องวัดในระดับห้องปฏิบัติการเพื่อกำหนดรูปแบบการทำงานที่ตรงความต้องการเพื่อลดปัจจัยแวดล้อมอื่นๆ โดยทดสอบดึงข้อมูลจากมิเตอร์วัดค่าทางไฟฟ้าทั้งแบบค่ารวมของระบบและแบบรายอุปกรณ์เพื่อตรวจสอบความถูกต้อง พร้อมทดสอบระบบส่งข้อมูลแสดงผล

3.1.4 ติดตั้งและทดสอบสถานที่จริง นำระบบที่สร้างขึ้นไปติดตั้งในที่อยู่อาศัยจริง โดยติดตั้งชุดวัดที่มีโปรแกรมประมวลผลตามวิธีการของ NILM ที่ต้นวงจร พร้อมติดตั้งมิเตอร์ที่อุปกรณ์ไฟฟ้าสำหรับใช้เปรียบเทียบผลตามกลุ่มเป้าหมาย โดยพิจารณาจากขนาดมิเตอร์ รูปแบบที่พิกอาศัย และจำนวนอุปกรณ์ที่มีภายในบ้าน

3.1.5 เก็บข้อมูลโดยมีระยะเวลาทดสอบช่วงแรก 1 สัปดาห์ สำหรับประมวลถึงปัญหาที่เกิดขึ้นในช่วงทดสอบเพื่อปรับแก้ให้สอดคล้องกับสภาพปัญหาจริง จากนั้นเก็บข้อมูลต่อเนื่องอย่างน้อย 1 เดือน

3.1.6 วิเคราะห์และสรุปผลวิเคราะห์ประสิทธิภาพการทำงานของระบบ และการนำผลงานไปใช้ประโยชน์

## 3.2 การคัดเลือกกลุ่มเป้าหมาย

3.2.1 ระดับความสำคัญของเครื่องใช้ไฟฟ้า

การวัดการใช้พลังงานเป็นรายอุปกรณ์เพื่อการอนุรักษ์พลังงานต้องเลือกวัดในอุปกรณ์ที่มีศักยภาพในการอนุรักษ์พลังงานโดยเฉพาะประเด็นการบำรุงรักษาและการใช้งาน ตารางที่ 3.1 แสดงถึงการใช้พลังงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าที่ใช้ในที่อยู่อาศัยของประเทศไทย

ตารางที่ 3.1 สัดส่วนการใช้พลังงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าภายในบ้าน [35-37]

ลำดับ	อุปกรณ์	กำลังไฟฟ้าเฉลี่ย (วัตต์)	ร้อยละการใช้พลังงานของที่พิกอาศัย	ร้อยละการใช้พลังงานของทั้งประเทศ
1	เครื่องปรับอากาศ	1,150	45	19
2	ตู้เย็น	103	17	26
3	แสงสว่าง	42	9	15
4	พัดลม	60	8	14
5	โทรทัศน์	69	8	14
6	หม้อหุงข้าว	750	4	6
7	กระติกต้มน้ำไฟฟ้า	700	1	2
8	เตารีด	1,015	1	1
9	เครื่องซักผ้า	267	1	1
10	เตาอบไมโครเวฟ	1,310	1	1
11	อื่นๆ	-	5	1

จากข้อมูลตามตารางที่ 3.1 เมื่อวิเคราะห์จากร้อยละการใช้พลังงานของบ้านพิกอาศัยสรุปได้ว่าเครื่องปรับอากาศมีการใช้พลังงานมากที่สุดเพราะเป็นอุปกรณ์ที่มีค่ากำลังไฟฟ้าสูงและมีช่วงการทำงานนานถึงแม้ว่าจะไม่ได้ทำงานตลอดเวลา รองลงมาคือตู้เย็นมีกำลังไฟฟ้าไม่สูงแต่เป็นอุปกรณ์ที่เปิดให้ทำงานตลอดเวลา

อันดับที่สามเป็นแสงสว่างที่มีค่ากำลังไฟฟ้าเฉลี่ยต่ำที่สุดเมื่อพิจารณาจากการจัดอันดับของร้อยละการใช้พลังงานไฟฟ้าเมื่อรวมแล้วมากกว่า 85% (ผลรวมของร้อยละการใช้พลังงานไฟฟ้าของลำดับที่ 1 ถึง ลำดับที่ 5 มีผลรวมร้อยละ 87) และเมื่อวิเคราะห์จากร้อยละการใช้พลังงานของทั้งประเทศ พบว่าตู้เย็นมีการใช้พลังงานมากที่สุดที่แตกต่างจากข้อมูลร้อยละการใช้พลังงานของบ้านพักอาศัยเพราะอัตราการมีเครื่องปรับอากาศภายในบ้านน้อยกว่าอัตราการมีตู้เย็นมาก พอวิเคราะห์ภาพรวมทั้งประเทศจึงทำให้ตู้เย็นเป็นอุปกรณ์ที่ใช้พลังงานมากที่สุด ส่วนเครื่องปรับอากาศและแสงสว่างเป็นอันดับที่ 2 และอันดับที่ 3 ตามลำดับ จากการวิเคราะห์ข้อมูลทั้ง 2 ส่วน อุปกรณ์เป้าหมายที่ต้องทราบค่าการใช้พลังงานไฟฟ้าเป็นรายอุปกรณ์เพื่อการอนุรักษ์พลังงาน เลือกอุปกรณ์ที่มีค่ากำลังไฟฟ้าไม่น้อยกว่า 40 วัตต์ โดยพิจารณาจากกำลังไฟฟ้าเฉลี่ยของแสงสว่างตามเหตุผลที่กล่าวมาข้างต้น สำหรับทดสอบการแยกแยะการใช้พลังงานไฟฟ้าเป็นรายอุปกรณ์ด้วยเทคนิค NILM และบ้านเป้าหมายต้องมีการใช้เครื่องปรับอากาศและตู้เย็น โดยพิจารณาจากการที่เครื่องปรับอากาศเป็นอุปกรณ์ไฟฟ้าที่ใช้พลังงานไฟฟ้าสูงสุดภายในบ้าน และตู้เย็นเป็นอุปกรณ์ไฟฟ้าที่มีร้อยละการใช้พลังงานของทั้งประเทศสูงที่สุด

### 3.2.2 ขนาดเครื่องวัดหน่วยไฟฟ้ากลุ่มที่พักอาศัย

การขอใช้ไฟฟ้าของกลุ่มที่อยู่อาศัยได้แบ่งตามพิกัดกระแสของเครื่องวัดหน่วยไฟฟ้า ซึ่งบ่งบอกถึงความต้องการการใช้ไฟฟ้า พิกัดของเครื่องวัดหน่วยไฟฟ้าของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค (PEA) และการไฟฟ้านครหลวง (MEA) ตามตารางที่ 3.2

ตารางที่ 3.2 ขนาดพิกัดของเครื่องวัดหน่วยไฟฟ้า

ลำดับ	ขนาดเครื่องวัด (A)		จำนวนเฟส
	MEA	PEA	
1	5(15)	5(15)	1
2	15(45)	15(45)	1
3	30(100)	30(100)	1
4	50(150)	-	1
5	15(45)	15(45)	3
6	30(100)	30(100)	3
7	50(150)	-	3
8	200	-	3
9	400	-	3

กลุ่มเป้าหมายสำหรับเลือกติดตั้งระบบทดสอบจะเป็นที่อยู่อาศัยที่ติดตั้งมิเตอร์ขนาด 1 เฟส เพราะเป็นขนาดเฟสที่มีใช้งานโดยทั่วไปตามที่อยู่อาศัย และขั้นต่ำต้องมีอุปกรณ์ไฟฟ้าประเภทเครื่องปรับอากาศและตู้เย็นถูกติดตั้งใช้งานภายในที่พักอาศัย ตามเหตุผลจากหัวข้อที่ผ่านมาและจากตารางพิกัดเครื่องวัดหน่วยไฟฟ้าขนาดเครื่องวัดหน่วยไฟฟ้า 15(45) A และ 30(100) A สามารถติดตั้ง

อุปกรณ์ไฟฟ้าได้หลากหลายรวมถึงเครื่องปรับอากาศ โครงการวิจัยนี้เลือกใช้พิกัด 15(45) A หรือ 30(100) A เป็นเงื่อนไขในการเลือกที่อยู่อาศัยสำหรับทดสอบวิธีการแยกข้อมูลการใช้ไฟฟ้า

### 3.2.3 รูปแบบการแสดงผล

การที่ผู้ใช้ไฟฟ้าได้รับทราบถึงการใช้พลังงานไฟฟ้าของตนเองแบบเวลาจริงจะส่งผลต่อการวางแผนด้านการอนุรักษ์พลังงานหรือควบคุมการใช้อุปกรณ์ไฟฟ้าภายในที่พักอาศัย ดังนั้นการแสดงผลต้องสามารถตรวจสอบข้อมูลได้ตลอดเวลาและในทุกสถานที่ จากเงื่อนไขดังกล่าว การส่งข้อมูลต้องได้จากระบบอินเทอร์เน็ต ซึ่งปัจจุบันประเทศไทยมีผู้ใช้โทรศัพท์มือถือแบบสมาร์ตโฟนคิดเป็นร้อยละ 50.5 (จำนวน 31.7 ล้านคน) [35] นั้นหมายความว่าผู้ใช้ไฟฟ้าส่วนใหญ่มีเครื่องมือในการเข้าถึงแหล่งข้อมูลผ่านอินเทอร์เน็ต การติดตั้งระบบตรวจวัดการใช้พลังงานไฟฟ้าแบบรายอุปกรณ์ด้วยหลักการ NILM จึงต้องส่งข้อมูลเข้าแสดงผลผ่านระบบอินเทอร์เน็ต เพื่อให้ผู้ใช้ไฟฟ้าจะได้เข้าถึงแหล่งข้อมูลได้ตลอดเวลาและในทุกสถานที่ ดังนั้นที่อยู่อาศัยที่เป็นเป้าหมายต้องมีจุดเชื่อมต่อเข้าเครือข่ายอินเทอร์เน็ต โดยปัจจุบันประเทศไทยมีครัวเรือนที่มีระบบเชื่อมต่ออินเทอร์เน็ตคิดเป็นร้อยละ 59.8 (12.8 ล้านครัวเรือน) [38] เป็นข้อมูลที่แสดงให้เห็นว่าเงื่อนไขการส่งข้อมูลเข้าระบบอินเทอร์เน็ตเป็นเป้าหมายที่เป็นไปได้ แต่หากที่อยู่อาศัยเป้าหมายไม่มีจุดเชื่อมต่ออินเทอร์เน็ต หากองค์ประกอบอื่นของที่อยู่อาศัยเหมาะสมแต่ขาดจุดเชื่อมต่อเข้าอินเทอร์เน็ตก็จำเป็นต้องใช้วิธีติดตั้งจุดเชื่อมต่ออินเทอร์เน็ตผ่านระบบซิมโทรศัพท์สำหรับกระจายสัญญาณ เพื่อให้สามารถทดสอบส่งข้อมูลเข้าระบบให้ผู้ใช้ไฟฟ้าเข้าตรวจสอบข้อมูลได้ตามวัตถุประสงค์ที่ตั้งไว้ โดยสรุปแล้วเงื่อนไขการเลือกกลุ่มเป้าหมายเป็นไปตามตารางที่ 3.3

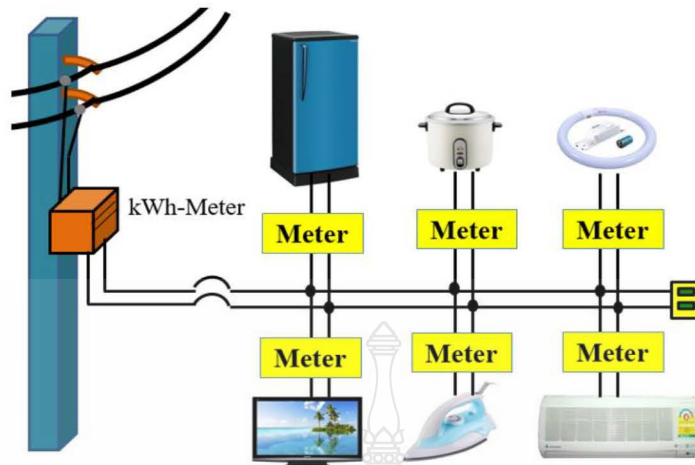
ตารางที่ 3.3 เงื่อนไขการคัดเลือกกลุ่มเป้าหมาย

ขนาดกำลังไฟฟ้า ของอุปกรณ์ที่แยกแยะ	อุปกรณ์ที่ต้องมี ภายในที่พักอาศัย	ขนาดเครื่องวัด	ระบบส่งข้อมูล แสดงผล
>40 วัตต์	เครื่องปรับอากาศ และตู้เย็น	15(45) A หรือ 30(100) A	มีจุดเชื่อมต่อ อินเทอร์เน็ต หรือใช้ซิมโทรศัพท์

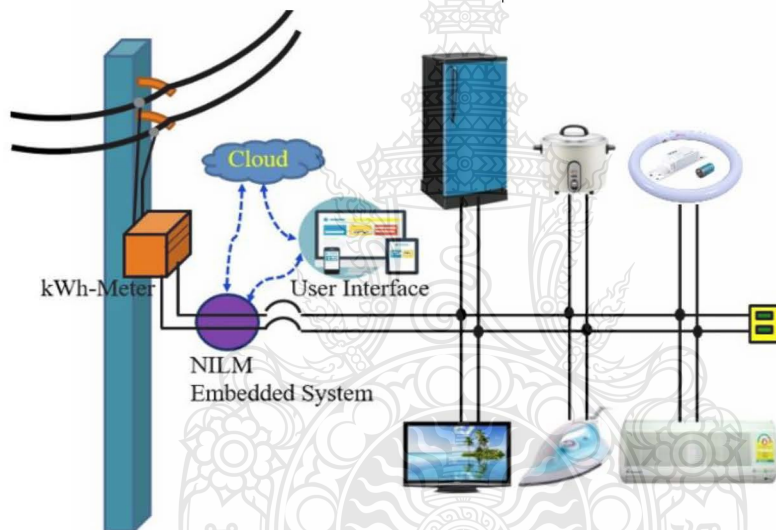
### 3.3 การดำเนินงานและออกแบบ

การดำเนินงานขั้นต้นเป็นการออกแบบระบบและการสร้างแบบจำลองของอุปกรณ์ไฟฟ้าสำหรับทดสอบการแยกแยะโดยใช้โปรแกรมประมวลผลในคอมพิวเตอร์ จากรูปที่ 3.2 แสดงถึงการตรวจวัดการใช้พลังงานไฟฟ้ารายอุปกรณ์ที่ติดตั้งมิเตอร์วัดที่อุปกรณ์ที่สนใจ ส่วนรูปที่ 3.3 เป็นการติดตั้งมิเตอร์ตรวจวัดที่ต้นวงจรแล้วใช้เทคนิค NILM ในการแยกแยะการใช้พลังงานไฟฟ้าเป็นรายอุปกรณ์ โดยการทดสอบแยกแยะตามวิธีการที่นำเสนอได้ต้องมีข้อมูลเฉพาะของอุปกรณ์ไฟฟ้าตัวที่สนใจ ดังนั้นการดำเนินงานจะเริ่มจากออกแบบชุดตรวจวัดตรวจวัดพฤติกรรมของอุปกรณ์ไฟฟ้าเป็นลำดับแรก จากนั้นนำค่าที่ได้ไปสร้างเป็นแบบจำลองในโปรแกรมคอมพิวเตอร์ เพื่อนำมาใช้สร้างสถานการณ์จำลองการทำงานสำหรับทดสอบวิธีการแยกแยะการใช้พลังงานไฟฟ้าเป็นรายอุปกรณ์





ก) การวัดพลังงานไฟฟ้ารายอุปกรณ์แบบการวัดโดยตรง



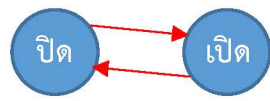
ข) การวัดพลังงานไฟฟ้ารายอุปกรณ์แบบประมาณการด้วย NILM

รูปที่ 3.2 การติดตั้งเครื่องวัดพร้อมส่วนประมวลผลสำหรับวัดแบบรายอุปกรณ์

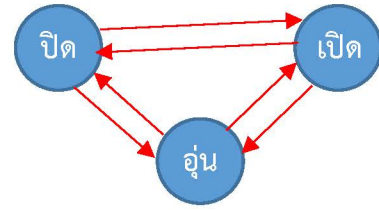
### 3.3.1 ชนิดของโหลดตามส่วนประกอบของค่ากำลังไฟฟ้า

การแบ่งโหลดตามส่วนประกอบของกำลังไฟฟ้าสามารถแบ่งได้ 2 รูปแบบ คือ โหลดที่มีค่ากำลังไฟฟ้าจริงอย่างเดียว โหลดที่มีค่ากำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟารีแอกตีฟแบบเหนี่ยวนำ (P-Q<sub>L</sub>) และโหลดที่มีค่ากำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟารีแอกตีฟแบบประจุ (P-Q<sub>C</sub>)

3.3.1.1 โหลดที่มีค่ากำลังไฟฟ้าจริงอย่างเดียว โหลดประเภทนี้ประกอบด้วยอุปกรณ์ที่มีส่วนประกอบความต้านทานอย่างเดียว ทำให้มีเฉพาะค่ากำลังไฟฟ้าจริง โดยอุปกรณ์ไฟฟ้าภายในบ้านที่เป็นโหลดประเภทนี้ได้แก่ หม้อหุงข้าว เตารีด กระจกน้ำร้อน เครื่องทำน้ำอุ่น เตอบไฟฟ้า การทำงานเป็นแบบ 2 สถานะ เปิด-ปิด หรือแบบ 3 สถานะ เปิด-อุ่น-ปิด ตามรูปที่ 3.3 โดยช่วงเริ่มทำงานไม่มีการกระชากของกำลังไฟฟ้าจริง



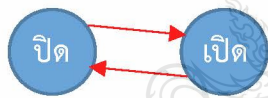
ก) แบบ 2 สภาวะ เปิด-ปิด



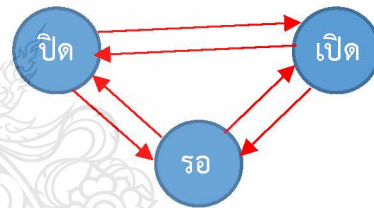
ข) แบบ 3 สภาวะ เปิด-อู่่น-ปิด

รูปที่ 3.3 สภาวะการทำงานของโหลดที่มีค่ากำลังไฟฟ้าจริงอย่างเดียว

3.3.1.2 โหลดที่มีค่ากำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟ โหลดประเภทนี้ประกอบด้วยอุปกรณ์ที่มีกำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟในการทำงาน ถ้ากระแสหน้าแรงดันเรียกว่าโหลดแบบ Leading ในขณะที่ถ้ากระแสล่าหลังแรงดันเรียกว่าโหลดแบบ Lagging โดยอุปกรณ์ไฟฟ้าภายในบ้านที่เป็นโหลดแบบ Lagging ได้แก่ ตู้เย็น เครื่องซักผ้า เครื่องปรับอากาศ พัดลม อุปกรณ์ไฟฟ้าภายในบ้านที่เป็นโหลดแบบ Leading ได้แก่ โทรทัศน์ เครื่องเสียง พัดลม ไมโครเวฟ การทำงานก็จะเป็นแบบ 2 สถานะ เปิด-ปิด หรือแบบ 3 สถานะ เปิด-รอ-ปิด ตามรูปที่ 3.4 การเริ่มทำงานของโหลดประเภทนี้จะมีการกระชากของกำลังไฟฟ้าจริง หรือมีระยะเวลาประมวลผลช่วงเริ่มที่ใช้กำลังไฟฟ้าสูงก่อนเข้าสู่ค่ากำลังไฟฟ้าปกติ



ก) แบบ 2 สภาวะ เปิด-ปิด

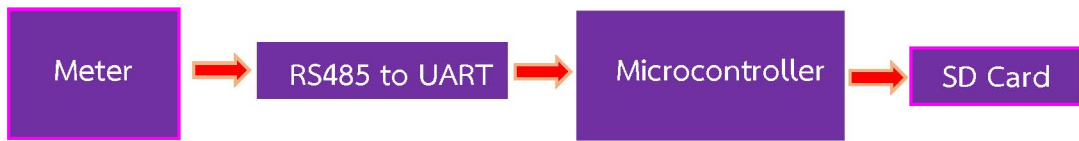


ข) แบบ 3 สภาวะ เปิด-รอ-ปิด

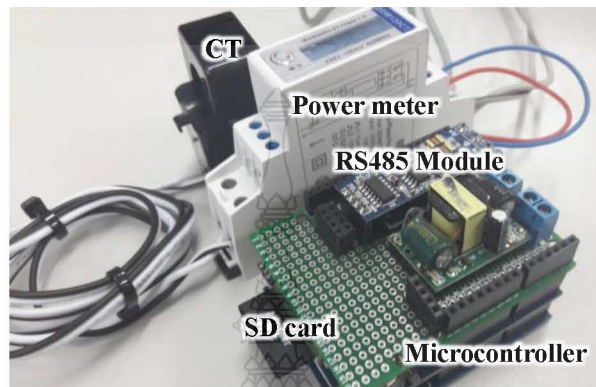
รูปที่ 3.4 สภาวะการทำงานของโหลดที่มีค่ากำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟ

### 3.3.2 การออกแบบชุดตรวจวัดพฤติกรรมของอุปกรณ์ไฟฟ้า

เพื่อให้ทราบค่าทางไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าในขณะใช้งานในหลากหลายประเภท เพื่อนำลักษณะเด่นมาใช้สำหรับตรวจแยกข้อมูลในระบบ NILM จึงต้องมีการออกแบบชุดตรวจวัดพฤติกรรมของอุปกรณ์ไฟฟ้ามีไดอะแกรมตามรูปที่ 3.5 และอุปกรณ์ตรวจวัดจริงเป็นไปตามรูปที่ 3.6 อุปกรณ์แต่ละตัวมีหน้าที่ดังนี้ Power Meter ทำหน้าที่วัดค่ากำลังไฟฟ้าจริง (P) กำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟ (Q) จากระบบไฟฟ้า 1 เฟส โดยรับกระแสด้วยหม้อแปลงกระแส (CT) และรับสัญญาณแรงดันจากสาย L-N เพื่อส่งต่อข้อมูลไปให้ Microcontroller ผ่านสายสื่อสารแบบ RS485 ก่อนบันทึกไปที่ SD Card เพื่อเก็บข้อมูลค่าทางไฟฟ้า ทำการบันทึกค่าทุกๆ 1 วินาที ตัวอย่างผลการวัดค่าทางไฟฟ้าของอุปกรณ์เป็นไปตามรูปที่ 3.7 ถึงรูปที่ 3.11 ซึ่งเป็นข้อมูลในขณะที่ยูนิททำงานตั้งแต่เปิดจนปิดอุปกรณ์ หรือจนกระทั่งมีการเปลี่ยนสภาวะการทำงาน เช่น เครื่องปรับอากาศ ตู้เย็น เป็นต้น



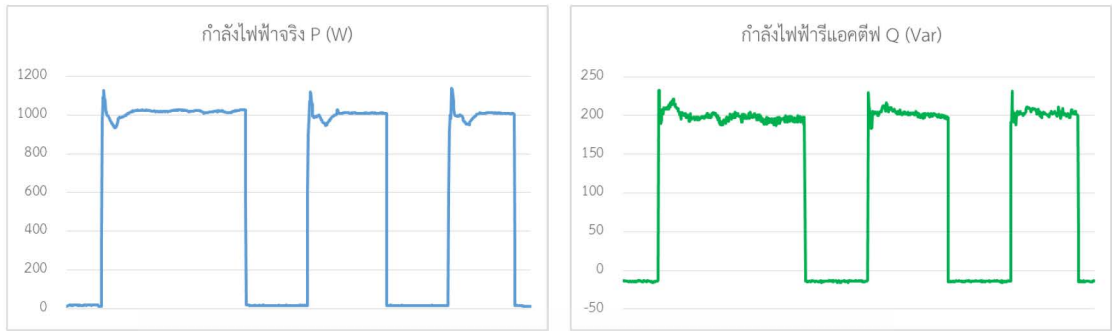
รูปที่ 3.5 ฝั่งส่วนประกอบของชุดวัดพฤติกรรมของอุปกรณ์ไฟฟ้า



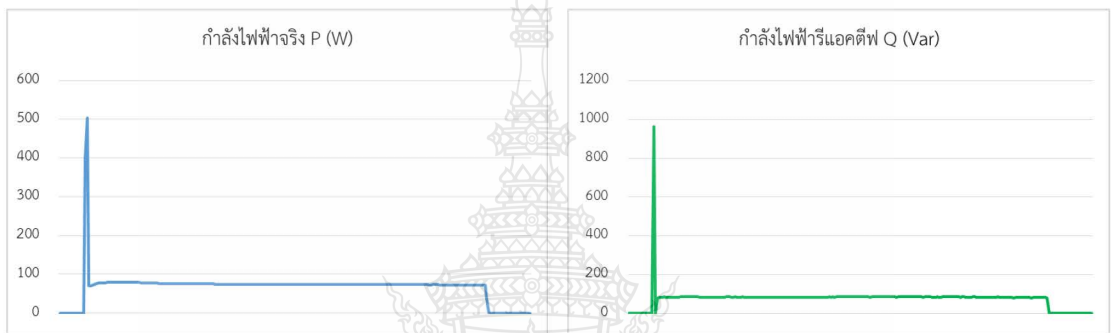
รูปที่ 3.6 อุปกรณ์ชุดวัดพฤติกรรมของอุปกรณ์ไฟฟ้า

#### รายละเอียดของอุปกรณ์ (Specifications)

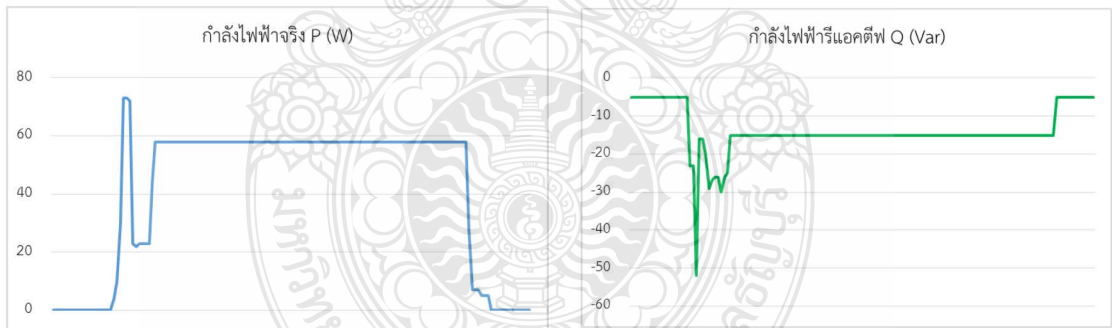
1. CT	Rated Input / Rated Output	=	50 A / 0.1 V
	Accuracy	=	0.5%
2. Power Meter	Voltage Range	=	176~276V AC
	Phase	=	Single Phase
	Max Operating Current	=	150 A
	Secondary Input	=	0.1 V
	Accuracy Class	=	Class 1 IEC62053-21
	Power Consumption	=	<2 W / 10 VA
	Communication	=	RS485 Port MODBUS RTU
3. RS485 Module	Operating Voltage	=	3.3 V to 5 V
	Interface Converter	=	TTL to RS485
4. Microcontroller	Operating Voltage	=	5 V
	Speed	=	160 MHz
	Flash Program Memory	=	512 Kbytes
	Digital I/O Pins	=	25
	Communication Port	=	2 UART TTL / I2C / SPI
5. SD Card	Memory	=	4 GB
	Communication	=	SPI



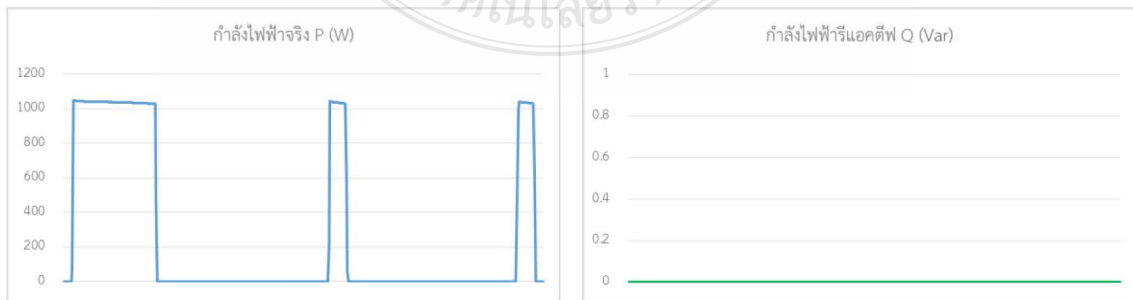
รูปที่ 3.7 กำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟขณะใช้งานของเครื่องปรับอากาศ



รูปที่ 3.8 กำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟขณะใช้งานของตู้เย็น

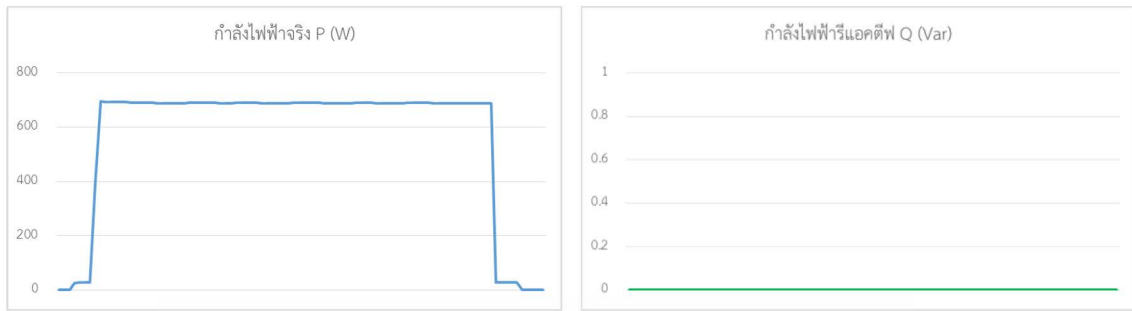


รูปที่ 3.9 กำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟขณะใช้งานของโทรทัศน์



รูปที่ 3.10 กำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟขณะใช้งานของเตารีด

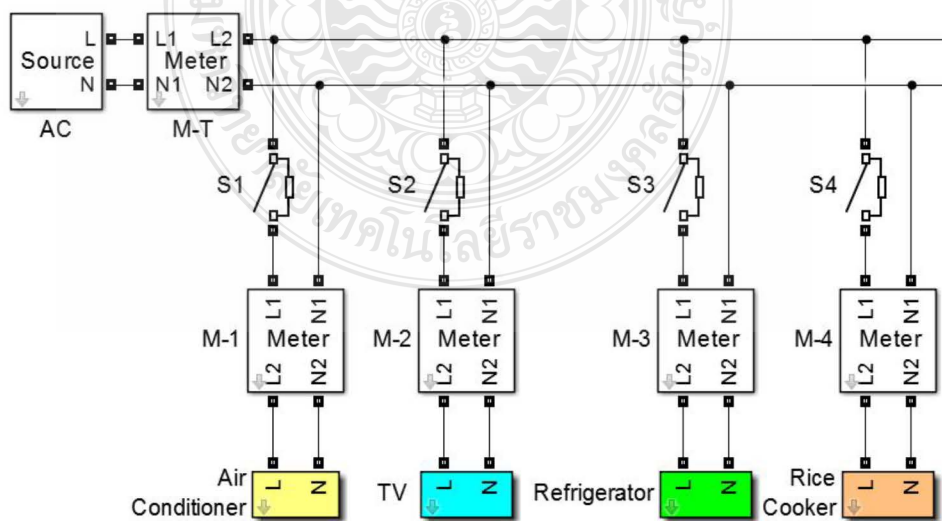




รูปที่ 3.11 กำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟขณะใช้งานของหม้อหุงข้าว

### 3.4 แบบจำลองอุปกรณ์ไฟฟ้าขณะใช้งาน

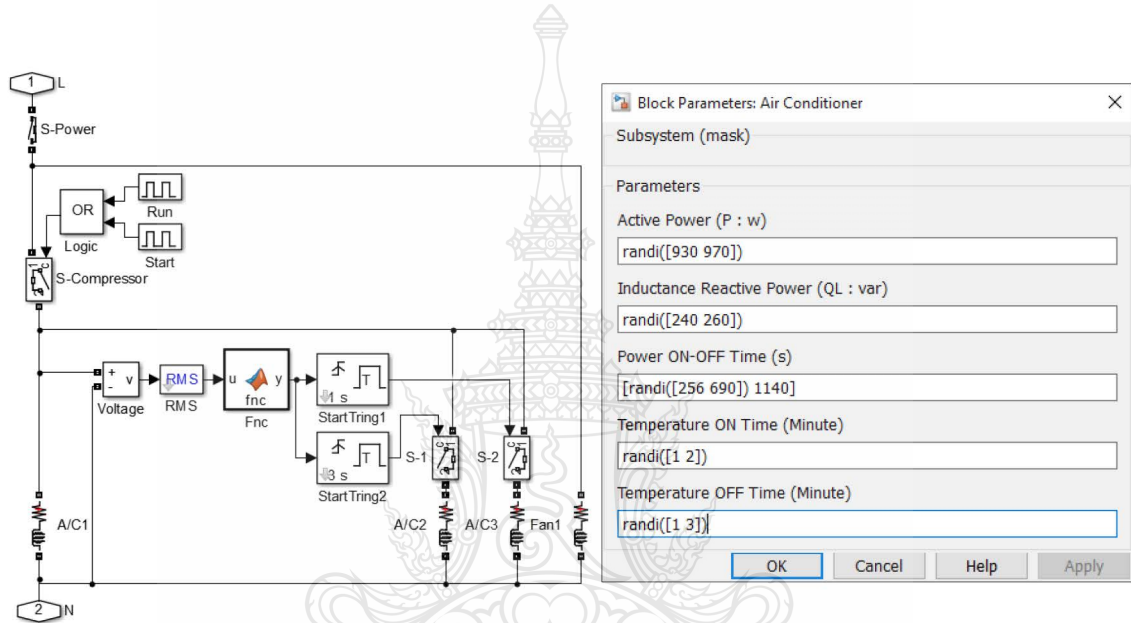
การสร้างแบบจำลองอุปกรณ์ไฟฟ้าขณะใช้งานมีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างฐานข้อมูล (data set) สำหรับทดสอบวิธีการของ NILM ที่มีความหลากหลายในการทำงานร่วมกันของอุปกรณ์ไฟฟ้าโดยยังไม่ต้องไปติดตั้งใช้งานจริง แบบจำลองอุปกรณ์ไฟฟ้าขณะใช้งานต่างจากแบบจำลองโหลดปกติ เพราะไม่ได้พิจารณาเพียงค่าความต้านทานและตัวเหนี่ยวนำเท่านั้น แต่จะพิจารณาช่วงเริ่มทำงานและหยุดทำงานที่เป็นลักษณะเฉพาะของอุปกรณ์ไฟฟ้า หากแบ่งอุปกรณ์ไฟฟ้าตามส่วนประกอบของค่ากำลังไฟฟ้าแบ่งได้ 2 รูปแบบ คืออุปกรณ์ไฟฟ้าที่มีค่ากำลังไฟฟ้าจริงอย่างเดียวและอุปกรณ์ไฟฟ้าที่มีทั้งค่ากำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟ โดยอุปกรณ์ไฟฟ้ามีจำนวนสถานะในขณะใช้งานที่แตกต่างกัน ในงานวิจัยนี้พิจารณาใน 2 รูปแบบ คือ แบบ 2 สถานะ และ 3 สถานะ การสร้างแบบจำลองจะบันทึกข้อมูลการใช้กำลังไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าจริงทุกๆ 1 วินาที ตามที่วัดมาในหัวข้อข้างต้น จากนั้นสร้างแบบจำลองอุปกรณ์ไฟฟ้าขณะใช้งานด้วยโปรแกรม MATLAB ในงานวิจัยนี้ได้เริ่มต้นสร้างแบบจำลองอุปกรณ์ไฟฟ้า 4 ชนิด ได้แก่ เครื่องปรับอากาศ โทรทัศน์ ตู้เย็น และหม้อหุงข้าว การต่อใช้งานร่วมกันของแบบจำลองและเครื่องวัดแสดงได้ตามรูปที่ 3.12 และสามารถปรับตั้งค่าแรงดันแบบสุ่มได้เสมือนระบบจริง



รูปที่ 3.12 การต่อร่วมของแบบจำลองและการวัดค่าทางไฟฟ้า

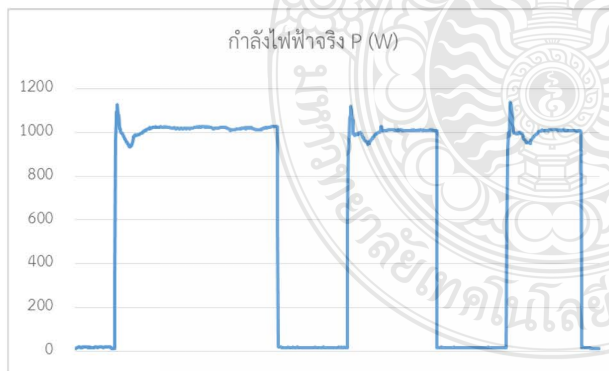
### 3.4.1 แบบจำลองเครื่องปรับอากาศ

เครื่องปรับอากาศเป็นอุปกรณ์ไฟฟ้าที่มีทั้งค่ากำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟแบบเหนี่ยวนำ การทำงานช่วงเริ่มต้นมีค่ากำลังไฟฟ้าสูงก่อนกลับสภาวะปกติ โดยการทำงานมี 3 สถานะคือ ช่วงเปิดที่คอมเพรสเซอร์ทำงาน ช่วงเปิดที่คอมเพรสเซอร์หยุดทำงานและช่วงปิดการทำงาน การทำงานในรอบแรกช่วงเปิดที่คอมเพรสเซอร์ทำงานจะทำงานนานกว่ารอบการทำงานอื่นๆ รูปที่ 3.13 แสดงแบบจำลอง ส่วนตั้งค่าแบบจำลอง ผลการวัดค่าของอุปกรณ์จริง และผลการวัดจากแบบจำลอง โดยสามารถปรับตั้งเวลาทำงาน ค่ากำลังไฟฟ้า

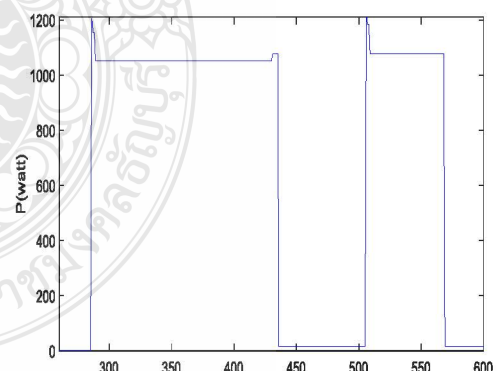


ก) แบบจำลอง

ข) ส่วนตั้งค่าแบบจำลอง



ค) ผลการวัดค่าของอุปกรณ์จริง

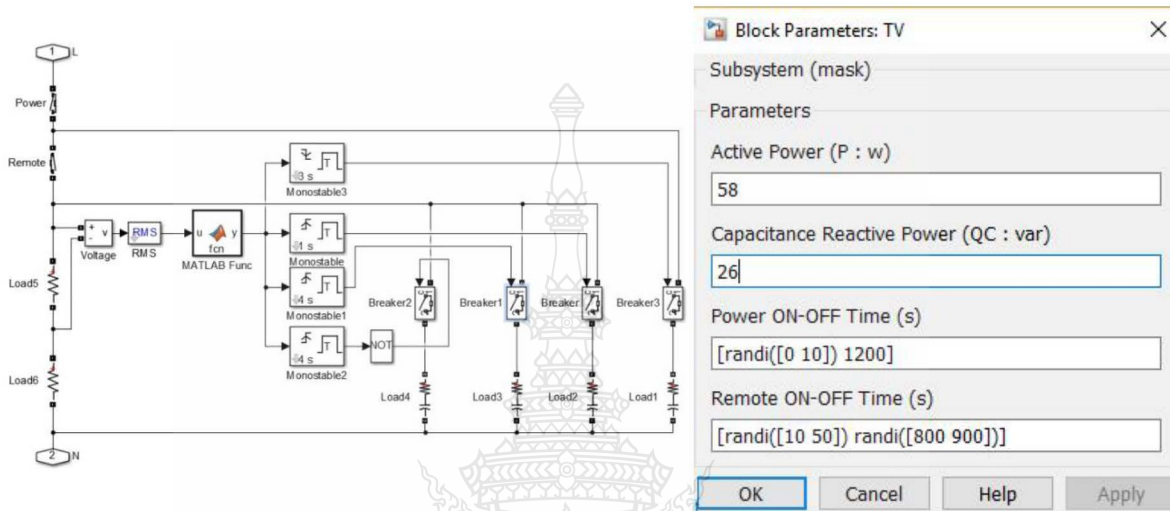


ง) ผลการวัดจากแบบจำลอง

รูปที่ 3.13 แบบจำลองเครื่องปรับอากาศ

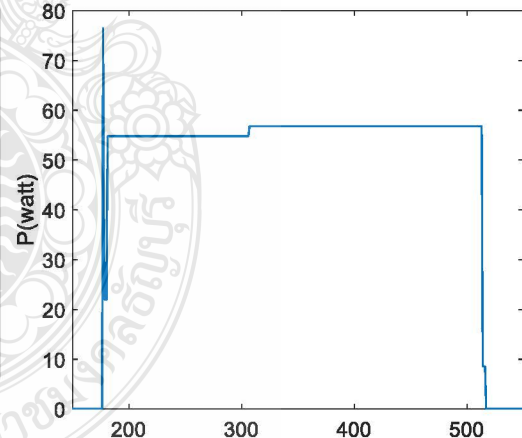
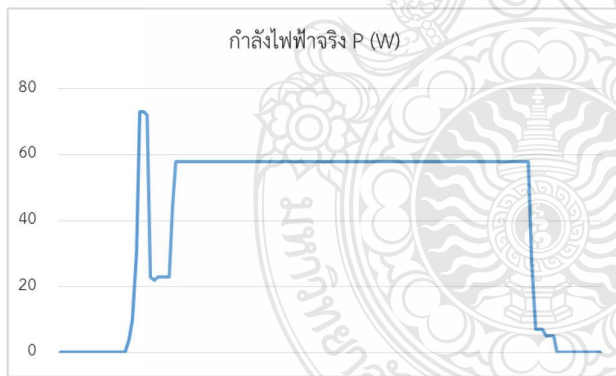
### 3.4.2 แบบจำลองโทรทัศน์

โทรทัศน์เป็นอุปกรณ์ไฟฟ้าที่มีทั้งค่ากำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟารีแอกทีฟแบบประจุ ช่วงเริ่มการทำงานจะมีค่ากำลังไฟฟ้าเป็นขั้นแบบขึ้นลง โดยการทำงานมี 2 สถานะ คือ ช่วงปิด-ช่วงเปิด รูปที่ 3.14 แสดงแบบจำลอง ส่วนตั้งค่าแบบจำลอง ผลการวัดค่าของอุปกรณ์จริง และผลการวัดจากแบบจำลอง โดยสามารถปรับตั้งเวลาทำงาน ค่ากำลังไฟฟ้า



ก) แบบจำลอง

ข) ส่วนตั้งค่าแบบจำลอง



ค) ผลการวัดค่าของอุปกรณ์จริง

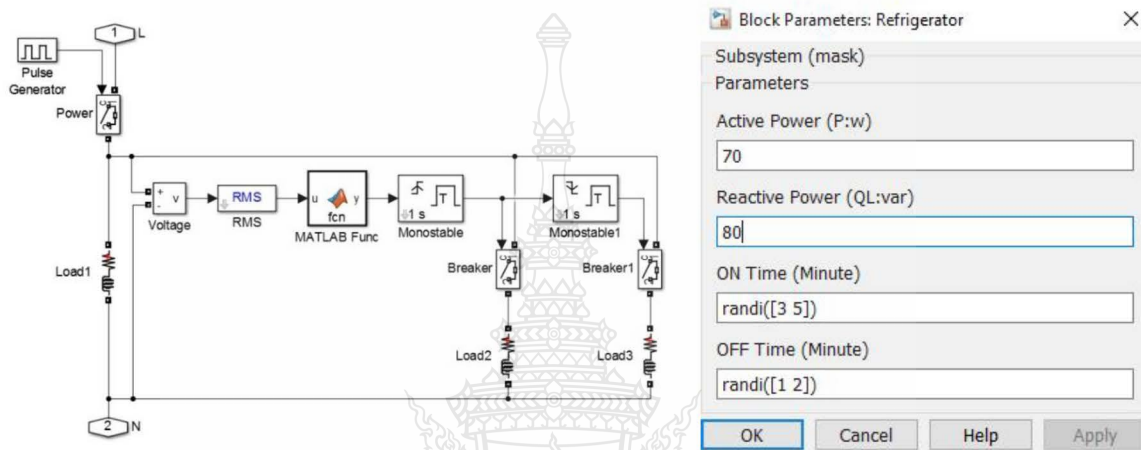
ง) ผลการวัดจากแบบจำลอง

รูปที่ 3.14 แบบจำลองโทรทัศน์



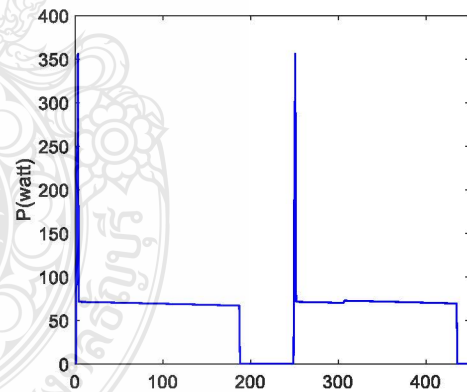
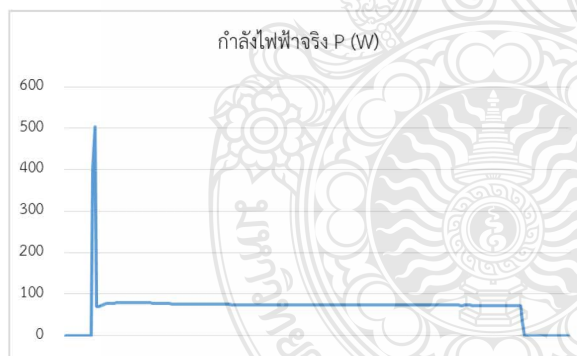
### 3.4.3 แบบจำลองตู้เย็น

ตู้เย็นเป็นอุปกรณ์ไฟฟ้าที่มีทั้งค่ากำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้รีแอกทีฟแบบเหนี่ยวนำ การทำงานช่วงเริ่มต้นจะมีค่ากำลังไฟฟ้าสูงมากก่อนกลับสู่สภาวะปกติ โดยการทำงานจะมี 2 สถานะ คือ ช่วงปิด-ช่วงเปิด มีทำงานแบบเปิดและปิดตลอดทั้งวัน และกำลังไฟฟ้าช่วงทำงานจะลดลงเรื่อยๆ ตามเวลาที่ช่วงเปิดทำงาน รูปที่ 3.15 แสดงแบบจำลอง ส่วนตั้งค่า ผลการวัดค่าของอุปกรณ์จริง และผลการวัดจากแบบจำลอง โดยสามารถปรับตั้งเวลาทำงาน ค่ากำลังไฟฟ้า



ก) แบบจำลอง

ข) ส่วนตั้งค่าแบบจำลอง



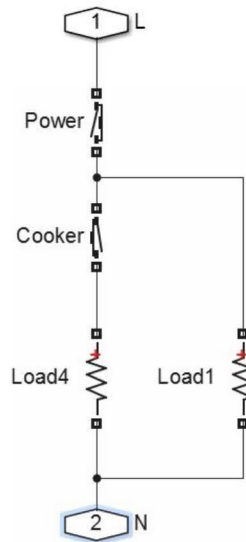
ค) ผลการวัดค่าของอุปกรณ์จริง

ง) ผลการวัดจากแบบจำลอง

รูปที่ 3.15 แบบจำลองตู้เย็น

### 3.4.4 แบบจำลองหม้อหุงข้าว

หม้อหุงข้าวเป็นอุปกรณ์ไฟฟ้าที่มีกำลังไฟฟ้าจริงอย่างเดียว การทำงานมี 3 สถานะ คือ ช่วงปิด-ช่วงเปิด-ช่วงอุ่น รูปที่ 3.16 แสดงแบบจำลอง ส่วนตั้งค่าแบบจำลอง ผลการวัดค่าของอุปกรณ์จริง และผลการวัดจากแบบจำลอง โดยสามารถปรับตั้งเวลาทำงาน ค่ากำลังไฟฟ้า



ก) แบบจำลอง

**Block Parameters: Rice Cooker** ✕

Subsystem (mask)

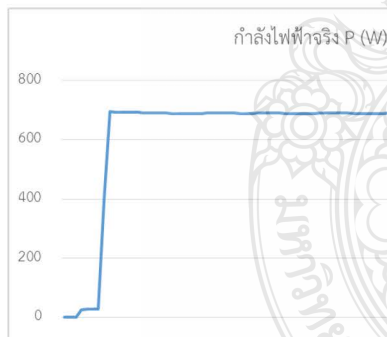
Parameters

Active Power (P : w)

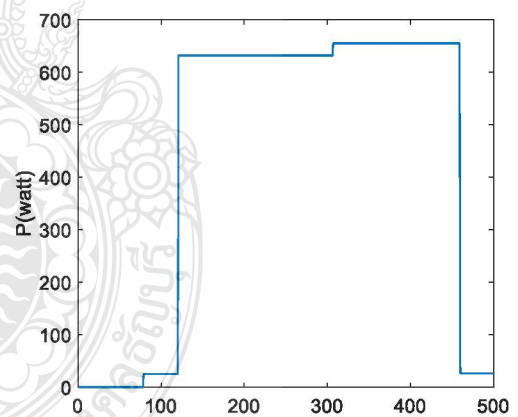
Power ON-OFF Time (s)

Cooker ON-OFF Time (s)

ข) ส่วนตั้งค่าแบบจำลอง



ค) ผลการวัดค่าของอุปกรณ์จริง

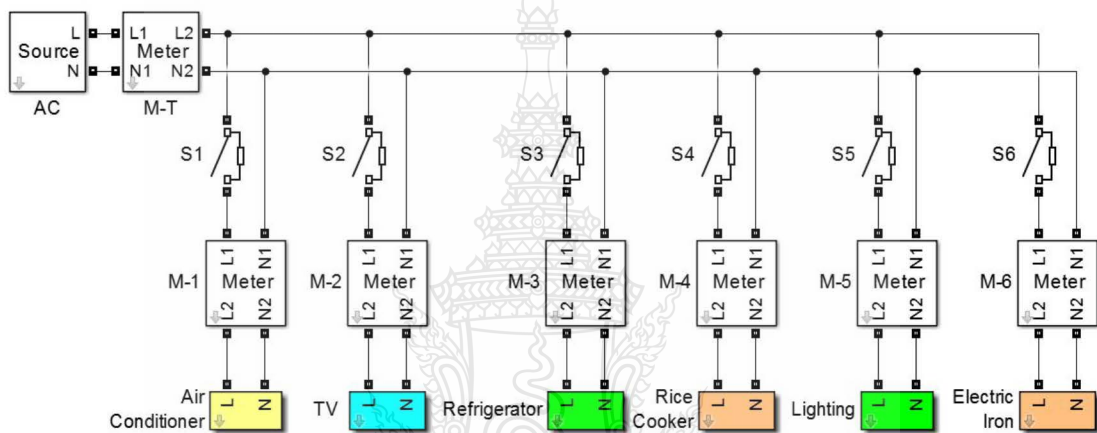


ง) ผลการวัดจากแบบจำลอง

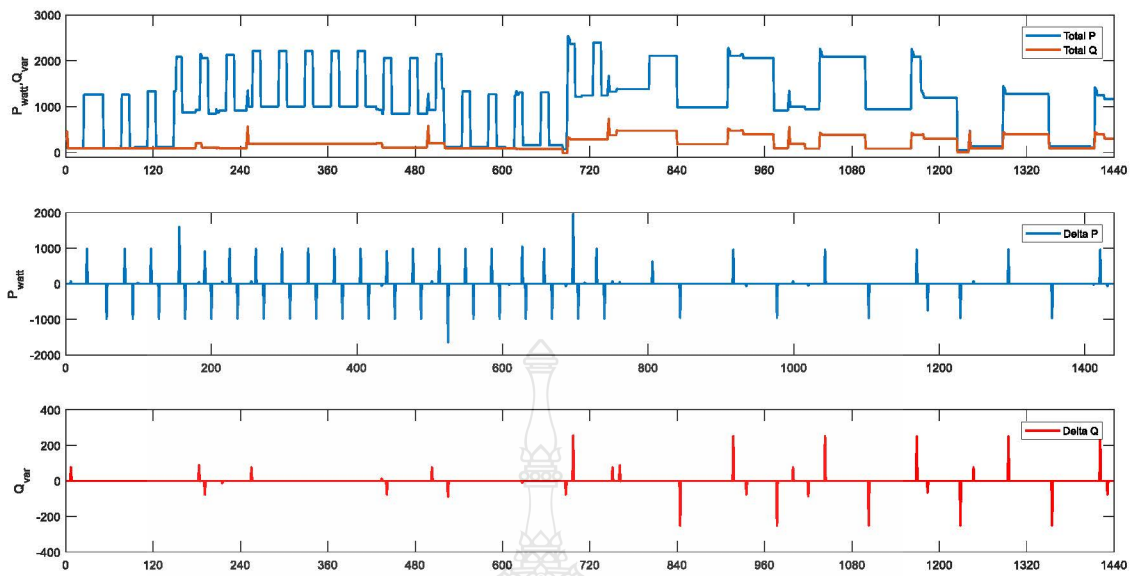
รูปที่ 3.16 แบบจำลองหม้อหุงข้าว

### 3.4.5 การทดสอบแยกแยะตามหลักการ NILM จากแบบจำลองอุปกรณ์ไฟฟ้าขณะใช้งาน

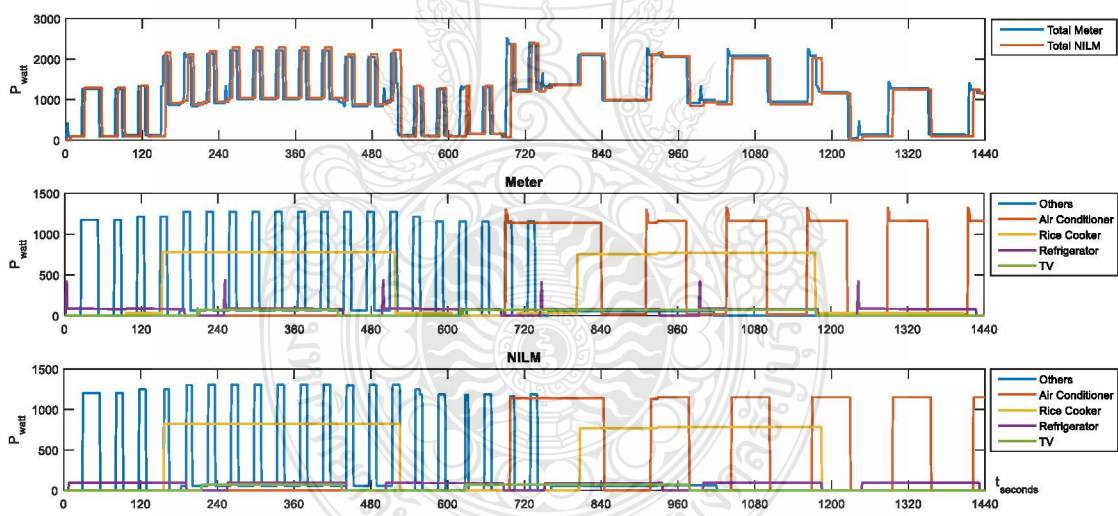
หัวข้อนี้จะทดสอบแยกค่าการใช้กำลังไฟฟ้าของอุปกรณ์ 4 ชนิด ได้แก่ เครื่องปรับอากาศ โทรทัศน์ ตู้เย็น และหม้อหุงข้าว โดยขณะทดสอบได้เพิ่มแบบจำลองอุปกรณ์อื่นติดตั้งด้วยได้แก่ หลอดไฟ และ เตารีด โดยรวมกันเป็นอุปกรณ์ประเภทอื่นๆ ในการแสดงผล ใช้เวลาทดสอบ 1,440 วินาที ระบบทดสอบเป็นตามรูปที่ 3.17 การทดสอบทำการปรับตั้งเป็น 5 กรณี ทั้งขนาดกำลังไฟฟ้าและช่วงเวลาทำงานของอุปกรณ์ สำหรับแหล่งจ่ายตั้งค่าค่าแรงดันให้อยู่ในช่วงที่กำหนดและมีค่าแบบสุ่มทั้งขนาด และช่วงเวลาในการเปลี่ยนค่า ผลการทดสอบทั้ง 5 กรณี เป็นไปตามรูปที่ 3.18 ถึง 3.27 สรุปข้อมูลได้ตามตารางที่ 3.4 ถึง ตารางที่ 3.5



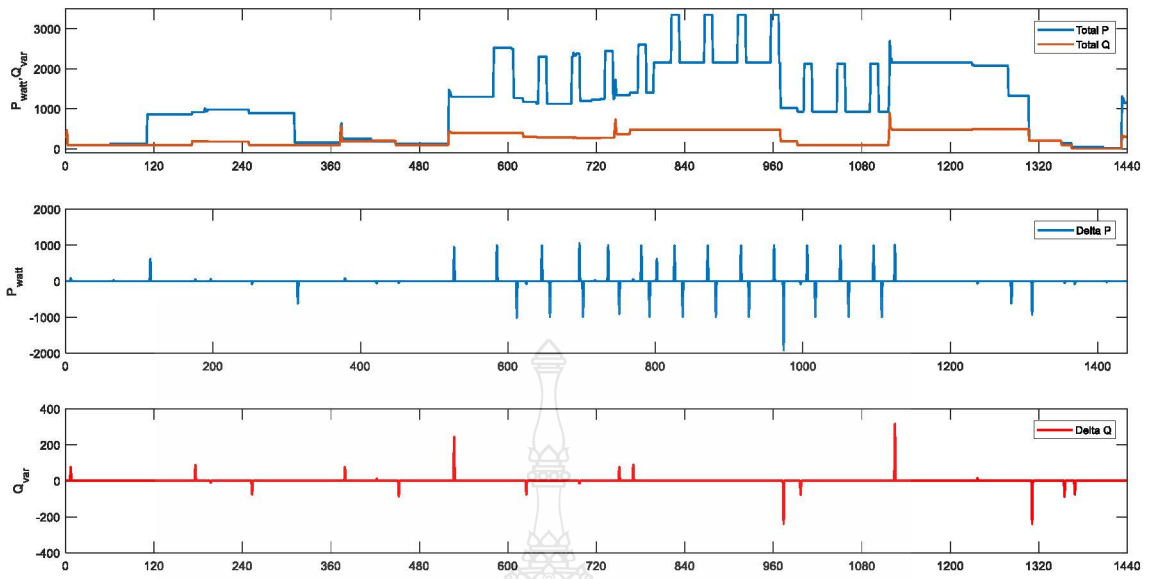
รูปที่ 3.17 ระบบทดสอบจากแบบจำลองอุปกรณ์ไฟฟ้าขณะใช้งาน



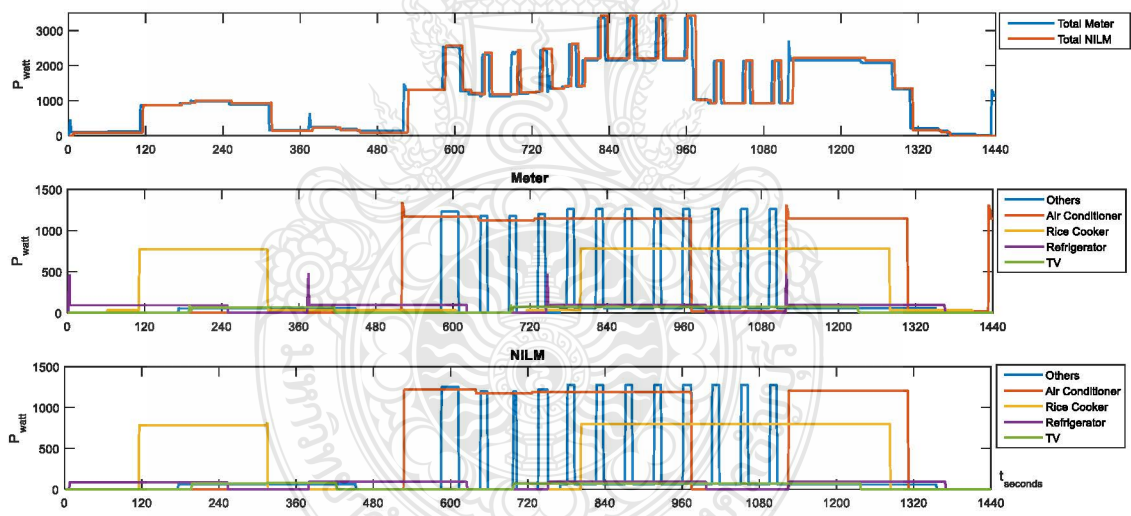
รูปที่ 3.18 ผลการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงและสกัดหาค่า  $\Delta P$  และ  $\Delta Q$  ของกรณีศึกษาที่ 1



รูปที่ 3.19 ผลทดสอบแยกแยะอุปกรณ์ไฟฟ้าของกรณีศึกษาที่ 1

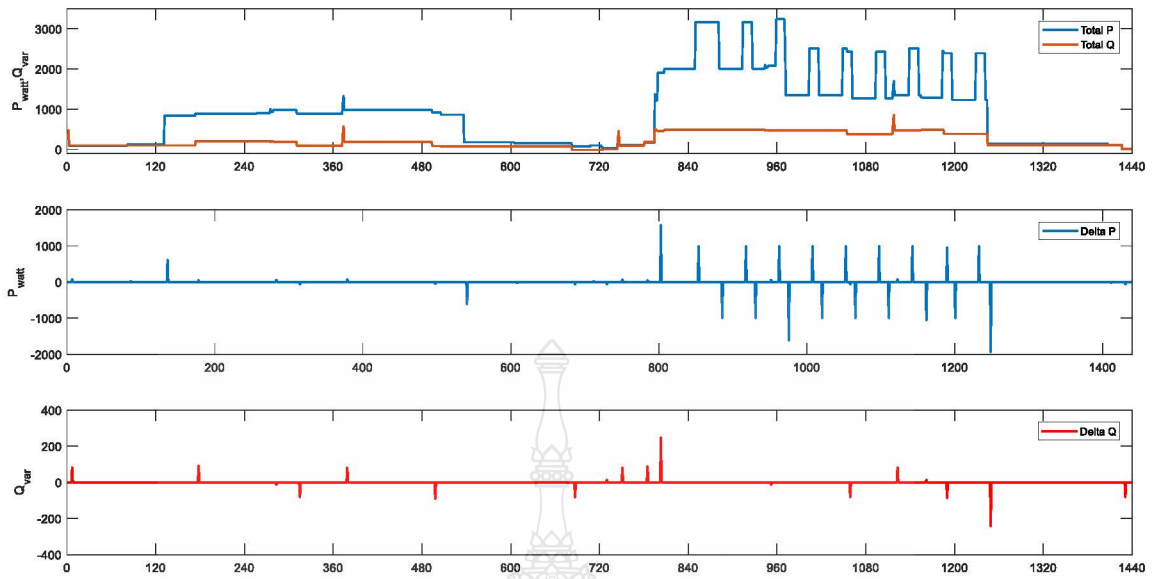


รูปที่ 3.20 ผลการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงและสกัดหาค่า  $\Delta P$  และ  $\Delta Q$  ของกรณีศึกษาที่ 2

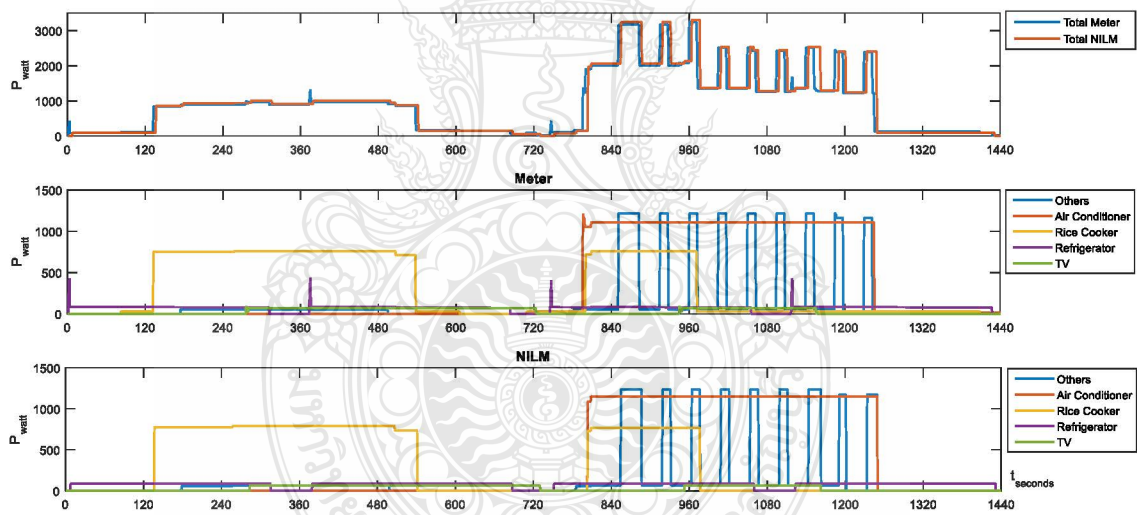


รูปที่ 3.21 ผลทดสอบแยกแยะอุปกรณ์ไฟฟ้าของกรณีศึกษาที่ 2

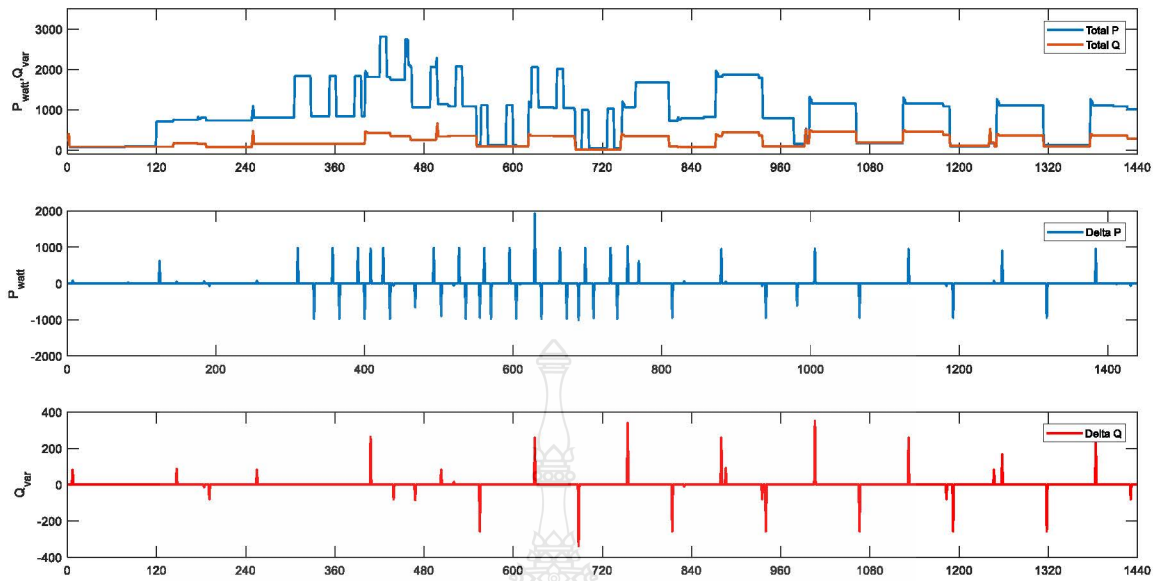




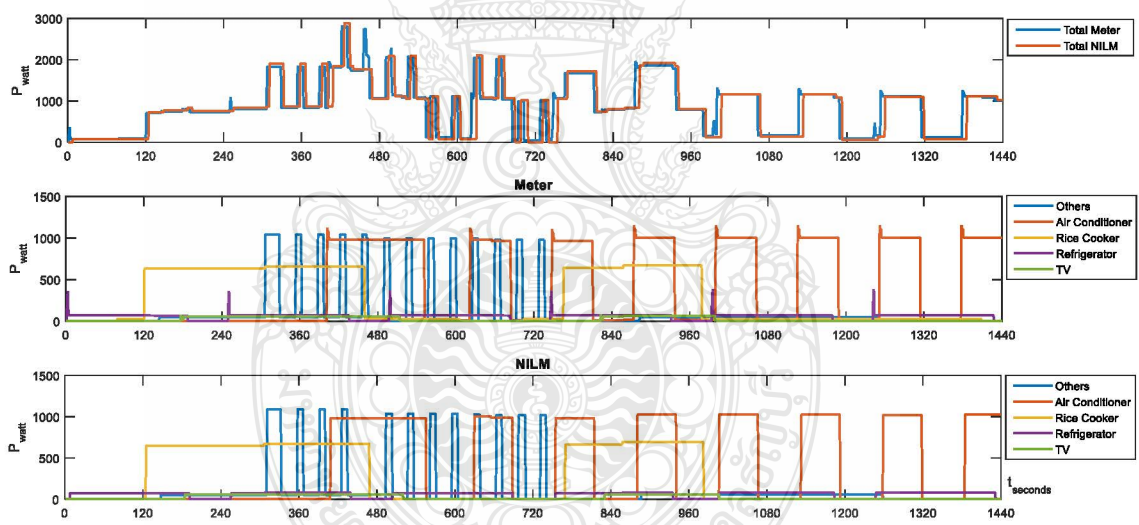
รูปที่ 3.22 ผลการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงและสกัดหาค่า  $\Delta P$  และ  $\Delta Q$  ของกรณีศึกษาที่ 3



รูปที่ 3.23 ผลทดสอบแยกแยะอุปกรณ์ไฟฟ้าของกรณีศึกษาที่ 3

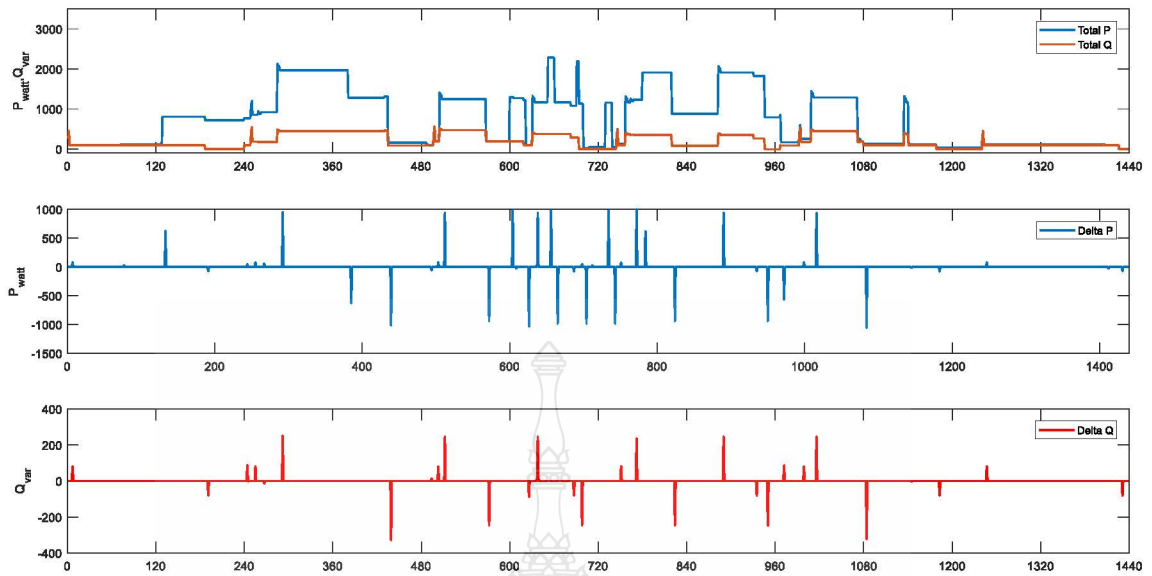


รูปที่ 3.24 ผลการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงและสกัดหาค่า  $\Delta P$  และ  $\Delta Q$  ของกรณีศึกษาที่ 4

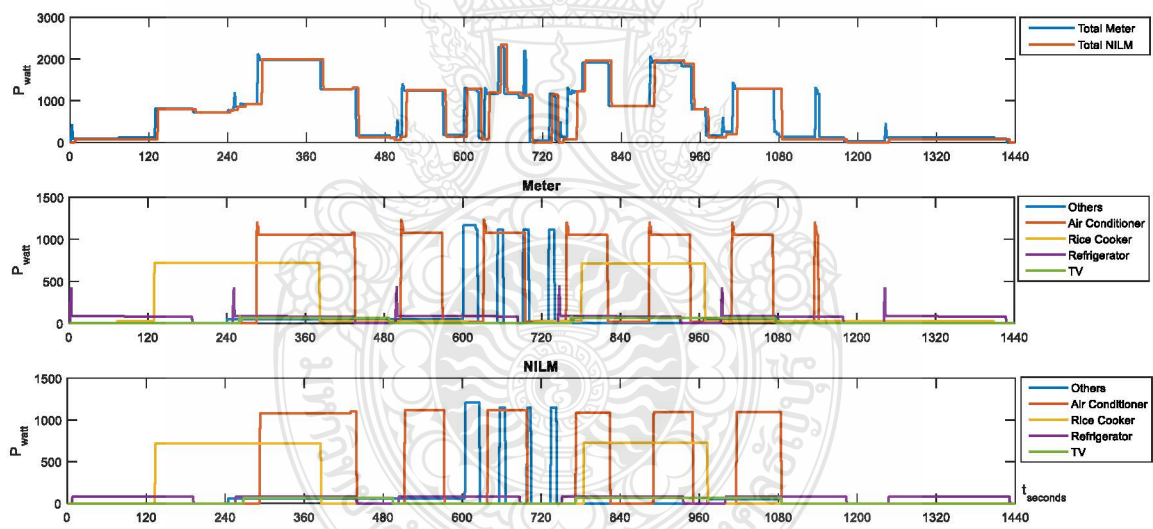


รูปที่ 3.25 ผลทดสอบแยกแยะอุปกรณ์ไฟฟ้าของกรณีศึกษาที่ 4





รูปที่ 3.26 ผลการตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงและสกัดหาค่า  $\Delta P$  และ  $\Delta Q$  ของกรณีศึกษาที่ 5



รูปที่ 3.27 ผลทดสอบแยกแยะอุปกรณ์ไฟฟ้าของกรณีศึกษาที่ 5

ตารางที่ 3.4 การเปรียบเทียบค่าการใช้พลังงานไฟฟ้าระหว่างวัดจากมิเตอร์กับค่าจากวิธี NILM

อุปกรณ์	พลังงานไฟฟ้า (w-hr) [มิเตอร์/NILM]				
	กรณีที่ 1	กรณีที่ 2	กรณีที่ 3	กรณีที่ 4	กรณีที่ 5
เครื่องปรับอากาศ	139.3 / 129.2	207.3 / 210.3	139.7 / 142.2	165.3 / 157.2	140.8 / 135.8
หม้อหุงข้าว	162.4 / 165.9	151.9 / 150.3	126.4 / 125.0	104.4 / 103.6	93.8 / 88.4
ตู้เย็น	26.7 / 28.8	26.6 / 24.3	28.5 / 30.3	23.0 / 23.6	26.7 / 24.5
โทรทัศน์	15.4 / 11.0	15.2 / 15.1	12.7 / 12.0	8.2 / 8.6	9.7 / 9.7
รวม	432.8 / 432.0	464.5 / 464.5	363.6 / 362.0	346.5 / 345.8	294.5 / 293.7

ตารางที่ 3.5 ร้อยละความถูกต้องของการประมาณค่าจาก NILM

อุปกรณ์	ร้อยละความถูกต้อง					
	กรณีที่ 1	กรณีที่ 2	กรณีที่ 3	กรณีที่ 4	กรณีที่ 5	เฉลี่ย
เครื่องปรับอากาศ	94.63	95.27	96.54	95.61	91.21	94.65
หม้อหุงข้าว	94.16	94.86	93.28	92.47	92.08	93.37
ตู้เย็น	89.02	91.58	90.55	90.76	91.96	90.77
โทรทัศน์	70.76	94.64	94.04	92.42	95.56	89.48
รวม	94.98	95.66	95.67	91.94	93.52	94.35
เฉลี่ย	89.70	93.13	92.57	90.53	91.54	91.49

การตรวจสอบความถูกต้องได้ใช้ค่าเฉลี่ยของการใช้พลังงานไฟฟ้าในช่วงเวลาที่กำหนด โดยแบบจำลองใช้คาบเวลา 60 วินาที

จากผลการทดสอบระบบ NILM ตามข้อมูลจากแบบจำลองอุปกรณ์ไฟฟ้าขณะใช้งาน สำหรับแยกอุปกรณ์ไฟฟ้า 4 ชนิด ได้แก่ เครื่องปรับอากาศ โทรทัศน์ ตู้เย็น และหม้อหุงข้าว สร้างกรณีทดสอบ 5 กรณี ได้ความถูกต้องในการแยกค่าการใช้พลังงานไฟฟ้าทั้ง 4 อุปกรณ์ออกจากค่ากำลังไฟฟ้ารวมเฉลี่ยเท่ากับ 91.49%

### 3.5 การทดสอบระบบในห้องปฏิบัติการ

ในหัวข้อนี้จะเป็นการทดสอบวัดจากอุปกรณ์จริงที่สามารถควบคุมรูปแบบการทำงานได้ และไม่มีอุปกรณ์อื่นทำงานในระบบทดสอบ พร้อมทดสอบระบบแสดงผลข้อมูล โดยมีโครงสร้างระบบตามรูปที่ 3.28 สำหรับระบบทดสอบมีส่วนประกอบดังนี้

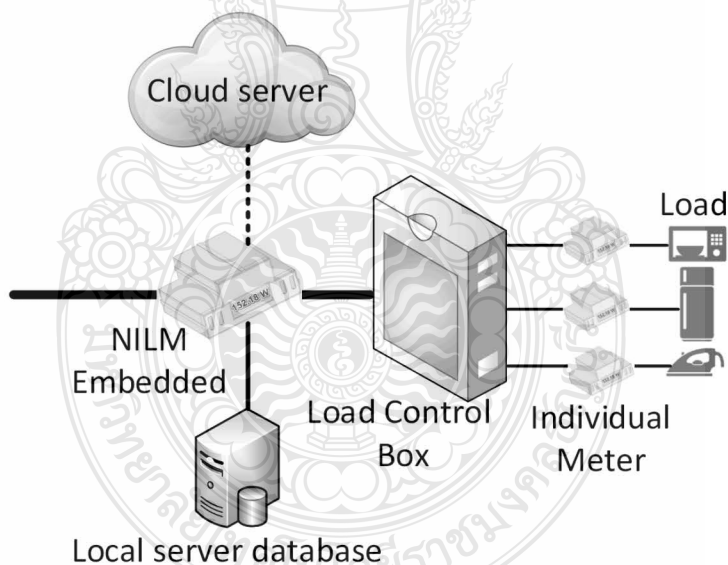
- NILM Embedded เป็นชุดประมวลผลด้วยไมโครคอนโทรลเลอร์ ESP32 มีโปรแกรมที่ทำงานตามหลักการของ NILM โดยรายละเอียดภายในจะอธิบายในหัวข้อถัดไป

- Load Control Box เป็นส่วนที่ควบคุมให้ทำงานตามที่ต้องการ ใช้ตัวควบคุมแบบ PLC รุ่น FX5U พร้อมจอสัมผัสเป็นส่วนสั่งการ และติดตั้งมิเตอร์วัดพลังงานไฟฟ้าสำหรับวัดค่ากำลังไฟฟ้ารวม

- Local server database เป็นคอมพิวเตอร์ที่ใช้เก็บข้อมูลการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าที่ทดสอบ

- Cloud Server เป็นส่วนแสดงผลแบบ Online เพื่อการวิเคราะห์ และแสดงผลสำหรับผู้ใช้งาน

- Individual Meter เป็นมิเตอร์ที่ใช้วัดการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าเป็นรายตัว เพื่อนำข้อมูลที่ได้มาเปรียบเทียบกับระบบ NILM ที่จะแยกการใช้พลังงานไฟฟ้าออกหาเป็นรายอุปกรณ์ โดยข้อมูลที่ได้จะถูกส่งไปเก็บที่ฐานข้อมูล



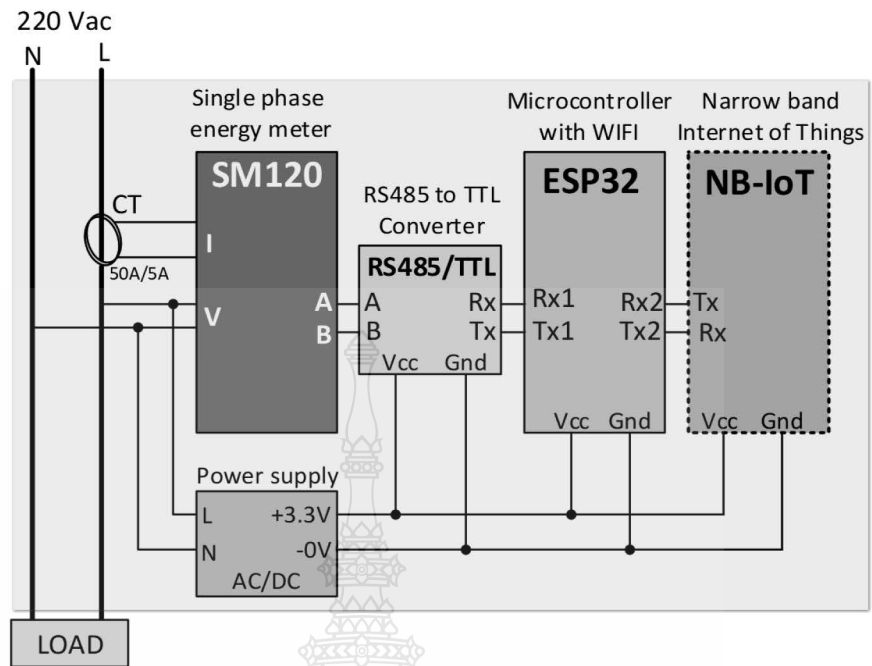
รูปที่ 3.28 ระบบทดสอบในห้องปฏิบัติการ

ตารางที่ 3.6 เงื่อนไขเบื้องต้นสำหรับจัดกลุ่มเครื่องใช้ไฟฟ้า

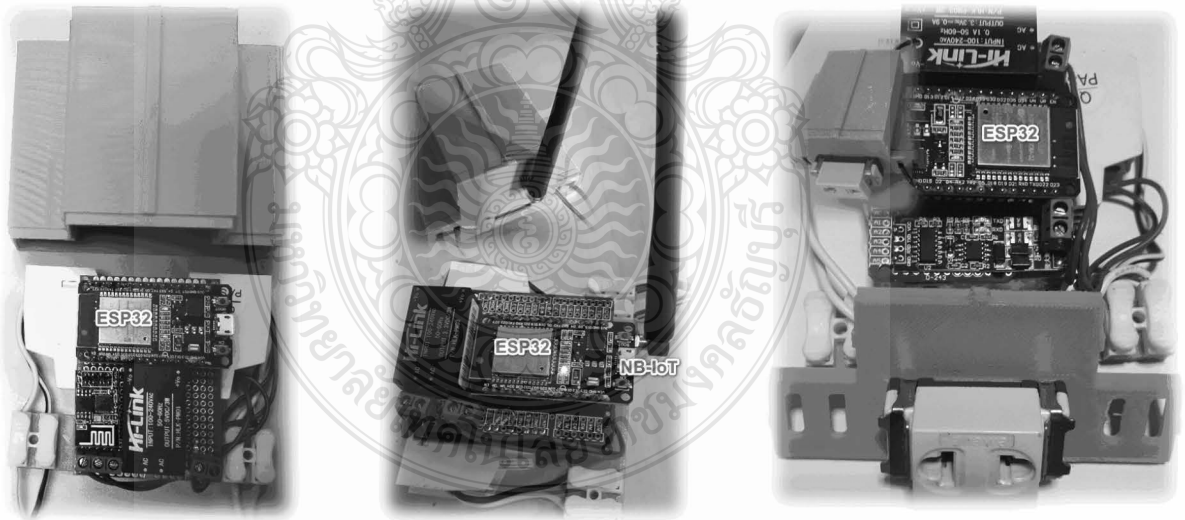
รายการ	เครื่องใช้ไฟฟ้า							
	เครื่องปรับอากาศ	ตู้เย็น	โทรทัศน์	เตารีด	กระติกน้ำร้อน	หม้อหุงข้าว	เตาอบไมโครเวฟ	เครื่องซักผ้า
กำลังไฟฟ้าจริง(W)	950	90	50	1,000	700	600	1,360	200
กำลังไฟฟฟารีแอกตีฟ (Var)	200	80	-6	0	0	0	100	120
จำนวนการเปลี่ยนแปลงต่อ 30 ข้อมูล	0	0	0	3	1	0	2	5
จำนวนขอขบขาค้น/ขอขบขาลง	1 / 1	1 / 1	2 / 1	1 / 1	1 / 1	1 / 1	2 / 1	>2 / >2
รูปแบบสัญญาณช่วงเริ่มทำงาน	Overshoot	High Overshoot	2 Steps	1 Step	1 Step	1 Step	2 Steps	Triangle

### 3.5.1 การออกแบบ Hardware ส่วน NILM Embedded และ Individual Meter

ส่วนประกอบของ NILM Embedded และ Individual Meter ใกล้เคียงกัน ต่างกันที่โปรแกรมที่ถูกรรจกายในไมโครคอนโทรลเลอร์ ซึ่งไดอะแกรมของ Hardware เป็นไปตามรูปที่ 3.29 โดยแผงวงจร NB-IoT เป็นส่วนเสริมสำหรับกรณีที่สถานที่ติดตั้งไม่มี Internet และรูปอุปกรณ์จริงเป็นไปตามรูปที่ 3.30 โดยค่าทางไฟฟ้าถูกวัดด้วยมิเตอร์วัดการใช้พลังงานไฟฟ้าแบบ 1 เฟส รุ่น SM120 จากนั้นไมโครคอนโทรลเลอร์ รุ่น ESP32 ดึงข้อมูลแบบ Modbus RTU ผ่านสายสัญญาณทุก 1 วินาที แล้วนำมาประมวลผลเพื่อส่งข้อมูลเก็บที่ฐานข้อมูลและแสดงผลผ่านระบบอินเทอร์เน็ต



รูปที่ 3.29 ไดอะแกรมของ Hardware



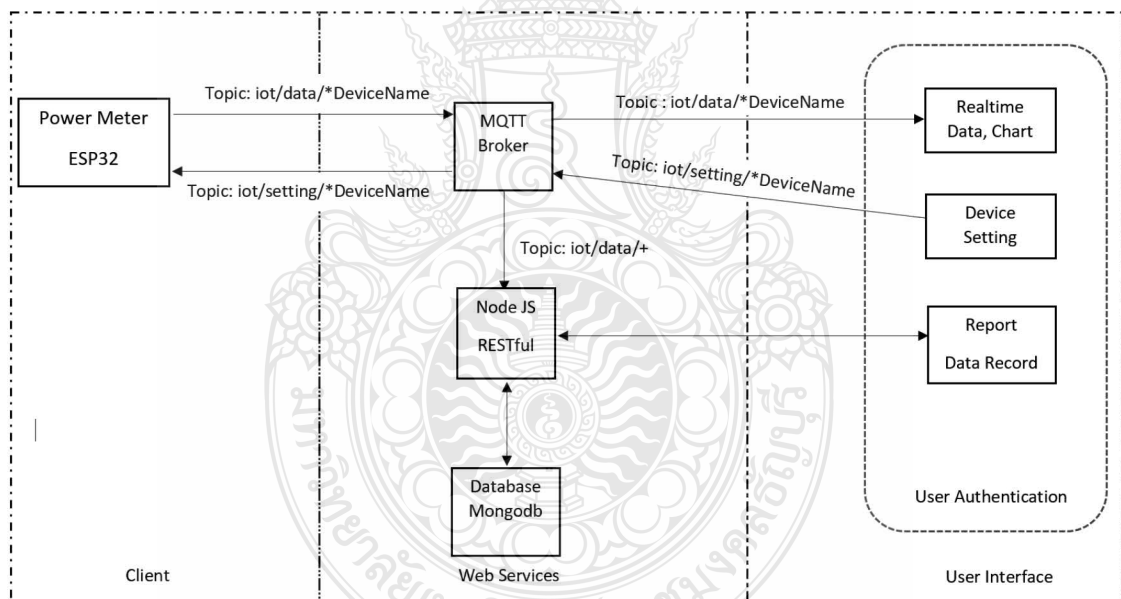
ก) NILM Embedded    ข) NILM Embedded ร่วมกับ NB-IoT    ค) Individual Meter  
รูปที่ 3.30 NILM Embedded และ Individual Meter

### 3.5.2 การออกแบบส่วนฐานข้อมูลและส่วนแสดงผล

ส่วนฐานข้อมูลมี 2 ส่วน คือส่วนที่ใช้สำหรับวิเคราะห์ข้อมูลจะบันทึกข้อมูลทุกๆ 1 วินาที (ใช้ในช่วงแรกของการวิเคราะห์) และบันทึกข้อมูลทุกๆ 60 วินาที (สำหรับใช้แสดงผลให้ผู้ใช้งานทราบ) โดยมีส่วนที่ใช้ปรับตั้งค่าหรือเปลี่ยนแปลงข้อมูลผ่านส่วนแสดงผลได้ ผังการทำงานเป็นไปตามรูปที่ 3.31 ใช้ MQTT ในการส่งข้อมูลระหว่างส่วนเครื่องวัด ส่วนฐานข้อมูล และส่วนแสดงผล โดยส่วนแสดงผลมีส่วนประกอบหลักดังนี้

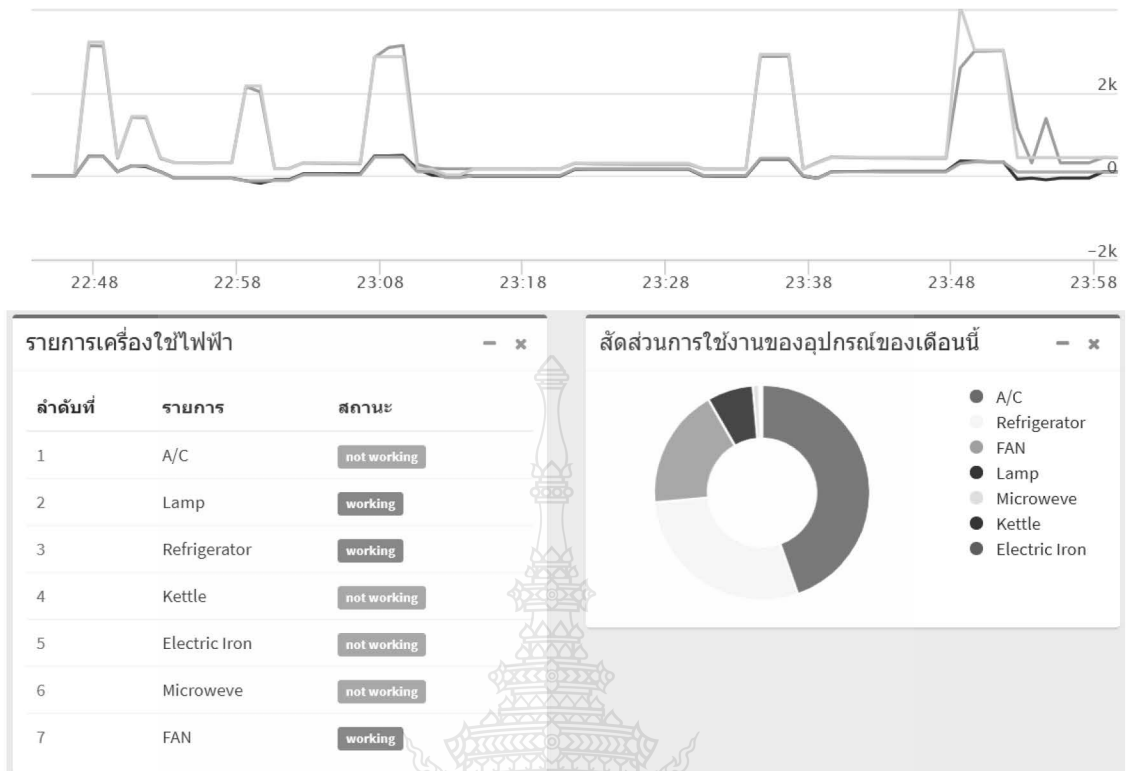
3.5.2.1 ส่วนแสดงผลข้อมูลกำลังไฟฟ้า ใช้แสดงกำลังไฟฟ้าจริงรวม กำลังไฟฟ้รีแอกตีฟรวม จากมิเตอร์ และค่าประมาณจากวิธี NILM ของข้อมูลที่ส่งมาจาก Client พร้อมแสดงสถานะการทำงานและสัดส่วนการใช้พลังงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าของเดือนนั้นๆ ตามรูปที่ 3.32

3.5.2.2 ส่วนเพิ่มชนิดอุปกรณ์ โดยสามารถนำมาวางแสดงผลในตำแหน่งที่ต้องการ ซึ่งสอดคล้องกับภาพด้านหลัง (ปรับเปลี่ยนเป็นรูปอื่นได้ เช่น ผังของบ้านในแต่ละชั้น) ตามรูปที่ 3.33 พร้อมแสดงสถานะการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้า โดยอุปกรณ์ใดมีกรอบสีเขียวแสดงว่ากำลังทำงาน และแสดงค่าการใช้พลังงานไฟฟ้า

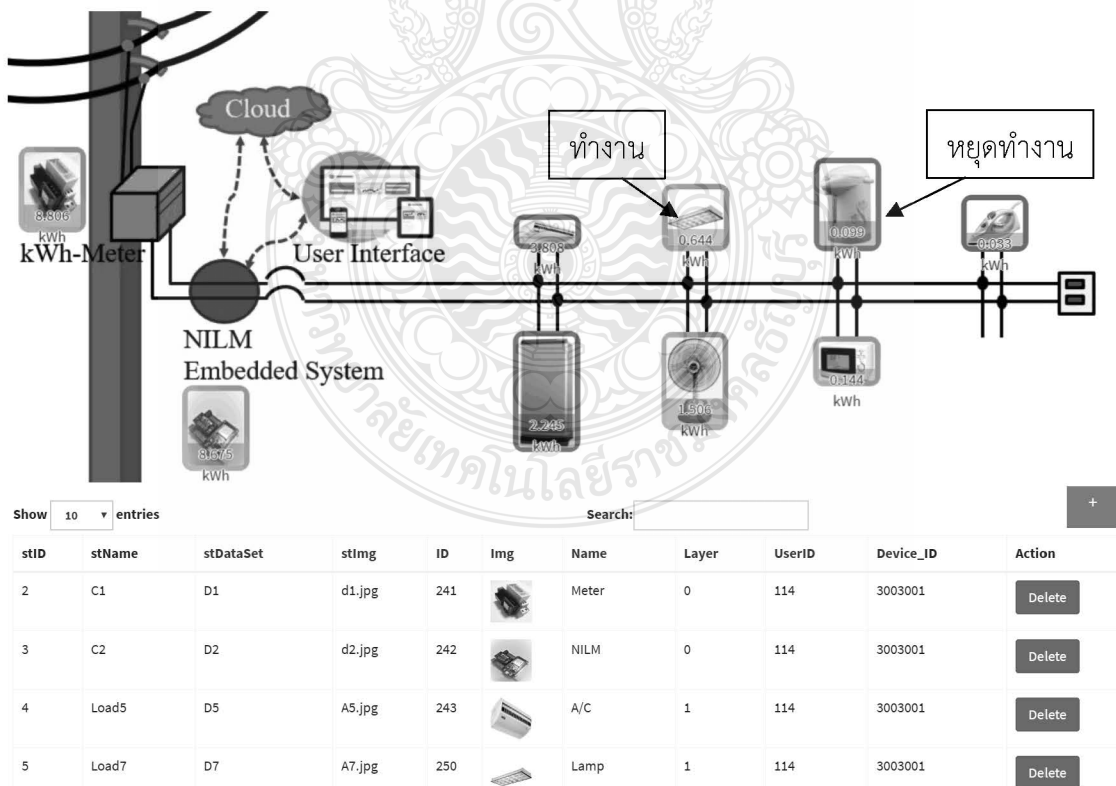


รูปที่ 3.31 ผังการทำงานส่วนฐานข้อมูล





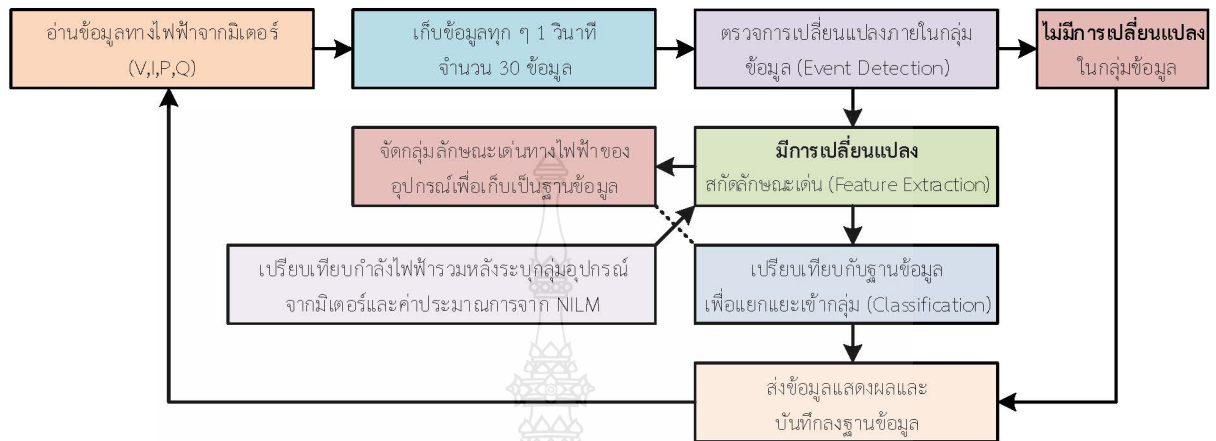
รูปที่ 3.32 หน้าแสดงข้อมูลกำลังไฟฟ้ารวม สถานะการทำงานและสัดส่วนการใช้พลังงาน



รูปที่ 3.33 หน้าเพิ่มอุปกรณ์และแสดงสถานะพร้อมหน่วยใช้ไฟฟ้ารวมและรายอุปกรณ์

### 3.5.3 การออกแบบส่วนประมวลผลที่ NILM Embedded

ส่วนนี้ถือว่าเป็นส่วนที่สำคัญที่สุดในโครงการวิจัยนี้ โดยมีขั้นตอนการประมวลผลตามไดอะแกรมในรูปที่ 3.34 อธิบายรายละเอียดในส่วนต่างได้ดังนี้



รูปที่ 3.34 ไดอะแกรมขั้นตอนการประมวลผล

#### 3.5.3.1 ส่วนอ่านข้อมูลจากมิเตอร์และบันทึกข้อมูล

การอ่านข้อมูลจากมิเตอร์ใช้มาตรฐานการรับส่งข้อมูลแบบ Modbus RTU โดยไมโครคอนโทรลเลอร์จะส่งหลายเลขมิเตอร์ (ID) รูปแบบการอ่านข้อมูล (Function) ตำแหน่งข้อมูลเริ่มต้น (Start Register) ที่ต้องการอ่าน และจำนวนข้อมูล (N) ที่ต้องการอ่าน จากนั้นรอรับการตอบกลับจากมิเตอร์ แล้วบันทึกข้อมูล โดยไมโครคอนโทรลเลอร์ดึงข้อมูลแบบอัตราต่ำ (Low sampling rate) ทุกๆ 1 วินาที เพื่อประมวลผลตามวิธีการของ NILM ในงานวิจัยนี้ได้อ่านข้อมูลทั้งหมด 7 ตัว ดังนี้

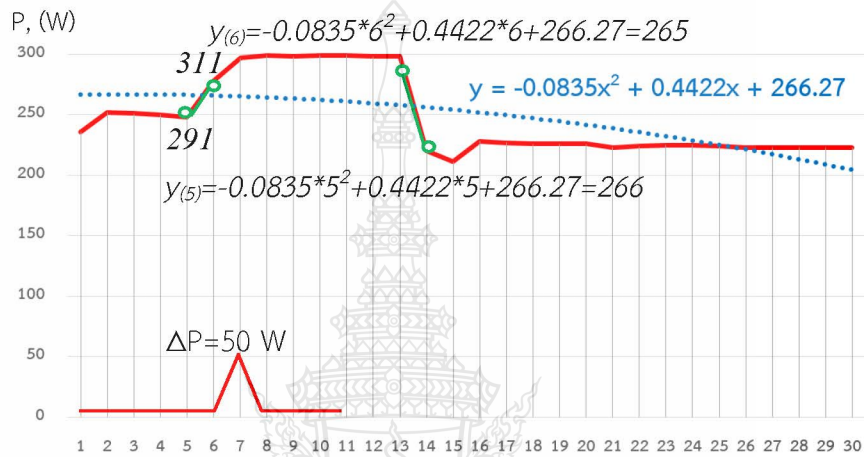
- |                         |                                   |
|-------------------------|-----------------------------------|
| - แรงดัน (V)            | หน่วย Volt [V]                    |
| - กระแส (I)             | หน่วย Ampere [A]                  |
| - กำลังไฟฟ้าจริง (P)    | หน่วย Watt [W]                    |
| - กำลังไฟฟารีแอกทีฟ (Q) | หน่วย Volte-Ampere-Reactive [VAR] |
| - กำลังไฟฟ้าปรากฏ (S)   | หน่วย Volte-Ampere [VA]           |
| - ตัวประกอบกำลัง (pf.)  | ไม่มีหน่วย                        |
| - พลังงานไฟฟ้า (E)      | หน่วย Watt-Hour [Whr]             |

#### 3.5.3.2 ส่วนตรวจการเปลี่ยนแปลงภายในกลุ่มข้อมูล (Event Detection)

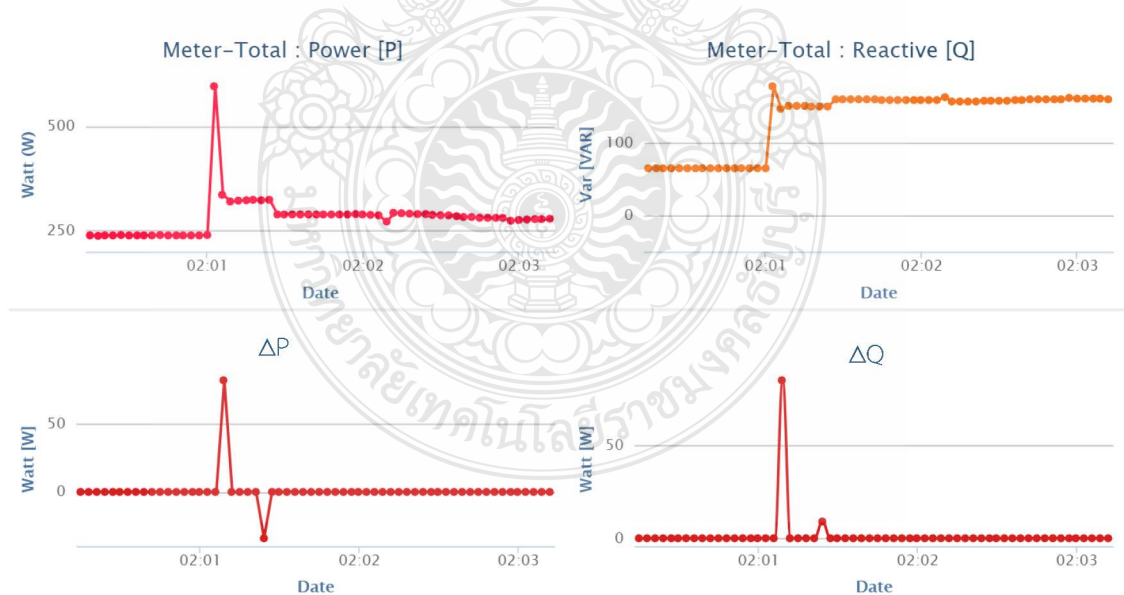
ใช้สมการที่ 2.8 ตรวจหาการเปลี่ยนแปลงของค่ากำลังไฟฟ้า ( $\Delta P$ ) สำหรับงานวิจัยนี้นำเสนอการตรวจการเปลี่ยนแปลงด้วยวิธีประมาณการเส้นอ้างอิงด้วยสมการแบบโพลิโนเมียล (polynomial) กำลังสอง โดยหาจุดตัดของข้อมูลกับเส้นอ้างอิงเพื่อตรวจการเปลี่ยนแปลงครั้งแรกของกลุ่มข้อมูล การสมการแบบโพลิโนเมียลจะมีฟังก์ชันค่าสัมประสิทธิ์ (coefficients :  $p_{(1)}, p_{(2)}, \dots$

$p_{(n+1)}$ ) เพื่อนำไปสร้างเส้นอ้างอิง  $y$  ตามสมการที่ 3.1 ตัวอย่างข้อมูลที่ใช้ตามรูปที่ 3.35 มีการเปลี่ยนแปลง 2 ครั้ง โดยครั้งแรกเป็นแบบเพิ่มขึ้น จากข้อมูลตำแหน่งที่ 5 ไปตำแหน่งที่ 6 และรูปที่ 3.36 เป็นข้อมูลจากระบบทดสอบในห้องปฏิบัติการ ตัวแปร  $\Delta P$  เป็นการเปลี่ยนแปลงของกำลังไฟฟ้าจริง (P) และตัวแปร  $\Delta Q$  เป็นการเปลี่ยนแปลงของกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟ (Q)

$$y(x) = p_1x^n + p_2x^{n-1} + \dots + p_nx + p_{n+1} \quad (3.1)$$



รูปที่ 3.35 กำลังไฟฟ้าจริงที่เปลี่ยนตามช่วงเวลา



รูปที่ 3.36 จังหวะตรวจการเปลี่ยนแปลงภายในของระบบทดสอบ

### 3.5.3.3 ส่วนสกัดลักษณะเด่นของข้อมูล (Feature Extraction)

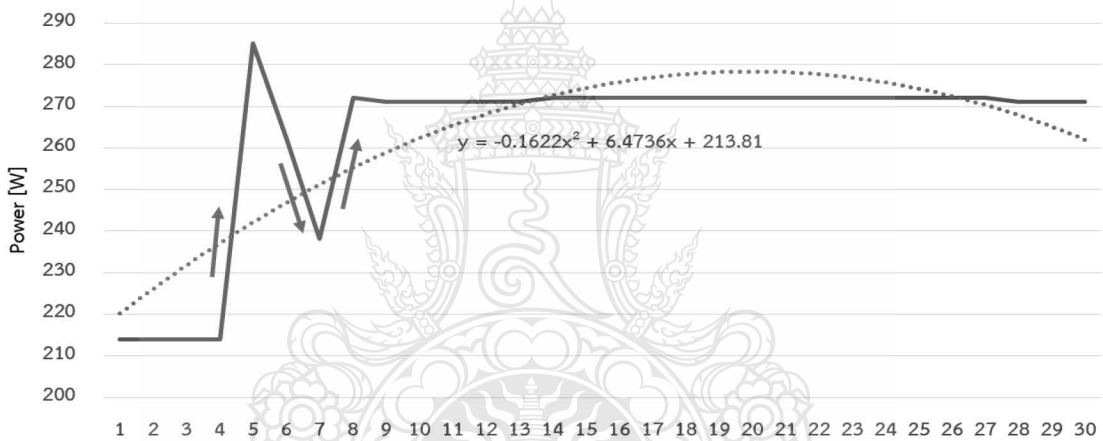
งานวิจัยนี้นำเสนอลักษณะเด่นที่สกัดออกมา 4 รูปแบบ ประกอบด้วยข้อมูลดังนี้

1) ค่าการเปลี่ยนแปลงของกำลังไฟฟ้าจริง  $\Delta P$

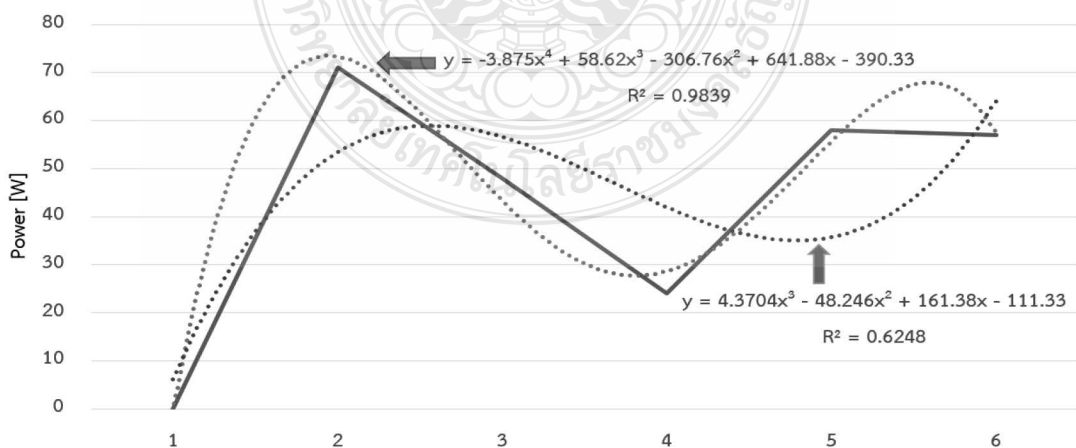
2) ค่าการเปลี่ยนแปลงของกำลังไฟฟารีแอกทีฟ  $\Delta Q$

3) จำนวนการเปลี่ยนแปลงข้อมูลแบบเพิ่มขึ้นและลดลงของกำลังไฟฟ้าจริง จากกลุ่มข้อมูล (30 ค่า) โดยประมาณการเส้นอ้างอิงด้วยสมการแบบโพลีโนเมียล เช่นเดียวกับการตรวจการเปลี่ยนแปลง ตัวอย่างจากรูปที่ 3.37 จำนวนครั้งที่เพิ่มขึ้นเท่ากับ 2 และจำนวนครั้งที่ลดลงเท่ากับ 1

4) สร้างสมการลักษณะเริ่มต้นการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้า ( $\Delta P$  มีค่าเป็นบวก) ด้วยการประมาณการฟังก์ชันแบบโพลีโนเมียล (Polynomial Curve Fitting) โดยทดสอบประมาณการด้วยเลขยกกำลัง 2 ถึง เลขยกกำลัง 5 แล้วเลือกสมการที่มีค่าถูกต้องมากที่สุด ด้วยจากการตรวจสอบด้วย  $R^2$  (R-Squared) จากตัวอย่างรูปที่ 3.37 เลือกใช้สมการโพลีโนเมียลที่มีเลขยกกำลังเท่ากับ 4 ซึ่งได้ค่า  $R^2$  เท่ากับ 0.9839



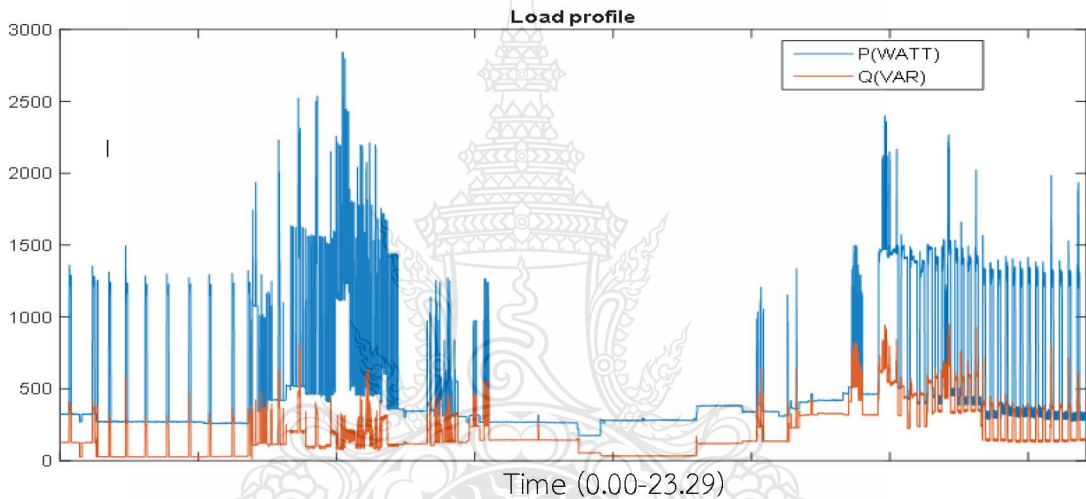
รูปที่ 3.37 การตรวจนับจำนวนการเปลี่ยนแปลงของข้อมูล



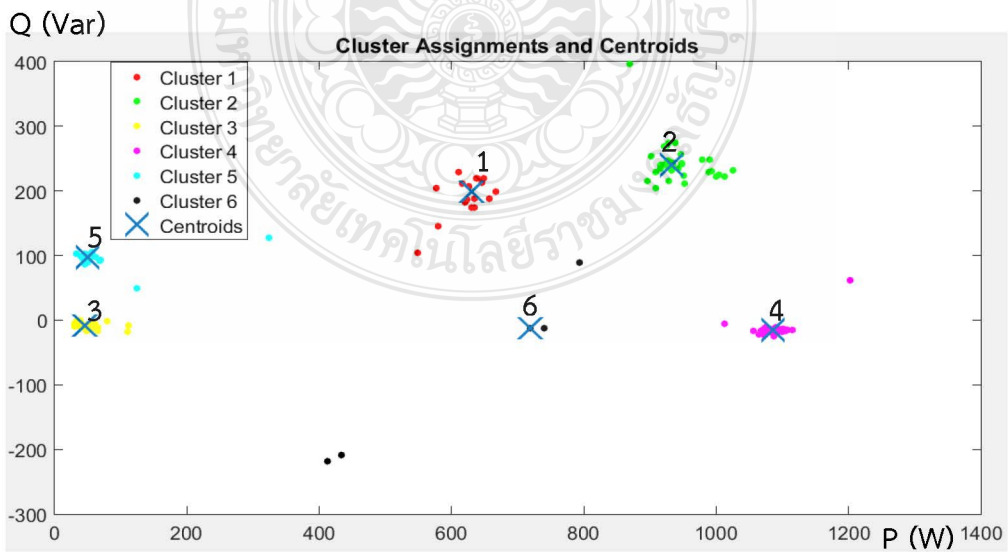
รูปที่ 3.38 สมการลักษณะเริ่มต้นการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้า

### 3.5.3.4 จัดกลุ่มลักษณะเด่น

ในส่วนการจัดกลุ่มข้อมูลของลักษณะเด่นทางไฟฟ้า เริ่มจากการจัดกลุ่มของการเปลี่ยนแปลงกำลังไฟฟ้า ( $\Delta P$  และ  $\Delta Q$ ) ด้วย k-Means Clustering โดยการแยกกลุ่มข้อมูลด้วย k-Means Clustering ถือเป็นวิธีการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised learning technique) ซึ่งจะนำมาใช้ในการทดสอบแยกกลุ่มข้อมูลของอุปกรณ์ไฟฟ้า จากการเปลี่ยนแปลงการใช้กำลังไฟฟ้าซึ่งวัดได้จากเครื่องวัดกำลังไฟฟ้าต้นทาง โดยเก็บข้อมูลการใช้พลังงานไฟฟ้าของระบบทดสอบมาแยกกลุ่มข้อมูลเพื่อนำไปเป็นฐานข้อมูลสำหรับระบุชนิดของอุปกรณ์ไฟฟ้าที่ทำงานหรือหยุดทำงานต่อไป ข้อมูลของระบบทดสอบในรอบ 1 วัน เป็นไปตามรูปที่ 3.39 และใช้ k-Means Clustering แบ่งเป็น 6 กลุ่ม ดังนั้นเมื่ออุปกรณ์ทำงานหรือหยุดทำงานจะทราบค่า  $\Delta P$  และ  $\Delta Q$  ค่าที่ได้ใกล้จุดกลาง (Centroid) ของกลุ่มใดก็จะถูกจัดเข้ากลุ่มนั้น เพื่อนำไประบุชนิดอุปกรณ์ต่อไป ตัวอย่างผลที่ได้เป็นตามรูปที่ 3.40



รูปที่ 3.39 กำลังไฟฟ้าในรอบ 1 วัน

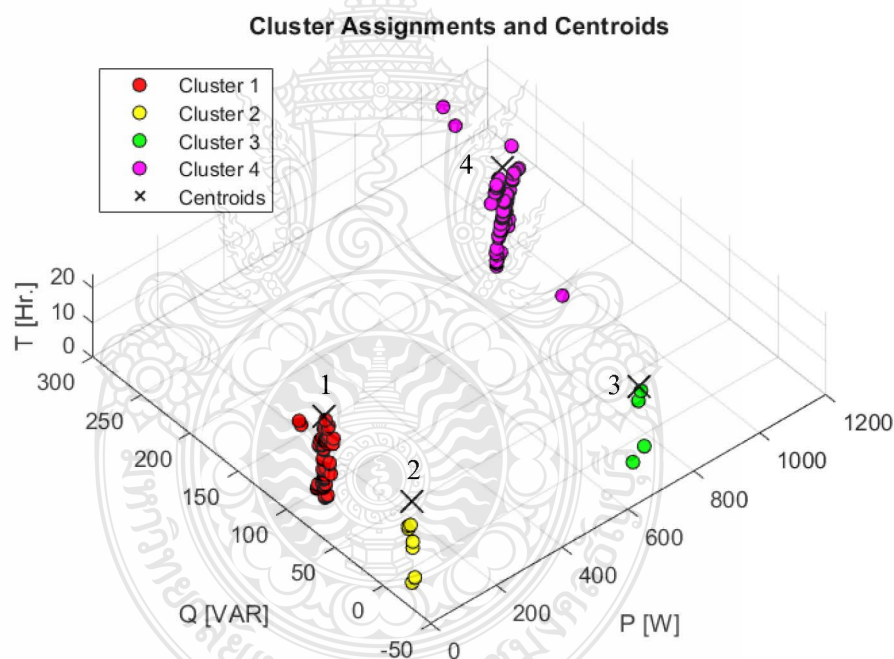


รูปที่ 3.40 ผลการแยกกลุ่มข้อมูลด้วย k-Means Clustering



### 3.5.4 การทดสอบแยกอุปกรณ์ในห้องปฏิบัติการ

การทดสอบได้วัดค่าการใช้กำลังไฟฟ้ารวมของระบบทดสอบตั้งแต่วันที่ 25 พฤศจิกายน 2561 ถึง 1 ธันวาคม 2561 รวม 7 วัน อุปกรณ์ไฟฟ้าสำหรับทดสอบประกอบด้วยเครื่องปรับอากาศ ตู้เย็น โทรทัศน์ และกระติกน้ำร้อน ในการทดสอบจะดำเนินการเปิดและปิดอุปกรณ์ไฟฟ้า ณ สถานที่ทดสอบ เพื่อให้ช่วงเวลาที่ใช้งานตรงตามการใช้งานจริง โดยตัดปัจจัยการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าตัวอื่นๆ ออกไป พร้อมทั้งติดตั้งเครื่องวัดกำลังไฟฟ้าโดยตรงกับอุปกรณ์ไฟฟ้า ช่วงแรกของการติดตั้งระบบจะแยกกลุ่มข้อมูลด้วย k-Means Clustering จากค่า  $\Delta P$  และ  $\Delta Q$  ตามที่กล่าวไปข้างต้น ที่เกิดขึ้นตามช่วงเวลาในแกน Z โดยแบ่งเป็น 4 กลุ่ม เพื่อเก็บเป็นฐานข้อมูลสำหรับระบุชนิดอุปกรณ์ ได้ผลการจัดกลุ่มตามรูปที่ 3.41 จากข้อมูลขั้นต้นของของอุปกรณ์ Cluster1 คือ ตู้เย็น Cluster2 คือ โทรทัศน์ Cluster3 คือ กระติกน้ำร้อน และ Cluster4 คือ เครื่องปรับอากาศ ในช่วงต่อๆ ไปเมื่ออุปกรณ์ทำงานหรือหยุดทำงานจะทราบค่า  $\Delta P$  และ  $\Delta Q$  ค่าที่ได้ใกล้จุดกลาง (Centroid) ของกลุ่มใดก็จะถูกจัดเข้ากลุ่มนั้น เพื่อนำไประบุชนิดอุปกรณ์ของทั้ง 4 ชนิด ตามที่กล่าวมา พร้อมพิจารณาองค์ประกอบอื่นตามลักษณะเด่นที่สกัดออกมาทั้ง 4 รูปแบบ



รูปที่ 3.41 การแยกกลุ่มข้อมูลด้วย k-Means Clustering ในช่วงวันแรกของการทดสอบ

ข้อมูลที่ได้จากเครื่องวัดและการประมวลผลแบบ NILM มีการส่งข้อมูลแบบเวลาจริง รูปที่ 3.42 ถึงรูปที่ 3.45 เป็นตัวอย่างการแสดงผลเมื่อมีการทำงานหรือหยุดทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าแต่ละรูปมีการเปรียบเทียบข้อมูล 4 ชุด ดังนี้

หมายเลข 1 คือ ค่ากำลังไฟฟ้ารวมที่วัดด้วยมิเตอร์ต้นทาง

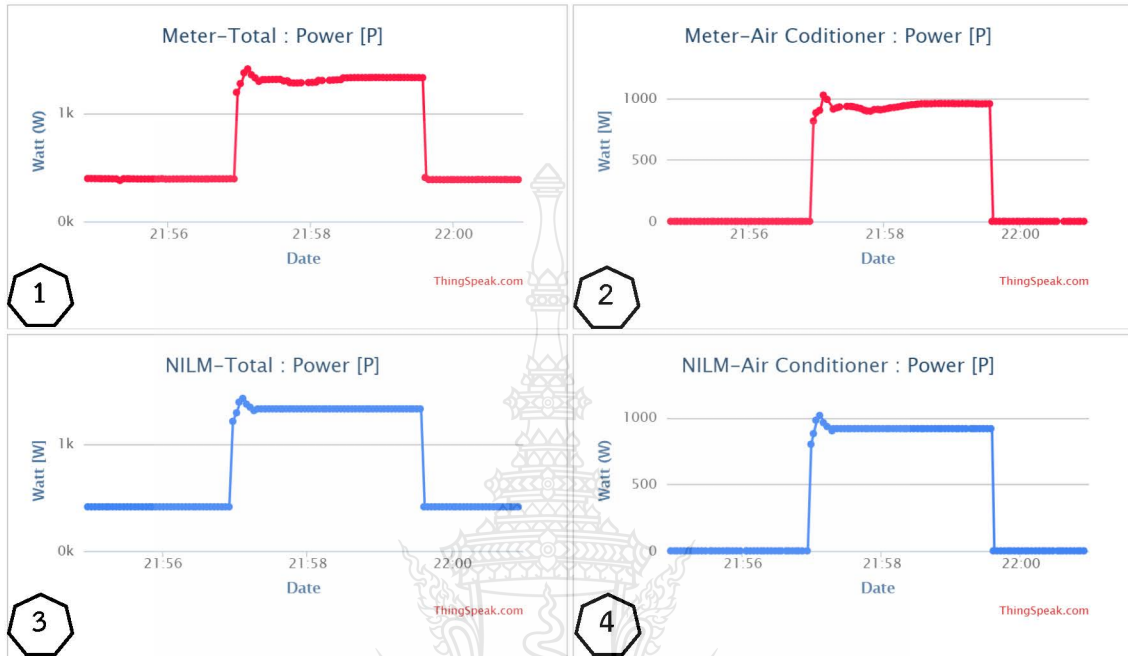
หมายเลข 2 คือ ค่ากำลังไฟฟ้าที่วัดด้วยมิเตอร์ที่ต่อเข้ากับอุปกรณ์ไฟฟ้าโดยตรง

หมายเลข 3 คือ ค่ากำลังไฟฟ้าที่รวมจากกำลังไฟฟ้าในแต่ละอุปกรณ์ที่แยกด้วย NILM

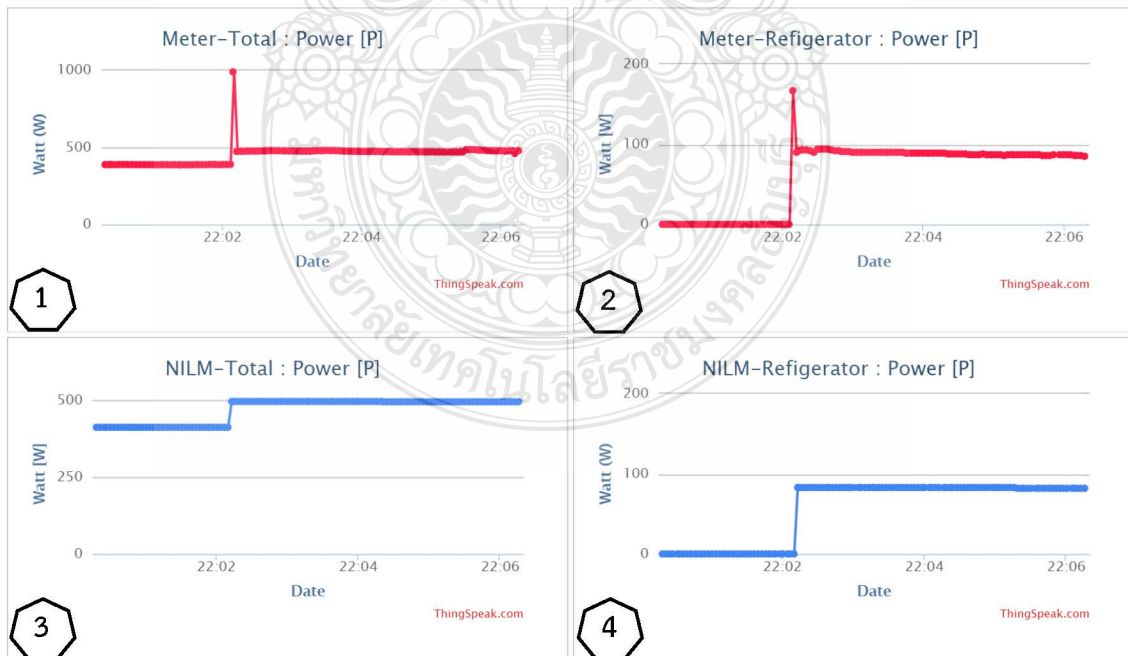
หมายเลข 4 คือ ค่ากำลังไฟฟ้าของตัวอุปกรณ์ที่แยกด้วย NILM จากกำลังไฟฟ้ารวม



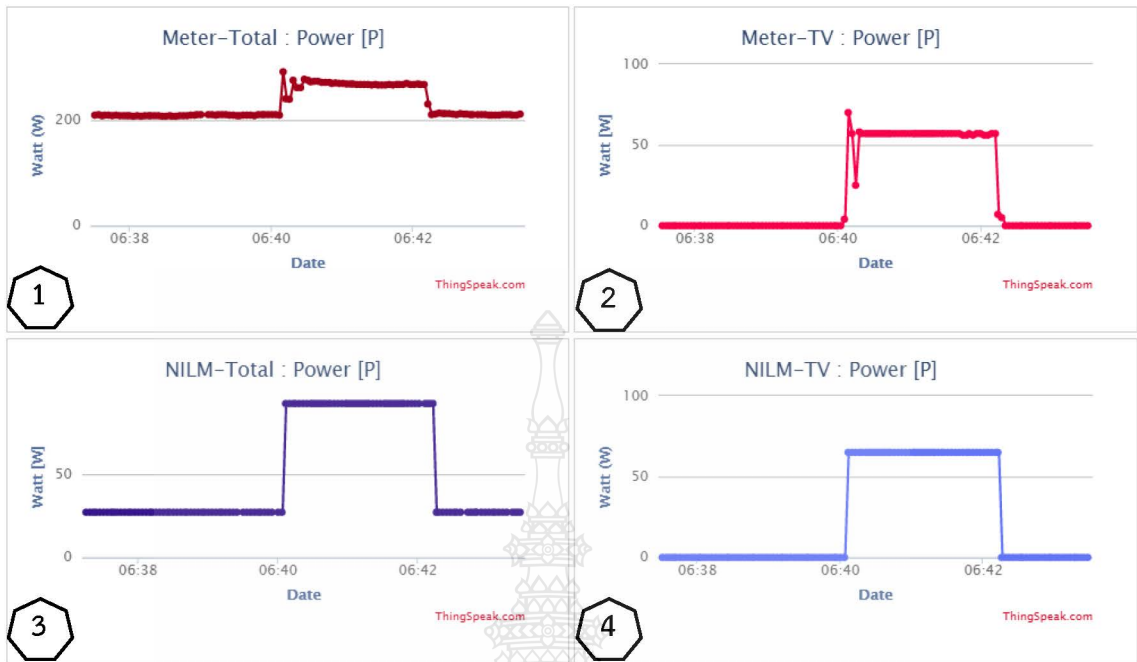
จากทั้ง 4 รูปแสดงให้เห็นว่าวิธีการ NILM ที่นำเสนอสามารถแยกข้อมูลการใช้กำลังไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าทั้ง 4 ชนิด (หมายเลข 4) จากกำลังไฟฟ้ารวมต้นทาง (หมายเลข 1) ได้ใกล้เคียงกับการวัดด้วยมิเตอร์โดยตรง (หมายเลข 2)



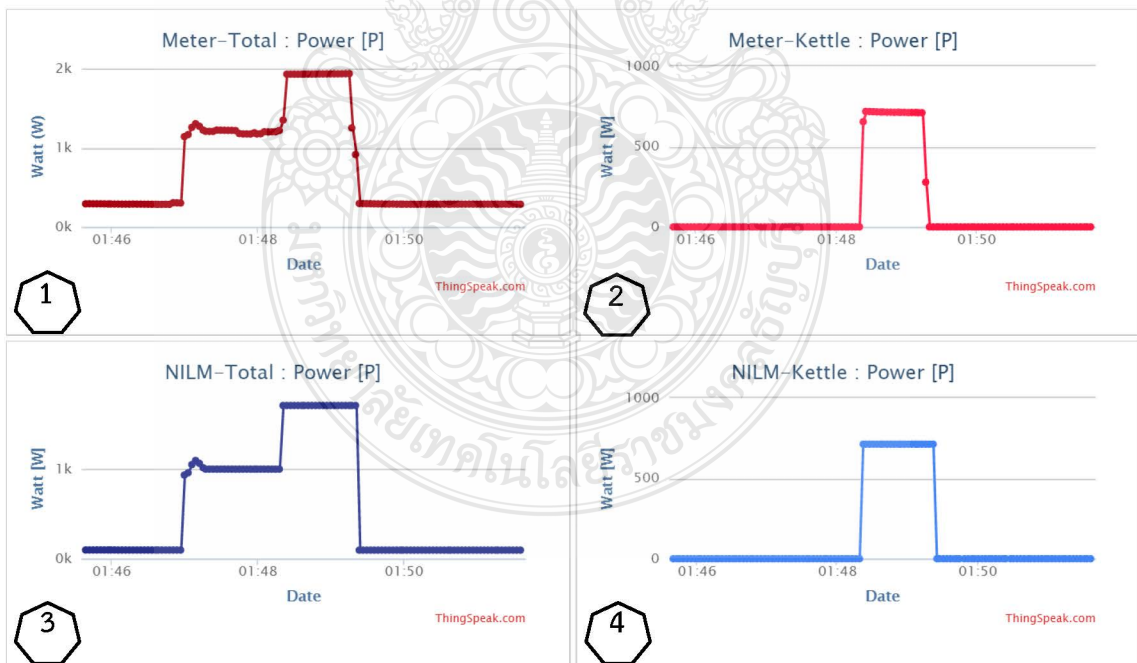
รูปที่ 3.42 การแยกกำลังไฟฟ้าของเครื่องปรับอากาศ



รูปที่ 3.43 การกำลังไฟฟ้าของตู้เย็น



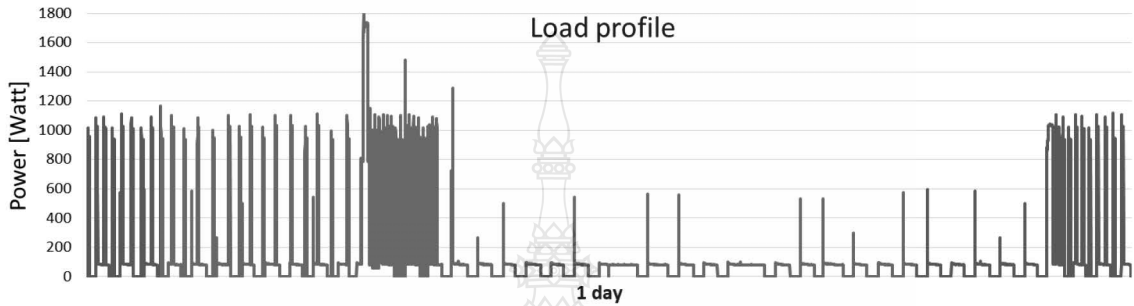
รูปที่ 3.44 การกำลังไฟฟ้าของโทรทัศน์



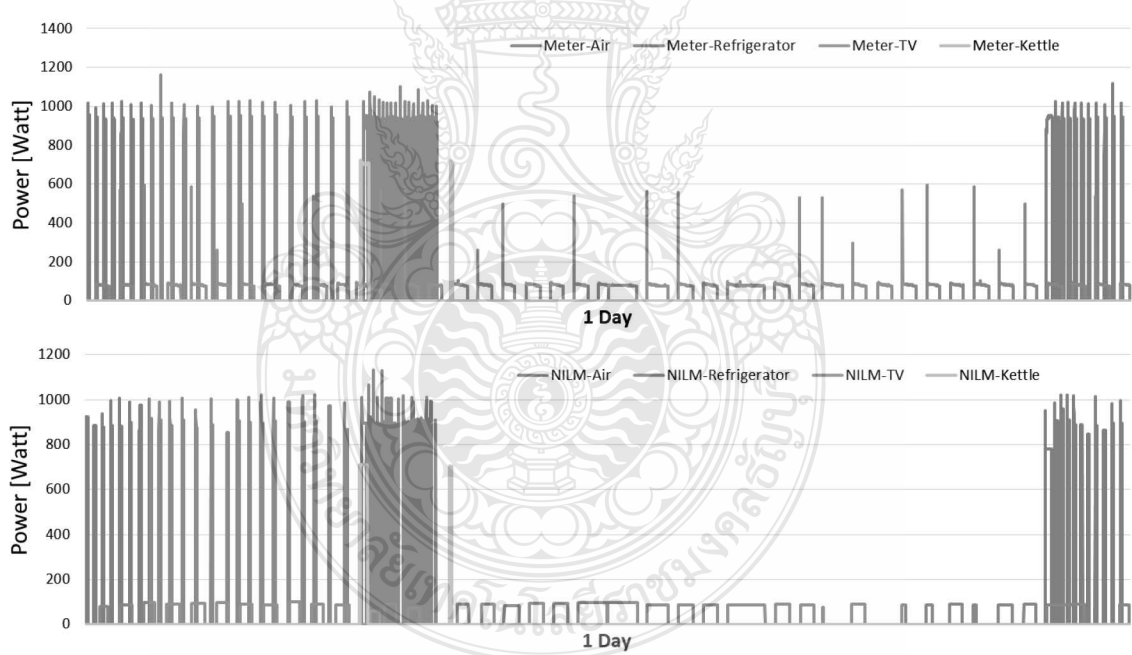
รูปที่ 3.45 การกำลังไฟฟ้าของกระติกน้ำร้อน

### 3.5.4.1 การประเมินความถูกต้องของการแยกแยะ

ระบบทดสอบได้ติดตั้งมิเตอร์สำหรับวัดค่าการใช้พลังงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ทั้ง 4 ชนิดโดยตรงเพื่อใช้เปรียบเทียบกับระบบ NILM รูปที่ 3.46 แสดงตัวอย่างค่ากำลังไฟฟ้ารวมในรอบ 1 วัน และรูปที่ 3.47 แสดงค่ากำลังไฟฟ้ารายอุปกรณ์ที่วัดจาก Meter และกำลังไฟฟ้ารายอุปกรณ์ที่แยกด้วยวิธีการจาก NILM ของวันที่ 26 พฤศจิกายน 2561



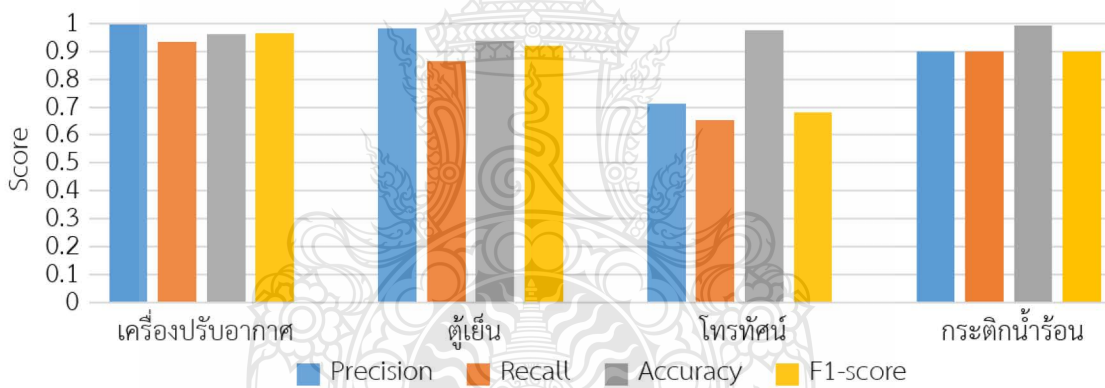
รูปที่ 3.46 กำลังไฟฟ้ารวมในรอบ 1 วัน ของระบบทดสอบ



รูปที่ 3.47 กำลังไฟฟ้ารายอุปกรณ์ที่วัดจาก Meter และแยกด้วยวิธีการ NILM

ตารางที่ 3.7 คะแนนประเมินผลการแยกแยะอุปกรณ์

รายการ/อุปกรณ์	เครื่องปรับอากาศ	ตู้เย็น	โทรทัศน์	กระติกน้ำร้อน
จำนวนเหตุการณ์	650	484	46	40
TP (ครั้ง)	608	414	35	36
FP (ครั้ง)	2	7	2	4
FN (ครั้ง)	42	65	11	4
TN (ครั้ง)	478	667	1,046	1,048
Precision	0.99	0.98	0.71	0.90
Recall	0.93	0.86	0.65	0.90
Accuracy	0.96	0.94	0.97	0.99
F1-score	0.96	0.92	0.68	0.90
เฉลี่ย F1-score	0.87			



รูปที่ 3.48 กราฟระดับคะแนนการประเมินผลตาม Confusion Matrix

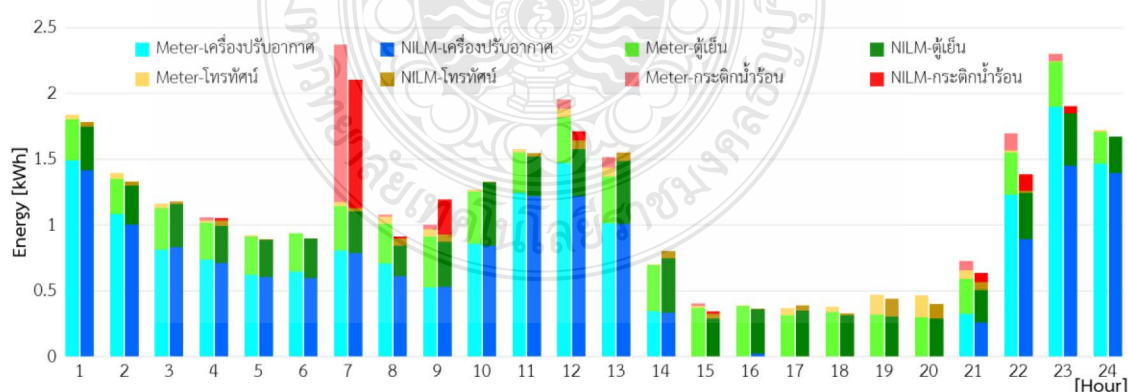
การประเมินผลตาม Confusion Matrix ที่ได้กล่าวไว้ในบทที่ 2 ตามสมการที่ 2.10 ถึง สมการที่ 2.13 ผลการประเมินเป็นตามตารางที่ 3.7 และแสดงกราฟเปรียบเทียบผลคะแนนตามรูปที่ 3.49 มีจำนวนเหตุการณ์เกิดขึ้น 1,220 เหตุการณ์ ได้คะแนนค่าความถูกต้องเฉลี่ยของ F1-score เท่ากับ 0.87 โดยผลประเมินของเครื่องปรับอากาศและตู้เย็นมีค่าสูงเพราะมีลักษณะเฉพาะตัวที่โดดเด่นและมีการทำงานหลายครั้งใน 1 วัน ส่วนโทรทัศน์ได้ผลการประเมินต่ำสุดเนื่องจากมีขนาดกำลังไฟฟ้าน้อย และเปิดใช้งานเฉลี่ยวันละ 2 ครั้ง เมื่อทำงานพร้อมกับอุปกรณ์อื่นจึงมีโอกาสเกิดความผิดพลาดในการแยกแยะ

### 3.5.4.2 การประเมินความถูกต้องของของการใช้พลังงานไฟฟ้า

การประเมินผลความถูกต้องของการใช้พลังงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้า ที่ได้กล่าวไว้ในบทที่ 2 ตามสมการที่ 2.14 ถึง สมการที่ 2.15 สำหรับคะแนนความถูกต้องของพลังงานไฟฟ้ารวม ( $E_{Acc}^T$ ) และคะแนนความถูกต้องของพลังงานไฟฟ้ารายอุปกรณ์ ( $E_{Acc}^i$ ) ตามลำดับ กำหนดคาบเวลาอยู่ที่ 60 นาที ผลการประเมินเป็นตามตารางที่ 3.8 และรูปที่ 3.49 แสดงกราฟเปรียบเทียบใช้พลังงานสะสมของอุปกรณ์ไฟฟ้าตลอด 7 วัน ในแต่ละชั่วโมงของวันที่ได้จากการวัดของมิเตอร์และค่าประมาณจากวิธี NILM ตามวิธีการที่งานวิจัยนี้ได้นำเสนอ

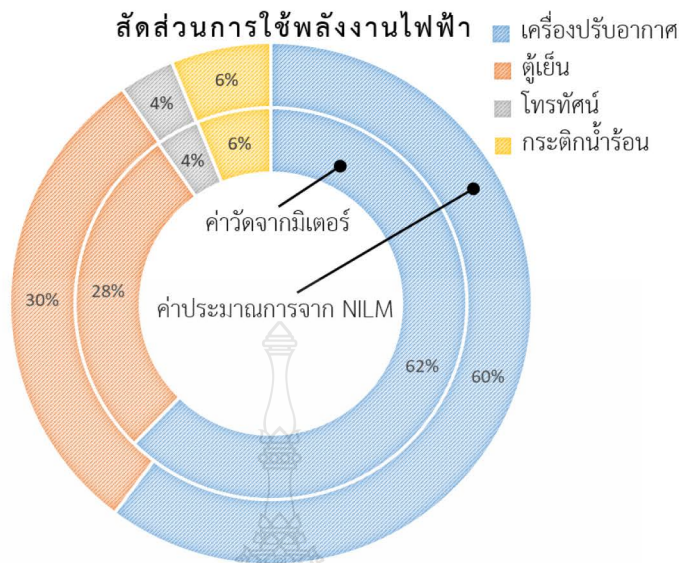
ตารางที่ 3.8 ประเมินผลการใช้พลังงานไฟฟ้า

รายการ/อุปกรณ์	เครื่องปรับอากาศ	ตู้เย็น	โทรทัศน์	กระติกน้ำร้อน	รวม
พลังงานไฟฟ้ารวมจากมิเตอร์ (kWh)	17.27	7.74	1.00	1.70	27.72
พลังงานไฟฟ้ารวมจาก NILM (kWh)	15.74	7.88	0.90	1.62	26.14
ผลต่างพลังงานไฟฟ้ารวม (kWh)	1.53	0.14	0.10	0.08	1.85
ร้อยละของผลต่างพลังงานไฟฟ้ารวม	8.86	1.81	10.00	4.71	5.70
ผลต่างพลังงานสะสมรายชั่วโมง (kWh)	1.89	1.98	0.31	0.55	3.98
สัดส่วนการใช้พลังงานตามมิเตอร์ (%)	62.30	27.92	3.61	6.13	-
สัดส่วนการใช้พลังงานตาม NILM (%)	60.21	30.15	3.44	6.20	-
ค่าความถูกต้องของพลังงานไฟฟ้ารายอุปกรณ์ ( $E_{Acc}^i$ )	0.95	0.87	0.84	0.84	-
ค่าความถูกต้องของพลังงานไฟฟ้ารวม ( $E_{Acc}^T$ )					0.91



รูปที่ 3.49 การใช้พลังงานตามช่วงเวลาจากค่าวัดของมิเตอร์และค่าประมาณจากวิธี NILM





รูปที่ 3.50 สัดส่วนการใช้พลังงานไฟฟ้าจากค่าวัดของมิเตอร์และค่าประมาณจากวิธี NILM

ผลการประเมินผลมีคะแนนความถูกต้องของพลังงานไฟฟ้ารวม ( $E_{Acc}^T$ ) เท่ากับ 0.91 การใช้พลังงานตามช่วงเวลามีค่าใกล้เคียงกันระหว่างค่าที่วัดโดยตรงจากมิเตอร์กับค่าประมาณจากวิธี NILM แสดงตามรูปที่ 3.50 ผลการประเมินของเครื่องปรับอากาศมีคะแนนความถูกต้องสูงสุดเพราะมีค่ากำลังไฟฟ้าสูงและในระหว่างการทำงานมีอัตราการเปลี่ยนแปลงค่ากำลังไฟฟ้าน้อย ส่วนตู้เย็นเมื่อพิจารณาพลังงานไฟฟ้ารวมตลอด 7 วัน มีค่าแตกต่าง 1.81% แต่คะแนนประเมินความถูกต้องในแต่ละช่วงเวลา ( $E_{Acc}^I$ ) มีค่าถูกต้องเท่ากับ 0.87 เพราะตู้เย็นมีค่าการใช้พลังงานไฟฟ้าลดลงตามเวลาที่ทำงาน ในขณะที่การตรวจวัดด้วย NILM ใช้ค่ากำลังไฟฟ้าของช่วงที่เริ่มการทำงานปกติและคงที่ตลอดเวลาทำงาน ส่วนโทรทัศน์และกระติกน้ำร้อนได้คะแนนการประเมินน้อย เนื่องจากเปิดใช้งานเฉลี่ยวันละ 2 ครั้ง โดยสัดส่วนการใช้พลังงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าทั้ง 4 ชนิด มีทิศทางเดียวกันทั้งจากมิเตอร์โดยตรงและค่าประมาณจากวิธี NILM แสดงเปรียบเทียบในรูปที่ 3.50 ความแตกต่างของค่าการใช้พลังงานไฟฟ้ารวมเท่ากับ 1.85 kWh หรือ 5.70%

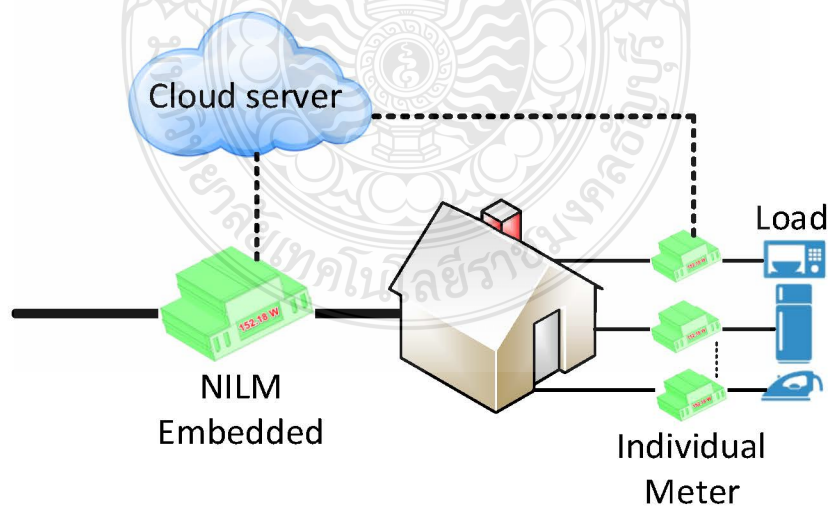


### 3.6 การทดสอบติดตั้งบ้านตัวอย่าง

ดำเนินการติดตั้งบ้านตัวอย่างจำนวน 3 หลัง ตามรูปที่ 3.51 ตัวอย่างข้อมูลการติดตั้งและการแสดงผลใช้บ้านตัวอย่างหลังที่ 1 ที่มีพิกัดมิเตอร์ของการไฟฟ้าเท่ากับ 15(45) A 1 เฟส วัตต์กระแสไฟฟ้าผ่านหม้อแปลงกระแสแบบคล่องพิกัด 100A/5A พร้อมติดตั้งเครื่องวัดการใช้ไฟฟ้าแบบแยกรายอุปกรณ์และส่งข้อมูลไปแบบเวลาจริงผ่านอินเทอร์เน็ตเพื่อเปรียบเทียบความถูกต้อง บ้านตัวอย่างหลังที่ 1 ได้ทดสอบแยกแยะอุปกรณ์ไฟฟ้าที่ประกอบด้วยเครื่องปรับอากาศ ตู้เย็น โทรทัศน์ กระจกน้ำร้อนไฟฟ้า เตาไรต์ เตาอบไมโครเวฟ หม้อหุงข้าว และเครื่องซักผ้า ผังการติดตั้งเป็นไปตามรูปที่ 3.52 ที่ประกอบด้วยมิเตอร์ต้นทางสำหรับส่งค่าให้ชุดแยกแยะแบบ NILM และมิเตอร์ที่ติดตั้งโดยตรงกับตัวอุปกรณ์ไฟฟ้าพร้อมระบบส่งข้อมูลเพื่อแสดงผลและวิเคราะห์ผลที่ได้

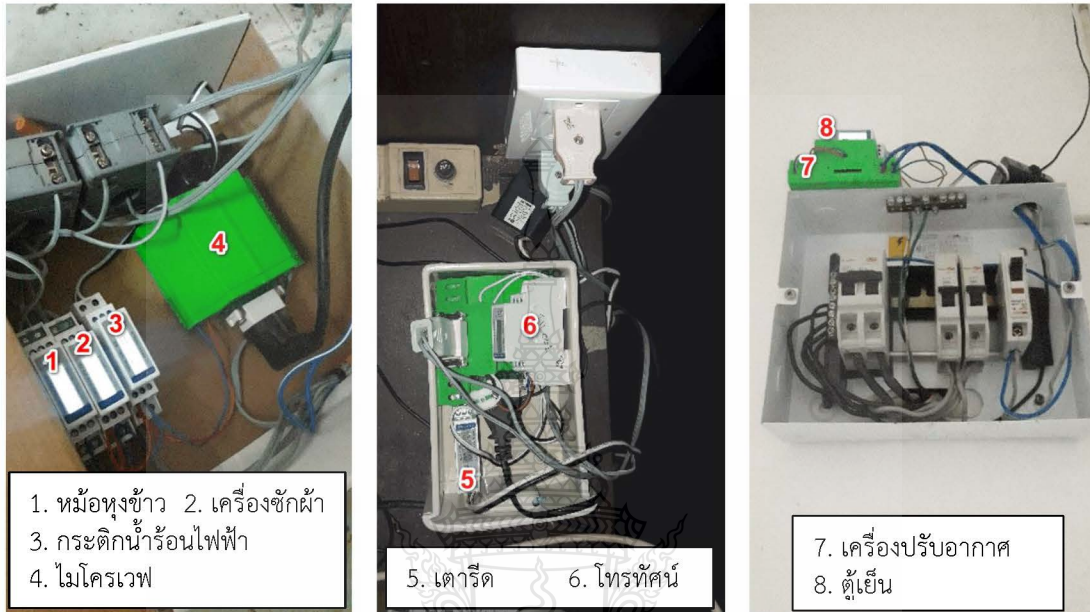


รูปที่ 3.51 จุดติดตั้งอุปกรณ์ NILM ของบ้านตัวอย่าง

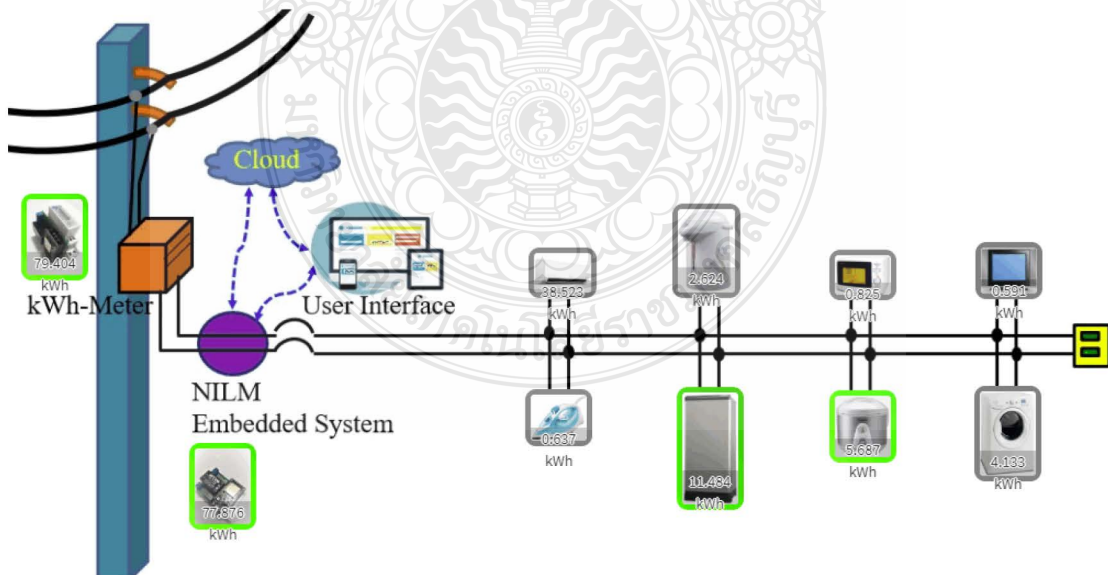


รูปที่ 3.52 ผังระบบสำหรับการติดตั้งทดสอบที่บ้านตัวอย่าง

รูปที่ 3.53 แสดงการติดตั้งเครื่องวัดสำหรับวัดค่าทางไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าโดยตรงทั้ง 8 เครื่อง พร้อมระบบส่งข้อมูลเข้าบันทึกที่ฐานข้อมูล และแสดงสถานะการทำงาน การใช้พลังงานไฟฟ้าจากการแยกด้วย NILM ตามรูปที่ 3.54

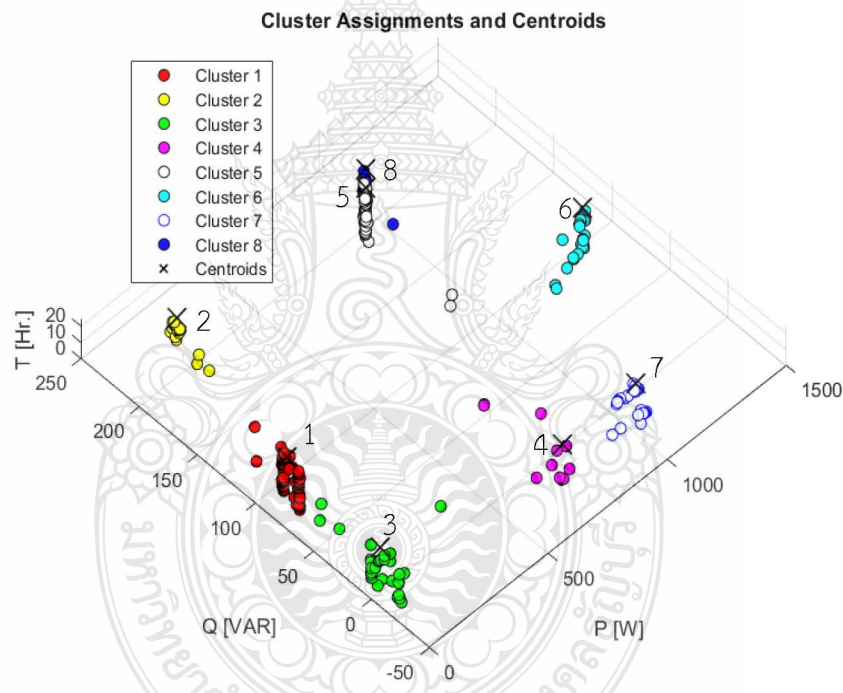


รูปที่ 3.53 การติดตั้งมิเตอร์วัดค่ากำลังไฟฟ้าแบบรายอุปกรณ์



รูปที่ 3.54 ระบบแสดงผลการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าผ่านเว็บเบราว์เซอร์ของบ้านตัวอย่าง

การประเมินความถูกต้องบ้านตัวอย่างใช้เวลาทดสอบ 1 เดือน จากบ้านตัวอย่างหลังที่ 1 ได้ทดสอบแยกแยะอุปกรณ์ไฟฟ้าจำนวน 8 ชนิด ประกอบด้วยเครื่องปรับอากาศ ตู้เย็น โทรทัศน์ กระจกน้ำร้อนไฟฟ้า เตาไรต์ เตาอบไมโครเวฟ หม้อหุงข้าว และเครื่องซักผ้า ในการทดสอบได้ติดตั้งเครื่องวัดกำลังไฟฟ้าโดยตรงกับอุปกรณ์ไฟฟ้าเพื่อเปรียบเทียบความถูกต้องการแยกแยะตามหลักการ NILM ช่วงแรกของการติดตั้งระบบจะแยกกลุ่มข้อมูลด้วย k-Means Clustering จากค่า  $\Delta P$  และ  $\Delta Q$  ที่เกิดขึ้นตามช่วงเวลา โดยแบ่งเป็น 8 กลุ่ม เพื่อเก็บเป็นฐานข้อมูลสำหรับระบุชนิดอุปกรณ์ ได้ผลการจัดกลุ่มตามรูปที่ 3.55 จากข้อมูลขั้นต้น อุปกรณ์ Cluster\_1 คือ ตู้เย็น Cluster\_2 คือ เครื่องซักผ้า Cluster\_3 คือ โทรทัศน์ Cluster\_4 คือ กระจกน้ำร้อน หรือหม้อหุงข้าว Cluster\_5 / Cluster\_8 คือ เครื่องปรับอากาศ Cluster\_6 คือ เตาอบไมโครเวฟ และ Cluster\_7 คือ เตาไรต์ ในวันต่อๆ ไปเมื่ออุปกรณ์ทำงานหรือหยุดทำงานจะทราบค่า  $\Delta P$  และ  $\Delta Q$  ค่าที่ได้ใกล้จุดกลาง (Centroid) ของกลุ่มใดก็จะถูกจัดเข้ากลุ่มนั้น พร้อมพิจารณาองค์ประกอบอื่นตามลักษณะเด่นที่สกัดออกมาทั้ง 4 รูปแบบ



รูปที่ 3.55 การแยกกลุ่มด้วย k-Means Clustering ของบ้านตัวอย่าง

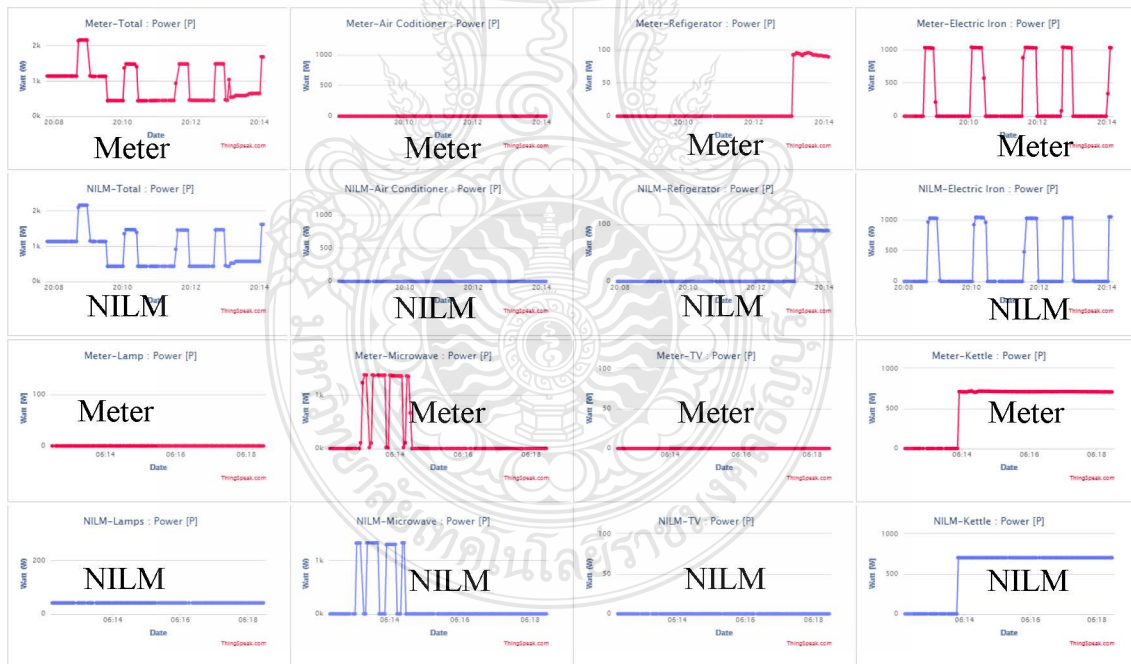
ข้อมูลจากเครื่องวัดและจาก NILM มีการส่งข้อมูลแบบเวลาจริง รูปที่ 3.56 ถึงรูปที่ 3.57 เป็นตัวอย่างการแสดงผลเมื่อมีการทำงานหรือหยุดทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าแต่ละรูปมีการเปรียบเทียบข้อมูล 4 ชุด ดังนี้

- หมายเลข 1 คือ ค่ากำลังไฟฟ้ารวมที่วัดด้วยมิเตอร์ต้นทาง
- หมายเลข 2 คือ ค่ากำลังไฟฟ้าที่วัดด้วยมิเตอร์ที่ต่อเข้ากับอุปกรณ์ไฟฟ้าโดยตรง
- หมายเลข 3 คือ ค่ากำลังไฟฟ้าที่รวมจากกำลังไฟฟ้าในแต่ละอุปกรณ์ที่แยกด้วยหลักการ NILM
- หมายเลข 4 คือ ค่ากำลังไฟฟ้าของตัวอุปกรณ์ที่แยกด้วยหลักการ NILM จากกำลังไฟฟ้ารวม





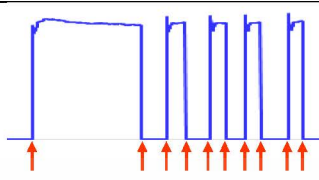
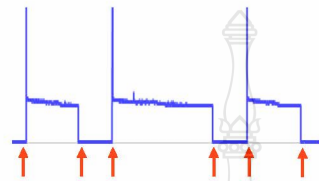
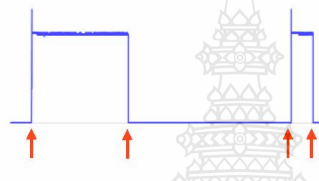
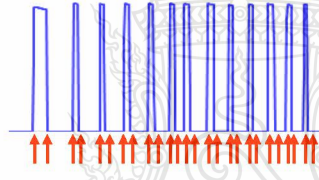
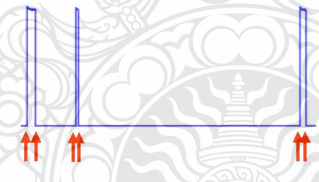
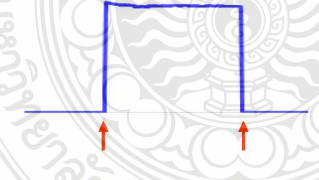
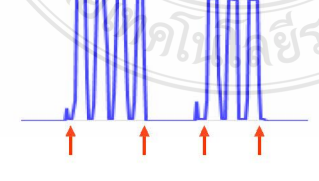
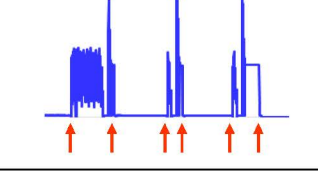
รูปที่ 3.56 การแยกกำลังไฟฟ้าของเครื่องซักผ้าและส่งข้อมูลแสดงแบบเวลาจริง



รูปที่ 3.57 กำลังไฟฟ้าของอุปกรณ์ต่างๆ (สีแดงวัดด้วยมิเตอร์ สีน้ำเงินแยกด้วย NILM)

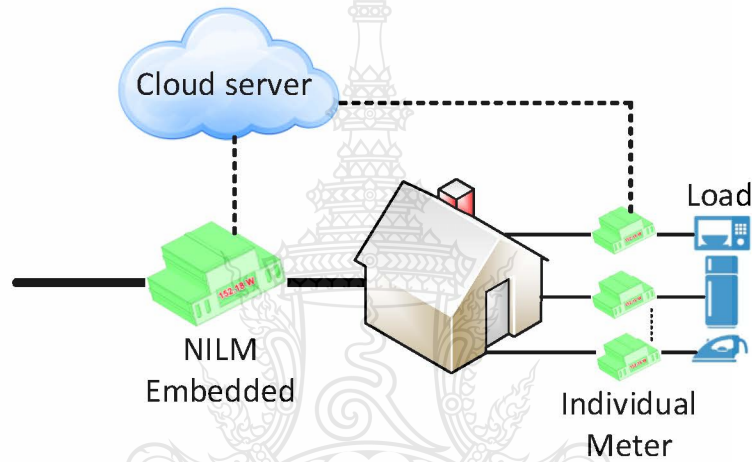
สำหรับเงื่อนไขการนับจำนวนครั้งที่อุปกรณ์ไฟฟ้าเกิดการเปลี่ยนแปลงแสดงตัวอย่างการนับตามตารางที่ 3.9 โดยนับตามตำแหน่งที่ลูกศรชี้ในจังหวะที่มีการเปลี่ยนแปลง

ตารางที่ 3.9 การนับจำนวนที่อุปกรณ์ไฟฟ้าเกิดการเปลี่ยนแปลงสำหรับประเมินความถูกต้อง

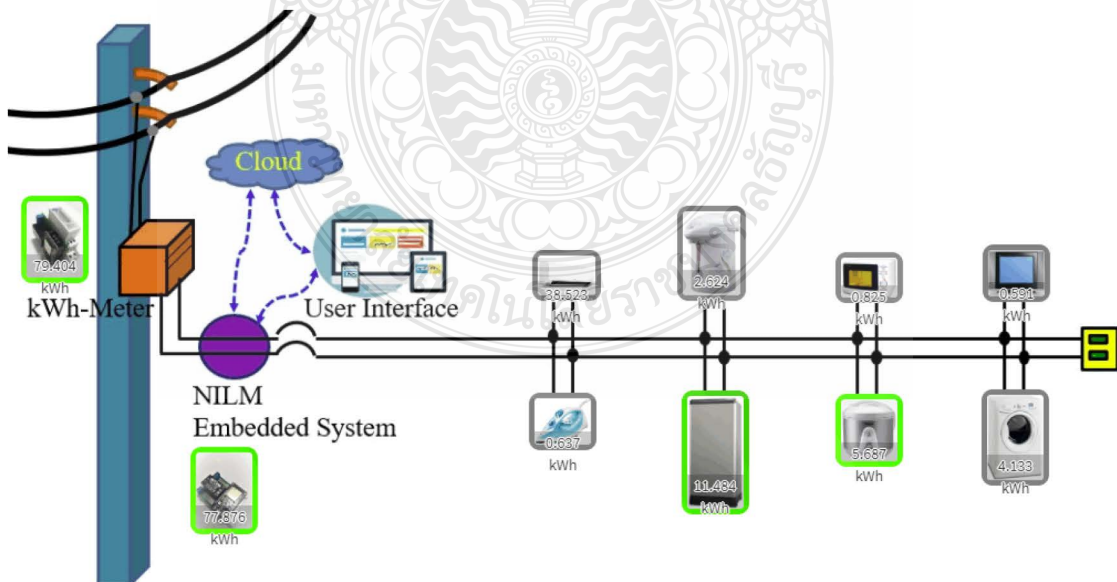
อุปกรณ์ไฟฟ้า	ข้อมูลแบบต่อเนื่องของกำลังไฟฟ้า	จำนวนครั้งที่เกิดการเปลี่ยนแปลง
เครื่องปรับอากาศ		10
ตู้เย็น		6
โทรทัศน์		4
เตารีด		26
กระติกน้ำร้อน		6
หม้อหุงข้าว		2
เตาอบไมโครเวฟ		4
เครื่องซักผ้า		6

## บทที่ 4 การวิเคราะห์ผลการศึกษา

บทนี้กล่าวถึงผลการทดสอบการแยกแยะอุปกรณ์ไฟฟ้าจากบ้านตัวอย่าง โดยประเมินประสิทธิภาพวิธีการแยกแยะอุปกรณ์ไฟฟ้าตามหลักการ NILM ที่นำเสนอในงานวิจัยนี้จากบ้านตัวอย่าง 3 หลัง พร้อมติดตั้งเครื่องวัดการใช้ไฟฟ้าแบบแยกรายอุปกรณ์ และส่งข้อมูลไปแบบเวลาจริงผ่านอินเทอร์เน็ตเพื่อเปรียบเทียบความถูกต้อง ผังการติดตั้งเป็นไปตามรูปที่ 4.1 ที่ประกอบด้วยมิเตอร์ต้นทางสำหรับส่งค่าให้ชุดแยกแยะแบบ NILM และมีมิเตอร์ที่ติดตั้งโดยตรงกับตัวอุปกรณ์ไฟฟ้า พร้อมระบบส่งข้อมูลเพื่อแสดงผล ตามรูปที่ 4.2



รูปที่ 4.1 ผังระบบสำหรับการติดตั้งทดสอบที่บ้านตัวอย่าง



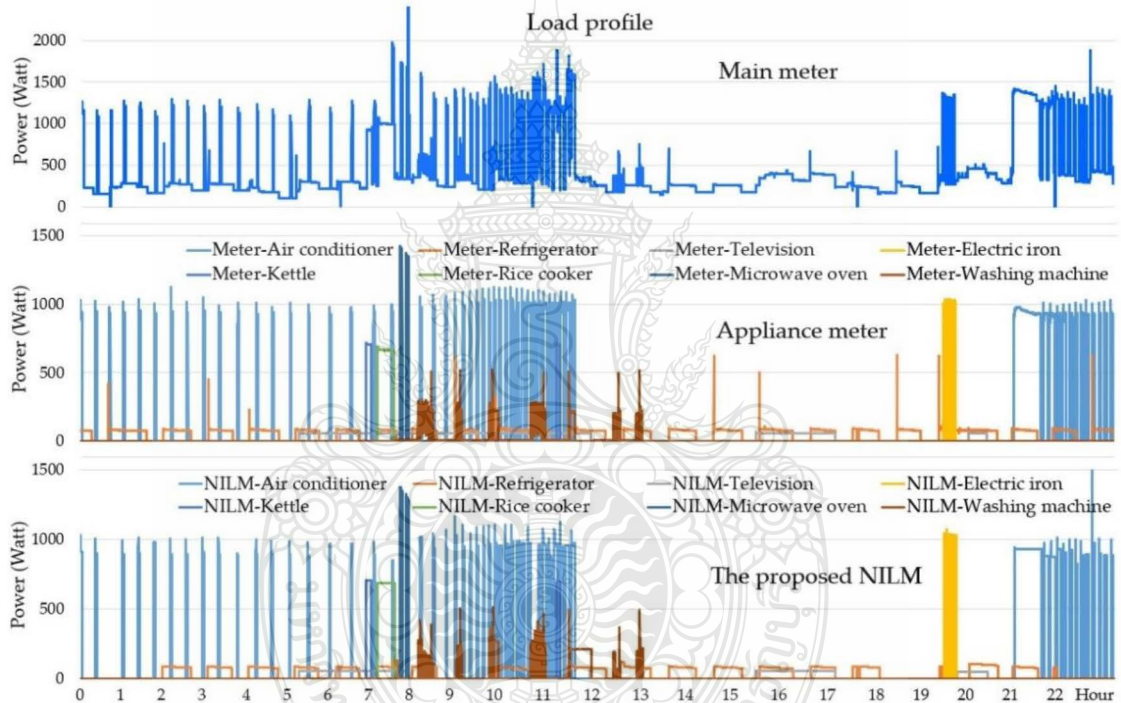
รูปที่ 4.2 ระบบแสดงผลการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าผ่านเว็บเบราว์เซอร์ของบ้านตัวอย่าง



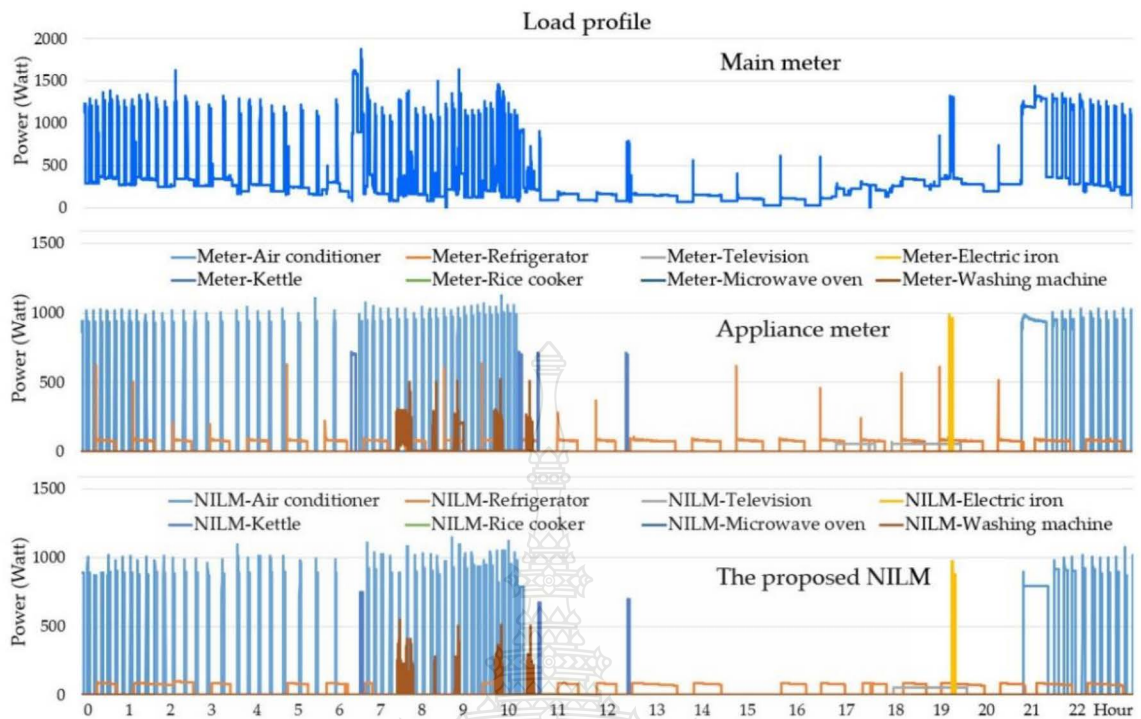
## 4.1 การวิเคราะห์ประสิทธิภาพการทำงานของบ้านตัวอย่างหลังที่ 1

### 4.1.1 การประเมินความถูกต้องการแยกแยะด้วยวิธีการ NILM

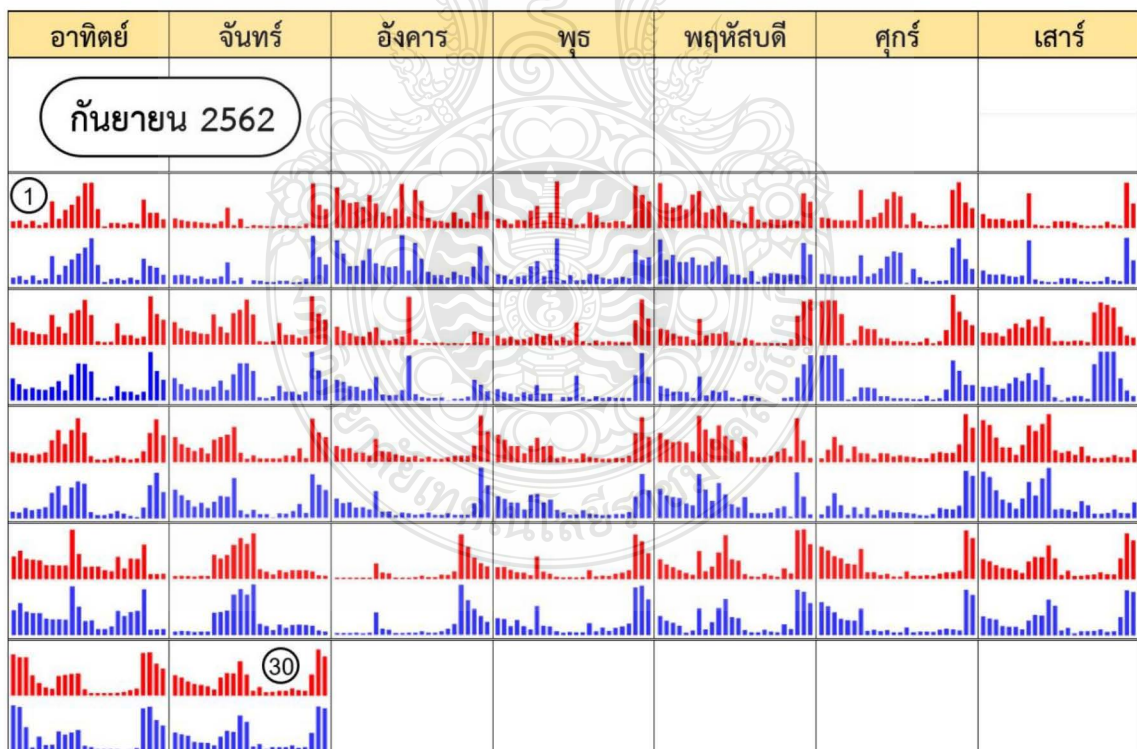
การประเมินความถูกต้องใช้เวลาทดสอบ 30 วัน ตั้งแต่วันที่ 1 กันยายน 2562 ถึง 30 กันยายน 2562 การทดสอบแยกแยะอุปกรณ์ไฟฟ้าจำนวน 8 ชนิด ประกอบด้วยเครื่องปรับอากาศ ตู้เย็น โทรทัศน์ กระจกน้ำร้อนไฟฟ้า เตารีด เตอบนไมโครเวฟ หม้อหุงข้าว และเครื่องซักผ้า รูปที่ 4.3 ถึงรูปที่ 4.4 แสดงค่ากำลังไฟฟ้ารวม ค่ากำลังไฟฟ้ารายอุปกรณ์ที่วัดจากมิเตอร์โดยตรงและกำลังไฟฟ้ารายอุปกรณ์ที่แยกด้วยวิธีการ NILM ของตัวอย่างข้อมูลตั้งแต่วันที่ 15-16 กันยายน 2562 และรูปที่ 4.5 และรูปที่ 4.7 แสดงค่าการใช้ไฟฟ้ารวมรายชั่วโมงและแบบรายอุปกรณ์ไฟฟ้าตลอดเดือนกันยายน ที่วัดจากมิเตอร์และค่าประมาณจากวิธี NILM



รูปที่ 4.3 กำลังไฟฟ้ารวมและรายอุปกรณ์ที่วัดด้วยมิเตอร์และ NILM (15 กันยายน 2562)



รูปที่ 4.4 กำลังไฟฟ้ารวมและรายอุปกรณ์วัดด้วยมิเตอร์และ NILM (16 กันยายน 2562)



รูปที่ 4.5 การใช้ไฟฟ้ารวมรายชั่วโมง วัดด้วยมิเตอร์ (สีแดง) และแยกด้วย NILM (สีน้ำเงิน)

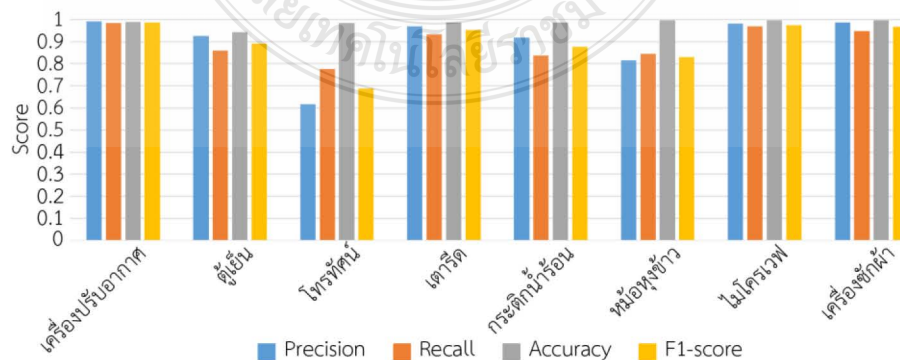




จากรูปที่ 4.5 ถึงรูปที่ 4.7 แสดงให้เห็นถึงการใช้พลังงานไฟฟ้ารายชั่วโมงที่ประมาณจากวิธี NILM ได้ผลใกล้เคียงกับการวัดด้วยมิเตอร์โดยตรงทั้งขนาดและช่วงเวลาที่ใช้พลังงานไฟฟ้า งานวิจัยนี้เลือกใช้การประเมินผลตามวิธี Confusion Matrix ที่ได้กล่าวไว้ในบทที่ 2 ตามสมการที่ 2.10 ถึงสมการที่ 2.13 โดยระบบทดสอบของบ้านตัวอย่างหลังที่ 1 มีการเปลี่ยนแปลงการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าจำนวน 5,860 ครั้ง ซึ่งวิธีการที่นำเสนอในงานวิจัยสามารถตรวจหาจังหวะการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลได้ 5,398 ครั้ง หรือคิดเป็นร้อยละ 92.12 ผลการประเมินตามตารางที่ 4.1 และกราฟเปรียบเทียบระดับคะแนนการประเมินตามรูปที่ 4.8

ตารางที่ 4.1 คะแนนประเมินผลการแยกแยะอุปกรณ์บ้านหลังที่ 1

รายการ/อุปกรณ์	เครื่องปรับอากาศ	ตู้เย็น	โทรทัศน์	เตารีด	กระตักน้ำร้อน	หม้อหุงข้าว	เตาอบไมโครเวฟ	เครื่องซักผ้า	
จำนวนครั้งที่เปลี่ยนแปลง	2,540	1,543	125	790	290	52	230	290	
TP (ครั้ง)	2,454	1,329	97	738	238	44	223	275	
FP (ครั้ง)	21	105	60	22	21	10	4	4	
FN (ครั้ง)	40	216	28	52	46	8	7	15	
TN (ครั้ง)	2,923	3,964	5,241	4,638	5,139	5,344	5,171	5,119	
Precision	0.99	0.93	0.62	0.97	0.92	0.81	0.98	0.99	
Recall	0.98	0.86	0.78	0.93	0.84	0.85	0.97	0.95	
Accuracy	0.99	0.94	0.98	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	
F1-score	0.99	0.89	0.69	0.95	0.88	0.83	0.98	0.97	
เฉลี่ย F1-score								0.90	



รูปที่ 4.8 กราฟระดับคะแนนการประเมินผลตาม Confusion Matrix ของบ้านหลังที่1

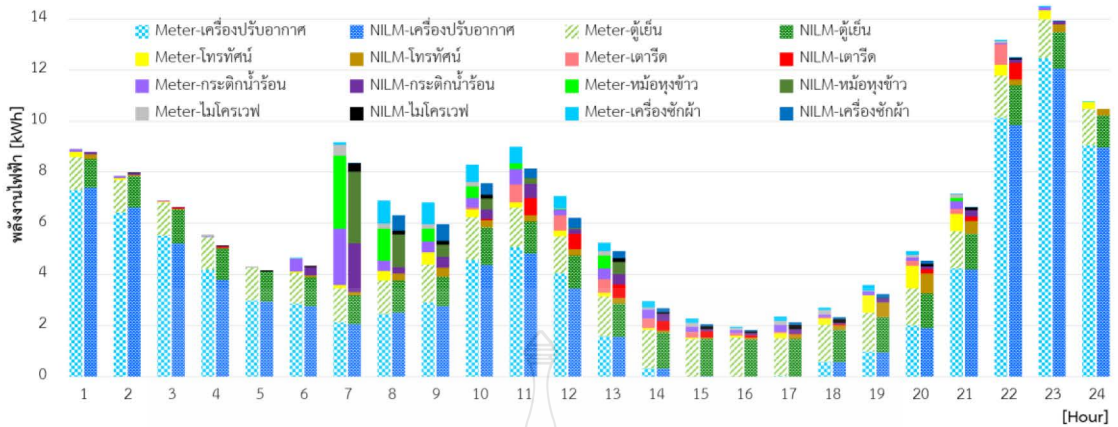
ผลการประเมินมีคะแนนความถูกต้องเฉลี่ยของ F1-score เท่ากับ 0.90 อุปกรณ์ที่มีค่าต่ำที่สุดคือโทรทัศน์ เนื่องจากมีค่าใกล้เคียงกับอุปกรณ์อื่นๆ ที่ไม่ได้อยู่ในอุปกรณ์ไฟฟ้าที่แยกแยะ เช่น พัดลม เป็นต้น รองลงมาเป็นหม้อหุงข้าว เพราะมีการเปลี่ยนแปลงเฉลี่ยวันละสองครั้งและมีลักษณะคล้ายกระติกน้ำร้อนไฟฟ้า อุปกรณ์ส่วนใหญ่สามารถแยกแยะได้ในระดับดีมาก

#### 4.1.2 การประเมินความถูกต้องการใช้พลังงานงานไฟฟ้า

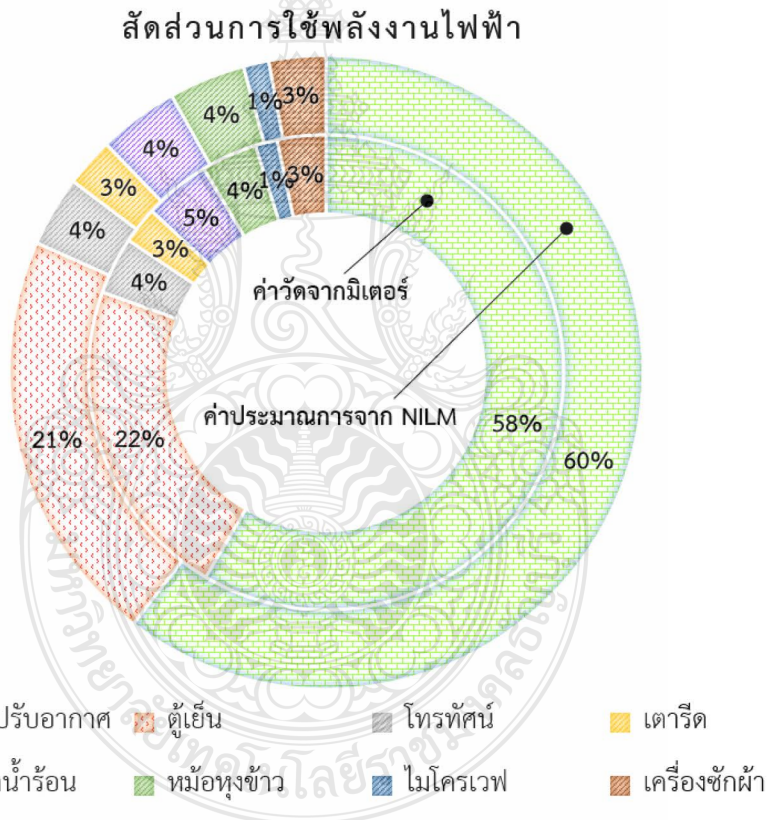
การประเมินผลความถูกต้องของการคำนวณค่าการใช้พลังงานงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าที่คำนวณตามสมการที่ 2.14 ถึง สมการที่ 2.15 สำหรับคะแนนความถูกต้องของพลังงานไฟฟ้ารวม ( $E_{Acc}^T$ ) และคะแนนความถูกต้องของพลังงานไฟฟ้ารายอุปกรณ์ ( $E_{Acc}^i$ ) ตามลำดับ ซึ่งเป็นตัวเลขที่จะบอกถึงความถูกต้องด้านขนาดและช่วงเวลาที่เกิดการเปลี่ยนแปลงประกอบกัน กำหนดคาบเวลาคำนวณพลังงานไฟฟ้าเท่ากับ 60 นาที ผลการประเมินเป็นตามตารางที่ 4.2 และรูปที่ 4.9 แสดงกราฟเปรียบเทียบการใช้พลังงานสะสมในแต่ละชั่วโมงของวันของอุปกรณ์ไฟฟ้าตลอดเดือนกันยายนจากการวัดของมิเตอร์และค่าประมาณจากวิธี NILM ผลที่ได้ใกล้เคียงกัน โดยมีคะแนนความถูกต้องของพลังงานไฟฟ้ารวม ( $E_{Acc}^T$ ) เท่ากับ 0.94 สำหรับผลการประเมินรายอุปกรณ์ของเครื่องปรับอากาศมีคะแนนความถูกต้องสูงสุดเท่ากับ 0.96 ส่วนโทรทัศน์ได้ผลการประเมินน้อยที่สุดเนื่องจากมีค่าใช้กำลังไฟฟ้าน้อยและได้ค่า F1-score น้อย อุปกรณ์ที่น่าสนใจอีกตัวคือเครื่องซักผ้าที่ได้ค่า F1-score สูงถึง 0.97 แต่คะแนนความถูกต้องของพลังงานไฟฟ้าได้ 0.86 เพราะช่วงที่มอเตอร์ของเครื่องซักผ้าหมุนไปกลับ ทำให้การประมาณค่ากำลังไฟฟ้ามีน้อยกว่าค่ากำลังไฟฟ้าที่ใช้จริงจากการวัดโดยตรงด้วยมิเตอร์

ตารางที่ 4.2 ประเมินผลการใช้พลังงานไฟฟ้าบ้านหลังที่ 1

รายการ/อุปกรณ์	เครื่องปรับอากาศ	ตู้เย็น	โทรทัศน์	เตารีด	กระติกน้ำร้อน	หม้อหุงข้าว	เตาอบไมโครเวฟ	เครื่องซักผ้า	รวม
พลังงานไฟฟ้ารวมจากมิเตอร์ -kWh	91.8	34.5	6.2	3.9	7.1	6	2.4	5.2	157
พลังงานไฟฟ้ารวมจาก NILM -kWh	89.1	31.4	5.3	3.7	6.1	5.7	1.9	4.2	148
ผลต่างพลังงานไฟฟ้ารวม -kWh	2.7	3.1	0.9	0.2	1.0	0.3	0.5	1.0	9.5
ร้อยละของผลต่างพลังงานไฟฟ้ารวม	2.9	9.0	14.5	5.1	14.1	5.0	20.8	19.2	6.1
ผลต่างพลังงานไฟฟ้ารายชั่วโมง -kWh	8.0	6.9	2.3	0.4	1.8	0.8	0.5	1.5	17.8
สัดส่วนการใช้พลังงานตามมิเตอร์ -%	58.4	22.0	3.9	2.5	4.5	3.8	1.5	3.3	-
สัดส่วนการใช้พลังงานตาม NILM -%	60.4	21.3	3.6	2.5	4.1	3.9	1.3	2.9	-
คะแนนความถูกต้องของพลังงานไฟฟ้ารายอุปกรณ์ ( $E_{Acc}^i$ )	0.96	0.90	0.81	0.94	0.87	0.93	0.89	0.86	-
คะแนนความถูกต้องของพลังงานไฟฟ้ารวม ( $E_{Acc}^T$ )	0.94								



รูปที่ 4.9 การใช้พลังงานไฟฟ้าสะสมรายชั่วโมงจากค่าวัดของมิเตอร์และค่าประมาณด้วย NILM



รูปที่ 4.10 สัดส่วนพลังงานไฟฟ้าที่วัดด้วยมิเตอร์และประมาณจาก NILM ของบ้านหลังที่ 1

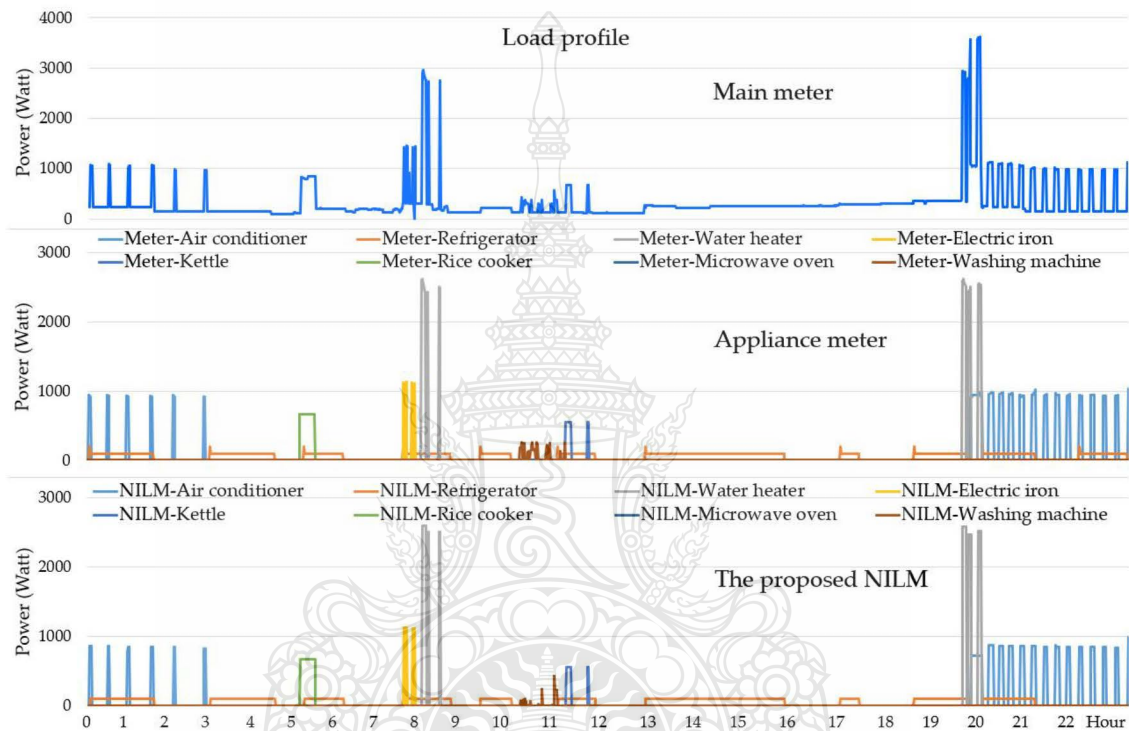
สัดส่วนการใช้พลังงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าทั้ง 8 ชนิด มีทิศทางเดียวกันทั้งค่าที่วัดได้จากมิเตอร์โดยตรงและค่าประมาณจากวิธี NILM แสดงเปรียบเทียบในรูปที่ 4.10 โดยมีค่าการใช้พลังงานไฟฟ้ารวมแตกต่างกันตลอดทั้งเดือนเท่ากับ 6.1%



## 4.2 การวิเคราะห์ประสิทธิภาพการทำงานของบ้านตัวอย่างหลังที่ 2

### 4.2.1 การประเมินความถูกต้องการแยกแยะด้วยวิธีการ NILM

ทดสอบวันที่ 1-29 กุมภาพันธ์ 2563 แยกแยะอุปกรณ์ไฟฟ้าจำนวน 8 ชนิด ประกอบด้วยเครื่องปรับอากาศ ตู้เย็น เครื่องทำน้ำอุ่น กระจกน้ำร้อนไฟฟ้า เตารีด เตอบไมโครเวฟ หม้อหุงข้าว และเครื่องซักผ้า รูปที่ 4.11 แสดงค่ากำลังไฟฟ้ารวม ค่ากำลังไฟฟ้ารายอุปกรณ์ที่วัดจากมิเตอร์โดยตรงและกำลังไฟฟ้ารายอุปกรณ์ที่แยกด้วยวิธีการ NILM ของข้อมูลวันที่ 11 กุมภาพันธ์ 2563

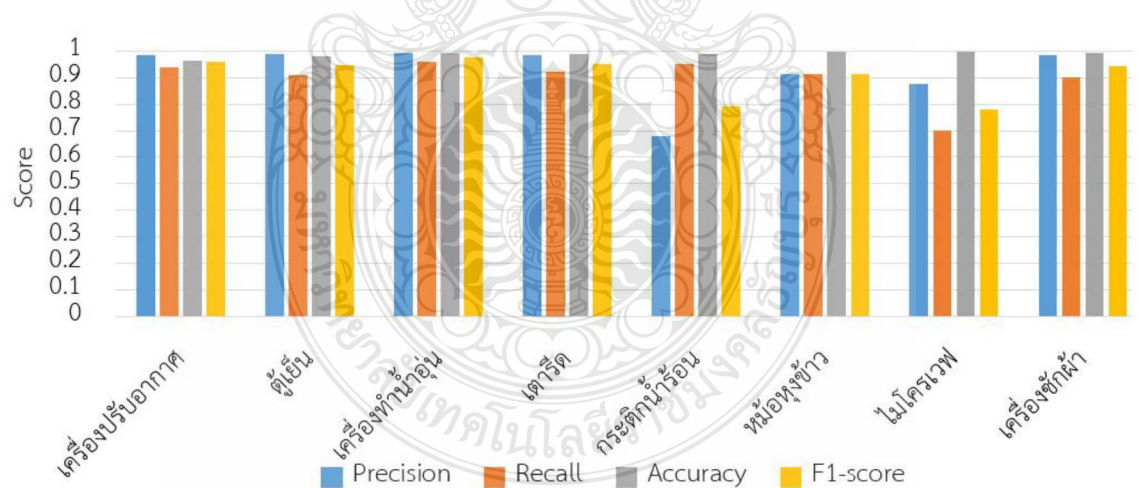


รูปที่ 4.11 กำลังไฟฟ้ารวมและรายอุปกรณ์ที่วัดมิเตอร์และ NILM (11 กุมภาพันธ์ 2563)

ใช้การประเมินผลตามวิธี Confusion Matrix โดยระบบที่ทดสอบของบ้านตัวอย่างหลังที่ 2 มีการเปลี่ยนแปลงการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าจำนวน 2,342 ครั้ง ผลการประเมินตามตารางที่ 4.3 และกราฟเปรียบเทียบตามรูปที่ 4.12 ผลการประเมินมีความถูกต้องเฉลี่ยของ F1-score เท่ากับ 0.91

ตารางที่ 4.3 คะแนนประเมินผลการแยกแยะอุปกรณ์ของบ้านหลังที่ 2

รายการ/อุปกรณ์	เครื่องปรับอากาศ	ตู้เย็น	เครื่องทำน้ำอุ่น	เตารีด	กระติกน้ำร้อน	หม้อหุงข้าว	เตาอบไมโครเวฟ	เครื่องซักผ้า
จำนวนครั้งที่เปลี่ยนแปลง	1,056	466	256	300	42	46	20	156
TP (ครั้ง)	976	416	238	244	40	42	14	138
FP (ครั้ง)	16	4	2	4	19	4	2	2
FN (ครั้ง)	66	42	10	20	2	4	6	15
TN (ครั้ง)	1,116	1,688	1,868	1,860	2,049	2,062	2,092	1,968
Precision	0.98	0.99	0.99	0.98	0.68	0.91	0.88	0.99
Recall	0.94	0.91	0.96	0.92	0.95	0.91	0.70	0.90
Accuracy	0.96	0.98	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99
F1-score	0.96	0.95	0.98	0.95	0.79	0.91	0.78	0.94
เฉลี่ย F1-score	0.91							



รูปที่ 4.12 กราฟระดับคะแนนการประเมินผลตาม Confusion Matrix ของบ้านหลังที่ 2

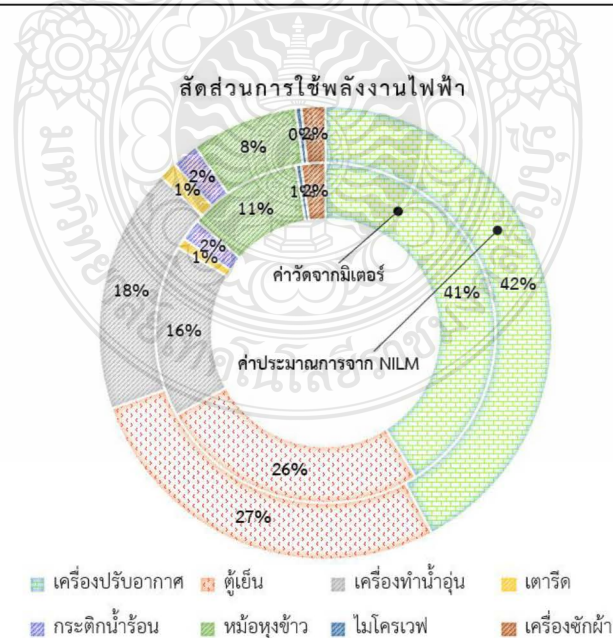
#### 4.2.2 การประเมินความถูกต้องการใช้พลังงานงานไฟฟ้า

การประเมินผลความถูกต้องของค่าการใช้พลังงานงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้า ได้ผลการประเมินตามตารางที่ 4.4 คะแนนความถูกต้องของพลังงานไฟฟ้ารวมเท่ากับ 0.92 สัดส่วนการใช้พลังงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าทั้ง 8 ชนิด มีทิศทางเดียวกันทั้งค่าที่วัดได้จากมิเตอร์และค่าประมาณ

จากวิธี NILM แสดงเปรียบเทียบในรูปที่ 4.13 โดยมีค่าการใช้พลังงานไฟฟ้ารวมแตกต่างกันตลอดทั้งเดือนเท่ากับ 8.0%

ตารางที่ 4.4 ประเมินผลการใช้พลังงานไฟฟ้าของบ้านหลังที่ 2

รายการ/อุปกรณ์	เครื่องปรับอากาศ	ตู้เย็น	เครื่องทำน้ำอุ่น	เตารีด	กระติกน้ำร้อน	หม้อหุงข้าว	เตาอบไมโครเวฟ	เครื่องซักผ้า	รวม
พลังงานไฟฟ้ารวมจากมิเตอร์ -kWh	60	37.7	23.9	1.4	3.0	15.7	0.7	3.3	145
พลังงานไฟฟ้ารวมจาก NILM -kWh	56.6	36.6	23.4	1.7	2.6	10.2	0.6	2.3	134
ผลต่างพลังงานไฟฟ้ารวม -kWh	3.4	1.1	0.5	-0.3	0.4	5.5	0.1	1.0	11.7
ร้อยละของผลต่างพลังงานไฟฟ้ารวม	5.7	2.9	2.1	-21.4	13.3	35	14.3	30.3	8.0
ผลต่างพลังงานไฟฟ้ารายชั่วโมง -kWh	8.7	3.4	2.6	0.4	0.5	6.4	0.2	1.1	23.3
สัดส่วนการใช้พลังงานตามมิเตอร์ -%	41.2	25.9	16.4	1	2.1	10.8	0.5	2.3	-
สัดส่วนการใช้พลังงานตาม NILM -%	42.2	27.3	17.5	1.3	1.9	7.6	0.4	1.7	-
คะแนนความถูกต้องของ	0.93	0.95	0.95	0.86	0.92	0.8	0.86	0.83	-
พลังงานไฟฟ้ารายอุปกรณ์ ( $E_{Acc}^i$ )									
คะแนนความถูกต้องของ									
พลังงานไฟฟ้ารวม ( $E_{Acc}^T$ )	0.92								

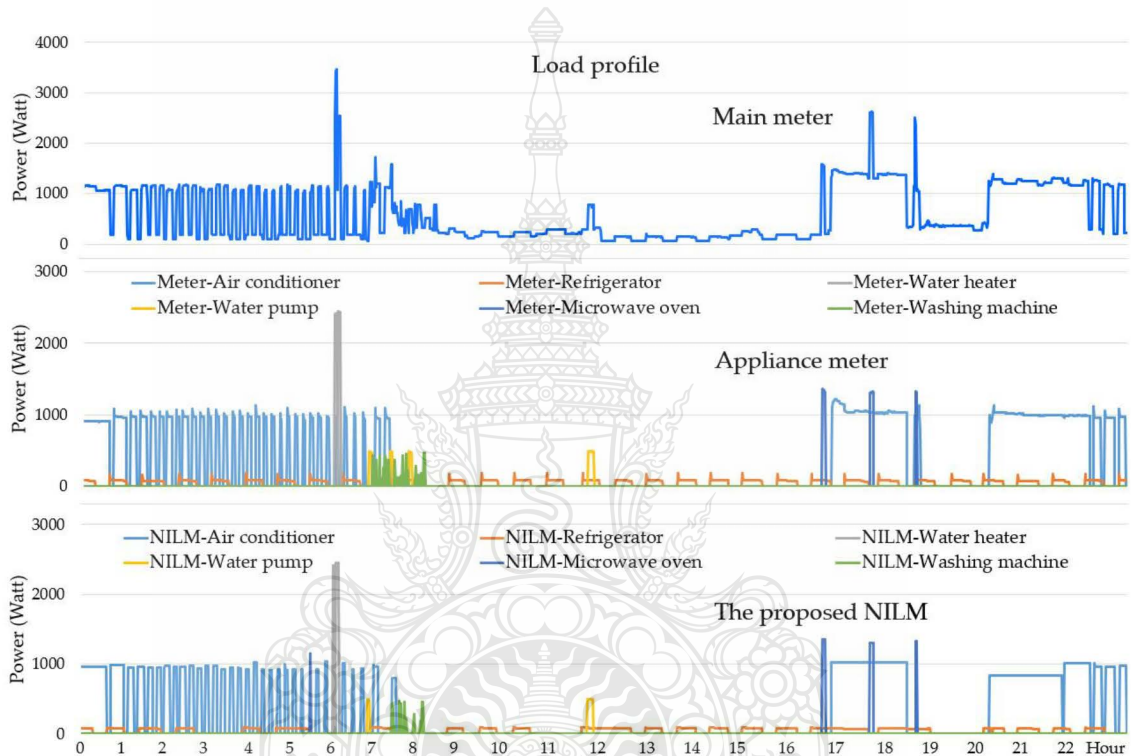


รูปที่ 4.13 สัดส่วนพลังงานไฟฟ้าที่วัดด้วยมิเตอร์และประมาณจาก NILM ของบ้านหลังที่ 2

### 4.3 การวิเคราะห์ประสิทธิภาพการทำงานของบ้านตัวอย่างหลังที่ 3

#### 4.3.1 การประเมินความถูกต้องการแยกแยะด้วยวิธีการ NILM

ทดสอบวันที่ 1-31 มีนาคม 2563 แยกแยะอุปกรณ์ไฟฟ้าจำนวน 6 ชนิด ประกอบด้วย เครื่องปรับอากาศ ตู้เย็น เครื่องทำน้ำอุ่น ป้อนน้ำ เตาอบไมโครเวฟ และเครื่องซักผ้า รูปที่ 4.14 แสดงค่า กำลังไฟรวม ค่ากำลังไฟรายอุปกรณ์ที่วัดจากมิเตอร์และกำลังไฟรายอุปกรณ์ที่วิธีการ NILM ของข้อมูลวันที่ 13 มีนาคม 2563



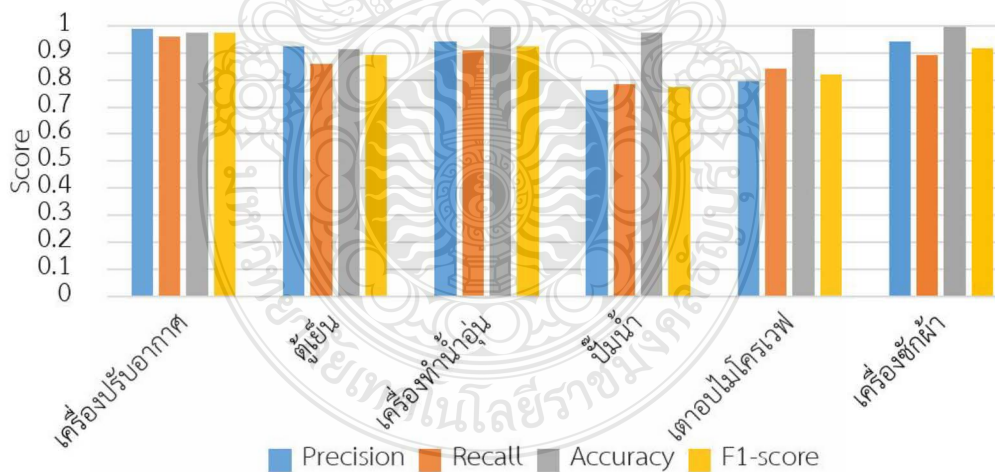
รูปที่ 4.14 กำลังไฟรวมและรายอุปกรณ์ที่วัดมิเตอร์และ NILM (13 มีนาคม 2563)

ใช้การประเมินผลตามวิธี Confusion Matrix โดยระบบที่ทดสอบของบ้านตัวอย่างหลังที่ 3 มีการเปลี่ยนแปลงการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าจำนวน 3,907 ครั้ง ผลการประเมินตามตารางที่ 4.5 และกราฟเปรียบเทียบระดับคะแนนการประเมินตามรูปที่ 4.15 ผลการประเมินมีคะแนนความถูกต้องเฉลี่ยของ F1-score เท่ากับ 0.88



ตารางที่ 4.5 คะแนนประเมินผลการแยกแยะอุปกรณ์ของบ้านหลังที่ 3

รายการ/อุปกรณ์	เครื่องปรับอากาศ	ตู้เย็น	เครื่องทำน้ำอุ่น	ปั้มน้ำ	เตาอบไมโครเวฟ	เครื่องซักผ้า
จำนวนครั้งที่เปลี่ยนแปลง	1,899	1,502	88	206	102	110
TP (ครั้ง)	1,824	1,308	80	162	86	98
FP (ครั้ง)	16	105	5	50	22	6
FN (ครั้ง)	75	214	8	44	16	12
TN (ครั้ง)	1,718	2,145	3,473	3,346	3,450	3,454
Precision	0.99	0.92	0.94	0.76	0.79	0.94
Recall	0.96	0.85	0.90	0.78	0.84	0.89
Accuracy	0.97	0.91	0.99	0.97	0.98	0.99
F1-score	0.97	0.89	0.92	0.77	0.81	0.91
เฉลี่ย F1-score	<b>0.88</b>					



รูปที่ 4.15 กราฟระดับคะแนนการประเมินผลตาม Confusion Matrix ของบ้านหลังที่ 3

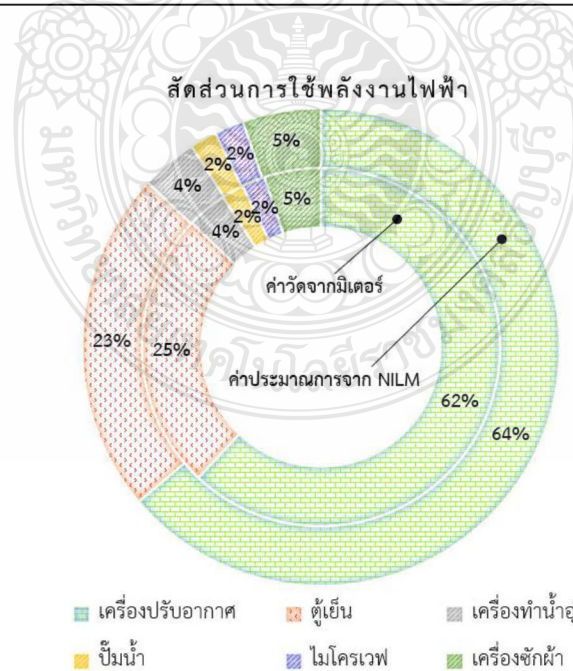
#### 4.3.2 การประเมินความถูกต้องการใช้พลังงานงานไฟฟ้า

การประเมินผลความถูกต้องของค่าการใช้พลังงานงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้า ได้ผลการประเมินตามตารางที่ 4.6 คะแนนความถูกต้องของพลังงานไฟฟ้ารวมเท่ากับ 0.92 สัดส่วนการใช้พลังงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าทั้ง 6 ชนิด มีทิศทางเดียวกันทั้งค่าที่วัดได้จากมิเตอร์และค่าประมาณ

จากวิธี NILM แสดงเปรียบเทียบในรูปที่ 4.16 โดยมีค่าการใช้พลังงานไฟฟ้ารวมแตกต่างกันตลอดทั้งเดือนเท่ากับ 13.3%

ตารางที่ 4.6 ประเมินผลการใช้พลังงานไฟฟ้าของบ้านหลังที่ 3

รายการ/อุปกรณ์	เครื่องปรับอากาศ	ตู้เย็น	เครื่องทำน้ำอุ่น	ปั้มน้ำ	เตาอบไมโครเวฟ	เครื่องซักผ้า	รวม
พลังงานไฟฟ้ารวมจากมิเตอร์ -kWh	171	69.8	10	5.4	5.8	14.1	277
พลังงานไฟฟ้ารวมจาก NILM -kWh	153	55.9	9.1	4.3	4.9	12.6	240
ผลต่างพลังงานไฟฟ้ารวม -kWh	18.4	13.9	0.9	1.1	0.9	1.5	37
ร้อยละของผลต่างพลังงานไฟฟ้ารวม	10.7	20	9.1	21.2	16.7	10.7	13.3
ผลต่างพลังงานไฟฟ้ารายชั่วโมง -kWh	20.7	15.7	1.8	2.3	1.9	3.9	46.3
สัดส่วนการใช้พลังงานตามมิเตอร์ -%	62	25.2	3.6	2.0	2.1	5.1	-
สัดส่วนการใช้พลังงานตาม NILM -%	63.8	23.3	3.8	1.8	2.0	5.3	-
คะแนนความถูกต้องของพลังงานไฟฟ้ารายอุปกรณ์ ( $E_{Acc}^i$ )	0.94	0.89	0.91	0.79	0.84	0.86	-
คะแนนความถูกต้องของพลังงานไฟฟ้ารวม ( $E_{Acc}^T$ )							0.92



รูปที่ 4.16 สัดส่วนพลังงานไฟฟ้าที่วัดด้วยมิเตอร์และประมาณจาก NILM ของบ้านหลังที่ 3



#### 4.4 ภาพรวมประสิทธิภาพการแยกแยะการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าด้วยเทคนิค NILM

จากการทดสอบแยกแยะการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าด้วยเทคนิค NILM ด้วยวิธีการที่นำเสนอของบ้านตัวอย่างทั้ง 3 หลัง ในระยะเวลา 1 เดือน เกิดการเปลี่ยนสถานะการทำงานของเครื่องใช้ไฟฟ้าภายในบ้านรวมทั้งสิ้น 12,109 เหตุการณ์ วิธีการที่นำเสนอสามารถตรวจจับได้ 11,060 เหตุการณ์ คิดเป็นร้อยละ 91.3 ภาพรวมประสิทธิภาพการแยกแยะ สรุปได้ตามตารางที่ 4.7

ตารางที่ 4.7 ภาพรวมประสิทธิภาพการแยกแยะด้วยเทคนิค NILM ตามวิธีการที่นำเสนอ

รายการ/อุปกรณ์	บ้านหลังที่ 1	บ้านหลังที่ 2	บ้านหลังที่ 3	ค่าเฉลี่ย
จำนวนเครื่องใช้ไฟฟ้า	8	8	6	-
จำนวนวันที่ทดสอบ	30	29	31	-
จำนวนการเปลี่ยนแปลงการทำงานของเครื่องใช้ไฟฟ้า	5,860	2,342	3,907	-
จำนวนที่วิธีการที่นำเสนอสามารถตรวจจับการเปลี่ยนแปลงได้	5,398	2,104	3,558	-
การใช้ไฟฟ้าที่วัดจากมิเตอร์ (kWh)	157	145	277	-
การใช้ไฟฟ้าที่ประเมินจาก NILM (kWh)	148	134	240	-
คะแนนความถูกต้องเฉลี่ยของ F1-score	0.90	0.91	0.88	0.897
คะแนนความถูกต้องของการประมาณค่าพลังงานไฟฟ้ารวม ( $E_{Acc}^T$ )	0.94	0.92	0.92	0.927

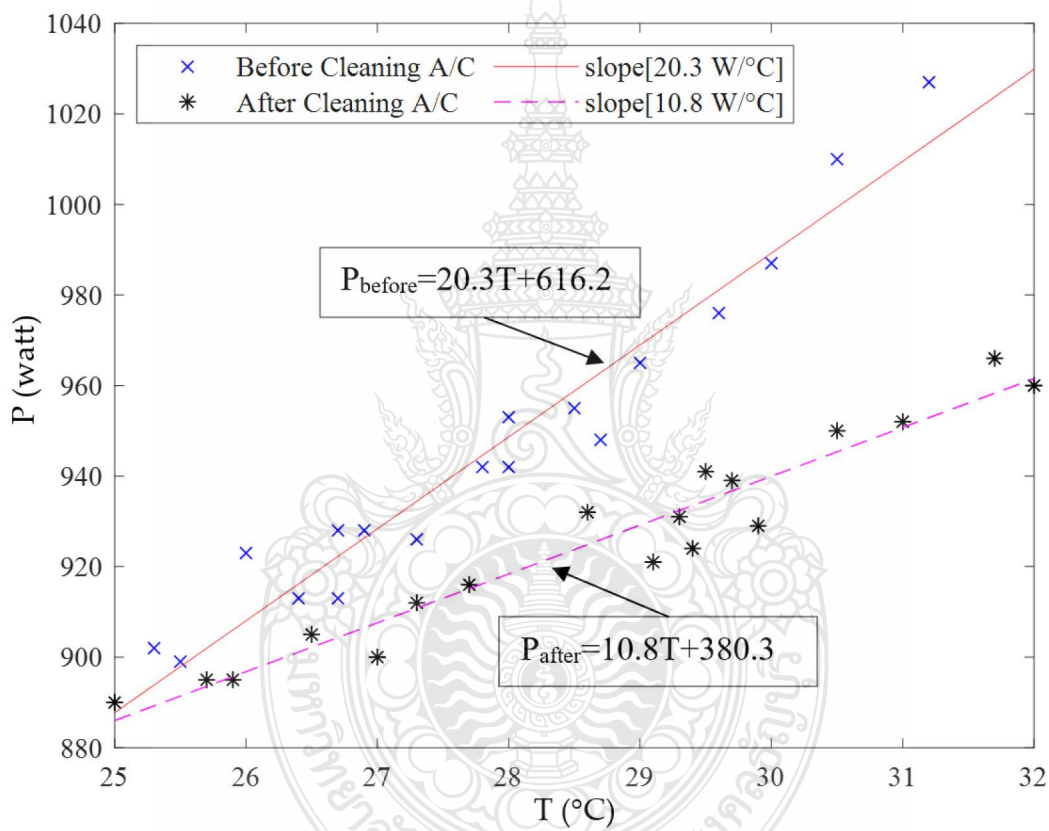
#### 4.5 วิเคราะห์พฤติกรรมของอุปกรณ์ไฟฟ้าเพื่อวางแผนการอนุรักษ์พลังงาน

การบันทึกข้อมูลอย่างต่อเนื่องจากการประมาณการค่าทางไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าตามหลักการ NILM และการทราบสถานะการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าแบบเวลาจริง สามารถนำไปใช้ประโยชน์ในด้านการแจ้งเตือนหรือวางแผนการบำรุงรักษาเครื่องใช้ไฟฟ้าภายในบ้าน โดยการวิเคราะห์พฤติกรรมแบบไม่วัดที่เครื่องใช้ไฟฟ้าโดยตรง ผลการวิเคราะห์แยกตามชนิดอุปกรณ์ได้ดังนี้

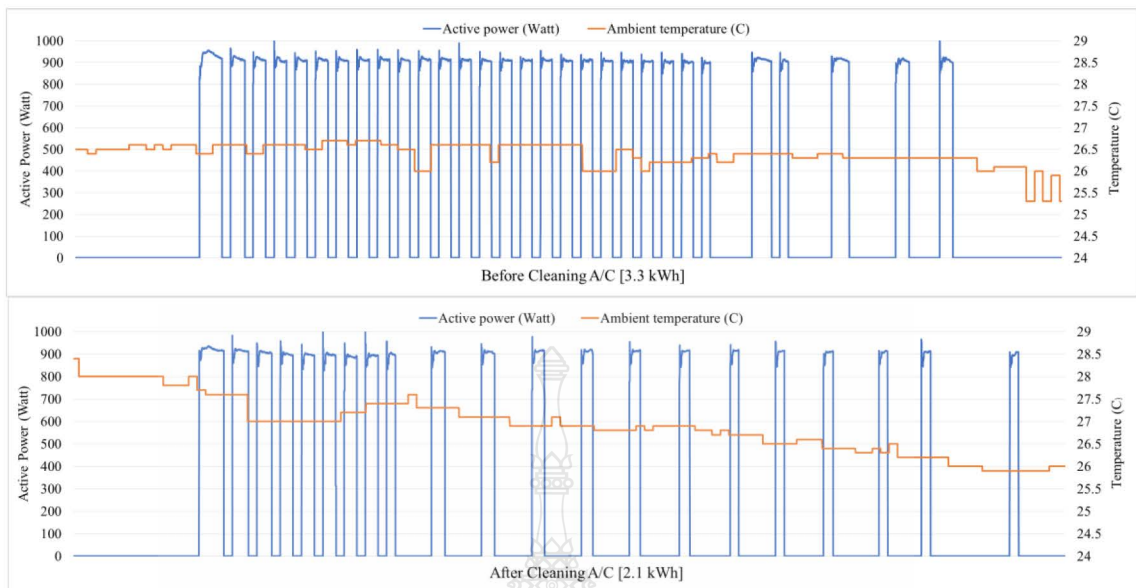
##### 4.5.1 การวิเคราะห์พฤติกรรมเครื่องปรับอากาศ

เครื่องปรับอากาศถือเป็นเครื่องใช้ไฟฟ้าที่ใช้พลังงานไฟฟ้าเป็นสัดส่วนสูงที่สุดภายในบ้านพักอาศัย หากต้องการประหยัดพลังงานที่มีนัยยะสำคัญต้องพิจารณาที่เครื่องปรับอากาศ โดยข้อมูลที่ใช้ไฟฟ้าต้องการทราบคือช่วงเวลาเหมาะสมสำหรับล้างเครื่องปรับอากาศ จากข้อมูลประชาสัมพันธ์ของหน่วยงานต่างๆ ให้ล้างเครื่องปรับอากาศอย่างน้อยทุกๆ 6 เดือน แต่เครื่องปรับอากาศอาจมีระยะเวลาที่ต้องล้างเครื่องปรับอากาศต่างกัน หากพิจารณาความถี่ในการใช้งานก็สามารถวางแผนตามเวลาที่กำหนดได้ แต่อีกหนึ่งปัจจัยคือสภาพแวดล้อมโดยเฉพาะเรื่องฝุ่น เช่น เครื่องปรับอากาศที่ติดตั้ง

ด้านถนนจะมีฝุ่นมาก ทำให้แผงระบายความร้อนสกปรกเร็วกว่าด้านไม่ติดถนน ในกรณีแบบนี้การกำหนดเวลาแบบคงตัวอาจไม่เหมาะสม จากการวิเคราะห์ข้อมูลพบว่าอุณหภูมิแวดล้อมมีผลต่อการใช้กำลังไฟฟ้าเครื่องปรับอากาศ จากรูปที่ 4.17 แสดงให้เห็นความสัมพันธ์ระหว่างอุณหภูมิแวดล้อมต่อกำลังไฟฟ้า ซึ่งอุณหภูมิแวดล้อมเป็นหนึ่งในปัจจัยที่ส่งผลต่อการระบายความร้อนของเครื่องปรับอากาศ การกำหนดช่วงเวลาสำหรับล้างเครื่องดูจากอัตราการเพิ่มของกำลังไฟฟ้าเทียบกับอัตราการเพิ่มของอุณหภูมิแวดล้อม โดยไม่ต้องกำหนดรอบเวลาคงตัว ช่วงฤดูร้อนซึ่งมีอุณหภูมิแวดล้อมสูงจะส่งผลต่อการประหยัดพลังงานไฟฟ้าได้มาก เพราะกราฟทั้ง 2 เส้นถ่างออกตามการเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิ รูปที่ 4.18 เปรียบการใช้พลังงานไฟฟ้าก่อนและหลังการล้างเครื่องปรับอากาศ



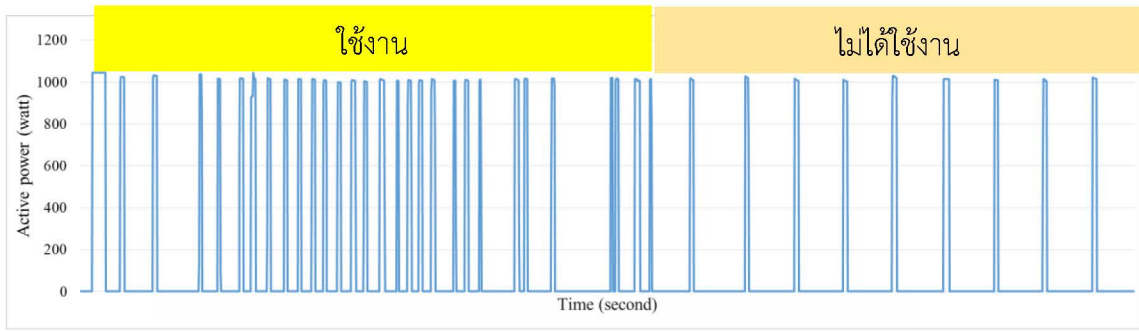
รูปที่ 4.17 ความสัมพันธ์ระหว่างกำลังไฟฟ้าที่เครื่องปรับอากาศต้องใช้กับอุณหภูมิแวดล้อม



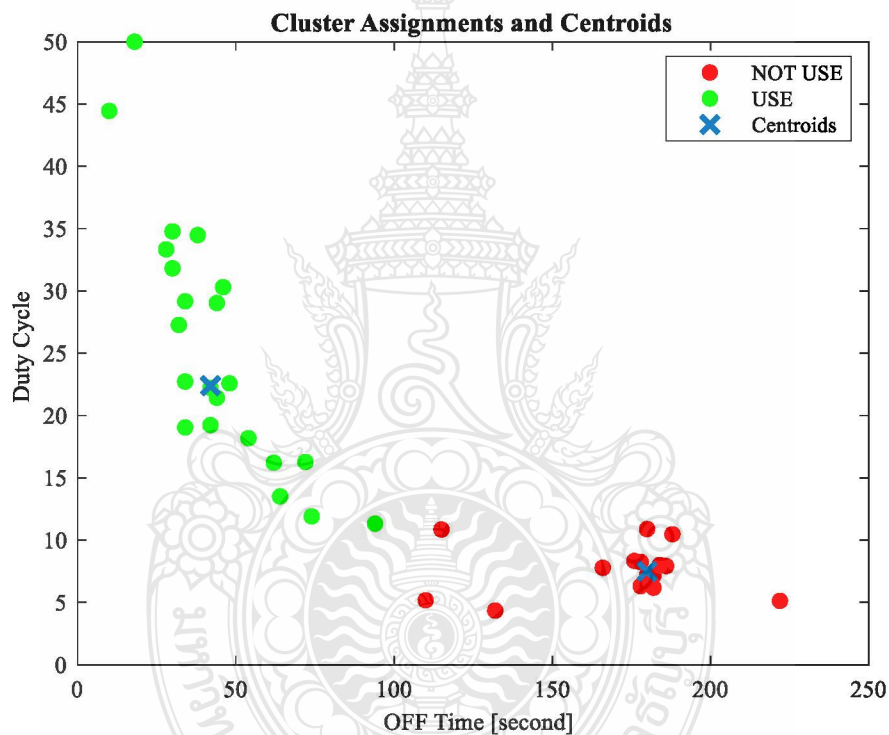
รูปที่ 4.18 เปรียบการใช้พลังงานไฟฟ้าก่อนและหลังการล้างเครื่องปรับอากาศ

#### 4.5.2 การวิเคราะห์พฤติกรรมเตารีด

ในกรณีผู้ใช้งานเตารีดสัมผัสถอดปลั๊กหลังเลิกใช้งานและไม่ได้ปรับระดับความร้อนในตำแหน่งปิดจะทำให้สิ้นเปลืองพลังงาน และความร้อนจากแผ่นรีดอาจเป็นอันตรายต่อผู้ที่ไม่ทราบสถานะของเตารีด จากการวิจัยพฤติกรรมการทำงานของเตารีด สามารถแยกแยะสถานะของเตารีดขณะใช้งานและขณะไม่ใช้งาน โดยคำนวณช่วงเวลาการตัดของแผ่นความร้อนของเตารีดกับอัตราส่วนการทำงาน (%Duty cycle) จากรูปที่ 4.19 ถ้าเตารีดถูกใช้รีดผ้าการตัดของแผ่นความร้อนจะตัดต่อเร็วและเวลาช่วงหยุดมีค่าแตกต่างกัน ถ้าเตารีดไม่ได้ถูกใช้งานช่วงเวลาตัดของแผ่นความร้อนจะใช้เวลานานและมีระยะเวลาใกล้เคียงกันในแต่ละรอบที่แผ่นความร้อนจะต่อวงจรใหม่อีกครั้ง การแยกความแตกต่างสามารถจัดกลุ่มรูปแบบที่คล้ายๆ กันในรอบเวลาที่กำหนด เช่นกำหนดการเกิดรูปแบบคล้ายๆ กันต่อเนื่อง 10 รอบขึ้นไปถึงแจ้งเตือน โดยรูปที่ 4.20 เป็นการจัดกลุ่มข้อมูลช่วงที่เตารีดถูกใช้งานและช่วงที่เตารีดไม่ถูกใช้งานโดยหาความสัมพันธ์ของช่วงหยุดทำงานกับอัตราการทำงานด้วย k-mean ข้อมูลที่ถูกระบุต้องเป็นข้อมูลที่ใกล้จุดกลาง (Centroid) เท่านั้น และเป็นเหตุการณ์ที่เกิดต่อเนื่องกัน



รูปที่ 4.19 กำลังไฟฟ้าของเตารีดขณะถูกใช้รีดผ้าและไม่ได้ใช้รีดผ้า

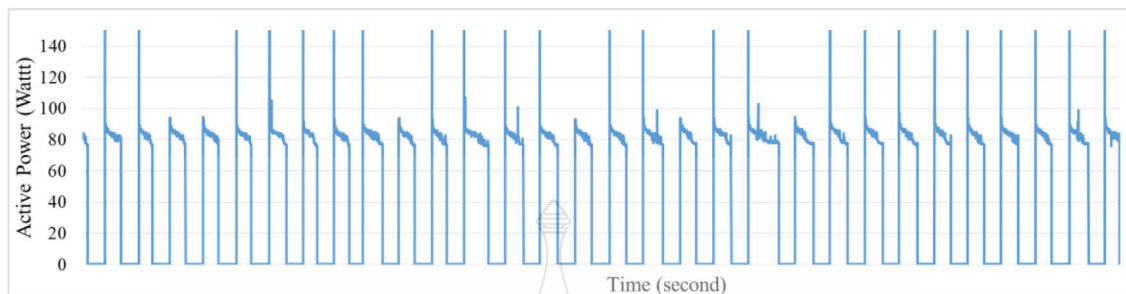


รูปที่ 4.20 การจัดกลุ่มข้อมูลช่วงที่เตารีดถูกใช้งานและช่วงที่เตารีดไม่ถูกใช้งาน

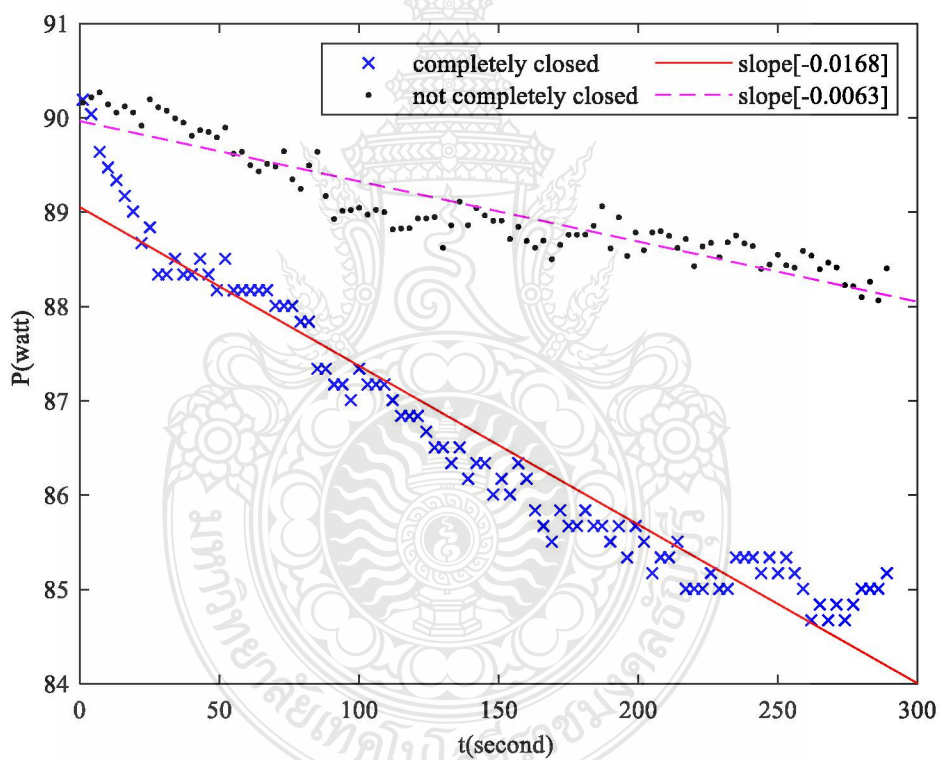
#### 4.5.3 การวิเคราะห์พฤติกรรมตู้เย็น

ตู้เย็นเป็นเครื่องใช้ไฟฟ้าที่มีรอบการทำงานและหยุดทำงานตลอดทั้งวันตามรูปที่ 4.21 หากปิดประตูตู้เย็นไม่สนิทจะทำให้ช่วงทำงานของตู้เย็นนานหรือไม่หยุดทำงาน เพราะอุณหภูมิไม่ได้ตามที่ปรับตั้ง จากการวิจัยพฤติกรรมการทำงานของตู้เย็นพบว่าค่ากำลังไฟฟ้าของตู้เย็นจะลดลงเรื่อยๆ ตามค่าอุณหภูมิภายในของตู้เย็น หากประตูตู้เย็นปิดประตูไม่สนิทส่งผลให้อัตราทำความเย็นลดลงซึ่งสัมพันธ์กับกำลังไฟฟ้าแสดงได้ตามรูปที่ 4.22 กรณีประตูปิดไม่สนิทอัตราการลดลงของกำลังไฟฟ้าจะลดน้อยกว่าปิดประตูสนิท แต่การตรวจวัดด้วยหลักการ NILM อาจจะไม่สามารถแยกค่ากำลังไฟฟ้าที่มีการ

เปลี่ยนแปลงน้อยๆ ได้ การตรวจสอบการปิดประตูตู้เย็นไม่สนิทสามารถใช้เวลาจับช่วงเวลาทำงานของตู้เย็น ถ้าช่วงการทำงานมากกว่าช่วงทำงานโดยเฉลี่ยของวัน ก็นำไปเป็นเงื่อนไขแจ้งเตือนเจ้าของบ้านได้



รูปที่ 4.21 รอบการทำงานของตู้เย็น

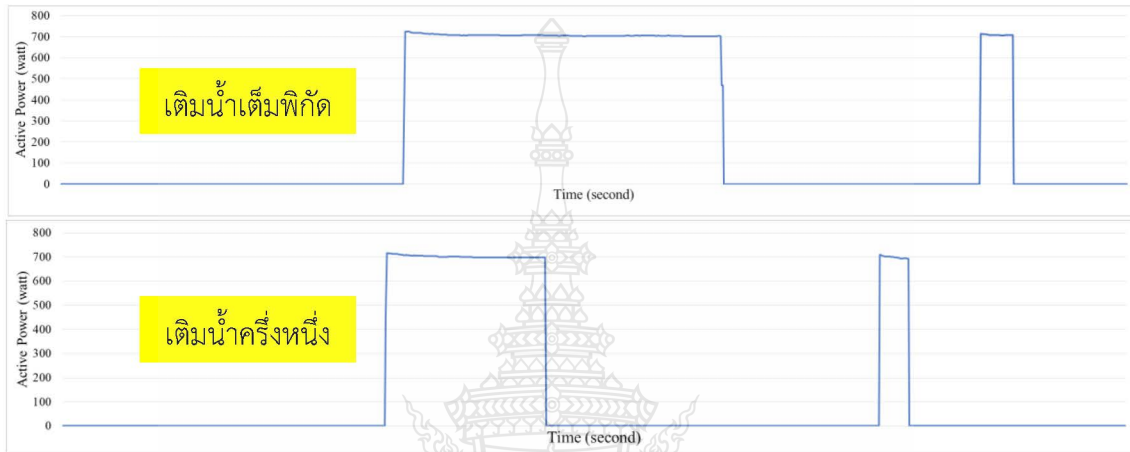


รูปที่ 4.22 อัตราการลดลงของกำลังไฟฟ้าของตู้เย็น



#### 4.5.4 การวิเคราะห์พฤติกรรมกระตักน้ำร้อน

ข้อมูลจากระบบ NILM แบบเวลาจริง เป็นส่วนเสริมให้เจ้าของบ้านได้รับพฤติกรรมการใช้งานกระตักน้ำร้อนเพื่อการประหยัดพลังงาน จากการวิเคราะห์พฤติกรรมกระตักน้ำร้อนพบว่า ปริมาณน้ำส่งผลโดยตรงต่อระยะเวลาต้มน้ำ จากรูปที่ 4.23 เปรียบเทียบระยะเวลาการทำงานเมื่อเติมน้ำเต็มความจุ และเติมเพียงครึ่งหนึ่ง โดยสามารถใช้ระบบแจ้งเตือนเมื่อต้มน้ำเสร็จ เพื่อให้เจ้าของบ้าน ปิดการทำงานกระตักน้ำร้อนไม่ให้วนทำงานซ้ำซึ่งเป็นการสิ้นเปลืองพลังงานไฟฟ้า



รูปที่ 4.23 เปรียบเทียบเวลาที่กระตักน้ำร้อนใช้ต้มน้ำ



## บทที่ 5

### สรุปผลการดำเนินงานวิจัย

การวัดการใช้พลังงานไฟฟ้าที่เรียกว่า Nonintrusive Load Monitoring (NILM) เป็นการติดตั้งเครื่องวัดไว้ที่จุดเดียวที่วงจรขาเข้าหลักของอาคาร โดยสามารถแยกแยะได้ว่าตอนนี้มีโหลดไฟฟ้าตัวใดเปิดใช้งานและใช้กำลังไฟฟ้าเท่าใด โดยค่าที่ได้ต้องใกล้เคียงกับการติดตั้งเครื่องวัดไว้ที่โหลดแต่ละตัวโดยตรง การออกแบบชุดวัดตามรูปแบบของ NILM เลือกใช้ดิจิทัลมิเตอร์วัดค่ากำลังไฟฟ้าจริงรวม กำลังไฟฟ้รีแอกทีฟรวม กระแสไฟฟ้า และแรงดันไฟฟ้า ของการใช้ไฟฟ้าภายในบ้าน จากนั้นไมโครคอนโทรลเลอร์ดึงข้อมูลแบบอัตราต่ำทุกๆ 1 วินาที เพื่อประมวลผลตามวิธีการของ NILM ก่อนส่งข้อมูลที่วัดได้และข้อมูลที่ได้จากการแยกแยะไปแสดงผลผ่านระบบอินเทอร์เน็ต เพื่อนำข้อมูลที่ไปวิเคราะห์การใช้พลังงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าในงานที่เกี่ยวข้องต่อไป

#### 5.1 สรุปผลการทำงานวิจัย

##### 5.1.1 สรุปผลการจำลองด้วยโปรแกรมทางไฟฟ้า

การวิจัยได้สร้างแบบจำลองอุปกรณ์ไฟฟ้าขณะใช้งาน (Operating Load Model, OLM) สำหรับเป็นข้อมูลทดสอบตามวิธีที่นำเสนอในการแยกแยะอุปกรณ์ โดยแบบจำลองอุปกรณ์ไฟฟ้าขณะใช้งานได้พิจารณาชนิดของโหลด (ตัวต้านทานและ/หรือตัวเหนี่ยวนำ) และจำลองช่วงเริ่มและหยุดทำงานที่เป็นลักษณะเฉพาะของอุปกรณ์ไฟฟ้า โดยแบบจำลองสร้างด้วยโปรแกรม MATLAB ผลการทดสอบการทำงานของแบบจำลองได้ค่าทางด้านไฟฟ้าของอุปกรณ์เสมือนอุปกรณ์ไฟฟ้าจริง การทดสอบแยกค่าจากการจำลองด้วยโปรแกรมทางไฟฟ้าได้ทดสอบกับอุปกรณ์ 4 ชนิด ได้ความถูกต้องเฉลี่ยเท่ากับ 91.49%

##### 5.1.2 สรุปผลการออกแบบระบบแสดงผลและทดสอบติดตั้งในห้องปฏิบัติ

ระบบแสดงผลถูกออกแบบให้ผู้ใช้สามารถเข้าตรวจสอบการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าผ่านอินเทอร์เน็ตซึ่งมีกราฟแสดงกำลังไฟฟ้ารวมแบบเวลาจริง การใช้พลังงานไฟฟ้ารวมและพลังงานไฟฟ้าแบบรายอุปกรณ์ สถานะการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้า ในขณะที่ผู้ดูแลระบบได้สิทธิในการดูฐานข้อมูลทั้งหมด

การทดสอบติดตั้งระบบในห้องปฏิบัติใช้เวลาทดสอบ 7 วัน ผลการทดสอบแยกแยะอุปกรณ์ไฟฟ้าที่ประกอบด้วยเครื่องปรับอากาศ ตู้เย็น โทรทัศน์ และ กระจกน้ำร้อนไฟฟ้า มีจำนวนเหตุการณ์ที่อุปกรณ์ไฟฟ้าทำงานและหยุดทำงานรวมทั้งสิ้น 1,220 ครั้ง มีคะแนนความถูกต้องเฉลี่ยของ F1-score (ค่าเฉลี่ยความสามารถของระบบในการแยกแยะอุปกรณ์) เท่ากับ 0.87 ส่วนการประเมินผลความถูกต้องของการคำนวณค่าการใช้พลังงานงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้า มีคะแนนความถูกต้องของพลังงานไฟฟ้ารวม ( $E_{Acc}^T$ ) เท่ากับ 0.91 การเปรียบเทียบการใช้พลังงานตามช่วงเวลามีค่าใกล้เคียงกันระหว่างค่าที่วัดโดยตรงจากมิเตอร์กับค่าประมาณจากวิธี NILM และสัดส่วนการใช้พลังงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าทั้ง 4 ชนิด มีทิศทางเดียวกัน โดยมีความแตกต่างของค่าการใช้พลังงานไฟฟ้ารวมเท่ากับ 5.70%

### 5.1.3 สรุปผลการทดสอบติดตั้งระบบกับบ้านตัวอย่าง

ทดสอบติดตั้งระบบ NILM กับบ้านตัวอย่างที่ใช้ระบบไฟฟ้าแบบ 1 เฟส พร้อมติดตั้งมิเตอร์แบบรายอุปกรณ์เพื่อเปรียบเทียบผลกับบ้านตัวอย่าง 3 หลัง ผลประเมินความถูกต้องใช้เวลาทดสอบและวิเคราะห์ผล 1 เดือน โดยทดสอบแยกแยะอุปกรณ์ไฟฟ้าที่แตกต่างกันในบ้านตัวอย่างแต่ละหลัง โดยอุปกรณ์ที่มีทุกบ้านคือ เครื่องปรับอากาศ ตู้เย็น เตารีด ไมโครเวฟ และเครื่องซักผ้า ผลการทดสอบระบบได้ค่าการใช้พลังงานไฟฟ้ารายชั่วโมงที่ประมาณจากวิธี NILM ใกล้เคียงกับการวัดด้วยมิเตอร์โดยตรงทั้งขนาดและช่วงเวลาที่ใช้พลังงานไฟฟ้า ระบบที่ทดสอบมีการเปลี่ยนแปลงการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าจำนวน 12,109 ครั้ง โดยวิธีที่นำเสนอสามารถตรวจหาจังหวะการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลได้ 11,060 ครั้ง หรือคิดเป็นร้อยละ 91.3 ผลการประเมินคะแนนความถูกต้องเฉลี่ยของ F1-score (ค่าเฉลี่ยความสามารถของระบบในการแยกแยะอุปกรณ์) มีค่าเท่ากับ 0.897 ถือว่าอยู่ในเกณฑ์ดีมาก การเปรียบเทียบใช้พลังงานสะสมรายชั่วโมงของวันของอุปกรณ์ไฟฟ้าตลอดทั้งเดือนจากการวัดของมิเตอร์และค่าประมาณจากวิธี NILM ผลที่ได้ใกล้เคียงกัน โดยมีคะแนนความถูกต้องของพลังงานไฟฟ้ารวม ( $E_{Acc}^T$ ) เท่ากับ 0.927 ถือว่าอยู่ในเกณฑ์ดีมาก

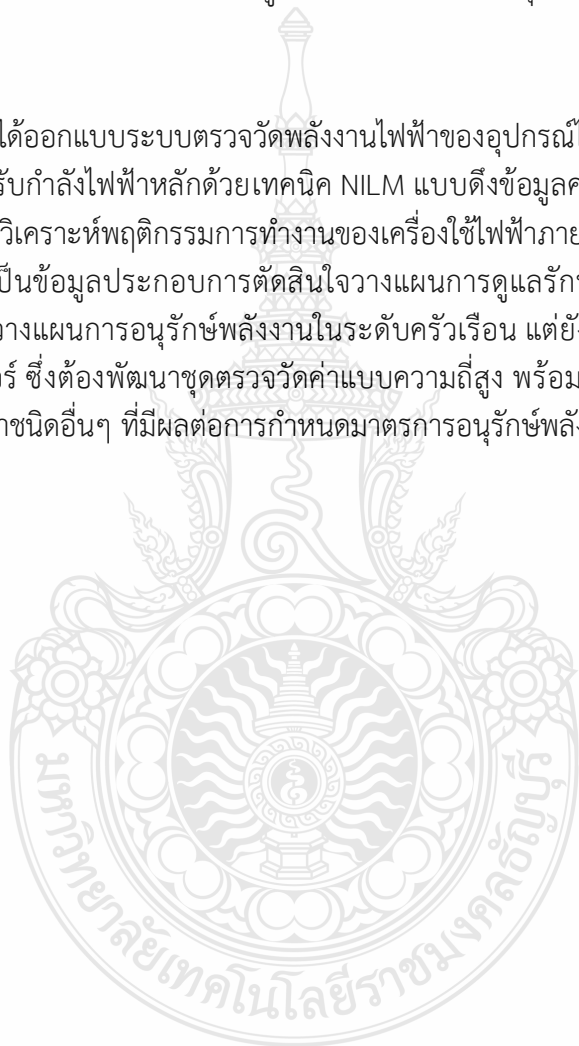
## 5.2 วิเคราะห์และอภิปรายผลการดำเนินการ

จากการทดสอบติดตั้งกับบ้านตัวอย่าง การออกแบบชุดประมวลผลตามวิธีการของ NILM ได้ดึงข้อมูลจากมิเตอร์แบบอัตราต่ำทุกๆ 1 วินาที หรือ 1 Hz จากนั้นเก็บเป็นชุดข้อมูลเพื่อประมวลผล การหาการเปลี่ยนแปลงค่ากำลังไฟฟ้าใช้วิธีหาจุดตัดของชุดข้อมูลกับเส้นอ้างอิงที่สร้างด้วยสมการแบบโพลิโนเมียล โดยวิธีที่นำเสนอสามารถตรวจหาจังหวะการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลได้ 91.3% การแยกกลุ่มข้อมูลใช้วิธีการ k-Means โดยใช้ข้อมูลการเปลี่ยนแปลงกำลังไฟฟ้าจริง ( $\Delta P$ ) และการเปลี่ยนแปลงกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟ ( $\Delta Q$ ) สามารถเก็บเป็นฐานข้อมูลสำหรับระบุกลุ่มของอุปกรณ์ขึ้นต้นได้ การระบุกลุ่มข้อมูลขั้นสุดท้ายใช้การสกัดลักษณะเด่น 4 รูปแบบ คือค่าการเปลี่ยนแปลงของกำลังไฟฟ้าจริง ค่าการเปลี่ยนแปลงของกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟ จำนวนการเปลี่ยนแปลงข้อมูลแบบเพิ่มขึ้นและลดลงของกำลังไฟฟ้าจริงจากกลุ่มข้อมูล และสมการลักษณะเริ่มต้นการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าด้วยการประมาณการฟังก์ชันแบบโพลิโนเมียล ผลการประเมินคะแนนความถูกต้องของค่าเฉลี่ยความสามารถของระบบในการแยกแยะอุปกรณ์มีค่าเท่ากับ 0.897 และคะแนนความถูกต้องของการคำนวณค่าพลังงานไฟฟ้ารวมเท่ากับ 0.927 สัดส่วนการใช้พลังงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าที่สนใจแยกแยะด้วยเทคนิค NILM ซึ่งแตกต่างกันในแต่ละบ้านตัวอย่าง โดยเครื่องใช้ไฟฟ้าที่สนใจมีดังนี้ เครื่องปรับอากาศ ตู้เย็น โทรทัศน์ เครื่องทำน้ำอุ่น ปิคนิค กระจกน้ำร้อน เตารีด เตารีด ไมโครเวฟ หม้อหุงข้าว และเครื่องซักผ้า มีทิศทางเดียวกันทั้งค่าที่วัดจากมิเตอร์โดยตรงและค่าประมาณจากวิธี NILM ส่วนระบบแสดงผลผู้ใช้งานสามารถเข้าตรวจสอบการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าผ่านแพลตฟอร์มในระบบอินเทอร์เน็ตที่มีรายละเอียดกราฟแสดงกำลังไฟฟ้ารวมแบบเวลาจริง การใช้พลังงานไฟฟ้ารวมและพลังงานไฟฟ้าแบบรายอุปกรณ์ สถานะการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้า การติดตั้งเครื่องวัดที่จุดเดียวทำให้ลดต้นทุนและพื้นที่การติดตั้งในแต่ละอุปกรณ์ โดยต้นทุนที่ลดลงขึ้นอยู่กับจำนวนอุปกรณ์ที่ต้องการนำข้อมูลแบบต่อเนื่องมาแจ้งเตือนหรือวางแผนการบำรุงรักษา การบันทึกข้อมูลอย่างต่อเนื่อง จากการประมาณการค่าทางไฟฟ้าของ

อุปกรณ์ไฟฟ้าด้วยเทคนิค NILM และการทราบสถานะการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้าแบบเวลาจริงสามารถนำมาวิเคราะห์พฤติกรรมของเครื่องใช้ไฟฟ้าเพื่อกำหนดช่วงเวลาในการล้างเครื่องปรับอากาศจากการประมาณค่ากำลังไฟฟ้าอย่างต่อเนื่องด้วยเทคนิค NILM ร่วมกับค่าอุณหภูมิแวดล้อมซึ่งอ่านค่าจากผู้ให้บริการในระบบอินเทอร์เน็ตทำให้เกิดการประหยัดพลังงานได้อย่างเหมาะสม จากการวิจัยพฤติกรรมการทำงานของเตารีดสามารถแยกแยะสถานะของเตารีดขณะใช้งานและขณะไม่ใช้งาน โดยคำนวณช่วงเวลาการตัดของแผ่นความร้อนของเตารีดกับอัตราส่วนการทำงาน รวมถึงการให้ข้อมูลช่วงเวลาเครื่องใช้ไฟฟ้าทำงาน สำหรับป็นข้อมูลในการวางแผนการอนุรักษ์พลังงานในระดับครัวเรือน

### 5.3 ข้อเสนอแนะ

คุณนินิพนธ์นี้ ได้ออกแบบระบบตรวจวัดพลังงานไฟฟ้าของอุปกรณ์ไฟฟ้าภายในบ้านชนิดโหลดคงที่โดยตรวจวัดที่จุดรับกำลังไฟฟ้าหลักด้วยเทคนิค NILM แบบดึงข้อมูลความถี่ต่ำ เพื่อนำข้อมูลที่ถูกบันทึกอย่างต่อเนื่องไปวิเคราะห์พฤติกรรมการทำงานของเครื่องใช้ไฟฟ้าภายในบ้าน สำหรับป็นข้อมูลให้เจ้าของบ้านได้นำมาเป็นข้อมูลประกอบการตัดสินใจวางแผนการดูแลรักษาอุปกรณ์ไฟฟ้า หรือปรับพฤติกรรมตัวเองเพื่อวางแผนการอนุรักษ์พลังงานในระดับครัวเรือน แต่ยังคงขาดการวิเคราะห์อุปกรณ์ไฟฟ้าแบบอินเวอร์เตอร์ ซึ่งต้องพัฒนาชุดตรวจวัดค่าแบบความถี่สูง พร้อมพัฒนาให้โปรแกรมสามารถวิเคราะห์เครื่องใช้ไฟฟ้าชนิดอื่นๆ ที่มีผลต่อการกำหนดมาตรการอนุรักษ์พลังงานให้มีจำนวนมากขึ้น



## บรรณานุกรม

- [1] K. Ehrhardt-Martinez, K.A. Donnelly, and S. Laitner, *Advanced Metering Initiatives and Residential Feedback Programs: A Meta-Review for Household Electricity-Saving Opportunities*, American Council for an Energy-Efficient Economy: Washington, 2010.
- [2] G. W. Hart, "Nonintrusive appliance load monitoring," *Proc. IEEE*, vol. 80, no. 12, pp. 1870–1891, Dec 1992.
- [3] M. Zeifman, C. Akers, and K. Roth, "Non intrusive appliance load monitoring (nialm) for energy control in residential buildings," *Energy Efficiency in Domestic Appliances and Lighting 20 II*, pp.24-26. 2011.
- [4] A. Zoha, A. Gluhak, M. A. Imran, and S. Rajasegarar, "Non-intrusive load monitoring approaches for disaggregated energy sensing: A survey," *Sensors*, 12(12), pp.16838-16866. Dec 2012.
- [5] M. Zeifman, and K. Roth, "Nonintrusive appliance load monitoring: Review and outlook," *IEEE transactions on Consumer Electronics*, 57(1), pp.76-84. Mar 2011.
- [6] J. Liang, S. K. Ng, G. Kendall, and J. W. Cheng, "Load signature study—Part I: Basic concept, structure, and methodology," *IEEE transactions on power Delivery*, 25(2), pp.551-560. Nov 2009.
- [7] O. Parson, "Unsupervised training methods for non-intrusive appliance load monitoring from smart meter data," PhD diss., University of Southampton, 2014.
- [8] P. Chou, and R. Chang, "Unsupervised adaptive non-intrusive load monitoring system," In *2013 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, 2013, pp.3180-3185.
- [9] L. Farinaccio, R. Zmeureanu, "Using a pattern recognition approach to disaggregate the total electricity consumption in a house into the major end-uses," *Energy and Buildings*, vol. 30, pp. 245-259, Aug 1999.
- [10] Z. Wang, G. Zheng, "Residential Appliances Identification and Monitoring by a Nonintrusive Method," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol.3, no.1, pp.80-92, Oct 2011.
- [11] The MathWorks Inc, *Integer linear programming (online)*, Available: [www.mathworks.com/help/optim/ug/intlinprog.html](http://www.mathworks.com/help/optim/ug/intlinprog.html) (1 December 2018).



## บรรณานุกรม (ต่อ)

- [12] P. Blunsom, *HMM (online)*, Available: [www.digital.cs.usu.edu](http://www.digital.cs.usu.edu) (1 December 2018).
- [13] สุภกิจ นุตยะสกล, มณสินี อรรถศิริปัญญา และ วิสินี ประสิทธิ์ชัยกุล, “พยากรณ์ราคาหลักทรัพย์ด้วย กราฟแท่งเทียนและฮิดเดนมาร์คอฟโมเดล,” ใน *รายงานการประชุมวิชาการระดับชาติด้านคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ ครั้งที่ 10*, ภูเก็ต, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ, หน้า 472-477, พฤษภาคม 2557.
- [14] The MathWorks Inc, *Hidden Markov Models (HMM) (online)*, Available: [www.mathworks.com/help/stats/hmm.html](http://www.mathworks.com/help/stats/hmm.html) (1 December 2018).
- [15] C. Gershenson, *Artificial Neural Networks for Beginners (online)*, Available: [www.arxiv.org/ftp/cs/papers/0308/0308031.pdf](http://www.arxiv.org/ftp/cs/papers/0308/0308031.pdf) (1 December 2018).
- [16] M. Mazur, *A Step by Step Backpropagation Example (online)*, Available: <https://mattmazur.com> (1 December 2018).
- [17] C. F. Tsai, C. T. Tsai, C. S. Hung and P. S. Hwang, “Data Mining Techniques for Identifying Students at Risk of Failing a Computer Proficiency Test Required for Graduation,” *Australasian Journal of Educational Technology*, vol. 27, no. 3, Jun 2011.
- [18] Y. Zhao, G. Karypis and U. Fayyad, “Hierarchical Clustering Algorithms for Document Datasets,” *Data Mining Knowledge Discovery*, vol. 10, no. 2, pp. 141–168, Mar 2005.
- [19] K. Wagstaff, C. Cardie, S. Rogers and S. Schrödl, “Constrained K-means Clustering with Background Knowledge,” In *Proceedings of the Eighteenth International Conference on Machine Learning*, San Francisco, CA, USA, pp. 577–584, Jun 2001.
- [20] Y. A. Ghassebeh, “A sufficient condition for the convergence of the mean shift algorithm with Gaussian kernel,” *Journal of Multivariate Analysis*, vol. 135, pp. 1–10, Mar 2015.
- [21] Z. Wang, G. Zheng, “Residential Appliances Identification and Monitoring by a Nonintrusive Method,” *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 3, no. 1, pp. 80–92, Mar 2012.

## บรรณานุกรม (ต่อ)

- [22] O. Parson, S. Ghosh, M. Weal, and A. Rogers, "An Unsupervised Training Method for Nonintrusive Appliance Load Monitoring," *Artificial Intelligence*. Vol. 217, pp. 1-19, Dec 2014.
- [23] S. Makonin, F. Popowich, I. V. Bajic, B. Gill, and L. Bartram, "Exploiting HMM Sparsity to Perform Online Real-Time Nonintrusive Load Monitoring," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 7, no. 6, pp. 2575-2585, Nov 2015.
- [24] M. Z. A. Bhotto, S. Makonin, and I. V. Bajic, "Load disaggregation based on aided linear integer programming," *IEEE Transactions on Circuits and Systems II*, vol. 64, no. 7, pp. 792-796, Aug 2016.
- [25] C. C. Yang, C. S. Soh, and V. V. Yap, "A non-intrusive appliance load monitoring for efficient energy consumption based on Naive Bayes classifier," *Sustainable Computing: Informatics and Systems*, vol. 14, pp. 34-42, Jun 2017.
- [26] A. S. Bouhouras, A.N. Milioudis, and D. P. Labridis, "Development of distinct load signatures for higher efficiency of NILM algorithms," *Electric Power Systems Research*, vol. 117, pp. 163-171, Dec 2014.
- [27] B. Wild, K.S. Barsim and B. Yang, "A new unsupervised event detector for non-intrusive load monitoring," In *2015 IEEE global conference on signal and information processing (GlobalSIP)*, 2015, pp. 73-77.
- [28] K. Basu, A. Hably, V. Debusschere, S. Bacha, G. J. Driven, and A. Ovalle, "A comparative study of low sampling non-intrusive load disaggregation," In *IECON 2016 42<sup>nd</sup> Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, 2016, pp. 5137-5142.
- [29] C. Dinesh, S. Makaanin, I. V. Bajic, "Incorporating time-of-day usage patterns into non-intrusive load monitoring," In *2017 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP)*, 2017, pp. 1110-1114.
- [30] J. Kelly, and W. Knottenbelt, "Neural NILM: Deep Neural Networks Applied to Energy Disaggregation," In *Proceedings of the 2<sup>nd</sup> ACM International Conference on Embedded Systems for Energy-Efficient Built Environments*, 2015, pp. 55-64.

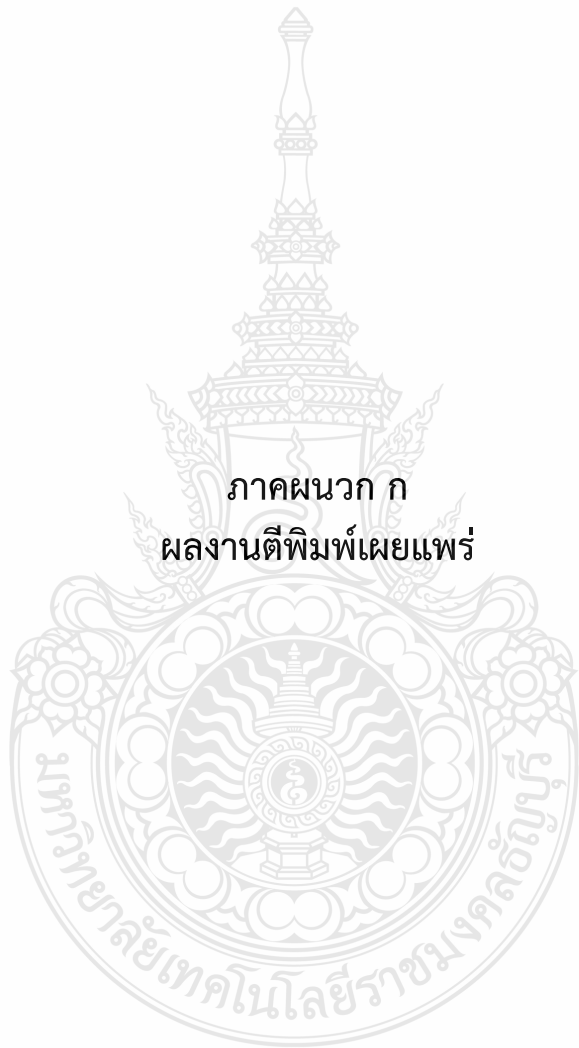
## บรรณานุกรม (ต่อ)

- [31] J. Z. Kolter and M. J. Johnson, “REDD: A Public Data Set for Energy Disaggregation Research,” *In Proceedings of the 1<sup>st</sup> KDD Workshop on Data Mining Applications in Sustainability (SustKDD)*, 2011, pp. 59-62.
- [32] Y. Jia, N. Batra, H. Wang, and K. Whitehouse, “A Tree-Structured Neural Network Model for Household Energy Breakdown,” *In The World Wide Web Conference*, 2019, pp. 2872–2878.
- [33] V. Piccialli, and A. M. Sudoso, “Improving Non-Intrusive Load Disaggregation through an Attention-Based Deep Neural Network,” *Energies*, vol. 14, no. 4: 847, Jan 2021.
- [34] H. Ma, J. Jia, X. Yang, W. Zhu, and H. Zhang, “MC-NILM: A Multi-Chain Disaggregation Method for NILM,” *Energies*, vol. 14, no. 14: 4331, Jan 2021.
- [35] สำนักงานสถิติแห่งชาติ, *สถิติการใช้พลังงานของครัวเรือน พ.ศ. 2562 (online), 2563*, Available: <http://www.nso.go.th/sites/2014en/Survey/economics/Energy/2019> (1 ธันวาคม 2563).
- [36] การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค, *กำลังไฟฟ้าคืออะไร (online), 2559*, Available: [www.pea.co.th/ความรู้เกี่ยวกับไฟฟ้า/ArtMID/606/ArticleID/852/ไฟฟ้าน่ารู้](http://www.pea.co.th/ความรู้เกี่ยวกับไฟฟ้า/ArtMID/606/ArticleID/852/ไฟฟ้าน่ารู้). (1 ธันวาคม 2562).
- [37] ยวลี ภู่อำลีย์, *การศึกษาพฤติกรรมและแนวโน้มในการใช้เครื่องใช้ไฟฟ้าและอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ของครัวเรือนในเขตกรุงเทพมหานคร (online), 2555*. Available: [www.dpu.ac.th/dpurdi/research/349](http://www.dpu.ac.th/dpurdi/research/349) (1 ธันวาคม 2562).
- [38] สำนักงานสถิติแห่งชาติ, *การมี การใช้เทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสารในครัวเรือน พ.ศ. 2562 (online), 2563*, Available: <https://dict.gov.ph/ictstatistics/2019> (1 ธันวาคม 2563).

ภาคผนวก



ภาคผนวก ก  
ผลงานตีพิมพ์เผยแพร่



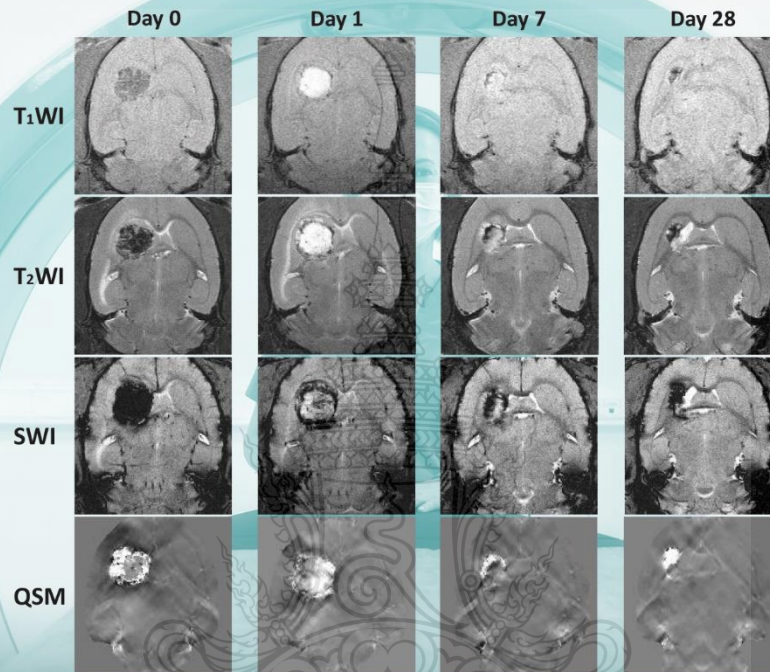




*symmetry*

IMPACT  
FACTOR  
2.713

CITESCORE  
3.4  
SCOPUS



# Longitudinal Observation of an Intracerebral Hemorrhage Using MRI

Volume 14 · Issue 2 | February 2022



[mdpi.com/journal/symmetry](https://mdpi.com/journal/symmetry)  
ISSN 2073-8994

Article

# An Alternative Low-Cost Embedded NILM System for Household Energy Conservation with a Low Sampling Rate

Somchai Biansoongnern  and Boonyang Plangklang \* 

Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Rajamangala University of Technology Thanyaburi, 39 Moo 1, Klong 6, Khlung Luang, Pathum Thani 12110, Thailand; somchai.b@en.rmutt.ac.th

\* Correspondence: boonyang.p@en.rmutt.ac.th; Tel.: +66-2-549-3420

**Abstract:** The measurement of the energy consumption of electrical appliances, where the meter is installed at a single point on the main input circuit of the building, is called non-intrusive load monitoring (NILM). The NILM method can distinguish the loads that are currently active and break down how the loads consume electricity. A microcontroller with embedded software was selected to read the data into the NILM method process at a low sampling rate every 1 s or 1 Hz. The measured data and the data obtained by the NILM algorithm were displayed via an internet platform. This article presents an alternative low-cost embedded NILM system for household energy conservation with a low sampling rate, which could identify electrical appliances such as an air conditioner, refrigerator, television, electric kettle, electric iron, microwave oven, rice cooker, and washing machine. Four features of symmetry pattern were extracted, containing information on the value of active power change, the value of reactive power change, the number of intersection points between the active power data and the reference line, and an estimation of an equation for the starting characteristics of the electrical equipment. The proposed NILM system was tested in a selected test house that used a single-phase power system. A typical meter was also installed to compare the results with the proposed NILM. The validity of the tests was checked for 1 month in 3 houses to analyze the results. The proposed method was able to detect 91.3% of total events. The accuracy of the average ability of the system to disaggregate devices was 0.897. The accuracy value for total power consumption was 0.927. The continuous data recording of the NILM method provides information on the behavior of electrical appliances that can be used for maintenance and warnings.

**Keywords:** nonintrusive load monitoring (NILM); embedded system; disaggregation load



**Citation:** Biansoongnern, S.; Plangklang, B. An Alternative Low-Cost Embedded NILM System for Household Energy Conservation with a Low Sampling Rate. *Symmetry* **2022**, *14*, 279. <https://doi.org/10.3390/sym14020279>

Academic Editor: Deming Lei

Received: 4 December 2021

Accepted: 13 January 2022

Published: 29 January 2022

**Publisher's Note:** MDPI stays neutral with regard to jurisdictional claims in published maps and institutional affiliations.



**Copyright:** © 2022 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

## 1. Introduction

Currently, if electricity consumers want to check their electricity consumption, they can read it from the meter on the electricity pole or from the common meter board in their residential building, or they can check their electricity bill every month, which is unfavorable for energy conservation or management. The feedback of the total electricity consumption gives an overview of the whole house. However, there is no clear information about the energy consumption of each appliance. The Thai Energy Consumption Report in 2020, prepared by the Provincial Electricity Authority and the Municipal Electricity Authority, indicates that residential electricity consumption is 27.1% of the total consumption, while the number of electricity users in the residential sector accounts for 89.7% of all users. Real-time data on the electricity consumption of electrical appliances are required to achieve effective energy savings. Continuous feedback of each appliance's electricity consumption data enables users to change their behavior and save about 12% of their electricity, while monthly feedback of electricity consumption enables savings of about 3.8% of electricity [1]. To improve the efficiency of electrical appliances, continuous data on appliance energy consumption can be used to plan and maintain appliances, such as by analyzing data on refrigerator defrosting or air conditioner cleaning. If energy conservation agencies want

to analyze the electricity consumption of residential electric appliances, data collection is very time-consuming and labor-intensive. To achieve effective residential energy savings, a low-investment technology is needed that uses electrical power measurement, called non-intrusive load monitoring (NILM).

Generally, determining the consumption status of electrical appliances requires the installation of a voltage sensor and a current sensor on each electrical appliance, which is referred to as direct measurements or intrusive load monitoring systems [2,3]. Several disadvantages have been found in this method, such as the interruption of the load circuit, the cost of the electricity meter, the installation cost, the free space for the installation of the hardware, etc. NILM methods or indirect measurements focus on the use of a main electricity meter to indicate the operating status and energy consumption characteristics of electrical appliances [3]. Non-intrusive load monitoring is becoming increasingly important in terms of information needs for power management, and more and more smart meters are being installed in the power grid [4].

NILM classification is based on the sampling rate: a high sampling rate ( $<1$  s), low sampling rate (1 s–15 min), or very low sampling rate (15 min–1 h). The implementation of complex features such as harmonics, transients, or current–voltage relationships requires a high sampling rate from a dedicated meter [5]. A smart meter with a communication interface of 1 Hz [6,7] is an example of a low sampling rate. Automatic meter reading (AMR) corresponding to every 10, 15, 30, and 60 min [8–10] is a very low sampling rate data collection method. In this study, a single master point energy meter was used to achieve an active power sampling rate of 1 Hz. In recent years, several electricity consumption datasets have been made publicly available for testing the NILM algorithm. The best-known and most widely used dataset that records power consumption at 1 sample per second is the Reference Energy Classification (REDD) dataset [7]. Other datasets include the Building-Level Labeled Electricity Disaggregation (BLUED) dataset [11], which contains 8 days of household electricity data, and the dataset measured every 1 min known as the Almanac of Minutely Power (AMPds) [12,13], which contains two years of data. Event-based algorithms can be classified into two categories as follows [14]: an event-based algorithm is a load signature detection algorithm that assumes that only one electrical device changes state at a given time, and a non-event-based algorithm in the case of a meter installation with a low reading frequency of once every 1–15 min is developed with a hidden Markov model to evaluate the operating conditions of the electrical device based on the total active power. Classification by a data disaggregation algorithm can be divided into two types [15]: supervised learning, i.e., using unique electrical device data to train the system to recognize patterns and discriminate the data, and unsupervised learning [4,16], in which the data are discriminated assuming that similar features come from the same type of devices, and then the data are divided into groups for devices. Moreover, natural language processing has been used to solve the NILM problem [16–19]. The relationship between different device models or sub-models connected in a chain has been used for disaggregation for NILM [20,21].

In this article, we present our work to develop a low-cost embedded NILM using only one microcontroller. The proposed method presented in this article for detecting the first change in the data set is based on estimating the reference line using polynomial equations and then finding the intersection between the data set and the reference line. Four features of symmetry patterns are extracted containing the following information: the value of symmetry change in active power ( $\Delta P$ ), the value of symmetry change in reactive power ( $\Delta Q$ ), the amount of incremental and decremental changes from a set of active power by estimated reference lines using polynomial equations, and equations for the starting characteristics of electrical appliances obtained via polynomial curve fitting.

## 2. Principle of Nonintrusive Load Monitoring

Indirect measurements of the energy consumption of household electrical appliances are a core concept of non-intrusive load monitoring. Household electrical data are collected at the main circuit and then extracted to obtain the power consumption and operating time of appliances classified as a system.

The NILM system consists of components as shown in Figure 1, which are divided into four parts as follows [22]:

- Data monitoring is the part that measures and records the data used for disaggregation. There are various electricity meters that measure the gross weight of a building [15,23], such as smart meters;
- Event detection is the part that detects changes in electrical values that represent a change in the operating conditions of electrical appliances [24];
- Feature extraction of electrical data from the main meter is the extraction of certain features in relation to time;
- Classification is the part that breaks down or groups the electrical appliances that have been analyzed using the features extracted from the meter data.

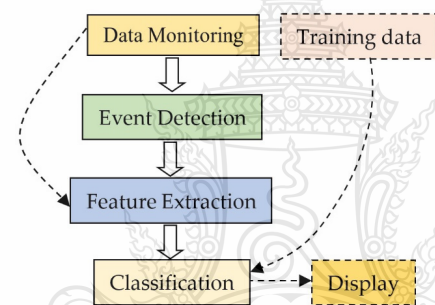


Figure 1. NILM system elements.

In addition to the four main components mentioned above, there are other components: a training dataset or specific data on electrical appliances and a display part, which displays the energy consumption of each electrical appliance to consumers as information in order to save energy in the household.

## 3. Load Model

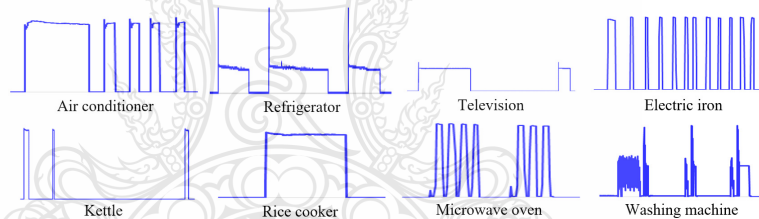
Measurement of the energy consumption of electrical appliances for energy conservation requires all appliances to be measured to determine the potential for energy savings, especially in terms of maintenance and operation. Table 1 shows the percentage of households in Thailand ranked by ownership of electrical appliances and the corresponding energy consumption [25–27]. From the data in Table 1, when analyzing the percentage of household energy consumption, it can be concluded that air conditioners consume the most energy because they are appliances that consume a lot of electricity and have a long operating time even if they are not in use all day. The next appliance is the refrigerator, which does not consume a lot of electricity but is in operation all day. When analyzing the percentages of energy consumption for the whole country, the refrigerator is the appliance with the highest energy consumption; this is different from the percentages of household energy consumption because the ownership rate of air conditioners is much lower than the ownership rate of refrigerators. This article breaks down the electrical appliance consumption rates for the air conditioner, refrigerator, television, electric kettle, electric iron, microwave oven, rice cooker, and washing machine.



**Table 1.** Percentages of households classified by ownership of electrical appliances with their proportion of energy consumption.

Appliance	Percentage of Ownership of Appliance (%)	Average Power (Watts)	Percentage of Energy Consumption in the Residence (%)	Percentage of Energy Consumption in the Country (%)
Lighting	99.9	42	9	15
Electric Fan	98.8	60	8	14
Television	94.2	69	8	14
Rice cooker	91.4	750	4	6
Refrigerator	90.6	103	17	26
Electric iron	80.2	1015	1	1
Kettle	78.6	700	1	2
Washing machine	68.8	267	1	1
Air conditioner	29.4	1150	45	19
Microwave oven	24.7	1310	1	1
Others	-	-	5	1

The operating load model was used for pretraining in this article [28–30]. A typical energy meter was selected to record the characteristics of electrical devices. The active power, reactive power, current, and voltage measured by the energy meter were recorded in the memory of the microcontroller with a sampling rate of 1 Hz. The signatures of the devices are shown in Figure 2.

**Figure 2.** Signatures of appliances from operating load.

The signatures of the appliances may be displayed as follows:

- The air conditioner is overloaded when switched on. Active power and inductive reactive power are components of these devices;
- The refrigerator is associated with a very high rise in P-Q when it is first switched on. Active power and inductive reactive power are components of this appliance;
- The electric iron, rice cooker, and kettle are resistive loads that have only active power. After the first time in the range, the electric iron will work for a narrow period like a pulse signal;
- When starting a television, it will switch between high and low active power before it reaches a steady state. Active power and capacitive reactive power are components of these devices;
- Active power and inductive reactive power are components of microwave ovens;
- A washing machine is an appliance that operates in many patterns of electrical power per use.

Normally, the switch-on power of the electrical appliances fluctuates, while a certain value is given when they are switched off, as shown in Figure 3. The on and off active and reactive power levels of the electrical appliances are symmetrical, as shown in Figure 4. The symmetrical characteristics can be used to determine the operating power as information for grouping electrical appliances.



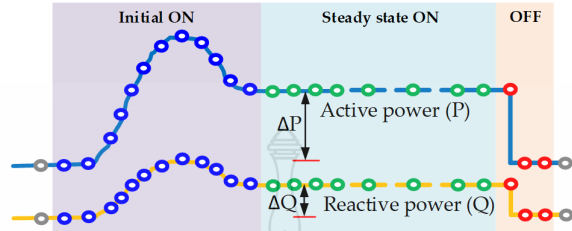


Figure 3. Switch-on power of the electrical appliances.

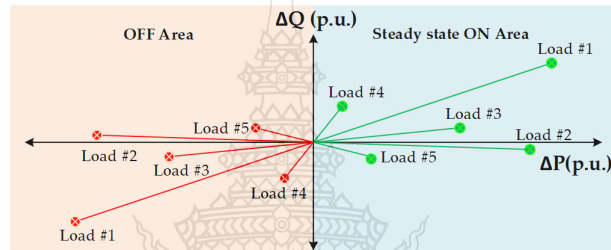


Figure 4. ON-OFF symmetry of normalized power for some appliances.

#### 4. Proposed Embedded NILM Software

The overall process of the proposed NILM algorithm is shown in Figure 5 as follows: The microcontroller requests data from the meter every 1 s, which includes voltage, current, active power, reactive power, and power. In the first round, 30 datapoints are requested, and in the next round, 1 datapoint is requested at a time on a first-in, first-out basis.

- To detect the changes in the data series, we first use change detection by estimating the reference line using polynomial equations and then finding the intersection between the data set and the reference line. If we first find a rising edge and then a falling edge in the same set of data, this indicates a pulsed electrical device. If the timing of the rising edge is far from the timing of the falling edge, an iron or kettle could be in operation.
- A three-point method is used to calculate  $\Delta P$  and  $\Delta Q$  [28–31]. There are nine possible patterns for this method. A Flat–Flat pattern means a stable condition of the load; otherwise, there are instabilities. To find a Flat–Flat pattern, it can be expressed as Equation (1):

$$\left| |P_{t3} - P_{t2}| - |P_{t2} - P_{t1}| \right| < \text{threshold} \quad (1)$$

where  $P_{t3}$ ,  $P_{t2}$ , and  $P_{t1}$  are the active power as a function of time at  $t_1$ ,  $t_2$ , and  $t_3$ , respectively.

- Pre-grouping of  $\Delta P$  is divided into two conditions: by power size (<400 W and >400 W) and by power factor (unity lagging and leading).
- Four features of symmetry pattern extractions are selected in this article:  $\Delta P$ ,  $\Delta Q$ , and the amount of intersection points (rising and falling edge) between the active power data and the reference line estimated by polynomial equations, and polynomial curves fitting the starting time of active power.
- Table 2 shows the conditions for classification. We start the grouping with the values  $\Delta P$  and  $\Delta Q$ . If the results of discrimination are unclear, the other characteristics must be used, as shown in Table 2, and Equation (2) is used for the final elimination of that grouping which has the most accurate correlation value:

$$P(t) + jQ(t) = \sum_{i=1}^n a_i(t)(P_i + jQ_i) + e(t) \quad (2)$$

where  $P(t)$  is the total active power,  $Q(t)$  is the total reactive power,  $a_i(t)$  is the state of electrical appliance  $i$  (1: ON, 0: OFF),  $P_i$  is the threshold active power of appliance  $i$ .  $Q_i$  is the threshold reactive power of appliance  $i$ ,  $n$  is the number of appliances that can be distinguished, and  $e(t)$  is the error of electrical power.

Table 2. Conditions of classification.

Appliance	Active Power Threshold (W)	Reactive Power Threshold (Var)	Chance to Pulse in One Data Set	Amount of Rising/Falling	Starting Curve Fitting
Air conditioner	950	200	0	1/1	Overshoot
Refrigerator	90	80	0	1/1	High Overshoot
Television	50	−6	0	2/1	2 Steps
Electric iron	1000	0	3	1/1	1 Step
Kettle	700	0	1	1/1	1 Step
Rice cooker	600	0	0	1/1	1 Step
Microwave oven	1350	100	2	2/1	2 Steps
Washing machine	200	120	5	>2/>2	Triangle

The energy efficiency evaluation is an assessment of the correctness of disaggregation of the energy consumption of electrical appliances from the total electrical energy [7] with 1 h interval time and 1 month period time, defined formally as:

$$E_{Acc}^T = 1 - \frac{\sum_{i=1}^P \sum_{t=1}^N |\hat{y}_t^i - y_t^i|}{2 \times \sum_{i=1}^P \sum_{t=1}^N |y_t^i|} \quad (3)$$

$$E_{Acc}^i = 1 - \frac{\sum_{t=1}^P |\hat{y}_t^i - y_t^i|}{2 \times \sum_{t=1}^P |y_t^i|} \quad (4)$$

where  $E_{Acc}^T$  is the accuracy of the total energy consumption estimation,  $E_{Acc}^i$  is the accuracy of estimating the energy consumption of device  $i$ ,  $\hat{Y}_t^k$  is the accumulated energy in time  $t$  of device  $i$  estimated from NILM,  $Y_t^k$  is the accumulated energy in time  $t$  of device  $i$  read from the meter,  $P$  is the total testing period, and  $N$  is the number of target appliances.

We used confusion matrix assessment [32] to evaluate the accuracy of the prediction to identify appliances.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{(TP + FP) + (FN + TN)} \quad (7)$$

$$F1-score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (8)$$

Here,  $TP$  refers to the total number of true positives,  $TN$  refers to the total number of true negatives,  $FP$  refers to the total number of false positives, and  $FN$  refers to the total number of false negatives.  $Precision$  is the detection accuracy,  $Recall$  is the accuracy of appliance disaggregation,  $Accuracy$  is the total accuracy, and the  $F1-score$  is the average ability of the system to disaggregate appliances.

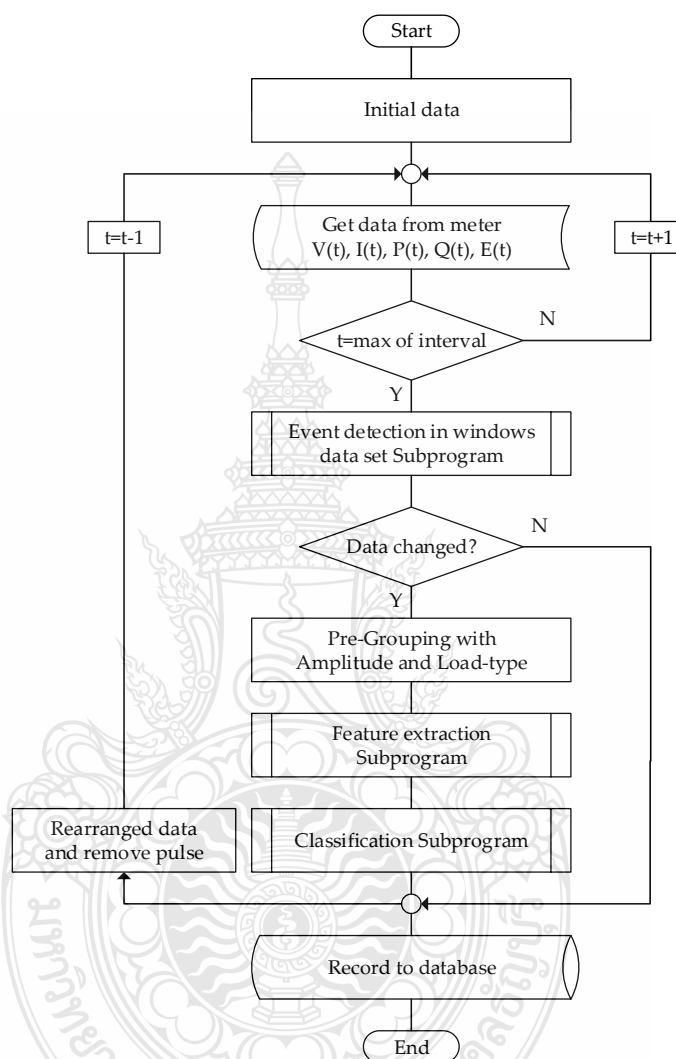


Figure 5. Flowchart of the proposed NILM system.

### 5. Proposed NILM System Implementation

The components of the embedded NILM box and the individual meter were similar, but they were different in the proposed programming within the microcontroller. The hardware diagram was based on Figures 6 and 7 with an NB-IoT board as an additional option for cases where the installation site does not have internet access. The actual device is shown in Figure 8. The electrical value is measured using an SM120 single-phase power meter. The ESP32 microcontroller model, which operates at a speed of 160 MHz and has large memory and built-in WIFI, was selected to read the data in Modbus RTU protocol over RS485 every 1 s. ThingSpeak was the cloud server used in this article. The installation of the NILM embedded box is shown in Figure 9.

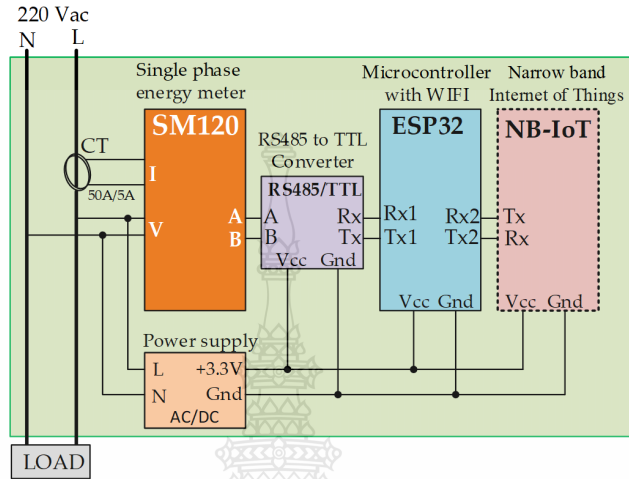


Figure 6. Schematic circuit of the NILM embedded system.

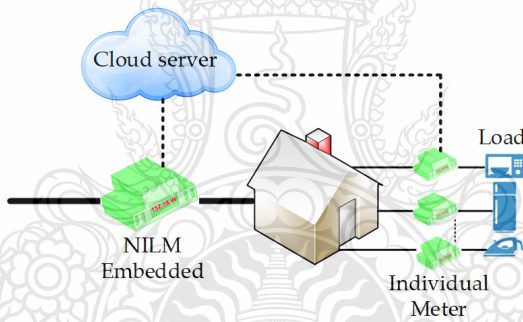


Figure 7. Diagram of the test system.

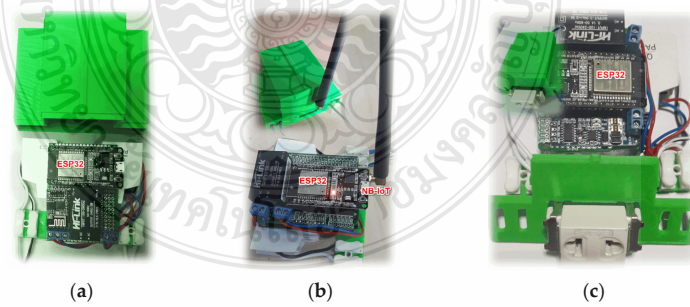


Figure 8. (a) NILM Embedded; (b) NILM with NB-IoT; (c) Individual Meter.



Figure 9. Installation of the NILM embedded box.

## 6. Results and Discussion

The test installation in House 1 for a period of 30 days from 1 September 2019 to 30 September 2019 was implemented to classify eight types of appliances. A typical power meter was installed directly with the electrical appliances to compare with the disaggregated data from the proposed NILM and determine their accuracy. The data from the typical power meter and the proposed NILM were sent to the internet server in real time as shown in Figure 10. At the beginning of the system installation, the data were grouped from the symmetric  $\Delta P$  and  $\Delta Q$  values that occur over time to form a database for identifying the device type, as shown in Figure 11. The active and reactive power values were determined for the records in the database to group the devices. The power values obtained during startup show high power dissipation, while the stop values are low. Due to the symmetrical characteristics of the power during the on time and the off time, the power value determined in the off time was selected for recording in the database. Figures 12 and 13 show an example of the display when the electrical appliances were turned on or off, for which four data sets were compared.

Figures 14 and 15 show the total and appliance power from the meter and appliance power from NILM from example data for 15–16 September 2019. Figures 16 and 17 show the hourly total energy consumption and air conditioner energy consumption during September measured by the meter and estimated from the proposed NILM.

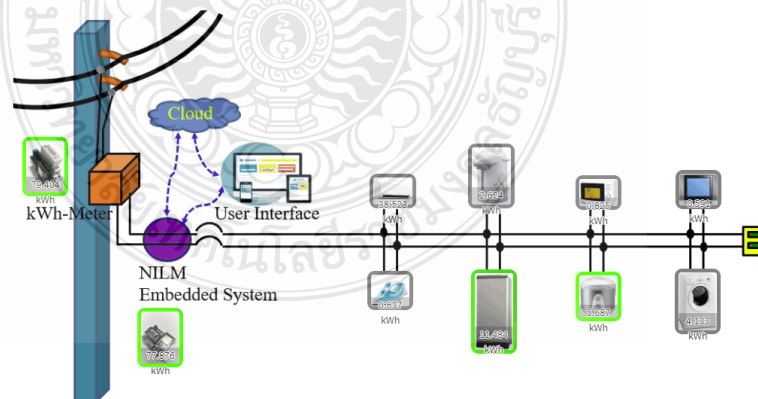


Figure 10. Installation of the NILM embedded box.



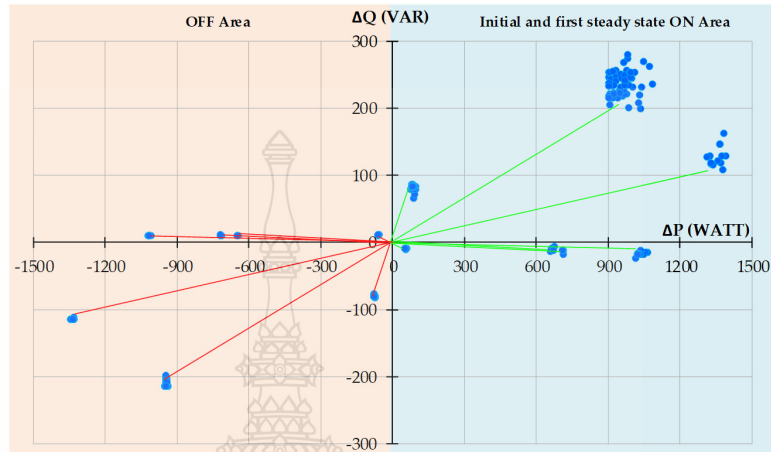


Figure 11.  $\Delta P$  and  $\Delta Q$  values during the on time and off time.

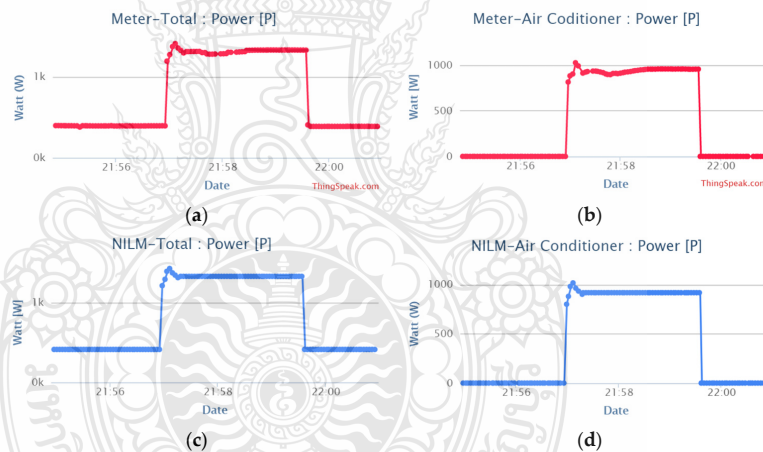
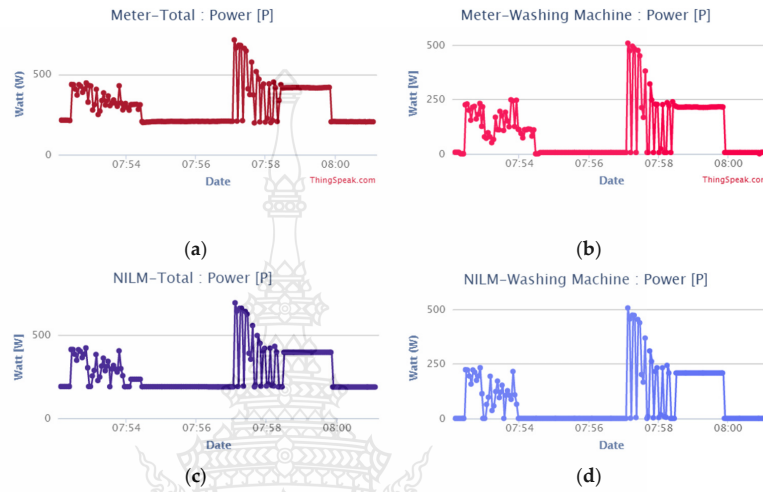


Figure 12. Comparison of the active power of the air conditioner between direct measurements and estimation by NILM. (a) Total active power measured by the main meter; (b) Active power of the air conditioner measured by the meter connected directly to the appliance; (c) Total active power from the power of all electrical appliances broken down by the NILM; (d) Active power of the air conditioner broken down by the NILM.

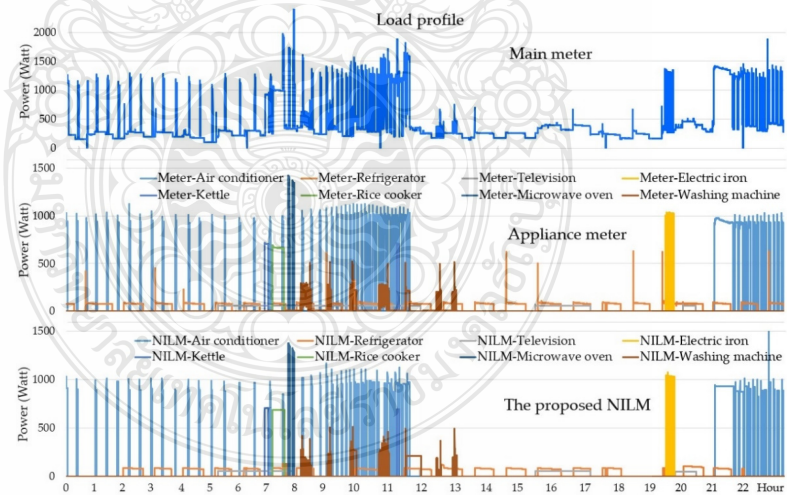
Figures 16 and 17 show that the hourly electricity consumption estimated by the NILM method is similar to that from direct meter measurements in terms of both energy consumption and duration. An assessment was made based on the Confusion Matrix method according to Equations (5)–(8); the system tested had 5860 changes in electrical appliance performance, among which the proposed method detected 5398 changes in the timing of the data.

The evaluation results shown in Table 3 and Figure 18 have an average accuracy F1-score of 0.90. The device with the lowest F1-score was the television as it was similar to other devices that were not among the electrical appliances considered, such as a fan, etc., followed by the rice cooker, because it changes an average of twice a day and looks like a

kettle; therefore, there is a chance of error in distinguishing these devices, but most devices could be distinguished with a very good rating.



**Figure 13.** Comparison of the active power of the washing machine between direct measurements and estimation by NILM. (a) Total active power measured by the main meter; (b) Active power of the washing machine measured by the meter connected directly to the appliance; (c) Total active power from the power of all electrical appliances broken down by the NILM; (d) Active power of the washing machine broken down by the NILM.



**Figure 14.** Active power from direct measurements and estimation by NILM (15 September 2019).

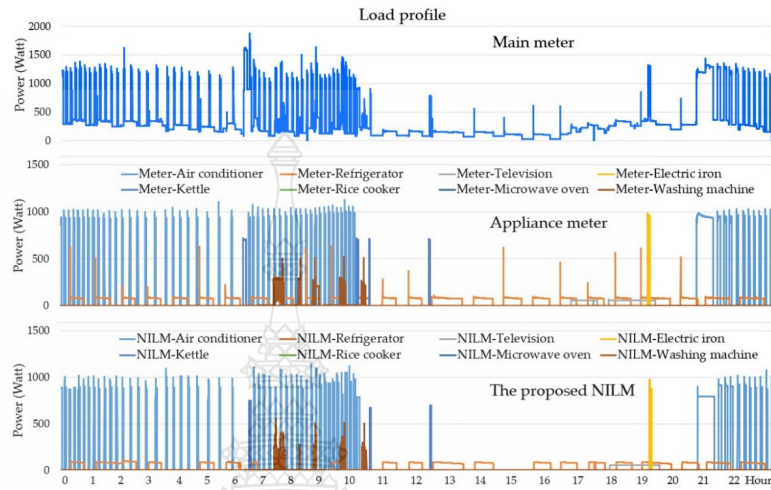


Figure 15. Active power from direct measurements and estimation by NILM (16 September 2019).

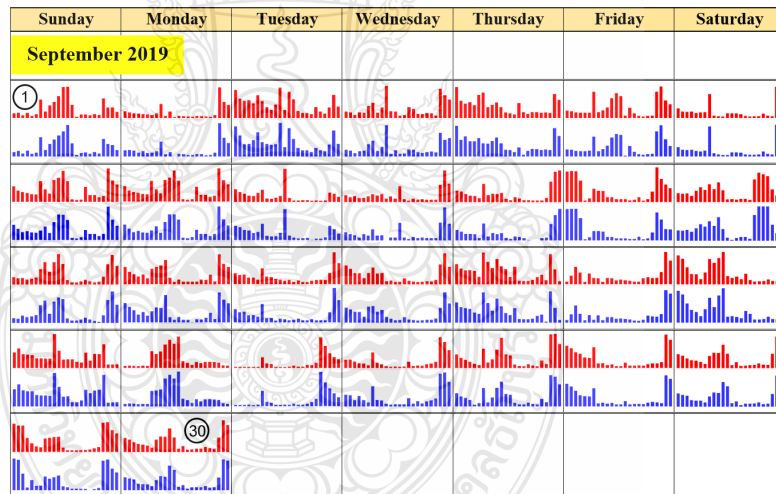


Figure 16. Hourly total energy consumption (kWh) from the meter (red) and NILM (blue).

Table 3. Assessment scores of appliance disaggregation.

Appliance	Total Events	TP	FP	FN	TN	Precision	Recall	Accuracy	F1-Score
Air conditioner	2540	2454	21	40	2923	0.99	0.98	0.99	0.99
Refrigerator	1543	1329	105	216	3964	0.93	0.86	0.94	0.89
Television	125	97	60	28	5241	0.62	0.78	0.98	0.69
Electric iron	790	738	22	52	4638	0.97	0.93	0.99	0.95
Kettle	290	238	21	46	5139	0.92	0.84	0.99	0.88
Rice cooker	52	44	10	8	5344	0.81	0.85	0.99	0.83
Microwave oven	230	223	4	7	5171	0.98	0.97	0.99	0.98
Washing machine	290	275	4	15	5119	0.99	0.95	0.99	0.97

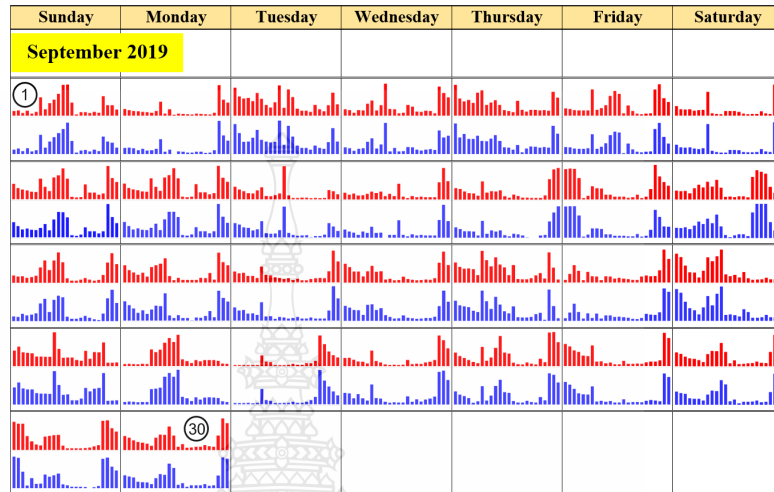


Figure 17. Hourly air conditioner energy consumption (kWh) from the meter (red) and NILM (blue).

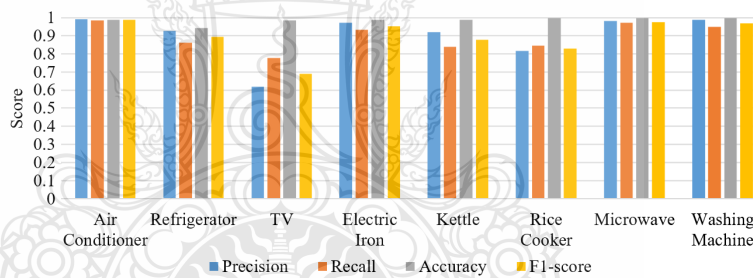


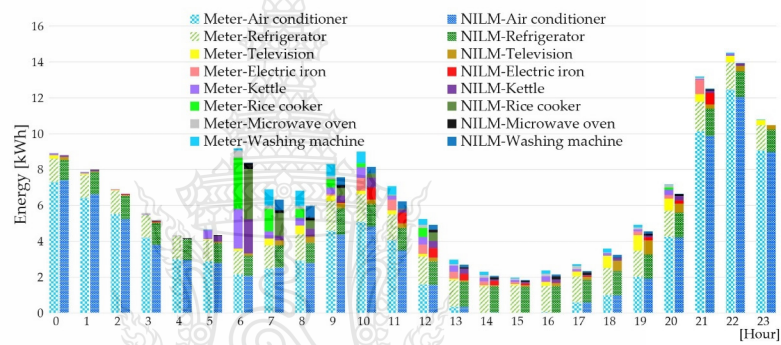
Figure 18. Evaluation results according to the confusion matrix.

The results of the validity assessment of the energy consumption values, according to Equations (2) and (3), are shown in Table 4 and Figure 19, showing a graph comparing the cumulative energy consumption in each hour of the day of electrical appliances in September from direct measurements and the proposed NILM estimates, with similar results. For the evaluation results per device, the air conditioner has the highest accuracy score of 0.96, while the TV has the worst evaluation result because it has low power consumption and a low F1-score. Another interesting device is the washing machine, which attained an F1-score as high as 0.97 but a power accuracy score of 0.86 because of the washing machine’s motor spinning back and forth, making the estimated power less than the active power consumption from direct measurement with the meter. This result in Figure 20 shows that the difference in total electrical energy consumption for the whole month was 9.5 kWh or 6.10%.

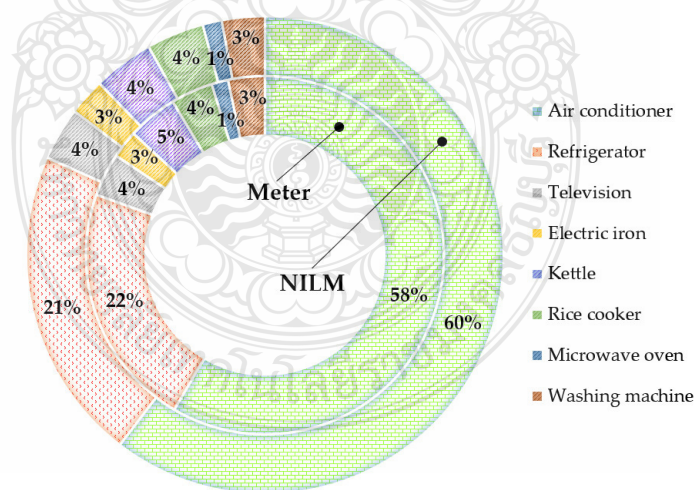
The test installation in House 2 for a period of 29 days from 1 February 2020 to 29 February 2020 was implemented to classify eight types of appliances. Figure 21 shows the total and appliance power from the meter and appliance power from NILM in example data for 11 February 2020. The evaluation results in Table 5 show an average accuracy F1-score of 0.91. The lowest F1-score was obtained for the kettle because it changes an average of twice a day.

**Table 4.** Assessment of energy accuracy.

Appliance	Total Energy [Meter] (kWh)	Total Energy [NILM] (kWh)	$E_{Acc}^i$
Air conditioner	91.8	89.1	0.96
Refrigerator	34.5	31.4	0.90
Television	6.2	5.3	0.81
Electric iron	3.9	3.7	0.94
Kettle	7.1	6.1	0.87
Rice cooker	6.0	5.7	0.93
Microwave oven	2.4	1.9	0.89
Washing machine	5.2	4.2	0.86
Total	157	148	$E_{Acc}^T = 0.94$



**Figure 19.** Cumulative hourly energy consumption of electrical appliances based on meter readings and estimated from NILM.



**Figure 20.** Proportions of energy consumed by electrical appliances as measured by meter readings and estimated from NILM.



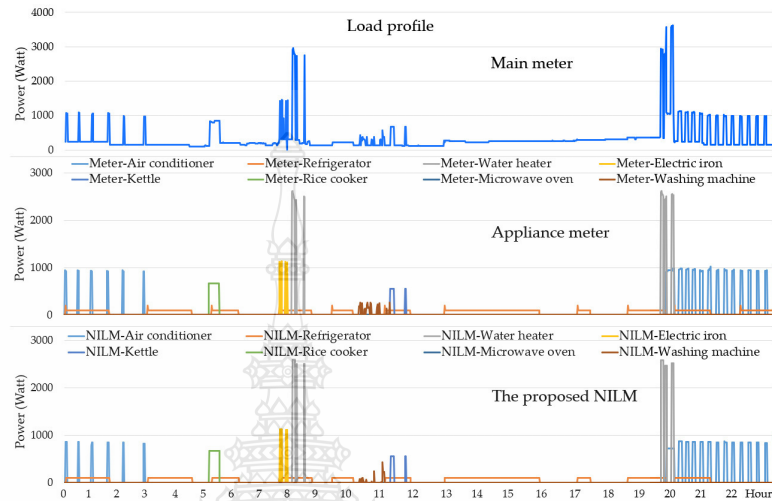


Figure 21. Active power from direct measurements and estimation by NILM (11 February 2020).

Table 5. Assessment scores of appliance disaggregation (House 2).

Appliance	Total Events	TP	FP	FN	TN	Precision	Recall	Accuracy	F1-Score
Air conditioner	1056	976	16	66	1116	0.98	0.94	0.96	0.96
Refrigerator	466	416	4	42	1688	0.99	0.91	0.98	0.95
Water heater	256	238	2	10	1868	0.99	0.96	0.99	0.98
Electric iron	300	244	4	20	1860	0.98	0.92	0.99	0.95
Kettle	42	40	19	2	2049	0.68	0.95	0.99	0.79
Rice cooker	46	42	4	4	2062	0.91	0.91	0.99	0.91
Microwave oven	20	14	2	6	2092	0.88	0.70	0.99	0.99
Washing machine	156	138	2	15	1968	0.99	0.90	0.99	0.94

The results of the validity assessment of the energy consumption values are shown in Table 6. The result in Figure 22 shows that the difference in total electrical energy consumption for the whole month was 11.7 kWh or 8.0%.

Table 6. Assessment of energy accuracy (House 2).

Appliance	Total Energy [Meter] (kWh)	Total Energy [NILM] (kWh)	$E_{Acc}^i$
Air conditioner	60.0	56.6	0.93
Refrigerator	37.7	36.6	0.95
Water heater	23.9	23.4	0.95
Electric iron	1.4	1.7	0.86
Kettle	3.0	2.6	0.92
Rice cooker	15.7	10.2	0.80
Microwave oven	0.7	0.6	0.86
Washing machine	3.3	2.3	0.83
Total	145	134	$E_{Acc}^T = 0.92$

The test installation in House 3 for a period of 31 days from 1 March 2020 to 31 March 2020 was implemented to classify six types of appliances. Figure 23 shows the total and appliance power from the meter and appliance power from NILM with example data for

14 March 2020. The evaluation results in Table 7 show an average accuracy F1-score of 0.88. The lowest F1-score was obtained for a water pump.

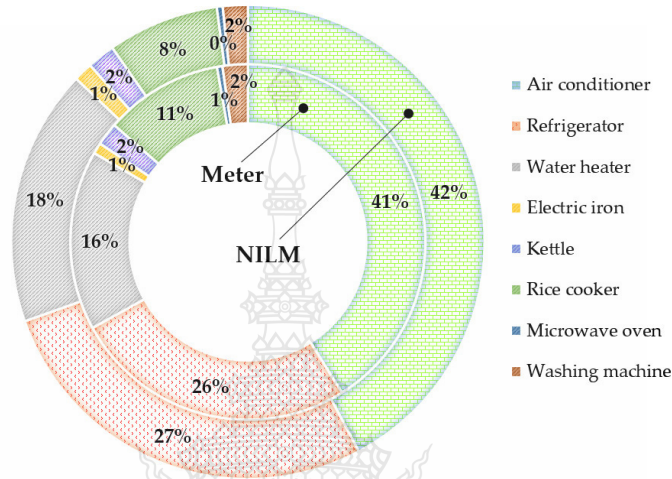


Figure 22. Proportions of energy consumed by electrical appliances measured by meter readings and estimated from NILM (House 2).

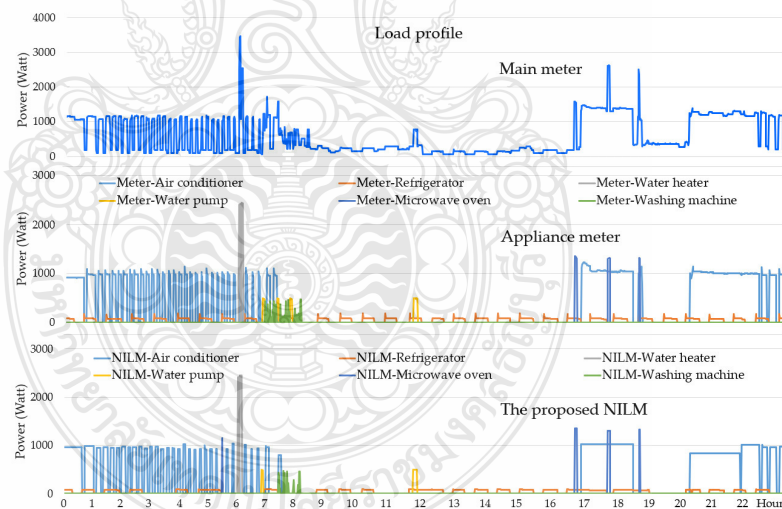


Figure 23. Active power from direct measurements and estimation by NILM (14 March 2020).

The results of the validity assessment of the energy consumption values are shown in Table 8. The result in Figure 24 shows that the difference in total electrical energy consumption for the whole month was 37 kWh or 13.3%.

The test results of the three sample houses and a summary of the comparisons according to the proposed methods are shown in Table 9.

Continuous data on electrical appliances estimated by NILM can be used to plan the maintenance of electrical appliances and to warn when the appliances are not in use.

When the iron is plugged in and turned on, but not in use, it stays hot all the time and consumes energy. Figure 25 shows a comparison of the active power when the electric iron is in use and when it is not in use. When the electric iron is not in use, it is turned off for a longer time and turned on for a shorter time, about 8 times per 20 min, and the duty cycle is symmetrical, while when the electric iron is in use it is turned on more than 16 times per 20 min. The number of times the electric iron is turned on and off per interval can be used to help decide whether to send a warning message to the homeowner.

Table 7. Assessment scores of appliance disaggregation (House 3).

Appliance	Total Events	TP	FP	FN	TN	Precision	Recall	Accuracy	F1-Score
Air conditioner	1899	1824	16	75	1718	0.99	0.96	0.97	0.97
Refrigerator	1502	1308	105	214	2145	0.92	0.85	0.91	0.89
Water heater	88	80	5	8	3473	0.94	0.90	0.99	0.92
Water pump	206	162	50	44	3346	0.76	0.78	0.97	0.77
Microwave oven	102	86	22	16	3450	0.79	0.84	0.98	0.81
Washing machine	110	98	6	12	3454	0.94	0.89	0.99	0.91

Table 8. Assessment of energy accuracy (House 3).

Appliance	Total Energy [Meter] (kWh)	Total Energy [NILM] (kWh)	$E_{Acc}^i$
Air conditioner	171.0	153.0	0.94
Refrigerator	69.8	55.9	0.89
Water heater	10.0	9.1	0.91
Water pump	5.4	4.3	0.79
Microwave oven	5.8	4.9	0.84
Washing machine	14.1	12.6	0.86
Total	277	240	$E_{Acc}^T = 0.92$

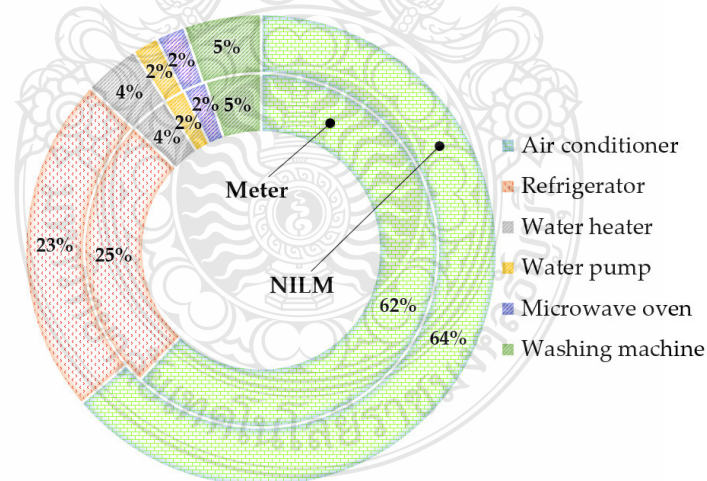


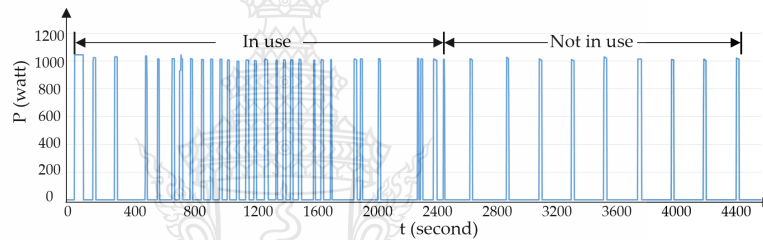
Figure 24. Proportions of energy consumed by electrical appliances measured by meter readings and estimated from NILM (House 3).

If the refrigerator door is not fully closed, the system can be checked by the actual power drop rate, which is lower than that when the door is fully closed. As shown in Figure 26, the active power drop rate is  $-0.0063$  watt/second when the refrigerator door is not fully closed, while the active power drop rate is  $-0.0168$  watt/second when the refrigerator

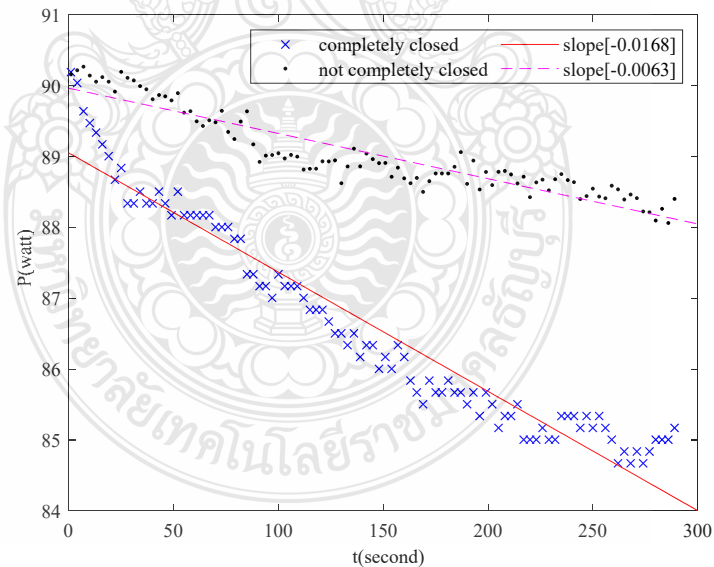
door is closed. The embedded NILM system can relay this information to the homeowner by sending a message through the LINE notify application installed in the microcontroller.

**Table 9.** A summary of the results of disaggregation of electrical appliances by the proposed NILM method for the three sample houses.

List	House 1	House 2	House 3	Average
Number of appliances	8	8	6	-
Number of test days	30	29	31	-
Number of events	5860	2342	3907	-
Number of events detected	5398	2104	3558	-
Total energy [METER] (kWh)	157	145	277	-
Total energy [NILM] (kWh)	148	134	240	-
F1-score	0.90	0.91	0.88	0.897
$E_{Acc}^T$	0.94	0.92	0.92	0.927



**Figure 25.** The active power of the electric iron.



**Figure 26.** Slope of active power of refrigerator.

When the ambient temperature is higher, the air conditioner tends to consume more electricity, as shown in Figure 27. Some of this electricity is used for cooling. From the results of continuous data measurement using the NILM principle, the relationship between

the temperature and power can be derived as shown in Figure 27. The same approach can be used to determine the optimum time to clean the air conditioner for better cooling.

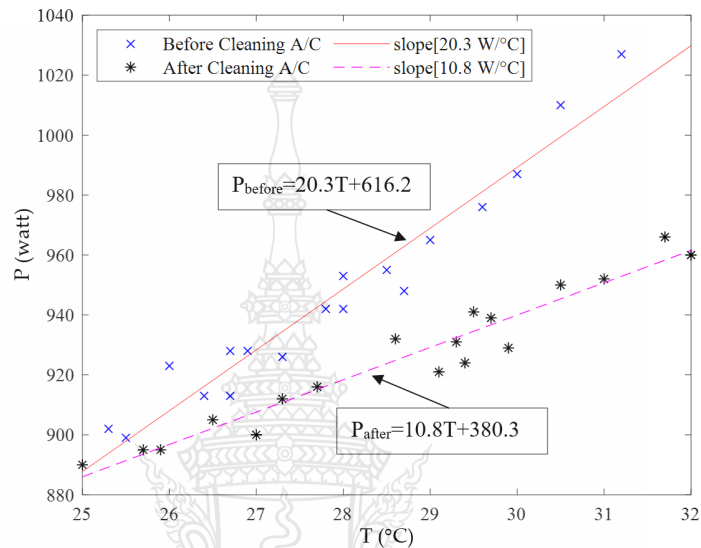


Figure 27. Relationship between active power and ambient temperature.

In addition, the data on each electrical appliance may be used for other purposes, such as a notification that the kettle has boiled (to avoid having to restart the appliance, which is not energy efficient), a notification that the washing machine has finished its cycle, or a notification that the air conditioner is running outside of normal use.

## 7. Conclusions

In this article, we presented low-cost and real-time monitoring in a proposed NILM system that uses only one microcontroller to operate all functions. From testing in selected houses, the proposed NILM-based processor design obtained data from a low-sampling-rate meter every 1 s and stored it as a dataset for processing. Active power change was determined using the method of finding the intersection of the data set and the reference line created by polynomial equations. The proposed method was able to detect 91.3% of total change. The final identification of the dataset used four characteristic extractions:  $\Delta P$ ,  $\Delta Q$ , number of intersections, and the curve fitting of the starting characteristics of appliances. The accuracy of the system's ability to disaggregate devices was found to be 0.897. The accuracy rating of the total electric electrical energy was 0.927. The proportions of electrical energy consumed by the electrical appliances were comparable for both the direct measured value from the meter and the estimated value from the proposed NILM method. Through the internet platform, a detailed real-time graph showing the total power, the status of the total electrical power consumption, and electrical power per device worked correctly. Continuous recording of electrical appliances using the proposed NILM method has a low investment cost but can be used to analyze the behavior of electrical appliances for preventive maintenance and to provide alarms.

**Author Contributions:** S.B.: conceptualization, methodology, software, writing original draft preparation, formal analysis, investigation, validation; B.P.: conceptualization, writing review, editing, visualization, validation, supervision. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.



**Funding:** This research was funded by the Energy Policy and Planning Office (EPPO) of Thailand, grant number 31/2017.

**Institutional Review Board Statement:** Not applicable.

**Informed Consent Statement:** Not applicable.

**Data Availability Statement:** Not applicable.

**Conflicts of Interest:** The authors declare no conflict of interest.

## References

- Ehrhardt-Martinez, K.; Donnelly, K.A.; Laitner, S. *Advanced Metering Initiatives and Residential Feedback Programs: A Meta-Review for Household Electricity-Saving Opportunities*; American Council for an Energy-Efficient Economy: Washington, DC, USA, 2010.
- Hart, G.W. Nonintrusive appliance load monitoring. *Proc. IEEE* **1992**, *80*, 1870–1891. [\[CrossRef\]](#)
- Chang, H.-H.; Chien, P.-C.; Lin, L.-S.; Chen, N. Feature Extraction of Non-intrusive Load-Monitoring System Using Genetic Algorithm in Smart Meters. In Proceedings of the 2011 IEEE 8th International Conference on e-Business Engineering, Beijing, China, 19–21 October 2011; IEEE: Manhattan, NY, USA, 2011; pp. 299–304.
- Zeifinan, M.; Akers, C.; Roth, K. Nonintrusive appliance load monitoring (NIALM) for energy control in residential buildings. *Energy Efficiency Domest. Appl. Lighting* **2011**, *20*, 24–26.
- Basu, K.; Debusschere, V.; Douzal-Chouakria, A.; Bacha, S. Time series distance-based methods for non-intrusive load monitoring in residential buildings. *Energy Build.* **2015**, *96*, 109–117. [\[CrossRef\]](#)
- Abreu, J.; Pereira, F.C.; Ferrao, P. Using pattern recognition to identify habitual behavior in residential electricity consumption. *Energy Build.* **2012**, *49*, 479–487. [\[CrossRef\]](#)
- Kolter, J.Z.; Johnson, M.J. REDD: A Public Data Set for Energy Disaggregation Research. In Proceedings of the Workshop on Data Mining Applications in Sustainability (SIGKDD), San Diego, CA, USA, 21 August 2011; Volume 25, pp. 59–62.
- Najmeddine, H.; Drissi, K.E.K.; Pasquier, C.; Faure, C.; Kerroum, K.; Diop, A.; Jouannet, T.; Michou, M. State of art on load monitoring methods. In Proceedings of the 2008 IEEE 2nd International Power and Energy Conference, Johor Bahru, Malaysia, 1–3 December 2008; IEEE: Manhattan, NY, USA, 2008; pp. 1256–1258.
- Darby, S. *The Effectiveness of Feedback on Energy Consumption: A Review for DEFRA of the Literature on Metering, Billing and Direct Displays*; Environmental Change Institute, University of Oxford: Oxford, UK, 2006.
- Beckel, C.; Sadamori, L.; Santini, S. Automatic socio-economic classification of households using electricity consumption data. In Proceedings of the Fourth International Conference on Future Energy Systems—E-Energy '13, Berkeley, CA, USA, 21–24 May 2013; ACM Press: New York, NY, USA, 2013; pp. 75–86.
- Anderson, K.; Ocnanu, A.; Benitez, D.; Carlson, D.; Rowe, A.; Berges, M. BLUEED: A fully labeled public dataset for event-based non-intrusive load monitoring research. In Proceedings of the 2nd KDD workshop on data mining applications in sustainability (SustKDD), Beijing, China, 12–16 August 2012; ACM: New York, NY, USA, 2012; Volume 7, pp. 1–5.
- Makonin, S.; Popowich, F.; Bartram, L.; Gill, B.; Bajic, I.V. AMPds: A public dataset for load disaggregation and eco-feedback research. In Proceedings of the 2013 IEEE Electrical Power & Energy Conference, Halifax, NS, Canada, 21–23 August 2013; IEEE: Manhattan, NY, USA, 2013; pp. 1–6.
- Makonin, S.; Ellert, B.; Bajic, I.; Popowich, F. Electricity, water, and natural gas consumption of a residential house in Canada from 2012 to 2014. *Sci. Data* **2016**, *3*, 160037. [\[CrossRef\]](#) [\[PubMed\]](#)
- Parson, O.; Ghosh, S.; Weal, M.; Rogers, A. An unsupervised training method for non-intrusive appliance load monitoring. *Artif. Intell.* **2014**, *217*, 1–19. [\[CrossRef\]](#)
- Zoha, A.; Gluhak, A.; Imran, M.A.; Rajasegarar, S. Non-Intrusive Load Monitoring Approaches for Disaggregated Energy Sensing: A Survey. *Sensors* **2012**, *12*, 16838–16866. [\[CrossRef\]](#) [\[PubMed\]](#)
- Puente, C.; Palacios, R.; González-Arechavala, Y.; Sánchez-Úbeda, E.F. Non-Intrusive Load Monitoring (NILM) for Energy Disaggregation Using Soft Computing Techniques. *Energies* **2020**, *13*, 3117. [\[CrossRef\]](#)
- Do Nascimento, P.P.M. Applications of Deep Learning Techniques on NILM. Master's Thesis, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brazil, 2016.
- Biansoongnern, S.; Plangklang, B. Nonintrusive load monitoring (NILM) using an Artificial Neural Network in embedded system with low sampling rate. In Proceedings of the 2016 13th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON), Chiang Mai, Thailand, 28 June–1 July 2016; IEEE: Manhattan, NY, USA, 2016; pp. 1–4. [\[CrossRef\]](#)
- Piccialli, V.; Sudoso, A. Improving Non-Intrusive Load Disaggregation through an Attention-Based Deep Neural Network. *Energies* **2021**, *14*, 847. [\[CrossRef\]](#)
- Jia, Y.; Batra, N.; Wang, H.; Whitehouse, K. A Tree-Structured Neural Network Model for Household Energy Breakdown. In Proceedings of the World Wide Web Conference on—WWW '19, San Francisco, CA, USA, 13–17 May 2019; ACM: New York, NY, USA, 2019; pp. 2872–2878.
- Ma, H.; Jia, J.; Yang, X.; Zhu, W.; Zhang, H. MC-NILM: A Multi-Chain Disaggregation Method for NILM. *Energies* **2021**, *14*, 4331. [\[CrossRef\]](#)

22. Giri, S.; Bergés, M. An energy estimation framework for event-based methods in Non-Intrusive Load Monitoring. *Energy Convers. Manag.* **2015**, *90*, 488–498. [CrossRef]
23. Berges, M.; Goldman, E.; Matthews, H.S.; Soibelman, L.; Anderson, K. User-Centered Nonintrusive Electricity Load Monitoring for Residential Buildings. *J. Comput. Civ. Eng.* **2011**, *25*, 471–480. [CrossRef]
24. Anderson, K.D.; Berges, M.E.; Ocneanu, A.; Benitez, D.; Moura, J.M. Event detection for Non Intrusive load monitoring. In Proceedings of the IECON 2012—38th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society, Montreal, QC, Canada, 25–28 October 2012; IEEE: Manhattan, NY, USA, 2012; pp. 3312–3317.
25. National Statistical Office Thailand. *The 2019 Household Energy Consumption Survey*; National Statistical Office Thailand: Bangkok, Thailand, 2019. Available online: [http://www.nso.go.th/sites/2014en/Survey/economics/Energy/2019/pocketbook\\_2019.pdf](http://www.nso.go.th/sites/2014en/Survey/economics/Energy/2019/pocketbook_2019.pdf) (accessed on 1 December 2021).
26. Pustumlee, Y. *A Study of Trend and Usage Behavior of Electrical Appliances and Electronic Devices of Househodes in Bangkok*; Dhurakijpundit University: Bangkok, Thailand, 2013; Available online: <http://libdoc.dpu.ac.th/research/149788.pdf> (accessed on 1 December 2021).
27. National Statistical Office Thailand. *The 2019 Household Survey on the Use of Information and Communication Technology*; National Statistical Office Thailand: Bangkok, Thailand, 2019.
28. Biansoongnern, S.; Plangklang, B. OLM software data set for Nonintrusive Load Monitoring (NILM). *Interdiscip. Res. Rev.* **2017**, *12*, 14–23.
29. Saadat, H. *Power System Analysis*; McGraw-Hill: Singapore, 1999.
30. Bosela, T.R. *Introduction to Electrical Power System Technology*; Prentice Hall: Hoboken, NJ, USA, 1997.
31. Biansoongnern, S.; Plangklang, B. Non-Intrusive Appliances Load Monitoring (NILM) for Energy Conservation in Household with Low Sampling Rate. *Procedia Comput. Sci.* **2016**, *86*, 172–175. [CrossRef]
32. Kelly, J.; Knottenbelt, W. Neural NILM: Deep Neural Networks Applied to Energy Disaggregation. In Proceedings of the 2nd ACM International Conference on Embedded Systems for Energy-Efficient Built Environments, Seoul, Korea, 4–5 November 2015; pp. 55–64.





Journal of  
**Thai Interdisciplinary Research**

ISSN 2465-3837

Vol. 12 No. 2 March - April 2017

Towards a zero-waste model in longan farms: Impact of longan biochar and corn mulch on longan plantation soils	1
Chanwichai Suksawat, Chalinda Ariyadet, Pathipan Sutigeolabud and Chanchai Sangchyoswat	
Web service system for exchanging latex trading data and predicting latex volume	8
Mongkon Youngtanurat and Rangsipan Marukatat	
OLM software data set for Nonintrusive Load Monitoring (NILM)	14
Somchai Biansoongnern and Boonyang Planklang	
Factors affecting the water usage performance of standard application of green office in Thailand	24
Sayam Aroonsrimorakot and Setrawut Phuynongpho	
Sensation seeking, narcissism, social comparison and online social networking usage behavior of undergraduate students at Kasetsart University	31
Chalermkwan Singhwee	
Development of mathematical learning style test based on "MINDSET" theorem for senior high school students	38
Mathasit Tanyarattanasrisakul	
Criminalizing medical care: Overview	45
Prasutr Thawornchaisit and Archie A. Alexander	

Indexed in     
the Tier 1 (Science and Technology) of TCI,  
ACI and Google Scholar

Platform for Problem Solvers with Interdisciplinary Approach

## OLM software data set for Nonintrusive Load Monitoring (NILM)

Somchai Biansoongnern<sup>1</sup> and Boonyang Plangklang<sup>1,\*</sup>

<sup>1</sup>Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering,  
Rajamangala University of Technology Thanyaburi,  
Thanyaburi, Pathum Thani 12110, Thailand

### Abstract

A Nonintrusive Load Monitoring system (NILM) is an energy demand monitoring with load identification system. The NILM can use only one instrument installed at main power distribution board for the monitoring and load identification. In this paper, we present the Operating Load Model data set (OLM), a software data set containing detailed electricity consumption that can be adjusted by user, which is aimed at furthering research on energy disaggregation. This paper points to six appliances in household including air conditioner, television, refrigerator, rice cooker, fluorescent lamp and electric iron. Moreover the paper implemented a low sampling rate of monitored data to detect any change of power signal that obtained a 1 Hz sampling rate of active power from OLM software data set. The proposed OLM used 5 points of recorded data with steady-state real power and reactive power signatures to disaggregation. From the results showed that the proposed OLM software data set can be used to test NILM algorithm and the proposed NILM algorithm can disaggregation energy of the OLM software data set in 6 cases with accuracy percentage of energy consumption is approximately 91.76%.

**Keywords:** Nonintrusive Load Monitoring (NILM), Operating Load Model (OLM), disaggregation load

**Article history:** Received 8 November 2016, Accepted 7 April 2017

### 1. Introduction

The traditional load monitoring method uses electricity meters at different points of the electrical installation to measure all possible variables that called intrusive load monitoring system [1, 2] shown as Figure 1. Various drawbacks are presented when applying this method such as the division of the load circuits, the cost of the electricity meters, the cost of installation, the available space for installing the hardware, among others. The Nonintrusive Load Monitoring (NILM) method focuses on using the user's electricity meter to identify the operation state of electrical devices, and the characteristics of the consumption and the load [3]. This monitoring method has been applied for different type of installations, being most common for residential users. Nonintrusive Load Monitoring has become more important with the growing use of smart meters at electrical installations. Significant savings in energy consumption can be achieved by improved energy management and real-time information on appliances in buildings [4]. In [4], researchers investigated the effects of electricity consumption feedback. Type of feedback has the effect of saving

electricity. Furthermore, the greatest saving can be achieved by providing electricity consumption broken down to the specific appliances of a household. Real-time energy consumption on appliances can be used to plan to improve efficiency of load such as cleaning air conditioner or defrosting refrigerators. A continuous feedback on load power draw can lead to significant energy saving. One of the classifications of NILM is sampling rate that they rely on: very low sampling rate (1 h - 15 min), low sampling rate (1 min - 1 s) and high sampling rate (< 1 s) methods. Very low sampling rate methods are to get data from Automatic Meter Reading (AMR) that complies with 10, 15, 30 and 60 minutes [5, 6, 7]. Low sampling rate methods are to get data from smart meter with port communication that obtained data at a 1 Hz [8, 9]. High sampling rate data allows NILM algorithms to use more complex features including transients, current harmonics and voltage-current trajectory that get data from special meter [10]. This research uses a single energy meter of main point to obtain a 1 Hz sampling rate of active power. To test NILM algorithm we need data set of electricity consumption. In recent years, several real-world electricity

\*Corresponding author; e-mail: boonyang.p@cn.rmutt.ac.th

consumption data sets have been made available to the public. One of the most used and well-known data sets is the Reference Energy Disaggregation Data set (REDD) that provided the electricity consumption data at 1 Hz [8]. For instance, the Building-Level fully-labelled data set for Electricity Disaggregation (BLUED) [11] includes the electricity data of one household over a time period of 8 days, whereas the Almanac of Minutely Power data set (AMPds) [12, 13] provide one and two years of data measured at 1 minute intervals. Electrical loads in a power system may be modeled in one of three ways: constant impedance, constant power, or constant current sink [14]. Electrical loads in households can be classified according to the power factor of the load as follows: unity power factor (resistive electrical loads), lagging power factor (combination of resistive and inductive electrical loads) and leading power factor (combination of resistive and capacitive electrical loads) [15]. The

choice of modeling depends on the degree of accuracy required.

In this paper, we present our work on developing a software data set, termed Operating Load Model (OLM). Three types of load model that is classified by power factor are used in this paper namely unity power factor, lagging power factor and leading power factor. Starting, steady and stopping characteristic of load are modeled. The advantages of OLM software data set are: various situations can be simulated, saving time and no cost of instrument installation. We used 5 points of recorded data with steady-state real power and reactive power (PQ) signatures to disaggregation to test our NILM algorithm. Figure 2 shows an electricity system of household with NILM embedded system that only uses one instrument installed at main power distribution board. The user interface can read all information from cloud by internet and direct read from NILM embedded system.

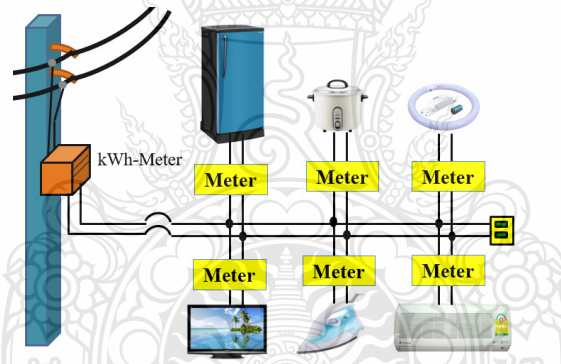


Figure 1 Intrusive Load Monitoring

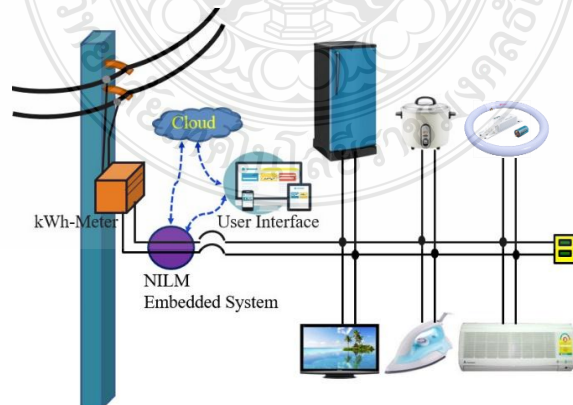
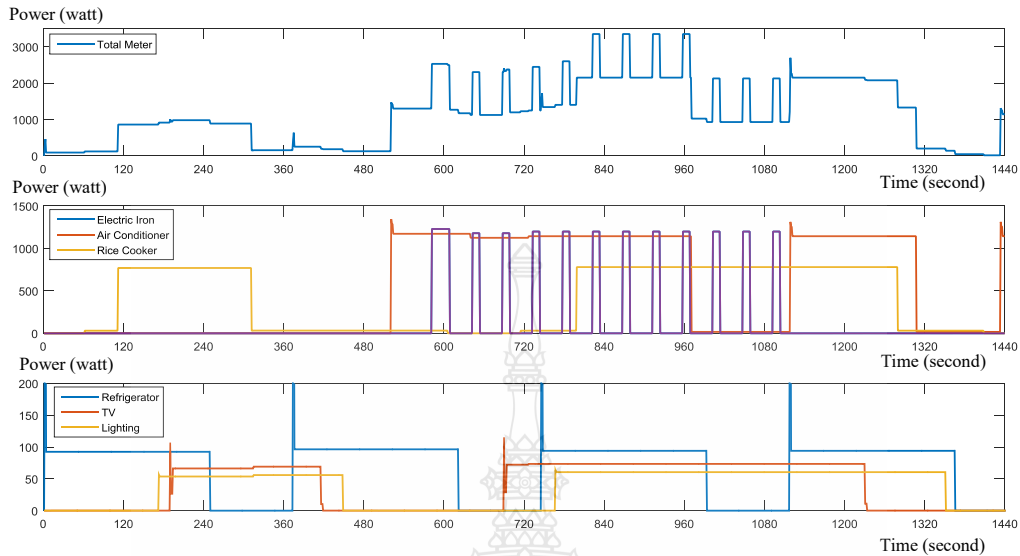
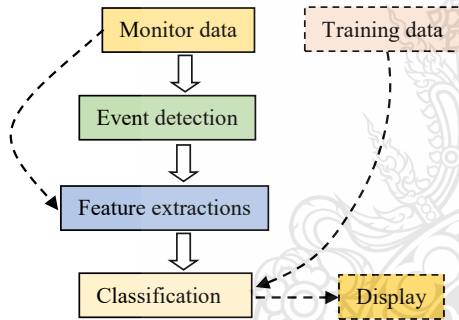


Figure 2 Nonintrusive Load Monitoring

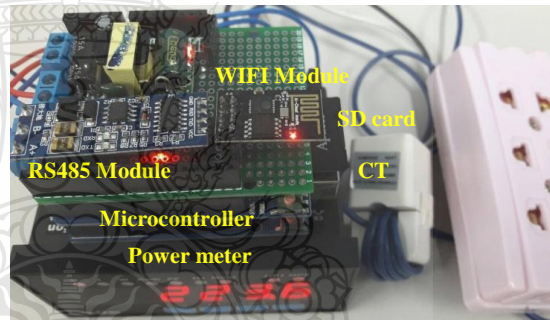




**Figure 3** Example of disaggregation of main input signal into individual appliances signal



**Figure 4** NILM system elements



**Figure 5** Smart power meter module

## 2. Materials and methods

### 2.1 Nonintrusive Load Monitoring

To monitor status and energy consumption of appliances in household with non-intrusive are the main concept of nonintrusive load monitoring. The data of electricity in household is collected at the main circuit, and then disaggregated data to obtain power draw and operational time of appliances that system classification. Figure 3 shows an example of main active power signal and individual appliances signal that corresponding with main active power. The main active signal consist with 6 loads in household including television, rice cooker, air conditioner, refrigerator, fluorescent lamp and electric iron. In this illustration, the reconstructed operational time of television is from 198 s to 423 s and step 698 s to 1239 s with the power draw is about 59 W, electric iron is from step 586 s to 1090 s (on and off in this period) with the power draw is about 1000 W and refrigerator is on and off all day with the power draw

is about 75 W. In this example, the appliances are modeled as on/off load that consume constant active power at a single steady state.

NILM system can be divided into four main parts as shown as Figure 4 [16]:

**Monitor Data:** This part is data logger that is used to measure and record data from system. There is a wide variety of power meters designed to measure the aggregated load of the building [17, 18] such as smart meter.

**Event Detection:** To detect the change of electricity data used in detection part, that is software part such as active power (P) as its input and returns a list of timestamps of detected events [19].

**Feature Extractions:** Feature extraction is the extraction of some features out of those timestamps that read from main signal.

**Classification:** Classification part acts as grouped or disaggregation the appliances status used training data to classifier with timestamps.

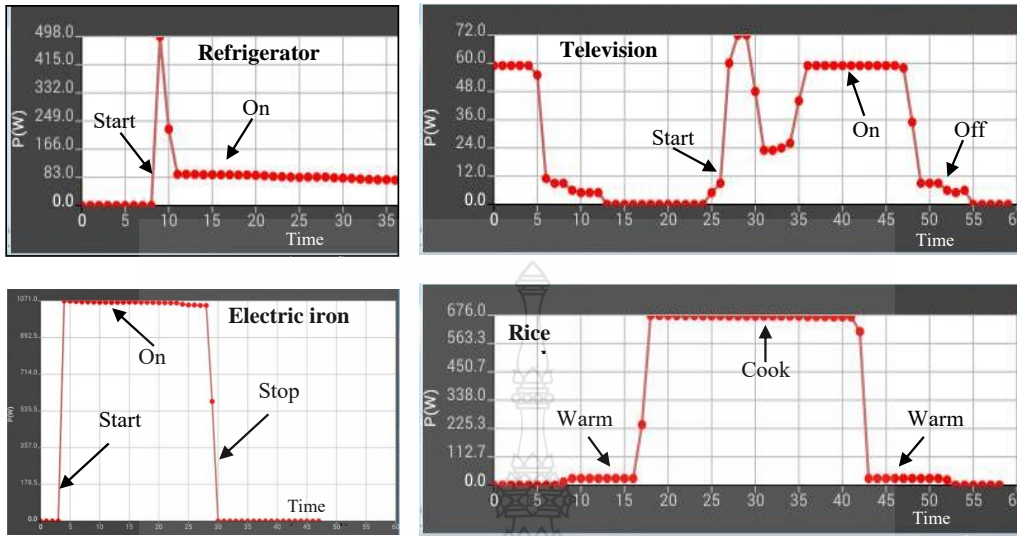


Figure 6 Characteristic of appliances from energy meter

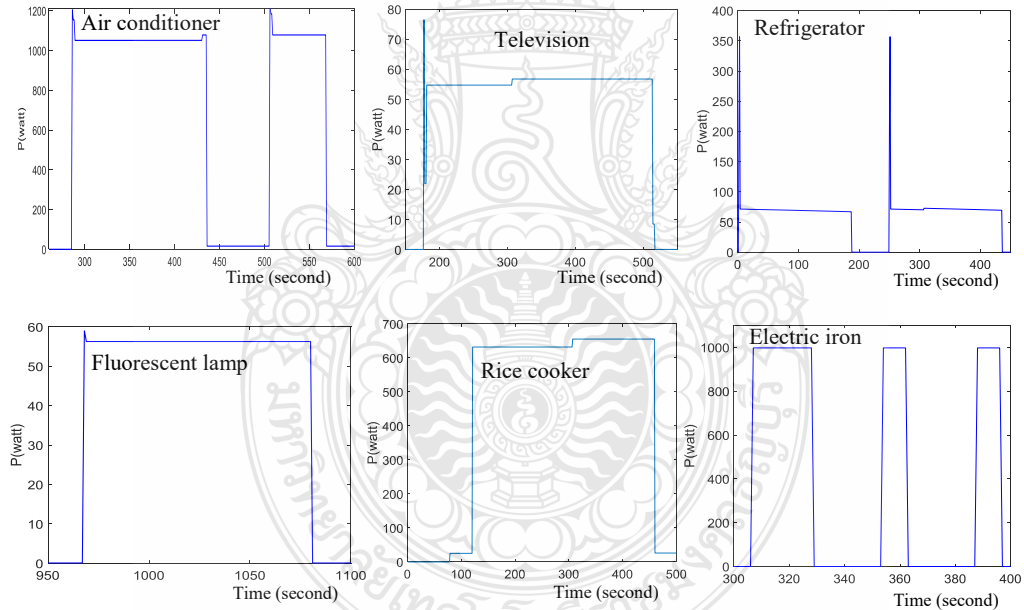


Figure 7 Characteristic of appliances from operating load model

To present power consumption of appliances to user has to have display part such as internet smart phone.

**2.2 Operating Load Model**

This paper has introduced the Operating Load Model (OLM), a software data set for research energy disaggregation. We have chosen MATLAB as programming language to build operating load model because it is widely used both in industry and education and it is

especially popular in the engineering and applied mathematics communities. Six appliances in household are build including air conditioner, television, refrigerator, rice cooker, fluorescent lamp and electric iron. To record the characteristic of appliances to build a model in MATLAB, we used the smart power meter module that include power meter with 0.5% power accuracy [20] that connect to microcontroller with RS485 communication shown as Figure 5. Electricity parameters namely active power, reactive power and

voltage that obtained from energy meter have been save in memory of microcontroller and a micro-SD card with timestamp and send data to smart phone or computer by wireless communication a rate of 1 Hz. To design model of load, we consider about characteristic at start-stop time and power consumptions. Examples of data that record with the smart power display as Figure 6 and Figure 7 show the characteristic of appliances that build from MATLAB programming.

Signature of appliances can be illustrated:

- Air conditioner is overshoot at start time. The operational pattern is on-off with temperature setting. First on period have long time more than other. Power of air conditioner is a combination of both inductive reactive power and active power.
- The operational pattern of television is changing active power high and low before steady state. Power of television is a combination of both capacitive reactive power and real power.
- Refrigerator is high overshoot at start time. The operational pattern is on-off with thermostat setting. Power of refrigerator is a combination of both inductive

reactive power and active power. When compressor on it decreases power in function of time defined formally as

$$P_{Ref}(t) = 0.1446t^2 - 2.6826t + P_{t0} \quad (1)$$

where  $P_{Ref}(t)$  denotes the active power for time  $t$ ,  $P_{t0}$  denotes the steady state active power at on start time,  $t$  denotes time in second (start when compress or on).

- The operational pattern of rice cooker is warm and cook step. It has only active power.
- Fluorescent lamp is little overshoot at start time. Power of fluorescent lamp is a combination of both inductive reactive power and active power.
- The operational pattern of electric iron is on-off with heating of bimetal switch. First on period have long time more than other. It has only active power.

Figure 8 shows system that include OLM of appliances main meter and sub meter for test accuracy with NILM. Figure 9 shows the OLM of air conditioner and block parameters.

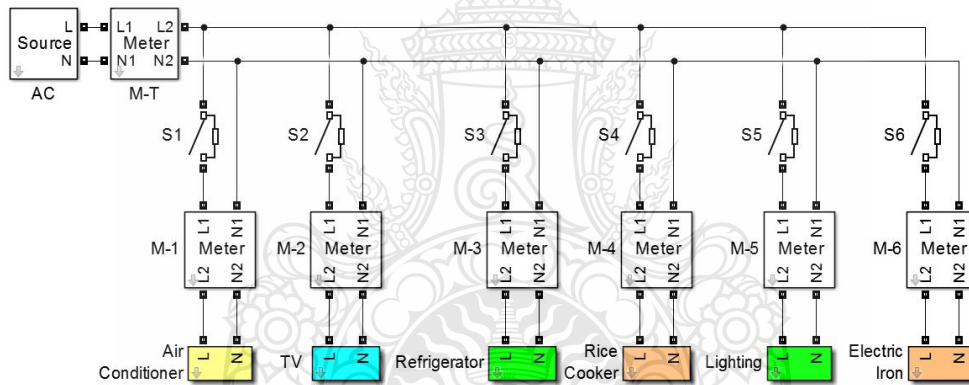


Figure 8 Operating Load Model system

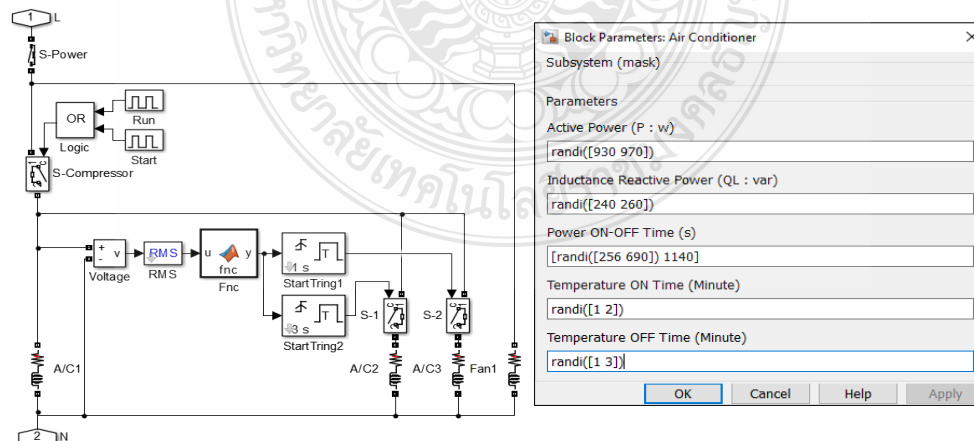


Figure 9 OLM of air conditioner and block parameters

### 2.3 NILM algorithms

The NILM algorithm in this paper extracts main data every 1 second when detected the change of active power from the OLM data set and assigns each event to the appliance with the best match in a signature database. The algorithm is based on the approach developed by [1, 21, 22]. Five points of monitor data used to event detection to detect positive and negative change of active power. If data of 5 point (P1, P2, P3, P4 and P5) are in the steady state find a change of real power ( $\Delta P$ ) by comparing with last the steady state of real power. Used  $\Delta P$   $\Delta Q$  and pattern of last 10 point before get the steady state to find best match in a signature database. Pattern of last 10 point used to classifier load that on and off more than 1 load. It can be mathematically expressed as Eq. 2:

$$\Delta P = P_{t2} - P_{t1} \quad (2)$$

where  $\Delta P$  is a change of active power,  $P_{t1}$  is the steady-state active power at time  $t_1$  and  $P_{t2}$  is the steady-state active power at time  $t_2$ .

For load identification, the transition of steady-state active power is mapped into a space of P-Q. Find the 3 minimum of error index (S) after that used pattern of last 10 points to find the best of error index (S). It can be mathematically expressed as Eq. 3:

$$e_k = \sqrt{(\Delta P - sP_k)^2 + (\Delta Q - sQ_k)^2} \quad (3)$$

where  $\Delta P$  is a change of active power,  $\Delta Q$  is a change of reactive power,  $sP_k$  is the sum of active power at index k,  $sQ_k$  is the sum of reactive power at index k and  $e_k$  is error of power at index k.

On-off status was used to determine status of appliances from the best of error index (k) and calculate active power that have on status defined formally as

$$P_{on_i} = \left( 1 + \frac{\sum_{m=1}^{2n} P_m K_m - \Delta P}{\sum_{m=1}^n |P_m K_m|} \right) P_i \quad (4)$$

where  $P_{on_i}$  is active power of load i that status is on,  $P_i, P_m$  are setting active power of load i and load m,  $K_m$  is status of load m, n is number of load.

We used the energy consumption to evaluate the performance of the method with 60 seconds of interval time and 1,440 seconds and 14,400 seconds of period time defined formally as

$$Acc^k = 1 - \frac{\sum_{n=0}^N \left| \sum_{t=nT+1}^{nT+T} \hat{P}_t^k - \sum_{t=nT+1}^{nT+T} P_t^k \right|}{\sum_j^N \hat{P}_j^k} \quad (5)$$

$$Acc = 1 - \frac{\sum_{n=0}^N \left| \sum_{t=nT+1}^{nT+T} \bar{P}_t - \sum_{t=nT+1}^{nT+T} \sum_{k=1}^m P_t^k \right|}{\sum_{j=1}^N \bar{P}_j} \quad (6)$$

where  $Acc^k$  is energy accuracy of load k,  $Acc$  is total energy accuracy,  $\hat{P}_t^k$  is active power of load k that read from meter at the  $t^{\text{th}}$  time step,  $P_t^k$  is active power of load k that can be estimated from NILM at the  $t^{\text{th}}$  time step,  $\bar{P}_j$  is total active power that read from meter at the  $t^{\text{th}}$  time step, m is number of load, T is interval time and N is period of testing time.

### 3. Results and discussion

To evaluate the method, we used 1,440 seconds of data from the OLM software data set with 5 cases study shown as Figure 10. Figure 11 shows active power of OLM that read from meter and Figure 12 shows active power of NILM algorithms that disaggregate from main power of the 5<sup>th</sup> case study. Switching events of the 5<sup>th</sup> case study detect different of active power that have 42 switching events shown as Figure 13 and Figure 14 shows energy consumption from OLM and NILM of the 5<sup>th</sup> case study.

Testing time of the 6<sup>th</sup> case study is 14,400 seconds that shown as Figure 15 and Figure 16. The energy consumption of different type of appliances from the simulation result shows in Table 1. Table 2 shows accuracy percentage of energy consumption with accuracy percentage of energy consumption is approximately 91.76%.

In addition to OLM used to test the NILM method, the OLM software data set can be simulated to study different aspects of loads: reactive power compensation, power quality and efficiency, load shedding and system planning such as planning of TOU (time of use) in electric bill system. Blocks of OLMs that were created in this paper can be added to MATLAB Simulink in other related manner.

### 4. Conclusions

This paper presents the Operating Load Model data set (OLM), a software data set for application research in the Nonintrusive Load Monitoring system (NILM). To identify the energy consumption in various types of appliances can conduct an essential real impact on energy saving and sustainability energy use. We have introduced 6 operating appliance models as air conditioner, television, refrigerator, rice cooker, lighting (fluorescent lamp) and electric iron. We constructed a smart power display module to record the characteristic of appliances to build the OLMs. The great advantages of proposed OLM software data set are that various situations can be simulated, saving time and no cost of installed instrument moreover the model can be adjusted various parameters such as voltage, power and time of on-off state. The results showed that proposed OLM software data set can be used to test the NILM algorithm. The proposed NILM algorithm can disaggregate energy of the OLM software data set in 6 study cases with the average accuracy is 91.76%.

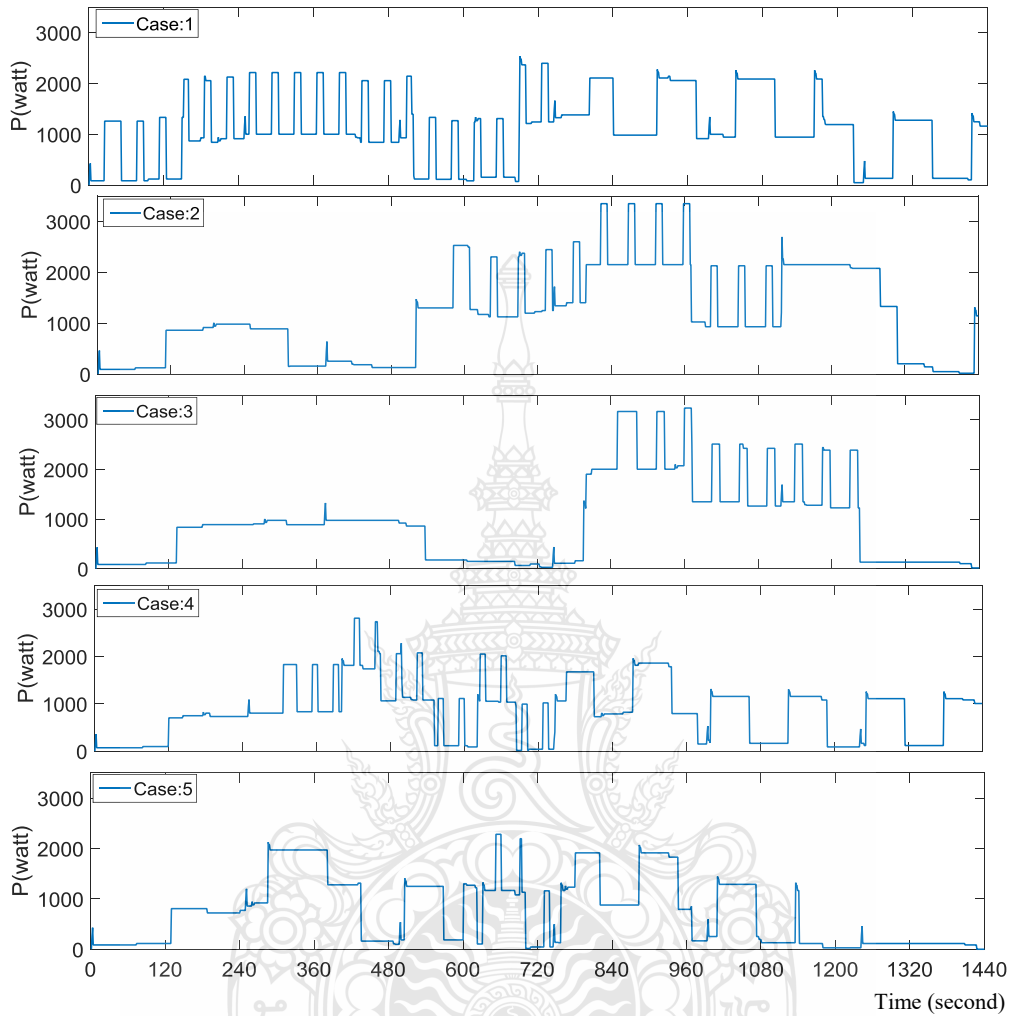


Figure 10 Total active power from main meter of OLM

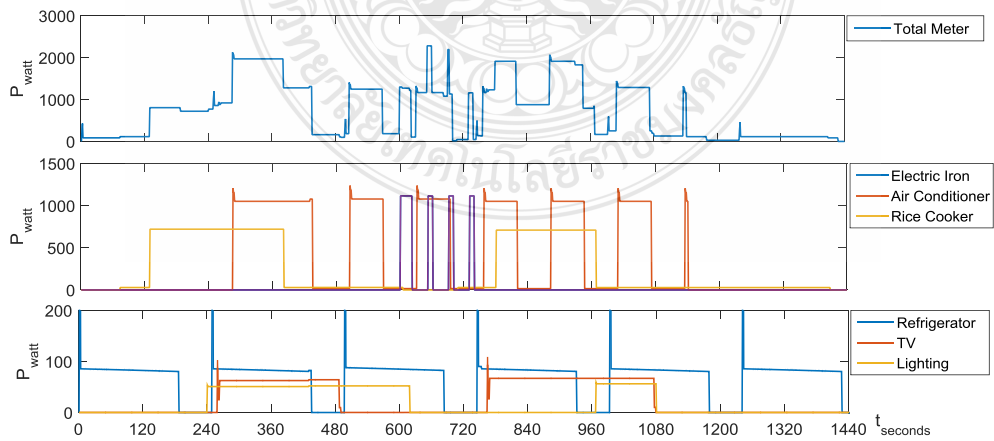


Figure 11 Active power from OLM of the 5<sup>th</sup> case study



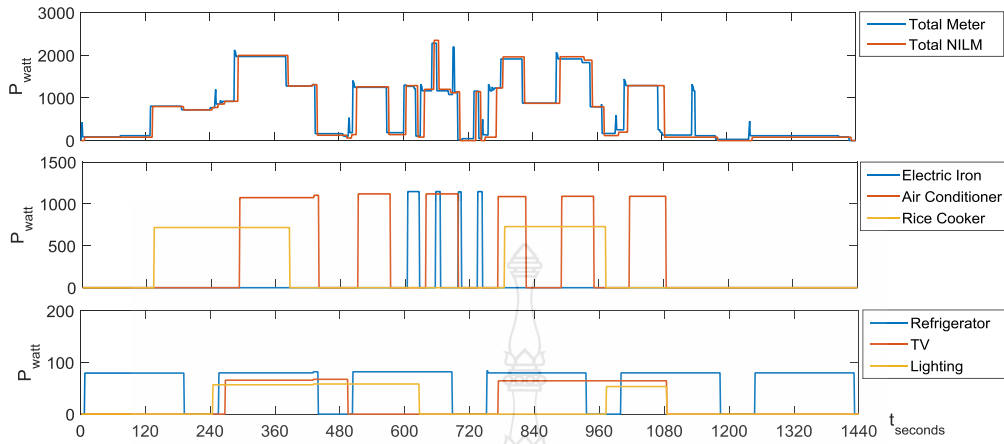


Figure 12 Active power from NILM of the 5<sup>th</sup> case study

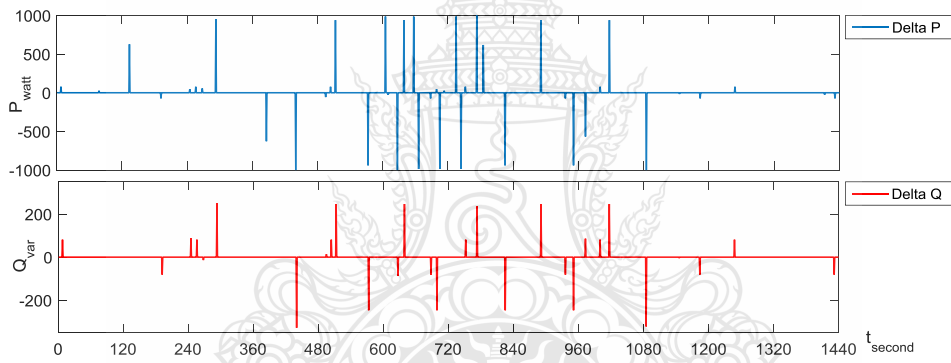


Figure 13 Power detection ( $\Delta P$  and  $\Delta Q$ ) of the 5<sup>th</sup> case study

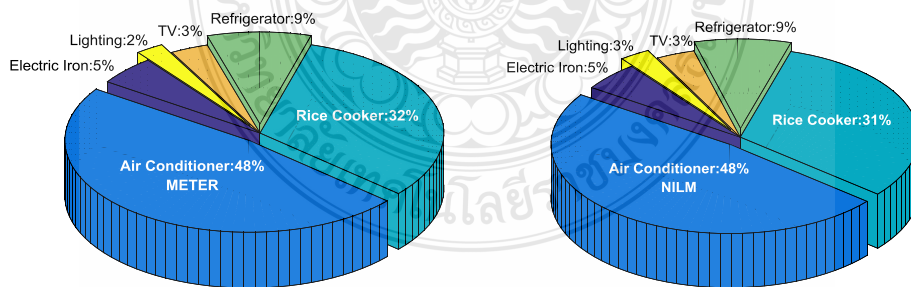


Figure 14 Energy consumption from OLM and NILM of the 5<sup>th</sup> case study

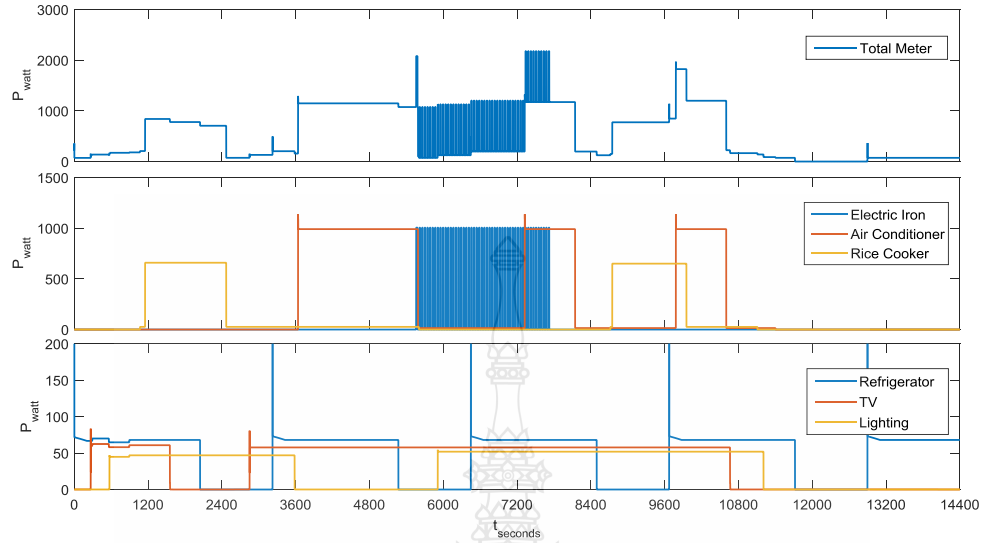


Figure 15 Active power from OLM of the 6<sup>th</sup> case study

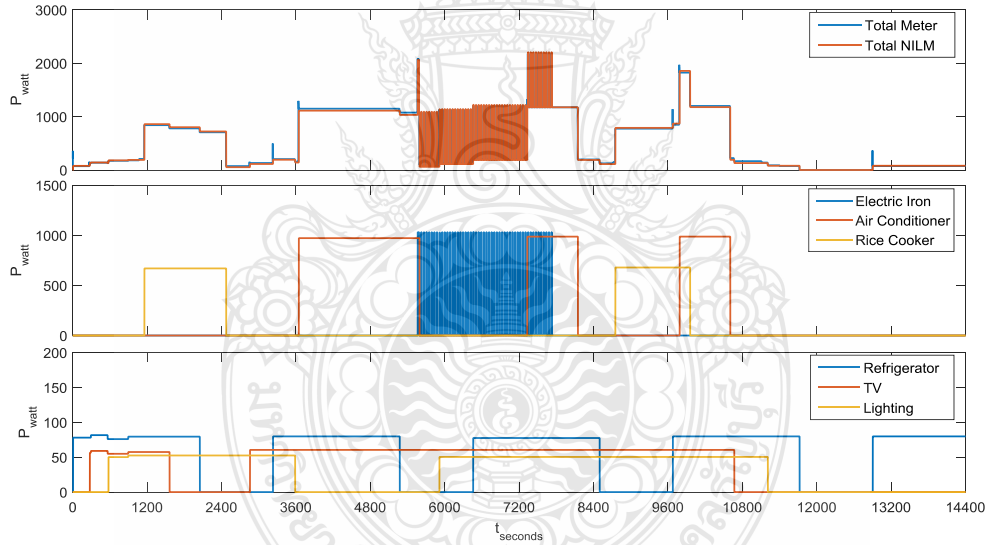


Figure 16 Active power from NILM of the 6<sup>th</sup> case study

Table 1 Energy consumption of different type appliances from meter/NILM

Appliances	Energy consumption (w-hr) [meter/NILM]					
	Case: 1	Case: 2	Case: 3	Case: 4	Case: 5	Case: 6
Electric iron	78.2 / 75.5	49.4 / 50.3	44.0 / 46.7	35.9 / 35.6	15.1 / 14.6	134 / 137
Air conditioner	139.3 / 129.2	207.3 / 210.3	139.7 / 142.2	165.3 / 157.2	140.8 / 135.8	1,005 / 973
Rice cooker	162.4 / 165.9	151.9 / 150.3	126.4 / 125.0	104.4 / 103.6	93.8 / 88.4	492 / 472
Refrigerator	26.7 / 28.8	26.6 / 24.3	28.5 / 30.3	23.0 / 23.6	26.7 / 24.5	184 / 212
Television	15.4 / 11.0	15.2 / 15.1	12.7 / 12.0	8.2 / 8.6	9.7 / 9.7	147 / 152
Lighting (FL)	9.8 / 9.8	14.0 / 14.2	10.8 / 12.4	8.9 / 10.3	7.2 / 7.7	115 / 117
Total	432.8 / 432.0	464.5 / 464.5	363.6 / 362.0	346.5 / 345.8	294.5 / 293.7	2,091 / 2,064

**Table 2** Accuracy percentage of energy consumption

Appliances	Accuracy % of energy consumption						
	Case: 1	Case: 2	Case: 3	Case: 4	Case: 5	Case: 6	Average
Electric iron	90.64	88.39	92.65	86.55	87.70	93.88	89.97
Air conditioner	94.63	95.27	96.54	95.61	91.21	96.80	95.01
Rice cooker	94.16	94.86	93.28	92.47	92.08	90.79	92.94
Refrigerator	89.02	91.58	90.55	90.76	91.96	84.16	89.67
Television	70.76	94.64	94.04	92.42	95.56	95.12	90.42
Lighting (FL)	93.68	91.49	85.29	83.95	88.72	93.85	89.5
Total	94.98	95.66	95.67	91.94	93.52	96.90	94.78
Average	89.70	93.13	92.57	90.53	91.54	93.07	<b>91.76</b>

### References

- [1] Hart GW. Nonintrusive appliance load monitoring. **In Proc. IEEE**. 1992; **80** (12): 1870-1891.
- [2] Chang HH, Chien PC, Lin LS, Chen N. Feature extraction of non-Intrusive load-monitoring system using genetic algorithm in smart meters. **In Eighth IEEE International Conference on e-Business Engineering**. 2011; 299-304.
- [3] Najmeddine H, El Khamlichi Drissi K, Pasquier C, Faure C, Kerroum K, Diop A, Jouannet T, Michou M. State of art on load monitoring methods. **In IEEE 2<sup>nd</sup> International Power and Energy Conference**. 2008; 1256-1258.
- [4] Darby S. **The effectiveness of feedback on Energy Consumption. A review for DEFRA of the literature on metering, billing and direct displays**. Institute University of Oxford; 2006.
- [5] Beckel C, Sadamori L, Santini S. Automatic socio-economic classification of households using electricity consumption data. **In Proceedings of the 4th International Conference on Future Energy Systems (ACM e-Energy '13)**. Berkeley, CA, USA. ACM, May 2013.
- [6] Abreu JM, Camara Pereira F, Ferrao P. Using pattern recognition to identify habitual behavior in residential electricity consumption. **Energy and Buildings**. 2012.
- [7] Basu K, Debusschere V, Douzal-Chouakria A, Bacha S. Time series distance-based methods for non-intrusive load monitoring in residential buildings. **Energy and Buildings**. 2015; **96**: 109-117.
- [8] Kolter JZ, Johnson MJ. REDD: A public data set for energy disaggregation research. **In Workshop on Data Mining Applications in Sustainability (SIGKDD)**, San Diego, CA, 2011.
- [9] Biansoongnern S, Plangklang B. Nonintrusive Load Monitoring (NILM) using an artificial neural network in embedded system with low sampling rate. **In ECTI-CON 2016**, Chiang Mai, Thailand. 2016.
- [10] Gupta S, Reynolds MS, Patel SN. Electrisense: Single-point sensing using EMI for electrical event detection and classification in the home. **In Proceedings of the 12<sup>th</sup> ACM international conference on Ubiquitous computing**, 2010.
- [11] Anderson K, Ocleanu A, Benitez D, Carlson D, Rowe A, Berges M. BLUEED: A fully labeled public data set for event-based non-intrusive load monitoring research. **In Proceedings of the 2<sup>nd</sup> KDD Workshop on Data Mining Applications in Sustainability**, Beijing, China, 2012.
- [12] Makonin S, Popowich F, Bartram L, Gill B, Bajic IV. AMPDs: A public data set for load disaggregation and eco-feedback research. **In Electrical Power and Energy Conference (EPEC)**, 2013.
- [13] Makonin S, Ellert B, Bajic IV, Popowich F. Electricity, water, and natural gas consumption of a residential house in Canada from 2012 to 2014. **Scientific Data**. 2016; **3** (160037): 1-12.
- [14] Bosela TR. **Introduction to electrical power system technology**. New Jersey: Prentice Hall; 1997.
- [15] Saadat H. **Power system analysis**. Singapore: McGraw-Hill; 1999.
- [16] Bergés M. NILM in the era of IoT. **In the European Non-Intrusive Load Monitoring (NILM) workshop**, London, July 2015.
- [17] Berges M, Goldman E, Matthews HS, Soibelman L, Anderson K. User-centered non-intrusive electricity load monitoring for residential buildings. **J. Comput. Civil Eng.** 2011; **25**: 471-480.
- [18] Zoha A, *et al.* Non-Intrusive Load Monitoring Approaches for Disaggregated Energy Sensing: A Survey. **Sensor**. 2012; **12**: 16838-16866.
- [19] Anderson KD, Bergés ME, Ocleanu A, Benitez D, Moura JMF. Event detection for non-intrusive load monitoring. **In IECON 2012 - 38<sup>th</sup> Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society**, Montreal, QC, pp. 3312-3317, 2012.
- [20] Leos. **AC 1 phase multi-function meter [internet]**. 2016. [cited June 2016]. Available from: <http://www.smeinter.co.th>
- [21] Weiss M, Helfenstein A, Mattern F, Staake T. Leveraging smart meter data to recognize home appliances. **In Proc. Per. Com. IEEE**, 2012.
- [22] Biansoongnern S, Plangklang B. Non-Intrusive Appliances Load Monitoring (NILM) for energy conservation in household with low sampling rate. **In IEEECON2016**, Chiang Mai, Thailand, 2016.

Final Program

# ECTI-CON 2016

ChiangMai Thailand, June 28 - 1 July , 2016

13<sup>th</sup> International Conference on Electrical Engineering/Electronics  
Computer, Telecommunications and Information Technology



Illustrated by Assoc.Prof. Wichit Chomtaveewiroot

**Rajamangala University of Technology Lanna**  
**ChiangMai, Thailand**

# Nonintrusive Load Monitoring (NILM) Using an Artificial Neural Network in Embedded System with Low Sampling Rate

Somchai Biansoongnern

Dept. of Electrical Engineering, Faculty of Engineering  
Rajamangala University of Technology Thanyaburi  
Pathum Thani, Thailand  
somchai.b@en.rmutt.ac.th

Boonyang Plangklang

Dept. of Electrical Engineering, Faculty of Engineering  
Rajamangala University of Technology Thanyaburi  
Pathum Thani, Thailand  
boonyang.p@en.rmutt.ac.th

**Abstract**—A Nonintrusive load monitoring (NILM) system is an energy demand monitoring and load identification system that only uses one instrument installed at main power distribution board. In this paper authors have used low sampling rate of monitored data to detect any change of power signal that obtained a 1 Hz sampling rate of active power from energy meter. Using Artificial Neural Network (ANN) for training steady-state real power and reactive power signatures. This paper, pointed to four appliances including air conditioner, television, refrigerator and rice cooker. The results showed that in simulation test can disaggregation of appliances in correct detection rate 98% and in the installation test can disaggregation of appliances in correct detection rate 95%.

**Keywords**—Nonintrusive load monitoring (NILM); Artificial neural network(ANN); Embedded systems;

## I. INTRODUCTION

In an electricity system of household, to identify status and to know the energy consumption of appliances there are usually voltage sensor and current sensor installed in each load that called intrusive load monitoring system [1]-[2]. A nonintrusive load monitoring (NILM) system is load identification system that only uses one instrument installed at main power distribution board. The system is better than traditional intrusive monitoring systems because the measuring of power consumption without having to install any instrument directly to appliances that mean to reduce the cost of sensors and installations. Significant savings in energy consumption can be achieved by improved energy management and real-time information on appliances in buildings [3]. Real-time energy consumption on appliances can be used to plan to improve efficiency of load such as cleaning air conditioner or defrost refrigerators. A continuous feedback on load power draw can lead to significant energy saving. The system uses a single energy meter of main point to obtain a 1 Hz sampling rate of active power. Using Artificial Neural Network (ANN) for training steady-state real power and reactive power (PQ) signatures. Fig.1 shows an electricity system of household with NILM embedded system that only uses one instrument installed at main power distribution board. The user interface can read all

information from cloud by internet and direct read from NILM embedded system.

## II. NONINTRUSIVE LOAD MONITORING

The main idea of nonintrusive load monitoring is to obtain appliance-specific information non-intrusively. The information is collected at the main input, and then disaggregated to obtain operational time and power draw information. Fig.2 shows an example of an aggregated power signal and the corresponding NILM solution. The main signal consist with television fan and refrigerator signal. In this illustration, the reconstructed operational time of television is from 5:56 AM to about 8:40 AM with the power draw is about 58 W, fan is from 5:25 AM to about 8:50 AM with the power draw is about 46 W and refrigerator is on and off all day with the power draw is about 72 W. In this example, the appliances are modeled as on/off load that consume constant active power at a single steady state. NILM system elements can be divided into four parts: data, detection, disaggregation and display [4]. Fig.3 shows the elements of NILM system. Data part is hardware that used to measure and record data from meter. Detection part is software that used to detects the change of real power (P). Disaggregation part is software that acts as disaggregation or grouped the electrical equipment. Display part is presentation of power consumption of electrical devices.

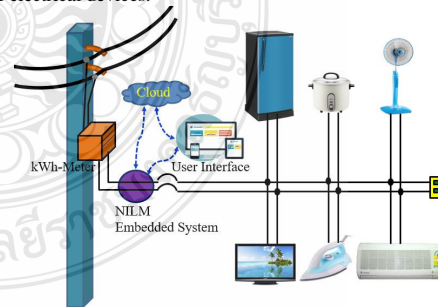


Fig. 1. Electricity system of household with NILM embedded system



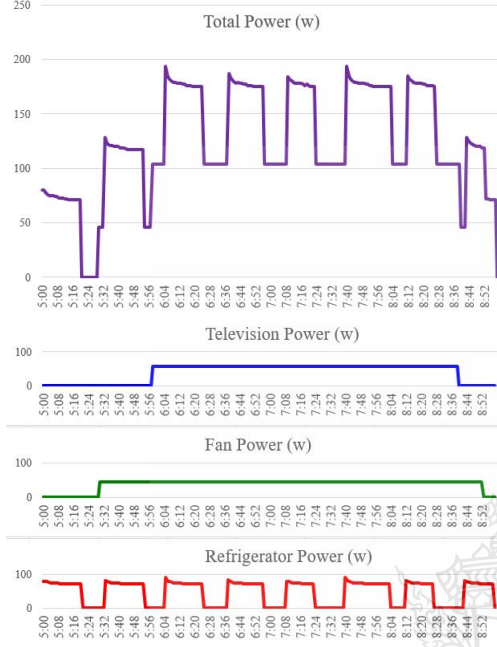


Fig. 2. NILM classified an input signal into individual appliances

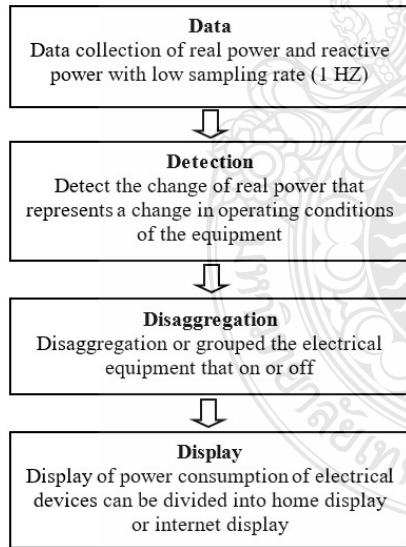


Figure 3. The elements of NILM system

### III. ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

One type of network sees the nodes as artificial neurons. These are called artificial neural networks (ANNs). An artificial neuron is a computational model inspired in the natural neurons [5]. The complexity of real neurons is highly abstracted when modelling artificial neurons. These basically consist of inputs which are multiplied by weights and then computed by a mathematical function which determines the activation of the neuron. Another function computes the output of the artificial neuron. ANNs combine artificial neurons in order to process information [2]. Learning method in this paper used the backpropagation algorithm. The purpose of backpropagation is to optimize the weights so that the neural network can learn how to correctly map arbitrary inputs to outputs [6]. Fig. 4 shows the basic network structure with two point of inputs (i), two hidden node (h) and two point of output (o).

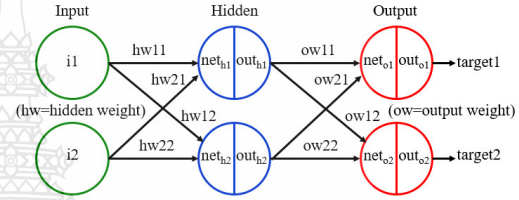


Fig. 4. The basic structure of neural network

The backpropagation algorithm can be decomposed in three steps and stopped when the value of the error function has become sufficiently small. In this paper we use  $\Delta P$  and  $\Delta Q$  as input and status ON and OFF of load as output.

#### A. Feed-forward computation

This step calculated the total net input to each hidden layer neuron and output layer neurons as in (1), squash the total net using the logistic function as an activation function as in (2), then computed the error that using the squared error function for each output node and sum them to get the total error ( $E_{total}$ ) as in (3)

$$net_{hp} = \sum_{n=1}^k hw_{np} \times i_n; net_{oq} = \sum_{n=1}^l ow_{nq} \times out_{hn} \quad (1)$$

$$out_{hp} = \frac{1}{1 + e^{-net_{hp}}}; out_{oq} = \frac{1}{1 + e^{-net_{oq}}} \quad (2)$$

$$E_{total} = \sum_{n=1}^m \frac{1}{2} (target_n - out_{on})^2 \quad (3)$$

where p is hidden node, q is output node, k is number of input node, l is number of hidden node and m is number of output node.

#### B. Backpropagation to the output and hidden layer

To update each of the output weights and hidden weights in the network is the goal of backpropagation so that they cause the actual output to be closer the target output, thereby minimizing the error for each output neuron and the network as a whole. This step calculated the partial derivative of the total error with respect to hidden weights as in (4) and output weights as in (5)

$$\frac{\partial E_{total}}{\partial ow_{pq}} = \delta_q \times out_{hp} \quad (4)$$

$$\frac{\partial E_{total}}{\partial hw_{jp}} = \left( \sum_{q=1}^m \delta_q \times hw_{pq} \right) \times out_{hp} (1 - out_{hp}) \times i_j \quad (5)$$

$$; \delta_q = -(target_q - out_{oq}) \times out_{oq} (1 - out_{oq})$$

where q is output node, j is input node, p is hidden node and m is number of output node.

### C. Weight updates

Updated each of the weights in the network to use for computation in next iteration. Output weights updated can be expressed as in (6) and hidden weights updated can be expressed as in (7). Trained until the error is less than 0.0001.

$$ow_{pq(update)} = ow_{pq} - \frac{\partial E_{total}}{\partial ow_{pq}} \quad (6)$$

$$hw_{jp(update)} = hw_{jp} - \frac{\partial E_{total}}{\partial ow_{jp}} \quad (7)$$

where q is output node, j is input node and p is hidden node.

In this paper we train the system to find optimal weights separated to two case: 1) when  $\Delta P$  has positive value 2) when  $\Delta P$  has negative value.

## IV. DESIGN OF SYSTEM

The system used a single point of power meter as shown in Fig.5 and Fig.6. This system consists of power meter, microcontroller, WIFI module SD-card and RTC. Fig.7 show flowchart of system. Test system can be divided into four parts as follows:

-Hardware. Using power meter with RS485 communication connect to microcontroller. Microcontroller obtained active power sampling rate at a 1 Hz from energy meter and save data in memory of microcontroller.

-Event Detection. Event detection used 6 points of monitored data to detect any change of real power signal. If the 6 points of power are less different than the threshold mean all loads in a steady state. If the data are more different than the threshold means either a change of load. When the data are less different than the threshold in two close range saves a change of real power ( $\Delta P$ ). This part program in embedded system.

-Data Disaggregation. The ANN methods that program in embedded system use to data disaggregation. This article interest air conditioner television refrigerator and rice cooker. This system provide two group of optimal weights that depend on value of  $\Delta P$ . as show in fig. 7.

-Information presentation. The Internet of Things (IoT) devices can be used to monitor and control the electrical and mechanical systems. ThingSpeak is the internet of things application platform that selected to use in this paper. Each channel has eight fields that can hold any type of data. User can read data from data base of ThingSpeak.

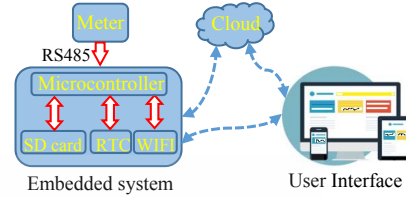


Fig.5. Diagram of test system.

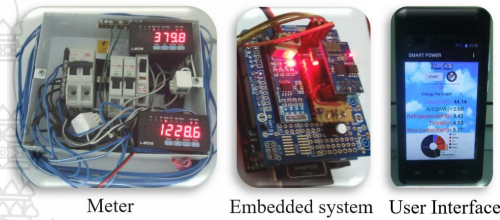


Fig.6. Equipment of test system

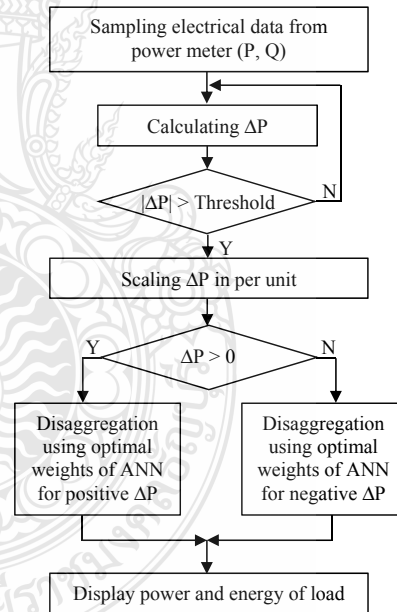


Fig. 7. The flowchart of NILM system

## V. RESULTS

The NILM system is used to monitor active power. The neural network algorithm in the NILM system identifies four actual loads with steady-state active power (P) and reactive power (Q) signatures. These loads include a 950 W air conditioner, a 58 W television, 72 W refrigerator, and a 650 W rice cooker. Using optimal weights in conjunction with (1) and (2) to calculate output.

### A. MATLAB simulation test

MATLAB is selected to build load model and to determine optimal weights for ANN with 2 inputs ( $\Delta P$  and  $\Delta Q$ ), 8 hidden node and 8 output node. Five situation are used to simulation test with voltage 210V, 220V and 230V. Period of each situation is 1,200 second. The simulation result in Table 1 show that the average correct detection rate is 98%. Fig.8 shows load simulation circuit. Fig.9 shows example of load disaggregation.

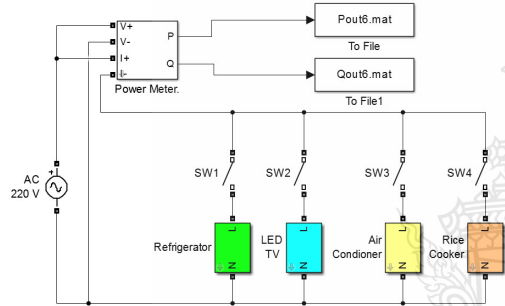


Fig. 8. Load model simulation system

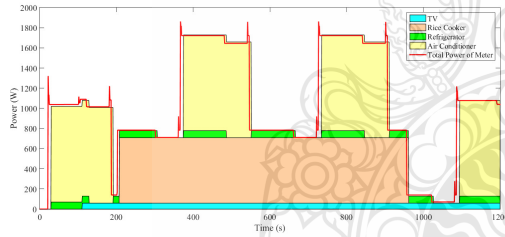


Fig. 9. Load disaggregation of simulation test

TABLE I. ACCURACY TEST

Load(A,T,R,C) <sup>a</sup>	Correct detection rate (%)	
	Simulation test	Installation test
Only one load ON or OFF and other unchanged	100	95
Two of them ON or OFF at the same time and other unchanged	100	-
Three of them ON or OFF at the same time and other unchanged	100	-
All ON or all OFF at the same time	100	-
Some of them ON and Some of them OFF at the same time and other unchanged	90	-

<sup>a</sup> A: Air conditioner, T:Television, R:Refrigerator, C:Rice cooker

### B. Installation test

Embedded system has been installed in household. The system is displayed via ThingSpeak platform to store and display data every 1 minute shown in Fig.10. This result was test only one load on or off and other unchanged. In Table 1 show that correct detection rate is 95%.

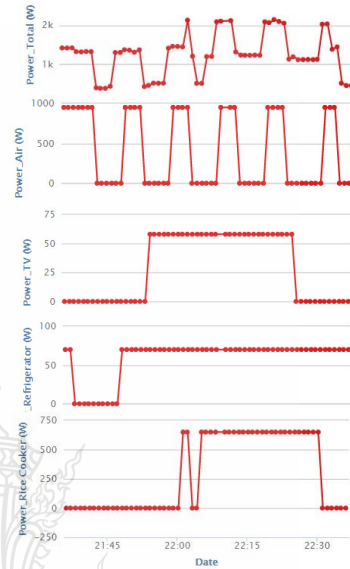


Fig. 10. Load disaggregation of installation test

## VI. CONCLUSIONS

The paper proposed a design and construction of measuring system to measure the power consumption of air conditioner refrigerator television and rice cooker in household without having to install any instrument directly to appliances. From the results, the simulation test and installation test can disaggregate power of appliances from total power. In the future works, long time installation test has to record and increase correct detection rate.

## REFERENCES

- [1] G. W. Hart, "Nonintrusive appliance load monitoring," in Proc. IEEE, vol. 80, no. 12, pp. 1870–1891, Dec. 1992
- [2] Hsueh-Hsien Chang, Po-Ching Chien, Lung-Shu Lin, and Nanming Chen, "Feature Extraction of Non-Intrusive Load-Monitoring System Using Genetic Algorithm in Smart Meters," Eighth IEEE International Conference on e-Business Engineering, pp. 299–304, 2011
- [3] Darby S. The effectiveness of feedback on Energy Consumption. A review for DEFRA of the literature on metering, billing and direct displays, Institute University of Oxford, 2006.
- [4] Ahmed Zoha et al., "Non-Intrusive Load Monitoring Approaches for Disaggregated Energy Sensing: A Survey," in Sensor 2012.
- [5] Carlos Gershenson, "Artificial Neural Networks for Beginners" URL: <https://arxiv.org/ftp/cs/papers/0308/0308031.pdf>, access on 1/12/2015.
- [6] Matt Mazur, "A Step by Step Backpropagation Example" URL: <https://mattmazur.com>, access on 1/12/2015.

## ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล นายสมชาย เบียนสูงเนิน  
วัน เดือน ปีเกิด 19 ธันวาคม 2517  
ที่อยู่ 59/15 หมู่ 4 ตำบลคลองห้า อำเภอคลองหลวง  
จังหวัดปทุมธานี 12120  
การศึกษา ปริญญาโท คณะวิศวกรรมศาสตร์  
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย  
ประสบการณ์การทำงาน อาจารย์ประจำคณะวิศวกรรมศาสตร์  
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี  
พ.ศ. 2539 ถึงปัจจุบัน  
เบอร์โทรศัพท์ 089-233-6520  
อีเมล somchai.b@en.rmutt.ac.th

