**1. ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา**

การใช้พลังงานไฟฟ้าในประเทศไทยมีอัตราเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง โดยการใช้พลังงานไฟฟ้าส่วนใหญ่นั้นเกิดขึ้นในส่วนครัวเรือน ดังนั้นถ้าสามารถลดปริมาณไฟฟ้าในส่วนนี้ลงไปได้จะเกิดประโยชน์อย่างมากโดยหนึ่งในวิธีการที่ง่ายคือการ สำรวจพฤติกรรมการใช้งานเครื่องใช้ไฟฟ้าและปรับใช้ตามความเหมาะสมเพื่อให้เกิดประโยชน์สูงสุดแต่เนื่องจากการตรวจสอบพฤติกรรมการใช้เครื่องใช้ไฟฟ้า ต้องตรวจวัดการใช้ไฟฟ้าเครื่องใช้ไฟฟ้าแต่ละอุปกรณ์ซึ่งต้องใช้เงินจำนวนมาก ดังนั้นถ้าสามารถใช้อุปกรณ์ตรวจวัดการใช้ไฟฟ้าเครื่องใช้ไฟฟ้าเพียงจุดเดียวและสามารถบอกได้ว่า ณ เวลานั้น ๆ อุปกรณ์อะไรบ้างทำงานอยู่และ ใช้งานปริมาณเท่าไหร่จะเกิดประโยชน์อย่างมาก

การประมาณการใช้พลังงานของเครื่องใช้ไฟฟ้าจากการวัดค่าเพียงจุดเดียว โดยปัจจุบันโครงข่ายประสาทแบบลึกได้ปรับปรุงการประมาณการใช้พลังงานของเครื่องใช้ไฟฟ้า โดยได้ประยุกต์จากการประกอบองค์ความรู้ของโครงข่ายประสาทแบบลึกในการจำแนกประเภทข้อมูลภาพและ เทคโนโลยีรู้จำเสียงพูดแบบต่อเนื่องเข้าด้วยกัน โดยทบความนี้ปรับใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบลึกสองแบบในการประมาณการใช้พลังงานเครื่องใช้ไฟฟ้า 1) แบบจำลองโครงข่ายประสาทการเข้ารหัสคอนโวลูชันอัตโนมัติ, 2) แบบจำลองโครงข่ายประสาทคอนโวลูชันแบบลึก และแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของแต่ละแบบจำลอง ในข้อมูลที่วัดจากปริมาณการใช้ไฟฟ้าของเครื่องใช้ไฟฟ้าทั้งห้าชนิด โดยการทดสอบแบบจำลองทดสอบกับข้อมูลช่วงเวลาที่แบบจำลองไม่เคยเห็น ในระหว่างการทดลองพบกว่าโครงข่ายประสาทแบบลึกทั้งสองแบบมีประสิทธิภาพ (เฉลี่ยจากอุปกรณ์ทั้งห้า) สูงกว่าแบบจำลองการหาค่าเหมาะสมที่สุดเชิงการจัด (combinatorial optimisation) และ แบบจำลองมาร์คอฟซ่อนเร้น (factorial hidden Markov models) แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบลึกสามารถทำงานได้ดีกว่าทั้งในข้อมูลเรียนรู้และ ข้อมูลทดสอบ

การประมาณการใช้พลังงานของเครื่องใช้ไฟฟ้า (การตรวจสอบการใช้พลังงานของเครื่องใช้ไฟฟ้าแบบไม่รบกวน หรือ NILM) เป็นเทคนิคการประมาณค่าความต้องการใช้พลังงานไฟฟ้าของเครื่องใช้ไฟฟ้าแต่ละเครื่องจากมิเตอร์เพียงเดียว (การวัดที่ตัวหลักครั้งเดียว) ซึ่งวัดค่าความต้องการใช้พลังงานไฟฟ้าของเครื่องใช้ไฟฟ้าหลายชนิดรวมกัน กรณีที่สามารถนำมาประยุกต์ใช้คือ การตรวจสอบพฤติกรรมผู้ใช้ต่อการใช้เครื่องใช้ไฟฟ้า การปรับปรุงการใช้เครื่องใช้ไฟฟ้าข้อผู้ใช้ ตรวจสอบความผิดพลาดหรือความผิดปกติของเครื่องใช้ไฟฟ้า รวมถึงการช่วยให้ผู้ใช้ลดการใช้งานพลังงานไฟฟ้า ในปี 1980 Hart อธิบายถึง "อนุกรมวิธานลายเซ็น การจำแนกกลุ่มของลักษณะเฉพาะ(signature taxonomy)" ได้อธิบายถึงการแยกคุณลักษณะโดยใช้วิศวกรรมคุณลักษณะ ก่อนปี 2012 วิธีที่นิยมใช้ดึงคุณลักษณะต่าง ๆ สำหรับการจำแนกประเภทข้อมูลภาพเช่น การแปลงคุณลักษณะที่ไม่แปรผันตามอัตราส่วน (scale-invariant feature transform (SIFT)) และ ความแตกต่างของเกาส์เซียน (difference of Gaussians (DoG)) ปี 2012 อัลกอริทึมของ Krichevsky et al ที่ชนะในงาน ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge นั้นประสบความสำเร็จเนื่องจากสามารถลดคะแนนความผิดพลาด(15%) ได้เป็นอย่างมาก เมื่อเทียบคะแนนความผิดพลาดอันดับสอง (26%) อัลกอริทึมของ Krichevsky et al นั้นใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบลึกจำแนกประเภทข้อมูลแบบอัตโนมัติแทนการจำแนกประเภทข้อมูลด้วยมือ ทำให้แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบลึกเป็นอัลกอริทึมที่โดดเด่น รวมถึงในสาขาอื่น ๆ ด้วยเช่น การรู้จำเสียงอัตโนมัติ, การแปลด้วยเครื่อง เป็นต้น

ในบทความนี้จะตรวจสอบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบลึกนั้นสามารถทำงานร่วมกันกับการประมาณการใช้พลังงานของเครื่องใช้ไฟฟ้าได้หรือไม่ หากย้อนกลับไปในปี 1994 มีการเสนอของ Roos et al และถูกพูดต่อกันว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทนั้นไม่สามารถเรียนรู้และจำแนกลักษณะเฉพาะได้ ปัจจุบันมาเกิดการเปลี่ยนแปลงครั้งใหญ่เนื่องจากความสามารถในการประมวลผล ทำให้สามารถฝึกแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบลึกได้ รวมถึงข้อมูลจำนวนมหาศาล ทำให้สามารถทดสอบได้ว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบลึกนั้นสามารถประมาณการใช้พลังงานของเครื่องใช้ไฟฟ้าได้หรือไม่ จุดประสงค์หลักคือการปรับสถาปัตยกรรมของแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบลึกทั้งสองแบบให้สามารถทำงานร่วมกับ NILM ได้ โดยการฝึกแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบลึกได้กำหนดเป้าหมายเป็นเครื่องใช้ไฟฟ้าชนิดต่าง ๆ การเปรียบเทียบแบบจำลองนั้นจะเปรียบเทียบแต่ละเกณฑ์เทียบกับอัลกอริทึมมาตรฐานสองแบบ (แบบจำลองการหาค่าเหมาะสมที่สุดเชิงการจัด (combinatorial optimisation) และ แบบจำลองมาร์คอฟซ่อนเร้น (factorial hidden Markov models)) ในการประมาณการใช้พลังงานของเครื่องใช้ไฟฟ้า สำหรับการทดสอบจะใช้ข้อมูลตัวอย่างที่แบบจำลองไม่เคยเห็น แบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบลึกสามารถปรับใช้ได้ตามขนาดที่ต้องการโดนแต่ละเครือข่ายย่อยจะถูกฝึกสอนด้วยเป้าหมายที่เป็นอุปกรณ์เครื่องใช้ไฟฟ้า การฝึกแบบจำลองโครงข่ายประสาทแบบลึกนั้นใช้การคำนวณอย่างมากแต่การฝึกนั้นไม่มีความจำเป็นที่ต้องทำบ่อยครั้ง เนื่องจากข้อมูลที่ได้รับภายหลังต้องใช้เวลาในการเก็บข้อมูลมากกว่าเวลาในการคำนวณ (การคำนวณข้อมูลของทั้งสัปดาห์ใช้เวลาดำเนินการเพียงไม่กี่วินาที)

**2. วัตถุประสงค์**

1. เพื่อประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาท ในข้อมูลการตรวจสอบการใช้พลังงานของเครื่องใช้ไฟฟ้าแบบไม่รบกวน (NILM)
2. เพื่อตรวจสอบความผิดพลาดหรือความผิดปกติของเครื่องใช้ไฟฟ้า
3. เพื่อตรวจสอบพฤติกรรมผู้ใช้ไฟฟ้าต่อการใช้เครื่องใช้ไฟฟ้า

**3. ขอบเขตของการวิจัย**

เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการตรวจสอบการใช้พลังงานของเครื่องใช้ไฟฟ้าแบบไม่รบกวน แบบจำลองการหาค่าเหมาะสมที่สุดเชิงการจัด แบบจำลองมาร์คอฟซ่อนเร้น แบบจำลองโครงข่ายประสาทการเข้ารหัสคอนโวลูชันอัตโนมัติและแบบจำลองโครงข่ายประสาทคอนโวลูชันแบบลึก โดยทำการทดสอบกับชุดข้อมูลสาธารณะ UK-Dale โดยเป็นข้อมูลการใช้ไฟฟ้าของกาต้มน้ำ, เครื่องล้างจาน, ตู้เย็น, ไมโครเวฟ, เครื่องซักผ้า จากบ้านทั้ง 5 หลังช่วงระยะเวลาปี ค.ศ. 2011 ถึง 2015 โดยเป็นข้อมูลสุ่มตัวอย่างทุก ๆ 1 วินาที

**4. วิธีการทดลอง**

4.1 ทฤษฎีที่ประยุกต์ใช้

Neural Network มีลักษณะการทำงานแบบ การทำกราฟมีทิศทางโดยกำหนดแต่ละจุดยอดเป็นเซลล์ประสาทเทียมและเส้นเชื่อมเป็นการส่งข้อมูลไปยังเซลล์ประสาทเทียมในชั้นอื่น ๆ โดยปกติเซลล์ประสาทจะถูกจัดเรียงเป็นชั้น ๆ เซลล์ประสาทแต่ละเซลล์ในชั้น l จะเชื่อมต่อกับเซลล์ประสาททุกเซลล์ในชั้นถัดไป l + 1 และแต่ละการเชื่อมต่อคือตัวถ่วงน้ำหนัก แบบจำลองโครงข่ายประสาทมีชั้นที่เป็นชั้นรับข้อมูลเข้าและ ชั้นส่งข้อมูลออก ชั้นที่อยู่ระหว่างทั้งสองชั้นนั้นจะถูกเรียกว่า ชั้นซ่อน การเรียนรู้เกิดจากการปรับเปลี่ยนน้ำหนักของตัวถ่วงน้ำหนักเหล่านี้โดยจะเกิดขึ้นระหว่างการส่งย้อนกลับเซลล์ประสาทเทียมแต่ละตัวจะคำนวณและผลรวมผลค่าอินพุตกับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าอคติ (bias) และ ผ่าน ฟังก์ชั่นกระตุ้น

Diagram

Description automatically generated

รูปที่ 1 แบบจำลองเซลล์ประสาท

จากรูปที่ 1 เซลล์ประสาทที่รับอินพุต $I$ เข้ามา ค่าของแต่ละอินพุตแสดงด้วยเวกเตอร์ $x$ ค่าถ่วงน้ำหนักการเชื่อมต่อ $i$ ไปยังเซลล์ประสาท $n$ แสดงด้วย $wih$ แสดงด้วยเวกเตอร์ $w$ ผลรวมค่าถ่วงน้ำหนักของเซลล์ $n$ สามารถเขียนได้ $\sum I = 0 to I { x\_i w\_{in} } $ หรือ an ผ่าน ฟังก์ชั่นกระตุ้น $\theta$ เพื่อให้ได้คำตอบสุดท้ายของเซลล์ประสาท $n$ เรียกว่า $bn$

Chart, line chart

Description automatically generated

รูปที่ 2 แสดงค่าที่เปลี่ยนไปในแต่ละฟังก์ชั่นกระตุ้น

จากรูปที่ 2 ฟังก์ชั่นกระตุ้นที่ถูกใช้ เชิงเส้น $liner \theta(x) = x , ReLU \theta(x) = max(x, 0) , likely ReLU \theta(x) = max(x,0.01x)$

พอเป็น latex จะเป็นหน้าตาแบบนี้ 

การใช้ฟังก์ชั่นกระตุ้นที่ไม่เป็นเชินเส้นหลาย ๆ ชั้นต่อกันมีส่วนช่วยให้แบบจำลองโครงข่ายประสาททำงานได้ดียิ่งขึ้น

แนวคิดพื้นฐานของการส่งกลับให้ส่งไปด้านหน้าก่อนจากนั้น ทำการคำนวณค่าคลาดเคลื่อนเทียบเป้าหมาย(ค่าเฉลี่ยผลต่างกำลังสอง mean squared error (MSE)) จากนั้นปรับเปลี่ยนตัวถ่วงน้ำหนักตามทิศทางที่ควรเป็นเพื่อลดค่าคลาดเคลื่อน การปรับเปลี่ยนค่าตัวถ่วงน้ำหนักโดยใช้ อัลกอลิทึมลเตามความชันคำนวณค่าความชันค่าคลาดเคลื่อนของแต่ละเซลล์ในแต่ละชั้นจากนั้นปรับค่าตัวถ่วงน้ำหนักไปตามความชันและ พารามิเตอร์ อัตราการเรียนรู้

แนวคิดการพิจารณาข้อมูลเข้าเฉพาะส่วนเล็ก ๆ การสนใจคุณลักษณะเฉพาะส่วนเล็ก ๆ รวมถึง การทับซ้อนกันของส่วนข้อมูลย่อยในข้อมูลเข้า แทนที่การพิจารณาข้อมูลทั้งหมด การประยุกต์มาใช้กับงานอนุกรมเวลาจะเป็นการสนใจเฉพาะส่วนเวลาเล็ก ๆ ของอินพุต แทนที่จะสนใจทั้งช่วงเวลา

Diagram

Description automatically generated

รูปที่ 3 ตัวอย่างแบบจำลองโครงข่ายประสาทคอนโวลูชันแบบลึก

แนวคิดการแบ่งส่วนเวลาออกเป็นหลายๆ ส่วนโดยแต่ละส่วนจะมีส่วนทับซ้อนกับส่วนถัดไป จากนั้นทำการหาความถี่ของข้อมูลช่วงนั้น ๆ ที่เปลี่ยนแปลงไปตามเวลา โดยที่ผลลัพธ์ที่ได้จากการ แปลงฟูเรียช่วงเวลาสั้นจะเปลี่ยนข้อมูลจากข้อมูลจากหนึ่งมิติ ไปเป็นข้อมูลสองมิติ

Chart, box and whisker chart

Description automatically generated Chart, histogram

Description automatically generated

รูปที่ 4 ตัวอย่างการแปลงฟูเรียช่วงเวลาสั้น (ซ้าย) ตัวอย่างสัญญาณสองช่วงความถี่ (ขวา)

**4.2 ข้อมูล**

เนื่องจากข้อมูลมีอัตราส่วนตัวอย่างต่อเวลาไม่เท่ากัน (1 วินาที ถึง 6 วินาที) แต่แบบจำลองต้องการข้อมูลที่มีช่วงเวลาที่เท่ากันและสม่ำเสมอ ทำให้จำเป็นต้องเปลี่ยนอัตราส่วนตัวอย่างต่อเวลาเป็นทุก ๆ 10 วินาที โดยให้ค่าการใช้พลังงานที่ได้เป็นค่าเฉลี่ยของข้อมูลตัวอย่าง พลังงานทั้งหมดในช่วงเวลานั้น ๆ จากนั้นเปลี่ยนช่วงเวลาที่ไม่พบข้อมูลให้เป็นศูนย์ เมื่อข้อมูลครบทุกช่วงและมีอัตราตัวอย่างที่คงที่แล้วทำการตัดแบ่งข้อมูลทุก ๆ 8,640 (8,640 ตัวอย่างคูณ 10 วินาทีเท่ากับ 86,400 วินาที หรือเท่ากับ 1 วัน) ตัวอย่างออกจากกันเพื่อให้ช่วงข้อมูลเข้าแบบจำลองมีความคงที่

แบ่งข้อมูลเป็นสองชุด โดยข้อมูลชุดแรกเป็นข้อมูลสำหรับฝึกสอน (ระยะเวลา 2 ปี หรือ 730 วัน) และ ข้อมูลชุดที่สองสำหรับทดสอบแบบจำลอง (ระยะเวลา 3 เดือน หรือ 90 วัน) ในกรณีแบบจำลองคอนโวลูชันหนึ่งมิติ สามารถใช้ข้อมูลได้เลย แต่ถ้าเป็นแบบจำลองคอนโวลูชันสองมิติจำเป็นจะต้องแปลงฟูเรียช่วงเวลาสั้น

**4.3 การวิเคราะห์ข้อมูล**

นำข้อมูลไปป้อนให้แบบจำลองเรียนรู้

การเข้ารหัสอัตโนมัติ autoencoder (AEs) เป็นเครือข่ายที่พยามสร้างอินพุตใหม่ โดยการเข้ารหัสอัตโนมัติจะพยามสร้างอินพุตใหม่ (พื้นที่ซ่อนเร้นหรือ ชั้นรหัส) จากอินพุตที่ป้อนเข้าไปจากนั้นถอดรหัสอินพุตนั้น การสร้างพื้นที่ซ่อนเร้นนั้นสามารถทำได้จากการทำให้เกิดคอขวดในชั้นใดชั้นหนึ่งของ เลเยอร์ในแบบจำลองโครงข่ายประสาท จึงทำให้พื้นที่ซ่อนเร้นมีขนาดเล็กกว่าขนาดของอินพุตเดิม

การเข้ารหัสอัตโนมัติ นั้นอาจจะเทียบได้กับการทำ การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA) แต่การเข้ารหัสอัตโนมัตินั้นสามารถทำแบบไม่เชิงเส้นได้กำหนดให้ส่วนเข้ารหัสเป็น คอนโวลูชันนอลที่มีขนาดฟิลเตอร์ลดลงและ จำนวนฟิลเตอร์เพิ่มขึ้น จนถึงชั้นพื้นที่ซ่อนเร้น ถัดมาส่วนถอดรหัสใช้ ดีคอนโวลูชันนอลที่มีขนาดฟิลเตอร์เพิ่มขึ้นและ จำนวนฟิลเตอร์ลดลง

**5. ประโยชน์ของการวิจัย**

แบบจำลองโครงข่ายประสาทที่เหมาะสมสำหรับปัญหา NILM

เข้าใจในพฤติกรรมการใช้เครื่องใช้ไฟฟ้าที่และพลังงานรวม

ทราบแนวทางการปรับลดการใช้พลังงานไฟฟ้าของเครื่องใช้ไฟฟ้า

**6. รายชื่อเอกสารอ้างอิง**

1. G. W. Hart. Nonintrusive appliance load monitoring. Proceedings of the IEEE, 80(12):1870–1891, Dec. 1992. doi:10.1109/5.192069.

2. G. W. Hart. Prototype nonintrusive appliance load monitor. Technical report, MIT Energy Laboratory and Electric Power Research Institute, Sept. 1985.

3. S. B. Leeb, S. R. Shaw, and J. L. Kirtley Jr. Transient event detection in spectral envelope estimates for nonintrusive load monitoring. Power Delivery, IEEE Transactions on, 10(3):1200–1210, 1995.

4. N. Amirach, B. Xerri, B. Borloz, and C. Jauffret. A new approach for event detection and feature extraction for nilm. In Electronics, Circuits and Systems (ICECS), 2014 21st IEEE International Conference on, pages 287–290. IEEE, 2014.

5. D. G. Lowe. Object recognition from local scale-invariant features. In Computer vision, 1999. The proceedings of the seventh IEEE international conference on, volume 2, pages 1150–1157. IEEE, 1999