



Save 50% with the IET Summer Sale

Use code SUMMER23 to save on over 650+ selected engineering and technology books.

*Discount only available on selected print books between 21 August to 15 September

แบบจำลองไฮบริดสำหรับพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าในระบบกริดอัจฉริยะ

เฟลิกซ์ กิสเลน เยม ซูเฮ1 | คามิลล์ แฟรงคลิน เอ็มบีบี1 | อเล็กซานเดอร์ เทปปลารา บูม1 |
ปีแอร์ เอเล2 | วินนี่ จูเนียร์ โฟมา คาเคว1

1ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า, University of Douala, ENSET,
1872-Douala, Douala,
แคเมอรูน

2ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยอาดูเน 1 โปลิเทคนิค
อาดูเน แคเมอรูน

จดหมายโต้ตอบ Felix
Ghislain Yem Souhe, ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า, มหาวิทยาลัย
อาลา, ENSET, 1872-ดูอาลา, ดูอาลา, แคเมอรูน

อีเมล: felixsouhe@gmail.com

บทคัดย่อ

บทความนี้ได้พัฒนาแบบจำลองไฮบริดแบบใหม่สำหรับการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าโดยอาศัยโมเดลการเรียนรู้เชิงลึกและการเพิ่มประสิทธิภาพหลายรูปแบบ เช่น Support Vector Regression (SVR), Firefly Algorithm (FA) และ Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) กระบวนการนี้มุ่งเน้นไปที่การลดข้อผิดพลาดและความเสี่ยงให้เหลือน้อยที่สุด FA ใช้เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการหล่อส่วนหน้าโดยใช้ความสามารถในการปรับให้เหมาะสมที่สูงขึ้น แบบจำลอง SVR-FA-ANFIS ที่เสนอนั้นอิงตามข้อมูลในอดีตจากมิเตอร์อัจฉริยะ เพื่อประเมินและปรับปรุงความแม่นยำในการคาดการณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า ค่าสัมประสิทธิ์ความแม่นยำหลายประการ เช่น Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE) และ Mean Absolute Percentage Error (MAPE) ถูกนำมาใช้เพื่อระบุลักษณะประสิทธิภาพที่เหนือกว่าของแบบจำลองที่นำเสนอ

ข้อมูลการบริโภคในแคเมอรูนในช่วงระยะเวลา 24 ปีถูกนำมาใช้เพื่อประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองต่างๆ ผลการจำลองแสดงให้เห็นว่าวิธีการที่เสนอนี้มีประสิทธิภาพเหนือกว่ารุ่นอื่นๆ เช่น Long Short-Term Memory (LSTM) และ Random Forest (RF)

1. บทนำ

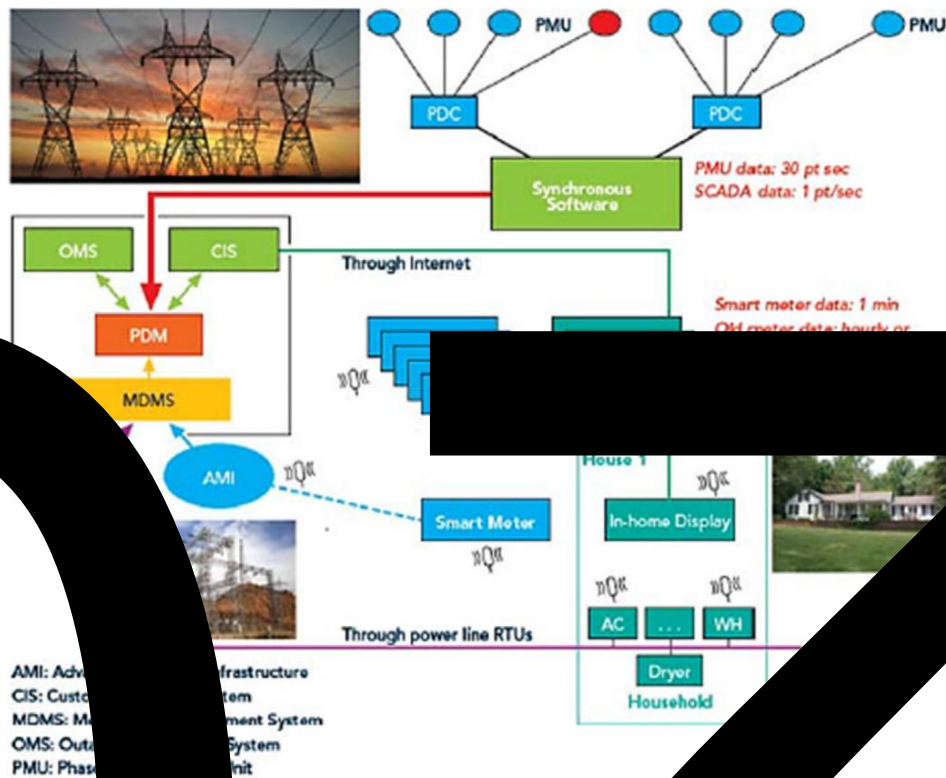
ในตอนแรก เครือข่ายไฟฟ้าจะรวมเฉพาะการดำเนินการด้านการผลิต การส่ง และการกระจายพลังงานไฟฟ้าเท่านั้น ยิ่งไปกว่านั้น ความสามารถของพวกเขายังไม่เพียงพอที่จะตอบสนองความต้องการพลังงานตามจุดบริโภค [1] ในช่วงไม่กี่ปีที่ผ่านมา โครงสร้างพื้นฐานกริดแบบคลาสสิกเหล่านี้ค่อยๆ ได้รับการเปลี่ยนแปลงโดยการผสมผสานของระบบดิจิทัลที่อ้างอิงถึงแนวคิดของกริดอัจฉริยะ [2] การถือกำเนิดของโครงข่ายอัจฉริยะถือเป็นโครงข่ายไฟฟ้าแห่งอนาคต ซึ่งประกอบด้วยเทคโนโลยีใหม่ๆ มากมาย ซึ่งช่วยให้มั่นใจได้ถึงการจัดการพลังงานที่ดีขึ้นจากแหล่งผลิตสู่ผู้บริโภค จึงจัดหาอุปทานให้กับความต้องการพลังงาน [3] วัตถุประสงค์หลักของระบบกริดอัจฉริยะคือการเพิ่มประสิทธิภาพฟังก์ชันการทำงานผ่านการบูรณาการเทคโนโลยีการสื่อสารและทรัพยากรหมุนเวียน เพื่อปรับปรุงความน่าเชื่อถือ ประสิทธิภาพ และความปลอดภัยของโครงข่ายไฟฟ้า [4] รูปที่ 1 แสดงโครงสร้างของสมาร์ตกริด

ระบบนี้ประกอบด้วยเครือข่ายไฟฟ้าและเครือข่ายการสื่อสาร ซึ่งมีเตอร์อัจฉริยะและ PMU รวบรวมข้อมูล และส่งกลับผ่านการสื่อสารแบบมีสายหรือไร้สาย

เครือข่ายไปยังศูนย์ข้อมูล อย่างไรก็ตาม ข้อมูลปริมาณมากจากเครือข่ายเซ็นเซอร์หลายเครือข่ายในระบบส่งและกระจายอาจจุดติดเครือข่ายการสื่อสาร และทำให้ผู้ปฏิบัติงานลำบาก หากไม่สามารถสร้างข้อมูลที่ดำเนินการได้ทันเวลาและในลำดับความสำคัญที่ถูกต้อง นอกจากนี้ ข้อมูลจากแหล่งต่างๆ เช่น ราคาไฟฟ้า ข้อมูลการเรียกเก็บเงิน สภาพอากาศ PMUs SCADA และการวัดมิเตอร์อัจฉริยะ จะถูกรวบรวมและเป็นเจ้าของโดยแผนกต่างๆ แม้จะอยู่ในยุคดิจิทัลเดียว [5]

เป็นผลให้เครือข่ายอัตโนมัติที่ทันสมัยและใหม่มีประโยชน์ทั้งสำหรับผู้บริโภคและผู้ผลิตในการควบคุมและติดตามการใช้พลังงาน ดังนั้น การจัดกลุ่มที่สมดุลซึ่งประกอบด้วยมิเตอร์อัจฉริยะ เครือข่ายการสื่อสารแบบสองทาง และระบบการจัดการข้อมูลระยะไกลแสดงถึงโครงสร้างพื้นฐานการวัดขั้นสูง (AMI) ซึ่งมีบทบาทสำคัญอย่างยิ่งในระบบการกระจายพลังงานผ่านการบันทึกและการประมวลผลโปรไฟล์โหลดและข้อมูลจริง ข้อมูลการบริโภคเวลาจริงอำนวยความสะดวกในการกระจายการไหลของพลังงานและการไหลของข้อมูลเพื่อให้นับใจในความน่าเชื่อถือและประสิทธิภาพการใช้พลังงาน [6] ข้อดีของการบูรณาการมิเตอร์อัจฉริยะเข้ากับเครือข่าย

นี่เป็นบทความที่เข้าถึงได้แบบเปิดภายใต้เงื่อนไขของ Creative Commons Attribution ใบอนุญาตซึ่งอนุญาตให้ใช้ แจกจ่าย และทำซ้ำในสื่อใดๆ โดยต้องมีการอ้างอิงงานต้นฉบับอย่างถูกต้อง © 2022 ผู้เขียน. The Journal of Engineering จัดพิมพ์โดย John Wiley & Sons Ltd ในนามของ The Institution of Engineering and Technology



รูปที่ 1 โครงสร้างของสมาร์ตกริด [4]

มีความหลากหลายโดยเฉพาะ การได้มาซึ่งข้อมูลจากแหล่งต่าง ๆ และข้อมูลที่ใช้ การจัดการปริมาณการใช้ การเรียกเก็บเงินที่ปลอดภัยยิ่งขึ้น บริการที่ การสูญเสียทางเทคนิค ลดการขโมยพลังงาน การปรับปรุงประสิทธิภาพของระบบ สำหรับผู้บริโภคและการเพิ่มประสิทธิภาพของระบบ [7] ที่ มีเตอร์อัจฉริยะจะช่วยให้สามารถอ่านและจัดการกับ ข้อมูลการบริโภคแบบเรียลไทม์ การวัดที่แม่นยำเป็นได้ มีประโยชน์ต่อสาธารณูปโภคในการที่ การบริโภคของลูกค้า พฤติกรรม [8] นอกจากนี้ข้อมูลนี้ยังช่วยให้สามารถปรับปรุง ศูนย์ข้อมูลสำหรับการจัดเก็บข้อมูลและการจัดเก็บ [9] นี้ เปิดความเป็นไปได้ที่ไม่เคยมีมาก่อนในการจัดการเก็บ และการรวมข้อมูลระบบพลังงาน การวิเคราะห์ข้อมูลขนาดใหญ่ [10].

การวัดที่แม่นยำและเชื่อถือได้เป็นสิ่งจำเป็นสำหรับประสิทธิภาพและ การดำเนินงานของระบบไฟฟ้าที่ไม่ถูกต้องสามารถทำได้ การสูญเสียในการผลิตและการบริโภค และ การจัดการพลังงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ [11] ดังนั้นจึงจำเป็นต้องคาดการณ์ความต้องการพลังงานล่วงหน้าเพื่อให้แน่ใจว่าจะมีการเปลี่ยนแปลงที่ดีขึ้น เทคโนโลยีกริดอัจฉริยะ [12] ในวรรณคดีหลายรุ่น ได้รับการเสนอเพื่อพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้า รุ่นเหล่านี้รวมถึงรุ่นธรรมดาและรุ่น เกียม

โมเดลสถิติปัญหา

เกี่ยวกับโมเดลปัญหาประติมากรรม อ้างถึง [13] พัฒนาแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์ ความต้องการไฟฟ้าโดยใช้ระบบประสาท เครือข่ายสำหรับรัฐลาออสในประเทศในจีนีเรีย แบบจำลองใหม่นี้มีประสิทธิภาพในการ พยากรณ์พลังงานเนื่องจากความสามารถในการฝึกอบรม นี้ โมเดลให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าในแง่ของความแม่นยำเมื่อเปรียบเทียบกับ

ไปยังระบบไฟฟ้า โมเดลนี้ต้องการข้อมูลอินพุตเพิ่มเติม สำหรับการพยากรณ์ระบบ อ้างอิง [14] ให้ภาพรวมของ ระบบพยากรณ์ปัญหาประติมากรรม นี้ ครั้น เมื่อเวลาเป็นแบบ Time Series (TS) สำหรับการทดลอง และแบบจำลองกริด สำหรับโมเดล Artificial Intel ได้มีการเปิดตัวเครือข่ายประสาทเทียม สำหรับการพยากรณ์ปัญหาประติมากรรม และรุ่น Random Forest (RF) อ้างอิง [15] เสนอแบบจำลองโครง แบบใหม่ สำหรับการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่เพิ่มขึ้นตามระดับอุณหภูมิและอัตราการว่าง การสูญเสียทางเทคนิค

หลังจากกระบวนการฝึกอบรมด้วยการประมวลผลในเวลาอันสั้น การพยากรณ์ข้อมูลจำนวนมากของโครงสร้างพื้นฐานการสื่อสารที่อยู่เป็น

ระบบที่รวมกัน

SVM สำหรับการพยากรณ์ปัญหาประติมากรรม แบบ ขยายสองมิติ สำหรับการพยากรณ์ปัญหาประติมากรรม แนวโน้มหนึ่งชั่วโมงก่อนหน้า

เหตุการณ์การตอบสนอง (DR) เป็นตัวแปรอินพุต และมีความแม่นยำและความน่าเชื่อถือ ในการหล่อส่วนหน้าสูง แต่ก็มีปัญหาดังกล่าว เป็นกระบวนการเพิ่มประสิทธิภาพที่ซับซ้อนและการบรรจบกันที่ช้า เหล่านี้ ข้อบกพร่องจะถูกเอาชนะโดยการผสมข้ามโมเดลเข้าด้วยกัน บทความนี้และการบรรจบกันอย่างรวดเร็วของ RF ถึงแม้จะแม่นยำก็ตาม. ดีขึ้นต้นทุนของระบบที่สูงขึ้น

อ้างอิง [17] เสนอแบบจำลองปัญหาประติมากรรมแบบไฮบริดสำหรับ ปรับปรุงความแม่นยำในการพยากรณ์ บทความนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาเรื่อง แบบจำลองปัญหาประติมากรรมที่ใช้ในการพยากรณ์ วิธีการนี้ ถูกนำมาใช้ในข้อมูลการบริโภคจริงเพื่อประเมินต่อรูปแบบของกระบวนการฝึกอบรม ผลลัพธ์บ่งบอกถึงความสูง

ประสิทธิภาพของแนวทางที่นำเสนอเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการที่มีอยู่ อย่างไรก็ตาม วิธีการนี้ต้องใช้เวลาในการประมวลผลมากขึ้น
อ้างอิง [18] ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรียงซ้อนสำหรับการทำนายระยะสั้นของโครงข่ายพลังงานในนครนิวยอร์ก จุดมุ่งหมายของอัลกอริทึมนี้คือเพื่อปรับปรุงความแม่นยำของการทำนาย
ผลการจำลองบ่งชี้ว่าวิธีการที่เสนอนั้นดีกว่าวิธีการที่มีอยู่ เช่น Artificial Neural Network และ Convolutional Neural Network (CNN) ผลลัพธ์ที่แม่นยำจะดีกว่าหากพารามิเตอร์การคาดการณ์ได้รับการปรับปรุงให้เหมาะสม

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ขยายขนาดกลับเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการคาดการณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าสำหรับบริษัทและพื้นที่เมือง ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าในแง่ของการบรรจบลำโพงและหน่วยประมวลผลแบบขนาน วิธีการที่เสนอนั้นดีกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับโมเดลอื่นๆ เช่น Back Propagation Neural Network, Particle Swarm Optimization (PSO), Support Vector Machine (SVM) และ Recurrent Neural Network

อ้างอิง [20] เสนอแบบจำลองการพยากรณ์ระยะสั้นของการบริโภคในอาคารโดยอิงจากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบลึกที่มีการควบคุมแบบเบย์ ใน [21] ผู้เขียนได้เสนอการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบไดนามิก ประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์ได้รับการปรับปรุงโดยการจำลองข้อมูลที่เกี่ยวข้องรวมจากผู้ให้บริการเครือข่ายในโปรแกรมการจำลองของรุ่นนี้คือเพื่อปรับปรุงความเสถียรของสายของผู้ใช้ผ่านการจำลองการจำลอง อย่างไรก็ตาม ความซับซ้อนของแบบจำลองก็เพิ่มขึ้น

ในเวลาเดียวกัน ใน [22] ผู้เขียนได้ยกย่องการใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าในอาคารหลายวิธีโดยใช้วิธีปัญญาประดิษฐ์ เช่น SVM และโครงข่ายประสาทเทียม พวกเขาแสดงให้เห็นว่าการผสมผสานระหว่างเทคนิคการพยากรณ์แบบผสมผสานให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าเทคนิคเดียว ผู้เขียนทำการเปรียบเทียบโดยแสดงให้เห็นว่าวิธีการที่นำเสนอให้ความแม่นยำที่ดีกว่า อย่างไรก็ตาม การผสมข้ามพันธุ์จะเพิ่มความซับซ้อนของแบบจำลอง นอกจากนี้ [23] ยังได้พัฒนาแบบจำลองไฮบริดที่ได้รับการปรับปรุงให้เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าในประเทศจีน โดยมีความได้เปรียบเหนือวิธีการพยากรณ์แบบจำลองไฮบริด และอัลกอริทึมการปรับให้เหมาะสม โมเดลนี้ได้รับการปรับปรุงให้เหมาะสมสำหรับโครงข่ายไฟฟ้าสี่แห่งในประเทศจีน ผู้เขียนได้เปรียบเทียบแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมกับค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบรวมอัตโนมัติถดถอยตามฤดูกาล (SARIMA) และพบว่ามีความแม่นยำเท่ากัน

อ้างอิง [24] เสนอแบบจำลองการพยากรณ์ระยะสั้นที่สร้างจากโครงข่ายประสาทเทียมให้เข้ากันได้กับโครงข่ายพลังงานไฟฟ้าที่ทำงานทั้งในพื้นที่เชิงพาณิชย์และที่อยู่อาศัยของเมือง ผลลัพธ์ที่นำเสนอได้รับการปรับปรุงความแม่นยำเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองแบบดั้งเดิม

อ้างอิง [25] พัฒนาแบบจำลองการถดถอยและโครงข่ายประสาทเทียมที่ปรับให้เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าโดยอาศัยวิธีการปรับให้เหมาะสมหลายวิธี ผู้เขียนนำเสนอการคาดการณ์ระยะยาวตั้งแต่ปี 2010 ถึง 2030 ข้อมูลในอดีตที่ใช้ในการศึกษาประกอบด้วยการใช้พลังงานไฟฟ้าและตัวชี้วัดทางเศรษฐกิจและสังคม จากผลลัพธ์ดังกล่าว ได้รับการพิสูจน์แล้วว่า การใช้ข้อมูลในอดีตของตัวชี้วัดทางเศรษฐกิจและสังคมทำให้การคาดการณ์การใช้พลังงานมีความแม่นยำมากขึ้น

วิธีการพยากรณ์อื่นๆ นำเสนอโดย [26] ในรายงานของพวกเขา พวกเขาได้ทำการกำหนดและทำการทำนายในระยะยาว

ของการใช้พลังงานไฟฟ้าผ่านโปรแกรมปรับปรุงธุรกรรมให้เหมาะสม โปรแกรมทางธุรกรรมนี้ถูกนำมาใช้เพื่อกำหนดความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลในอดีตและปริมาณการใช้ไฟฟ้าอย่างแม่นยำ ผู้เขียนเปรียบเทียบวิธีการของตนกับวิธีอื่นๆ เช่น โครงข่ายประสาทเทียม, Support Vector Machine (SVM), Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) และอัลกอริทึมการค้นหาคาหว่า ใน [27] ได้มีการนำเสนอแนวทางโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) สำหรับการคาดการณ์การใช้พลังงานในเลบานอน ดังนั้นจึงมีการนำเสนอและใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมที่แบบจำลองกับข้อมูลการใช้พลังงานไฟฟ้าจริง โมเดลแต่ละแบบเหล่านี้มีลักษณะเฉพาะด้วยดัชนีข้อผิดพลาด เช่น Mean Square Error (MSE), เปอร์เซ็นต์อายุเฉลี่ยค่าสอง (MPSE) และ Mean Absolute Percentage Error (MAPE) อ้างอิง [28] เสนอโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมแบบ

จำลองไฮบริดที่นำเสนอซึ่งสูงกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบเดี่ยวและโครงข่ายประสาทเทียมแบบผสมผสาน อย่างไรก็ตาม การแยกคุณสมบัติต่างๆ ของข้อมูลที่เกี่ยวข้องของระบบ

แบบจำลองการถดถอยและโครงข่ายประสาทเทียมที่ผสมผสานพร้อมโมเดลการสลายตัวแบบแปรผันและอัลกอริทึมการค้นหาคาหว่า ในการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้า โมเดลที่นำเสนอสามารถใช้กับข้อมูลจริงได้ อ้างอิง [30] ผู้เชี่ยวชาญได้วางกรอบการพยากรณ์เทคนิคชุดข้อมูล เช่น K Means, K-Nearest Neighbors และ Adaptive Integrated Moving Average (ARIMA) สำหรับการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้า

ผู้เขียนได้เสนอโมเดลทั่วไปสำหรับอนุกรมเวลา เช่น โมเดล ARIMA [31], โมเดล GARCH [32] และ Dynamic Approach [33] มีการนำเสนอผลงานต่างๆ สำหรับการพยากรณ์พลังงานเกี่ยวกับแบบจำลอง ARIMA [34] โมเดล autoregressive (VAR) [35] การสลายตัวของโหมดแปรผัน และสมมติฐานการพยากรณ์โดยอาศัยการหาค่าเหมาะที่สุดของการจับกลุ่มอนุภาคที่มีพฤติกรรมคล้ายคลึงกันและ รุ่นสี่เท่า (GM) [37]. ในทำนองเดียวกันใน [38] ผู้เขียนทำงานเกี่ยวกับปริมาณการใช้ไฟฟ้าในภาคส่วนที่นครของเคมอรุนโดยใช้แบบจำลองการถดถอยแบบจำลองอัตโนมัติ อ้างอิง [39] ยังทำงานเกี่ยวกับการพยากรณ์การพยากรณ์แบบจำลองการถดถอยหลายเชิงเส้น

อ้างอิง [40] เสนอแบบจำลองการพยากรณ์ระยะสั้นสำหรับการพัฒนาขึ้น ในปี [40] ผู้เขียนได้เสนอแบบจำลองการพยากรณ์ระยะสั้นที่ใช้

อัลกอริทึมไฟฟ้าและโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าสำหรับอาคารพาณิชย์และที่อยู่อาศัยขนาดเล็กและใหญ่เพื่อใช้ในการคาดการณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าของสหรัฐอเมริกา โดยพิจารณาปัจจัยด้านประสิทธิภาพ 3 ประการ ได้แก่ เปอร์เซ็นต์ส่วนเบี่ยงเบนโดยเฉลี่ย ความแปรปรวน ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ และอัตราการใช้เข้า ในทำนองเดียวกัน [41] ได้แนะนำโครงข่ายประสาทเทียมการเรียนรู้แบบไฮบริดสำหรับการคาดการณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าในอาคารอัลกอริทึมแบบรวมนี้ประกอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและนำไปใช้สำหรับการทำนายทางไฟฟ้ารายชั่วโมงของอาคารสองหลังในสหรัฐอเมริกาและจีน นอกจากนี้ ยังมีการเสนอแบบจำลองการถดถอยแบบผสมผสานไฮบริดรวมกับเพอร์เซปตรอนหลายชั้นใน [42] เพื่อคาดการณ์ความต้องการพลังงานรายวันในวิทยาเขตของมหาวิทยาลัย นอกจากนี้ ใน [43] ผู้เขียน

เสนอแบบจำลองไฮบริดสำหรับการพยากรณ์อนุกรมเวลา ที่ ผลการจำลองแสดงให้เห็นว่าความแม่นยำของแบบจำลองนี้ดีกว่า เมื่อเปรียบเทียบกับโมเดลเชิงเส้น เช่น รุ่น SVM และ ANN ในตรรกะนี้ [44] ได้พัฒนาวิธีการพยากรณ์ระยะสั้น โดยใช้เทคนิคปัญญาประดิษฐ์และคู่ขนานเชิงลึกใหม่ เข้าใกล้.

โมเดลที่ได้รับการปรับปรุงยังใช้เพื่อปรับปรุงความแม่นยำอีกด้วยการวิเคราะห์ข้อมูลการบริโภค อ้างอิง [45] นำเสนออัลกอริทึมแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมและการเพิ่มประสิทธิภาพตามชีวภูมิศาสตร์เพื่อการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าในระยะยาว

นักวิจัยทางเศรษฐกิจและสังคม ได้เปรียบเทียบสองเครือข่ายประสาทเทียมที่ปรับปรุงให้เหมาะสมโดยมีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างแบบจำลองรูปแบบของปริมาณการบริโภคไฟฟ้าในพื้นที่ที่ไม่เชิงเส้นเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ดีกว่า

พารามิเตอร์ ในช่วงไม่กี่ปีที่ผ่านมา มีการปรับปรุงการปรับปรุงอื่นๆ ขึ้น ซึ่งเป็นผลมาจากผสมผสานระหว่างโมเดลเชิงเส้นและแบบจำลองอื่นๆ นอกจากนี้ ใน [46] ผู้เขียนได้เสนอการคำนวณโหลดไฟฟ้าและการแปลงเวฟเล็ต และแบบจำลองเชิงเส้นได้รับการปรับปรุงด้วย PSO ในแบบจำลองที่ได้รับการเพิ่มประสิทธิภาพนี้ ข้อมูลอินพุตที่พิจารณาได้แก่ ความชื้นเฉลี่ย ความเร็วลมเฉลี่ย และข้อมูลจาก

โหลดครั้งก่อน ในกรณีนี้ จะใช้การแปลงเวฟเล็ตเพื่อลดส่วนประกอบความถี่สูงออกจากโหลดข้อมูลเพื่อปรับปรุงความแม่นยำของแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพของแบบจำลองได้รับการตรวจสอบโดยนำไปใช้ใ

ในนิวยอร์กและอิหร่าน อ้างอิง [47] การพยากรณ์พลังงานในช่วงวันหยุดโดยใช้วิธีถดถอยแบบกลุ่มเครือข่ายเชิงเส้น เมื่อเร็ว ๆ นี้ มีการพัฒนาแบบจำลองไฮบริดที่นำเอาอัลกอริทึมการเพิ่มประสิทธิภาพ เช่น เป็นอัลกอริทึมการเพิ่มประสิทธิภาพ SV

โดยเฉพาะ นอกจากนี้ [49] ยังเสนอแบบจำลองผสมใหม่สำหรับการคาดการณ์ความต้องการโดยอาศัยการพยากรณ์จากผู้ประกอบการและ

สวีเอ็ม. รุ่นนี้จะนำคุณสมบัติการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า สถาปัตยกรรมโมเดลประกอบด้วย

สามโมดูลรวมถึงโมดูลก่อนการประมวลผลข้อมูล โมดูล SVM และโมดูล SVM

เมื่อเร็ว ๆ นี้วิธีการ ANFIS แพร่หลายไปในทางวิทยาศาสตร์ โลกสำหรับระบบควบคุม การปรับปรุงการพยากรณ์อนุกรมเวลา การพยากรณ์ ตัวอย่างเช่น การใช้ ANFIS จำลองโดยใช้เทคนิคการเพิ่มประสิทธิภาพ Genetic Algo rithm (GA) และนำมาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์

อัลกอริทึมทางพันธุกรรม เป็นที่นิยมมากที่สุดโดยได้รับประกันขั้นต่ำสำหรับการปรับปรุงแบบทาง PSO-ANFIS แบบไฮบริด สำหรับการพยากรณ์การบริโภคในโปรตุเกสระยะสั้นคือ

พัฒนาขึ้นใน ปี [51] โดยใช้รุ่น PSO-ANFIS เดียวกันและแบบจำลอง GA-ANFIS [52] แสดงการคาดการณ์การใช้ไฟฟ้าในยูกันดา นอกจากนี้รุ่นอื่น ๆ ที่มีประสิทธิภาพพอสมควร ได้รับการพัฒนาโดยเฉพาะโดยผู้เขียนใน [53] ที่

พัฒนาการคาดการณ์ระยะสั้นโดยอิงจากพันธุกรรม อัลกอริทึมสำหรับระบบอนุกรมเวลาแบบปรับตัว (ANFIS) ที่มี GA ทำให้สามารถค้นหาตำแหน่งที่เหมาะสมที่สุดได้

ของอินพุตเพื่อสร้างแบบจำลองและต่อมานี้ อัลกอริทึมจะปรับน้ำหนักของกฎให้เหมาะสม

นอกจากนี้ยังมีการผสมผสานระหว่างแบบจำลองทางสถิติทั่วไปและโมเดลปัญญาประดิษฐ์เช่น ANFIS ที่มีประโยชน์

เพื่อคาดการณ์การใช้พลังงานในระบบโครงข่ายอัจฉริยะ ก่อนหน้านี้ [54] ได้พัฒนาวิธีการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้า

ปริมาณการใช้โดยใช้แบบจำลองการถดถอยพีชเชิงเส้น อ้างอิง [55]

เสนอแบบจำลองการทำนายโหลดระยะสั้นโดยยึดตามวิธีลูกผสมแบบปรับตัว ใน [56] ผู้เขียนได้ดำเนินการอัลกอริทึม ARIMA-ANFIS สำหรับการพยากรณ์การใช้พลังงาน

รุ่นไฮบริดนี้ปรับปรุงความแม่นยำของ ARIMA เดียว และแบบจำลอง ANFIS ในการพยากรณ์การใช้พลังงาน อ้างอิง [57] นำเสนอการคาดการณ์ปริมาณพลังงานในระยะสั้นโดยใช้ อัลกอริทึมการเรียงลำดับทางพันธุกรรมแบบไม่ครอบงำ II (NSGA II) และ

การแปลงเครือข่ายเพื่อการพยากรณ์การบริโภค วิธี com bined SARIMA, โครงข่ายประสาทเทียม, ANFIS และ Differential Evolution (DE) เสนอโดยผู้เขียน [58] เพื่อทำการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าในระยะสั้น

ความต้องการในเวลาสี่ตะวันตกเฉียงใต้และออกัส [59] พัฒนาแล้วแบบจำลอง 3 แบบสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า ANFIS วิธีการโหลดเชิงเส้น ผลลัพธ์ของพวกเขาแสดงให้เห็นว่าประสิทธิภาพของแนวทางผสมผสานของแบบจำลองที่นำเสนอโดยผู้เขียนนี้

อ้างอิง [61] ปรับปรุงแบบจำลองการพยากรณ์พลังงาน a อัลกอริทึมการเพิ่มประสิทธิภาพเชิงพันธุกรรมที่ช่วยลดสิ่งตกค้าง

อันดีพลาด.

สนับสนุนการพยากรณ์ (R) ถูกนำมาใช้กันอย่างแพร่หลายเพื่อการพยากรณ์การบริโภค ประสิทธิภาพการคาดการณ์แสดงให้เห็นว่าโมเดล SVR มีความแม่นยำในการจัดการกับข้อมูลที่ไม่มีมิติไม่เชิงเส้นและมีมิติสูง

ชุดข้อมูลได้รับการปรับปรุงความปลอดภัยและเสถียรภาพของระบบไฟฟ้ากำลังไฟฟ้า [62] ผู้เขียนนำเสนอ

กลยุทธ์ที่ผสมผสานแผนผังการตัดสินใจหลายแบบเข้าด้วยกัน และของเครื่องเพื่อให้บรรลุการคาดการณ์ที่น่าพอใจ

ข้อดีของฟอเรสต์สุ่ม (RF) คือการบรรจบกันอย่างรวดเร็ว ข้อผิดพลาดที่น้อยที่สุดได้รับการปรับปรุงเปลี่ยนแปลงบางอย่างซึ่งสามารถป้องกันการติด

และเปิดใช้งานได้

ใช้กับชุดข้อมูลที่หลากหลาย นี้

ประสิทธิภาพโดยเฉพาะอย่างยิ่งสำหรับการใช้ในพื้นที่เวกเตอร์เฟอร์มิติสูงและการสุ่มอยู่ข้าง ใน [64]

การรวมกันกับการไฮบริดโคคอมพิวเตอร์ควอนตัม

สูงเพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพการค้นห

เช่น Particle Swarm Optimization (PSO) และ Genetic Algorithm (GA) อัลกอริทึมการเพิ่มประสิทธิภาพเชิงพันธุกรรม

อัลกอริทึมการเพิ่มประสิทธิภาพเชิงพันธุกรรม (GA) และ Differential Evolution (DA) ซึ่งมีฟังก์ชันการค้นหาที่

แสดงให้เห็นว่า QCM เป็น

เหนือกว่ารุ่นอื่นๆ

ตามผลลัพธ์ที่ได้จากลูกผสมเหล่านี้ทั้งหมดรวมกันหรือโมเดลที่ปรับให้เหมาะสมยังไม่เพียงพอ วิธีการใหม่อื่นๆ

จะต้องดำเนินการเพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพของรุ่นสุดท้าย ก่อนดำเนินการพยากรณ์โหลดไฟฟ้าจำเป็นต้องระบุปัจจัยที่มีอิทธิพล ปัจจัยเหล่านี้ขึ้นอยู่กับพฤติกรรมของผู้ใช้ ในบริบทนี้ เป็นไปไม่ได้เพื่อระบุวิธีการดูตัวอย่างในวรรณคดีเพราะสูง

ข้อผิดพลาดในการทำนายและการประมวลผลเวลา ดังนั้นจึงจำเป็นต้องพัฒนาแบบจำลองที่คำนึงถึงจำนวนมาก

พารามิเตอร์โดยธรรมชาติซึ่งสามารถรวมความสามารถตามวัตถุประสงค์ได้

ของผู้บริโภคและผู้ผลิตที่ชาญฉลาด ในบทความนี้เราได้จัดทำขึ้น
โมเดลไฮบริด SVR-FA-ANFIS ที่แปลกใหม่และไม่เหมือนใคร สามคนนี้
โมเดลที่เกี่ยวข้องจะให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับโมเดลใน
การคาดการณ์ไม่แน่นอน การเพิ่มประสิทธิภาพจะทำให้สามารถค้นหา
โมเดลที่เหมาะสมได้
โมเดลการเพิ่มประสิทธิภาพ
ข้อมูลค่าจริงกับค่าพยากรณ์ได้

บทความนี้มีโครงสร้างดังนี้ ส่วนที่ 2 อธิบายเรื่อง
วัสดุและวิธีการเรานำเสนอส่วนที่ 3 ใช้ Matlab
และคอมพิวเตอร์ที่ใช้ เรายังอธิบายแต่ละอย่างด้วย
โมเดลที่ถ่ายเป็นรายบุคคล จากนั้นเราจะใช้ไฮบริด
การรวมทั้งสามวิธีได้รับการพัฒนา
ข้อมูลการบริโภคที่ได้รับจากมิเตอร์อัจฉริยะเป็นเวลา
ตลอดระยะเวลา 24 ปี ส่วนที่ 3 นำเสนอ
และการคาดการณ์ที่ได้จากกระบวนการ
ผลลัพธ์แสดงให้เห็นถึงความสามารถของโมเดลไฮบริดที่เสนอ
ในบทความนี้ ในที่สุดก็มีข้อสรุปไว้ในส่วน
มุมมองในอนาคต

2 วัสดุและวิธีการ

2.1 วัสดุ

2.1.1 ข้อมูล

ชุดข้อมูลตั้งแต่ปี 1994 ถึง 2017 ได้มาจากสมาร
เมตร มิเตอร์อัจฉริยะทำให้สามารถป้อนข้อมูลการใช้ไฟฟ้าของลูกค้าแต่ละรายใน
เครือข่ายได้ ซึ่งจะช่วยให้คาดการณ์ความต้องการไฟฟ้าในอนาคตเพื่อปรับตัวได้
การผลิตเพื่อการบริโภค ปัจจุบันประเทศไทยได้รับทางเศรษฐกิจและสังคม และ
บริบททางประชากร ภูมิอากาศ และเทคโนโลยีที่เปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว
ปัจจัยที่สามารถส่งผลกระทบต่อความต้องการไฟฟ้าได้ มี
ปริมาณการใช้ไฟฟ้าขึ้นอยู่กับการใช้พลังงาน เช่น
การเติบโตของประชากร การเติบโตของประชากร จำนวนผู้บริโภคและ
การเติบโตของเศรษฐกิจ การเติบโตของประชากร การเติบโตของเศรษฐกิจ หรือเชิงพาณิชย์

ปริมาณการใช้ไฟฟ้าและผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (GDP)
ของประชากร ข้อมูลที่ใช้ในเรื่องนี้
กระดาดได้มาจากสำนักงานจำหน่ายการไฟฟ้า
สำนักงานกำกับดูแลการไฟฟ้าเคมธู และ

ชุดข้อมูลได้รับในตาราง ที่ 1 ในตารางนี้จะสังเกตได้
ข้อมูลผู้บริโภคในช่วง 24 ปี ตั้งแต่ปี 2537 ถึง 2560
ในแต่ละปีจะมีมูลค่าของ GDP ประชากร สมาชิก และ
ครัวเรือน

2.1.2 แมทแล็บ

Matlab (Matrix Laboratory) เป็นซอฟต์แวร์ที่มีมาแต่เดิม
ออกแบบโดย Cleve Moler เมื่อปลายทศวรรษ 1970 บริษัท MathWorks รับประกัน
การพัฒนาอย่างต่อเนื่องจนถึงทุกวันนี้ ซอฟต์แวร์นี้ใช้สำหรับการนำเครื่องจักรไปใช้

วิธีการเรียนรู้ การจำลองทั้งหมดของเราสร้างขึ้นโดยใช้ Mat lab R2020b เวอร์ชัน
64 บิต

2.1.3 คอมพิวเตอร์

ในงานนี้ เราใช้คอมพิวเตอร์ DELL ที่มีลักษณะเฉพาะดังต่อไปนี้: icore 5, โปรเซสเซอร์
3.1 GHz, RAM 8 GB, Windows

2.2.1 รุน SVM

Support Vector Machine (SVM) ได้รับการพัฒนา
ศตวรรษที่ 20 เป็นชุดอัลกอริธึมการเรียนรู้ที่มีประสิทธิภาพสูง
ปัญหาเชิงปฏิบัติที่มีตัวอย่างน้อย ความไม่แน่นอนของข้อมูล
มิติ

พิจารณาชุดตัวอย่าง $D = \{(x_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, n\}$ โดยที่ x_i คือ
ข้อมูลการฝึกอบรม y_i คือค่าเป้าหมายของตัวอย่าง
ในชุดตัวอย่าง ปัญหาคือการหาฟังก์ชันการตัดสินใจ
โดยที่ x_i แสดงถึงตัวอย่างข้อมูล

ปัญหาในโลกจริงมักมีมิติสูง การเพิ่มมิติสูง
ฟังก์ชันการตัดสินใจที่มีมิติสูง
ช่องว่างการตัดสินใจไฮเปอร์เพลนที่เหมาะสมที่สุด
ใช้เพื่อแยกพื้นที่คุณลักษณะ (x_i, y_i)
ยังพิจารณาฟังก์ชันการตัดสินใจ $K(x_i, x_j) = (x_i, x_j)$ ก็จะเป็น
บทความนี้ บ่อยที่สุด
ฟังก์ชันเคอร์เนลที่ใช้คือฟังก์ชันเกาส์เซียนที่กำหนดโดย

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right)$$
 (1)

SVM ได้รับการออกแบบมาเพื่อแก้ปัญหาการจำแนกประเภท นอกจากนี้
สำหรับการวิเคราะห์การถดถอยด้วยสองประเภท—
การถดถอยเชิงเส้นและแบบไม่เชิงเส้น มันถูกนำไปใช้ใน
การถดถอยเชิงเส้นแบบพื้นที่ความสับสนเชิงเส้น
สมการ (2)

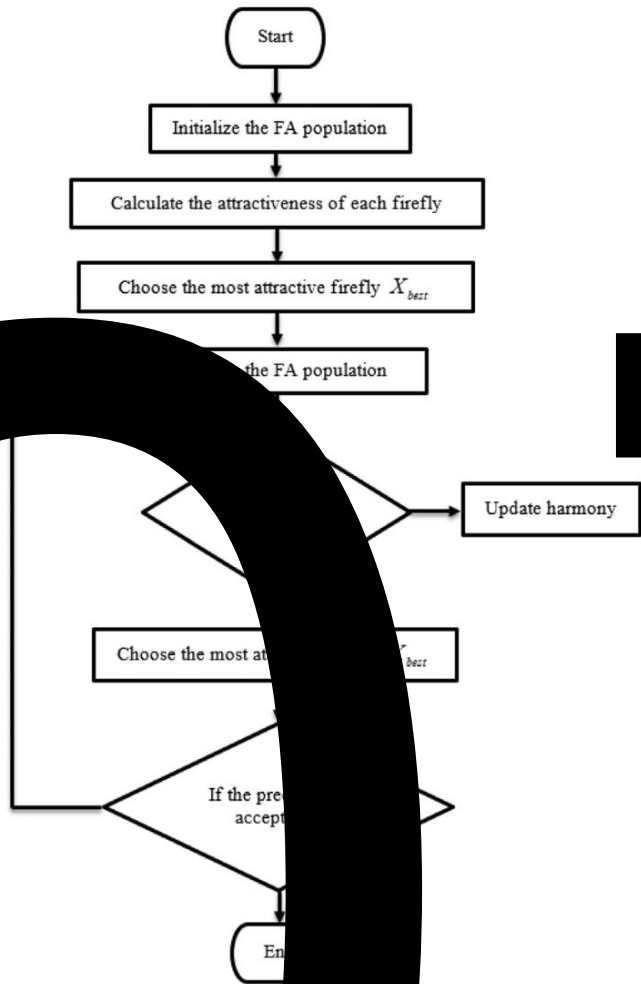
ด้วย ค่าคาดการณ์ไว้ $f(x)$ น้ำหนักและ b ค่าสัมประสิทธิ์

ข้อมูลต้นฉบับช่วยให้แน่ใจว่าฟังก์ชันการถดถอยในสมการ (2) มีค่าคงที่ และต้องมี
ขนาดเล็กที่สุดเท่าที่จะเป็นไปได้ ดังนั้นมัน
บรรทัดฐานในปริภูมิแบบยุคลิดควรถูกลดให้เหลือน้อย ข้อมูลการฝึกทั้งหมดจะถือว่าถูกติด
ตั้งโดยฟังก์ชันที่ไม่ใช่เชิงเส้นด้วย
ข้อผิดพลาด จากนั้นปัญหาการเพิ่มประสิทธิภาพจะสามารถแก้ไขได้
ของการใช้สมการ (3)

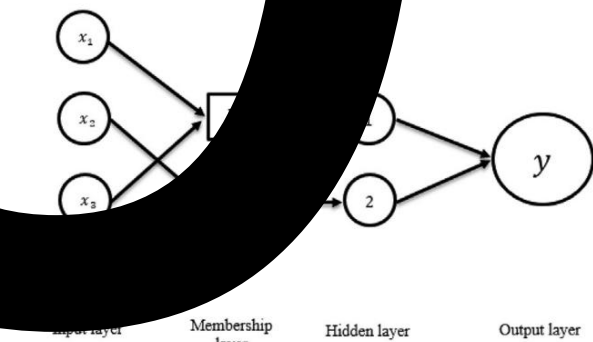
$$\min_{w, b} \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{1}{2} \|b\|^2$$
 (3)

โดยมีข้อจำกัดดังนี้

$$y_i (w \cdot x_i + b) \geq 1, \quad \forall i = 1, 2, \dots, n$$
 (4)



รูปที่ 2 แผนภูมิการไหลของอัลกอริทึมหิ่งห้อย



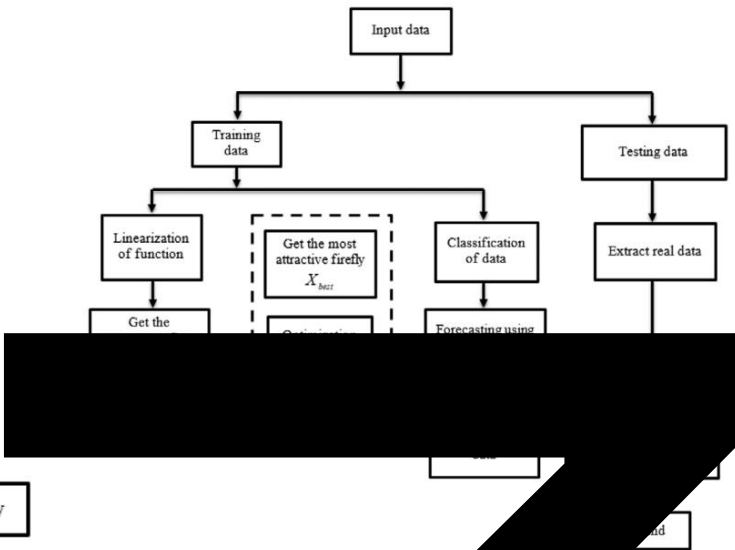
รูปที่ 3 โครงสร้างของแบบจำลอง ANFIS

ความเข้มของแสงกำเนิด อยู่ ที่ไหน สมมติว่าตัวกลางมีค่าสัมประสิทธิ์การดูดกลืนแสงคงที่และมีความเข้มของแสงตั้งเดิมคือ I_0

ดังนั้น ความเข้มของแสงจึงสามารถแสดงได้ในสมการ (8):

$$I = I_0 e^{-\mu x}$$

(8)



รูปที่ 4 ผังงานของวิธีการที่เสนอ

ตารางที่ 2 เกณฑ์การยอมรับของ

ค่า (%)	ความแม่นยำในการพยากรณ์
<10	พยากรณ์ได้เยี่ยมมาก
10~20	พยากรณ์ได้ดี
20~50	การพยากรณ์อย่างสมเหตุสมผล
>50	การคาดการณ์ที่ไม่ดี

สมการ (7) และ (8) เราจะได้สมการความเข้มของแสงในรูปแบบเกาส์เซียนใน

$$I(x) = \frac{I_0}{2 \sqrt{1 + s^2}}$$

(9)

ให้ความน่าดึงดูดใจของหิ่งห้อย ซึ่งเป็นฟังก์ชันของความเข้มของแสงที่อยู่ติดกัน

(10)

จากนั้นระยะคาร์กิเซียนในสมการ (11) จะสามารถแสดงระยะห่างระหว่างหิ่งห้อยสองตัวในกรณีของ 2D

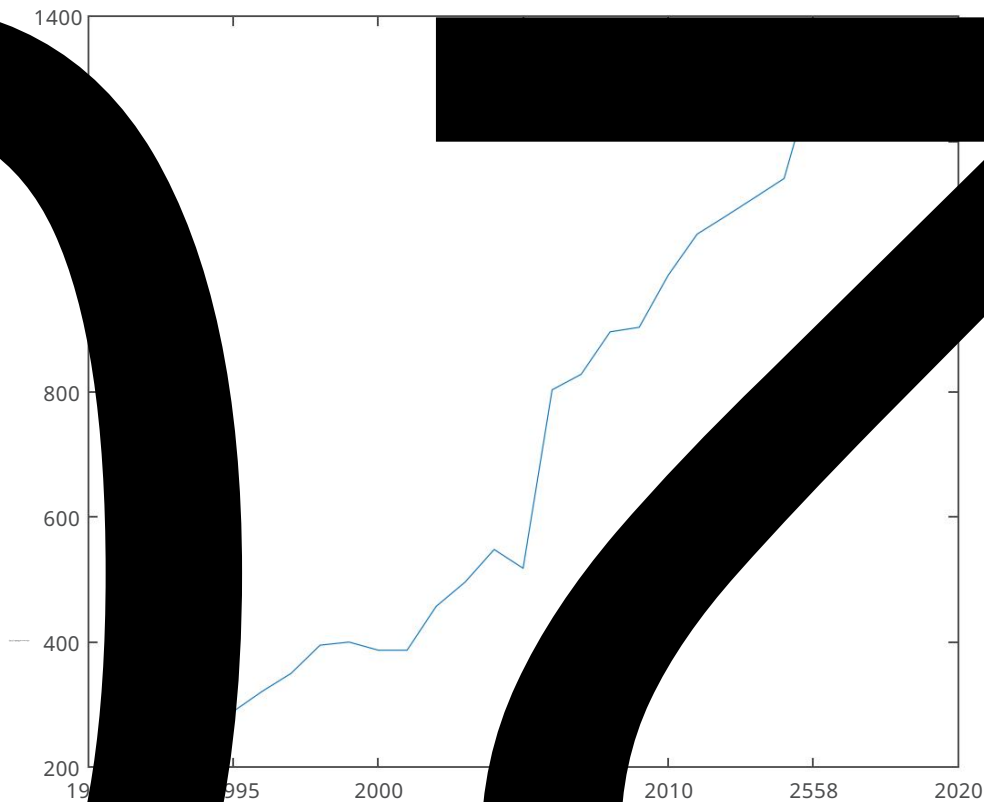
$$r_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^2 (x_{ik} - x_{jk})^2} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}$$

(11)

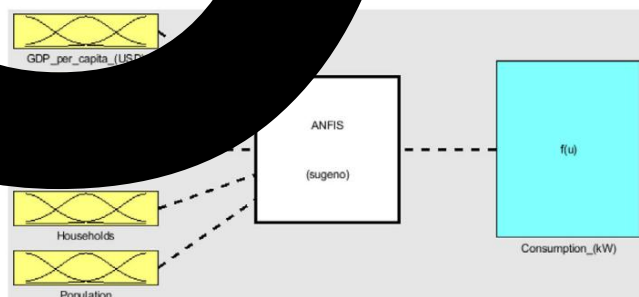
ดังนั้นหิ่งห้อยจำเพาะจึงถูกดึงดูดไปยังตัวที่สว่างกว่า การเคลื่อนไหวของ หิ่งห้อยที่ 3 สามารถแสดงได้ในสมการ (12)

$$x_i = x_i + 0.5 e^{-\alpha r_{ij}^2} (x_j - x_i) + \text{rand}() \cdot 0.5$$

(12)



รูปที่ 5 ข้อมูลการบริโภคไทยในช่วง 24 ปีที่ผ่านมา



รูปที่ 6 โมเดล Anfis Sugeno

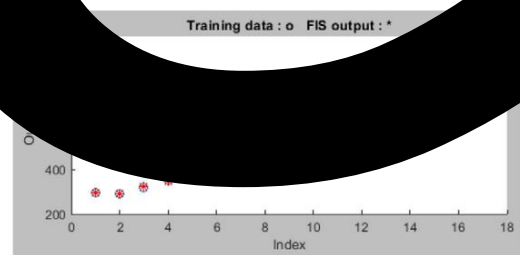
ด้วยพารามิเตอร์การสุ่มและ แรนด์ อย่างสม่ำเสมอ
กระจายหมายเลขที่สร้างขึ้น rand [0, 1] ระยะที่สอง
เกิดจากสมมติฐานแรงดึงดูด

รูปที่ 2 แสดงผังการไหลของอัลกอริทึมที่ห้อย

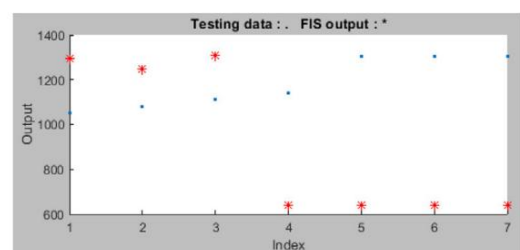
2.2.3 โมเดล ANFIS

ANFIS (Neuro-Fuzzy Adaptive Inference System) เป็นการรวมตัวกันของ
โครงข่ายประสาทเทียมและระบบคลุมเครือ ระบบประสาทแบบคลุมเครือนี้เปิดตัวในปี
1993 โดยอาศัยแนวคิด "ถ้า-แล้ว"

เงื่อนไขเพื่อสร้างพื้นที่จากอินพุตไปยังเอาต์พุตสำหรับ
ฟังก์ชันที่เหมาะสม กฎที่คลุมเครือยังทำให้เป็นไปได้
กำหนดความสัมพันธ์โดยธรรมชาติต่างๆ ระหว่างพารามิเตอร์



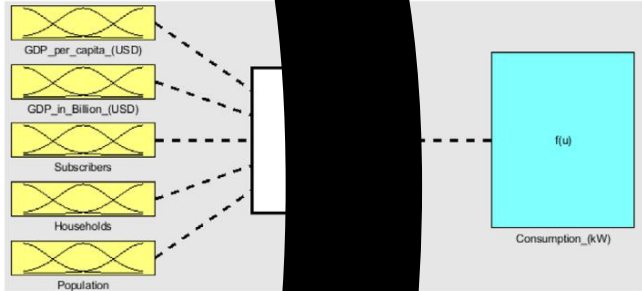
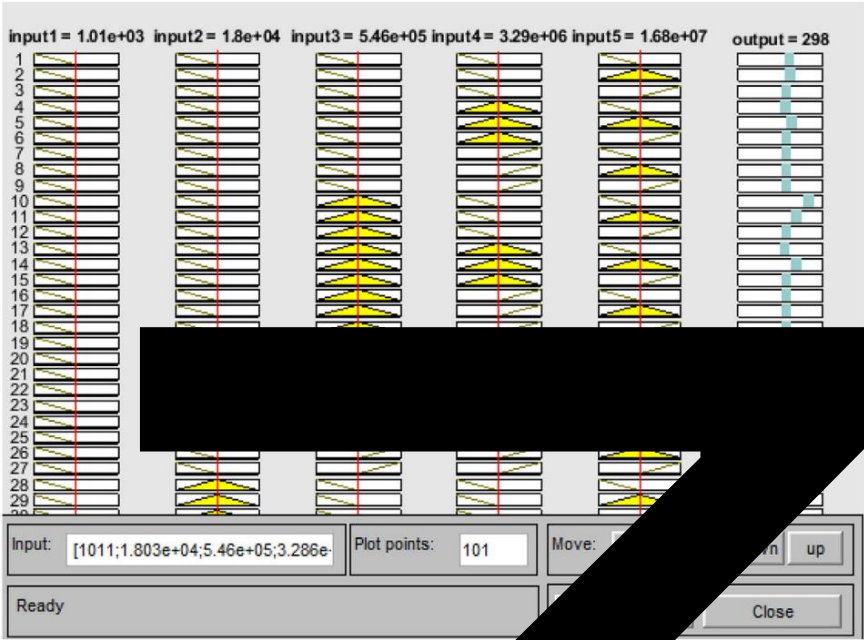
รูปที่ 7 ข้อมูลการฝึกอบรมของโมเดล ANFIS



รูปที่ 8 ข้อมูลทดสอบของโมเดล ANFIS

ของแอนฟิส กฎคลุมเครือแต่ละข้อช่วยให้มันใจได้ถึงคำอธิบายพฤติกรรม ที่
องค์ประกอบระบบคลุมเครือใช้เพื่อกำหนดฟังก์ชันของสมาชิก
ของระบบอนุมาน องค์ประกอบโครงข่ายประสาทเทียมมีไว้เพื่อ
การแยกกฎในตัวอย่างต่อเนื่องและอัตโนมัติ

รูปที่ 9 กฎของ Anfis



รูปที่ 10 โมเดล FA-ANFIS

จากระบบฟัซซีตามข้อมูลดิจิทัลเพื่อทำการทำนายของแบบจำลองผ่านกระบวนการเรียนรู้ [65]

ในโมเดล ANFIS ของ Sugeno จะแสดงด้วย: ถ้า x_1 คือ b_1 และ x_2 คือ b_2 และ x_3 คือ b_3 และ x_4 คือ b_4 ดังนั้น $y = f(x_1, x_2, x_3, x_4)$

ด้วย x_1, x_2, x_3 และ x_4 จะถูกใช้จากอินพุตก่อนหน้า y ฟังก์ชันเอาต์พุต

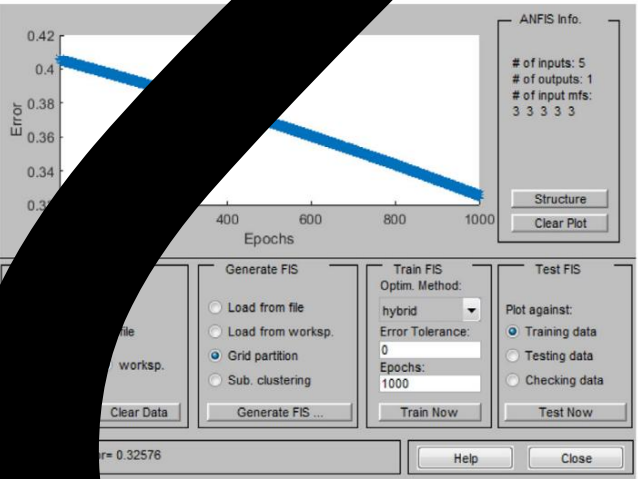
ฟังก์ชันสมาชิก ฟังก์ชันของสมาชิกและกฎที่ไม่ชัดเจนเหล่านี้จะถูกใช้เพื่อปรับให้เหมาะสมผ่านกระบวนการเรียนรู้

ในรายงานของเรา เราใช้วิธี ANFIS เพื่อแบ่งพารามิเตอร์ข้อมูลเพื่อลดความซับซ้อนและจำนวนพารามิเตอร์ที่ควรปรับให้เหมาะสม

รูปที่ 3 แสดงโครงสร้างของโมเดล ANFIS

2.2.4 รุ่น SVR-FA-ANFIS

ตามที่กล่าวไว้ข้างต้น โมเดล SVR เป็นวิธีการเรียนรู้เชิงลึกขนาดเล็กแบบใหม่ที่มีแหล่งที่มาทั้งทางทฤษฎีและปฏิบัติที่มั่นคง ที่



รูปที่ 4 แสดงฟังก์ชันการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าโดยใช้แบบจำลอง SVR-FA-ANFIS

SVR จะใช้ข้อมูลการฝึกสอนเพื่อทำนายค่าของฟังก์ชันสมาชิก

โมเดล SVR จะใช้ข้อมูลการฝึกสอนเพื่อทำนายค่าของฟังก์ชันสมาชิก

รูปที่ 4 แสดงฟังก์ชันการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าโดยใช้แบบจำลอง SVR-FA-ANFIS

กรอบงาน ANFIS สร้างเอาต์พุตเดียวจากระบบอนุมาน Sugeno และปรับปรุงพารามิเตอร์ระบบโดยใช้ข้อมูลการฝึกสอนอินพุต/เอาต์พุต ดังนั้น โมเดล SVR จึงถูกผสมเข้ากับโมเดล FA และ ANFIS เพื่อแก้ไขข้อบกพร่องของโมเดล SVR เดี่ยวๆ FA ช่วยอัปเดตพารามิเตอร์ของโมเดล SVR โดยค้นหาพารามิเตอร์ Opti Mum เพื่อการพยากรณ์ที่แม่นยำ โมเดล ANFIS ช่วยให้การคาดการณ์ตามข้อมูลการฝึกสอนและการทดสอบข้อมูลการตรวจสอบความถูกต้อง พารามิเตอร์ของแบบจำลองที่นำเสนอ

ได้รับการปรับให้เหมาะสมโดย FA อัลกอริธึมการฝึกอบรมใช้การรวมกันของวิธีการไล่ระดับสีกำลังสองน้อยที่สุดและการขยายพันธุ์ด้านหลังเพื่อสร้างแบบจำลองฐานข้อมูลการฝึกอบรม แบบจำลองทั่วไปสามารถใช้เพื่อวิเคราะห์ลักษณะของสิ่งต่าง ๆ ทำความเข้าใจพฤติกรรมของพวกเขา ระบุกฎที่เป็นไปได้ที่ควบคุมสิ่งเหล่านั้น และเปิดเผยกฎเกณฑ์ที่สิ่งต่าง ๆ เปลี่ยนแปลง พารามิเตอร์ RMSE และ MAPE ใช้เพื่อตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองที่นำเสนอ หากความแม่นยำไม่เหมาะสม FA สามารถเปลี่ยนพารามิเตอร์ของแบบจำลองและเริ่มกระบวนการปรับให้เหมาะสมได้

พารามิเตอร์เหล่านี้สามารถเปลี่ยนแปลงได้ติดต่อกัน

การปรับให้เหมาะสมนี้ยังนำไปใช้กับข้อมูลการใช้ไฟฟ้าของประเทศแคนาดาเพื่อตรวจสอบการใช้ไฟฟ้า สุดท้าย การคาดการณ์โหลดไฟฟ้าขึ้นตอนเดียวของ SVR-FA-ANFIS ที่เสนอ

ขั้นแรก แบ่งข้อมูลมีเดียออกเป็นชุดการฝึก และชุดทดสอบที่มีอัตราส่วนที่เหมาะสม ประการที่สอง ข้อมูลการฝึกถูกใช้ในขั้นแรกโดยใช้แบบจำลอง SVR เพื่อรับพารามิเตอร์ที่เหลือ C, ϵ และ γ จากนั้น ขั้นอยู่กับพารามิเตอร์ที่ได้รับ ใช้เพื่อกำหนดข้อมูลการคาดการณ์โหลดไฟฟ้าขึ้นตอนเดียว สุดท้าย ใช้ข้อมูลจริงในชุดข้อมูลการทดสอบ y_i คำนวณค่าสัมประสิทธิ์ที่เกี่ยวข้องกับส่วนหน้า

ข้อมูลการแคส ต์ y_i

ค่าสัมประสิทธิ์ข้อผิดพลาดได้

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (7)$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (8)$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (9)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (10)$$

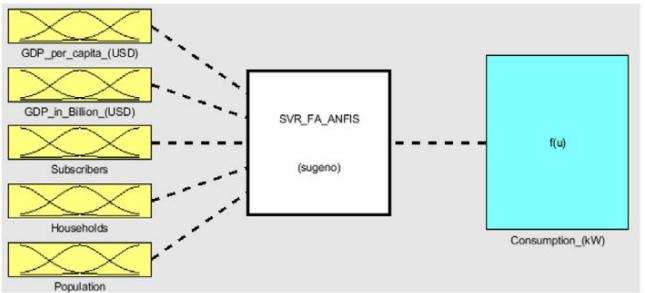
โดยที่ N คือขนาดของข้อมูลการฝึกจริง, y_i คือ ค่าการคาดการณ์, MAPE คือค่าความคลาดเคลื่อนค่าสัมประสิทธิ์สองเฉลี่ย, \hat{y}_i คือค่าการคาดการณ์ค่าสัมประสิทธิ์สอง และ MAE คือค่าคลาดเคลื่อนค่ากลาง

ค่าสัมประสิทธิ์ MAPE ถูก กำหนดไว้ในตารางที่ 2

3 ผลลัพธ์และการอภิปราย

ข้อมูลการบริโภคเป็นเวลา 24 ปี (พ.ศ. 2537 ถึง 2560) สำหรับแคนาดาถูกบันทึกเป็นเมตรและมียูที่ระดับของบริษัทจัดจำหน่าย รูปที่ 5 แสดงให้เห็นวิวัฒนาการของการบริโภคในช่วงหลายปีที่ผ่านมา

ข้อมูลเหล่านี้หาได้จากออนไลน์จากการไฟฟ้า Distribu
หน่วยงานตรวจสอบและรับรองแบบจำลอง



รูปที่ 13 โครงสร้างของ SVR-FA-ANFIS



รูปที่ 13 ฝึกสอนและทดสอบใน SVR-FA-ANFIS

ข้อมูลอินพุตรวมถึงพารามิเตอร์ทางเศรษฐกิจและสังคมและข้อมูลจากหน่วยงานเฉพาะ เราเสนอแบบจำลอง ANFIS ดังแสดงในรูปที่ 6 ก่อนอื่นเราสร้างแบบจำลอง ANFIS ได้

แบบจำลองนี้ ครอบคลุมเครือข่ายจะพิจารณาจำนวนผู้บริโภค GDP ต่อหัวและจำนวนครัวเรือนที่จะจัดหาผลผลิตการใช้พลังงาน หมายเลขถูกกำหนดไว้สำหรับการวนซ้ำแต่ละครั้งเราได้รับค่า RMSE, MAPE, MAE และ R เอกสารการฝึกอบรมเพื่อลดข้อผิดพลาดเหล่านี้ให้เหลือน้อยที่สุดโดยใช้อัลกอริธึมการปรับให้เหมาะสม การฝึกอบรมคือ 70% ของข้อมูลอินพุต และข้อมูลการทดสอบคือ 30% ของข้อมูลการฝึกอบรมและข้อมูลเอาต์พุตของแบบจำลองการฝึกอบรม

รูปที่ 6

การใช้โมเดล ANFIS จำเป็นต้องระบุกฎฟัซซีซึ่งขึ้นอยู่กับการทำงานโดยรวมของโมเดล ในรูปที่ 9 จำนวนกฎกลุ่มเครือข่ายสัมพันธ์กับจำนวนข้อมูลของเลเยอร์อินพุต

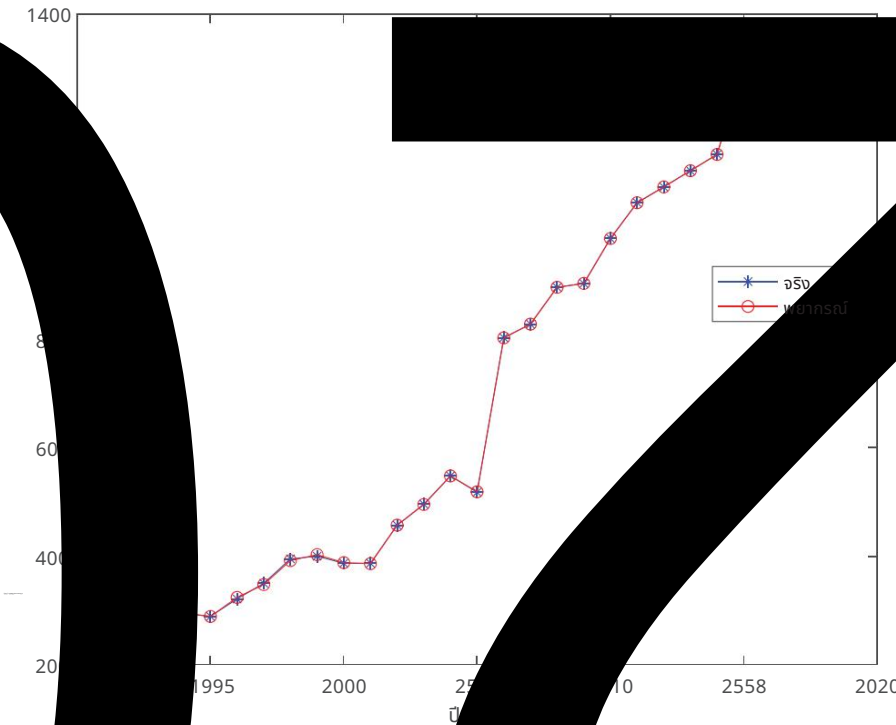
จากแบบจำลอง ANFIS จะทำให้เกิดค่าสัมประสิทธิ์ข้อผิดพลาด เช่น RMSE และ MAPE ตามลำดับ 1.463 และ 5.30%

ขั้นตอนการฝึกอบรมโดยใช้อัลกอริธึมการฝึกอบรมแบบจำลองจะปรับพารามิเตอร์ของฟังก์ชันสมาชิกให้เหมาะสมเพื่อสร้างความสัมพันธ์ที่เพียงพอระหว่างอินพุตและเอาต์พุต ในงานนี้ อัลกอริธึม FA จะปรับพารามิเตอร์อินพุตของฟังก์ชันสมาชิกให้เหมาะสม รวมถึงปัจจัยสหสัมพันธ์ของ



เมื่อพิจารณาวิธีกำลังสองน้อยที่สุด เราก็มีการดำเนินการเช่นกัน

มีอยู่แล้วในวรรณคดี แบบจำลองใหม่ที่นำเสนอในบทความนี้เป็นไปตามข้อกำหนดและนำเสนอผลลัพธ์ที่ดีกว่าในแง่ของค่าสัมประสิทธิ์ความแม่นยำ



รูปที่ 15 ผลการพยากรณ์โดยใช้แบบจำลองที่นำเสนอ

ตารางที่ 3 ค่าสัมประสิทธิ์ข้อผิดพลาดของแบบจำลองการพยากรณ์

แบบอย่าง	RMSE	แม	แมเป	s
แอนฟิส	1.363	42.256	5.30%	0.9126
ฟา-อันฟิส	0.5842	36.255	3.569%	0.9658
SVR-FA-ANFIS	0.1524	21.023	0.4124%	0.9985

ตารางที่ 4 การเปรียบเทียบแบบจำลองที่เสนอกับวรรณกรรม

แบบอย่าง	RMSE	แม	แมเป	s	ผู้เขียน	ปี
จิเอ็ม(1,1)_ARMA(2,1)	-	-	4.39%	-	[34]	2558
จิเอ็ม(1,1)_อาร์มา(2,1,1)	-	-	2.30%	-	[35]	2559
VMD_SVM_PSO	3648.830	-	-	-	[36]	2020
VMD_SR_SVRBCS	85.5	-	0.9%	-	[29]	2020
จิเอ็ม(1,1)_VAR(1)	15.42	-	1.629%	-	[38]	2020
SVR-GA	149.01	11.96	12.21%	-	[66]	2017
แอลเอจทีเอ็ม	91.60	9.19	8.35%	-	[67]	2020
VMD-SVR-CGWO	333.799	254.109	4.1506	-	[68]	2021
SVR-GC-RF	55.82%	4.21	6.35%	-	[69]	2021
SVR-FA-ANFIS	0.1524	21.023	0.4124%	0.9985	นักเขียน	2021

ตารางที่ 4 แสดงการเปรียบเทียบแบบจำลองที่นำเสนอกับแบบจำลองที่ใช้ในวรรณคดี

จะเห็นได้ในตารางที่ 4 ว่าแบบจำลองของเรานำเสนอผลลัพธ์ที่ดีกว่าในแง่ของความแม่นยำ รุ่นนี้ยังไม่เคยทำครับ

มาก่อนจึงแสดงให้เห็นถึงความแม่นยำอันเหลือเชื่ออย่างที่ไม่เคยเทียบเคียงได้ เราสรุปได้ว่าโมเดลไฮบริดของเราจึงมีความแม่นยำที่ดีกว่าและความสามารถในการคาดการณ์ที่เชื่อถือได้มากขึ้น ดังนั้นสิ่งเหล่านี้ผลลัพธ์ที่น่าสนใจที่เราได้รับก็เนื่องมาจากข้อเท็จจริงที่ว่า

โมเดลไฮบริดประกอบด้วยข้อกำหนดส่วนประกอบที่ทำให้ทำงานได้อย่างสมบูรณ์แบบ และช่วยให้สามารถระบุลักษณะวิถีวนาการของการใช้ไฟฟ้าได้

4 บทสรุป

บทความนี้เป็นข้อเสนอสำหรับโมเดลผสมผสานอัจฉริยะแบบใหม่ที่ยึดตามระบบการอนุมานแบบคลุมเครือแบบปรับตัวและการถดถอยเวกเตอร์พอร์ตสนับสนุน ในบทความนี้ ข้อมูลอินพุตที่พิจารณาประกอบด้วย GDP ในหน่วยล้าน GDP ต่อหัว ประชากร จำนวน

ประเทศ ผัก และตรวจวัดปริมาณการปล่อย CO₂ ด้วย Firefly ใช้เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการคาดการณ์โดยใช้ความสามารถในการเรียนรู้ของเครื่องที่สร้างขึ้น เรารวมโมเดลเหล่านี้เข้าด้วยกันเพื่อให้ได้โมเดลไฮบริดแบบใหม่ซึ่งใช้การผสมผสานของ SVR-FA-ANFIS แบบจำลองที่นำเสนอให้ RMSE, MAE, MAPE (ค่าเฉลี่ย) เป็น 0.1524, 21.023, 0.4124% และ 0.9985 ตามลำดับ ผลลัพธ์ที่น่าพอใจแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองไฮบริดแบบใหม่มีประสิทธิภาพเหนือกว่าแบบจำลองที่ใช้สำหรับการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้า งานในอนาคตควรมุ่งเน้นไปที่การพัฒนาแบบจำลองแบบจำลอง SVR-ANFIS ไปใช้ใหม่การพัฒนาฟังก์ชันต่างๆ ของแบบจำลองและการวิเคราะห์เวลาการฝึกอบรมเพื่อให้ได้ผลลัพธ์การคาดการณ์ที่แม่นยำยิ่งขึ้น

กิตติกรรมประกาศ ผู้เขียนขอขอบคุณ
วิศวกรรมไฟฟ้าของ ENSET แห่งตูนา

ความขัดแย้งทางผลประโยชน์ ผู้เขียน
พวกเขาไม่มีความขัดแย้งทางผลประโยชน์

ORCID
Felix Ghislain เชน ชู่เอี๋ <https://orcid.org/0000-0002-1257-8470> Camille
Franklin Mbeyi <https://orcid.org/0000-0003-0867-2357>

ชู่เอี๋ เชน <https://orcid.org/0000-0001-6456-5893> วัณนี จูเอี๋
ฟัว คาเกะ <https://orcid.org/0000-0001-7848-3004>

ข้อมูลอ้างอิง

1. Guerrero-Prado, JS, Alfonso-Morales, W., Caicedo-Bravo, E., Zayas-Pérez, B., Espinosa-Reza, A.: พลังของข้อมูลขนาดใหญ่และการวิเคราะห์ข้อมูลสำหรับข้อมูล AMI: กรณีศึกษา. เซ็นเซอร์ 20, 1–27 (2020)

2. Wang, Y., Chen, Q., Hong, T., Kang, C.: การผนวกวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลอัจฉริยะ: การใช้งานวิธีการ และความท้าทาย IEEE ทรานส์ สมาร์ทกริด 10(3), 3125–3148 (2018)

3. Dileep, G.: การสำรวจเกี่ยวกับเทคโนโลยีและแอปพลิเคชันกริดอัจฉริยะ: พลังงานทดแทน 146, 2589–2625 (2020)

4. Foba Kakeu, VJ, Boum, AT, Mbey, CF: ความน่าเชื่อถือที่เหมาะสมที่สุดของสมาร์ตไฟโวนาตาชา นานาชาติ. สمارตกริด 5(2), 74–82 (2021)

5. Yip, S.-C., Wong, K., Hewa, W.-P., Gan, M.-T., Phan, RCW, Tan, S.-W.: การตรวจจัดการโครงสร้างพลังงานและสมาร์ตที่มีข้อบกพร่อง แมตรในกริดอัจฉริยะโดยใช้การถดถอยเชิงเส้น เครื่องใช้ไฟฟ้า ระบบพลังงานไฟฟ้า 91, 230–240 (2017)

6. Jiang, Z., Lin, R., Yang, F.: โมเดลการเรียนรู้ของเครื่องแบบไฮบริดสำหรับการจัดหมวดหมู่ผู้ใช้ไฟฟ้าโดยใช้ข้อมูลมิเตอร์อัจฉริยะ: พลังงาน 11, 1–19 (2018)

7. Bhattarai, BP, Paudyal, S., Luo, Y., Mohanpurkar, M., Cheung, K., Tonkoski, R., Hovsapien, R., Myers, KS, Zhang, R., Zhao, P., Manic, M., Zhang, S., Zhang, X.: การวิเคราะห์ข้อมูลขนาดใหญ่ในกริดอัจฉริยะ: ทักษะ ความท้าทาย โอกาส และทิศทางในอนาคต IET สมาร์ทกริด 2(2), 141–154 (2019)

8. Hurst, W., Curbelo Montañez, CA: การทำโปรไฟล์ด้วยข้อมูลมิเตอร์อัจฉริยะในสภาพแวดล้อมเสมือนจริง ใน: การประชุมนานาชาติครั้งที่ 4 ว่าด้วยการประยุกต์ใช้และระบบกระบวนการที่มีประสิทธิภาพ หน้า 1–6 (2019)

9. Völker, B., Reinhardt, A., Faustine, A., Pereira, L.: วัตถุประสงค์ด้านพลังงาน: การวิเคราะห์ข้อมูลมิเตอร์อัจฉริยะจากมุมมองของผู้บริโภคเป็นศูนย์กลาง พลังงาน 14, 1–9 (2021)

10. Yem Souhe, F., Boum, AT, Mbey, CF: แผนงานสำหรับการใช้งานระบบวัดแสงอัจฉริยะในแคเมอรูน นานาชาติ. สمارตกริด 5(1), 37–44 (2021)

11. Mbey, C., Boum, A., Nneme Nneme, L.: แผนงานสำหรับการเปลี่ยนแปลงเครือข่ายเชื่อมต่อระหว่างแคเมอรูนใต้ (RIS) ให้เป็นกริดอัจฉริยะ. เซ็นเซอร์ 20(1), 1–8 (2020)

12. Wang, J., Li, L., Niu, D., Tan, Z.: แผนจำลองการพยากรณ์โหลดประจำปีโดยยึดตามการถดถอยเวกเตอร์สนับสนุนด้วยอัลกอริธึมวิถีวนาการเชิงอนุพันธ์ ในสมิกรพลังงาน 94, 65–70 (2025)

13. Abdulsalam, KA, Babu, OM: แบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม: กรณีศึกษาของรัฐบาลออสเตรเลีย ใน: การประชุมวิชาการนานาชาติ. เซ็นเซอร์ 20(1), 305–322 (2019)

14. Wei, N., Li, C., Peng, X., Zeng, F., Xu, X.: แบบจำลองทั่วไปและแบบจำลองที่ใช้ปัญญาประดิษฐ์สำหรับการพยากรณ์การใช้พลังงาน: บทวิจารณ์. เอ.พี. วิทยาศาสตร์ อังกฤษ 181, 1–22 (2019)

15. Cornert, M., Yildiz, A.: แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบใหม่สำหรับการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าที่เพิ่มขึ้นด้วยข้อมูลสัญญาณที่มีแนวโน้มการขาดการว่างงาน ตุรกี. อังกฤษ 6(2), 178–189 (2021)

16. Zhang, JL, Wei, JM, Li, DZ, Tan, ZF, Zhou, JH: การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าระยะสั้นโดยใช้แบบจำลองไฮบริด พลังงาน 158, 774–781 (2018)

17. Zouagha, N., Charkaoui, A., Echchatbi, A.: แบบจำลองไฮบริดปัญญาประดิษฐ์สำหรับการปรับปรุงความแม่นยำในการพยากรณ์ โพรซีเดียคอมพิวเตอร์ วิทยาศาสตร์ 184, 817–822 (2021)

18. Kouhi, S., Keynia, F.: วิธีการแบบ NN แบบเรียงซ้อนแบบใหม่เพื่อพยากรณ์โหลดระยะสั้นในตลาดไฟฟ้าที่ได้รับการควบคุม การแปลงพลังงาน จัดการ. 71(1), 76–83 (2013)

19. Zhang, Y., Guo, L., Li, Q., Li, J.: วิธีการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าตามโมเดลโครงข่ายประสาทเทียม MPSO-BP ใน: รายงานการประชุมนานาชาติด้วยวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ไฟฟ้าและวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ (ICEECS) ครั้งที่ 4 ประจำปี 2559 ปีที่ 4 50, หน้า 674–678 (2016)

20. Chae, YT, Horesh, R., Hwang, Y., Lee, YM: แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์การใช้ไฟฟ้ารายชั่วโมงโดยอิงจากการพาณิชย์การสร้างพลังงาน 111, 184–194 (2016)

21. Mordjabad, M., Haddad, S., Medoued, A., Laouafi, A.: โหลดไฟฟ้าก่อนและหลังใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไดนามิก นานาชาติ. พลังงานไฮดรอน 42(28), 17655–17663 (2017)

22. Ahmad, AS, Hassan, MY, Abdullah, MP, Rahman, HA, Hussin, F., Abdullah, H., Saidur, R.: การผนวกแอปพลิเคชันของ ANN และ SVM สำหรับการคาดการณ์การใช้พลังงานไฟฟ้า พลังงานทดแทนที่ยั่งยืนฉบับที่ 33, 102–109 (2014)

23. Zhu, S., Wang, J., Zhao, W., Wang, J.: กระบวนการไฮบริดตามฤดูกาลสำหรับการคาดการณ์อุปสงค์ของรถสามล้อไฟฟ้าในประเทศจีน ในสมิกร พลังงาน 88, 3807–3815 (2011)

24. Rahman, A., Srikumar, V., Smith, AD: การคาดการณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าสำหรับอาคารพาณิชย์และที่อยู่อาศัยโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่เกิดขึ้นในระดับลึก ในสมิกร พลังงาน 212, 372–385 (2017)

25. Ardakani, FJ, Ardehali, MM: การคาดการณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าในระยะยาวสำหรับประเทศกำลังพัฒนาและเศรษฐกิจที่พัฒนาแล้ว โดยอิงตามแบบจำลองที่ได้รับการปรับปรุงให้เหมาะสมและประสิทธิภาพในอดีตที่แตกต่างกัน พลังงาน 65, 452–461 (2014)

26. Aghay Kaboli, SH, Fallahpour, A., Selvaraj, J., Rahim, NA: การกำหนดและคาดการณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าในระยะยาวผ่านการเขียนโปรแกรมการส่งออกของยูนิตที่ปรับให้เหมาะสม พลังงาน 126, 144–164 (2017)

27. Nasr, GE, Badr, EA, Younes, MR: โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์การใช้พลังงานไดรคูลไฟฟ้า: วิธีการแบบตัวแปรเดียวและหลายตัวแปร นานาชาติ เจ. พลังงาน Res 26, 67–78 (2545)

28. Zhang, Y., Li, Q.: เครือข่ายและสนับสนุนแบบจำลองการถดถอยเวกเตอร์สำหรับการใช้ไฟฟ้าแบบไดรคูล ใน: อนาคตของการประชุมสารสนเทศและการสื่อสาร หน้า 33–45 (2019)

29. Zhang, Z., Hong, W.-C., Li, J.: การพยากรณ์โหลดไฟฟ้าโดยแบบจำลองการถดถอยเวกเตอร์ที่รองรับการเกิดซ้ำด้วยตนเองแบบไฮบริดพร้อมตำแหน่งการแยกตัวของโหนดแปรผันและอัลกอริธึมการค้นหาค้นหาหน่วยที่ได้รับการปรับปรุง การเข้าถึง IEEE 8, 14642– 14658 (2020)

30. Abubaker, M.: การคาดการณ์ปริมาณไฟฟ้าในครัวเรือนต่อโปรแกรมตอบสนองความต้องการโดยใช้เทคนิคการชั่งน้ำหนักในระบบโครงข่ายไฟฟ้าแบบดั้งเดิม นานาชาติ เจ. เอ็นเนอร์จี อีคอน. นโยบาย 11(4), 132–148 (2021)

31. Dritsak11, C., Natsis, D., Stamat1ou, P.: การคาดการณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าโดยใช้แบบจำลอง ARIMA: การศึกษาเชิงประจักษ์สำหรับกรีซ นานาชาติ เจ. เอ็นเนอร์จี อีคอน. นโยบาย 11(4), 214–224 (2021)

32. สุทธิชัยเมธี พ. วาห็น HA: รูปแบบการคาดการณ์ในการจัดการสถานการณ์ในอนาคตเพื่อให้บรรลุเป้าหมายการพัฒนาที่ยั่งยืนของกฎหมายสิ่งแวดล้อมของประเทศไทย: การเพิ่มคุณค่าการวิเคราะห์เสถียรภาพ - แบบจำลอง VARIMA-OVi นานาชาติ เจ. เอ็นเนอร์จี อีคอน. นโยบาย 11(4), 398–411 (2021)

33. Billah, TMM, Mohd, NMN, Ali, A., Baharum, F., Tahir, MZ, Salameh, AAM: การคาดการณ์ผลกระทบของการจัดการด้านอุปสงค์ต่อการผลิตไฟฟ้าของมาเลเซียโดยใช้แนวทางแบบไดนามิกของระบบ นานาชาติ เจ. เอ็นเนอร์จี อีคอน. นโยบาย 11(4), 412–418 (2021)

34 Xu, W., Gua, R., Liu, Y., Dai, Y.: การคาดการณ์การใช้พลังงานโดยใช้แบบจำลอง GM–ARMA ในหน่วยติดตามตัวกรอง HP: กรณีของมณฑลกวางตุ้งของจีน อีคอน. รุ่น. 4(5), 127–135 (2558)

35 Chaoqing, Y., Sifeng, L., Zhigeng, F.: การเปรียบเทียบการคาดการณ์การใช้พลังงานปฐมภูมิของจีนโดยใช้แบบจำลอง ARIMA (ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบอัตโนมัติในมิติแบบถดถอย) และแบบจำลอง GM (1,1) พลังงาน 100, 384–390 (2016)

36. Feng, ZK, Niu, WJ, Tang, ZY, Jiang, ZQ, Xu, Y., Liu, Y., Zhang, HR: การทำนายอนุกรมเวลาการไหลบ่ารายเดือนโดยการสลายตัวของโหนดแปรผันและรองรับเครือข่ายเวกเตอร์ที่อิงจากพฤติกรรมควอนตัม การเพิ่มประสิทธิภาพของอนุภาคฝูง. เอ. ไอเอส. 583, 1–12 (2020)

37. Yuan, C., Liu, S., Fang, Z.: การเปรียบเทียบการคาดการณ์การใช้พลังงานเบื้องต้นของจีนโดยใช้แบบจำลอง ARIMA (ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบรวมอัตโนมัติแบบถดถอย) และแบบจำลอง GM (1,1) พลังงาน 100, 384–390 (2016)

38. Guefano, S., Tamba, JG, Azong, EW, Monkam, L.: การคาดการณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในภาคที่อยู่อาศัยโดยแบบจำลองสี่เท่าและแบบจำลองอันดับสี่ พลังงาน 214, 1–14 (2020)

39. Guefano, S., Tamba, JG, Monkam, L.: การคาดการณ์ความต้องการไฟฟ้าที่อยู่อาศัยของชาวแคเมอรูนโดยอิงตามแบบจำลองการถดถอยหลายเชิงเส้น พลังงาน พลังงาน อังกฤษ 12(5), 182–192 (2020)

40. Hafeez, G., Alimgeer, KS, Wajid, Z., Shafiq, Z., Usman, M., Khan, A., Khan, I., Khan, FA, Derhab, A.: แนวโน้มที่ยั่งยืนและรวดเร็ว การผสมผสานโมเดลการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการคาดการณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าในโรงจ่ายอัจฉริยะ พลังงาน 13(1), 1–25 (2020)

41. Li, K., Xie, X., Xue, W., Dai, X., Chen, X., Yang, X.: การสอนแบบไฮบริดการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้า อาคารพลังงาน 174, 323–334 (2018)

42. Kim, H., Kim, Y., Son, M., Hwang, E.: แผนการพยากรณ์โหลดระยะสั้นแบบไฮบริดโดยใช้ฟอเรนส์และเพอร์เซปตรอนหลายชั้น พลังงาน 11(12), 1–10 (2018)

43 Yang, Y., Fan, CJ, Xiong, HL: โมเดลไฮบริดของแมลงสังคมใหม่สำหรับการพยากรณ์อนุกรมเวลา ในสมัคร Intell 52, 2212–2223 (2021)

44. Farsi, B., Amayri, M., Bouguila, N., Eicker, U.: ในการหล่อส่วนหน้าโหลดระยะสั้นโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องและวิธีการ LSTM CNN แบบขนานเชิงลึกแบบใหม่ การเข้าถึง IEEE 9, 31191–31212 (2021)

45. Kumaran, J., Ravi, G.: การคาดการณ์พลังงานไฟฟ้าที่ชาญฉลาดในระยะยาวโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมและการเพิ่มประสิทธิภาพตามชีวภูมิศาสตร์ ส่วนประกอบและระบบไฟฟ้า Tritrict 43, 1225–1235 (2015)

46. Bahrami, S., Hooshmand, R.-A., Parastegari, M.: การพยากรณ์โหลดไฟฟ้าระยะสั้นโดยการแปลงคลื่นขนาดเล็กและแบบจำลองสี่เท่าที่ได้รับการปรับปรุงโดยอัลกอริธึม PSO (การเพิ่มประสิทธิภาพอนุภาคบางส่วน) พลังงานฉบับที่ 29, 1–10 (2014)

47 Kyung, SB, Young, SB, Dug, HH, Gilsoo, J.: การคาดการณ์การระยะสั้นสำหรับวันหยุดโดยใช้วิธีถดถอยเชิงเส้นแบบคลุมเครือ IEEE ทรานส์ ระบบไฟฟ้า 20(1), 96–101 (2548)

48. Kavousi-Fard, A., Samel, A., Marzbani, F.: อัลกอริธึมหึ่งหอยดัดแปลงไฮบริดใหม่และรองรับแบบจำลองการถดถอยเวกเตอร์เพื่อการพยากรณ์โหลดระยะสั้นที่แม่นยำ ระบบผู้เชี่ยวชาญ ในสมัคร 41(13), 6047–6056 (2014)

49. Selakov, A., Cvijetinovi, D., Milovi, L., Mellon, S., Bekut, D.: วิธี Hybrid PSO SVM สำหรับการพยากรณ์โหลดระยะสั้นในช่วงเวลาที่มีการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิอย่างมีนัยสำคัญในเมืองเบอร์แบงก์ ในสมัคร คอมพิวเตอร์ออฟท์ 16, 80–88 (2014)

50. Mollaiy-Berneti, S.: การออกแบบที่เหมาะสมที่สุดของระบบการอนุมานแบบคลุมเครือแบบปรับตัวได้โดยใช้การรวมกันของกฎระบบสำหรับการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในจุดสังเกตระบบอีกรุ่น คอมพิวเตอร์ออฟท์ 20(12), 4897–4906 (2016)

51. Pousinho, HMI, Mendes, VMF, Catalão, JPS.: แนวทาง PSO – ANFIS แบบไฮบริดสำหรับการทำนายพลังงานระยะสั้นในโปรตุเกส เวอร์ชันคอมพิวเตอร์พลังงาน จัดการ. 52(1), 397–402 (2554)

52. Kasule, A.: การใช้ PSO และอัลกอริธึมทางพันธุกรรมเพื่อปรับโมเดล ANFIS สำหรับพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าสุทธของยูทิลิตา มหาวิทยาลัย เอ. วิทย์. 24(2), 324–337 (2020)

53 Kazemi, SM, Seied Hoseini, MM, Abbasian-Naghneh, B., Rahmati, SHA: ระบบอนุมาน neurofuzzy แบบปรับตัวตามวิธีการสำหรับการพยากรณ์โหลดระยะสั้นที่ยาวนาน นานาชาติ ทรานส์ปฏิบัติการ ความละเอียด 21, 311–326 (2014)

54. Shaikh, F., Ji, Q., Shaikh, PH, Mirjat, M., Ugailli, MA: การคาดการณ์ความต้องการการศึกษาระบบชาติของจีนโดยอาศัยแบบจำลองสี่เท่าแบบไม่เชิงเส้นที่ได้รับการปรับปรุงให้เหมาะสม พลังงาน 140, 941–951 (2017)

55. Shu, F., Luonan, C.: การคาดการณ์โหลดระยะสั้นโดยอิงตามวิธีไฮบริดแบบปรับตัว ทรานส์ ระบบไฟฟ้า 21(1), 392–401 (2549)

56. Barak, S., Sadegh, SS: การพยากรณ์การใช้พลังงานโดยใช้อัลกอริธึมลูกผสม ARIMA-ANFIS ที่รวมมา นานาชาติ เจ. อี. ไอเอส. ระบบพลังงานไฟฟ้า 82, 92–104 (2559)

57. Jadidi, A., Menezes, R., Souza, N., Castro, LAC: การคาดการณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าระยะสั้นโดยใช้แบบจำลอง NSGA II-ANFIS พลังงาน 12, 1–8 (2019)

58. Panagopikidis, IP, Bantounas, AS: การคาดการณ์ความต้องการการศึกษาระบบชาติล่วงหน้าแบบล่วงหน้าโดยอิงจากการรวมกันเชิงการแปลงเวฟเล็ตและ ANFIS/อัลกอริธึมทางพันธุกรรม/แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม พลังงาน 118, 231–245 (2017)

59. Yang, Y., Chen, Y., Wang, Y., Li, C., Li, L.: การสร้างแบบจำลองวิธีการรวมโดยใช้ ANFIS และโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้รับการปรับปรุงโดยอัลกอริธึม DE: กรณีศึกษาสำหรับการผลิตไฟฟ้าระยะสั้น การคาดการณ์ความต้องการ ในสมัคร คอมพิวเตอร์ออฟท์ 49, 663–675 (2016)

60. Laouafi, A., Mordjaoui, M., Dib, D.: การคาดการณ์การไฟฟ้าล่วงหน้าหนึ่งชั่วโมงโดยใช้ระบบประสาทคลุมเครือในแนวทางการถดถอย การประยุกต์ Intelli Genence เชิงคำนวณในการสร้างแบบจำลองและการควบคุม สืบเสาะคอมพิวเตอร์ Intell 575, 95–121 (2558)

61 Wang, Y., Wang, J., Zhao, G., Dong, Y.: การประยุกต์ใช้แนวทางการแก้ไขสารสนเทศใน ARIMA ตามฤดูกาลสำหรับการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า: กรณีศึกษาของจีน นโยบายพลังงาน 18(3), 284–294 (2012)

62 Yang, YL, Che, JX, Deng, CZ, Li, L.: การถดถอยเวกเตอร์สนับสนุนแบบไดนามิกที่อิงตามลำดับสำหรับการพยากรณ์โหลดไฟฟ้าระยะสั้น ในสมัคร พลังงาน 238, 1010–1021 (2019)

63. Li, YY, Che, JX, Yang, YL: ชุดการถดถอยเวกเตอร์สนับสนุนการสืบค้นอย่างมีประสิทธิภาพสำหรับการพยากรณ์โหลดไฟฟ้าในระยะสั้น พลังงาน 164, 160–170 (2018)

64. Zhang, ZC, Hong, WC: การพยากรณ์โหลดไฟฟ้าโดยแบบจำลองเชิงประจักษ์ที่รวมแบบสนับสนุน สัญญาณรบกวนแบบปรับตัวและรองรับการถดถอยเวกเตอร์ด้วยอัลกอริธึมแมลงปอที่แก้ไขควอนตัม ไดนามิกแบบไม่เชิงเส้น 98, 1107–1136 (2019)

65. Yem Souhe, FG, Boum, AT, Ele, P., Mbey, CF, Foba Kakeu, VJ: การตรวจจับข้อผิดพลาด การจำแนกประเภท และตำแหน่งในการจ่ายพลังงานไฟฟ้าอัจฉริยะโดยใช้ข้อมูลโมเดลอัจฉริยะ เจ. แอปพลิคชันวิทยาศาสตร์ อังกฤษ 16(1), 23–34 (2022)

66. Fan, GF, Peng, LL, Zhao, X., Hong, WC: การประยุกต์ใช้ไฮบริด EMD กับ PSO และ GA สำหรับแบบจำลองการพยากรณ์โหลดที่ใช้ SVR พลังงาน 10, 1713 (2017)

67. Memarzadeh, G., Keynia, F.: การคาดการณ์ปริมาณไฟฟ้าและราคาในระยะสั้นโดยอัลกอริธึมการทำนายตาม LSTM-NN ใหม่ที่เหมาะสมที่สุด ไฟฟ้า. ระบบไฟฟ้า ความละเอียด 192, 106995 (2020)

68 Zhang, Z., Hong, WC: การประยุกต์ใช้ตำแหน่งการแยกส่วนโหมดแปรผันและเครื่องมือเพิ่มประสิทธิภาพบนน้ำสีเทาที่จับวายเป็นการสนับสนุนเวกเตอร์ regression สำหรับการพยากรณ์โหลดไฟฟ้า ระบบฐานความรู้ 228, 1-16 (2021)

69. Fan, GF, Yu, M., Dong, SQ, Yeh, YH, Hong, WC: การพยากรณ์โหลดไฟฟ้าระยะสั้นโดยใช้การสนับสนุนแบบไฮบริด การลดถอยเวกเตอร์ด้วยกึ่งพีชคณิตและการสร้างแบบจำลองป่าไม้แบบสุ่มนโยบายสารสนเทศ 73, 1-18 (2021)

วิธีอ้างอิงบทความนี้: Souhe, FGY, Mbey, CF, Boum, AT, Ele, P., Kakeu, VJF: แบบจำลองไฮบริดสำหรับพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าในโครงข่ายอัจฉริยะ เจ.อังกฤษ 2022, 629-643 (2022)
<https://doi.org/10.1049/tje2.12146>

