

การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะสั้นของระบบจำหน่าย 22 kV สถานีไฟฟ้าบ้านนาทอน แขวงสาละวัน สาธารณรัฐประชาธิปไตยประชาชนลาว

Short-term load Forecasting Using Artificial Neural Network for Ban-Nathone Substation, Salavane Province, Lao PDR

ลำเงิน สุนาพัน* ดนุ วิโรจน์อุไรเรือง

Lamngeun Sounaphan*, Danu Wiroteurairuang

สาขาวิชาเทคโนโลยีวิศวกรรม คณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏอุบลราชธานี

Department of Engineering Technology, Faculty of Industrial Technology, Ubonratchathani University

*Corresponding Author: lamngeun-snp@hotmail.com

Received: 25 April 2017; Revised: 31 July 2017; Accepted: 1 August 2017; Available online: 1 December 2017

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้เป็นการนำเสนอการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะสั้นของระบบจำหน่าย 22 kV สถานีไฟฟ้าบ้านนาทอน แขวงสาละวัน สาธารณรัฐประชาธิปไตยประชาชนลาว โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks, ANNs) ชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (Back-Propagation Learning Algorithm) แบบมีผู้ฝึกสอน (Supervised Learning) โดยมีแบบจำลองที่มีหนึ่งชั้นซ่อน และสองชั้นซ่อน และใช้ความสัมพันธ์ระหว่างความต้องการไฟฟ้าสูงสุด กับอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุด ฤดูกาล และประเภทของวันมาร่วมทำการวิเคราะห์ โดยผลการพยากรณ์ เป็นที่ยอมรับได้ โดยพบว่าประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีหนึ่งชั้นซ่อนให้ผลการทดสอบโดยมีค่าผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ (MAPE) เท่ากับ 2.82% ดีกว่าแบบสองชั้นซ่อนที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนทั้งสองเป็นจำนวนเท่ากันและไม่เท่ากัน พบว่าค่าผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ (MAPE) เท่ากับ 3.05% และ 3.06% ตามลำดับ ซึ่งในการศึกษานี้ได้ใช้ข้อมูลความต้องการไฟฟ้าสูงสุดในแต่ละวันในปี พ.ศ.2557 จากสายป้อนที่จ่ายไฟภายในนิคมอุตสาหกรรม (JV06:สาละวัน 2) และสภาพอากาศในปี พ.ศ. 2557 ได้แก่ อุณหภูมิสูงสุด ความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย ปริมาณน้ำฝน และช่วงเวลา เพื่อพิจารณาว่าจะมีความเกี่ยวข้องกันกับความต้องการไฟฟ้ามากน้อยเพียงใด ปัจจัยทั้งหมดถูกนำมาวิเคราะห์โดยใช้การเขียนกราฟแผนภาพการกระจาย (Scatter Diagram) และหาความสัมพันธ์ผ่านสมการถดถอยเชิงเส้นตรง (Linear Regression: R^2).

คำสำคัญ: การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะสั้น; โครงข่ายประสาทเทียม; การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ; สัมประสิทธิ์แสดงการตัดสินใจ

Abstract

This research presented short-term load forecasting for Ban-Nathone substation ,Salavane province , Lao PDR by using Artificial Neural Network (ANN) consisted of 1 and 2 hidden layer model with back propagation supervised learning algorithm based on the analysis of associates among daily peak load, highest-lowest temperature, weather, and characteristics of calendar days. The forecasting result was acceptable for the ANN with 1 hidden

©2017 Sakon Nakhon Rajabhat University reserved

layer for it could obtain the mean absolute percentage error (MAPE) of 2.82%, which was more accurate than that of 2 hidden layers using the same and different numbers of neural with mean absolute percentage error of 3.05%, and 3.06%, respectively. This research used the daily peak load data in 2014 from the industrial area (JV06: feeder Salavane2), and the weather information in 2014 consisted of the highest temperature, average humidity, rainfall intensity, and the considered time interval for load demand determination. These factors had been analyzed using scatter diagram and linear regression equation (Linear Regression: R^2).

Keywords: short-term load forecast; artificial neural networks; back-propagation learning; coefficient of decision

1. บทนำ

ปัจจุบันพลังงานไฟฟ้าจำเป็นในการดำรงชีวิตประจำวันและเป็นปัจจัยพื้นฐานที่สำคัญในการขับเคลื่อนเศรษฐกิจในสาธารณรัฐประชาธิปไตยประชาชนลาว จากแนวโน้มของเศรษฐกิจที่กำลังมีการขยายตัวสูงขึ้นการจัดหาพลังงานไฟฟ้าให้เพียงพอต่อความต้องการไฟฟ้านั้นจึงเป็นสิ่งจำเป็นต้องมีการวางแผนในการขยายกำลังการผลิต (Generation) ระบบสายส่ง (Transmission Line) และระบบจำหน่าย (Distribution) ให้เพียงพอกับความต้องการใช้ไฟฟ้าในอนาคตดังนั้นการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำจึงมีความสำคัญอย่างมากต่อความมั่นคงด้านพลังงานไฟฟ้าของประเทศ [1]

ปัจจุบันได้มีการแยกประเภทของการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าตามระยะเวลาที่พยากรณ์ไฟฟ้าอยู่ 4 ระยะคือ 1) การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะสั้นมาก (Very Short-Term Load Forecasting; VSTLF) เป็นการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในช่วงเวลาสั้นมาก เช่น รายนาที่ รายครึ่งชั่วโมง เป็นต้น การพยากรณ์ในลักษณะนี้มีจุดประสงค์เพื่อควบคุมให้การวางแผนการใช้เชื้อเพลิงในการผลิต การซื้อ-ขาย ให้ประหยัด คุ่มค่า และระบบต้องมีความมั่นคงมากที่สุด หรือใช้กำหนดราคาค่าไฟฟ้า 2) การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะสั้น (Short-Term Load Forecasting; STLF) เป็นการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในช่วงเวลาสั้น เช่น รายชั่วโมง รายวัน รายสัปดาห์ เป็นต้น การพยากรณ์ในลักษณะนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อวางแผนการใช้เชื้อเพลิงในการผลิตไฟฟ้าให้มีประสิทธิภาพ จัดตารางในการบำรุงรักษาโรงไฟฟ้า และควบคุมการผลิตระบบกำลังไฟฟ้าสำรอง 3) การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะกลาง (Medium-Term Load Forecasting; MTLF) เป็นการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในช่วงเวลาปานกลาง เช่น รายเดือน รายปี เป็นต้น การพยากรณ์ในลักษณะนี้มีจุดประสงค์เพื่อ วางแผนการผลิตไฟฟ้าให้เพียงพอ กับกลุ่มผู้ใช้ไฟฟ้าประเภทต่างๆ ขยายระบบผลิต และระบบส่ง 4) การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะยาว (Long-Term Load Forecasting; LTLF) เป็นการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในระยะยาว เช่น 15-20 ปีล่วงหน้า เพื่อวางแผนการขยายกำลังผลิต สร้างโรงไฟฟ้า หรือจัดหากำลังไฟฟ้าให้เพียงพอกับความต้องการของผู้ใช้ไฟฟ้าในอนาคต [2] ซึ่งในงานวิจัยนี้เป็นแบบระยะสั้นโดยใช้ข้อมูลความต้องการไฟฟ้าสูงสุดในแต่ละวันในปี พ.ศ.2557 ของสายป้อนที่จ่ายไฟภายในนิคมอุตสาหกรรม (JV06:สาละวัน 2) และใช้ข้อมูลสภาพอากาศในปี พ.ศ.2557 เช่นอุณหภูมิสูงสุด ความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย ปริมาณน้ำฝน เพื่อพิจารณาว่าจะมีความเกี่ยวพันกันกับความต้องการไฟฟ้ามากน้อยเพียงใด แล้วจึงนำเอาไปเป็นข้อมูลที่ใช้เข้าในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ต่อไป การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้ายังมีหลายวิธี เช่น การใช้เทคนิคเชิงสถิติเช่น วิธีการถดถอยพหุคูณ (Multiple Regression) [3] , วิธีเอกโพเนนเชียลสมูตติง (Exponential Smoothing) [4], วิธีอนุกรมเวลา (Time Series) [5] เป็นต้น ซึ่งวิธีการต่างๆที่กล่าวมาเป็นการหาคำตอบในช่วงข้อมูล ในเวลานั้นๆไม่มีการจดจำและเรียนรู้และต้องใช้สมการทางคณิตศาสตร์จำนวนมากในการวิเคราะห์ ดังนั้นในงานวิจัยนี้ จึงได้มีการนำโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) [6 – 8] ซึ่งเป็นเทคนิคที่มีความสามารถในการเรียนรู้ฟังก์ชันต่อเนื่องแบบไม่เป็นเชิงเส้นหลายชนิดได้อย่างแม่นยำภายในขอบเขตที่เรียนรู้ โดยแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้จะเป็น ชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (Back-Propagation Learning Algorithm) แบบมีผู้ฝึกสอน (Supervised Learning) และใช้ความสัมพันธ์ระหว่างความต้องการไฟฟ้าสูงสุด กับอุณหภูมิสูงสุด – ต่ำสุด ฤดูกาล ประเภทของวัน มาร่วมทำการวิเคราะห์

2. วิธีดำเนินการวิจัย

หาความสัมพันธ์ด้วยสมการถดถอยเชิงเส้น

ในบทความนี้ผู้วิจัยได้มีการนำข้อมูลจากแหล่งต่างๆที่ได้ระบุไว้ เพื่อนำไปวิเคราะห์โดยใช้แผนภาพการกระจาย และหาความสัมพันธ์ผ่านสมการถดถอยเชิงเส้นตรงอย่างง่ายดังสมการ (1)

$$Y = ax + b \quad (1)$$

การวิเคราะห์ความสัมพันธ์นี้เป็นการศึกษาถึงสภาพอากาศว่าจะมีความเกี่ยวข้องกับความต้องการไฟฟ้ามากน้อยเพียงใด เมื่อวิเคราะห์ปัจจัยทางสภาพอากาศแล้วปรากฏว่ามีผลต่อความต้องการไฟฟ้า ก็จะนำสภาพอากาศนั้นมาเป็นข้อมูลอินพุตในการพยากรณ์ ซึ่งสภาพอากาศที่จะนำมาวิเคราะห์ได้แก่ข้อมูลต่อไปนี้ [9]

อุณหภูมิสูงสุด (°C) กับความต้องการไฟฟ้า (MW)

ความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย (%) กับความต้องการไฟฟ้า (MW)

ปริมาณน้ำฝน(mm) กับความต้องการไฟฟ้า (MW)

สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ย้อนกลับ (Feedforward Back Propagation Neural Network) จะประกอบไปด้วยจำนวนนิวรอนที่เรียงต่อกันเป็นชั้นๆได้แก่ ชั้นอินพุต (Input Layer) ชั้นเอาต์พุต (Output Layer) และชั้นซ่อน (Hidden Layer) ซึ่งอยู่ระหว่างชั้นอินพุต และ เอาต์พุต ทุกๆนิวรอนในชั้นอินพุตจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆนิวรอนในชั้นซ่อนแรก และทุกๆนิวรอนในชั้นซ่อนแรกจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆนิวรอนในชั้นถัดไป จนในที่สุดทุกๆนิวรอนในชั้นซ่อนสุดท้ายจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆนิวรอนในชั้นเอาต์พุตดังภาพที่ 1 โดยในแต่ละชั้นจะมีการเชื่อมต่อระหว่างนิวรอนด้วยตัวเชื่อมที่สามารถปรับเปลี่ยนได้ ซึ่งเรียกว่า ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าตัวทไบแอส (Bias) นอกจากนี้ยังมีทรานเฟอร์ฟังก์ชัน (Transfer Function) ช่วยในการคำนวณหาค่าที่เหมาะสม ภาพที่ 1แสดงโครงข่ายประสาทเทียมที่มี สองชั้นซ่อนโดยมี $p_1, p_2, p_3, \dots, p_R$ เป็นอินพุตของโครงข่าย, a^1 เป็นเอาต์พุตของชั้นที่ 1 ซึ่งก็เป็นอินพุตของชั้นที่ 2 ด้วยและ a^2 เป็นเอาต์พุตของชั้นที่ 2 ซึ่งก็เป็นอินพุตของชั้นข้อมูลเอาต์พุตด้วย และ a^3 เป็นเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม โดยมี f_1, f_2 และ f_3 เป็นทรานเฟอร์ฟังก์ชัน ซึ่งค่า a^1, a^2 และ a^3 จะสามารถหาได้จากสมการต่อไปนี้

$$a^1 = f_1(p * W_1 + b^1) \quad (2)$$

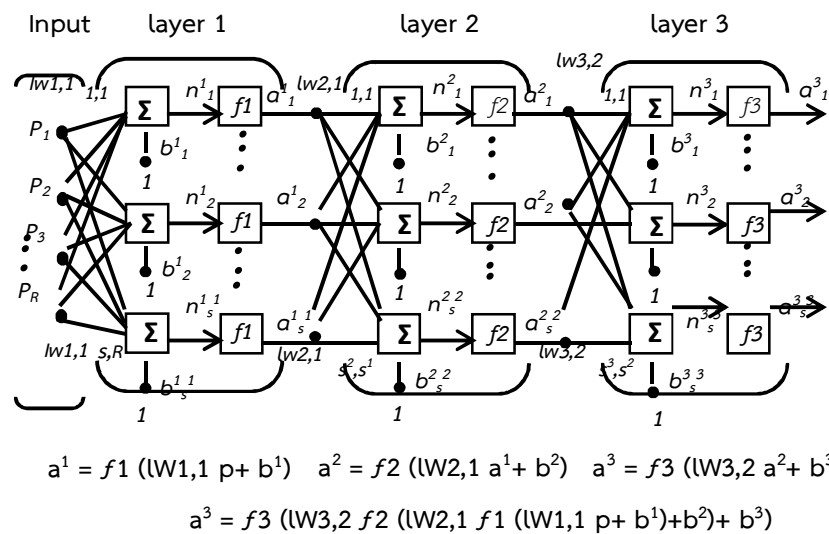
$$a^2 = f_2(a^1 * W_2 + b^2) \quad (3)$$

$$a^3 = f_3(a^2 * W_3 + b^3) \quad (4)$$

โดยที่ W_1, W_2, W_3 คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นข้อมูลด้านอินพุต และชั้นซ่อนแต่ละชั้นจนถึงชั้นเอาต์พุต

b^1, b^2, b^3 คือ ค่าไบแอส (Bias) ในชั้นซ่อนที่ 1, 2 และชั้นเอาต์พุต

ถ้าโครงข่ายประสาทเทียมมีจำนวนชั้นซ่อนเพียงชั้นเดียวหมายความว่า จะมีชั้นอินพุต ชั้นซ่อน และชั้นเอาต์พุตเท่านั้น



ภาพที่ 1 โครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 ชั้นซ่อนแบบหลายอินพุต

ในการศึกษานี้จะใช้ซอฟต์แวร์ Matlab ซึ่งมีคำสั่งในการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมและกำหนดองค์ประกอบที่ใช้ในกระบวนการสอนและการเรียนรู้ของโครงข่าย โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการทดลองครั้งนี้เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งชั้นและสองชั้นซ่อนที่มีการทำงานแบบฟีดฟอร์เวิร์ด (Feed-Forward Neural network) และใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบไปโလာซิกมอยด์ (Tansig) ในส่วนของการสอนจะใช้รูปแบบป้อนไปข้างหน้าที่มีการเรียนรู้แพร่กลับความผิดพลาดแบบ gradient descent และมีการปรับอัตราการเรียนรู้แบบ (traingda) ทั้งนี้ได้มีการทำให้การเรียนรู้ไว้อย่างขึ้นโดยอาศัยค่าโมเมนตัมและกำหนดการเรียนรู้แบบ learmgdm

การหาประสิทธิภาพของเครือข่ายประสาทเทียมจะเป็นการหาค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดสัมบูรณ์ที่น้อยที่สุด (Mean Absolute Percentage Error) ซึ่งหาได้จากสมการต่อไปนี้ (5)

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\left| \frac{P_{ANN} - P_{real}}{P_{real}} \right| \right) \times 100\% \quad (5)$$

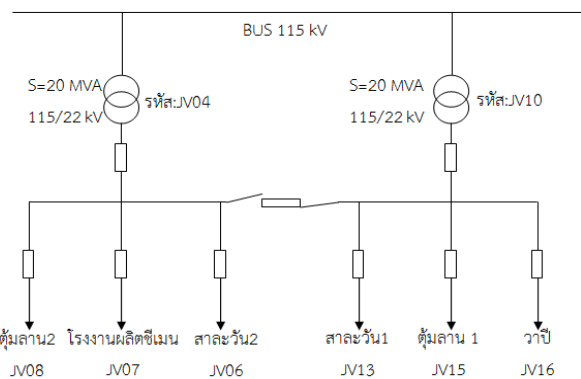
โดยที่ P_{ANN} คือ กำลังไฟฟ้าสูงสุดได้จากโครงข่ายประสาทเทียม (MW)

P_{real} คือ กำลังไฟฟ้าสูงสุดจากข้อมูลจริง (MW)

N คือ จำนวนข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ

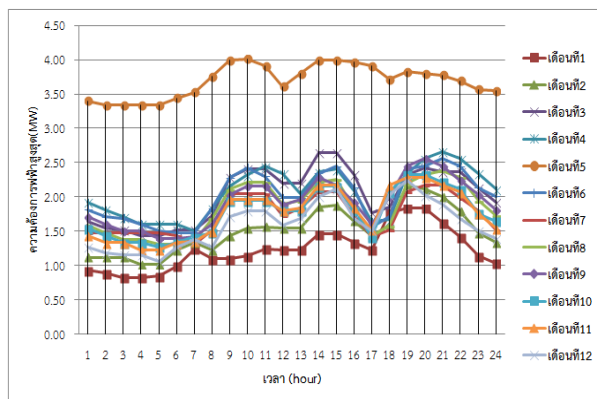
ปัจจัยที่มีผลต่อการพยากรณ์

ในการศึกษาเลือกกลุ่มข้อมูลความต้องการไฟฟ้าจากสถานีไฟฟ้า บ้านนาท่อน แขวงสาละวัน สาธารณรัฐประชาธิปไตยประชาชนลาว พบว่ามีการจ่ายไฟให้ระบบจำหน่าย 6 สายป้อน ผ่านหม้อแปลงไฟฟ้าขนาด 20 MW 115/22kV จำนวน 2 เครื่อง ปัจจุบันมีการจ่ายไฟทั้งหมด 5 สายป้อน ทั้งนี้มีอีก 1 สายป้อนที่ยังอยู่ในระหว่างการดำเนินการติดตั้งดังภาพที่ 2

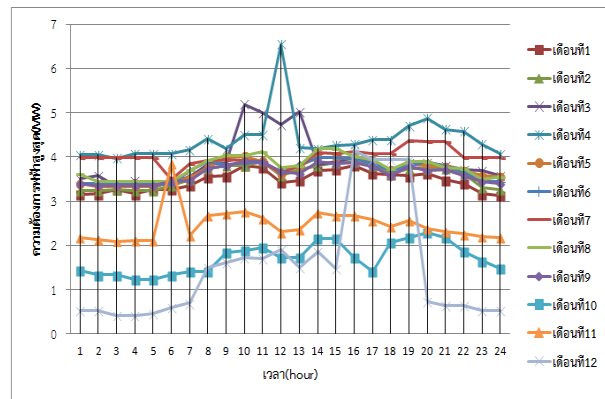


ภาพที่ 2 แสดงวงจร Single Line Diagram การจ่ายไฟฟ้าสถานบ้านนาทอน แขวงสาละวัน

ในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยได้นำข้อมูลจากแหล่งต่างๆที่ได้รับไว้เพื่อนำไปวิเคราะห์ด้วย Microsoft Excel จากนั้นจึงนำข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้าในแต่ละเดือน มาสร้างกราฟเพื่อหารูปแบบของการใช้ไฟฟ้าของแหล่งจ่ายไฟทั้งสองสายป้อน ดังแสดงในภาพที่ 3 และ 4



ภาพที่ 3 กราฟความต้องการไฟฟ้าของเทศบาลเมือง
รหัสสายป้อน JV:13 สาละวัน 1



ภาพที่ 4 กราฟความต้องการไฟฟ้าย่านอุตสาหกรรม
รหัสสายป้อน JV:06 สาละวัน 2

จากภาพที่ 3 จะเห็นได้ว่าค่าความต้องการไฟฟ้ามีรูปแบบ (Pattern) ในแต่ละช่วงเวลาของเดือน ที่ใกล้เคียงกัน ต่างกันที่ขนาดของความต้องการไฟฟ้า (MW) การใช้ไฟฟ้าจะสูงขึ้นในช่วงเวลา 8:00 น. ถึง 12:00 น. และ 13:00 น. ถึง 17:00 น. โดยเป็นเวลาทำงานของโหลดประเภทเครื่องปรับอากาศ คอมพิวเตอร์ ฯลฯ และจะสูงขึ้นอีกครั้งในช่วงเวลา 18:00 น. ถึง 21:00 น. ซึ่งเป็นการใช้ไฟฟ้าที่เกี่ยวข้องกับที่อยู่อาศัย เช่น ทีวี แสงสว่าง และ โหลดประเภทอื่น ๆ

จากภาพที่ 4 จะเห็นได้ว่าค่าความต้องการไฟฟ้ามีรูปแบบ ในแต่ละช่วงเวลาของเดือน จะมีความใกล้เคียงกันแต่มีบางเดือนการใช้ไฟฟ้าจะมีค่าที่สูงและต่ำผิดปกติ เนื่องจากความต้องการในการผลิตของโรงงานต้องสอดคล้องกับการใช้ไฟฟ้า ซึ่งจะสูงขึ้นในช่วงเวลา 8:00 น. ถึง 12:00 น. และ 13:00 น. ถึง 17:00 น. โดยเป็นช่วงเวลาการทำงานของคนส่วนใหญ่ และจะสูงขึ้นอีกครั้งในช่วงเวลา 18:00 น. ถึง 21:00 น. แต่ค่าความต้องการไฟฟ้าจะต่ำกว่าในช่วงเวลาการทำงานของคนส่วนใหญ่เพราะการใช้ไฟฟ้าส่วนมากจะมาจากโรงงานอุตสาหกรรม

3. การเตรียมข้อมูลโหลดและปัจจัยที่เกี่ยวข้อง

จากที่กล่าวมาแล้วข้อมูลที่จะนำมาใช้ในการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในอนาคตได้แก่ โหลดในอดีตและอุณหภูมิ แต่เนื่องจากการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าจะแยกเป็นฤดูกาลและประเภทของวันตามรูปแบบการใช้ไฟฟ้าที่หาไว้แล้ว ดังนั้นข้อมูลที่จะใช้เป็นอินพุตสำหรับโครงข่ายประสาทจะประกอบไปด้วยค่าที่เป็นจำนวนจริงและเลขไบนารี (Binary) ขนาดสามบิต ส่วนอินพุตของโครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบไปด้วยนิรอนอินพุตจำนวน 14 นิรอน โดยแต่ละนิรอนจะใช้สัญญาณอินพุตต่างๆ สำหรับข้อมูลอินพุตที่จะใช้ในการสอน ที่มาจากการเลือกข้อมูลอุณหภูมิและโหลดสูงสุดในอดีตทั้งหมด 42 วันหรือรูปแบบ คือ

ฤดูร้อนเริ่มจากวันที่ 1 – 14 เดือนมีนาคม 2557

ฤดูฝนเริ่มจากวันที่ 1 – 14 เดือนกรกฎาคม 2557

ฤดูหนาวเริ่มจากวันที่ 1 – 14 เดือนกุมภาพันธ์ 2557

นอกจากนี้ ในกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับความผิดพลาดจะต้องมีค่าเอาต์พุตเป้าหมาย (Target Output) เพื่อใช้เป็นค่าอ้างอิงสำหรับเอาต์พุตที่ได้จากการสอนและการเรียนรู้แต่ละครั้ง และข้อมูลที่ต้องการคือ ค่าโหลดสูงสุดของวันที่จะพยากรณ์ ดังนั้นเอาต์พุตจึงมีหนึ่งนิรอนและมีจำนวนรูปแบบเท่ากับรูปแบบของอินพุต คือ 42 รูปแบบ

ตารางที่ 1 แสดงข้อมูลที่จะนำไปเป็นอินพุตของโครงข่ายประสาทเทียม

ลำดับ	รายการ	
1	โหลดสูงสุดของวันที่จะพยากรณ์	จำนวนจริงทศนิยมหนึ่งตำแหน่ง
2	อุณหภูมิสูงสุดและต่ำสุดของวันที่จะพยากรณ์	จำนวนจริงทศนิยมหนึ่งตำแหน่ง
3	อุณหภูมิสูงสุดและต่ำสุดของวันที่จะพยากรณ์	จำนวนจริงทศนิยมหนึ่งตำแหน่ง
4	ดัชนีแสดงฤดูกาลแบ่งเป็นสามฤดู	เลขไบนารีสามบิต
-	ฤดูร้อน	001
-	ฤดูฝน	100
-	ฤดูหนาว	010
5	ดัชนีแสดงประเภทวัน	เลขไบนารีสามบิต
-	วันทำงาน	100
-	วันหยุดประจำสัปดาห์	010
-	วันหยุดพิเศษ	001
6	ดัชนีแสดงวัน	เลขไบนารีสามบิต
-	วันจันทร์	001
-	วันอังคาร	010
-	วันพุธ	011
-	วันพฤหัสบดี	100
-	วันศุกร์	101
-	วันเสาร์	110
-	วันอาทิตย์	111

ตารางที่ 2 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมที่นำมาใช้ในการศึกษาแบบ 1 ชั้นซ่อน

แบบที่	จำนวนหน่วยนิวรอนในชั้นซ่อน	โมเมนตัม
1	2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12	0
2	2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12	0.20
3	2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12	0.40
4	2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12	0.60
5	2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12	0.80

ตารางที่ 3 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมที่นำมาใช้ในการศึกษาแบบ 2 ชั้นซ่อนที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 เท่ากัน

แบบที่	จำนวนนิวรอน ในชั้นซ่อนที่1	จำนวนนิวรอน ในชั้นซ่อนที่2	โมเมนตัม
1	4	4	0 และ 0.60
2	6	6	0 และ 0.60
3	8	8	0 และ 0.60
4	10	10	0 และ 0.60
5	12	12	0 และ 0.60

ตารางที่ 4 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมที่นำมาใช้ในการศึกษาแบบ 2 ชั้นซ่อนที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 ไม่เท่ากัน

แบบที่	จำนวนนิวรอน ในชั้นซ่อนที่1	จำนวนนิวรอน ในชั้นซ่อนที่2	โมเมนตัม
1	4	6,8,10,12	0 และ 0.60
2	6	4,8,10,12	0 และ 0.60
3	8	4,6,10,12	0 และ 0.60
4	10	4,6,8,12	0 และ 0.60
5	12	4,6,8,10	0 และ 0.60

ข้อมูลที่ใช้ในการสอนเป็นค่าความต้องการไฟฟ้าในอดีต 42 วัน คือ ฤดูร้อนเริ่มจากวันที่ 1 – 14 เดือนมีนาคม ฤดูฝนเริ่มจากวันที่ 1 – 14 เดือนกรกฎาคม และฤดูหนาวเริ่มจากวันที่ 1 – 14 เดือนกุมภาพันธ์ 2557

จากนั้นจะทำการทดสอบสมรรถนะของโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการสอนด้วยข้อมูลของโหลด ฤดูกาล อุณหภูมิ และประเภทของวัน ในระหว่างวันที่ 1 – 21 เดือนพฤษภาคม 2557

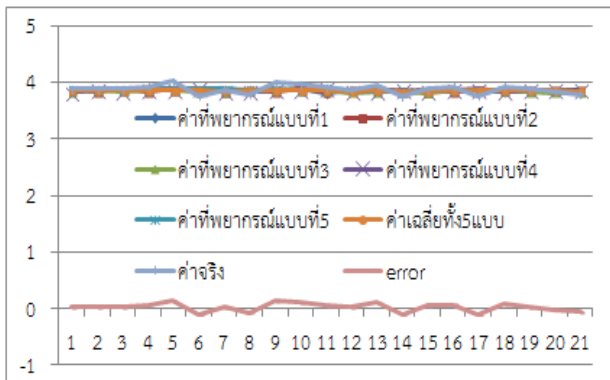
4. ผลการทดลอง

การทดลองแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนชั้นซ่อน 1 ชั้น มีการเปลี่ยนค่าโมเมนตัม 5 ค่าคือ 0.80, 0.60, 0.40, 0.20 และ 0 ซึ่งแต่ละค่าของโมเมนตัมจะเปลี่ยนจำนวนนิวรอนตั้งแต่ 2 – 12 นิวรอน ดังตารางที่ 2 ผลที่ได้จากการทดสอบในชุดข้อมูลทดสอบโดยการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดสัมบูรณ์ หรือ MAPE จะได้ค่าโมเมนตัมที่เหมาะสม คือ 0.80 ซึ่งมีค่าเปอร์เซ็นต์

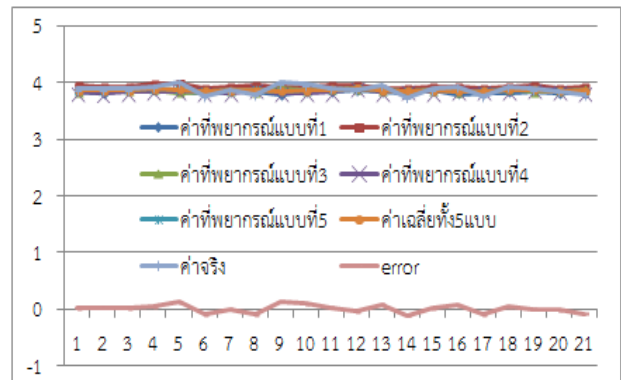
เฉลี่ยน้อยสุดเป็น 2.76% และจำนวนนิรอนในชั้นซ้อนที่เหมาะสม คือ 11 นิรอน โดยมีค่าเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยของ MAPE ทั้ง 5 แบบเท่ากับ 2.82% ดังภาพที่ 5

ส่วนแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 ชั้นซ้อนจะแบ่งเป็นสองกรณีศึกษา คือ กรณีศึกษาที่ 1 จะให้จำนวนนิรอนในชั้นซ้อนที่ 1 และ 2 เท่ากันดังตารางที่ 3 จากการทดสอบพบว่า ค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดสัมบูรณ์ที่โมเมนตัม 0 และ 0.60 ในทั้ง 5 รูปแบบเท่ากับ 2.75% และ 3.35% ตามลำดับ ซึ่งค่าเฉลี่ยของ MAPE จากค่าโมเมนตัมทั้งสองมีค่าเท่ากับ 3.05% ดังภาพที่ 6 ส่วนกรณีศึกษาที่ 2 จะให้จำนวนนิรอนในชั้นซ้อนที่ 1 และ 2 ไม่เท่ากันดังตารางที่ 4 จากการทดสอบพบว่า การกำหนดค่าโมเมนตัมที่ 0 และ 0.60 กับรูปแบบทั้ง 5 จะได้ค่า MAPE เท่ากับ 2.94% และ 3.17% ตามลำดับ ซึ่งค่า MAPE เฉลี่ยของทั้งสองโมเมนตัมเท่ากับ 3.06 % ดังภาพที่ 7

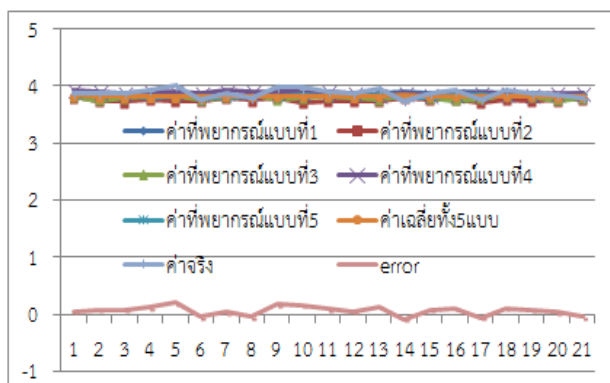
จากผลการการวิเคราะห์หาสัมประสิทธิ์แสดงการตัดสินใจ ความต้องการไฟฟ้ากับอุณหภูมิสูงสุด ความชื้นสัมพัทธ์ และปริมาณน้ำฝน จะมีค่าสัมประสิทธิ์แสดงการตัดสินใจ $R^2 = 0.0412, 0.007$ และ 0.0038 ตามลำดับ เมื่อพิจารณาค่าสัมประสิทธิ์แสดงการตัดสินใจเห็นว่า มีค่าค่อนข้างน้อย อย่างไรก็ตามเมื่อพิจารณาจากกราฟความต้องการไฟฟ้าใน ช่วงเวลาแต่ละชั่วโมงจะเห็นว่ามีความเกี่ยวข้องกันอย่างน้อย ในระดับหนึ่ง โดยจะชี้ให้เห็นถึงพฤติกรรมของการใช้ไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้า ดังภาพที่ 3 และ 4



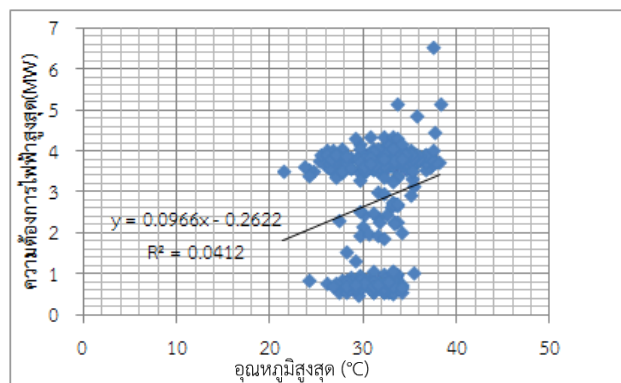
ภาพที่ 5 แสดงผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียม ที่นำมาใช้ในการศึกษา แบบ 1 ชั้นซ้อน



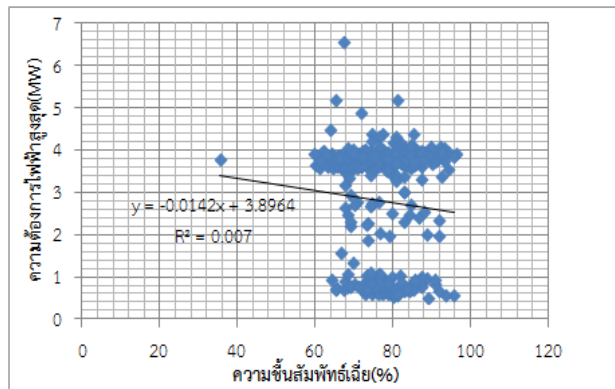
ภาพที่ 6 แสดงผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมที่นำมาใช้ ในการศึกษา แบบ 2 ชั้นซ้อนที่มีจำนวนนิรอนในชั้น ซ้อนที่ 1 และ 2 เท่ากัน



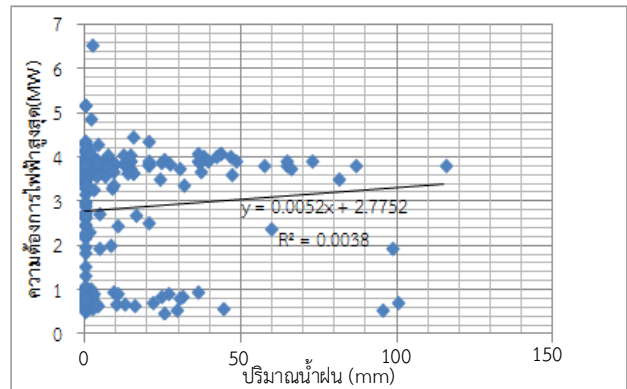
ภาพที่ 7 แสดงผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมที่นำมาใช้ ใน การศึกษา แบบ 2 ชั้นซ้อนที่มีจำนวนนิรอนในชั้นซ้อนที่ 1 และ 2 ไม่เท่ากัน



ภาพที่ 8 ผลการการวิเคราะห์หาสัมประสิทธิ์แสดงการตัดสินใจ ระหว่างโหลดสูงสุดกับอุณหภูมิสูงสุดมีค่า $R^2 = 0.0412$



ภาพที่ 9 ผลการการวิเคราะห์หาสัมประสิทธิ์แสดงการตัดสินใจระหว่างโหลดสูงสุดกับความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ยมีค่า $R^2 = 0.007$



ภาพที่ 10 ผลการการวิเคราะห์หาสัมประสิทธิ์แสดงการตัดสินใจระหว่างโหลดสูงสุดกับปริมาณน้ำฝนมีค่า $R^2 = 0.0038$

5. อภิปรายผล

จากผลการทดลองที่ได้เปรียบเทียบโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 1 ชั้นซ่อน และแบบ 2 ชั้นซ่อนพบว่าจำนวนชั้นซ่อนที่มีจำนวนมากไม่ได้ทำให้ความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ MAPE ดีขึ้นอาจจะเป็นผลมาจากการสุ่มค่าน้ำหนักและค่าไบแอส นอกจากนี้สามารถจำแนกปัจจัยที่มีผลกระทบต่อการพยากรณ์จากกราฟ และค่า R^2 ได้ดังนี้

ลักษณะของโหลด พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมจะทำงานโดยอาศัยความสัมพันธ์ของข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต ดังนั้นการเปลี่ยนแปลงข้อมูลโหลดโครงข่ายประสาทเทียมก็มีแนวโน้มเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกับการเปลี่ยนแปลงข้อมูลการใช้โหลด

เวลา ถือว่าเป็นปัจจัยที่สำคัญอีกปัจจัยหนึ่ง เนื่องจากการใช้ไฟฟ้าแต่ละวันมีความแตกต่างกันไปตามช่วงเวลา ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีรูปแบบของอินพุตที่แสดงถึงเวลา จะทำให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้ถึงสภาพการใช้ไฟฟ้าได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ในแง่ของอุณหภูมิ พบว่ามีนัยสำคัญพอที่จะแสดงว่ามีอิทธิพลกว่าปัจจัยอื่นเช่นความชื้นสัมพัทธ์ และปริมาณน้ำฝนซึ่งแสดงด้วยค่า R^2 ที่ค่ามากกว่า และเป็นปัจจัยที่สำคัญที่ส่งผลกระทบต่ออัตราการใช้กำลังไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้า รูปแบบลักษณะของการใช้พลังงานไฟฟ้าของระบบจำหน่ายจะขึ้นอยู่กับสภาพอากาศ ขณะที่อัตราการพลังงานไฟฟ้าที่เพิ่มขึ้นหรือลดลงจะขึ้นอยู่กับจำนวนผู้ใช้ไฟฟ้าที่เชื่อมต่ออยู่กับระบบ

วันและประเภทของวันเป็นสิ่งที่บ่งบอกถึง ปริมาณการใช้กำลังไฟฟ้าว่ามีความน้อยเพียงใดและประเภทผู้ใช้ไฟฟ้าเป็นประเภทใดบ้าง

6. กิตติกรรมประกาศ

ผู้วิจัยขอขอบพระคุณ ผศ.ดร.คมสันต์ ดาโรจน์ ที่มีส่วนช่วยในการให้คำแนะนำเพิ่มเติมอันมีค่า ตลอดจนขอขอบพระคุณห้องการคุ้มครองระบบส่งไฟฟ้าภาคใต้ วิศวกรรมไฟฟ้าลาว สถานีไฟฟ้าบ้านนาทอนและ ชาญอุตุนิยมวิทยาแผนกทรัพยากรและสิ่งแวดล้อมแขวงสาละวัน ซึ่งให้ความอนุเคราะห์ข้อมูลเพื่อดำเนินการวิจัยในครั้งนี้

7. References

- [1] S. Phenglao, Short Term Load Forecasting Using Neural Network and Particle Swarm Optimization, Master of Engineering, King Mongkut's University of Technology North Bangkok, Bangkok, 2009.
- [2] K. Saenpong, The Short-Term Load Forecasting for Ban-Phai Distribution using Artificial Neural Network, Master of Engineering, Mahasarakham University, Mahasarakham, 2012.

- [3] J.P. Rothe, A.K. Wadhwani, S. Wadhwani, Short Term Load Forecasting Using Multi Parameter Regression, IJCSIS. 6 (2009) 303 – 306
- [4] J.W. Taylor, Short-Term Load Forecasting with Exponentially Weighted Methods, IEEE Trans. on power system. 27 (2012) 458 – 464.
- [5] C. Nataraja, M.B. Gorawar, G.N. Shilpa, J.S. Harsha, Short Term Load Forecasting Using Time Series Analysis: A Case Study for Karnataka, IJESIT. 1 (2012) 45 – 53.
- [6] A. Baliyana, K. Gauravb, S.K. Mishrac, A Review of Short Term Load Forecasting using Artificial Neural Network Models, International Conference on Intelligent Computing, Communication & Convergence (ICCC-2015), Bhubaneswar, Odisha, India. 27 – 28 December 2014, 121 – 125.
- [7] M. Buhari, S.S. Adamu, Short-Term Load Forecasting Using Artificial Neural Network, International Multi Conference of engineering and computer scientist 2012 Vol I, IMECS 2012, HongKong. 14 – 16 March 2012, 83 – 88.
- [8] V. Sackdara, Electricity Demand Forecasting of Electricite Du Lao Using Artificial Neural Network, Master of Engineering (Electrical Engineering), Chiang Mai University, Chiang Mai, 2010.
- [9] M.U. Fahad, N. Arbab, Factor Affecting Short Term Load Forecasting, JOCET. 2(4) (2014) 305 – 309.