

การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ ในระบบไฟฟ้ากำลัง

Application of Artificial Neural Networks and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems in The Electrical Power System

ศุภเสกข์ เกตุรักษา¹ และประภาพร กุลลิมรัตน์ชัย²

Sooppasek Katruksa¹ and Prapaporn Kullimratchai²

¹คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยอีสเทิร์นเอเซีย

¹School of Engineering, Eastern Asia University

²คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยอีสเทิร์นเอเซีย

²School of Information Technology, Eastern Asia University

Received: October 9, 2023

Revised: November 22, 2023

Accepted: November 29, 2023

บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้สำหรับระบบไฟฟ้ากำลัง ซึ่งมีความสำคัญในการทำงานวิจัยด้านไฟฟ้ากำลัง เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพและทดสอบความเที่ยงตรงของโปรแกรมและฮาร์ดแวร์ในระบบไฟฟ้ากำลัง ซึ่งผลที่ได้สามารถนำไปใช้ในการวิเคราะห์ความถูกต้องและใช้ประโยชน์ในทางพาณิชย์ได้ต่อไป โดยในบทความนี้จะนำเสนอตัวอย่างการประยุกต์ใช้ 4 ตัวอย่าง โดยที่ตัวอย่างแรก คือ การประเมินเสถียรภาพชั่วคราว ด้วยระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ ซึ่งพยากรณ์ค่าเวลาตัดกระแสวิกฤติ โดยระบบนี้จะคำนึงถึงพารามิเตอร์ที่สำคัญต่าง ๆ ของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าเชิงโรตัส รวมถึงระบบควบคุมกังหัน เชื้อเพลิงและความถี่ ระบบควบคุมแรงดันอัตโนมัติ และคุณลักษณะเฉพาะของโหลด โดยผลการทดสอบมีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองเท่ากับ 0.041 ตัวอย่างที่สอง คือ การคำนวณดัชนีความน่าเชื่อถือของระบบการผลิตไฟฟ้าด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้โดยเรียนรู้ความสัมพันธ์ของกำลังการผลิตไฟฟ้าที่ติดตั้ง พยากรณ์ดัชนีการไม่สามารถจ่ายพลังงานตามที่คาดไว้ โดยประสิทธิภาพมีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ของผลทดสอบเท่ากับ 3.5219% และ 4.0133% ตามลำดับ สำหรับตัวอย่างที่สามก็คือ การประเมินคุณภาพระบบไฟฟ้ากำลัง โดยนำความเชื่อถือได้ทางไฟฟ้าและคุณภาพไฟฟ้าของระบบจำหน่ายมาวิเคราะห์ร่วมกัน ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ โดยกำหนดให้ดัชนีความเชื่อถือได้ทางไฟฟ้าเป็นอินพุต และดัชนีคุณภาพไฟฟ้าเป็นเอาต์พุตของระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ ซึ่งดัชนีคุณภาพไฟฟ้าที่เลือกใช้คือ SARFI70 SARFI90 และ SARFI110 ซึ่งเป็นจำนวนครั้งที่เฉลี่ยที่เกิดแรงดันไฟฟ้าตก และแรงดันไฟฟ้าเกินตามลำดับเพื่อใช้สำหรับประเมินคุณภาพระบบไฟฟ้ากำลัง ผลการทดลองสามารถวัดความแม่นยำด้วยค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองมีค่าเท่ากับ 0.0202 และ 0.0038 ตามลำดับ และตัวอย่างสุดท้ายก็จะเป็นการพยากรณ์โหลดระยะกลางโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ การพยากรณ์ล่วงหน้าหนึ่งเดือนด้วยข้อมูลอินพุตเพียง 6 ชุด ประกอบด้วยประวัติกำลังไฟฟ้าสูงสุด (ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 12 เดือน 9 เดือน 6 เดือนและ 3 เดือน) รหัสเดือนและผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศรายไตรมาส (QGDP) โดยทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2 3 และ 4 ชั้นซ่อนและนำผลที่ดีที่สุดเปรียบเทียบกับผลการพยากรณ์ด้วยระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ ผลการทดสอบทั้งสองตัวแบบมีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์เท่ากับ 1.1527% และ 3.8739% ตามลำดับ จากประเด็นการวิจัยดังกล่าวข้างต้นพบว่า ผลการทดลองมีความแม่นยำค่อนข้างสูงและมีความน่าเชื่อถือ ซึ่งสามารถใช้เป็นแนวทางในการพัฒนาและประยุกต์ใช้สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังในส่วนอื่น ๆ ต่อไป

คำสำคัญ: โครงข่ายประสาทเทียม ระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ ประเมินเสถียรภาพชั่วคราว ประเมินความน่าเชื่อถือของระบบผลิตไฟฟ้า การพยากรณ์โหลดระยะปานกลาง

Abstract

This paper will present the results of the study on the application of artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference systems to electrical power systems, which can be considered significant electrical power-related research to determine if it has the capability to enhance efficiency as well as test the accuracy of programs and hardware tests in electrical power systems. Additionally, the results can also be further analyzed for their validity and commercial applications. In this regard, some examples of its uses include: firstly, the assessment of the transient stability with respect to the key parameters of the synchronous generators, turbine control systems, fuel and frequency, automated pressure control systems, as well as the load-specific characteristics. The root mean square error for testing is 0.041. Secondly, the power generation system's reliability index, through the application of artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference systems, learned the relationship between the installed power generation capacity and successfully predicted the power supply index failure as expected. The efficiency has a mean absolute percentage error of the testing results equal to 3.5219% and 4.0133%, respectively. Thirdly, the assessment of the electrical power system's quality is done by analyzing the electrical reliability and quality of the distribution system in conjunction with the adaptive neuro-fuzzy inference systems by defining the ANFIS' Power Reliability Index as the input and the Power Quality Index as the output. The power quality indexes selected are SARFI70, SARFI90, and SARFI110, which are the average number of times in which the voltage drops and overvoltage occur, respectively, for use in assessing the quality of the electrical power systems. The results of the experiment can measure accuracy, with the root mean square error being 0.0202 and 0.0038, respectively. Finally, medium-term load forecasting through artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference systems. The one-month forecast was conducted with just six sets of data inputs, which included past records of peak power (based on a 12-month, 9-month, 6-month, and 3-month moving average), the month code, and the Quarterly Gross Domestic Product--QGDP and tested with 2, 3, and 4 hidden layer neural networks. The best results were then compared with the forecast obtained from the adaptive neuro-fuzzy inference systems. The results of both tests gave a mean absolute percentage error of 1.1527% and 3.8739%, respectively. The assessment of the study mentioned above revealed that the experimental results were considerably accurate and reliable and can be used as a guideline for further development and application for other components of the electrical power system.

Keywords: artificial neural networks, Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems, transient stability assessment, evaluation of generation system reliability, mid-term load forecasting



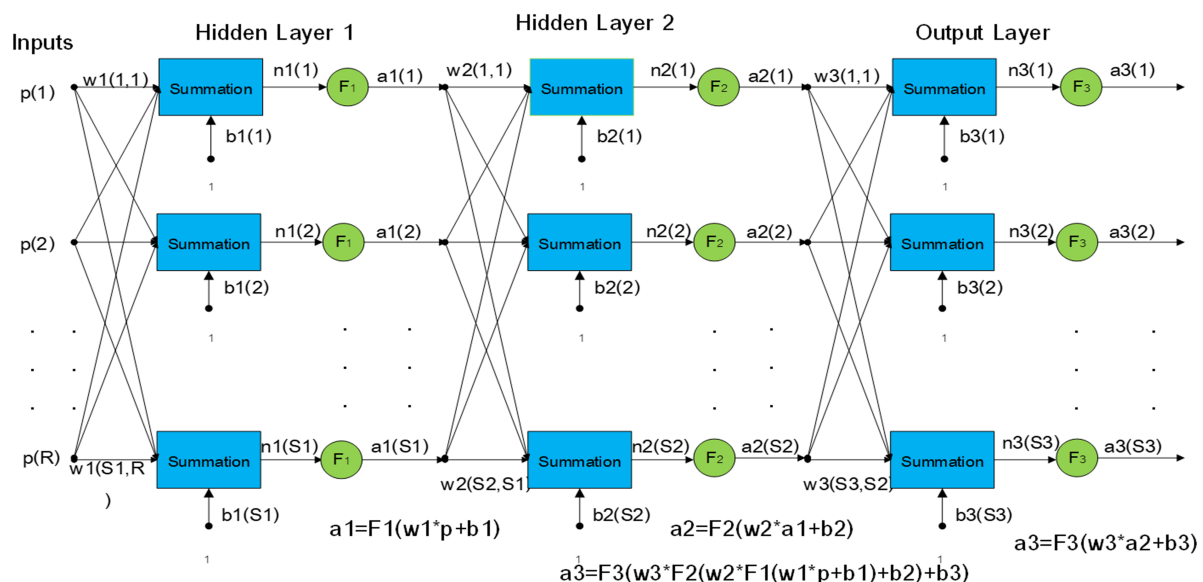
บทนำ

การนำโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้มาใช้ในระบบไฟฟ้ากำลังได้เป็นที่นิยมมากขึ้นในหลายงานวิจัย ตัวอย่างเช่น การพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าในอาคาร โดยการพยากรณ์ขึ้นอยู่ ประวัติการใช้พลังงานรายเดือน การครอบครองหรือเช่าอาคารรายเดือน อุณหภูมิเฉลี่ยรายเดือนในโซนอาคารที่ทำการพยากรณ์ ซึ่งได้นำข้อมูลผลการพยากรณ์ไปใช้ประโยชน์ในการบริหารจัดการการใช้พลังงานในอาคาร วางแผนค่าไฟฟ้ารายเดือน และส่งเสริมการประหยัดพลังงานของผู้ใช้และเช่าอาคาร (Katruksa, 2013) นอกจากนี้ยังมีการประยุกต์ใช้กับการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย ซึ่งเป็นประโยชน์ในการวางแผนการจำหน่ายไฟฟ้าให้แก่การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคและการไฟฟ้านครหลวง การวางแผนการผลิตไฟฟ้าให้เหมาะสมกับการจำหน่าย โดยให้มีค่าใช้จ่ายที่เหมาะสมหรือน้อยที่สุด และช่วยในการวางแผนการซ่อมบำรุงโรงไฟฟ้าอีกด้วย (Katruksa & Jiriwibhakorn, 2020) เป็นต้น การใช้ตัวแบบทั้งสองในระบบไฟฟ้ากำลังส่งผลให้ประสิทธิภาพการวิจัยมีมากขึ้น เพราะเป็นการเรียนรู้แบบไม่เชิงเส้นโดยใช้ประวัติข้อมูลในการเรียนรู้ ทดสอบพยากรณ์ และพยากรณ์ค่าในอนาคต ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับรูปแบบของข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยดังกล่าวว่า เหมาะสมกับวิธีการดังกล่าวหรือไม่

นอกจากนี้ยังใช้ควบคู่กับตัวแบบอย่างอื่นเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการทดสอบ ตัวอย่างเช่น มีการจัดกลุ่มข้อมูลอินพุตด้วยเคมีนก่อนใช้ฝึกสอนด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ ซึ่งใช้ในการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวง ซึ่งผลการพยากรณ์การใช้เคมีนในการจัดกลุ่มข้อมูลก่อนการฝึกสอนด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวมีความแม่นยำกว่าข้อมูลที่ไม่ได้จัดกลุ่มด้วยเคมีน (Katruksa & Jiriwibhakorn, 2020) เป็นต้น

โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับประยุกต์ใช้ในระบบไฟฟ้ากำลัง Jiriwibhakorn (2011, 2022)

โครงข่ายประสาทเทียมมีหลายชั้นซ่อน การเลือกจำนวนชั้นซ่อนโดยการทดสอบด้วยการเปรียบเทียบเพื่อหาตัวแบบที่มีความแม่นยำมากที่สุด ภาพ 1 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบ ซึ่งนิเวรอนในชั้นอินพุตจะส่งสัญญาณไปยังทุก ๆ นิเวรอนในชั้นซ่อนแรกและทุก ๆ นิเวรอนในชั้นซ่อนแรกจะส่งสัญญาณไปยังทุก ๆ นิเวรอนชั้นที่สอง จนในที่สุดทุก ๆ นิเวรอนชั้นซ่อนที่ 2 จะส่งสัญญาณไปยังทุกนิเวรอนในชั้นซ่อนที่ 3 ชั้น ส่งต่อไปเรื่อย ๆ จนครบทุกชั้นซ่อน และสุดท้ายที่ชั้นเอาต์พุตซึ่งจะเป็นผลการทดลอง



ภาพ 1 รูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับประยุกต์ใช้ในระบบไฟฟ้ากำลัง

Note. From *Mid-Term load forecasting based on artificial neural networks and adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems: An exploratory study* (Doctoral dissertation) by S. Katruksa, 2020 Copyright by King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Thailand

ตัวฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียมมีหลายตัวแบบ แต่งานวิจัยทางด้านไฟฟ้านิยมเลือกใช้ Levenberg–Marquardt Algorithm (Katruksa, 2020) เป็นตัวฝึกสอนโครงข่ายประสาท เนื่องจากให้ความแม่นยำกว่าการฝึกสอนแบบอื่น ระหว่างการฝึกสอนค่าถ่วงน้ำหนักและไบแอส จะถูกปรับโดยสมการ (1) และ (2) ตามลำดับ

$$\Delta w = [J^T(w)J(w) + \mu I]^{-1}J^T(w).e \quad (1)$$

$$\Delta b = [J^T(b)J(b) + \mu I]^{-1}J^T(b).e \quad (2)$$

โดยที่

$J(w)$ คือ Jacobian Matrix ของอนุพันธ์ ของ Error เทียบกับค่าถ่วงน้ำหนัก (w)

$J(b)$ คือ Jacobian Matrix ของอนุพันธ์ ของ Error เทียบกับค่าไบแอส (b) คือ การคูณหรือแทนเครื่องหมายคูณ

e คือ เมตริกซ์ ของความคลาดเคลื่อน ระหว่างข้อมูลเป้าหมาย (Target Data) และเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม

μ คือ ค่าคงที่ ซึ่งค่าเริ่มต้นจะถูกตั้งไว้ค่าต่ำ ๆ เช่น 0.001

$$J(w_3) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e(1)}{\partial w_3(1,1)} & \frac{\partial e(1)}{\partial w_3(1,2)} & \dots & \frac{\partial e(1)}{\partial w_3(1,S_2)} \\ \frac{\partial e(2)}{\partial w_3(2,1)} & \frac{\partial e(2)}{\partial w_3(2,2)} & \dots & \frac{\partial e(2)}{\partial w_3(2,S_2)} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \frac{\partial e(S_3)}{\partial w_3(S_3,1)} & \frac{\partial e(S_3)}{\partial w_3(S_3,2)} & \dots & \frac{\partial e(S_3)}{\partial w_3(S_3,S_2)} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$J(b_3) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e(1)}{\partial b_3(1)} \\ \frac{\partial e(2)}{\partial b_3(2)} \\ \vdots \\ \frac{\partial e(S_3)}{\partial b_3(S_3)} \end{bmatrix} \quad (4)$$

ระหว่างการฝึกสอน μ จะถูกปรับค่าดังนี้ คือ μ จะถูกคูณด้วยค่าคงที่เช่น 10 ถ้าค่าผลรวมรากที่สองกำลังสองใหม่มีค่าเพิ่มขึ้นและจะถูกหารด้วย 10 ถ้าค่าผลรวมรากที่สองกำลังสองใหม่มีค่าลดลง

ถ้าการทำให้ค่าอยู่ในระดับต่ำ ของ $J^T(w).e$ หรือ $J^T(b).e$ มีค่าน้อยกว่าค่าต่ำสุดที่กำหนดไว้ หรือ μ มีค่ามากกว่าค่าสูงสุดที่กำหนดไว้ โปรแกรมที่ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมจะหยุดการฝึกสอนทันที

ฟังก์ชันถ่ายโอนสำหรับชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุต ประกอบด้วย linear transfer function, log-sigmoid transfer function และ tan-sigmoid transfer function ดังแสดงในสมการ (6) (7) และ (8) ส่วนกราฟแสดงดังภาพ 2 3 และ 4 โดยการลองผิดลองถูกสลับกัน เพื่อหาค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (mean absolute percentage error) น้อยที่สุด หาได้จากสมการที่ (5)

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Real\ Result_i - Predicted\ Result_i}{Real\ Result_i} \right| \times 100\% \quad (5)$$

ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น (linear transfer function) สามารถอธิบายได้ด้วยสมการที่ (6) และภาพ 2

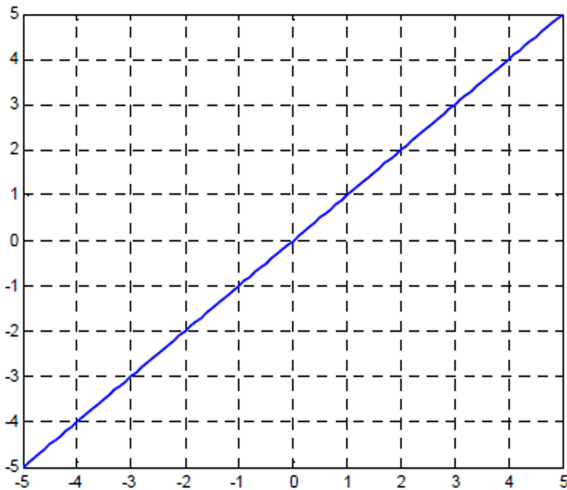
$$f(n) = n \quad (6)$$

ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบล็อกซิกมอยด์ (Log-Sigmoid transfer function) สามารถอธิบายได้ด้วยสมการที่ (7) และภาพ 3

$$f(n) = \frac{1}{1+e^{-n}} \quad (7)$$

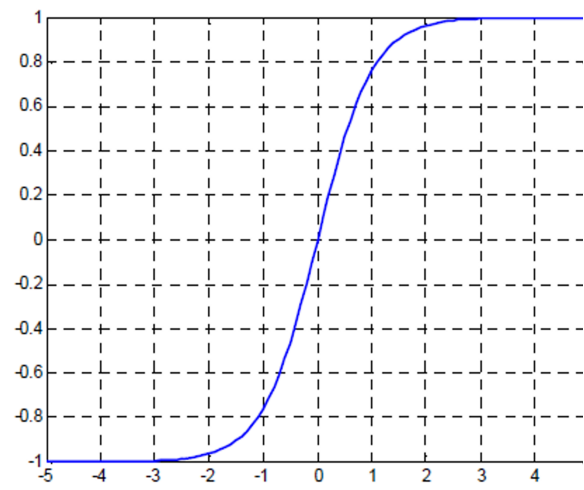
ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบแทนซิกมอยด์ (Tan-Sigmoid transfer function) สามารถอธิบายได้ด้วยสมการที่ (8) และภาพ 4

$$f(n) = \frac{1-e^{-n}}{1+e^{-n}} \quad (8)$$



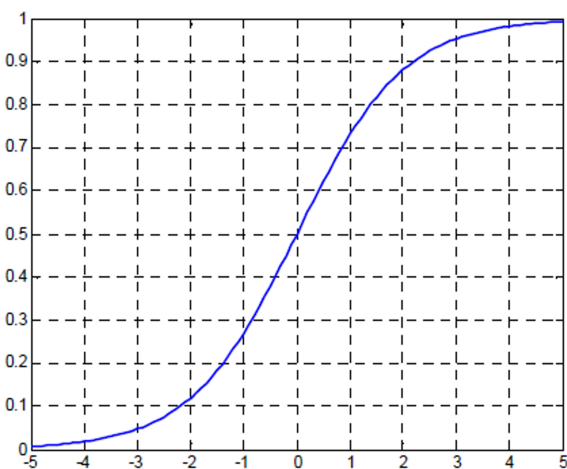
ภาพ 2 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น

Note. From *Artificial neural networks and adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems* by P. Meesut, 2009 Copyright by Management Information Systems. King Mongkut's University of Technology North Bangkok.



ภาพ 4 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบแทนจิมมอยด์

Note. From *Artificial neural networks and adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems* by P. Meesut, 2009 Copyright by Management Information Systems. King Mongkut's University of Technology North Bangkok.



ภาพ 3 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบลอจิสติกมอยด์

Note. From *Artificial neural networks and adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems* by P. Meesut, 2009 Copyright by Management Information Systems. King Mongkut's University of Technology North Bangkok.

การเลือกจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนเซลล์ซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียมต้องให้เหมาะสม ลักษณะการเลือกเป็นการลองผิดลองถูกหาจำนวนชั้นซ่อนและจำนวนเซลล์ซ่อนที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ซึ่งขึ้นอยู่กับลักษณะของข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง ในทำนองเดียวกันการเลือกฟังก์ชันถ่ายโอนข้างต้น ก็เป็นการลองผิดลองถูกเพื่อหาค่าที่เที่ยงตรงที่สุด แต่ละชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุตสามารถเลือกฟังก์ชันถ่ายโอนที่แตกต่างกันได้ เพื่อหาฟังก์ชันถ่ายโอนที่เหมาะสมจนได้ผลการทดสอบดีที่สุด แล้วใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนดังกล่าวรวมถึง ค่าถ่วงน้ำหนัก และไบแอส ที่ได้เป็นค่าในการพยากรณ์ล่วงหน้า

ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้สำหรับประยุกต์ใช้ในระบบไฟฟ้ากำลัง

1. โครงสร้างระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ Katruksa (2013, 2020)

เพื่อความเข้าใจสมมุติระบบอนุมานโดยฟัซซี ภายใต้การพิจารณา 2 อินพุต คือ x และ y และ 1 เอาต์พุต

f สำหรับโมเดลฟัซซี่ Sugeno ประกอบด้วย 2 ฟัซซี่เซต ใช้หลัก if-then ดังแสดงดังต่อไปนี้

กฎข้อที่ 1: If x คือ A_1 และ y คือ B_1 then $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$

กฎข้อที่ 2: If x คือ A_2 และ y คือ B_2 then $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

เมื่อ p_1, q_1, r_1, p_2, q_2 และ r_2 เป็นพารามิเตอร์ผลลัพธ์

โครงสร้างของระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ แสดงในภาพ 5 สามารถอธิบายได้ดังต่อไปนี้ (เอาท์พุท โหนด i ในชั้น l เช่น $(O_{l,i})$)

ชั้นที่ 1 ทุกโหนด i ในชั้นนี้เป็นโหนดสี่เหลี่ยมซึ่งเป็นโหนดปรับแต่งหรือดัดแปลงประกอบด้วยฟังก์ชันสมาชิกของตัวแปรอินพุทแต่ละตัวดังนี้

$$\begin{aligned} O_{l,i} &= \mu_{A_i}(x), \text{ for } i = 1, 2 \text{ หรือ} \\ O_{l,i} &= \mu_{B_{i-2}}(y), \text{ for } i = 3, 4 \end{aligned} \quad (9)$$

เมื่อ x, y คือ อินพุทโหนดของโหนด i

A_i, B_{i-2} คือ สัญลักษณ์ทางภาษาที่เกี่ยวกับฟังก์ชันสมาชิก

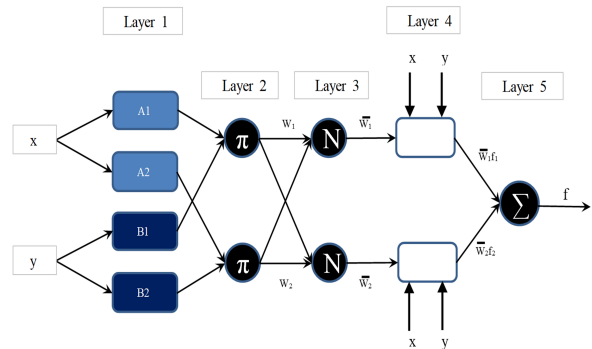
$\mu_{A_i}, \mu_{B_{i-2}}$ คือ ฟังก์ชันสมาชิก

$O_{l,i}$ คือ ค่าฟังก์ชันสมาชิกของ A_i ที่เกิดจากค่า x และค่าฟังก์ชันสมาชิกของ B_{i-2} ที่เกิดจากค่า y

ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกจะไม่สมมาตรกันหรือสมมาตรกันทุกประการก็ได้ชนิดของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกที่ใช้งานทั่วไปมีหลายชนิดดังนี้

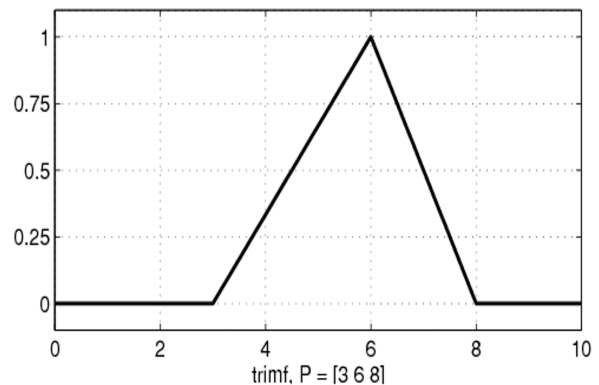
ฟังก์ชันสามเหลี่ยม (triangular membership function) ฟังก์ชันสามเหลี่ยมมีทั้งหมด 3 พารามิเตอร์ คือ $\{a, b, c\}$

$$\text{triangular}(x : a, b, c) = \begin{cases} 0 & x < a \\ (x - a) / (b - a) & a \leq x < b \\ (c - x) / (c - b) & b \leq x \leq c \\ 0 & x > c \end{cases} \quad (10)$$



ภาพ 5 แสดงโครงสร้างของระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้

Note. From *Mid-Term load forecasting based on artificial neural networks and adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems: An exploratory study* (Doctoral dissertation) by S. Katruksa, 2020 Copyright by King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Thailand.

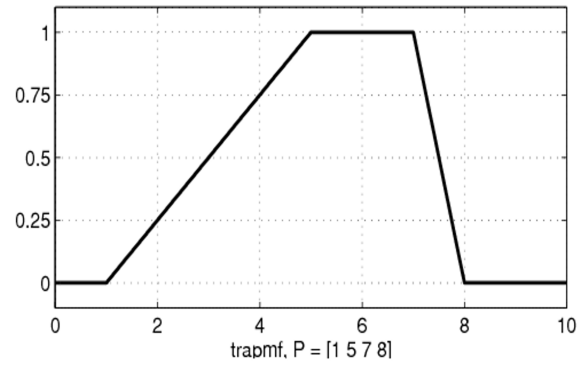


ภาพ 6 ฟังก์ชันสมาชิกแบบสามเหลี่ยม

Note. From *Mid-Term load forecasting based on artificial neural networks and adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems: An exploratory study* (Doctoral dissertation) by S. Katruksa, 2020 Copyright by King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Thailand.

ฟังก์ชันสี่เหลี่ยมคางหมู (trapezoidal membership function) ฟังก์ชันสี่เหลี่ยมคางหมูมีทั้งหมด 4 พารามิเตอร์ คือ $\{a, b, c, d\}$

$$\text{trapezoidal}(x: a, b, c, d) = \begin{cases} 0 & x < a \\ (x-a)/(b-a) & a \leq x < b \\ 1 & b \leq x < c \\ (d-x)/(d-c) & c \leq x < d \\ 0 & x \geq d \end{cases} \quad (11)$$

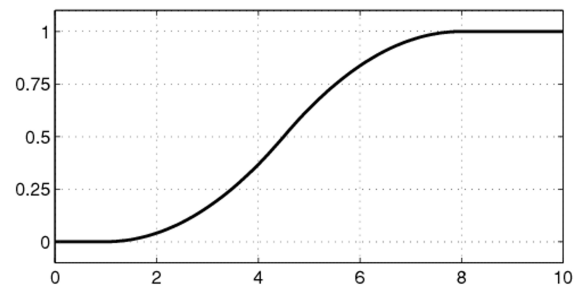


ภาพ 7 ฟังก์ชันสมาชิกแบบสี่เหลี่ยมคางหมู

ฟังก์ชันตัวเอส (smooth membership function) ฟังก์ชันรูปตัวเอสมีพารามิเตอร์ทั้งหมด 2 ค่า คือ $\{a, b\}$

$$s(x:a,b) = \begin{cases} 0 & x < a \\ 2 \left(\frac{x-b}{b-a} \right)^2 & a \leq x \leq \frac{a+b}{2} \\ 1 - 2 \left(\frac{x-b}{b-a} \right)^2 & \frac{a+b}{2} \leq x \leq b \\ 1 & x \geq b \end{cases} \quad (12)$$

Note. From Mid-Term load forecasting based on artificial neural networks and adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems: An exploratory study (Doctoral dissertation) by S. Katruksa, 2020 Copyright by King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang. Thailand.



ฟังก์ชันเกาส์เซียน (Gaussian membership function) ฟังก์ชันเกาส์เซียนมีทั้งหมด 2 พารามิเตอร์ คือ $\{m, \sigma\}$ ซึ่ง m หมายถึงค่าเฉลี่ยและ σ หมายถึงค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน

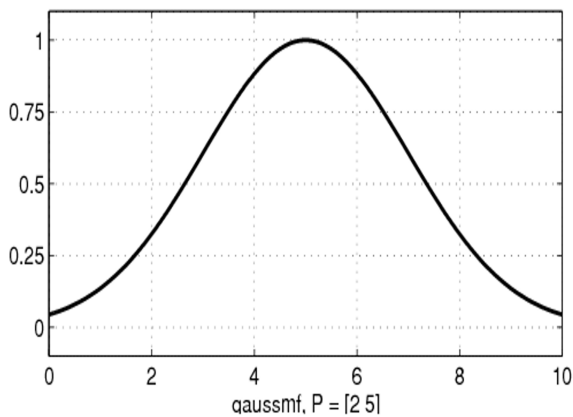
$$\text{gaussian}(x: m, \sigma) = \exp\left(-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (13)$$

ภาพ 8 ฟังก์ชันสมาชิกแบบตัวเอส

Note. From Mid-Term load forecasting based on artificial neural networks and adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems: An exploratory study (Doctoral dissertation) by S. Katruksa, 2020 Copyright by King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang. Thailand.

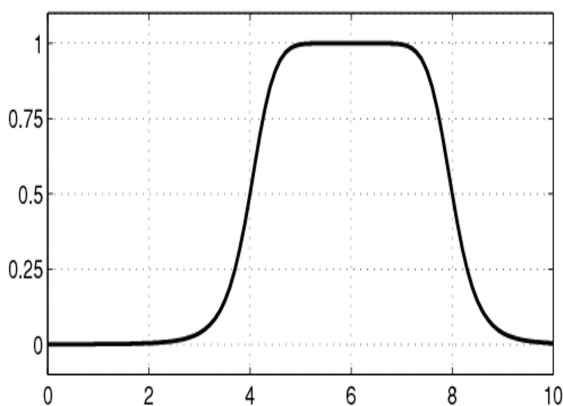
ฟังก์ชันระฆังคว่ำ (bell-shaped membership function) ฟังก์ชันรูประฆังคว่ำมีพารามิเตอร์ทั้งหมด 3 ค่า คือ $\{a, b, c\}$

$$\text{bell-shaped}(x: a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}} \quad (14)$$



ภาพ 9 ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์เซียน

Note. From *Mid-Term load forecasting based on artificial neural networks and adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems: An exploratory study* (Doctoral dissertation) by S. Katruksa, 2020 Copyright by KingMongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Thailand.



ภาพ 10 ฟังก์ชันสมาชิกแบบระฆังคว่ำ

Note. From *Mid-Term load forecasting based on artificial neural networks and adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems: An exploratory study* (Doctoral dissertation) by S. Katruksa, 2020 Copyright by KingMongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Thailand.

ฟังก์ชันตัวแฮด (Z-membership function)
ฟังก์ชันรูปตัวเอสมีพารามิเตอร์ทั้งหมด 2 ค่า คือ $\{a, b\}$

$$Z(x;a,b)=\begin{cases} 1 & x < a \\ 1-2\left(\frac{x-b}{b-a}\right)^2 & a \leq x \leq \frac{a+b}{2} \\ 2\left(\frac{x-b}{b-a}\right)^2 & \frac{a+b}{2} \leq x \leq b \\ 0 & x \geq b \end{cases} \quad (15)$$

ฟังก์ชันซิกมอยด์ (sigmoidal membership function) ฟังก์ชันซิกมอยด์มีพารามิเตอร์ทั้งหมด 2 ค่า คือ $\{a, b\}$

$$\text{sigmoid}(x;a,b) = \frac{1}{1+\exp(-a(x-b))} \quad (16)$$

โดย a เป็นพารามิเตอร์ควบคุมความชัน ถ้าเลือกค่า a ที่มีขนาดน้อยทำให้ความชันต่ำ และถ้า a ขนาดสูงจะทำให้ความชันสูงตาม ส่วน b เป็นค่ากลางที่ค่าความเป็นสมาชิกที่ 0.5

ตัวอย่างกราฟแสดงความเป็นสมาชิกเมื่อกำหนดพารามิเตอร์ $a = 2$ และ $b = 0$ จะได้กราฟดังภาพ 12 ก) และเมื่อกำหนดพารามิเตอร์ $a = 2$ และ $b = 0$ จะได้กราฟดังภาพ 12 ข)

การเลือกฟังก์ชันสมาชิกข้างต้นเป็นการลองผิดลองถูก ซึ่งขึ้นอยู่กับความเหมาะสมโดยการทดสอบและวัดค่าความเที่ยงตรง แล้วเลือกฟังก์ชันสมาชิกและจำนวนฟังก์ชันสมาชิกที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด เป็นฟังก์ชันสมาชิกและจำนวนฟังก์ชันสมาชิกในการพยากรณ์ล่วงหน้า

ขั้นที่ 2 ทุกโหนดในชั้นนี้เป็นโหนดวงกลมสัญลักษณ์ π ซึ่งคือ การคูณกันของสัญญาณที่เข้ามาและส่งออกเป็นเอาต์พุต ตัวอย่างเช่น

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \cdot \mu_{B_i}(y), i = 1, 2 \quad (17)$$

ชั้นที่ 3 ทุกโหนดในชั้นนี้เป็นโหนดวงกลมสัญลักษณ์ N ซึ่งจะทำการนอร์มอลไลซ์ค่าน้ำหนักซึ่งอินพุต คือ เอาท์พุตของชั้นที่ 2

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1, 2 \quad (18)$$

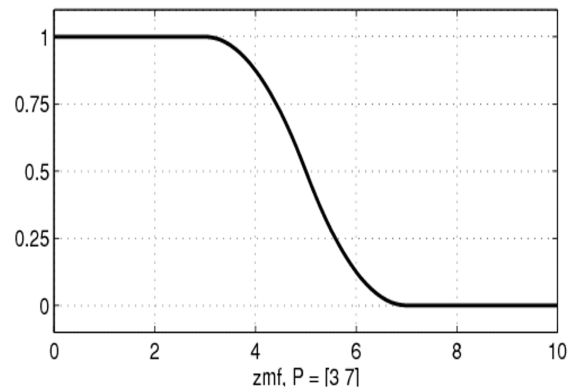
ชั้นที่ 4 ทุกโหนด i ในชั้นนี้เป็นโหนดสี่เหลี่ยมที่มีฟังก์ชันโหนดจะรับเอาท์พุตจากชั้นที่ 3

$$O_{4,i} = w_i f_i = w_i(p_i x + q_i y + r_i) \quad (19)$$

เมื่อ w_i คือ เอาท์พุตของชั้นที่ 3 และ $\{p_i, q_i, r_i\}$ เป็นเซตพารามิเตอร์ พารามิเตอร์ในชั้นนี้เรียกว่า พารามิเตอร์ที่เป็นผลลัพธ์ (consequent parameter)

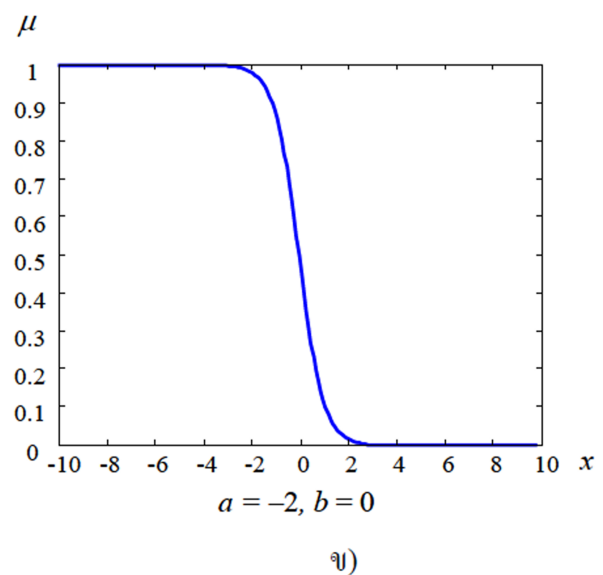
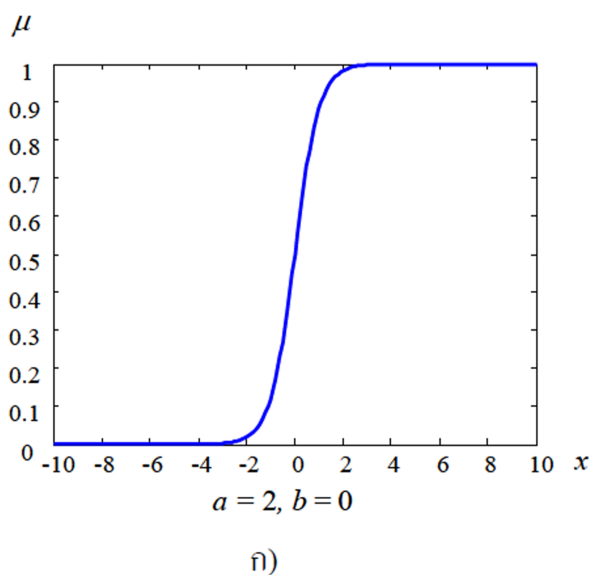
ชั้นที่ 5 ชั้นนี้มีโหนดเดียวเป็นโหนดวงกลมสัญลักษณ์ $\sum_k$ ซึ่งเอาท์พุตที่ได้ คือ การรวมกันของสัญญาณเข้ามาทั้งหมดจากเอาท์พุตชั้นที่ 4

$$O_{5,i} = \sum \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (20)$$



ภาพ 11 ฟังก์ชันสมาชิกแบบตัวแซด

Note. From *Mid-Term load forecasting based on artificial neural networks and adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems: An exploratory study* (Doctoral dissertation) by S. Katruksa, 2020 Copyright by KingMongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Thailand.



ภาพ 12 กราฟฟังก์ชันซิกมอยด์

Note. From *Mid-Term load forecasting based on artificial neural networks and adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems: An exploratory study* (Doctoral dissertation) by S. Katruksa, 2020 Copyright by KingMongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Thailand.

2. ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบไฮบริด

ค่าพารามิเตอร์หลักฐาน (premise parameters) ที่ได้รับ เอาท์พุตทั้งหมดสามารถแสดงในรูปของผลรวมเชิงเส้นของพารามิเตอร์ที่เป็นผลลัพธ์ (consequent parameter) เพื่อชัดเจนมากขึ้นเอาท์พุต f สามารถเขียนใหม่ได้ ดังนี้

$$\begin{aligned} f &= \frac{w_1}{w_1 + w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2} f_2 \\ &= \bar{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2 \\ &= (\bar{w}_1 x) p_1 + (\bar{w}_1 y) q_1 + \bar{w}_1 r_1 \\ &\quad + (\bar{w}_2 x) p_2 + (\bar{w}_2 y) q_2 + \bar{w}_2 r_2 \end{aligned} \quad (21)$$

ซึ่งคือเส้นตรงในพารามิเตอร์ที่เป็นผลลัพธ์ p_1, q_1, r_1, p_2, q_2 และ r_2 ดังนั้นขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบไฮบริด มีการพัฒนาในส่วนก่อนหน้านี้ สามารถนำมาใช้ได้โดยตรงมากขึ้น โดยเฉพาะในส่วนคำนวณข้างหน้าของขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบไฮบริด โหนดเอาท์พุตส่งผ่านไปข้างหน้าจนกระทั่งขั้นที่ 4 และพารามิเตอร์ที่เป็นผลลัพธ์ ถูกตรวจสอบโดยวิธีการกำลังสองน้อยที่สุด (Least squares method) ในส่วนการคำนวณค่าย้อนกลับสัญญาณค่าผิดพลาดถูกแพร่กลับมาและพารามิเตอร์หลักฐานถูกอัปเดตโดย gradient descent ดังแสดงในตาราง 1

ตาราง 1

แสดงกระบวนการการเรียนรู้แบบไฮบริดสำหรับระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้

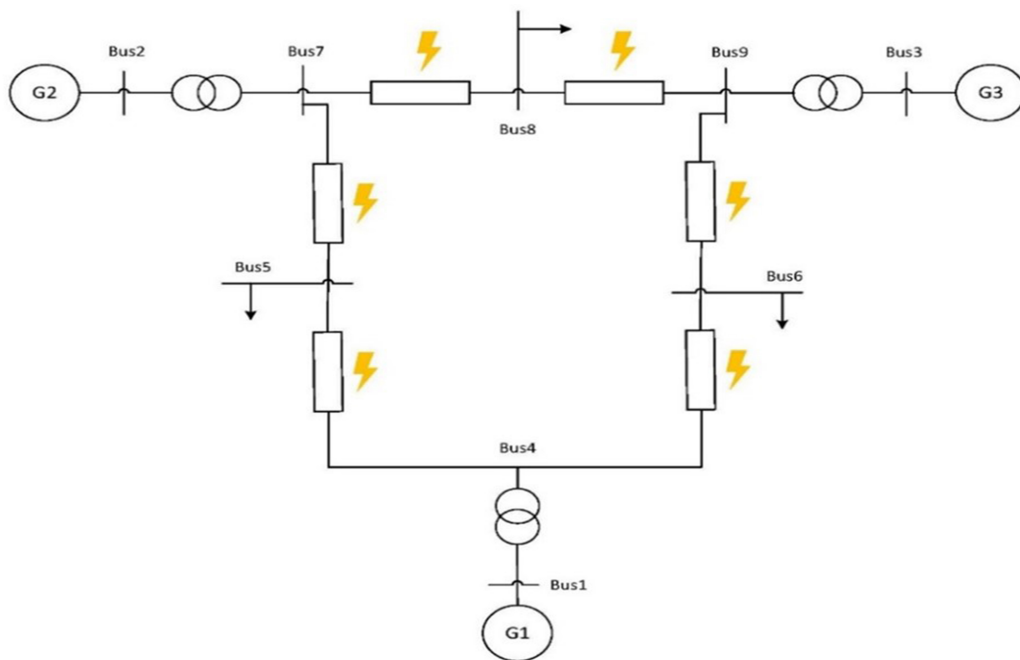
	ส่งผ่านไปด้านหน้า	ส่งผ่านกลับมา
พารามิเตอร์หลักฐาน	ไม่เปลี่ยนแปลง	ปรับตัววิธีความลาดชันที่สุด
พารามิเตอร์ที่เป็นผลลัพธ์	ปรับตัววิธีประเมินค่ากำลังสองน้อยสุด	ไม่เปลี่ยนแปลง
สัญญาณ	โหนดเอาท์พุต	สัญญาณความผิดพลาด

การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ในระบบไฟฟ้ากำลัง

1. ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้สำหรับการประเมินเสถียรภาพชั่วคราว Phootrakornchai and Jiriwibhakorn (2015)

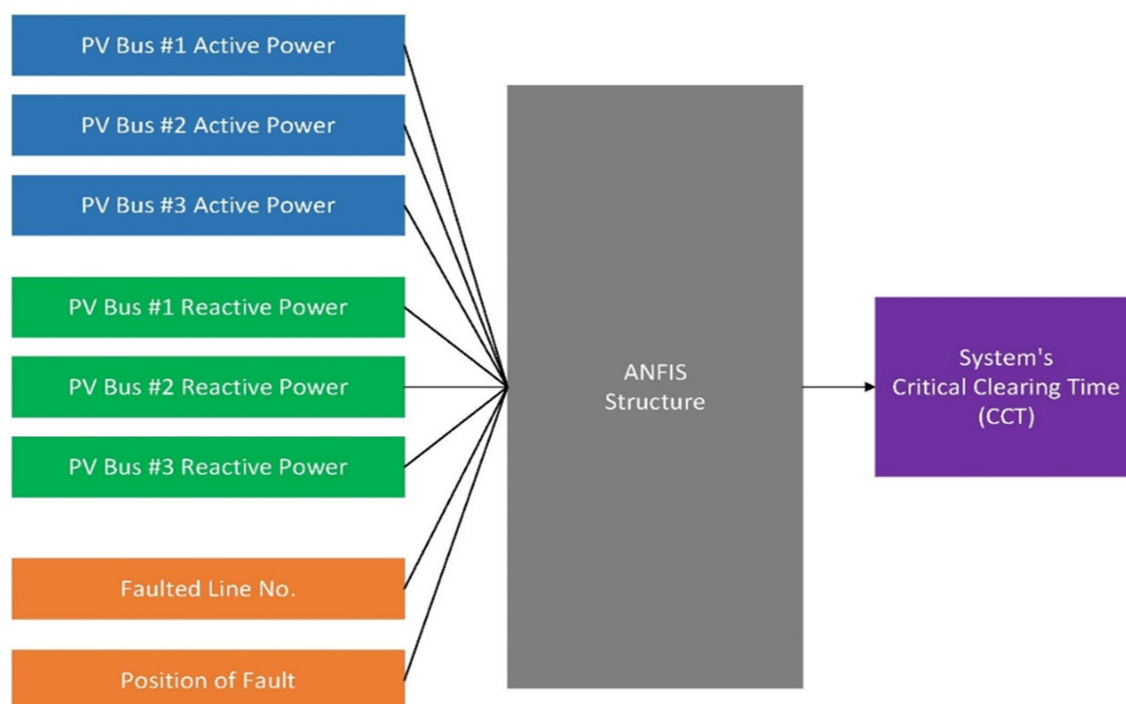
การพยากรณ์เวลาวิกฤตในการเคลียร์ฟอลต์ ได้ทดสอบในระบบไฟฟ้า 9 บัส โดยผลการทดสอบมีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองเท่ากับ 0.041 และเปรียบเทียบผลที่จากโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้มีความแม่นยำกว่า โดยจะเลือกค่ากำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า บัส 1 บัส 2 และ บัส 3 เป็นอินพุตของการพยากรณ์เวลาวิกฤตในการเคลียร์ฟอลต์ดังแสดงในภาพ 13 และ ภาพ 14

ในการทดลองนี้โดยใช้พารามิเตอร์พลวัตของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าเชิงโคโรนัส พารามิเตอร์ของระบบควบคุมกังหันลม เชื้อเพลิงและความถี่ ระบบควบคุมแรงดันอัตโนมัติ และคุณลักษณะเฉพาะโหลด แบบจำลองของเครื่องจักรและระบบควบคุมของแต่ละบัสจะมีหลากหลายแบบจำลองซึ่งจะทำให้ สมการทางคณิตศาสตร์ซับซ้อนยิ่งขึ้น จุดสังเกตจริงในระบบก็จะจำลองหลาย ๆ ตำแหน่ง ปริมาณโหลด ในระบบทดสอบจะปรับเปลี่ยนในแต่ละการจำลองเพื่อให้ครอบคลุมทุก ๆ กรณี โดยการประเมิน เสถียรภาพชั่วคราวดังกล่าวจะใช้ค่าช่วงเวลาตัดกระแสวิกฤตมาพิจารณา ระบบที่ใช้ในการทดสอบจะประยุกต์มาจากระบบ IEEE 9 ซึ่งท้ายที่สุดจะเห็นว่า การประเมินเสถียรภาพชั่วคราวโดยคำนึงถึงพารามิเตอร์สำคัญของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าเชิงโคโรนัส ระบบควบคุมกังหัน เชื้อเพลิงและความถี่ ระบบควบคุมแรงดันอัตโนมัติ และคุณลักษณะเฉพาะของโหลด ด้วยระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ เป็นอีกวิธีหนึ่งที่มีประสิทธิผลทั้งด้านความแม่นยำและระยะเวลาในการคำนวณ



ภาพ 13 แสดงระบบ IEEE-9 บัส

Note. From *Online critical clearing time estimation using an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS)* by W. Phootrakornchai and S. Jiriwibhakorn, 2015, *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 73, pp. 170-181. Copyright Elsevier



ภาพ 14 แสดงโครงสร้างอินพุตและเอาต์พุตสำหรับระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัว

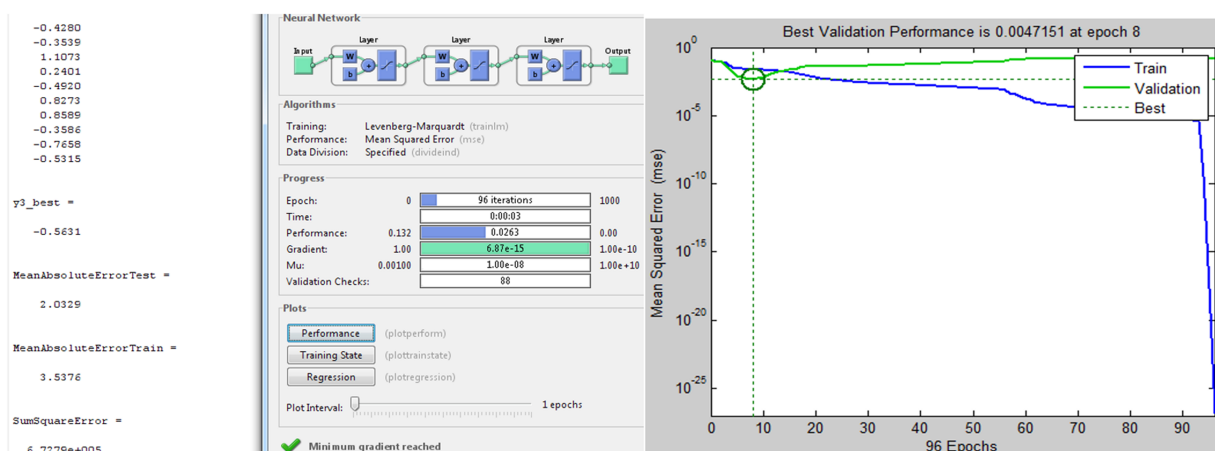
Note. From *Online critical clearing time estimation using an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS)* by W. Phootrakornchai and S. Jiriwibhakorn, 2015, *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 73, pp. 170-181. Copyright Elsevier

2. ประเมินความน่าเชื่อถือของระบบผลิตไฟฟ้า โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม และระบบอนุमानฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ Wannakam and Jiriwibhakorn (2018)

การฝึกสอนและการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุमानฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้แสดงดังภาพ 15 และภาพ 16 ซึ่งจะแสดงค่าตั้งไว้และค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ในช่วงของการฝึกสอนและทดสอบ

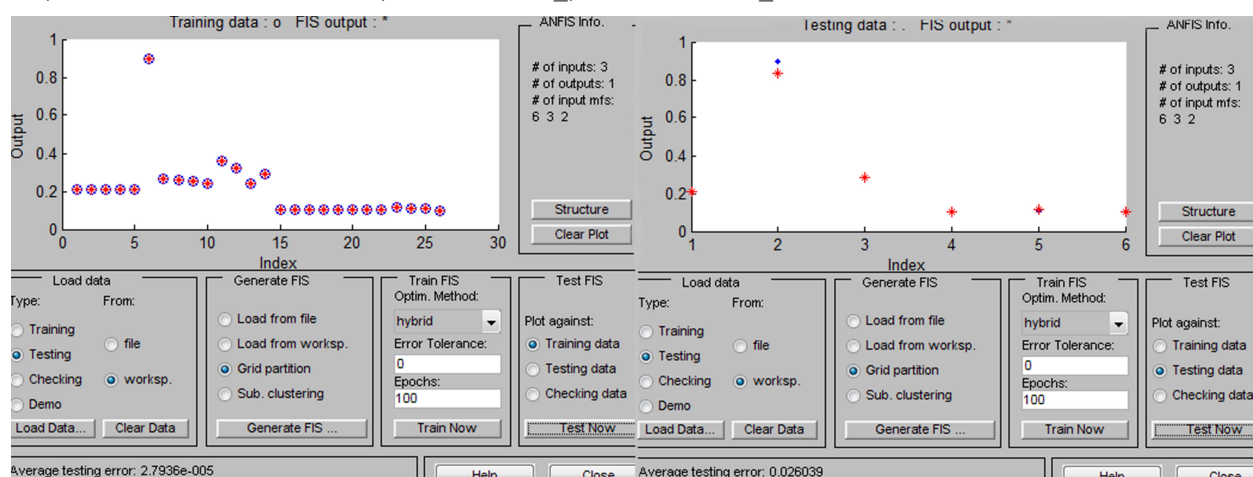
ในการทดลองได้คำนวณดัชนีความน่าเชื่อถือของระบบการผลิตไฟฟ้าด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและระบบ

อนุमानฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้โดยเรียนรู้ความสัมพันธ์ของกำลังการผลิตไฟฟ้าที่ติดตั้ง และดัชนีการไม่สามารถจ่ายพลังงานตามที่คาดไว้ แล้วนำผลที่ได้เปรียบเทียบกับค่าที่ได้รับจากโปรแกรมความน่าเชื่อถือของระบบทดสอบความน่าเชื่อถือด้วยค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ โดยผลการทดลองได้เปรียบเทียบกับดัชนีการไม่สามารถจ่ายพลังงานตามที่คาดไว้จากการคำนวณ กับค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุमानฟuzzyโครงข่ายปรับตัวซึ่งมีค่าใกล้เคียงกันดังแสดงในภาพ 17 และภาพ 18



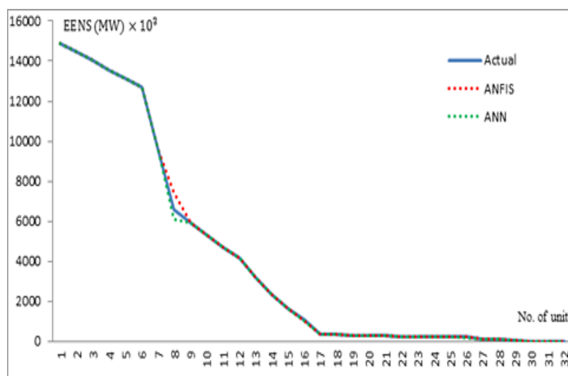
ภาพ 15 แสดงการฝึกสอนและทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

Note. From Molor C. MATLAB & Simulink Release 2023a by The MathWorks Inc., 2023, retrieved from https://www.mathworks.com/products/new_products/latest_features.html

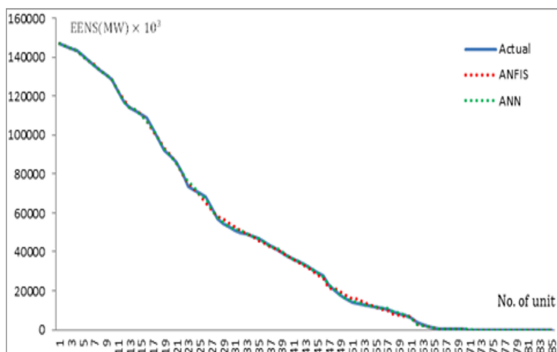


ภาพ 16 แสดงการฝึกสอนและทดสอบด้วยระบบอนุमानฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้

Note. From Molor C. MATLAB & Simulink Release 2023a by The MathWorks Inc., 2023, retrieved from https://www.mathworks.com/products/new_products/latest_features.html



ภาพ 17 แสดงการเปรียบเทียบค่าพลังงานที่ไม่สามารถจ่ายของ
โครงข่ายประสาทดเทียม ระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัว
ได้และค่าจริงสำหรับข้อมูลระบบทดสอบความน่าเชื่อถือ
Note. From Evaluation of Generation System
Reliability Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference
System (ANFIS) and Artificial Neural Networks
(ANNs) by K. Wannakam and S.Jiriwibhakorn, 2018,
International Review of Electrical Engineering
(I.R.E.E.), 13(3), pp. 204-212 Copyright Praise
Worthy Prize



ภาพ 18 แสดงการเปรียบเทียบค่าพลังงานที่ไม่สามารถจ่ายของ
โครงข่ายประสาทดเทียม ระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัว
ได้และค่าจริงสำหรับข้อมูลระบบผลิตด้วยความร้อน
ของประเทศไทย
Note. From Evaluation of Generation System
Reliability Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference
System (ANFIS) and Artificial Neural Networks
(ANNs) by K. Wannakam and S.Jiriwibhakorn, 2018,
International Review of Electrical Engineering
(I.R.E.E.), 13(3), pp. 204-212 Copyright Praise
Worthy Prize

3. การประเมินคุณภาพระบบไฟฟ้าโดยใช้โครงข่าย
ประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้
Seangsai (2013)

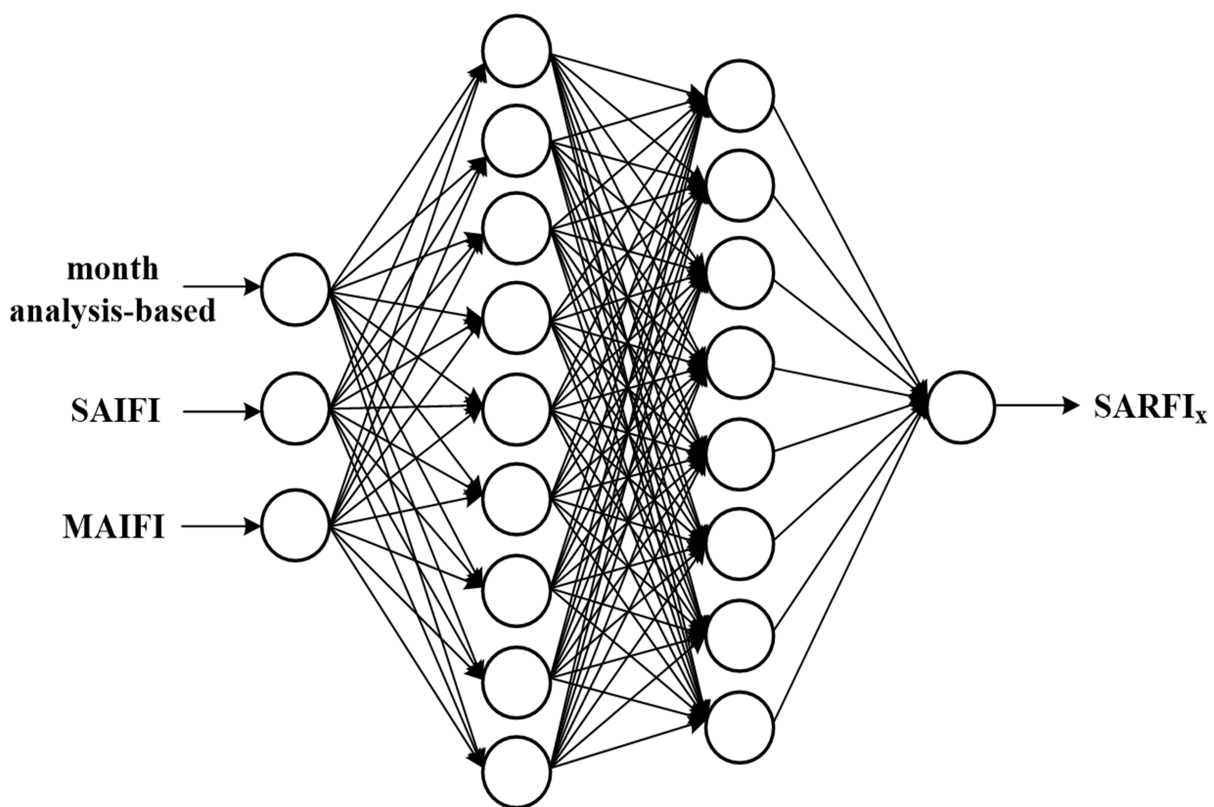
ภาพ 19 แสดงโครงสร้างการประเมินคุณภาพ
ระบบไฟฟ้ากำลัง โดยนำความเชื่อถือได้ทางไฟฟ้า และ
คุณภาพไฟฟ้าของระบบจำหน่ายมาวิเคราะห์ร่วมกัน ด้วย
ระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ ซึ่งมีรูปร่างคล้ายคลึง
กับโครงข่ายประสาทเทียม รวมกันกับระบบอนุมานฟัซซี่ใช้
กระบวนการเรียนรู้แบบลูกผสม โดยกำหนดให้ดัชนีความ
เชื่อถือได้ทางไฟฟ้าเป็นอินพุต และดัชนีคุณภาพไฟฟ้า
เป็นเอาต์พุตของระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้
ซึ่งดัชนีคุณภาพไฟฟ้าที่เลือกใช้ คือ SARFI70 SARFI90
และ SARFI110 ซึ่งเป็นจำนวนครั้งที่เกิดแรงดันไฟฟ้า
ตก และแรงดันไฟฟ้าเกินตามลำดับเพื่อใช้สำหรับประเมิน
คุณภาพระบบไฟฟ้ากำลัง และผลที่ได้มีการเปรียบเทียบกับ
โครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมที่
เลือกใช้เป็นแบบมีหลายชั้น ชนิดการเรียนรู้ที่มีการแพร่
ค่าย้อนกลับ ซึ่งวิธีการระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัว
ได้ให้ผลการจำลองดีกว่าโครงข่ายประสาทเทียมโดยมีค่า
เฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองเท่ากับ $5.20E-08$ และ
 $5.60E-02$ ตามลำดับ ส่วนเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้เท่ากับ
25.50 วินาที และ 1 นาที 54 วินาที ตามลำดับ

4. การประเมินกรณีศึกษาการพยากรณ์โหลดระยะ
ปานกลางด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมาน
ฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ Katruksa and Jiriwibhakorn
(2020)

ภาพ 20 21 และ 22 แสดงโครงสร้างของโครงข่าย
ประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ที่
ใช้ในการฝึกสอนและพยากรณ์ ส่วนภาพ 23 และ 24 แสดง
ขั้นตอนการทดลองฝึกสอนและพยากรณ์ โดยการทดลอง
การพยากรณ์โหลดระยะกลางโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม
และระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ การศึกษาได้มุ่ง
เน้นไปที่การคาดการณ์การโหลดล่วงหน้าหนึ่งเดือนด้วย
ข้อมูลอินพุตเพียง 6 ชุด ประกอบด้วยประวัติกำลังไฟฟ้า
สูงสุด (ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 12 เดือน 9 เดือน 6 เดือนและ
3 เดือน) รหัสดือนและผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศราย
ไตรมาส (QGDP) โดยทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียม
2 3 และ 4 ชั้นซ่อนและพบว่า การเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนไม่มี
ผลต่อความแม่นยำในการพยากรณ์และยังใช้เวลาในการ
เรียนรู้มากขึ้น

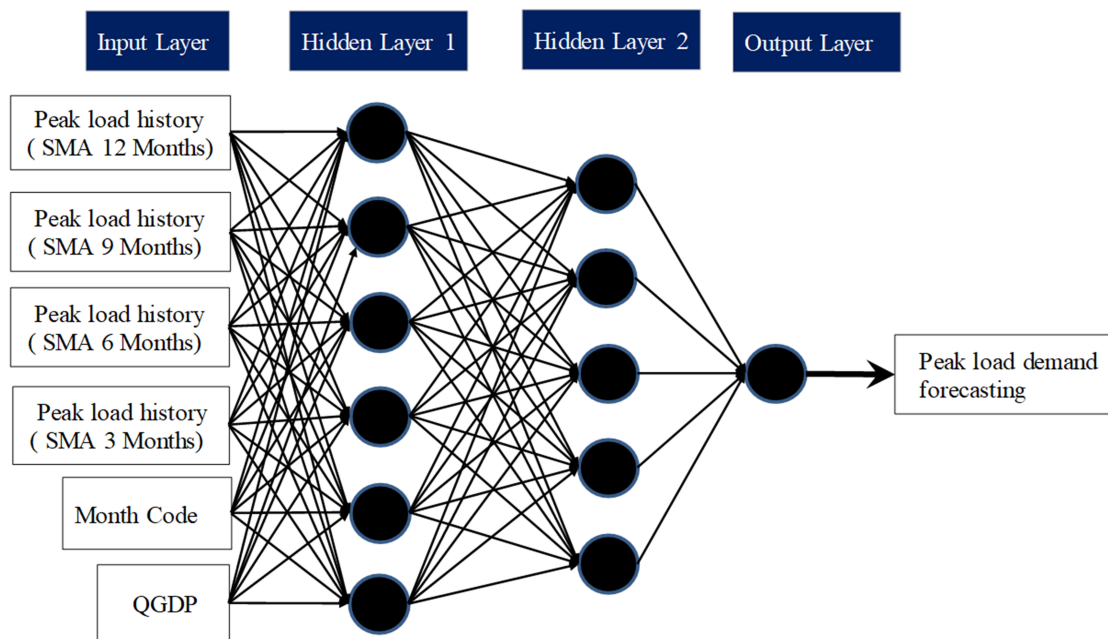
การประเมินและเปรียบเทียบโครงข่ายประสาทเทียม (ANNs) 2 3 4 ชั้นซ่อน และระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ การทดสอบทุกตัวแบบการพยากรณ์ ได้รับการฝึกสอนด้วยข้อมูลชุดเดียวกัน ค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (MAPE) ของการฝึกสอนด้วยโครงข่ายประสาทเทียม (ANNs) 2 3 และ 4 ชั้นซ่อนและระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ มีค่า 0.5171% 0.6860% 0.7543% และ 1.6243% ตามลำดับ ค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (MAPE) ของการทดสอบคือ 1.1527% 1.3966% 1.4458% และ 3.8739% ตามลำดับ ผลการฝึกสอนและทดสอบแสดงให้เห็นว่า โครงข่ายประสาทเทียมแบบ 2 ชั้นซ่อน มีประสิทธิภาพการฝึกสอนและทดสอบที่ดีที่สุด ส่วนการพยากรณ์ล่วงหน้า ปี 2558 2559 และ 2560 ผลการพยากรณ์ด้วยระบบอนุมานฟัซซีโครงข่าย

ปรับตัวได้มีความแม่นยำมากกว่าโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งแตกต่างจากผลการฝึกสอนและทดสอบ ทั้งนี้สาเหตุเนื่องจากการฝึกสอนและทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมเกิดการ Over Fitting และเกิดจากมีหลายปัจจัยที่ยังไม่นำมาพิจารณาในการพยากรณ์ในงานวิจัยนี้ ตัวอย่างเช่น ปัจจัยทางการเมือง ใช้ QGDP ใช้ราคาปีฐานเป็นหลักโดยไม่ได้ใช้ราคาปี ณ ปัจจุบัน เป็นต้น กระบวนการทดลองนี้สามารถช่วยในการบริหารการจำหน่ายไฟฟ้า กำหนดเวลาและวางแผนการบำรุงรักษา การวิจัยเพิ่มเติมจะดำเนินการโดยใช้เทคนิคอื่น ๆ วิธีการที่นำเสนอนี้สามารถใช้ร่วมกับเทคโนโลยีระบบสารสนเทศทางภูมิศาสตร์ (GIS)



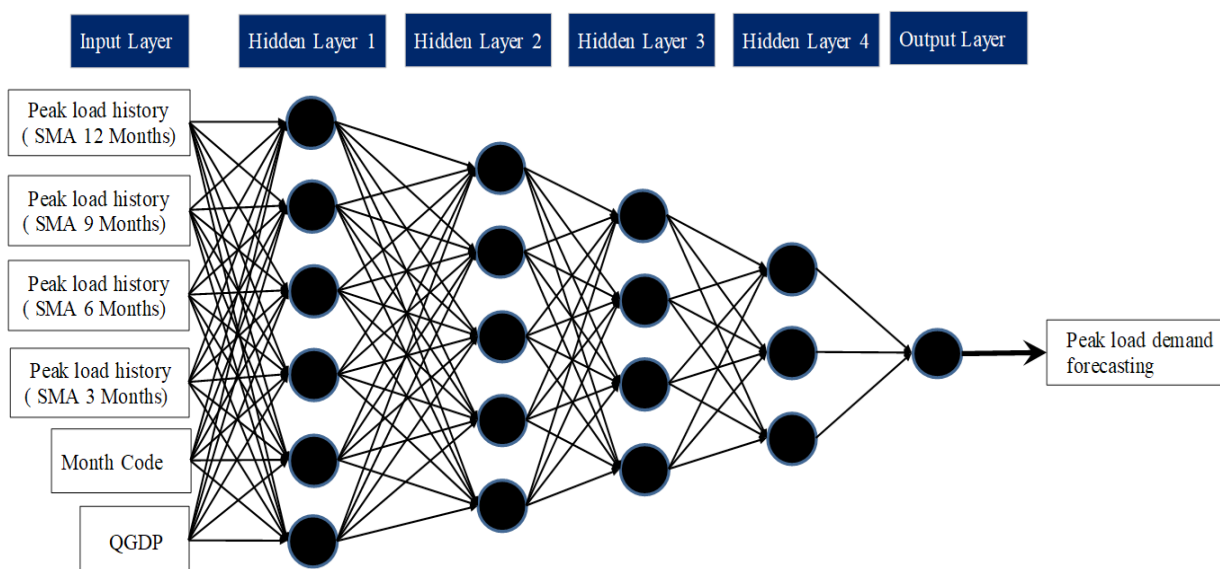
ภาพ 19 ลักษณะโครงข่ายที่ใช้สำหรับการจำลองการประเมินระบบคุณภาพไฟฟ้า

Note. From *Power System Quality Evaluation using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems: An exploratory Study* (Master's thesis) by A. Seangsai, 2013 Copyright King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Thailand



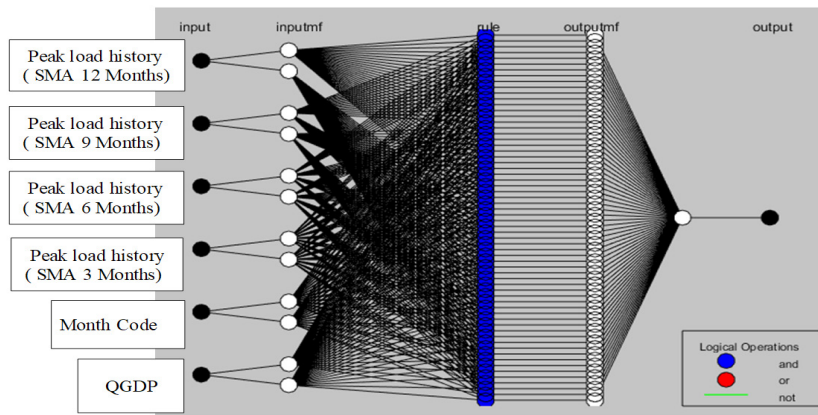
ภาพ 20 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อนสำหรับการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย

Note. From Evaluation of Mid-term load forecasting case study based on Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) and Artificial Neural Networks (ANNs) by S. Katruksa and S. Jiriwibhakorn, 2020, *International Review of Electrical Engineering (I.R.E.E.)*, 15(4), pp. 283-293. Copyright Praise Worthy Prize



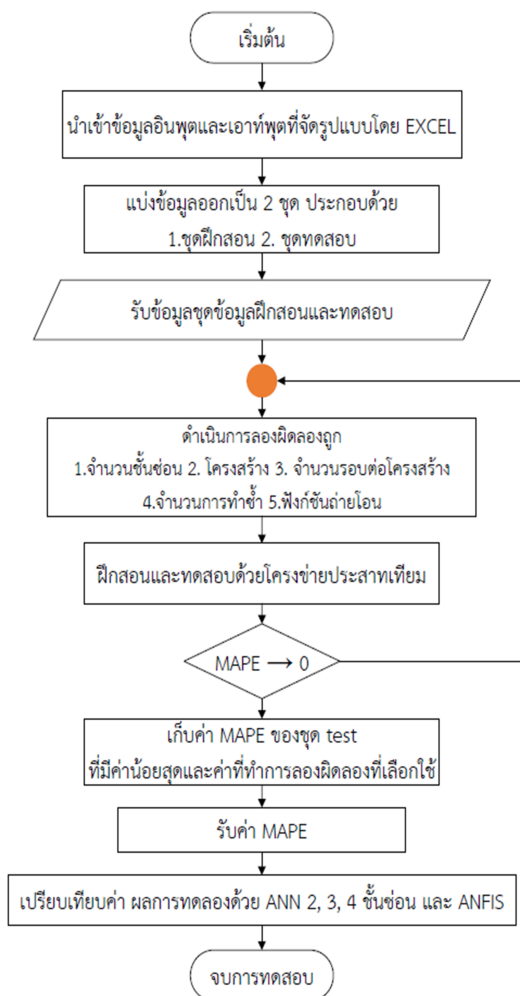
ภาพ 21 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อนสำหรับการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย

Note. From Evaluation of Mid-term load forecasting case study based on Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) and Artificial Neural Networks (ANNs) by S. Katruksa and S. Jiriwibhakorn, 2020, *International Review of Electrical Engineering (I.R.E.E.)*, 15(4), pp. 283-293. Copyright Praise Worthy Prize

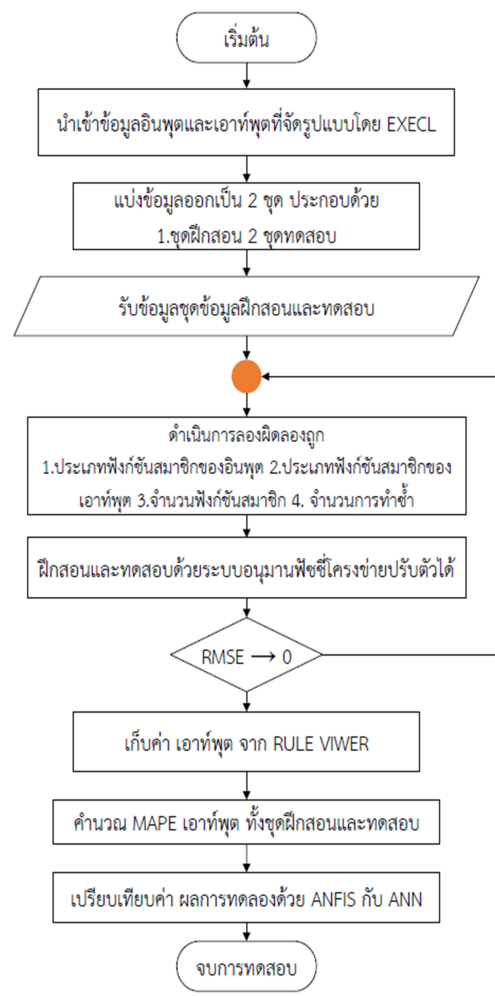


ภาพ 22 โครงสร้างระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ที่ใช้ในการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย

Note. From Molor C. MATLAB & Simulink Release 2023a by The MathWorks Inc., 2023, retrieved from https://www.mathworks.com/products/new_products/latest_features.html



ภาพ 23 Flow Chart แบบจำลองการพยากรณ์โดยโครงข่ายประสาทเทียม
Note. From Mid-Term load forecasting based on artificial neural networks and adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems: An exploratory study (Doctoral dissertation) by S. Katruksa, 2020 Copyright by KingMongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Thailand.



ภาพ 24 Flow Chart แบบจำลองการพยากรณ์โดยระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้

Note. From Mid-Term load forecasting based on artificial neural networks and adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems: An exploratory study (Doctoral dissertation) by S. Katruksa, 2020 Copyright by KingMongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Thailand.

บทสรุปและข้อเสนอแนะ

การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังที่นำเสนอในบทความนี้ประกอบด้วย บทความแรกเป็นการประเมินเสถียรภาพชั่วคราว ซึ่งผลการทดสอบมีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองเท่ากับ 0.041 ถือว่าเป็นค่าที่มีความแม่นยำค่อนข้างสูง บทความถัดมาเป็นการประเมินความน่าเชื่อถือของระบบผลิตไฟฟ้า ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมให้ผลการทดสอบดีกว่าระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ ซึ่งมีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ของผลทดสอบเท่ากับ 3.5219% และ 4.0133% ตามลำดับ บทความที่สามเป็นงานวิจัยเกี่ยวกับการประเมินคุณภาพระบบไฟฟ้า ผลการทดลองด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้สามารถวัดความแม่นยำด้วยค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองมีค่าเท่ากับ 0.0202 และ 0.0038 ตามลำดับ และสุดท้ายเป็นการวิจัยทางด้านการประเมินกรณีศึกษาการพยากรณ์โหลดระยะปานกลาง ผลที่ได้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าเฉลี่ยกำลังสองสมบูรณ์น้อยกว่าระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้มีค่าเท่ากับ 1.1527% และ 3.8739% ตามลำดับ ซึ่งเป็นการประเมินผลงานวิจัยเป็นค่าได้จากการพยากรณ์ทั้งสองตัวแบบ และประเมินความเที่ยงตรงด้วยการเปรียบเทียบกับค่าจริงที่ได้จากการเก็บข้อมูลซึ่งมีความแม่นยำค่อนข้างสูง แต่ก็เป็นเพียงแค่บางส่วนของ การประยุกต์ใช้ทั้งสองตัวแบบ ซึ่งเป็นแนวทางที่ผู้อ่านบทความสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับงานวิจัยอื่น ๆ เช่น

- การพยากรณ์การผลิตพลังงานแสงอาทิตย์โดยพิจารณาจากประวัติการผลิตย้อนหลัง วัน (1-7) เดือน (1-12) หรือปัจจัยอื่นที่ทางผู้วิจัยคิดว่ามีอิทธิพลต่อการผลิตของพลังงานแสงอาทิตย์

- การวิเคราะห์การไหลของกำลังไฟฟ้าที่เหมาะสมเพื่อให้มีค่าใช้จ่ายน้อยที่สุด โดยคำนึงถึงโหลดที่ใช้ ตำแหน่ง

ใช้โหลด กำลังการผลิตของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า

- การประเมินกำลังการผลิตของกังหันลม โดยจำลองการผลิตในท้องทดลอง เก็บข้อมูลการผลิตโดยพิจารณาจากความเร็วลม กำลังมอเตอร์ ขนาดใบพัด เป็นต้น

- การวิเคราะห์ค่าการขาดโดยพิจารณาความลึกที่ต่อกระหว่างที่ตอก สภาพความต้านทานบริเวณที่ตอก หรือปัจจัยอื่น ๆ แล้วเปรียบเทียบกับค่าจริงที่วัดได้หรือค่าที่ได้จากการคำนวณ เป็นต้น

- การพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าร่วมการวิเคราะห์การใช้ไฟฟ้าเชิงพื้นที่

- การพยากรณ์โหลดระยะเวลาที่แตกต่างกัน เช่น รายนาที่ รายชั่วโมง รายวัน รายเดือน และรายปี เป็นต้น

- การพยากรณ์โหลดในอาคารที่แตกต่างกัน เช่น สำนักงาน โรงงาน โรงพยาบาล สถานที่ราชการ สถานศึกษา และคอนโนมิเนียม เป็นต้น ซึ่งมีลักษณะการใช้ไฟฟ้า และปัจจัยที่มีผลต่อการใช้พลังงานไฟฟ้าที่แตกต่างกันออกไป ส่วนข้อจำกัดของโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ ดังนี้

- ต้องใช้วิธีลองผิดลองถูก (trial and error) การจำลองอาจทำให้ต้องเสียเวลา

- การทดลองสำหรับระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้พบว่าถ้ามีอินพุตจำนวนมาก แล้วเลือกจำนวนของฟังก์ชันสมาชิกตั้งแต่ 3 ขึ้นไป จะทำให้หลักการกระทำ (rule) เยอะมาก ใช้เวลารันนานเกินไปหรือไม่สามารถรันได้

นอกจากที่ยกตัวอย่างข้างต้น ผู้ที่สนใจใช้สองตัวแบบข้างต้นสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับระบบไฟฟ้ากำลังด้านอื่น ๆ ตามความเหมาะสมได้ต่อไป



References

- Jang, J.-S. R. (1993). ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 23(3), 665-685. doi: 10.1109/21.256541.
- Jiriwibhakorn, S. (2011). Applications of neural networks in power system. Bangkok: Faculty of Engineering King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang. (in Thai)
- Jiriwibhakorn, S. (2022). *Forecasting machines in power systems*. Bangkok: Faculty of Engineering King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang. (in Thai)
- Kanas, T., & Phechrphakdee, C. (2022). Tunnel ventilator for electricity production for meat chicken broiler house. *EAU Heritage Journal Science and Technology*, 16(1), 154–161. Retrieved from <https://he01.tci-thaijo.org/index.php/EAUHJSci/article/view/254087>. (in Thai)
- Katruksa, S. (2013). *Facility energy sage modeling and medium term load forecasting with artificial Neural Networks And Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems: An exploratory Study* (Master's thesis). King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang. Thailand. (in Thai)
- Katruksa, S. (2020). *Mid-Term Load Forecasting based on Artificial Neural Networks and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems: An exploratory study* (Doctoral dissertation). King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang. Thailand. (in Thai)
- Katruksa, S., & Jiriwibhakorn, S. (2015). Facility energy usage modeling and medium term load forecasting with Artificial Neural Networks and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems. *Kasetsart Engineering Journal*, 28(91), 61-69. (in Thai)
- Katruksa, S., & Jiriwibhakorn, S. (2019). Application data for electricity load forecasting models. *The 5th International Conference on Engineering, Applied Sciences and Technology* (pp. 450-453). Luang Prabang, Laos PDR. doi: 10.1109/ICEAST.2019.8802527
- Katruksa, S., & Jiriwibhakorn, S. (2020). Evaluation of mid-term load forecasting case study based on Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) and Artificial Neural Networks (ANNs). *International Review of Electrical Engineering (I.R.E.E.)*, 15(4), 283-293. <https://doi.org/10.15866/iree.v15i4.17766>
- Meesut, P. (2009). *Artificial Neural Networks and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems. Management Information Systems*. Bangkok: King Mongkut's University of Technology North Bangkok. (in Thai)

- Phootrakornchai, W., & Jiriwibhakorn, S. (2015). Online critical clearing time estimation using an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS). *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 73, 170-181. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2015.03.024>
- Seangsai, A. (2013). *Power system quality evaluation using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems: An exploratory Study* (Master's thesis). King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang. Thailand. (in Thai)
- The MathWorks Inc. (2023). *Molot C. MATLAB & Simulink Release 2023a*. Retrieved from https://www.mathworks.com/products/new_products/latest_features.html
- Wannakam, K., & Jiriwibhakorn, S. (2018). Evaluation of generation system reliability using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) and Artificial Neural Networks (ANNs). *International Review of Electrical Engineering (I.R.E.E.)*, 13(3), 204-212. <https://doi.org/10.15866/iree.v13i3.13534>

