

**การใช้โครงข่ายประสาทเทียมช่วยในการวิเคราะห์กำลังสูญเสีย
ของหม้อแปลงไฟฟ้าระบบจำหน่ายในสภาวะโหลดปกติและโหลดเกิน
USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS TO ANALYZE POWER
LOSSES OF DISTRIBUTION TRANSFORMER UNDER NORMAL LOAD
AND OVERLOAD CONDITIONS**

บุญเลิศ สือเฉย¹ สมศักดิ์ สิริโปรานานนท์^{2*} และ นรุตม์ เพ็ชรเจริญ³

^{1,2*}อาจารย์, สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเอเชียอาคเนย์

19/1 ถนนเพชรเกษม เขตหนองแขม กรุงเทพมหานคร 10160,

¹tdlert@hotmail.com, ^{2*}somsaks@sau.ac.th

³นักศึกษา, สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเอเชียอาคเนย์

19/1 ถนนเพชรเกษม เขตหนองแขม กรุงเทพมหานคร 10160, petchjarern@gmail.com

Boonlert Suechoey¹ Somsak Siriporananon^{2*} and Narut Petchjarern³

^{1,2*}Lecturer, Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering,

Southeast Asia University, 19/1 Phetkasem Road, Nongkhaem, Bangkok, 10160, Thailand,

¹tdlert@hotmail.com, ^{2*}somsaks@sau.ac.th

³Student, Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering,

Southeast Asia University, 19/1 Phetkasem Road, Nongkhaem, Bangkok, 10160, Thailand,

petchjarern@gmail.com

บทคัดย่อ

บทความวิจัยนี้นำเสนอการวิเคราะห์กำลังสูญเสียในหม้อแปลงไฟฟ้า 3 เฟส ขนาด 100 kVA 22kV 400/230 V ที่ใช้งานในระบบจำหน่าย ในสภาวะโหลดปกติ และโหลดเกิน โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม สามารถวิเคราะห์กำลังสูญเสียในหม้อแปลงได้เร็วกว่า และใช้ตัวแปรที่น้อยกว่าการคำนวณหาค่ากำลังสูญเสียในหม้อแปลงไฟฟ้า โดยค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ได้มาจากการทดสอบที่โรงงานผู้ผลิตหม้อแปลง กระแสที่ใช้ทดสอบตั้งแต่ 1%-140% ที่อุณหภูมิ 35°C, 45°C, 55°C, 65°C และ 75°C แล้วนำมาคำนวณหาค่ากำลังสูญเสียในหม้อแปลง มีจำนวนข้อมูล 70,000 ชุด โดยแยกสำหรับเป็นข้อมูลที่ใช้ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อหาค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ของโครงข่ายประสาทเทียม จำนวน 56,000 ชุด และเป็นข้อมูลอินพุตของโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อ

หาค่ากำลังสูญเสียในหม้อแปลงของโครงข่ายประสาทเทียม จำนวน 14,000 ชุด จากนั้นทำการเปรียบเทียบค่ากำลังสูญเสียในหม้อแปลงที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมกับค่าที่คำนวณจากการทดสอบที่โรงงานผู้ผลิต ค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดไม่เกิน 1.06 อยู่ในระดับที่น่าพอใจ และสามารถนำวิธีการดังกล่าวไปใช้ในการออกแบบทดสอบค่ากำลังสูญเสียทางไฟฟ้าในหม้อแปลงได้ในอนาคต

คำสำคัญ: โครงข่ายประสาทเทียม, หม้อแปลงจำหน่าย, อุณหภูมิ, กำลังสูญเสียในหม้อแปลง

ABSTRACT

This research paper presents power loss analysis in a 3-phase distribution transformer of 100 kVA 22 kV-400/230 V in normal load and overload conditions using a neural network technique. This method can analyze power loss in the transformer quicker and use fewer variables than the power loss calculation using various parameters obtained from transformer manufacturers. Seventy thousand sets of current tests ranging from 1%-140% at temperatures of 35°C, 45°C, 55°C, 65°C and 75°C were experimentally measured, then power losses are calculated. Fifty-six thousand sets of those were used for training of the neural network to find the parameters and the other 14,000 sets were used for the input data to find power losses. In addition, the power losses obtained from the artificial neural network were compared with calculated power losses by using parameters from transformer manufacturers. The error percentage value no more than 1.06 was at a satisfactory level suggesting that this method can be applied in the designing of electrical power loss test for transformers in the future.

KEYWORDS: Artificial neural network, Distribution transformer, Temperature, Power losses

1. บทนำ

หม้อแปลงไฟฟ้าที่ใช้ในระบบจำหน่ายเป็นอุปกรณ์ที่มีความสำคัญมากสำหรับการส่งผ่านพลังงานไฟฟ้า การออกแบบและการผลิตหม้อแปลงไฟฟ้าระบบจำหน่ายไฟฟ้าต้องเป็นไปตามมาตรฐานที่กำหนดของการไฟฟ้า ในการทำงานของหม้อแปลงไฟฟ้าจะมีความสูญเสียที่เกิดขึ้นในตัวหม้อแปลง เรียกว่ากำลังไฟฟ้าสูญเสีย (Power Losses) ซึ่งประกอบด้วยการสูญเสียจากแกนเหล็ก (Core Losses) และการสูญเสียจากขดลวดทองแดง (Copper Losses) [1, 2] ซึ่งประกอบด้วยหลาย ๆ ตัวแปร เช่น แรงดัน, กระแส, ความต้านทาน, อุณหภูมิ, ภาวะทางไฟฟ้า และคุณภาพของขดลวด ในการคำนวณหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียในหม้อแปลง มีความยุ่งยากและ

ซับซ้อน อีกทั้งต้องหาผลกระทบที่เกิดจากการเปลี่ยนแปลงภาระทางไฟฟ้าในระบบไฟฟ้าและอุณหภูมิต่าง ๆ [1, 2] จากงานวิจัยของ Souza et al [1] นำเสนอการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการระบุค่าความสูญเสียทางไฟฟ้าของหม้อแปลง 1 เฟส ขนาด 75 kVA โดยการป้อนตัวแปรสำหรับการคำนวณ 6 ตัวแปร ที่อุณหภูมิ 30°C, 35°C และ 40°C เข้าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ทำให้ลดความยุ่งยากและลดความซับซ้อนของการคำนวณลง ค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาด 1.22% จากงานวิจัยของ Suttisinthong and Pothisarn [3] นำเสนอการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการระบุค่าความสูญเสียทางไฟฟ้าของหม้อแปลง 1 เฟส 30 kVA โดยการป้อนตัวแปรสำหรับการคำนวณ 3 ตัวแปร ที่อุณหภูมิ 35°C, 45°C และ 55°C เข้าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ทำให้สามารถลดความยุ่งยากและความซับซ้อนของการคำนวณลงได้ และมีค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาด 1.2% และจากงานวิจัยของ Basheer and Hajmeer [4] นำเสนอการใช้โครงข่ายประสาทเทียมค้นหาการประมาณค่าที่ดีที่สุดในการหาค่ากำลังสูญเสียในแกนเหล็กของหม้อแปลงไฟฟ้าคือใช้โครงข่ายประสาทเทียมวิธีแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น (Feed-forward multilayer perceptron. MLP)

ในบทความวิจัยนี้ นำเสนอการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมด้วยการป้อนอินพุตสำหรับคำนวณ 4 ตัวแปร ที่ช่วงอุณหภูมิใช้งานของหม้อแปลง 35°C, 45°C, 55°C, 65°C และ 75°C ในการหาค่ากำลังสูญเสียในหม้อแปลงจำหน่าย 3 เฟส โดยทำการศึกษาหม้อแปลงที่พิกัด 100 kVA 22 kV-400/230 V ตามมาตรฐานการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น (Feed-Forward Multilayer Perceptron. MLP) [4] ซึ่งสามารถลดความจำนวนตัวแปรได้น้อยกว่า 2 ตัวแปร [1] และมีค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดที่น้อยกว่า [3] ผลจากงานวิจัยสามารถช่วยวิเคราะห์ค่าความสูญเสียในสภาวะโหลดปกติ และโหลดเกินได้รวดเร็วมากยิ่งขึ้น รวมทั้งสามารถช่วยในการวางแผนการใช้งานหม้อแปลงให้มีประสิทธิภาพดียิ่งขึ้น

2. วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1) เพื่อศึกษาหลักการและวิธีการวัดค่ากำลังสูญเสียในหม้อแปลงไฟฟ้า 3 เฟส ขนาด 100 kVA 22kV-400/230 V ที่ใช้งานในระบบจำหน่าย ตามมาตรฐานการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค

2) นำเสนอการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมด้วยการป้อนอินพุต 4 ตัวแปร ประกอบด้วยอุณหภูมิ (T), กำลังสูญเสียในแกนเหล็ก (P_{Core}), กระแสทางด้านขดลวดแรงต่ำ (I_{LV}), และกระแสทดสอบ (I_{Test}) ที่อุณหภูมิ 35°C, 45°C, 55°C, 65°C และ 75°C ในการหาค่ากำลังสูญเสียในหม้อแปลง

3) นำผลที่ได้จากงานวิจัยนี้ ช่วยวิเคราะห์ค่าความสูญเสียในสภาวะโหลดปกติ และโหลดเกินจากการไปใช้งานจริง และสามารถช่วยในการวางแผนการใช้งานหม้อแปลงให้มีประสิทธิภาพดียิ่งขึ้น

3. วิธีดำเนินการวิจัย

3.1 หลักการที่เกี่ยวข้อง

3.1.1 กำลังสูญเสียทางไฟฟ้าในหม้อแปลง (Power Losses)

ค่ากำลังสูญเสียทางไฟฟ้าในหม้อแปลง ประกอบด้วย กำลังสูญเสียในแกนเหล็ก (Core Losses) และความสูญเสียในขดลวดทองแดง (Copper Losses) ดังสมการที่ 1 [1, 3, 5]

$$P_T = P_{Core} + P_{CU} \quad (1)$$

โดยที่ P_T คือ กำลังสูญเสียรวมในตัวหม้อแปลง (W), P_{Core} คือ กำลังสูญเสียในแกนเหล็ก (W), P_{CU} คือ กำลังสูญเสียในขดลวดทองแดง (W)

3.1.2 กำลังสูญเสียในแกนเหล็ก

การทดสอบเปิดวงจร ดังรูปที่ 1 (ก) เป็นการทดสอบเพื่อหาค่าความสูญเสียในแกนเหล็ก ค่าสูญเสียในแกนเหล็กมีผลเนื่องจากความสูญเสียฮิสเตอรีซิส (Hysteresis Loss) และความสูญเสียเนื่องจากกระแสไหลวน (Eddy-current Loss) และค่าความสูญเสียที่เกิดขึ้นในแกนเหล็กจะมีค่าคงที่ในทุกๆ สภาวะของภาวะทางไฟฟ้า ดังสมการที่ 2 [1-3]

$$P_{Core} = P_H + P_E \quad (2)$$

โดยที่ P_H คือ ความสูญเสียจากฮิสเตอรีซิส (W), P_E คือ ความสูญเสียจากกระแสไหลวน (W)
- ความสูญเสียฮิสเตอรีซิส (Hysteresis loss) ดังสมการที่ 3 [6]

$$P_H = K_S \cdot B^{1.6} \cdot f \quad (3)$$

โดยที่ K_S คือ สัมประสิทธิ์ของวัสดุที่ผสมในแกนเหล็ก, B คือความหนาแน่นเส้นแรงแม่เหล็กสูงสุด (T), f คือ ความถี่ (Hz)

- ความสูญเสียจากกระแสไหลวน (Eddy-current loss) ดังสมการที่ 4 [6]

$$P_E = K_e \cdot f^2 \cdot B^2 \cdot D^2 \cdot 10^{-3} \quad (4)$$

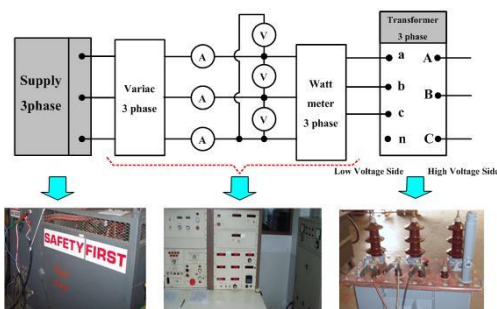
โดยที่ K_e คือ ค่าคงที่กระแสไหลวน, d คือ ความหนาของแกนเหล็กกลาไมเนต (mm), B คือ ความหนาแน่นเส้นแรงแม่เหล็กสูงสุด (T) และ f คือ ความถี่ (Hz)

3.1.3 การสูญเสียจากขดลวดทองแดง

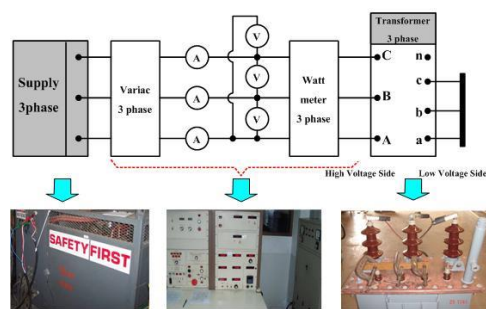
การทดสอบลัดวงจร ดังรูปที่ 1 (ข) เป็นการทดสอบเพื่อหาค่าความสูญเสียในขดลวดทองแดงโดยลัดวงจรทางด้านแรงต่ำ (Low voltage side) และจ่ายแรงดันทางด้านแรงสูง (High voltage side) ให้ได้ตามพิกัดกระแสด้านแรงสูงหาได้ดังสมการที่ 5 [6, 7]

$$P_{CU} = 3(I_{HV}^2 \cdot R_{HV} + I_{LV}^2) + R_{LV} \quad (5)$$

โดยที่ R_{HV} คือความต้านทานขดลวดแรงสูง, I_{HV} คือ กระแสทางด้านขดลวดแรงสูง, R_{LV} คือ ความต้านทานขดลวดแรงต่ำ และ I_{LV} คือ กระแสทางด้านขดลวดแรงต่ำ



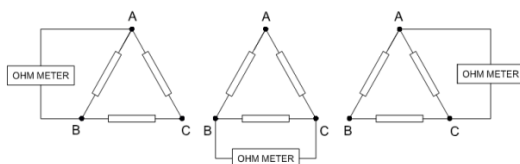
(ก) การทดสอบเปิดวงจร



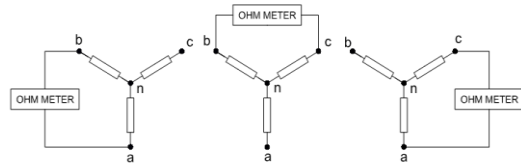
(ข) การทดสอบลัดวงจร

รูปที่ 1 การทดสอบหม้อแปลงไฟฟ้า

การวัดความต้านทานของขดลวดหม้อแปลงไฟฟ้า โดยใช้เครื่องวัดความต้านทาน ดังรูปที่ 2



(ก) ด้านแรงดันสูง



(ข) ด้านแรงดันต่ำ

รูปที่ 2 การวัดค่าความต้านทานที่ขั้วของหม้อแปลง

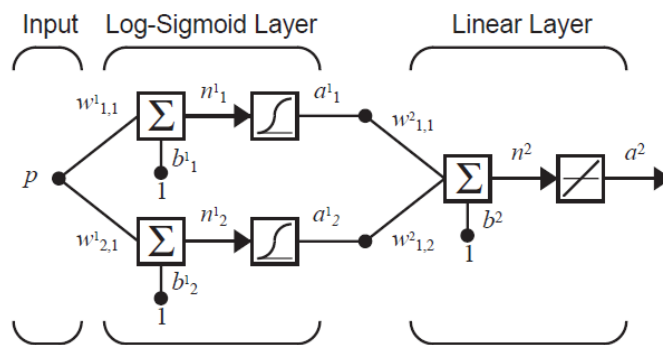
การหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียในขดลวดทองแดงที่อุณหภูมิใช้งานต่าง ๆ จะต้องทำการหาค่าความต้านทานที่อุณหภูมิใช้งานนั้น ๆ โดยค่าความต้านทานขณะทำการวัดเริ่มต้นจะมีอุณหภูมิเท่ากับอุณหภูมิแวดล้อม ค่าความต้านทานตามอุณหภูมิที่ใช้งานสามารถหาได้ดังสมการที่ 6 [8-10]

$$R_r = R_a \left(\frac{235 + \theta_r}{235 + \theta_a} \right) \quad (6)$$

โดยที่ R_r คือ ความต้านทานขดลวดที่อุณหภูมิใช้งาน (θ_r), R_a คือ ความต้านทานขดลวดที่อุณหภูมิแวดล้อม (θ_a)

3.1.4 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks)

จากการศึกษานำโครงข่ายประสาทเทียม [4, 6, 11-14] มาหาค่ากำลังสูญเสียทางไฟฟ้าในหม้อแปลง พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น (Feed-forward multilayer perceptron, MLP) เหมาะกับการนำมาใช้หาค่ากำลังสูญเสียทางไฟฟ้าในหม้อแปลง ดังแสดงในรูปที่ 3



รูปที่ 3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า [11]

จากรูปที่ 3 อินพุต p ถูกคูณด้วย ค่าน้ำหนักประสาท (Weight) w โดยมีไบอัส (Bias) b หรือออฟเซต (Offset) เป็นอีกอินพุตที่มีค่าน้ำหนักคงที่เท่ากับ 1 โดยอินพุตทั้งหมดถูกรวม (Sum) จะได้เอาต์พุตเป็น n มักจะเรียกว่า “เน็ตอินพุต (Net Input)” จะเป็นอินพุตของฟังก์ชันกระตุ้น หรือฟังก์ชันถ่ายโอน (Activation Function) หรือ (Transfer Function) f และได้เอาต์พุตของนิวรอนคือ a ดังสมการที่ 7

$$a = f(wp + b) \quad (7)$$

โดยที่ a คือ เอพาร์ท, w คือ น้ำหนักประสาท, f คือ ฟังก์ชันถ่ายโอน, p คือ อินพุต และ b คือ ไบอัส

3.1.5 การประยุกต์ใช้งานโครงข่ายประสาทเทียม

ค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ที่ใช้ในการคำนวณค่ากำลังสูญเสียทางไฟฟ้าในหม้อแปลง ได้แก่ อุณหภูมิ (T), กำลังสูญเสียในแกนเหล็ก (P_{Core}), กำลังสูญเสียในขดลวด (P_{Cu}), ความต้านทานขดลวดด้านแรงดันสูง (R_{HV}), ความต้านทานขดลวดด้านแรงดันต่ำ (R_{LV}), กระแสทางด้านขดลวดแรงสูง (I_{HV}), กระแสทางด้านขดลวดแรงต่ำ (I_{LV}) และกระแสทดสอบ (I_{Test})

จากสมการที่ 5 ค่ากำลังสูญเสียในขดลวด (P_{Cu}) ขึ้นอยู่กับค่ากระแสที่ไหลผ่านขดลวดและความต้านทานของขดลวด สำหรับกระแสทางด้านขดลวดแรงต่ำ (I_{LV}) มีผลต่อกำลังสูญเสียในขดลวดมากที่สุด เนื่องจากมีค่ากระแสสูงกว่ากระแสทางด้านขดลวดแรงสูง (I_{HV}) มาก และผลการทดสอบเปรียบเทียบการป้อนข้อมูลอินพุตระหว่างกระแสทางด้านขดลวดแรงต่ำ (I_{LV}) กับกระแสทางด้านขดลวดแรงสูง (I_{HV}) การป้อนกระแสทางด้านขดลวดแรงต่ำ (I_{LV}) จะมีค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดต่ำกว่ากระแสทางด้านขดลวดแรงสูง (I_{HV})

จากงานของ Souza et al [1] ในการหาค่ากำลังสูญเสียทางไฟฟ้าในหม้อแปลงไฟฟ้า ใช้ 6 ตัวแปรประกอบด้วย อุณหภูมิ (T), ความต้านทานขดลวดด้านแรงดันสูงและแรงดันต่ำ (R_{HV} และ R_{LV}), กำลังสูญเสียในแกนเหล็ก (P_{Core}), กำลังสูญเสียของขดลวดทองแดง (P_{Cu}), และกระแสทดสอบ (I_{Test})

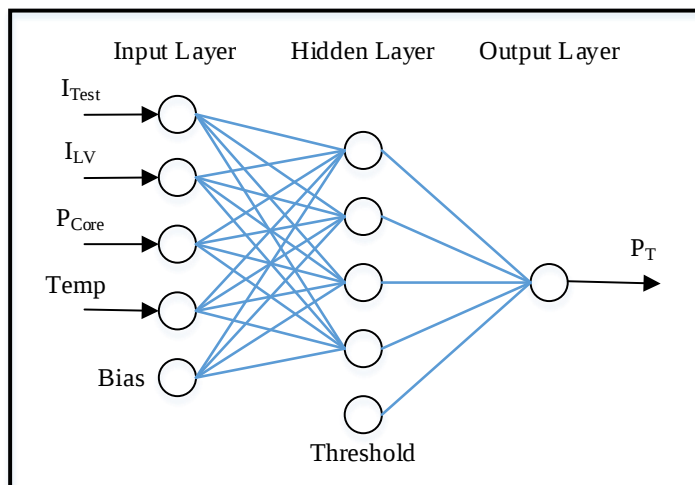
งานวิจัยนี้จะใช้อินพุต 4 ตัวแปร ประกอบด้วยอุณหภูมิ (T), กำลังสูญเสียในแกนเหล็ก (P_{Core}), กระแสทางด้านขดลวดแรงต่ำ (I_{LV}), และกระแสทดสอบ (I_{Test}) เป็นข้อมูลป้อนเข้าโครงข่ายประสาทเทียม

โดยค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ได้มาจากการทดสอบหม้อแปลงที่บริษัทผู้ผลิต จำนวน 100 เครื่อง ใช้กระแสที่ทดสอบตั้งแต่ 1%-140% นำมาคำนวณที่อุณหภูมิ 35°C, 45°C, 55°C, 65°C และ 75°C แล้วนำมาคำนวณหาค่ากำลังสูญเสียในหม้อแปลง สามารถแยกข้อมูลออกได้จำนวน 70,000 ชุด โดยแบ่งสำหรับเป็นข้อมูลที่ใช้ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อหาค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของโครงข่ายประสาทเทียม จำนวน 80 เครื่อง (56,000 ชุด) ดังตารางที่ 1 และเป็นข้อมูลอินพุตของโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อหาค่ากำลังสูญเสียในหม้อแปลงของโครงข่ายประสาทเทียม จำนวน 20 เครื่อง (14,000 ชุด) จากนั้นทำการเปรียบเทียบค่ากำลังสูญเสียในหม้อแปลงที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม เปรียบเทียบกับค่าที่คำนวณจากการวัดในโรงงาน เพื่อหาค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาด

ตารางที่ 1 ข้อมูลที่ใช้ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียม

No	I _{Test} (%)	I _{LV} (A)	P _{CORE} (W)	Temp (°C)	P _T (W)
1	1	1.44	240.2	35	240.3
2	2	2.89	240.2	35	240.7
3	3	4.33	240.2	35	241.3
4	4	5.77	240.2	35	242.2
5	5	7.22	240.2	35	243.4
136	136	196.30	240.2	35	2602.1
137	137	197.74	240.2	35	2637.0
138	138	199.19	240.2	35	2672.1
139	139	200.63	240.2	35	2707.5
140	140	202.07	240.2	35	2743.1
11201	1	1.44	240.2	45	240.3
11202	2	2.89	240.2	45	240.7
11203	3	4.33	240.2	45	241.4
11204	4	5.77	240.2	45	242.3
11205	5	7.22	240.2	45	243.5
11336	136	196.30	240.2	45	2689.6
11337	137	197.74	240.2	45	2725.7
11338	138	199.19	240.2	45	2762.1
11339	139	200.63	240.2	45	2798.8
11340	140	202.07	240.2	45	2835.8
22401	1	1.44	240.2	55	240.3
22402	2	2.89	240.2	55	240.7
22403	3	4.33	240.2	55	241.4
22404	4	5.77	240.2	55	242.4
22405	5	7.22	240.2	55	243.6
22536	136	196.30	240.2	55	2777.1
22537	137	197.74	240.2	55	2814.5
22538	138	199.19	240.2	55	2852.2
22539	139	200.63	240.2	55	2890.2
22540	140	202.07	240.2	55	2928.5
33601	1	1.44	240.2	65	240.3
33602	2	2.89	240.2	65	240.8
33603	3	4.33	240.2	65	241.5
33604	4	5.77	240.2	65	242.5
33605	5	7.22	240.2	65	243.7
33736	136	196.30	240.2	65	2864.5
33737	137	197.74	240.2	65	2903.3
33738	138	199.19	240.2	65	2942.3
33739	139	200.63	240.2	65	2981.6
33740	140	202.07	240.2	65	3021.2
55861	1	1.44	240.2	75	240.3
55862	2	2.89	240.2	75	240.8
55863	3	4.33	240.2	75	241.5
55864	4	5.77	240.2	75	242.5
55865	5	7.22	240.2	75	243.9
55866	6	8.66	240.2	75	245.5
55867	7	10.10	240.2	75	247.4
55868	8	11.55	240.2	75	249.6
55869	9	12.99	240.2	75	252.0
55870	10	14.43	240.2	75	254.8
55991	131	189.08	240.2	75	2750.4
55992	132	190.53	240.2	75	2788.8
55993	133	191.97	240.2	75	2827.6
55994	134	193.41	240.2	75	2866.7
55995	135	194.86	240.2	75	2906.0
55996	136	196.3	240.2	75	2945.6
55997	137	197.74	240.2	75	2985.6
55998	138	199.19	240.2	75	3025.8
55999	139	200.63	240.2	75	3066.3
56000	140	202.07	240.2	75	3107.1

จากตารางที่ 1 เป็นข้อมูลที่ได้มาจากการทดสอบหม้อแปลงที่บริษัทผู้ผลิต นำมาทำการฝึกสอนให้ได้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม อินพุต 4 โหนด ชั้นซ่อน (Hidden Layer) 4 โหนด ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนเป็นลอจิสติกมอยด์ (Log-sigmoid) และชั้นเอาต์พุต (Output Layer) 1 โหนด ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนเป็นลิเนียร์ฟังก์ชัน (Linear) แสดงดังรูปที่ 4



รูปที่ 4 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบอินพุต 4 ตัวแปร

ค่าพารามิเตอร์ กระแสทดสอบที่เปอร์เซ็นต์ต่างๆ (I_{Test}) กระแสด้านแรงดันต่ำ (I_{LV}) กำลังสูญเสียของแกนเหล็ก (P_{CORE}) อุณหภูมิของหม้อแปลงและค่าไบอัส (Bias) ในแต่ละโหนดของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม แบบอินพุต 4 ตัวแปร แสดงดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 การปรับปรุงโครงข่ายประสาทเทียม (Improved Neural Network)

Hidden 1			
Node 1 (Sigmoid)	Node 2 (Sigmoid)	Node 3 (Sigmoid)	Node 4 (Sigmoid)
I_{Test} (%): -2.792	I_{Test} (%): -1.514	I_{Test} (%): -0.388	I_{Test} (%): -0.052
I_{LV} (A): -2.743	I_{LV} (A): -1.396	I_{LV} (A): -0.414	I_{LV} (A): -1.034
P_{CORE} (W): 0.041	P_{CORE} (W): -0.004	P_{CORE} (W): -0.049	P_{CORE} (W): -0.001
Temp: -0.242	Temp: -0.257	Temp: 0.887	Temp: -0.086
Bias: -6.109	Bias: 3.548	Bias: -1.023	Bias: 0.640

ตารางที่ 2 การปรับปรุงโครงข่ายประสาทเทียม (Improved Neural Network) (ต่อ)

Output
Regression (Linear)
Node 1: 0.153
Node 2: -1.960
Node 3: -0.086
Node 4: -1.606
Threshold: 2.449

4. ผลการวิจัย

ข้อมูลจากการทดสอบจริงของหม้อแปลงไฟฟ้า 3 เฟส ขนาด 100 kVA 22kV-400/230 V ที่ใช้งานในระบบจำหน่าย แล้วนำไปผ่านการฝึกสอน จะเป็นแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และทำการประเมินแบบจำลองเปรียบเทียบกับผลที่วัดจริงเป็นเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาด จากการเปรียบเทียบข้อมูลจำนวน 20 เครื่อง (14,000 ชุด) ได้ตั้งตารางที่ 3 โดยแสดงค่าจากการจำลอง Prediction (P_T) กับค่าที่วัดได้จริง P_T (W) มีค่าผิดพลาดเทียบเป็นเปอร์เซ็นต์ error (%) ที่อุณหภูมิต่าง ๆ Temp ($^{\circ}\text{C}$) และกระแสทดสอบที่เปอร์เซ็นต์ต่างๆ I_{Test} (%)

ตารางที่ 3 เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของค่ากำลังสูญเสียในหม้อแปลง

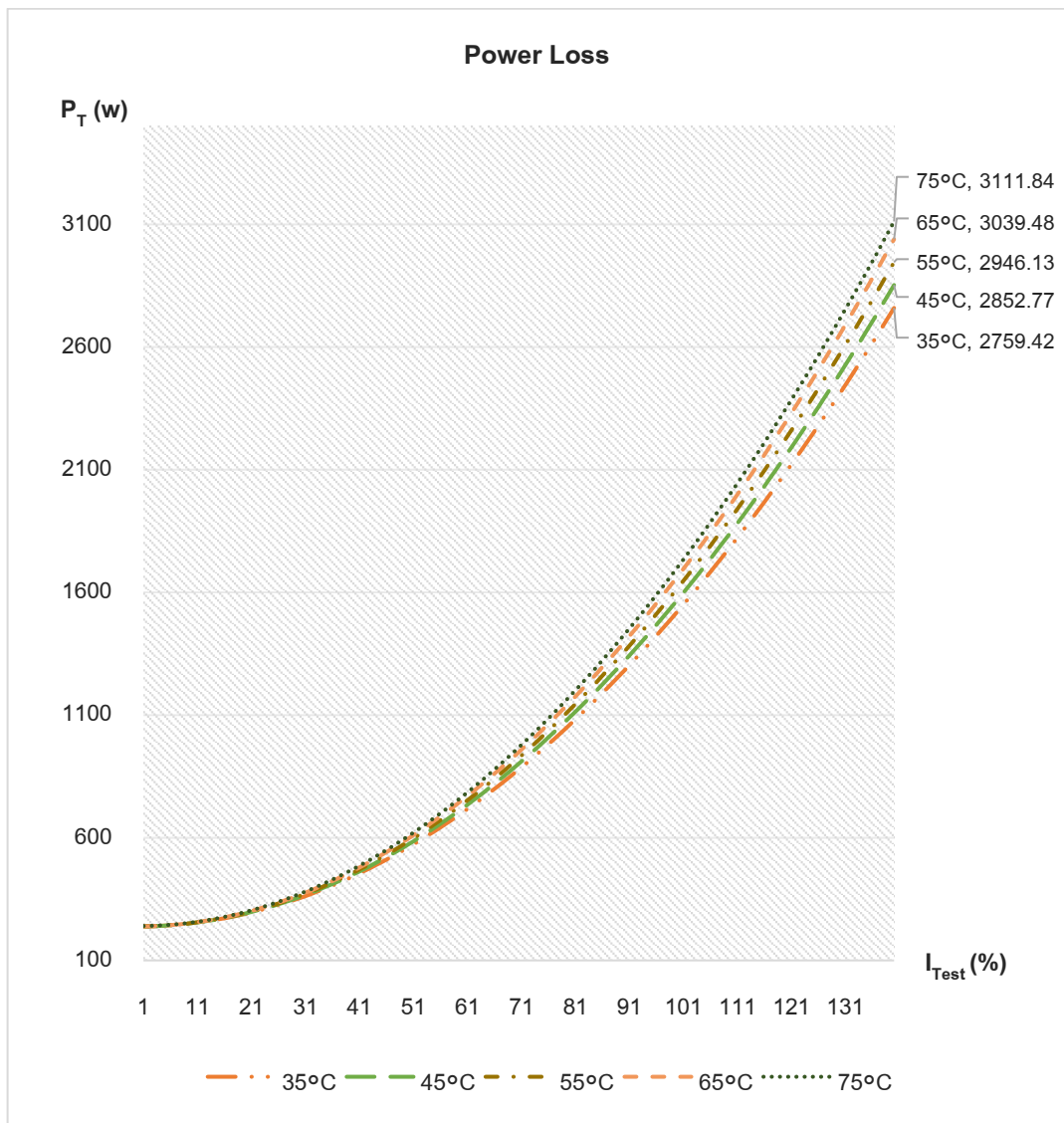
No.	I_{Test} (%)	P_T (W)	Prediction (P_T)	error (%)	Temp ($^{\circ}\text{C}$)
1	1	238.93	239.09	0.07	35
2	2	239.31	239.57	0.11	35
3	3	239.96	240.28	0.13	35
4	4	240.86	241.22	0.15	35
5	5	242.02	242.41	0.16	35
136	136	2617.44	2600.71	-0.64	35
137	137	2652.55	2635.90	-0.63	35
138	138	2687.91	2671.34	-0.62	35
139	139	2723.53	2707.03	-0.61	35
140	140	2759.42	2742.95	-0.60	35

No.	I_{Test} (%)	P_T (W)	Prediction (P_T)	error (%)	Temp ($^{\circ}\text{C}$)
2801	1	238.93	239.63	0.29	45
2802	2	239.33	240.16	0.35	45
2803	3	240.00	240.91	0.38	45
2804	4	240.93	241.90	0.40	45
2805	5	242.13	243.13	0.41	45
2936	136	2705.54	2686.18	-0.72	45
2937	137	2741.94	2722.50	-0.71	45
2938	138	2778.62	2759.05	-0.70	45
2939	139	2815.56	2795.81	-0.70	45
2940	140	2852.77	2832.78	-0.70	45

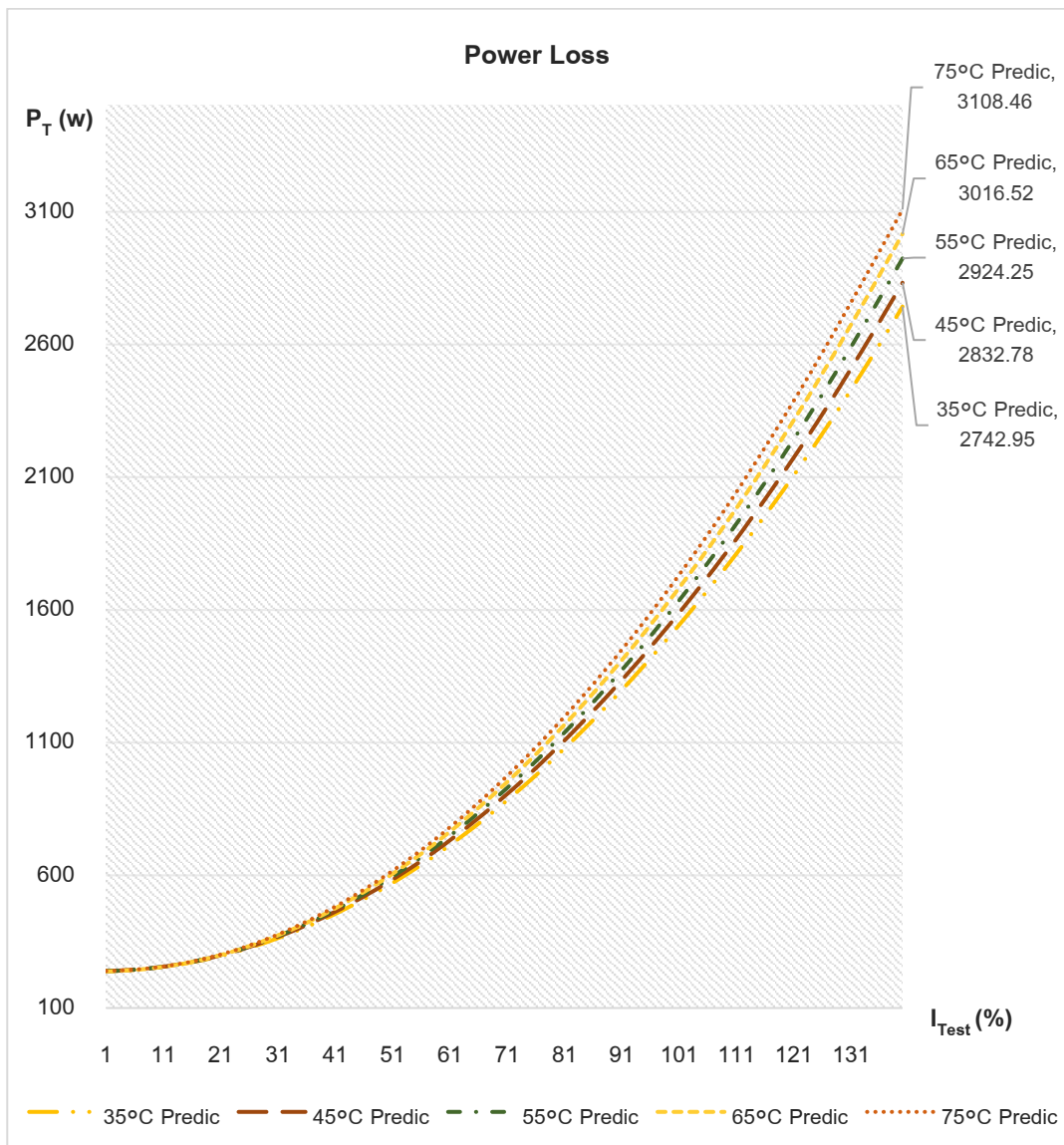
ตารางที่ 3 เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของค่ากำลังสูญเสียในหม้อแปลง (ต่อ)

No.	I _{Test} (%)	P _T (W)	Prediction (P _T)	error (%)	Temp (°C)
5601	1	238.94	238.94	0.00	55
5602	2	239.35	239.52	0.07	55
5603	3	240.04	240.32	0.12	55
5604	4	241.01	241.35	0.14	55
5605	5	242.25	242.62	0.15	55
5736	136	2793.63	2773.68	-0.71	55
5737	137	2831.34	2811.05	-0.72	55
5738	138	2869.33	2848.61	-0.72	55
5739	139	2907.59	2886.35	-0.73	55
5740	140	2946.13	2924.25	-0.74	55
8401	1	238.94	238.05	-0.38	65
8402	2	239.37	238.68	-0.29	65
8403	3	240.09	239.53	-0.23	65
8404	4	241.09	240.59	-0.20	65
8405	5	242.37	241.89	-0.20	65
8536	136	2881.73	2862.49	-0.67	65
8537	137	2920.74	2900.80	-0.68	65
8538	138	2960.04	2939.25	-0.70	65
8539	139	2999.62	2977.83	-0.73	65
8540	140	3039.48	3016.52	-0.76	65
13861	1	240.15	239.55	-0.25	75
13862	2	240.59	240.24	-0.14	75
13863	3	241.32	241.12	-0.08	75
13864	4	242.34	242.21	-0.06	75
13865	5	243.66	243.51	-0.06	75
13996	136	2950.08	2951.70	0.05	75
13997	137	2990.08	2990.78	0.02	75
13998	138	3030.37	3029.94	-0.01	75
13999	139	3070.96	3069.18	-0.06	75
14000	140	3111.84	3108.46	-0.11	75

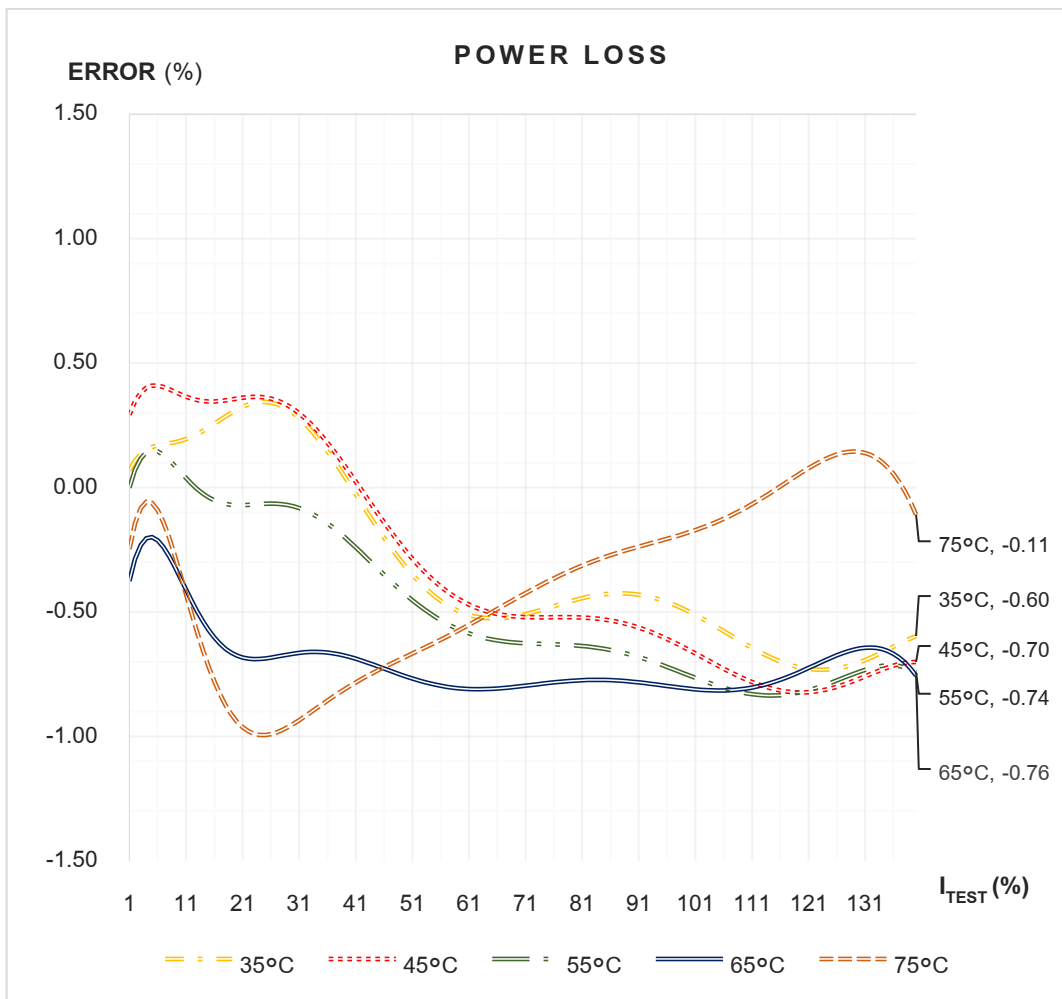
จากตารางที่ 3 สามารถแสดงตัวอย่างกราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่าจากการจำลองกับค่าที่วัดได้จริงที่อุณหภูมิต่าง ๆ ดังรูปที่ 5 และสามารถแสดงตัวอย่างเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดของแต่ละอุณหภูมิ ดังรูปที่ 6 ที่มีค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดทั้งบวกและลบ เนื่องจากค่าจากการจำลองกับค่าที่วัดได้จริงมีค่ามากน้อยสลับกัน



รูปที่ 5 (ก) ความสัมพันธ์ระหว่างค่าจากการจำลองกับค่าที่วัดได้จริงที่อุณหภูมิที่ 35°C, 45°C, 55°C, 65°C และ 75°C (ข) ความสัมพันธ์ระหว่างค่าจากการจำลองกับค่าที่วัดได้จริงที่อุณหภูมิที่ 35°C Predic, 45°C Predic, 55°C Predic, 65°C Predic และ 75°C Predic



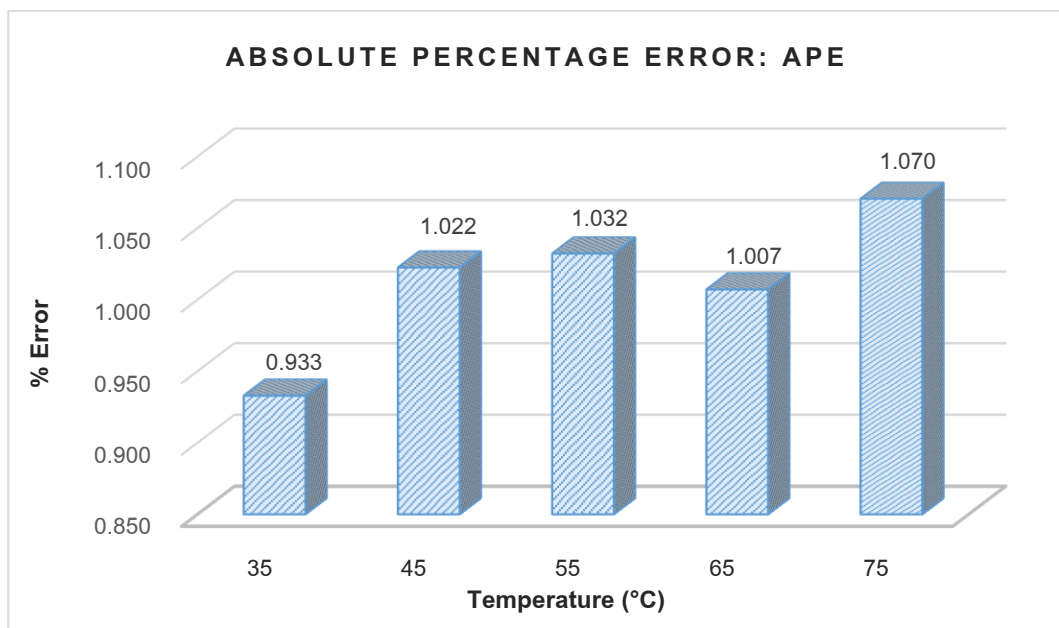
รูปที่ 5 (ก) ความสัมพันธ์ระหว่างค่าจากการจำลองกับค่าที่วัดได้จริงที่อุณหภูมิที่ 35°C, 45°C, 55°C, 65°C และ 75°C (ข) ความสัมพันธ์ระหว่างค่าจากการจำลองกับค่าที่วัดได้จริงที่อุณหภูมิที่ 35°C Predic, 45°C Predic, 55°C Predic, 65°C Predic และ 75°C Predic (ต่อ)



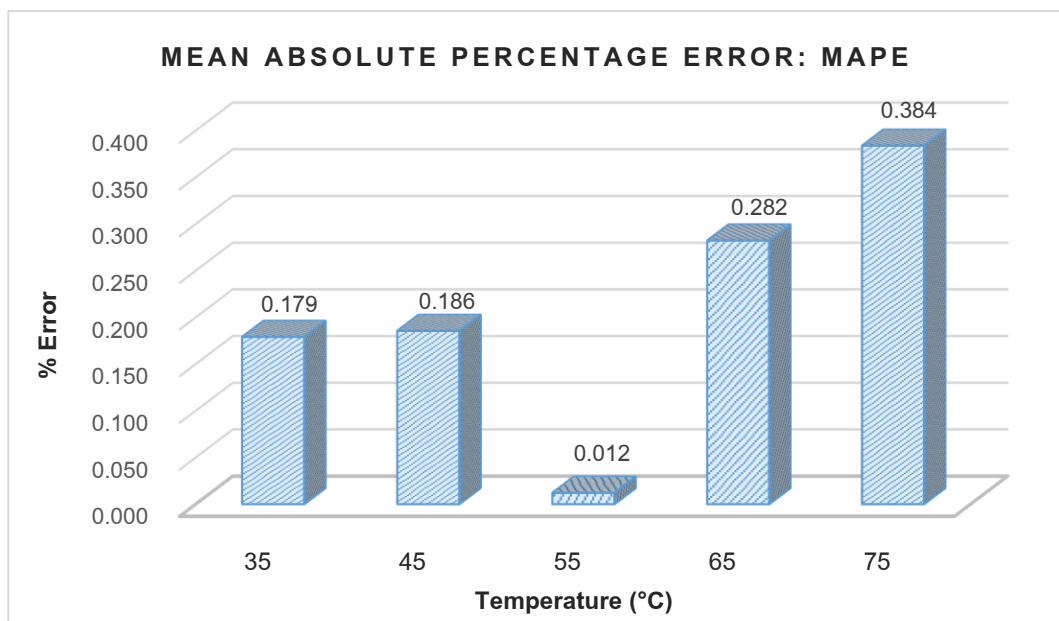
รูปที่ 6 เปอร์เซนต์ความผิดพลาดที่อุณหภูมิที่ 35°C, 45°C, 55°C, 65°C และ 75°C

5. สรุปอภิปรายผลการวิจัย

จากผลการทดสอบในตารางที่ 3 ค่าความผิดพลาดระหว่างค่าที่วัดได้กับค่าจากการจำลองสามารถเปรียบเทียบเปอร์เซนต์ความผิดพลาด โดยในงานวิจัยจะเลือกใช้ APE กับ MAPE เนื่องจากค่าความผิดพลาดมีค่าต่ำ จะให้ค่าความแม่นยำสูง กราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่าเปอร์เซนต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ (Absolute Percentage Error: APE) กับค่าที่อุณหภูมิต่าง ๆ ดังแสดงในรูปที่ 7 (ก) และกราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่าเปอร์เซนต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) กับค่าที่อุณหภูมิต่าง ๆ ดังแสดงในรูปที่ 7 (ข)



(ก)



(ข)

รูปที่ 7 (ก) กราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์กับค่าที่อุณหภูมิต่าง ๆ (ข) กราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์กับค่าที่อุณหภูมิต่าง ๆ

การคำนวณหาค่ากำลังสูญเสียทางไฟฟ้าในหม้อแปลงจำหน่าย 3 เฟส ต้องใช้ตัวแปรในการคำนวณ 6 ตัวแปร แต่ในงานวิจัยนี้เป็นการนำเสนอเทคนิคที่ช่วยในการหาค่ากำลังสูญเสียทางไฟฟ้าในหม้อแปลงไฟฟ้า 3 เฟส ขนาด 100 kVA 22kV-400/230 V ที่ใช้งานในระบบจำหน่ายโดยตัวแปรในการคำนวณเพียง 4 ตัวแปร และใช้โครงข่ายประสาทเทียม ทำหน้าที่เป็นตัวคาดการณ์ (Prediction) และจากการทดสอบข้อมูลที่ได้จากการวัดจริง 14,000 ชุด ทำให้ได้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ (Absolute Percentage Error: APE) ไม่เกิน 1.06 และค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) ไม่เกิน 0.17 ซึ่งอยู่ในช่วงที่น่าพอใจ

ผลที่ได้จากการวิจัยนี้สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการออกแบบ ลดขั้นตอนการคำนวณ และยังช่วยประเมินการจ่ายโหลดในสถานะต่างๆ เพื่อใช้ในการวิเคราะห์การประหยัดพลังงาน และผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพที่ดี มีความถูกต้องใกล้เคียงความเป็นจริง และสามารถพัฒนาต่อไปในอนาคตได้ โดยมีข้อจำกัดสามารถใช้ในการทำนายค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียรวม (P_T) ของหม้อแปลงจำหน่าย ไม่เกิน 2,000 kVA ตามมาตรฐานการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค (PEA)

กิตติกรรมประกาศ

ผู้วิจัยขอขอบพระคุณบริษัท ที.ดี.ทรานส์ฟอเมอร์ จำกัด และบริษัทพงษ์นิมานการไฟฟ้า จำกัด ที่สนับสนุนวัสดุอุปกรณ์และเครื่องมือในการทำวิจัยจนสำเร็จลุล่วงด้วยดี

References

- [1] Souza AN, Silva IN, Souza CFLN, Zago MG. Using artificial neural networks for identification of electrical losses in transformers during the manufacturing phase. Proceedings of the 2002 International Joint Conference on Neural Networks Vol.2; 2002 May 12-17; Honolulu, HI, USA. 2002. p. 1346-50
- [2] Suechoey B. Estimating the economically optimal size of distribution transformer to suitable the load and reduce electrical power losses. Kasem Bundit Engineering Journal 2024;14(1):48-61. (In Thai)
- [3] Suttisinthong N, Pothisarn C. Analysis of Electrical Losses in Transformers using Artificial Neural Networks. Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists 2014 Vol II (IMECS 2014); 2014 Mar 12-14, 2014; Hong Kong. p. 705-8

- [4] Basheer IA, Hajmeer M. Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application. *Journal of Microbiological Methods* 2000;43(1):3-31.
- [5] Suechoey S, Siriporananon S, Pringsakul N, Thongrak A. Implementation of load cycle simulation for studies of loss energy and lifetime of oil-immersed transformers. *Proceedings of the 10th International Conference on Sciences, Technology and Innovation for Sustainable Well-Being (STISWB 2018)*; 2018 May 9-11; Vientiane, Laos. p. 202-7.
- [6] Siriporananon S, Suechoey B. Power losses analysis in a three-phase distribution transformer using artificial neural networks. *The ECTI Transactions on Electrical Engineering, Electronics, and Communications* 2020;18(2):130-6.
- [7] Siriporananon S, Suechoey B, Pringsakul N. Performance testing of transformers used in distribution systems. *Proceedings of the 10th International Conference on Sciences, Technology and Innovation for Sustainable Well-Being (STISWB 2018)*; 2018 May 9-11; Vientiane, Laos. p. 196-201.
- [8] International Electrotechnical Commission. IEC60076-2. Power transformer part 2: temperature rise for liquid-immersed transformers. Geneva, Switzerland: International Electrotechnical Commission; 2011.
- [9] Grainger JJ, Stevenson WD. *Power system analysis*. Newyork, USA: McGraw-Hill; 1994.
- [10] Provincial Electricity Authority Thailand (PEA). Three-phase transformer for 22 kV and 33 kV distribution systems with ability to withstand short circuit, specification No. RTRN-035/2558. Bangkok, Thailand: Provincial Electricity Authority Thailand; 2015.
- [11] Hagan MT, Demuth HB, Beale M. *Neural network design*. Boston, USA: PWS Publishing Company; 1996.
- [12] Demuth H, Beale M. *Neural network toolbox user's guide*. Natick, MA: The Mathwork; 1998.
- [13] Souza KN, Castro TN, Pereira TM, Pontes RST, Braga APS. Prediction of core losses on a three-phase transformer using neural network. *Proceeding of the International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS 2011)*; 2011 May 15-19; Rio de Janeiro, Brazil. p.1105-8.
- [14] Yadav AK, Azeem A, Singh A, Malik H, Rahi OP. Application research based on Artificial Neural Network (ANN) to predict no-load for transformer's design. *Proceeding of the 2011 International Conference on Communication Systems and Network Technologies*; 2011 Jun 3-5; Katra, India. p.180-3.

ประวัติผู้เขียนบทความ



บุญเลิศ สือเฉย ปัจจุบันดำรงตำแหน่งผู้อำนวยการหลักสูตรปริญญา
ดุขฎฐิบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยเอเชียอาคเนย์
19/1 ถนนเพชรเกษม เขตหนองแขม กรุงเทพฯ 10160 เบอร์โทรศัพท์
02-8074500 ต่อ 312 E-mail: tdlert@hotmail.com



สมศักดิ์ สิริโปรภานนท์ ปัจจุบันดำรงตำแหน่งผู้อำนวยการหลักสูตร
วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัย
เอเชียอาคเนย์ 19/1 ถนนเพชรเกษม เขตหนองแขม กรุงเทพฯ 10160
เบอร์โทรศัพท์ 02-8074500 ต่อ 312 E-mail: somsaks@sau.ac.th



นรุตม์ เพ็ชรเจริญ นักศึกษาหลักสูตรปริญญาดุขฎฐิบัณฑิต สาขาวิชา
วิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยเอเชียอาคเนย์ 19/1 ถนนเพชรเกษม
เขตหนองแขม กรุงเทพฯ 10160 เบอร์โทรศัพท์ 02-8074500 ต่อ 312
E-mail: petchjarern@gmail.com

Article History:

Received: June 11, 2024

Revised: August 28, 2024

Accepted: August 29, 2024