

การศึกษาเปรียบเทียบการใช้ ANN และ ANFIS สำหรับ การวิเคราะห์กระแสฟอลต์แบบไม่สมมาตรในระบบไฟฟ้ากำลัง

A Comparative Study between ANN and ANFIS for Asymmetrical Fault Current Analysis in Power Systems

บดินทร วัฒนะรัตน์ สมชาติ จิรวินากร นิรุช จิรสวรรณกุล
ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอวิธีการวิเคราะห์กระแสฟอลต์แบบไม่สมมาตรที่ตำแหน่งของบัสและสายส่งในระบบไฟฟ้ากำลัง โดยใช้ระบบโครงข่ายประสาทยูนิฟิเคชันแบบมีหลายชั้นซ่อนชนิดที่มีการแพร่ค่าย้อนกลับ (ANN) เปรียบเทียบกับ ระบบอนุมานนิเวศที่แบบปรับตัวได้ (ANFIS) โดยทั้งสองระบบจะถูกนำมาเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างตำแหน่งที่เกิดกระแสฟอลต์และชนิดของกระแสฟอลต์ที่มีผลต่อกระแสฟอลต์ สำหรับข้อมูลที่น่ามาวิเคราะห์ในงานวิจัยนี้มาจากการจำลองระบบ IEEE 30 บัส และระบบไฟฟ้าในพื้นที่ภาคตะวันออกเฉียงเหนือของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย ผลที่ได้จากระบบดังกล่าวถูกนำไปเปรียบเทียบกับค่ากระแสฟอลต์ที่ได้จากโปรแกรม PowerWorld ซึ่งผลที่ได้ชี้ให้เห็นว่า การใช้ ANN สามารถหาค่าตอบได้แม่นยำกว่า ANFIS

คำสำคัญ : การวิเคราะห์กระแสฟอลต์, โครงข่ายประสาทยูนิฟิเคชัน, ระบบอนุมานโครงข่ายปรับตัวได้

Abstract

This paper presents the asymmetrical fault analysis at the location of buses and lines in the power system. Artificial Neural Network typed Multi Layer Neural Networks with Back-Propagation learning algorithm (ANN) is compared with Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems (ANFIS). The ANN and ANFIS are used to learn the relationship between fault location and fault type, which effect on fault current. The data used in this study came from IEEE 30-bus and EGAT North-eastern area which calculated by PowerWorld program. The analysis result shows that the ANN obtains more accurate solutions than the ANFIS.

Keywords : Fault current analysis, Artificial Neural Network, Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1. บทนำ

ในปัจจุบันการศึกษาเรื่องการลัดวงจรเป็นสิ่งจำเป็นในการป้องกันอุปกรณ์ต่างๆ ที่มีอยู่ในระบบไฟฟ้ากำลัง การเกิดฟอลต์ในระบบไฟฟ้ากำลังเป็นสิ่งที่ไม่สามารถหลีกเลี่ยงได้ ซึ่งอาจเกิดได้จากธรรมชาติ ความผิดพลาดหรือความตั้งใจของมนุษย์ ทุกครั้งที่เกิดการลัดวงจรจะมีกระแสไหลมากผิดปกติ และถ้าไม่มีการป้องกันหรือกำจัดจุดที่เกิดฟอลต์ออกจากระบบให้เร็วที่สุด จะทำให้อุปกรณ์ต่างๆ ภายในระบบเสียหายได้ ดังนั้นอุปกรณ์ต่างๆ ภายในระบบไฟฟ้ากำลังจำเป็นต้องมีอุปกรณ์ป้องกัน

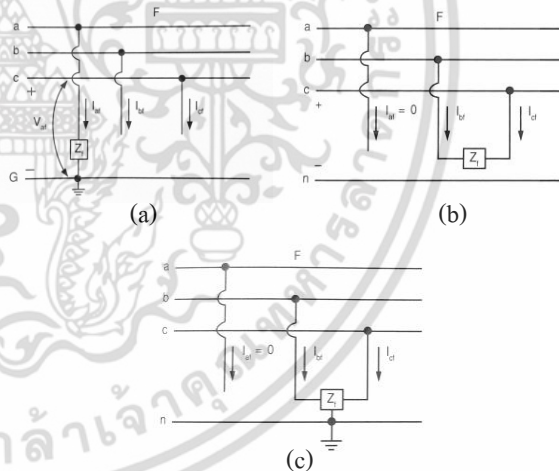
การคำนวณขนาดกระแสฟอลต์ที่เกิดขึ้นไม่ว่ามีความรุนแรงมากน้อยเพียงใด อุปกรณ์ตัดตอนหรืออุปกรณ์ป้องกันจะต้องทำงานได้อย่างถูกต้องรวดเร็ว และสามารถทนต่อความรุนแรงของการเกิดฟอลต์นั้นได้โดยไม่เกิดความเสียหายต่ออุปกรณ์ไฟฟ้า ดังนั้นจึงมีการคำนวณหากระแสฟอลต์เพื่อใช้ประกอบในการเลือกขนาดและชนิดของอุปกรณ์ป้องกันที่เหมาะสมจุดที่ติดตั้งอุปกรณ์ป้องกันนั้นๆ [1] ซึ่งการคำนวณหากระแสฟอลต์ในระบบไฟฟ้ากำลังนั้น จำเป็นต้องทราบค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ของอุปกรณ์เช่น สายส่ง หม้อแปลง เครื่องกำเนิดไฟฟ้า ที่มีอยู่ในระบบ และนำมาคำนวณด้วยโปรแกรมทางคณิตศาสตร์ซึ่งมีความซับซ้อน ดังนั้นจึงเริ่มมีการนำระบบโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งมีคุณสมบัติในการเรียนรู้และสามารถหาคำตอบของระบบที่มีความซับซ้อนได้ดี มาประยุกต์ใช้งานในระบบไฟฟ้ากำลังเช่น นำมาหาคำแหน่งการเกิดฟอลต์ [3] นำมาใช้หาชนิดและรูปแบบของฟอลต์ [4] ใช้วิเคราะห์กระแสฟอลต์แบบสมมาตร [5]

ในบทความนี้จึงได้นำเสนอวิธีการนำเสนอวิธีการนำระบบอนุมานนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ (Adaptive Neuro-Fuzzy Interface System : ANFIS) มาประยุกต์ใช้ในการคำนวณขนาดกระแสฟอลต์แบบไม่สมมาตรเกิดขึ้นที่ตำแหน่งของบัสและบนสายส่งที่ตำแหน่งต่างๆ โดยทำการศึกษาจากระบบทดสอบ IEEE 30 bus และระบบไฟฟ้าในพื้นที่ภาคตะวันออกเฉียงเหนือของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย เนื่องจากเป็นพื้นที่ที่มีจำนวนบัสและความยาวสายส่งมากที่สุด จึงเป็นภาคที่มีสถิติการเกิด

ฟอลต์มากที่สุดในประเทศไทย โดยทำการจำลองด้วยโปรแกรม PowerWorld และได้มีการเปรียบเทียบกระแสฟอลต์ที่ได้จากการคำนวณระหว่างโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) กับระบบอนุมานนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ (ANFIS)

2. ฟอลต์แบบไม่สมมาตร (Asymmetrical Fault)

การเกิดความผิดปกติหรือ ฟอลต์ (Fault) คือ การเกิดความผิดปกติที่ทำให้ไม่สามารถจ่ายพลังงานไฟฟ้าได้ตามปกติ ส่วนมากจะเปิดฟอลต์ที่เกิดจากการลัดวงจร (Short Circuit Fault) ซึ่งจำแนกออกได้เป็นสองประเภทคือ ฟอลต์แบบสมมาตร (Symmetrical Fault) และฟอลต์แบบไม่สมมาตร (Asymmetrical Fault) ซึ่งฟอลต์แบบไม่สมมาตรนั้น มีโอกาสเกิดมากที่สุดถึงร้อยละ 98 โดยสามารถแบ่งออกได้เป็น 3 ชนิด ได้แก่ ฟอลต์ 1 เฟสลงดิน (Single line to ground fault), ฟอลต์ระหว่างเฟส (Line to line fault) และฟอลต์ 2 เฟสลงดิน (Double line to ground fault) [6]



รูปที่ 1 : (a) การเกิดฟอลต์แบบ 1 เฟสลงดิน (b) การเกิดฟอลต์ระหว่างเฟส (c) การเกิดฟอลต์ 2 เฟสลงดิน

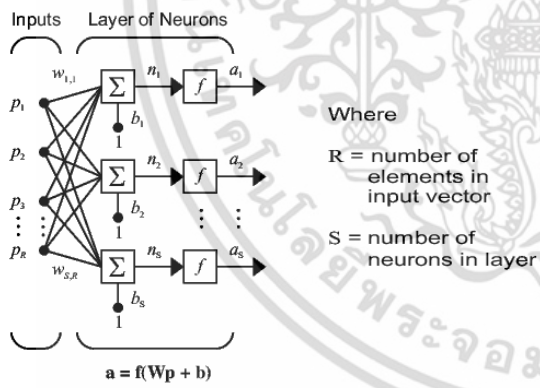
3. โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network : ANN)

ANN คือ ระบบการคำนวณที่สร้างเลียนแบบการทำงานของระบบสมองมนุษย์ เพื่อใช้ประโยชน์ในการคาดคะเนเหตุการณ์จากข้อมูลที่มีอยู่ ANN ประกอบด้วยเซลล์ประสาท (Neural) ซึ่งจำลองมาจากการทำงานของระบบสมองมนุษย์ โดยใช้ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer

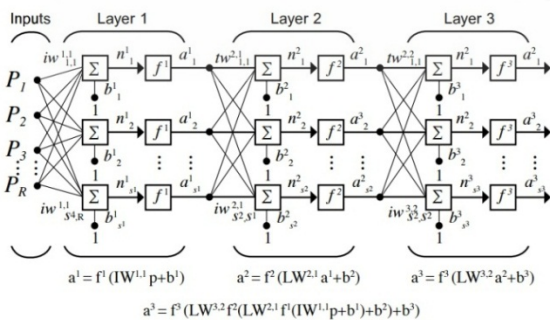
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Function, f) ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight, w) และค่าไบแอส (Bias, b) เป็นเครื่องมือจำลองคุณสมบัติของเซลล์ประสาท ดังรูปที่ 1 เซลล์ประสาทหลายส่วนจะถูกเชื่อมต่อกันให้เกิดเป็นลักษณะโครงข่ายเป็นชั้น (Layer) ซึ่งเซลล์ประสาทแต่ละตัวที่อยู่ในชั้นเดียวกันจะไม่มี การเชื่อมต่อกัน

โครงสร้างการเชื่อมต่อโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi Layer Neural Networks) ดังรูปที่ 2 ซึ่งโครงสร้างประกอบขึ้นจากการจัดเรียงตัวของเซลล์ประสาทตั้งแต่ 2 ชั้นขึ้นไป (ไม่นับชั้นอินพุต) โดยปกติโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นจะอยู่ในรูปของการทำงานที่ป้อนไปข้างหน้า (Feed Forward) และชั้นที่อยู่ระหว่างชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุต เรียกว่าชั้นซ่อน (Hidden Layer) ซึ่งเป็นตัวเพิ่มความสามารถให้แก่โครงข่ายประสาทเทียม และสามารถมีชั้นซ่อนได้มากกว่า 1 ชั้น จำนวนของชั้นซ่อนและจำนวนของเซลล์ประสาทในแต่ละชั้นมีค่าไม่คงที่ ซึ่งในแต่ละชั้นอาจจะมีจำนวนเซลล์ประสาทที่แตกต่างกัน [2], [9]



รูปที่ 2 : โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว



รูปที่ 3 : โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

4. ระบบอนุมานฟัซซี่แบบปรับตัวได้ (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System : ANFIS)

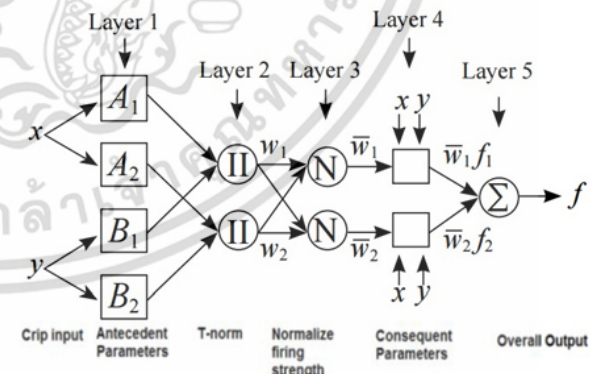
ระบบอนุมานฟัซซี่แบบปรับตัวได้ (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference system, ANFIS) เป็นการประยุกต์ใช้ระบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) ซึ่งมีข้อดีในเรื่องของการเรียนรู้แต่ไม่สามารถอธิบายถึงการได้มาของการตัดสินใจได้ ร่วมกับตรรกศาสตร์คลุมเครือหรือฟัซซี่ลอจิก (Fuzzy Logic) ซึ่งมีคุณสมบัติในการให้เหตุผลเชิงมนุษย์ แต่ไม่สามารถเรียนรู้ได้โดยอัตโนมัติ โดยระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้แบ่งออกเป็นสองส่วน คือ ส่วนของอนุมานฟัซซี่ (Fuzzy Inference) และวิธีการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ (Back Propagation) ของโครงข่ายประสาทเทียม [5]

จากรูปที่ 4 เป็นโครงสร้างระบบอนุมานนิเวโรฟัซซี่ที่มี 2 อินพุต 1 เอาต์พุต แต่ละอินพุตแบ่งเป็น 2 ฟัซซี่เซต แต่ละเซตประกอบด้วย A_1, A_2 และ B_1, B_2 พารามิเตอร์ของเอาต์พุตเป็น p, q และ r โดยมีกฎจำนวน L กฎ ดังนี้

Rule1: IF x_1 is A_1 and x_2 is B_1 THEN $f_1 = p_1x_1 + q_1x_2 + r_1$

Rule2: IF x_1 is A_2 and x_2 is B_2 THEN $f_2 = p_2x_1 + q_2x_2 + r_2$

RuleL: IF x_1 is A_L and x_2 is B_L THEN $f_L = p_Lx_1 + q_Lx_2 + r_L$



รูปที่ 4 : โครงสร้างระบบอนุมานฟัซซี่แบบปรับตัวได้ [5]

โดยมีโครงสร้างประกอบไปด้วย 5 ชั้นดังนี้

ชั้นที่ 1 : Antecedent Parameters เป็นการหาค่าฟัซซี่จากอินพุตในรูปแบบปกติ (Crisp input, x) ให้เป็นค่าความเป็นสมาชิกผ่านฟังก์ชันความเป็นสมาชิก μ_{A_i} หรือ μ_{B_i} โดยที่

$$O_j^1 = \mu_{A_i}(x) \tag{1}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อ O_j^1 เป็นค่าความเป็นสมาชิกของ A_j ที่เกิดจากค่า x โดยฟังก์ชันความเป็นสมาชิก อาจเป็นฟังก์ชันแบบสามเหลี่ยม รูปประฆังคว่ำหรือแบบอื่นก็ได้

ขั้นที่ 2: T-norm Operator หรือขั้นกฎของฟัซซี่ (fuzzy rule base) เป็นขั้นทำการเชื่อมโยงค่าฟัซซี่จากแต่ละมิติ และส่งค่าผลคูณของฟัซซี่เป็นสัญญาณออก

$$w_j = \mu_{j1}(x_1)\mu_{j2}(x_2) \quad (2)$$

เมื่อ w_j เป็นค่า firing strength จากกฎแต่ละข้อ และ

$\mu_{j1}(x_1)$ เป็นค่าฟัซซี่จากมิติที่ i ของกฎข้อที่ j

ขั้นที่ 3: Normalize firing strength หรือขั้นค่าถ่วงน้ำหนัก เป็นการนำค่าฟัซซี่ผลรวมจากข้อตั้งทุกกฎให้เป็นหนึ่งเดียว

$$\bar{w}_j = \frac{w_j}{w_1 + w_2 + \dots + w_L}, \quad j = 1, 2, \dots, L \quad (3)$$

ขั้นที่ 4: Consequent Parameters เป็นขั้นของเอาต์พุตพารามิเตอร์ ซึ่งหาได้จาก

$$\bar{w}_j f_j = \bar{w}_j (p_j x_1 + q_j x_2 + r_{j0}) \quad (4)$$

ขั้นที่ 5: Overall Output เป็นขั้นเอาต์พุตของโครงข่าย โดยการดีฟัซซี่ฟิเคชัน (Defuzzification) ด้วยการรวมสัญญาณเข้ามาทั้งหมด

$$\bar{w}^x f = \sum_{j=1}^L \bar{w}_j f_j \quad (5)$$

เมื่อ $\bar{w}^x = [\bar{w}_1 \bar{w}_2 \dots \bar{w}_L]$ เป็นค่าฟัซซี่ที่ผ่านวิธีอนุมอลไลซ์จากกฎข้อ 1 ถึง L และ $f^x = [f_1 f_2 \dots f_L]$ เป็นส่วนเอาต์พุตของกฎข้อ 1 ถึง L

5. ระบบที่ใช้ในการจำลอง

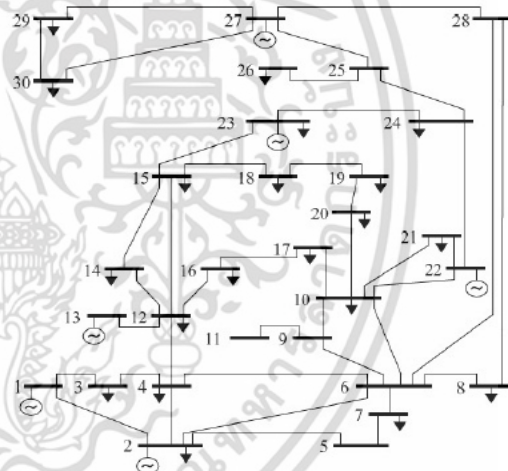
ระบบที่ใช้ในการจำลองเพื่อวิเคราะห์ข้อมูลของกระแสฟอลต์ได้เลือกใช้ระบบไฟฟ้า 2 ระบบ ได้แก่

1. ระบบทดสอบ IEEE 30 บัส เป็นระบบไฟฟ้ามาตรฐานระดับกลาง ประกอบไปด้วยบัสทั้งสิ้น 30 บัส มีเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 6 เครื่อง ดังรูปที่ 5 ใช้โปรแกรม PowerWorld ทำการจำลองระบบ โดยกำหนดกำลังการผลิตของเครื่องกำเนิดไฟฟ้ารวมทั้งระบบ 460 MW ซึ่งเป็นกำลังผลิตสูงสุดในระบบ [10]

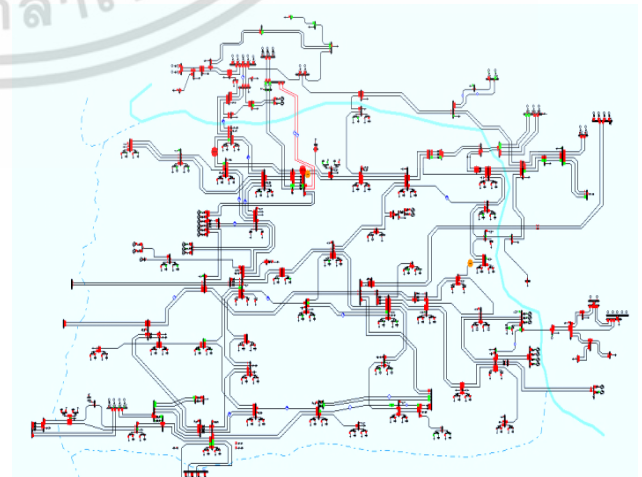
2. ระบบไฟฟ้าในพื้นที่ภาคตะวันออกเฉียงเหนือของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (กฟผ.) ประกอบด้วยบัสที่ระดับแรงดัน 230 kV จำนวน 17 บัส, 115 kV จำนวน

56 บัส, สายส่ง 230 kV 12 วงจร และ 115kV 73 วงจร ดังรูปที่ 6 มีเครื่องกำเนิดไฟฟ้าทั้งหมด 38 เครื่องและกำหนดกำลังผลิตรวมในพื้นที่ 2,980 MW

ทำการจำลองระบบทดสอบ IEEE 30 บัสและระบบไฟฟ้าภาคตะวันออกเฉียงเหนือของ กฟผ. เพื่อหากระแสฟอลต์ที่แบบไม่สมมาตรชนิด Single-line-to-ground, Line-to-line และ Double line-to-ground ที่ตำแหน่งของแต่ละบัสทุกบัส และที่ตำแหน่ง 25%, 50% และ 75% ของความยาวสายส่งในแต่ละสายส่ง โดยทำการเปลี่ยนตำแหน่งที่เกิดฟอลต์ และชนิดของฟอลต์ที่เกิดขึ้น สำหรับระบบทดสอบ IEEE 30 บัสนั้น มีข้อมูลทั้งหมด 396 ชุด แบ่งเป็นข้อมูลชุดฝึกสอน 336 ชุด และชุดทดสอบ 60 ชุด ระบบของ กฟผ. มีข้อมูลทั้งหมด 780 ชุด แบ่งเป็นข้อมูลชุดฝึกสอน 640 ชุด และชุดทดสอบ 140 ชุด สำหรับข้อมูลในแต่ละชุดจะประกอบไปด้วย 4 อินพุตและ 1 เอาต์พุต โดยมีรายละเอียดดังตารางที่ 1



รูปที่ 5: ระบบทดสอบ IEEE 30 บัส [10]



รูปที่ 6: ระบบภาคตะวันออกเฉียงเหนือของ กฟผ.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตเห็นาไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 1 : แสดงข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต

	ข้อมูลที่ใช้	Data Value
INPUT1	หมายเลขบัสใกล้เคียง (Near BUS)	1, 2, 3, ...
INPUT2	หลายเลขบัสไกล (Far BUS)	1, 2, 3... (กรณีเกิดฟอลต์ที่บัสใช้ค่า INPUT1)
INPUT3	ตำแหน่งที่เกิดฟอลต์จากบัสใกล้เคียง	0.25 = ห่างจากบัส 25% 0.50 = ห่างจากบัส 50% 0.75 = ห่างจากบัส 75% 1.00 = เกิดฟอลต์ที่บัส
INPUT4	ชนิดของฟอลต์	2 = SLG fault 3 = L-L fault 4 = DLG fault
OUTPUT	กระแสฟอลต์	kA

6. ผลการจำลอง

6.1 การฝึกสอนและทดสอบระบบ ANN

ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับที่มี 2 ชั้นซ่อน โดยจำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นซ่อน และชนิดของฟังก์ชันถ่ายโอน เป็นการเลือกมาจากการลองผิดลองถูก (Trial and error)

การพิจารณาความสามารถในการหาคำตอบนั้นสามารถพิจารณาได้จากค่าความผิดพลาด โดยในงานวิจัยนี้ได้ใช้ค่าความผิดพลาดรากที่สองกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error : RMSE) ดังสมการที่ 6

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2} \quad (6)$$

เมื่อ Y_i คือ ค่าที่ได้จากการจำลองด้วยโปรแกรม Power world, \hat{Y}_i คือ ค่าที่ได้จากการทำนายโดยโครงข่าย ANN หรือ ANFIS และ n คือจำนวนข้อมูลฝึกสอนหรือทดสอบ

ในระบบ IEEE 30 บัส ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับที่มี 2 ชั้นซ่อน ชั้นซ่อนที่ 1, ชั้นซ่อนที่ 2 และชั้นเอาต์พุตใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนเป็น Tan-Sigmoid ใช้กระบวนการเรียนรู้แบบ Levenberg-Marquardt จำนวนรอบการเรียนรู้ 300 epochs โดยค่า Weight Bias เริ่มต้น

จากการสุ่ม ผลที่ได้แสดงดังตารางที่ 2 สำหรับระบบภาคตะวันออกเฉียงเหนือของ กฟผ. ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับมี 2 ชั้นซ่อน ชั้นซ่อนที่ 1 ชั้นซ่อนที่ 2 และชั้นเอาต์พุตใช้ฟังก์ชันถ่ายโอน Tan-Sigmoid, Log-sigmoid และ Linear ตามลำดับ ใช้กระบวนการเรียนรู้แบบ Levenberg-Marquardt จำนวนรอบการเรียนรู้ 300 epochs โดยค่า Weight Bias เริ่มต้นจากการสุ่ม ผลที่ได้แสดงดังตารางที่ 2

ทั้งสองระบบจะกำหนดโครงสร้างของจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1-2 เท่ากับ 11-10 ถึง 20-19 โดยในแต่ละโครงข่ายจะทำการฝึกสอน 20 ครั้งและเลือกครั้งที่ให้ค่าความผิดพลาดของชุดทดสอบที่น้อยที่สุดมาเปรียบเทียบ

6.2 การฝึกสอนและทดสอบระบบ ANFIS

โครงข่ายของ ANFIS เลือกใช้โมเดลฟuzzy Sugeno อันดับที่ 1 อินพุตที่ใช้คือตำแหน่งและชนิดของฟอลต์แบบไม่สมมาตร เอาต์พุตคือค่ากระแสฟอลต์

ในระบบ IEEE 30 บัส ใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบ dsigmf กระบวนการเรียนรู้แบบผสม (Hybrid) และจำนวนรอบการคำนวณ 300 epochs ผลที่ได้แสดงดังตารางที่ 3 และระบบภาคตะวันออกเฉียงเหนือของ กฟผ. ใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบ gbellmf กระบวนการเรียนรู้แบบผสมและจำนวนรอบการคำนวณ 300 epochs ผลที่ได้แสดงดังตารางที่ 4

ตารางที่ 2 ค่าความผิดพลาด RMSE ในโครงข่ายต่างๆ สำหรับ ANN ของระบบ IEEE 30 บัสและระบบ กฟผ.

จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1-2	Test error (RMSE)	
	IEEE 30 บัส	ระบบ กฟผ.
11-10	0.1964	0.2781
12-11	0.1767	0.2809
13-12	0.1813	0.2525
14-13	0.1803	0.2233
15-14	0.2493	0.2580
16-15	0.2118	0.2960
17-16	0.1714	0.2407
18-17	0.2295	0.2729
19-18	0.2627	0.2662
20-19	0.2277	0.2751

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาค้นคว้าเท่านั้น เมื่อผู้เผยแพร่เห็นเป็นประโยชน์จึงขอสงวนสิทธิ์

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3 ค่าความผิดพลาด RMSE ในโครงสร้างต่างๆ สำหรับ ANFIS ของระบบ IEEE 30 บัส

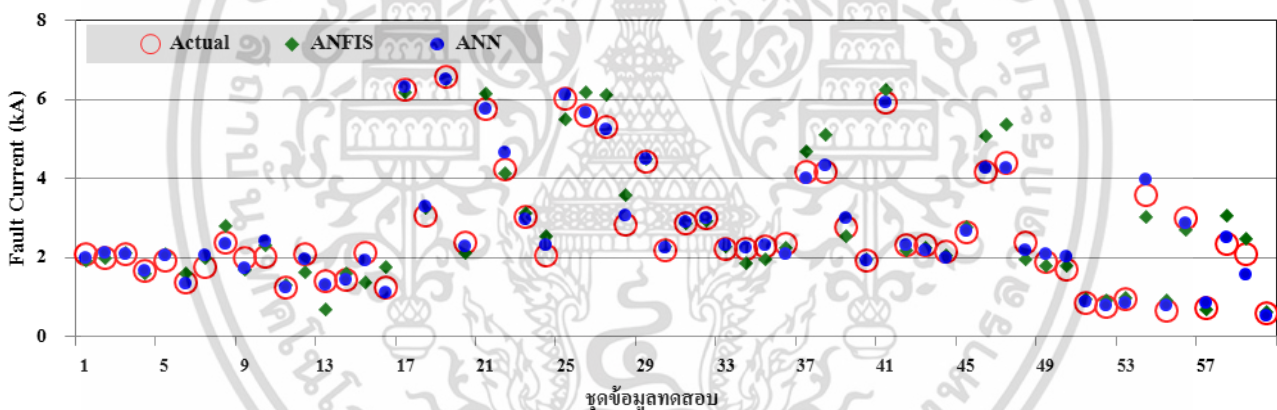
จำนวนโหนดอินพุต	Test error (RMSE)
3 3 3 4	0.3934
3 4 3 3	0.7180
4 3 3 3	0.7828
3 3 4 4	1.6054
4 4 3 3	1.9097
4 3 4 3	5.0398
3 4 3 4	0.7124

จากตารางที่ 3 ในระบบ IEEE 30 บัส โครงสร้างของ ANFIS ที่มีจำนวนโหนดในชั้นที่ 1 เท่ากับ 3 3 3 4 เป็นโครงสร้างที่ให้ค่าความผิดพลาดของข้อมูลในชุดฝึกสอนต่ำที่สุด เมื่อนำค่ากระแสฟอลต์ที่ได้จาก ANN และ ANFIS มาเปรียบเทียบกับค่าจริงของชุดทดสอบ แสดงได้ดังรูปที่ 7

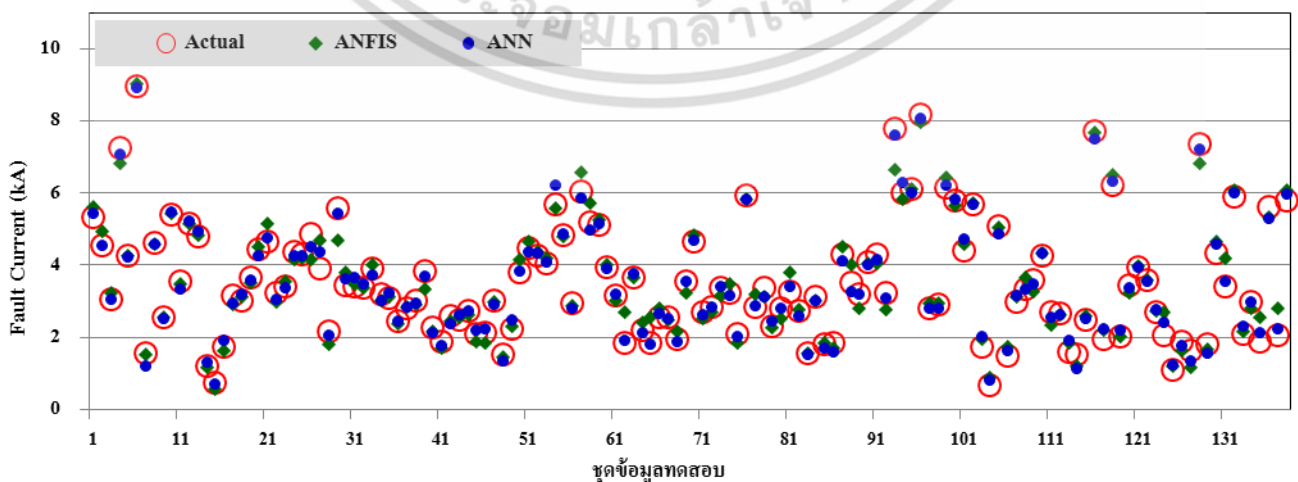
ตารางที่ 4 ค่าความผิดพลาด RMSE ในโครงสร้างต่างๆ สำหรับ ANFIS ของระบบ กฟผ.

จำนวนโหนดอินพุต	Test error (RMSE)
4 3 2 2	0.7328
3 4 2 2	0.6546
4 4 2 2	0.5490
5 4 2 2	0.3771
4 5 2 2	0.4078
5 5 2 2	0.4887

จากตารางที่ 4 ในระบบภาคตะวันออกเฉียงเหนือของ กฟผ. โครงสร้าง ANFIS ที่มีจำนวนโหนดในชั้นที่ 1 แบบ 5 4 2 2 เป็นโครงสร้างที่ให้ค่าความผิดพลาดของข้อมูลในชุดทดสอบต่ำที่สุด เมื่อนำค่ากระแสฟอลต์ที่ได้จาก ANN และ ANFIS มาเปรียบเทียบกับค่าจริงของชุดทดสอบ แสดงได้ดังรูปที่ 8



รูปที่ 7 : เอาท์พุทที่ได้จาก ANN และ ANFIS เปรียบเทียบกับค่าจริงของระบบ IEEE 30 บัส



รูปที่ 8 : เอาท์พุทที่ได้จาก ANN และ ANFIS เปรียบเทียบกับค่าจริงของระบบภาคตะวันออกเฉียงเหนือ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

7. สรุป

บทความนี้นำเสนอวิธีการวิเคราะห์กระแสฟอลต์ที่เกิดขึ้นในระบบไฟฟ้าโดยใช้ ANN เปรียบเทียบกับ ANFIS ซึ่งเป็นอีกแนวทางหนึ่งที่ใช้สำหรับวิเคราะห์กระแสฟอลต์ด้วยการนำระบบดังกล่าวมาทำนายค่ากระแสฟอลต์แบบไม่สมมาตรแต่ละชนิดที่เกิดขึ้นที่ตำแหน่งต่างๆ ในระบบไฟฟ้า และได้มีการเปรียบเทียบผลการทำนายที่ได้จากทั้งสองระบบ ซึ่งผลที่ได้จากการจำลองโดยใช้ ANN มีความคลาดเคลื่อน RMSE น้อยกว่าการใช้ ANFIS และเมื่อพิจารณาโครงสร้างของทั้งสองโครงข่ายที่ให้ค่า RMSE น้อยที่สุดจะพบว่า โครงสร้างของ ANN ที่เหมาะสมนำมาใช้วิเคราะห์กระแสฟอลต์ควรประกอบด้วยชั้นซ่อนจำนวน 2 ชั้นซ่อน ในแต่ละชั้นซ่อนควรมีจำนวนโหนดอยู่ในช่วง 12-18 นิวรอน สำหรับโครงสร้างของ ANFIS ที่เหมาะสมจะขึ้นอยู่กับความซับซ้อนและขนาดของระบบกำลังไฟฟ้า โดยถ้าเป็นระบบขนาดใหญ่ ควรจะมีจำนวนโหนดของแต่ละอินพุตมากกว่า 3 โหนด

เมื่อพิจารณาโครงสร้างและค่าความคลาดเคลื่อน RMSE ที่น้อยที่สุดจะเห็นได้ว่า ANN จะมีขนาดโครงสร้างและมีความซับซ้อนของระบบโครงข่าย รวมทั้งใช้เวลานในการฝึกสอนมากกว่า ANFIS จึงสามารถให้คำตอบที่มีความคลาดเคลื่อน RMSE น้อยกว่า ดังนั้น ANN จึงเหมาะสมที่จะนำมาใช้วิเคราะห์กระแสฟอลต์ในระบบไฟฟ้ากำลัง

การทำนายกระแสฟอลต์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม สามารถนำไปใช้ประเมินถึงความรุนแรงที่จะเกิดขึ้นในระบบกำลังไฟฟ้า เมื่อเกิดฟอลต์ในระบบได้ เพื่อการวางแผนรองรับ และป้องกันความเสียหายที่จะเกิดขึ้นกับอุปกรณ์ในระบบกำลังไฟฟ้า สำหรับการคำนวณกระแสฟอลต์ อาจทำให้มีความถูกต้องแม่นยำมากยิ่งขึ้นได้ด้วยการเพิ่มข้อมูลปัจจัยอื่นๆ ที่มีผลต่อกระแสฟอลต์ เช่น ค่ากำลังของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าและโหลดที่ค่าต่างๆ , การจัดรูปแบบข้อมูลตำแหน่งของจุดที่เกิดฟอลต์ ซึ่งเป็นแนวทางในการทำวิจัยต่อไป

8. เอกสารอ้างอิง

- [1] Hadi Saadat, Power System Analysis second edition, McGraw-Hill, Inc, New York, 2004.
- [2] S. Jiriwibhakorn, "Application of Neural Networks in Power Systems," Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok, 2011.
- [3] J. J. Mora, "Fault Location in Power Distribution Systems using ANFIS Nets and Current Patterns", IEEE/PES Transmission & Distribution Conference and Exposition, Latin America, 2006.
- [4] M. Tarafdar, "Fault classification and location of power transmission lines using artificial neural network", International Power Engineering Conference (IPEC 2007), Singapore, Dec, 2007.
- [5] Jang, J.-S.R., "ANFIS : Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System", IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., Vol.23, pp.665-685, May/June 1993.
- [6] Stephen Marx. And Dean Bender, "An Introduction to Symmetrical Components, System Modeling and Fault Calculation", 30th Annual HAND-ON Relay School, Washington State University, March, 2013.
- [7] C. Jidrchu and S. Jirivipakorn, "Implementation of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference systems in Fault Current Analysis," Kasetsart Engineering Journal, Vol.26, No.84, pp.59-68, April-June, 2013.
- [8] J. W. Hi Hines, Fuzzy and Neural Approaches in Engineering MATLAB Supplement, John Wiley and Sons, New York, 1997.
- [9] Martin T. Hagan, Howard B. Demuth Mark Beale, "Neural Network Design", Oklahoma State University, 1996.
- [10] [Online] <http://publish.illinois.edu/smartergrid/ieec-30-bus-system>, Information Trust Institute, University of Illinois.
- [11] [Online] <http://www.mathworks.com/help/fuzzy/anfis.html>

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้