

การตรวจจับและจำแนกความผิดปกติของตัวนำโรเตอร์ในมอเตอร์เหนี่ยวนำ โดยใช้ฟuzzy logic และ
โครงข่ายประสาทเทียม

Detection and Classification of Rotor broken bar Faults in Induction Motor Using
Fuzzy Logic and Artificial Neural Networks

เกรียงศักดิ์ ไกรกิจราษฎร์ และ สมพร เรืองสินชัยวานิช

K. Kraikitrat and S. Ruangsinchaiwanich

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร

Department of Electrical and Computer Engineering, Faculty of Engineering, Naresuan University

E-mail: sompornru@yahoo.co.uk

*Corresponding author E-mail : kreangsuk_k@hotmail.com

(Received: April 18, 2018, Revised: July 3, 2018, Accepted: November 5, 2018)

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนอการตรวจจับและจำแนกความผิดปกติของตัวนำโรเตอร์ในมอเตอร์เหนี่ยวนำ โดยการประยุกต์ใช้ฟuzzy logic และโครงข่ายประสาทเทียม ข้อมูลสำหรับอินพุตนำมาจากสเปคตรัมที่เกิดขึ้นบริเวณรอบความถี่มูลฐานที่อยู่ในเทอมขององค์ประกอบแบนด์ข้างต่ำและองค์ประกอบแบนด์ข้างสูงของสัญญาณกระแสไฟฟ้าด้านสเตเตอร์ในรูปแบบโดเมนความถี่ ผลการประยุกต์ใช้ฟuzzy logic และโครงข่ายประสาทเทียมในการตรวจจับความผิดปกติที่เกิดขึ้น สามารถวิเคราะห์ได้จากค่าความถูกต้องและความผิดพลาดจากการทดสอบ พบว่าฟuzzy logic (ความถูกต้อง 99.84 %) มีความเหมาะสมต่อการตรวจจับความผิดปกติของตัวนำโรเตอร์ในมอเตอร์เหนี่ยวนำมากกว่าโครงข่ายประสาทเทียม (ความถูกต้อง 93.54 %)

คำสำคัญ: การวิเคราะห์สัญญาณกระแสมอเตอร์เหนี่ยวนำ ฟuzzy logic โครงข่ายประสาทเทียม

Abstract

In this paper, the detection and classification of broken rotor bar fault of induction motor using fuzzy logic and artificial neural networks is presented. Input data has been utilized to obtained data collection of the one phase stator current. Furthermore, fast fourier transform (FFT) is employed for converting original stator current waveform, which is time domain, to stator current signal, which is frequency domain, that is labeled as motor current signature analysis for collecting essential data in order for sending into artificial neural networks and fuzzy logic later. Consequently, the fuzzy logic can perform very well for the detection and classification of broken rotor bar fault in term of lowest MSE and best accuracy that comparing with other data test (FLS: 99.84 %) (ANN: 93.54 %).

Keywords: Fast Fourier Transform, Induction Motor, Fuzzy Logic, Artificial Neural Networks

1. บทนำ

มอเตอร์เหนี่ยวนำ (Induction Motor) นิยมใช้ขับเคลื่อนภาระทางกลในโรงงานอุตสาหกรรมเพราะว่าแข็งแรงทนทาน ราคาถูก ความเร็วค่อนข้างคงที่ สะดวกในการบำรุงรักษาเพราะโครงสร้างไม่ยุ่งยากซับซ้อน อย่างไรก็ตามมอเตอร์เหนี่ยวนำเป็นเครื่องจักรกลชนิดหนึ่ง ย่อมมีความผิดปกติเกิดขึ้นได้ สาเหตุอาจเกิดจากกระบวนการผลิตมอเตอร์หรือเกิดจากสภาวะการทำงานที่ผิดปกติ ความผิดปกติที่เกิดขึ้น อาจเกิดขึ้นได้หลายส่วน อาทิ เช่น ความผิดปกติที่ร่อนส์ (Bearing Faults), สเตเตอร์ (Stator Faults) และตัวนำโรเตอร์ (Rotor Faults) เป็นต้น

ความผิดปกติในมอเตอร์เหนี่ยวนำแบ่งออกเป็น 2 ประเภทหลักๆ [1] ประกอบด้วยความผิดปกติที่เกิดในระบบไฟฟ้าของมอเตอร์ (Electrical Faults) และความผิดปกติที่เกิดในระบบกลไกของมอเตอร์ (Mechanical Faults) จากงานวิจัย [2] ได้แสดงเปอร์เซ็นต์ความผิดปกติของมอเตอร์ที่เกิดขึ้น พบว่าความเสียหายส่วนใหญ่เกิดขึ้นจากความเสียหายของร่อนส์ เนื่องจากส่วนประกอบนี้ได้รับการเสียดสีตลอดเวลาเมื่อถูกใช้งาน ร่อนส์มาเป็นความผิดปกติที่เกิดขึ้นที่สเตเตอร์ และโรเตอร์ตามลำดับ

การตรวจสอบความผิดปกติของมอเตอร์นั้นในปัจจุบันทำได้ 2 วิธีคือ การตรวจสอบโดยหยุดการทำงานของมอเตอร์ เช่น ตรวจสอบการแตกหักของแท่งตัวนำโรเตอร์ การเสื่อมสภาพของร่อนส์และการลัดวงจรของขดลวด ซึ่งวิธีนี้มีข้อเสียคือจะต้องหยุดกระบวนการผลิต จากข้อเสียดังกล่าวจึงมีการตรวจสอบอีกวิธีหนึ่งโดยไม่ต้องหยุดการทำงานของมอเตอร์ ซึ่งช่วยให้ทราบถึงความผิดปกติของมอเตอร์ที่กำลังจะเกิดขึ้นได้ก่อนที่จะทำให้เกิดความเสียหายรุนแรงได้ ได้มีการนำเสนอเทคนิคการตรวจสอบความผิดปกติของมอเตอร์หลายแบบ โดยการประยุกต์ใช้วิธีการทางคณิตศาสตร์ต่างๆ เช่น

ในงานวิจัย [3-5] ได้นำวิธีการวิเคราะห์สัญญาณกระแสมอเตอร์ (Motor Current Signature Analysis: MCSA) มาประเภทความผิดปกติของมอเตอร์ โดยการวิเคราะห์สเปกตรัมกระแสสเตเตอร์ วิธีการตรวจสอบแบบนี้จะใช้ตัวจับกระแส (Current Sensor) เพื่อนำสัญญาณกระแสมอเตอร์ออกมาวิเคราะห์ ระบบ MCSA ที่ใช้วิเคราะห์สภาวะของมอเตอร์

เหนี่ยวนำจะประกอบด้วย Signal Conditioning และ Data Acquisition เพื่อส่งข้อมูลที่ให้กับคอมพิวเตอร์นำไปวิเคราะห์

ในงานวิจัย [6-12] ได้ประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks : ANN) ซึ่งเป็นต้นแบบทางคณิตศาสตร์ที่จำลองการทำงานของสมองมนุษย์ในการเรียนรู้ และจดจำด้วยการทำงานแบบเชื่อมต่อ (Connectionist) ในการตรวจจับและจำแนกความผิดปกติที่เกิดขึ้นกับโรเตอร์และสเตเตอร์ของมอเตอร์ โดยการนำข้อมูลสัญญาณกระแสไฟฟ้า การสั่นสะเทือน และความร้อนที่เกิดขึ้น เป็นอินพุตสำหรับโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อใช้ในกระบวนการเรียนรู้ (Learning Process) และวิเคราะห์หาเอาต์พุตของโครงข่าย เพื่อการวิเคราะห์แยกแยะหาความผิดปกติที่เกิดขึ้นกับมอเตอร์

ในงานวิจัย [13-16] ได้ประยุกต์ใช้ฟัซซีลอจิกหรือตรรกศาสตร์คลุมเครือ (Fuzzy Logic System: FLS) เป็นวิธีทางคณิตศาสตร์ที่ช่วยในการตัดสินใจภายใต้ความคลุมเครือ ไม่ชัดเจนคล้ายกับตรรกะทางความคิดของมนุษย์ โดยอาศัยการสร้างกฎฟัซซีด้วยผู้เชี่ยวชาญและใช้วิธีทางคณิตศาสตร์ที่แสดงถึงความคลุมเครือ ตรวจจับและจำแนกความผิดปกติที่เกิดขึ้นกับโรเตอร์และสเตเตอร์ของมอเตอร์ โดยการนำข้อมูลสัญญาณกระแสไฟฟ้า การสั่นสะเทือน และความร้อนที่เกิดขึ้น นำไปกำหนดและสร้างฟังก์ชันความเป็นสมาชิกในวิธีการของฟัซซีลอจิก เพื่อการวิเคราะห์แยกแยะหาความผิดปกติที่เกิดขึ้นกับมอเตอร์

ในงานวิจัย [17] นำเสนอการเปรียบเทียบการประยุกต์ใช้ระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมกับฟัซซีลอจิกในการทำนายแรงอัดของคอนกรีต จากการผสมส่วนประกอบ 4 พารามิเตอร์ และในงานวิจัย [18] นำเสนอการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมและฟัซซีลอจิกในการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะสั้นที่เกิดขึ้น โดยใช้ข้อมูลของความต้องการไฟฟ้าและอุณหภูมิเป็นพารามิเตอร์ตั้งต้นสำหรับปัญญาประดิษฐ์ทั้งสอง

วิธีต่างๆทางคณิตศาสตร์ต่างก็มีข้อดีและข้อเสียแตกต่างกัน ไม่มีวิธีใดที่จะดีกว่าวิธีอื่นในทุกๆด้าน ยกตัวอย่างเช่น โครงข่ายประสาทเทียม มีข้อดีตรงที่มีความสามารถในการเรียนรู้และจดจำรูปแบบต่างๆได้ แต่มีข้อเสียตรงที่ไม่สามารถอธิบายเหตุผลของการตัดสินใจได้ ในขณะที่ฟัซซีลอจิกมีจุดเด่นตรงที่มีการใช้เหตุผลในเชิงตรรกะเหมือนความคิดของมนุษย์ สามารถอธิบายการตัดสินใจได้จากกฎฟัซซีและสามารถใช้กับข้อมูลที่คลุมเครือได้ แต่ข้อเสียของฟัซซีลอจิก อยู่ตรงที่ไม่สามารถเรียนรู้และ

ปรับแต่งกฎต่างๆด้วยตัวเอง ต้องอาศัยผู้เชี่ยวชาญหรือผู้มีความรู้ มากำหนดโครงสร้างและกฎให้ ด้วยเหตุนี้คณะวิจัยจึงสนใจที่จะ นำวิธีการวิเคราะห์ของปัญญาประดิษฐ์ทั้ง 2 รูปแบบ มาวิเคราะห์ หาความผิดปกติที่เกิดขึ้นกับตัวนำโรเตอร์ เพื่อหารูปแบบของ ปัญญาประดิษฐ์ที่เหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์ความผิดปกตินี้

ในงานวิจัยนี้นำเสนอการตรวจจับและจำแนกความผิดปกติที่เกิดขึ้นจากความเสียหายของตัวนำโรเตอร์ในมอเตอร์เหนี่ยวนำ 1 เฟสแบบกรงกระรอก โดยใช้ฟิซซีลอจิก และโครงข่ายประสาทเทียม ในงานวิจัยนี้ได้กำหนดข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตสำหรับการตั้งค่าสมาชิกในฟิซซีลอจิก และสำหรับการเรียนรู้ในโครงข่ายประสาทเทียมให้เหมือนและสอดคล้องกัน ทั้งนี้เพื่อเปรียบเทียบ วิธีที่เหมาะสมกับการตรวจจับและจำแนกความผิดปกติที่เกิดขึ้น

กระบวนการทำงานของระบบตรวจจับและจำแนกความผิดปกติของตัวนำโรเตอร์โดยการประยุกต์วิธีฟิซซีลอจิก และโครงข่ายประสาทเทียม เริ่มต้นที่จำลองสภาวะการแตกหักของ แท่งตัวนำโรเตอร์ในมอเตอร์เหนี่ยวนำออกเป็น 5 กรณี ได้แก่ 1. โรเตอร์ปกติ 2. แท่งตัวนำโรเตอร์เสียหาย 1 แท่งตัวนำ 3. แท่งตัวนำโรเตอร์เสียหาย 3 แท่งตัวนำ 4. แท่งตัวนำโรเตอร์เสียหาย 5 แท่งตัวนำ และ 5. แท่งตัวนำโรเตอร์เสียหาย 7 แท่งตัวนำ สัญญาณกระแสสเตเตอร์ที่มอเตอร์ทำงานในสภาวะต่างๆจากการ จำลอง จะถูกนำไปวิเคราะห์และเปลี่ยนค่าสัญญาณจากโดเมน ของเวลาไปเป็นสัญญาณในรูปแบบโดเมนของความถี่ (Fast Fourier Transform : FFT) ได้ออกมาเป็นสัญญาณที่มีรูปแบบ ขององค์ประกอบแบนด์ข้างต่ำ (Lower Side Band : LSB) และ องค์ประกอบแบนด์ข้างสูง (Upper Side Band : USB) จากนั้น นำพารามิเตอร์ขององค์ประกอบแบนด์ข้างต่ำและองค์ประกอบ แบนด์ข้างสูงที่ได้ ไปวิเคราะห์ด้วยฟิซซีลอจิก และโครงข่าย ประสาทเทียม เพื่อทำการตรวจจับและจำแนกความผิดปกติที่เกิดขึ้น

2. การวิเคราะห์สัญญาณกระแสมอเตอร์

2.1 มอเตอร์เหนี่ยวนำ

ในงานวิจัยนี้ ใช้มอเตอร์เหนี่ยวนำ 1 เฟสแบบกรงกระรอก ขนาด 1/4 แรงม้า พิกัดแรงดัน 220 โวลต์ กระแส 1.4 แอมป์ ความเร็วรอบ 1450 รอบต่อนาที และมีแท่งตัวนำโรเตอร์ 44 แท่งตัวนำ และจำลองสภาวะการแตกหักของแท่งตัวนำโรเตอร์

ในมอเตอร์เหนี่ยวนำออกเป็น 5 กรณี ได้แก่ 1. โรเตอร์ปกติ 2. แท่งตัวนำโรเตอร์เสียหาย 1 แท่งตัวนำที่ตำแหน่ง(1) 3. แท่งตัวนำโรเตอร์เสียหาย 3 แท่งตัวนำตำแหน่ง(1-2-3) 4. แท่งตัวนำโรเตอร์เสียหาย 5 แท่งตัวนำตำแหน่ง(1-2-3-4-5) และ 5. แท่งตัวนำโรเตอร์เสียหาย 7 แท่งตัวนำตำแหน่ง(1-2-3-4-5-6-7) ดังรูปที่ 1



สเตเตอร์

โรเตอร์

รูปที่ 1 มอเตอร์เหนี่ยวนำ 1 เฟส

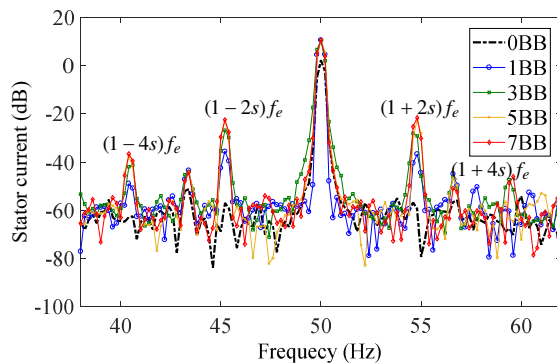
2.2 การวิเคราะห์สัญญาณกระแส

เมื่อเกิดกรณีแท่งตัวนำผิดปกติหรือแตกหักเกิดขึ้น ส่งผลให้เกิดการเปลี่ยนแปลงของกระแสสเตเตอร์ ที่ความถี่ตามสมการที่ (1) ซึ่งสเปกตรัมที่เกิดขึ้นนี้จะปรากฏบริเวณรอบความถี่มูลฐานจะอยู่ในเทอมขององค์ประกอบแบนด์ข้างต่ำ และแบนด์ข้างสูงแสดงดังรูปที่ 2

$$f_{sb} = (1 \pm 2ks)f_e \quad (1)$$

โดย f_{sb} คือ ความถี่ที่เกิดจากแท่งตัวนำเสียหาย
 f_e คือ ความถี่ของแหล่งจ่าย
 s คือ ค่าสลิปของมอเตอร์
 k คือ ค่าสลิป

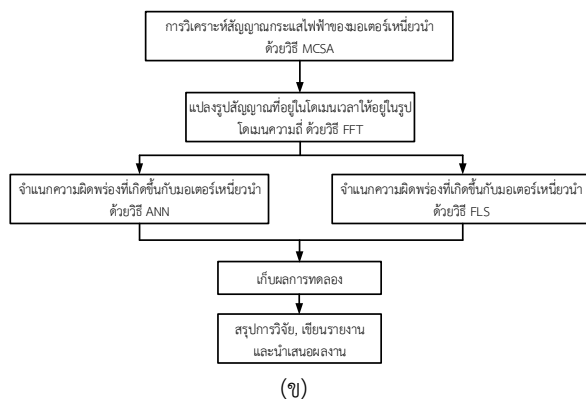
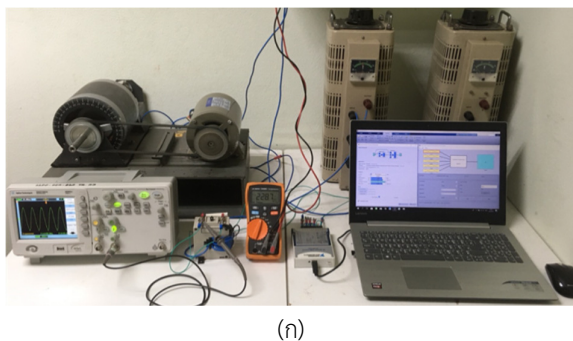
จากผลของสเปกตรัมกระแสสเตเตอร์เมื่อตัวนำโรเตอร์เสียหาย ผลของฮาร์โมนิกที่ปรากฏขึ้นในกระแสสเตเตอร์ จะใช้ในการตั้งค่าสำหรับการวิเคราะห์ในปัญญาประดิษฐ์ดังรูปที่ 2 ประกอบด้วยจำนวนการแตกหักของแท่งตัวนำของโรเตอร์แบบปกติ(0BB), แบบเสียหาย 1(1BB), 3(3BB), 5(5BB), และ 7(7BB) ตัวนำ



รูปที่ 2 ความถี่มูลฐานในเทอมขององค์ประกอบแบนด์ข้างต่ำและสูง

2.3 กรอบแนวคิดกระบวนการทำงานของระบบตรวจจับความผิดปกติของตัวนำโรเตอร์ในมอเตอร์เหนี่ยวนำ

ในส่วนของการทดลองในการทดลองเพื่อตรวจสอบความผิดปกติของตัวนำโรเตอร์แตกหัก ประกอบด้วย 4 ส่วนหลัก คือ แหล่งจ่ายไฟฟ้า (Power Supply), โพรบวัดกระแส (Current Probe), มอเตอร์เหนี่ยวนำ (Induction Motor), อนาล็อก - ดิจิตอล (A-D), คอมพิวเตอร์ (Computer) ดังรูปที่ 3

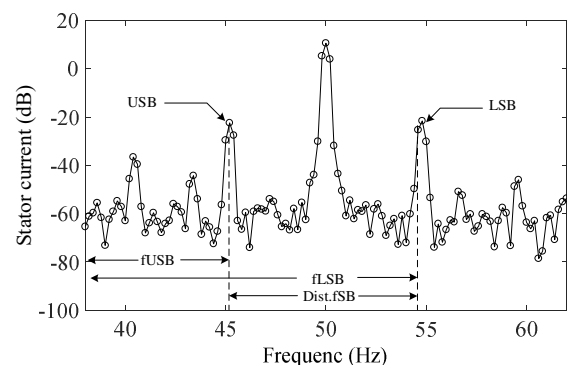


รูปที่ 3 การทดสอบของมอเตอร์เหนี่ยวนำในสภาวะแท่งตัวนำเสียหาย

(ก) รูปการทดสอบ (ข) ไดอะแกรมการทดสอบ

ในการตรวจจับสัญญาณกระแสสแตเตอร์ของมอเตอร์ได้ทำการตรวจวัดกระแสไฟฟ้าที่ไหลผ่านมอเตอร์ โดยข้อมูลของกระแสไฟฟ้าจะถูกบันทึกโดยใช้ฮาร์ดดิสก์ ซึ่งมีการสุ่ม (Sampling) 2 กิโลเฮิร์ตซ์ (kHz) และได้บันทึกขนาดข้อมูลทั้งหมด 10,000 ข้อมูล ดังนั้นค่าความละเอียดของความถี่ (Frequency Resolution) มีค่าเท่ากับ 0.2 เฮิร์ตซ์ (Hz)

ผลของฮาร์โมนิกที่เกิดขึ้นนี้จะนำไปใช้เป็นตัวตั้งต้นสำหรับอินพุตของปัญญาประดิษฐ์ทั้ง 2 แบบ ได้ 5 อินพุตประกอบไปด้วย 1. ขนาดของความถี่มูลฐานในเทอมขององค์ประกอบแบนด์ข้างต่ำ (LSB) 2. ขนาดของความถี่มูลฐานในเทอมขององค์ประกอบแบนด์ข้างสูง (USB) 3. ตำแหน่งของความถี่มูลฐานในเทอมขององค์ประกอบแบนด์ข้างต่ำ (fLSB) 4. ตำแหน่งของความถี่มูลฐานในเทอมขององค์ประกอบแบนด์ข้างสูง (fUSB) 5. ระยะห่างระหว่างตำแหน่งความถี่มูลฐานในเทอมขององค์ประกอบแบนด์ข้างต่ำกับแบนด์ข้างสูง (Dist.fSB) ดังรูปที่ 4 และตารางที่ 1



รูปที่ 4 ตำแหน่งของอินพุต

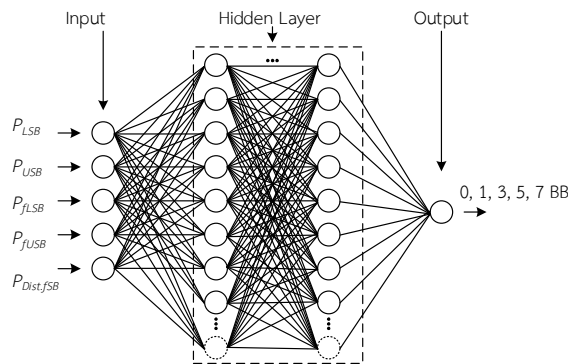
ตารางที่ 1 ข้อมูลอินพุตสำหรับปัญญาประดิษฐ์

Position	0BB	1BB	3BB	5BB	7BB
LSB	-59.54	-35.97	-26.40	-23.31	-22.28
USB	-73.60	-36.88	-27.44	-23.24	-21.43
fLSB	45.20	45.20	45.20	45.20	45.20
fUSB	54.80	54.80	54.80	54.80	54.80
Dist.fSB	9.60	9.60	9.60	9.60	9.60

3. การวิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม คือ ระบบการคำนวณที่สร้างเลียนแบบการทำงานของระบบสมองมนุษย์เพื่อใช้ประโยชน์ใน

การคาดคะเนเหตุการณ์จากข้อมูลที่มีอยู่ โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยเซลล์ประสาท (Neural) ซึ่งจำลองมาจากการทำงานของระบบสมองมนุษย์ โดยใช้ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส (Bias) เป็นเครื่องมือจำลองคุณสมบัติของเซลล์ประสาทดังรูปที่ 5 เซลล์ประสาทหลายส่วนจะถูกเชื่อมต่อกันให้เกิดเป็นลักษณะของโครงข่ายเป็น (Layer) ซึ่งเซลล์ประสาทแต่ละตัวที่อยู่ในชั้นเดียวกันจะไม่มีมีการเชื่อมต่อถึงกัน



รูปที่ 5 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

ในงานวิจัยนี้มีโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าแบบหลายชั้นดังรูปที่ 5 ประกอบด้วย ส่วนแรก ชั้นอินพุต มี 5 อินพุต (LSB, USB, fLSB, fUSB, Dist.sSB) ส่วนที่ 2 ชั้นซ่อนมี 1 และ 2 ชั้นซ่อน (5-2-1, 5-3-1, 5-4-1, 5-5-1, 5-6-1, 5-7-1, 5-8-1, 5-6-2-1, 5-6-3-1, 5-6-4-1, 5-6-5-1, 5-6-6-1, 5-6-7-1, 5-6-8-1,) เพื่อเปรียบเทียบหาชั้นซ่อนและโหนดชั้นซ่อนในแต่ละชั้นที่เหมาะสมที่สุด และส่วนสุดท้ายชั้นเอาต์พุต มี 1 ชั้น (0BB, 1BB, 3BB, 5BB, 7BB)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าแบบหลายชั้นนี้มีฟังก์ชันถ่ายโอนที่ชั้นซ่อน (Hidden Layer) และชั้นเอาต์พุตคือฟังก์ชันถ่ายโอนแบบแทนซิมมอยด์ (Tansig) ดังสมการที่ 2 และฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น (Linear) ดังสมการที่ 3 ตามลำดับ และมีการเรียนรู้แบบแพร่กระจายย้อนกลับประเภท (Levenberg Marquardt : LM) [12] โดยมีตัวชี้การทำให้บรรลุผลสำเร็จของการเรียนรู้ คือใช้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยกำลังสอง (Mean Square Error: MSE) เป็นตัวชี้ โดยอัลกอริธึมจะปรับค่าน้ำหนักและไบแอสเพื่อลดค่าผิดพลาด

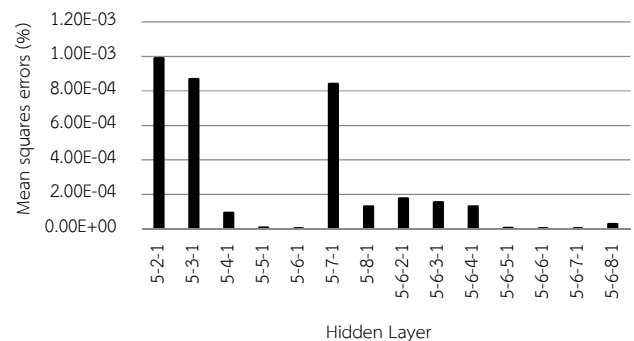
$$f(n) = \frac{2}{1 + \exp(-2n)} - 1 \quad (2)$$

$$f(n) = n \quad (3)$$

โดย n คือ ค่าเอาต์พุตสเกลาร์ (Scalar Output)

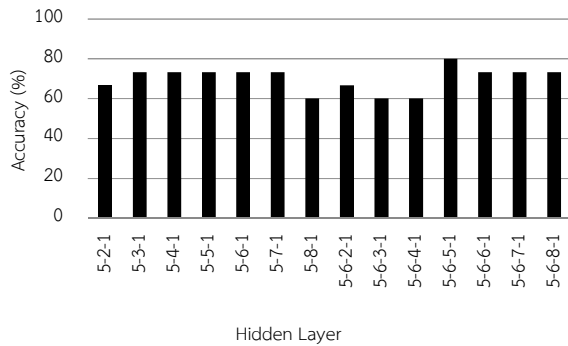
จากการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการวิเคราะห์เพื่อตรวจจับและจำแนกความผิดปกติที่เกิดขึ้นกับแท่งตัวนำโรเตอร์ โดยมีการกำหนดชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียมออกเป็น 1 และ 2 ชั้นและมีจำนวนเลเยอร์ในแต่ละชั้น 2 - 8 เลเยอร์ สามารถแสดงผลการวิเคราะห์ที่ได้โดยค่าความผิดพลาดเฉลี่ยกำลังสองจากการเรียนรู้ของข้อมูลตัวอย่างในตารางที่ 1 และความถูกต้อง (Accuracy) จากการจำแนกชุดตัวอย่างข้อมูล 15 ชุด มีผลการทดสอบดังรูปที่ 6 และ 7

รูปที่ 6 คือเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดเฉลี่ยกำลังสอง จากการเรียนรู้เพื่อหาค่าพารามิเตอร์ถ่วงน้ำหนัก (W) และค่าไบแอส (b) ของโครงข่ายประสาทเทียม จากการปรับเปลี่ยนรูปแบบของชั้นซ่อนในแบบต่างๆ ผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่มีชั้นซ่อนแบบ 5-5-1, 5-6-1, 5-6-5-1, 5-6-6-1 และ 5-6-7-1 มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยกำลังสองจากการเรียนรู้ต่ำกว่าชั้นซ่อนแบบอื่นๆ



รูปที่ 6 ความคลาดเคลื่อนจากการเรียนรู้

รูปที่ 7 คือเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการทดสอบหาความผิดปกติบนแท่งตัวนำโรเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียม จากชุดข้อมูลทดสอบจำนวน 150 ชุด ผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีชั้นซ่อนแบบ 5-5-1, 5-6-1, 5-6-5-1, 5-6-6-1 และ 5-6-7-1 มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องมากที่สุด ซึ่งสอดคล้องกับค่าผิดพลาดเฉลี่ยกำลังสองจากการเรียนรู้ของข้อมูลตัวอย่าง

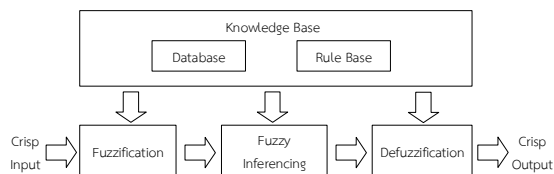


รูปที่ 7 ความถูกต้องในการตรวจจับและจำแนกความผิดปกติ

จากผลการวิเคราะห์โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีชั้นอินพุต ชั้นซ่อน และเอาต์พุตที่ให้ความถูกต้องในการตรวจจับและจำแนกความผิดปกติที่เกิดขึ้นดีที่สุด คือ 5-7-1 มีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดกำลังสองในการเรียนรู้ ($1.0E-03\%$) และมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการตรวจจับและจำแนก (93.54%)

4. การวิเคราะห์ฟัซซีลอจิกหรือตรรกศาสตร์คลุมเครือ

ฟัซซีลอจิกหรือตรรกศาสตร์คลุมเครือเป็นวิธีทางคณิตศาสตร์ที่ช่วยในการตัดสินใจภายใต้ความคลุมเครือ ไม่ชัดเจนคล้ายกับตรรกะทางความคิดของมนุษย์ ขั้นตอนการประมวลผลแบบฟัซซีลอจิกในงานวิจัยนี้ มีรูปแบบการทำงานเป็น 4 ขั้นตอนดังรูปที่ 8 ต่อไปนี้

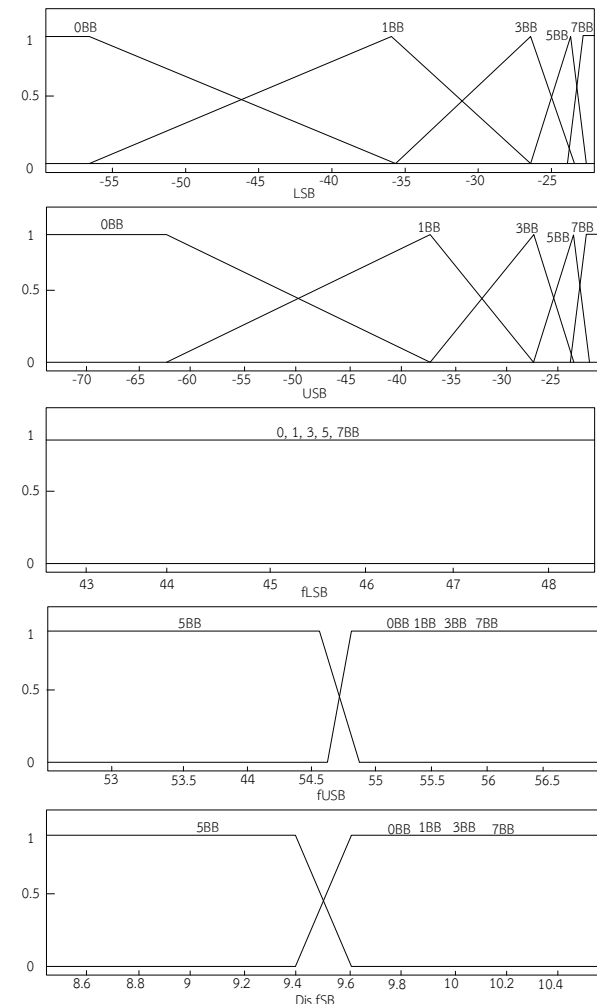


รูปที่ 8 ขั้นตอนการประมวลผลแบบฟัซซีลอจิก

ขั้นตอนที่ 1 เป็นการแปลงการอินพุตแบบทวินัย เปลี่ยนเป็นการอินพุตแบบตัวแปรฟัซซี โดยจะสร้างฟังก์ชันความเป็นสมาชิก (Membership Function) โดยไม่จำเป็นต้องมีลักษณะเดียวกัน ขึ้นกับคุณลักษณะของแต่ละอินพุต (Input) และความสำคัญต่อการเอาต์พุต (Output)

ในงานวิจัยนี้และ [13-16] จะใช้ฟังก์ชันสมาชิกฟังก์ชันสามเหลี่ยม (Triangular) ดังสมการที่ 4 และฟังก์ชันสี่เหลี่ยมคางหมู (Trapezoidal) ดังสมการที่ 5 เพราะว่าให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยกว่าแบบอื่นๆ ในการออกแบบฟังก์ชันสมาชิก

ในงานวิจัยนี้นำข้อมูลมาทำการพล็อตแบบกระจาย (Scatter Plot) เพื่อวิเคราะห์ลักษณะของข้อมูล จากการพิจารณาพบว่า ข้อมูลของ LSB และ USB ควรแบ่งเป็น 5 ฟัซซีเซต ข้อมูลของ fUSB และ Dis.fSB ควรแบ่งเป็น 2 ฟัซซีเซต และ fUSB ควรแบ่งเป็น 1 ฟัซซี โดยแบ่งการออกแบบและการสร้างฟังก์ชันความเป็นสมาชิกได้ผลการสร้างฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของอินพุตได้ดังรูปที่ 9



รูปที่ 9 ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกอินพุต

ฟังก์ชันความเป็นสมาชิก เป็นฟังก์ชันที่มีการกำหนดระดับความเป็นสมาชิกของตัวแปรที่ต้องการใช้งาน โดยการกำหนดค่าให้กับสมาชิกที่มีความไม่ชัดเจน ไม่แน่นอน และคลุมเครือ ดังนั้นจึงเป็นส่วนที่สำคัญต่อการดำเนินการของฟัซซี เพราะรูปร่างของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกมีความสำคัญต่อกระบวนการคิดและแก้ไขปัญหา

$$\text{triangular}(x : a, b, c) = \begin{cases} 0 & , x < a \\ (x - a) / (b - a) & , a \leq x \leq b \\ (c - x) / (c - b) & , b \leq x \leq c \\ 0 & , x > c \end{cases} \quad (4)$$

โดย a, b, c คือ ตำแหน่งของฟังก์ชันสามเหลี่ยม

$$\text{trapezoidal}(x : a, b, c, d) = \begin{cases} 0 & , x < a \\ (x - a) / (b - a) & , a \leq x \leq b \\ 1 & , b \leq x \leq c \\ (d - x) / (d - c) & , c \leq x \leq d \\ 0 & , x \geq d \end{cases} \quad (5)$$

โดย a, b, c, d คือ ตำแหน่งของฟังก์ชันสี่เหลี่ยมคางหมู

ขั้นตอนที่ 2 เป็นการสร้างความสัมพันธ์ระหว่างการอินพุตทั้งหมดที่เกี่ยวข้องกับเอาต์พุตที่อาศัยหลักการของการหาเหตุและผล เช่น เขียนเป็นกฎการควบคุมระบบ ซึ่งจะมีลักษณะอยู่ในรูปแบบ ถ้า (If) และ (And) หรือ (Or) ซึ่งเป็นภาษาสามัญ นำกฎทั้งหมดมาประมวลผลรวมกัน เพื่อการหาตัดสินใจที่เหมาะสม

ขั้นตอนที่ 3 เป็นการหาฟัซซีเอาต์พุต โดยการนำกฎการควบคุมที่สร้างขึ้น ในขั้นตอนที่ 2 มาประมวลผลกับฟัซซีอินพุต โดยใช้วิธีการทางคณิตศาสตร์ เพื่อนำค่าที่ได้ประมวลผล วิธีการหาฟัซซีเอาต์พุตหรือค่าคลุมเครือ (Fuzzification) ในงานวิจัยนี้เลือกใช้การตีความหาเหตุผลเลือกใช้ Max-Min method

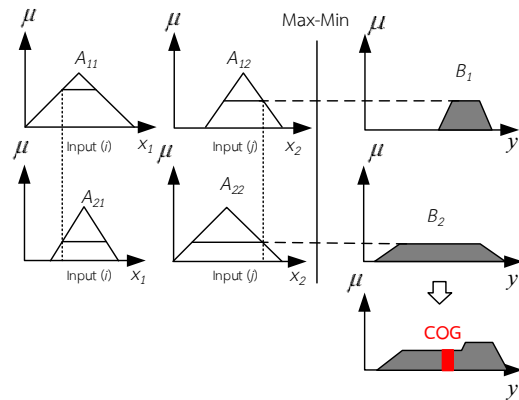
ขั้นตอนที่ 4 เป็นขั้นตอนสุดท้ายหรือขั้นตอนการสรุปเหตุผลฟัซซี โดยจะเปลี่ยนฟัซซีเอาต์พุตให้เป็นทวินัยเอาต์พุต ด้วยวิธีการทางคณิตศาสตร์ ในงานวิจัยนี้เลือกใช้การสรุปเหตุผลของระบบกฎฟัซซี 2 ชนิดที่ได้รับความนิยมและมีความน่าเชื่อถือ คือ รูปแบบแมมดานิ(Mamdani) และซูเกโน(Sugeno) สามารถยกตัวอย่างแสดงความสัมพันธ์ได้ดังต่อไปนี้

1. ระบบกฎฟัซซีของ Mamdani

กำหนดให้ระบบฟัซซีแบบ Mamdani มี 2 อินพุต x_1 และ x_2 และ 1 เอาต์พุต y ซึ่งมีกฎฟัซซีเป็น

If x_1 is $\underline{A}_{k1}$ and x_2 is $\underline{A}_{k2}$ Then y is $\underline{B}_k$ สำหรับ $k=1, 2, \dots, r$

ในงานวิจัยนี้หาผลรวมเอาต์พุตหาได้โดยการใช้วิธีการจัดองค์ประกอบแบบค่าสูงสุด-ต่ำสุด (Max-Min Composition) ดังรูปที่ 10



รูปที่ 10 วิธีการอนุมานแบบแมมดานิ

วิธีการหาจุดศูนย์ถ่วง (Central of Gravity: COG) เป็นวิธีการเฉลี่ยผลที่ได้จากการตีความหาเหตุ ค่าที่ได้จะคำนวณจุดศูนย์ถ่วงโดยรวมจะหาได้จากการประมาณค่าจากสมการที่ 6

$$COG = \frac{\sum_{i=1}^N \alpha_i w_i}{\sum_{i=1}^N \alpha_i} \quad (6)$$

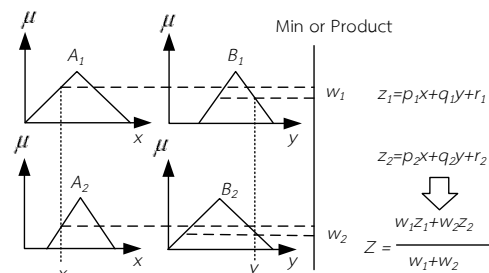
โดย COG คือค่าของจุดศูนย์ถ่วง, N คือค่าตั้งแต่ตำแหน่งที่ 1 ถึงตำแหน่งที่ i , α_i คือค่าฟัซซีของเอาต์พุตในเซตฟัซซีตำแหน่งที่ i และ w_i คือพื้นที่ใต้โค้งของเซตฟัซซีตำแหน่งที่ i

2. ระบบกฎฟัซซีแบบ Sugeno

กำหนดให้ระบบฟัซซีแบบ Sugeno มี 2 อินพุต x และ y และ 1 เอาต์พุต z ซึ่งมีกฎฟัซซีเป็น

If x is $\underline{A}$ and y is $\underline{B}$ Then z is $z = f(x, y)$

ผลรวมเอาต์พุตแสดงได้ดังรูปที่ 11



รูปที่ 11 วิธีการอนุมานแบบ Sugeno

ผลการตรวจจับและจำแนกความผิดปกติของตัวนำโรเตอร์ในมอเตอร์เหนี่ยวนำในสถานะต่างๆ โดยฟัซซีลอจิก ได้ผล

ความถูกต้องในการตรวจจับ(Accuracy) และค่าความผิดพลาด(Error) ดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ผลการทดสอบหาความผิดปกติของตัวนำโรเตอร์ด้วย FLS

ความผิดปกติ ของแท่งตัวนำ	เป้าหมาย (Target)	ความถูกต้อง		ความผิดพลาด (%)	
		Ma.	Su.	Ma.	Su.
0BB	1	1.09	1.01	9.00	1.00
0BB	1	1.01	1.00	1.00	0.00
0BB	1	1.00	1.00	0.00	0.00
0BB	1	1.00	1.00	0.00	0.00
0BB	1	1.05	1.01	5.00	1.00
1BB	2	2.03	2.00	1.50	0.00
1BB	2	2.00	2.00	0.00	0.00
1BB	2	1.95	2.00	2.50	0.00
1BB	2	1.98	2.00	1.00	0.00
1BB	2	2.00	2.00	0.00	0.00
3BB	3	2.94	3.00	2.00	0.00
3BB	3	2.95	3.00	1.67	0.00
3BB	3	2.93	3.00	2.33	0.00
3BB	3	2.93	2.99	2.33	0.33
3BB	3	2.90	2.99	3.33	0.33
5BB	4	4.00	4.00	0.00	0.00
5BB	4	4.00	4.00	0.00	0.00
5BB	4	4.00	4.00	0.00	0.00
5BB	4	4.00	4.00	0.00	0.00
5BB	4	4.05	4.05	1.25	1.25
7BB	5	5.00	5.00	0.00	0.00
7BB	5	5.00	5.00	0.00	0.00
7BB	5	5.00	5.00	0.00	0.00
7BB	5	5.00	5.00	0.00	0.00
7BB	5	5.00	5.00	0.00	0.00

เมื่อเปรียบเทียบผลตรวจจับและจำแนก ในการประมาณค่าฟังก์ชัน (Function Approximation) ของทั้งสองระบบ ระบบกฎฟัซซีแบบ Sugeno จะมีค่าเฉลี่ยจากความผิดพลาดในการตรวจจับและจำแนกคือ 0.17 % ซึ่งน้อยกว่าระบบกฎฟัซซีแบบ Mamdani ที่มีค่าเฉลี่ยจากความผิดพลาดในการตรวจจับและจำแนกคือ 1.32 %

5. ผลการทดลอง

ผลจากการประยุกต์ใช้ฟัซซีลอจิก(FLS) และโครงข่ายประสาทเทียม(ANN) ในการตรวจจับและจำแนกความผิดปกติของตัวนำ โรเตอร์ในมอเตอร์เหนี่ยวนำในสภาวะแตกหักของแท่งตัวนำของโรเตอร์แบบปกติ 0 (0BB), แบบเสียหาย 1 (1BB), 3 (3BB), 5 (5BB), และ 7 (7BB) ตัวนำ สามารถเปรียบเทียบผลการทดสอบ จากความถูกต้องในการตรวจจับและจำแนกหาความผิดปกติที่เกิดขึ้นและเปอร์เซ็นต์ความ

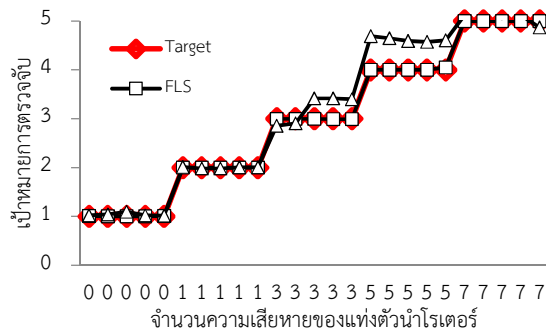
ผิดพลาดในการตรวจจับและจำแนกหาความผิดปกติที่เกิดขึ้นแสดงได้ดังตารางที่ 3 และรูปที่ 12, 13 ดังต่อไปนี้

รูปที่ 12 แสดงค่าความถูกต้องในการตรวจจับและจำแนกความผิดปกติในมอเตอร์ของการประยุกต์ใช้ฟัซซีลอจิกและโครงข่ายประสาทเทียมจากรูปเมื่อเปรียบเทียบกับเป้าหมายของการตรวจจับและจำแนก(Target) แสดงให้เห็นว่าฟัซซีลอจิกมีค่าความถูกต้องในการตรวจจับดีกว่าโครงข่ายประสาทเทียม โดยเฉพาะที่สภาวะแท่งตัวนำเสียหาย 5 แท่งตัวนำ ฟัซซีลอจิกสามารถตรวจจับได้ถูกต้องทั้งหมดซึ่งตรงกันข้ามกับโครงข่ายประสาทเทียมที่มีความผิดพลาด

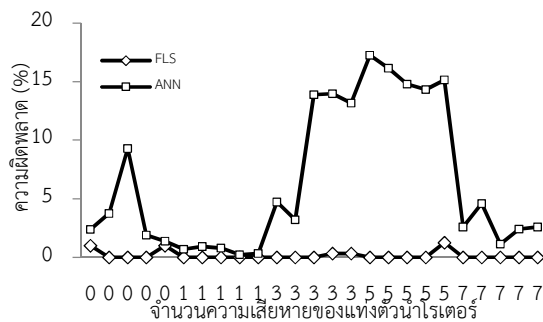
ตารางที่ 3 ผลการทดสอบหาความผิดปกติของตัวนำโรเตอร์ด้วย FLS

และ ANN

ความผิดปกติ ของแท่งตัวนำ	เป้าหมาย (Target)	การตรวจจับ		ความผิดพลาด (%)	
		FLS	ANN	FLS	ANN
0BB	1	1.01	1.02	1.00	2.39
0BB	1	1.00	1.04	0.00	3.75
0BB	1	1.00	1.09	0.00	9.30
0BB	1	1.00	1.02	0.00	1.90
0BB	1	1.01	1.01	1.00	1.39
1BB	2	2.00	2.01	0.00	0.68
1BB	2	2.00	1.98	0.00	0.91
1BB	2	2.00	1.98	0.00	0.78
1BB	2	2.00	2.00	0.00	0.21
1BB	2	2.00	2.01	0.00	0.33
3BB	3	3.00	2.86	0.00	4.71
3BB	3	3.00	2.90	0.00	3.20
3BB	3	3.00	3.42	0.00	13.89
3BB	3	2.99	3.42	0.33	13.96
3BB	3	2.99	3.40	0.33	13.17
5BB	4	4.00	4.69	0.00	17.26
5BB	4	4.00	4.65	0.00	16.15
5BB	4	4.00	4.59	0.00	14.79
5BB	4	4.00	4.57	0.00	14.34
5BB	4	4.05	4.61	1.25	15.14
7BB	5	5.00	5.13	0.00	2.59
7BB	5	5.00	5.23	0.00	4.58
7BB	5	5.00	5.06	0.00	1.11
7BB	5	5.00	5.12	0.00	2.40
7BB	5	5.00	4.87	0.00	2.59



รูปที่ 12 ค่าความถูกต้องในการตรวจจับและจำแนก



รูปที่ 13 ค่าความผิดพลาดในการตรวจจับและจำแนก

รูปที่ 13 แสดงค่าความผิดพลาดในการตรวจจับ ของการประยุกต์ใช้ฟuzzyลอจิกและโครงข่ายประสาทเทียม จากรูปแสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าความผิดพลาดในการตรวจจับมากกว่าฟuzzyลอจิก ในทุกๆสถานะของแท่งตัวนำเสียหาย

6. สรุป

บทความนี้นำเสนอวิธีการตรวจจับและจำแนกความผิดปกติที่เกิดขึ้นจากความเสียหายของตัวนำโรเตอร์ในมอเตอร์เหนี่ยวนำ โดย ฟuzzyลอจิกและโครงข่ายประสาทเทียม โดยได้กำหนดข้อมูลอินพุตในแต่ละวิธีการให้สอดคล้องกัน และได้มีการเปรียบเทียบผลการทดสอบวิธีการทั้ง 2 วิธี ซึ่งผลที่ได้จากความถูกต้องและความผิดพลาดจากการตรวจจับและจำแนกความผิดปกติที่เกิดขึ้นฟuzzyลอจิกดีกว่าวิธีการโครงข่ายประสาทเทียม คือวิธีการวิเคราะห์แบบฟuzzyลอจิกจะมีค่าเฉลี่ยจากความผิดพลาดในการตรวจจับและจำแนก 0.16 % ซึ่งน้อยกว่าวิธีการโครงข่ายประสาทเทียม ที่มีค่าเฉลี่ยจากความผิดพลาดในการตรวจจับและจำแนก 6.46 %

จากข้อสันนิษฐานและผลการทดสอบยังสรุปได้อีกว่า การประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ ประเภทต่างๆ จะเหมาะสมกับปัญหาบางประเภท โดยจะไม่มีปัญญาประดิษฐ์ ประเภทไหนแก้ปัญหาได้ทุกอย่าง ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยนี้คือฟuzzyลอจิก มีความเหมาะสมต่อการตรวจจับความผิดปกติที่เกิดขึ้นจากความเสียหายของตัวนำโรเตอร์ในมอเตอร์เหนี่ยวนำ 1 เฟสมากกว่าโครงข่ายประสาทเทียม เพราะเมื่อพิจารณาข้อมูลสำหรับอินพุตเพื่อใช้ในปัญญาประดิษฐ์ ทั้ง 2 วิธีจะเห็นว่ามีความไม่เป็นเชิงเส้น จึงทำให้วิธีการของฟuzzyลอจิกที่มีจุดเด่นตรงที่แยกแยะความคลุมเครือของข้อมูลที่เกิดขึ้นได้ ทำให้เกิดผลลัพธ์ที่ดีกว่า

7. กิตติกรรมประกาศ

คณะผู้วิจัยขอขอบคุณ ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร ที่กรุณาเอื้อเฟื้อสถานที่สำหรับทำงานวิจัย เครื่องมือและอุปกรณ์ต่างๆ งบประมาณ และบุคลากรในหน่วยงาน จนทำให้งานวิจัยนี้สำเร็จด้วยดี

8. เอกสารอ้างอิง

- [1] Siddiqui, Khadim Moin, Kuldeep Sahay, and V. K. Giri. (2014). Health monitoring and fault diagnosis in induction motor-a review. International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering, 3.1, pp. 6549-6565.
- [2] P.F. Allbrecht, J.C.Appiarius and R.M.McCoy. (1986). Assessment of the Reliability of Motors in Utility Applications-Updated. IEEE transactions On Energy Conversion, Vol. 1, No. 1, pp. 39-46,1986.
- [3] W. T. Thosmson and Mark Fenger, (2001). Current signature analysis to detect induction motor faults. IEEE Industry Application Magazine, Volume 7, Issue 4, July - August, 26-34.
- [4] N. Sittisrijan and S. Ruangsinchaiwanich. (2013). Synthesis of stator current waveform of induction motor with broken bar conditions. International Conference on Electrical Machines and Systems (ICEMS), Busan, Korea, 26 - 29 October.
- [5] N. Sittisrijan; B. Wangngon; S. Ruangsinchaiwanich. (2014). Synthesis of stator current waveform of inverter-fed induction motor with broken bar conditions. International

- Conference on Electrical Machines and Systems (ICEMS), 22-25 Oct, Incheon, South Korea. pp. 3441 - 3445.
- [6] M. Moradian, M. Ebrahimi, M. Danesh and M. Bayat. (2006). Detection of broken bars in induction motors using a neural network. IEEE Journal of Power Electronics (JPE), Volume 6, No.3, pp. 245 – 252.
- [7] Sri R Kolla and Shawn D Altman. (2006). Artificial neural network based fault identification scheme implementation for a three-phase induction motor. ISA Transactions, Vol. 46, Issue 2, pp. 1 - 6.
- [8] Dragan Mati and Filip Kuli. (2010). Artificial neural networks broken rotor bars induction motor fault detection. IEEE, Symposium on Neural Network Applications in Electrical Engineering, 23 – 25 September, pp. 49-53.
- [9] A. Drira and N. Derbel. (2011). Classification of rotor fault in induction machine using Artificial Neural Networks. in Systems, Signals and Devices (SSD), International Multi-Conference on, pp. 1-6.
- [10] B. Wangngon, N. Sittisrijan, S. Ruangsinchaiwanich. (2014). Fault detection technique for identifying broken rotor bars by artificial neural network method. Electrical Machines and Systems (ICEMS), 17th International Conference on, pp. 3436 – 3440
- [11] k. kraikitrat, S. Pengpradern and S. Ruangsinchaiwanich. (2016). Detection and Classification of Induction Motor Faults Using Feed-Forward Backpropagation Network. International Conference of Multidisciplinary Approaches on UN Sustainable Development Goals, 28th - 29th December.
- [12] k. kraikitrat, B. Wangngon and S. Ruangsinchaiwanich. (2018). Classification of Broken Rotor Bars in Induction Motor Faults Using Cascade-forward Artificial Neural Network. EENET Journal, v. 1, n. 2, p. 26, feb. ISSN 2586-8780. (In Thai)
- [13] L. A. Pereira and D. da Silva Gazzana. (2004). Rotor broken bar detection and diagnosis in induction motors using stator current signature analysis and fuzzy logic. IEEE Industrial Electronics Society, Vol. 3, 3019 – 3024.
- [14] C. G. Dias and L. E. Chabu. (2008). A fuzzy logic approach for the detection of broken rotor bars in squirrel cage induction motors. IEEE World Congress on Computational Intelligence, 1987 - 1991.
- [15] S. E. Zouzou, W. Laala, S. Guedidi and M. Sahraoui. (2009). A Fuzzy Logic Approach for the Diagnosis of Rotor Faults in Squirrel Cage Induction Motors. International Conference on Computer and Electrical Engineering, Vol. 2, 173 - 177.
- [16] W. Laala, S. Guedini and S. Zouzou. (2011). Novel approach for diagnosis and detection of broken bar in induction motor at low slip using fuzzy logic. IEEE Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics & Drives, pp. 511 - 516.
- [17] Fatih Özcan a. Cengiz D. Atisb. Okan Karahan b. Erdal Uncuoglu c. Harun Tanyildizi d. (2009). Comparison of artificial neural network and fuzzy logic models for prediction of long-term compressive strength of silica fume concrete. Advances in Engineering Software, Volume 40, Issue 9, pp. 856-863.
- [18] A.Badri Z.Ameli A.MotieBirjandi. (2012). Application of Artificial Neural Networks and Fuzzy logic Methods for Short Term Load Forecasting. Energy Procedia, Volume 14, pp. 1883-1888.