

การวินิจฉัยฟอลต์สเตเตอร์ในมอเตอร์เหนี่ยวนำโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม Stator Fault Diagnosis in Induction Motors Using Neural Network

เฉลิมชาติ มานพ¹ ศิริพร เสงเกียรติศักดิ์² สุพจน์ จันทร์วิพัฒน์² และ ชาญวิทย์ ตั้งสิริวรกุล²

¹สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
เขตลาดกระบัง กรุงเทพฯ 10520 โทรศัพท์/โทรสาร 0-2326-4550 E-mail: kmchaler@kmitl.ac.th

²ภาควิชาเทคโนโลยีวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ วิทยาลัยเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
เขตบางซื่อ กรุงเทพฯ 10800 โทร 0-2913-2500 ต่อ 6322 โทรสาร 0-2587-43560 E-mail: cwtk@kmutnb.ac.th

Chalermchat Manop¹ Siriporn Hengkiatisak² Suphot Chunwiphat² and Chanwit Tangsiriworakul²

¹School of Electrical Engineering, Faculty of Engineering,

King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok 10520, Thailand

Tel: 023 264 550 Fax: 023 264 550 *Corresponding author: E-mail: kmchaler@kmitl.ac.th

²Department of Electronic Engineering Technology, College of Industrial Technology,

King Mongkut's Institute of Technology North Bangkok, Bangkok 10800, Thailand

Tel: 029 132 500 ext. 6322 Fax: 025 874 356

บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอการตรวจจับสัญญาณฟอลต์สเตเตอร์และการวินิจฉัยสำหรับมอเตอร์เหนี่ยวนำโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม การวินิจฉัยความล้มเหลวดังกล่าวจะเป็นการวิเคราะห์จากสเปกตรัมฟอลต์สเตเตอร์ในโดเมนความถี่ร่วมกับการพิจารณาจากองค์ประกอบแรงดันลำดับศูนย์ในโดเมนเวลา ซึ่งการวิเคราะห์ในโดเมนความถี่ได้ใช้การแปลงฟูเรียร์เร็วร่วมกับตัวกรองวินโดว์ เพื่อลดการรั่วไหลของสเปกตรัมข้อมูลของสเปกตรัมฟอลต์สเตเตอร์และค่าประสิทธิภาพขององค์ประกอบแรงดันลำดับศูนย์ที่ได้จะถูกนำมาสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งจากการทดลองกับฟอลต์สเตเตอร์ที่ไม่เคยเห็นสามารถทำการวินิจฉัยได้อย่างแม่นยำด้วยค่าความถูกต้องมากกว่า 97%

Abstract

This paper presents an approach for detection and diagnosis of stator fault signals in induction motors using artificial neural networks (ANNs). Our proposed framework is based on the analysis of stator fault spectrums in the frequency domain as well as the components of zero sequence voltages in the time domain. In the frequency domain, the fast Fourier transform and window filter technique are proposed in order to reduce the spectrum leakage of the fault stator spectrums. The prepared stator fault spectrums and the components of zero sequence voltages will be used as the features for training the ANN. Our experimental results have shown that our proposed model, tested on unseen stator faults, can deliver very high accuracy rate greater than 97%.

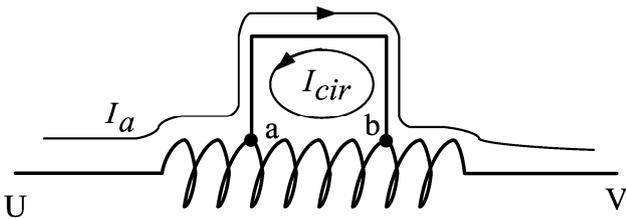
1. บทนำ

การพัฒนาในหลายด้านของมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส เช่น เทคนิคการควบคุม การเฝ้าตรวจสอบสถานะ เทคนิคการวินิจฉัยความล้มเหลว และการพัฒนาประสิทธิภาพการทำงาน ทำให้เครื่องจักรกลไฟฟ้าประเภทนี้ยังคงได้รับความนิยมถูกเลือกนำมาใช้ในโรงงานอุตสาหกรรมเป็นจำนวนมาก ทั้งนี้ในปัจจุบันการทำนายความล้มเหลว (Failure) ที่เกิดขึ้นกับส่วนประกอบต่างๆ ของเครื่องจักรกลไฟฟ้าประเภทนี้กำลังได้รับความสนใจจากนักวิจัยหลายๆ ท่าน เนื่องจากสามารถทำให้ลดค่าใช้จ่ายในการซ่อมบำรุงรักษาาลงได้ รวมถึงความเสียหายจากกระบวนการผลิตที่ต้องหยุดชะงักไปอีกด้วย ทั้งนี้จากงานวิจัยที่ผ่านมาได้เน้นเฉพาะทางด้านเทคนิคสำหรับการตรวจจับฟอลต์ เช่น ฟอลต์ที่เกิดจากปัญหาของขดลวดสเตเตอร์ (Stator winding) ฟอลต์ที่เกิดจากปัญหาของรอกเส้น (Bearing) ฟอลต์ที่เกิดจากปัญหาของแท่งตัวนำโรเตอร์ (Rotor bar) และอื่นๆ จากการทบทวนดังกล่าวเทคนิคการตรวจจับฟอลต์ ที่ได้คิดค้นขึ้นสามารถตรวจจับฟอลต์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ [1-3] ปัญหาคือในบางเทคนิคจะเป็นการตรวจจับโดยใช้เครื่องมือหรืออุปกรณ์ทรานสดิวเซอร์ที่มีราคาแพง และบางเทคนิคอาจจะมีผลต่อเครื่องจักรกลไฟฟ้า (Invasive) สำหรับในบทความนี้จะเป็นการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural networks, ANNs) สำหรับการวินิจฉัยความรุนแรงของฟอลต์สเตเตอร์บนพื้นฐานของการวิเคราะห์สัญญาณกระแสมอเตอร์ (Motor current signature analysis, MCSA) ร่วมกับองค์ประกอบแรงดันลำดับศูนย์ (Zero sequence voltage) ซึ่งเป็นเทคนิคที่ไม่มีผลต่อเครื่องจักรกลไฟฟ้าในอนาคต (Non invasive)

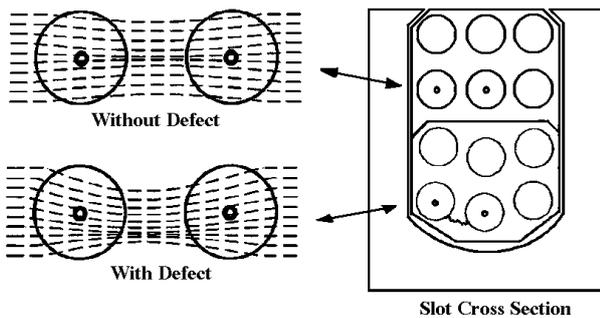
2. ฟลด์สเตเตอร์ซึ่งเกิดขึ้นจากขดลวดสเตเตอร์ลัดวงจร

การลัดวงจรของรอบขดลวดสเตเตอร์สามารถแบ่งออกได้เป็น 5 ประเภทได้แก่ การลัดวงจรระหว่างรอบถึงรอบ การลัดวงจรระหว่างขดลวดถึงขดลวด การลัดวงจรระหว่างเฟสถึงเฟส การลัดวงจรระหว่างเฟสถึงกราวด์ และวงจรเปิด การลัดวงจรกรณีระหว่างเฟสกับเฟส และระหว่างเฟสกับกราวด์นี้เกิดจากการลุดลามาจากปัญหาของการลัดวงจรระหว่างรอบถึงรอบและระหว่างขดลวดในเฟสเดียวกัน ทั้งนี้สามารถอธิบายพฤติกรรมที่เกิดสภาวะลัดวงจรระหว่างรอบถึงรอบของขดลวดหรือเรียกเป็น สัญญาณฟลด์สเตเตอร์ แสดงในรูปที่ 1 ซึ่งแสดงการลัดวงจรระหว่างจุด a กับ b ในเฟส A ซึ่งจะทำให้เกิดกระแสไหลวน (Circulate current, I_{cir}) โดยสามารถแยกพิจารณาได้เป็น 2 วงจรที่อิสระต่อกันนั่นคือวงจรที่เกิดจากกระแส I_a และวงจรที่เกิดจากกระแส I_{cir} เมื่อกระแส I_a คือกระแสเฟสทั้งนี้กระแส I_{cir} จะสร้างแรงเคลื่อนแม่เหล็ก (MMFs) ในทิศทางตรงข้ามกับแรงเคลื่อนแม่เหล็กหลักที่สร้างโดยขดลวดเฟส ส่งผลให้แรงเคลื่อนแม่เหล็กหลักลดลง สำหรับการลัดวงจรหลายๆ รอบสามารถวิเคราะห์โดยใช้วิธีการเดียวกันนี้ได้ [4]

ผลที่เกิดขึ้นจากการลัดวงจรระหว่างรอบถึงรอบ จะส่งผลให้ MMFs มีค่าเปลี่ยนแปลงไปจากเดิมและทำให้ความเหนี่ยวนำร่วม (Mutual inductance) ระหว่างเฟสกับขดลวดสเตเตอร์วงจรรวมในมอเตอร์มีค่าเปลี่ยนแปลงไปด้วย แสดงในรูปที่ 2 ซึ่งโดยทั่วไปแล้วความเหนี่ยวนำที่เกิดขึ้นภายในและผลของความเหนี่ยวนำร่วมระหว่างรอบขดลวดซึ่งจะมีค่าที่เท่ากันในแต่ละขดลวดและเป็นสัดส่วนกันในแต่ละชั้นลวดตัวนำ ซึ่งก็จะเป็นผลให้ค่าความเหนี่ยวนำและค่าความต้านทานไฟฟ้ากระแสสลับ (Impedance) มีความสมมูลกัน แต่ถ้าเกิดสภาวะรอบขดลวดลัดวงจรเกิดขึ้นจะทำให้ค่าความเหนี่ยวนำร่วมและของมันเองมีการเปลี่ยนแปลงไปเนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของค่าอิมพีแดนซ์ระหว่างเฟสที่ไม่สมมูล และด้วยเหตุนี้เองที่ทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงความเข้มของฟลักซ์แม่เหล็กที่ตำแหน่งของการลัดรอบนั้น [5]



รูปที่ 1 การวิเคราะห์การลัดวงจรในขดลวดสเตเตอร์เฟส A



รูปที่ 2 การเปลี่ยนแปลงของฟลักซ์กรณีเกิดการลัดวงจรระหว่างรอบถึงรอบ

สัญญาณฟลด์สเตเตอร์ที่เกิดขึ้นจะมีเฟสใหม่ โดยในที่นี้จะเรียกเป็นเฟส f_{st} ซึ่งเมื่อขดลวดสเตเตอร์ของมอเตอร์ต่อเป็นแบบสตาร์ สมการทั่วไปของเครื่องจักรกลไฟฟ้าเหนี่ยวนำ โดยใช้วงจรสเตเตอร์กรณีเกิดการลัดวงจรระหว่างรอบถึงรอบสามารถพิจารณาได้จาก [4]

$$\begin{bmatrix} V_{sa} \\ V_{sb} \\ V_{sc} \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_a & -R_b & 0 & 0 \\ 0 & R_b & -R_c & 0 \\ -R_a & 0 & R_c & 0 \\ 0 & 0 & 0 & R_d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_a \\ i_b \\ i_c \\ i_d \end{bmatrix} + \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Psi_{sa} \\ \Psi_{sb} \\ \Psi_{sc} \\ \Psi_{sd} \end{bmatrix} \quad (1)$$

เมื่อ V_{sx} คือแรงดันตกคร่อมขดลวดสเตเตอร์เฟส x , R_x คือความต้านทานสเตเตอร์เฟส x , i_x คือกระแสที่ไหลในขดลวดสเตเตอร์เฟส x , และ Ψ_{sx} คือฟลักซ์สับสนเนื่อง (Flux linkage) สเตเตอร์เฟส x ทั้งนี้ฟลักซ์สับสนเนื่อง Ψ_{st} จะขึ้นอยู่กับกระแสในแต่ละเฟสรวมถึงเฟสใหม่ที่เกิดขึ้นด้วย แรงดันเหนี่ยวนำสเตเตอร์ลัดรอบที่เกิดขึ้นในขดลวด (e_{st}) จะหาได้จากสมการที่ (2)

$$e_{st} = -\frac{d\Psi_{st}}{dt} \quad (2)$$

จาก (2) เป็นสมการการเกิดขึ้นของสัญญาณแรงดันสเตเตอร์ฟลด์ซึ่งถ้านำมาหารด้วย R_{st} ก็จะได้เป็น I_{st} จากสมการจะเห็นได้ว่าถ้าจำนวนของการลัดรอบมากขึ้นจะทำให้ e_{st} มีค่าเพิ่มขึ้น ดังนั้นสัญญาณสเตเตอร์ฟลด์ก็จะมีค่ามากขึ้นด้วย ทางด้านพฤติกรรมขององค์ประกอบความถี่ในรูปคลื่นฟลักซ์ช่องอากาศในฟังก์ชันของการลัดรอบจะขึ้นอยู่กับค่าความถี่มูลฐาน (f_1) จำนวนขั้วแม่เหล็ก (p) และสลิป (s) ดังสมการ

$$f_{st} = f_1 \left\{ \frac{n}{p}(1-s) \pm k \right\} \quad (3)$$

เมื่อ f_{st} คือความถี่ของฟลด์สเตเตอร์, n คือ 1, 2, 3, ... และ k คือ 1, 3, 5, ... [1] ซึ่งในเอกสารอ้างอิง [6] ได้ทำการศึกษาฟลด์สเตเตอร์อย่างละเอียดแล้ว และสำหรับองค์ประกอบแรงดันลำดับศูนย์ (\tilde{V}_0) หรือในเอกสารอ้างอิง [7] ได้เรียกเป็นผลรวมของแรงดันไฟฟ้าฉบับพัน (\tilde{V}_{sum}) ซึ่งทฤษฎีพื้นฐานของวิธีการดังกล่าวนี้จะอาศัยการเปลี่ยนแปลงหรือการไม่สมมูลของค่าอิมพีแดนซ์ (Impedance, Z) ที่มีการเปลี่ยนแปลงในแต่ละเฟสของมอเตอร์เหนี่ยวนำ เช่นหากเกิดสภาวะลัดวงจร โดยจะมีความสัมพันธ์เป็น

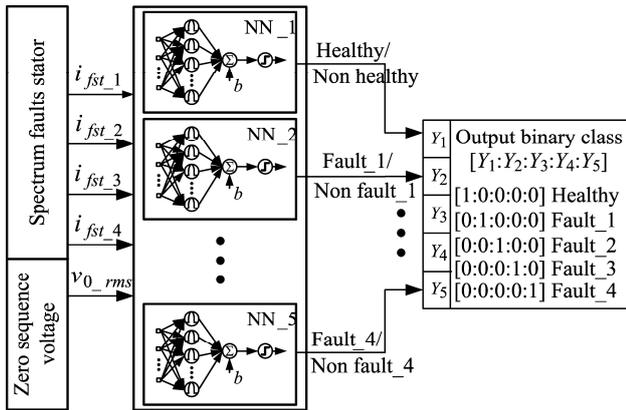
$$\tilde{V}_0 = \tilde{V}_a + \tilde{V}_b + \tilde{V}_c \quad (4)$$

3. การวินิจฉัยฟลด์สเตเตอร์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

3.1 ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมคือระบบการคำนวณที่สร้างเลียนแบบการทำงานของระบบสมองมนุษย์เพื่อใช้ประโยชน์ในการคาดคะเนเหตุการณ์จากข้อมูลที่มีอยู่ ซึ่งประกอบด้วยเซลล์ประสาท (Neural) ซึ่งจำลองมาจากการทำงานของระบบสมองมนุษย์ โดยใช้ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function, f) ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight, w) และค่าไบแอส (Bias, b) เป็นเครื่องมือจำลองคุณสมบัติของเซลล์ประสาท เซลล์

ประสาทหลายๆ ตัวจะถูกเชื่อมต่อกันให้เกิดเป็นลักษณะของโครงข่ายเป็นชั้นๆ หรือที่เรียกว่า ชั้น (Layer) ซึ่งเซลล์ประสาทแต่ละตัวที่อยู่ในชั้นเดียวกันจะไม่มี การเชื่อมต่อกัน [8]



รูปที่ 3 ชั้นตอนการแยกแยะและวินิจฉัยฟอลต์สเตเตอร์ โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

ตารางที่ 1 การแบ่งแยกระดับความรุนแรงของฟอลต์สเตเตอร์

| NN number | Classification | Target |
|-------------|-----------------|---------------------|
| 1 (Healthy) | Healthy | [1 : 0 : 0 : 0 : 0] |
| 2 (Fault_1) | 1% shorted turn | [0 : 1 : 0 : 0 : 0] |
| 3 (Fault_2) | 2% shorted turn | [0 : 0 : 1 : 0 : 0] |
| 4 (Fault_3) | 3% shorted turn | [0 : 0 : 0 : 1 : 0] |
| 5 (Fault_4) | 4% shorted turn | [0 : 0 : 0 : 0 : 1] |

3.2 การออกแบบสำหรับการวินิจฉัยฟอลต์สเตเตอร์

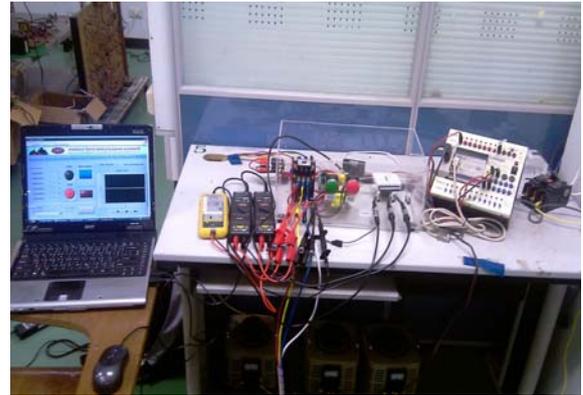
อัลกอริทึมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายคลาสที่ได้ออกแบบขึ้นสำหรับการแยกแยะและวินิจฉัยระดับความรุนแรงของฟอลต์สเตเตอร์แสดงในรูปที่ 3 ซึ่งเป็นการพัฒนามาจากการแยกแยะด้วยโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละใบหารมารวมกัน ซึ่งสามารถนำมาทำการแยกแยะและวินิจฉัยฟอลต์สเตเตอร์ด้วยความรุนแรงที่ต่างกัน 5 สภาวะ โดยจะเป็นการเปรียบเทียบคลาสต่อคลาสด้วยผลของเอาต์พุตที่แตกต่างกัน ในแต่ละโมเดลของโครงข่ายประสาทเทียมได้ถูกสอนด้วย 1 ชุดข้อมูลของสภาวะมอเตอร์ที่มีสุขภาพดี (Healthy motor condition) และอีก 4 โมเดลถูกสอนด้วยชุดข้อมูลของฟอลต์สเตเตอร์ (Stator fault condition) ที่ความรุนแรง 4 สภาวะ สรุปแล้วโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้ออกแบบขึ้นมี 5 อินพุตคือ

$$X=[i_{st1}, i_{st2}, i_{st3}, i_{st4}, v_{0_rms}]_{1 \times 5} \quad (5)$$

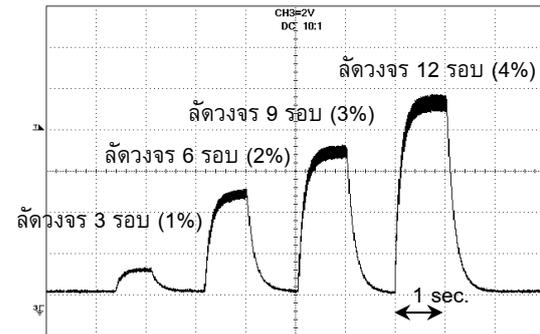
เมื่อ i_{st1-4} คือขนาดของสเปกตรัมฟอลต์สเตเตอร์ในสมการ (3) ที่ตำแหน่ง $m:k$ ดังนี้ 1:1, 2:1, 3:1, 4:1 และ v_{0_rms} คือค่าประสิทธิผลของสัญญาณองค์ประกอบแรงดันลำดับศูนย์ ในส่วนของเอาต์พุตหรือเมตริกมุ่งหมายกำหนดให้มีมิติเป็น 1 แก้วชุดข้อมูลเอาต์พุต ซึ่งมีด้วยกัน 5 คอลัมน์คือ $[Y_1 Y_2 Y_3 Y_4 Y_5]_{1 \times 5}$ ทั้งนี้จุดมุ่งหมายเอาต์พุตระหว่าง 0 และ 1 จะสอดคล้องกับข้อมูลการแยกแยะซึ่งนำเสนอในตารางที่ 1 ซึ่งในงานวิจัยนี้ จะเป็นการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi Layer Neural Networks) โดยในส่วนของ การฝึกสอนจะใช้อัลกอริทึมแบ็คพรอพกาเกชัน (Back Propagation)

และใช้ฟังก์ชันแอคติเวชัน (Activation Function) ชนิดซิกมอยด์ (Sigmoid) เนื่องจากผลลัพธ์ที่ได้จะอยู่ในรูปของความน่าจะเป็นซึ่งใช้ ทำนาระดับความรุนแรงของฟอลต์สเตเตอร์

ข้อมูลของฟอลต์สเตเตอร์ดังกล่าวนี้จะถูกนำมาสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งใช้ 50-60 ชุดข้อมูลต่อคลาสสำหรับใช้เป็นข้อมูลในการสอน ทั้งนี้โครงสร้างในรูปที่ 3 ได้ประสบความสำเร็จในการวินิจฉัยฟอลต์ในอินเวอร์เตอร์แบบหลายระดับมาแล้ว [9] อัลกอริทึมการ แยกแยะด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่นำเสนอนี้ ได้สร้างโดยใช้โปรแกรม MATLAB-SIMULINK



รูปที่ 4 ชุดการทดลอง



รูปที่ 5 การเปลี่ยนแปลงของสัญญาณองค์ประกอบแรงดันลำดับศูนย์ ซึ่งสัมพันธ์กับความรุนแรงของฟอลต์สเตเตอร์

4. การทดลอง

มอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟสที่ใช้ในการทดสอบมีพิกัด 2 Hp ใช้กับความถี่ 50 Hz 4 ขั้วแม่เหล็ก ทดสอบมอเตอร์ภายใต้สภาวะไร้อโหลด ขดลวดต่อแบบวายที่แรงดัน V_{ab} เท่ากับ $380 V_{rms}$ ใน 1 เฟสมีจำนวนรอบของขดลวดสเตเตอร์เท่ากับ 282 รอบ มอเตอร์ถูกออกแบบให้ชุดของขดลวดเฟส W มีจุดต่อที่แยกออกมาสำหรับการทดสอบ โดยมีลักษณะของการลัดวงจรของขดลวดสเตเตอร์เริ่มจาก 0%, 1%, 2%, 3% และ 4% ของจำนวนรอบทั้งหมด

ชุดทดสอบและวินิจฉัยแสดงในรูปที่ 4 โดยเริ่มจากข้อมูลสัญญาณกระแสสเตเตอร์และแรงดันเฟสที่ตกคร่อมในแต่ละชุดขดลวดสเตเตอร์ จะถูกตรวจจับและลดทอนโดยใช้โพรบกระแสและโพรบแรงดันตามลำดับ ซึ่งการประมวลผลเริ่มจากข้อมูลของสัญญาณกระแสจะถูกกรองด้วยตัวกรองวินโดว์ฮันนิง (Hanning) ที่มีข้อดีคือจะทำให้การรั่วไหลของสเปกตรัม (Spectrum leakage) มีค่าลดลง ต่อจากนั้นจึง

ใช้เทคนิคของ FFT แปลงไปยังโดเมนความถี่เพื่อตรวจสอบและตรวจจับสเปกตรัมของฟอลต์สเตเตอร์เพื่อการวินิจฉัยต่อไป

สำหรับการคำนวณหาองค์ประกอบแรงดันลำดับศูนย์ได้ใช้วงจรอนาล็อกซึ่งสัมพันธ์กับสมการที่ (4) ทั้งนี้องค์ประกอบแรงดันลำดับศูนย์ได้ทดลองให้เห็นการเปลี่ยนแปลงของค่าประสิทธิผลที่เพิ่มขึ้นตามความรุนแรงของฟอลต์สเตเตอร์ 4 สภาวะแสดงในรูปที่ 5

5. ผลการทดลอง

การทดสอบสมรรถนะการแยกแยะและวินิจฉัยฟอลต์สเตเตอร์ ซึ่งใช้เทคนิคของโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้นำเสนอนี้ สามารถทำได้โดยการทดสอบกับข้อมูลของฟอลต์สเตเตอร์ที่ไม่เคยเห็นมาก่อน (Unseen fault) ผลการทดลองการประเมินสมรรถนะของระบบหลายการแยกแยะด้วยอัลกอริธึมของโครงข่ายประสาทเทียมของแต่ละความรุนแรงฟอลต์สเตเตอร์ได้แสดงในตารางที่ 2 ซึ่งได้แสดงเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในรูปแบบของตารางความสับสน (Confusion table) จากผลการทดลองที่ได้ยืนยันได้ว่าเทคนิคที่นำเสนอ สามารถทำการแยกแยะและวินิจฉัยฟอลต์สเตเตอร์ได้อย่างถูกต้องมากกว่า 97%

สำหรับการพิจารณาค่าความเป็นไปได้ของการประมาณค่าการแยกแยะฟอลต์สเตเตอร์ในตารางความสับสนที่ 3 ได้พิจารณาจากรากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (The root mean squared error, RMSE) ซึ่งสามารถทำได้โดยพิจารณาจากความแตกต่างของระดับความรุนแรงของฟอลต์สเตเตอร์จริงกับค่าที่ได้จากการทำนาย ซึ่งค่าตัวเลข 0 และ 1 หมายถึงกลุ่มของข้อมูลในการแยกแยะแบบไบนารีที่มีความแตกต่างกัน ซึ่งเป็นแฟลคเตอร์ที่มีความสำคัญมากในการเลือกความเป็นไปได้ของการแยกแยะ ผลการพิจารณาค่า RMSE ของตารางความสับสนที่ 2 แสดงในตารางที่ 3 โดยได้แสดงถึงค่าความผิดพลาดของการทดสอบการวินิจฉัยฟอลต์สเตเตอร์ระหว่างข้อมูลเอาต์พุตจริงกับเป้าหมายของระบบการวินิจฉัย ซึ่งแสดงถึงกระบวนการสอนนี้มีความสมบูรณ์ด้วยค่าความคลาดเคลื่อนน้อยกว่า 0.232

ตารางที่ 2 เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของการวินิจฉัยฟอลต์สเตเตอร์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมด้วยวิธีการที่นำเสนอ

| Unseen faults | Classified faults | | | | |
|---------------|-------------------|---------|---------|---------|---------|
| | Healthy | Fault_1 | Fault_2 | Fault_3 | Fault_4 |
| Healthy | 98.326 | 0.082 | 0.142 | 0.069 | 0.078 |
| Fault_1 | 0.131 | 97.334 | 0.062 | 0.104 | 0.183 |
| Fault_2 | 0.045 | 0.173 | 98.670 | 0.082 | 0.143 |
| Fault_3 | 0.019 | 0.112 | 0.057 | 99.442 | 0.019 |
| Fault_4 | 0.063 | 0.054 | 0.109 | 0.165 | 97.871 |

ตารางที่ 3 ค่า RMSE ของการวินิจฉัยฟอลต์สเตเตอร์ในตารางที่ 2

| RMSE of NN | Healthy | Fault_2 | Fault_3 | Fault_4 | Fault_5 |
|------------|---------|---------|---------|---------|---------|
| | 0.054 | 0.206 | 0.232 | 0.113 | 0.160 |

6. สรุป

ในบทความนี้ได้นำเสนอการวินิจฉัยฟอลต์สเตเตอร์ในมอเตอร์เหนี่ยวนำ 3 เฟส โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมบนพื้นฐานของการ

ตรวจจับสเปกตรัมฟอลต์สเตเตอร์ในโดเมนความถี่ร่วมกับสัญญาณองค์ประกอบแรงดันลำดับศูนย์ในโดเมนเวลา ซึ่งที่กล่าวมานี้ถูกนำมาใช้เป็นคุณลักษณะเฉพาะสำหรับนำมาสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมจากการทดลองการวินิจฉัยมอเตอร์เหนี่ยวนำสเตเตอร์แล้วตรวจพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้ออกแบบขึ้นนี้ สามารถทำการวินิจฉัยระดับความรุนแรงของฟอลต์สเตเตอร์ได้อย่างแม่นยำ ด้วยค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องมากกว่า 97%

7. กิตติกรรมประกาศ

คณะผู้วิจัยขอขอบคุณ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือที่ได้สนับสนุนทุนวิจัย ประจำปี 2551

เอกสารอ้างอิง

- S. Nandi, H. A. Toliyat, and X. Li, "Condition monitoring and fault diagnosis of electrical motors-a review," IEEE Trans. Energy Conversion, Vol. 20, No. 4, pp.719-729, Dec. 2005.
- B. Li, M. Y. Chow, Y. Tipsuwan and J. C. Hung, "Neural-network-based motor rolling bearing fault diagnosis," IEEE Trans. Industrial Electronics, Vol. 47, No. 5, pp.1060-1069, Oct. 2000.
- ชาญชัย กุศลจิตธรรม, ศิริพร เสงเกียรติกัตต์, วรภัลป์ ลิ้มเจริญ, เฉลิมชาติ มานพ และชาญวิทย์ ตั้งสิริวรกุล, "การประยุกต์ใช้เทคนิคพีชชีลอจิกสำหรับการทำนายการซ่อมบำรุงเครื่องจักรกลไฟฟ้า," การประชุมวิชาการเครือข่ายพลังงานแห่งประเทศไทยครั้งที่ 5, 29 เมษายน-1 พฤษภาคม 2552.
- G. M. Joksimovic and J. Penman, "The detection of inter-turn short circuits in the stator windings of operating motors," IEEE Trans. on Industrial Elect., Vol. 47, No. 5, Oct. 2000, pp. 1078-1084.
- H. W. Penrose and J. Jette, "Static motor circuit analysis: an introduction to theory and application," IEEE Electrical Insulation Magazine, Vol. 16, No. 4, pp. 6-10, July/Aug. 2000.
- จิรพันธ์ ธรรมประสิทธิ์, เฉลิมชาติ มานพ, ชาญวิทย์ ตั้งสิริวรกุล และสิริวิช หัตสวาน "การวินิจฉัยขลวดสเตเตอร์ลัดรอบในมอเตอร์เหนี่ยวนำโดยใช้ MCSA" EECON-27, มหาวิทยาลัยขอนแก่น, ณ. โรงแรมโซฟิเทล ราชา ออคิด จังหวัดขอนแก่น, 11-12 พฤศจิกายน 2547, หน้า 101-104.
- M. A. Cash, T. G. Habetler and G. B. Kliman, "Insulation failure prediction in AC machines using line-neutral voltages," IEEE Trans. Industry Applications, Vol. 34, No. 6, pp.1234-1239, Nov./Dec. 1998.
- ปรเมศ อิงสุวรรณ และสมชาติ จีรวិภากร, "การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการแก้ปัญหาอบติมอเตอร์เฟลวอร์," วารสารวิชาการพระจอมเกล้าพระนครเหนือ, ปีที่ 18 ฉบับที่ 2, พ.ศ.-ส.ศ. 2551, หน้า 14-23.
- S. Khomfoi and L. M. Tolbert, "Fault diagnostic system for a multilevel inverter using a neural network," IEEE Trans. Power Electronics, Vol. 22, No. 3, pp. 1062-1069, May 2007.