



การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมกับการแปลงฟูเรียร์แบบเร็ว สำหรับวิเคราะห์และแยกแยะสัญญาณรูปคลื่นไฟฟ้า

อดิสรณ์ กำลังเพชร* และ ประจวบ อินระวงศ์

สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์และสถาปัตยกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี นครราชสีมา

* ผู้นิพนธ์ประสานงาน โทรศัพท์ 08-7259-5349 อีเมล: einstein.ict@gmail.com DOI: 10.14416/j.kmutnb.2017.10.005

รับเมื่อ 5 กันยายน 2559 ตอรับเมื่อ 9 ธันวาคม 2559 เผยแพร่ออนไลน์ 31 ตุลาคม 2560

© 2017 King Mongkut's University of Technology North Bangkok. All Rights Reserved.

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้เป็นการนำเสนอวิธีการวิเคราะห์และแยกแยะสัญญาณรูปคลื่นไฟฟ้า โดยการประยุกต์ใช้หลักการและทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้สอน โดยใช้ข้อมูลที่ผ่านมากระบวนการแปลงฟูเรียร์แบบเร็วเป็นข้อมูลสำหรับกระบวนการฝึกหัดและทดสอบของโครงข่าย โดยมีข้อมูลนำเข้า 3 ตัวแปร และผลลัพธ์ 1 ตัวแปร จากการทดลองหาจำนวนโหนดในชั้นซ่อน เพื่อหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยในการวิเคราะห์ข้อมูลสัญญาณที่เหมาะสมที่สุด ด้วยการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ ร่วมกับฟังก์ชันการฝึกหัดแบบ TrainLM และฟังก์ชันการเรียนรู้แบบ LearnGDM พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ดีที่สุด ประกอบด้วยจำนวนโหนดในชั้นข้อมูลนำเข้า จำนวนโหนดในชั้นซ่อน และจำนวนโหนดในชั้นแสดงผลเท่ากับ 3-40-1 ตามลำดับ รูปแบบฟังก์ชันการถ่ายโอนในชั้นซ่อนและชั้นแสดงผลคือ Logsig และ Purelin ตามลำดับ กระบวนการฝึกหัดค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของรูปแบบที่เหมาะสมเท่ากับ $1.45E-08$ และของกระบวนการทดสอบเท่ากับ $1.54E-08$ ซึ่งให้ค่าอัตราส่วนของดัชนีประสิทธิภาพในกระบวนการทดสอบสูงที่สุด ระดับของสัญญาณรบกวนที่เพิ่มเข้าไปเพื่อทดสอบประสิทธิภาพของวิธีที่นำเสนอเป็นที่น่าพอใจอยู่ระหว่างไม่เกินร้อยละ 5 ของข้อมูลนำเข้า จากการทดสอบจะเห็นได้ว่าวิธีที่นำเสนอของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถประยุกต์ใช้ในการจดจำรูปแบบข้อมูลสัญญาณเพื่อใช้ในการวิเคราะห์และการแยกแยะสัญญาณรูปคลื่นไฟฟ้าระหว่างสัญญาณดีกับเสียได้

คำสำคัญ: โครงข่ายประสาทเทียม, การแปลงฟูเรียร์แบบเร็ว, วิธีนิวโร-ฟาสท์ฟูเรียร์ทรานสฟอร์ม, ค่าดัชนีประสิทธิภาพ, ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

Application of Artificial Neural Networks with Fast Fourier Transform for Waveform Analysis and Classification

Adisorn Kamlungpetch* and Prajuab Inrawong

Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering and Architecture, Rajamangala University of Technology Isan, Nakhon Ratchasima, Thailand

* Corresponding Author, Tel. 08-7259-5349, E-mail: einstein.ict@gmail.com DOI: 10.14416/j.kmutnb.2017.10.005

Received 5 September 2016; Accepted 9 December 2016; Published online: 31 October 2017

© 2017 King Mongkut's University of Technology North Bangkok. All Rights Reserved.

Abstract

This research presents electrical signal waveforms analysis and classification by applying the principle and theory of supervised artificial neural network. The input data for training and testing the network were processed by using Fast Fourier Transform. There are three input variables and one output for the network. From the experiment to determine the number of nodes in the hidden layer in order to obtain the optimal Mean Square Errors (MSE) for analyzing signals, the back propagation learning, training function, TrainLM and learning function along with LearnGDM were used. The experimental result found that the best network consisted of the optimal number of nodes at 3-40-1, input nodes, hidden nodes and the output node respectively. The transfer functions for hidden layer and output layer were logsig and purelin function respectively. The optimal MSE of training process was $1.45E-08$. The MSE of the test was $1.54E-08$, which provides the highest percentage of Efficiency Index (EI) in the testing process. The noise levels were added to the input data for testing the effectiveness of the proposed method. The satisfactory noise levels were not more than 5% of the input data. From the test, it showed that the proposed artificial neural network can be used in signal pattern recognition as a means of signal fault analysis and classification.

Keywords: Artificial Neural Network (ANN), Fast Fourier Transform (FFT), Neuro-Fast Fourier Transform (N-FFT), Efficiency Index (EI), Mean Square Error (MSE)

1. บทนำ

ปัจจุบันในประเทศต่างๆ ได้มีการพัฒนาผลิตภัณฑ์อุปกรณ์ทางด้านไฟฟ้าและอิเล็กทรอนิกส์อย่างต่อเนื่องทั้งในทางด้านของงานวิจัยและงานทางด้านภาคอุตสาหกรรม โดยอุปกรณ์ทางด้านไฟฟ้าและอิเล็กทรอนิกส์ที่ใช้ในงานทางด้านภาคอุตสาหกรรม เช่น อุปกรณ์ที่ใช้สำหรับควบคุมการทำงานในส่วนประกอบต่างๆ ของเครื่องจักรกล อุปกรณ์สำหรับทดสอบชิ้นงาน อุปกรณ์สำหรับประกอบชิ้นงาน เป็นต้น ในอุปกรณ์ต่างๆ จะมีแผงวงจรที่ทำหน้าที่ในการสั่งงานเครื่อง ซึ่งจากการสั่งงานนั้น โดยส่วนใหญ่แล้วจะติดต่อสื่อสารกันด้วยรูปแบบสัญญาณไฟฟ้า และเนื่องจากการติดต่อสื่อสารสั่งงานด้วยรูปแบบสัญญาณไฟฟ้า ปัญหาที่ตามมาก็คือ เมื่อสัญญาณเกิดการสื่อสารผิดพลาด หรือสัญญาณมีปัญหาอันเนื่องมาจากชุดของแผงวงจรเอง หรือสัญญาณที่ทำงานผิดพลาดอันเนื่องมาจากสัญญาณรบกวน (Noise) ซึ่งจะทำให้การสั่งงานนั้นเกิดการการทำงานที่ผิดพลาดได้ จึงมีความจำเป็นที่จะต้องมียุติการหรือโมเดล สำหรับตรวจสอบอุปกรณ์ที่สั่งงานด้วยสัญญาณไฟฟ้าให้คงสภาพการทำงานที่ดีปกติเสมอ

ปัจจุบันวิธีการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ามียุติการวิเคราะห์แบบฟูเรียร์ (Fourier Analysis) วิธีการจำลองทางเวลา (Time Domain Simulation) หรือการจำลองทางความถี่ (Frequency Domain Simulation) เป็นต้น [1] ซึ่งปัจจุบันมักเป็นแบบที่ใช้หลักการทางการแปลงฟูเรียร์แบบเร็ว (Fast Fourier Transform; FFT) เนื่องจากเป็นวิธีที่มีการนำมาวิเคราะห์สัญญาณโดยทั่วไป ในงานวิจัยนี้มุ่งเน้นการนำเสนอขั้นตอนวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลสัญญาณไฟฟ้า โดยการนำข้อมูลสัญญาณรูปคลื่นไฟฟ้ามาทำการแปลงเพื่อหาค่า Amplitude, Phase, PSD และช่วงความถี่ (Frequency) ด้วยวิธีการ FFT เพื่อใช้เป็นข้อมูลสำหรับโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network; ANN) [1], [2] ด้วยวิธีการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) [3] และค่าผลลัพธ์ที่ได้จะ

ใกล้เคียงกับค่าความหนาแน่นสเปกตรัมของสัญญาณ (Power Spectral Density; PSD) ในแต่ละสัญญาณ ซึ่งเป็นวิธีที่น่าเสนอ (Neuro-Fast Fourier Transform; N-FFT) โดยมีวัตถุประสงค์คือ 1) วิเคราะห์ผลลัพธ์ที่ได้จากค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นคำนวณในรูปของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error; MSE) และวัดค่าประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมคำนวณในรูปของค่าดัชนีประสิทธิภาพ (Efficiency Index; EI) 2) เพื่อสร้างโมเดลจากการประยุกต์ใช้ด้วยวิธีการของ ANN [4] ร่วมกับ FFT ในการวิเคราะห์ข้อมูลสัญญาณ สำหรับแยกแยะได้ระหว่างสัญญาณดีกับสัญญาณที่เสีย 3) เพื่อนำเสนอขั้นตอนวิธีและเป็นแนวทางอีกทางเลือกหนึ่ง ที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้ตามขั้นตอนที่น่าเสนอได้โดยข้อมูลที่ใช้นี้ในงานวิจัยครั้งนี้เป็นข้อมูลของสัญญาณรูปคลื่นไฟฟ้าของชิ้นงานที่ใช้ชิพประมวลผลสัญญาณดิจิทัล (Digital Signal Processor; DSP) ของเครื่องจักรกล

2. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 ชิพประมวลผลสัญญาณดิจิทัล

ชิพ DSP เป็นชิพประมวลผลสัญญาณ คือ ไมโครโปรเซสเซอร์ที่ถูกออกแบบมาสำหรับงานประมวลผลสัญญาณแบบเวลาจริงโดยเฉพาะ โดยไมโครโปรเซสเซอร์ประเภทนี้ จะมีสถาปัตยกรรมที่เอื้ออำนวยต่อการคำนวณ การโอนถ่ายข้อมูลที่มีประสิทธิภาพ และความเร็วสูง เช่น การมีคำสั่งพิเศษในการคูณ การบวกสะสม หรือการอ้างข้อมูลแบบ Circular Buffer เป็นต้น บางชนิดยังสามารถทำการประมวลผลหลายๆ ส่วนได้พร้อมกันในตัวเดียว (Multi-Processing) อีกด้วย ซึ่งชิพ DSP นี้มีทั้งประเภทที่เป็นการประมวลผลข้อมูลแบบจำนวนเต็ม (Fixed-Point) และประเภทที่ประมวลผลข้อมูลแบบเลขอิงดรรชนี (Floating-Point) ส่วนการใช้งานทำได้โดยเขียนเป็นโปรแกรมภาษาแอสเซมบลี หรือภาษาซีแล้วใช้คอมไพเลอร์แปลงเป็นภาษาแอสเซมบลีอีกที [5]

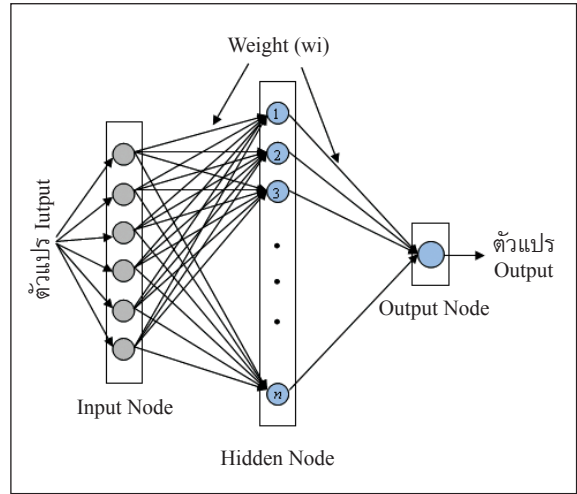
2.2 การแปลงฟูรีเยร์แบบเร็ว

การวิเคราะห์ฟูรีเยร์เป็นกระบวนการเปลี่ยนรูปคลื่นสัญญาณทางเวลาไปเป็นส่วนประกอบกันทางความถี่หรือสเปกตรัมของสัญญาณนั้นๆ โดยสัญญาณที่มีลักษณะเป็นรายคาบ จะสามารถวิเคราะห์โดยใช้อินพุทฟูรีเยร์ และสัญญาณที่มีลักษณะไม่เป็นรายคาบจะใช้การแปลงด้วยฟูรีเยร์ทรานฟอร์ม [1], [6] และจากปัญหาของ Discrete Fourier Transform (DFT) คือ การคำนวณตามนิยามของ DFT นั้นแปรตาม N^2 ดังนั้นถ้าไม่มีวิธีการคำนวณ DFT ให้เร็วพอที่จะคำนวณ DFT ที่ N มีค่าสูง ๆ ได้ภายในเวลาอันสมควรแล้ว DFT ก็ไม่มีประโยชน์ วิธีการที่คำนวณ DFT ให้เร็ว ซึ่งวิธีนั้นก็คือใช้อัลกอริทึมชื่อ FFT ในการคำนวณ จากสมการที่ (1) [1] เราสามารถลดจำนวนการคูณกันของสมการเมตริกได้ด้วยการแปลงทางฟูรีเยร์แบบเร็ว โดยการจัดกลุ่มของเมตริก W^{kn} ใหม่ ซึ่งทำให้การคูณกันของสมการลดลงเหลือเพียง $N \log_2 N$ ครั้ง [1]

$$[X(f_k)] = \frac{1}{N} [W^{kn}] [x(t_n)] \quad (1)$$

2.3 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นโมเดลทางคณิตศาสตร์หรือโมเดลทางคอมพิวเตอร์ โดยจุดมุ่งหมายของโครงข่ายประสาทเทียมคือต้องการให้คอมพิวเตอร์มีความชาญฉลาดในการเรียนรู้เสมือนที่มนุษย์มีการเรียนรู้ สามารถฝึกหัดได้ และสามารถนำความรู้และทักษะไปประยุกต์ใช้ได้ดี [7] สำหรับการประมวลผลสารสนเทศด้วยการคำนวณแบบคอนเนกชันนิสต์ (Connectionist) ที่มีการรวมกลุ่มแบบขนานของหน่วยประมวลผลย่อย โดยทั่วไปโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย โหนดชั้นตัวแปรนำเข้า (Input Node) โหนดในชั้นซ่อน (Hidden Node) และโหนดชั้นตัวแปรผลลัพธ์ (Output Node) ซึ่งโหนดทั้งหมดเหล่านี้จะมีการเชื่อมต่อกันในรูปแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (Multi-Layer Perceptron; MLP) มีการส่งข้อมูลจากชั้นสู่ชั้นจนถึง Output Node และมีกระบวนการฝึกหัดเป็น



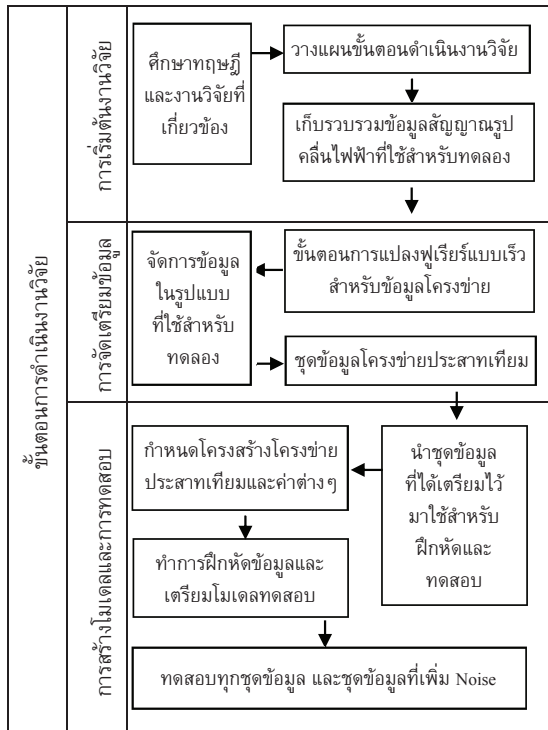
รูปที่ 1 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม

แบบมีผู้สอน โดยส่งค่าย้อนกลับ (Back Propagation) [8]–[11] ในโครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้นแบบป้อนไปข้างหน้า เริ่มจากการป้อนข้อมูลเข้าจากชั้นข้อมูลนำเข้า (Input Layer) และมีการเชื่อมต่อส่วนของโหนดในชั้นซ่อน (Hidden Layer) ซึ่งอาจมีมากกว่าหนึ่งชั้น เพื่อทำการปรับระบบตามพฤติกรรมของข้อมูล และสามารถอธิบายข้อมูลที่มีความซับซ้อนได้เพิ่มมากขึ้น [12] ดังรูปที่ 1 ซึ่งวิธีการของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถนำไปประยุกต์ใช้เพื่อแก้ปัญหาทางในระดับง่ายไปจนถึงงานระดับยากซับซ้อนขึ้นอยู่กับงานที่นำไปประยุกต์ใช้

ในงานวิจัยนี้จะใช้ Neural Network Toolbox ของโปรแกรม MATLAB [13] โดยฝึกหัดโครงข่ายประสาทเทียมด้วย Levenberg-Maquardt Algorithm (TrainLM) โดยมีฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อนเป็นลอจิสติกมอยด์ (Log-sigmoid Transfer Function) และในชั้นข้อมูลผลลัพธ์ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอน Linear [14]–[16]

3. วิธีการวิจัย

ขั้นตอนของการดำเนินการวิจัยโดยรวมสามารถแบ่งได้เป็น 3 ขั้นตอนหลักๆ ดังรูปที่ 2 ดังนี้



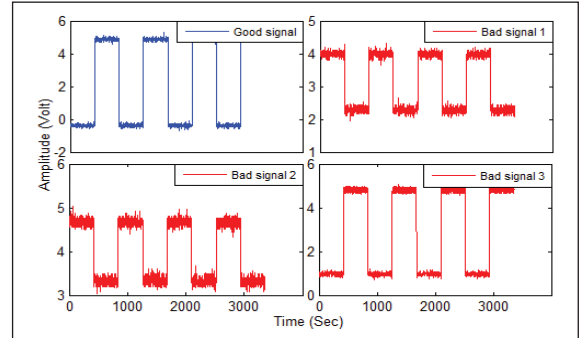
รูปที่ 2 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย

3.1 การเริ่มต้นวิจัย

ขั้นตอนแรกของงานวิจัย โดยกำหนดวัตถุประสงค์ของงานวิจัยและประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ คือ ค่าของผลลัพธ์ที่ได้จากการทดสอบของข้อมูลสัญญาณดี จะต้องมีค่าใกล้เคียงกับค่าเป้าหมายโดยวัดจากค่า MSE ในกระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลสัญญาณ ถ้าผลสำเร็จเป็นที่น่าพอใจ ประโยชน์ที่ได้รับ คือ สามารถนำขั้นตอนวิธีไปประยุกต์ใช้ในกรณีวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้าในรูปแบบต่างๆ ได้ จากนั้นเริ่มทำการศึกษาทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง วางแผนขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย เก็บรวบรวมข้อมูลที่ต้องการนำมาใช้ในงานวิจัย และเขียนโปรแกรมที่ใช้สำหรับการวิเคราะห์ด้วยโปรแกรม MATLAB

รูปที่ 2 แสดงขั้นตอนของการดำเนินงานวิจัยโดยภาพรวม ตั้งแต่เริ่มต้นการวิจัยจนถึงขั้นตอนสุดท้าย

จากการตรวจวัดสัญญาณด้วยเครื่องออสซิลโลสโคป จำนวนหลายชิ้น ชิ้นละ 1 สัญญาณและเลือกนำมาใช้ทดลอง



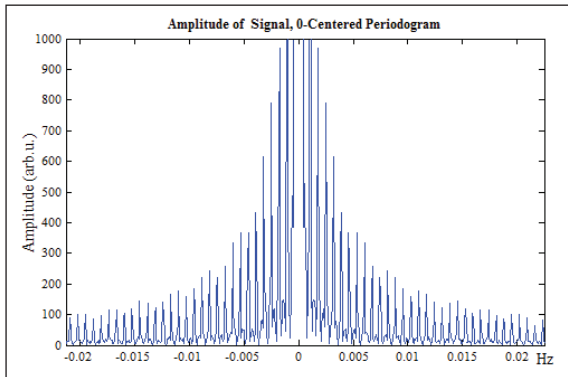
รูปที่ 3 รูปแบบข้อมูลสัญญาณระหว่างดีและเสีย

จำนวน 21 สัญญาณ เป็นชุดสัญญาณดี 14 สัญญาณ และชุดสัญญาณเสีย 7 สัญญาณ แต่ละสัญญาณมีจำนวนข้อมูล 3,360 เรคคอร์ด และสิ่งที่แตกต่างกันระหว่างสัญญาณดีกับสัญญาณเสีย เช่น ค่าของ Phase ค่าสูงต่ำของ Amplitude และค่าอ้างอิงที่จุดเริ่มต้นของสัญญาณ ดังรูปที่ 3

3.2 การจัดเตรียมข้อมูล

3.2.1 ชุดข้อมูลสำหรับการแปลงฟูเรียร์แบบเร็ว เป็นข้อมูลสัญญาณรูปคลื่นไฟฟ้าของชิ้นงานเครื่องจักรที่ได้จากการตรวจวัดด้วยเครื่องออสซิลโลสโคป แล้วนำข้อมูลสัญญาณในแต่ละสัญญาณที่ได้ มาทำการแปลงข้อมูลสัญญาณด้วยฟังก์ชัน FFT ค่าที่ได้จะเป็นเลขเชิงซ้อน จากนั้นทำการหาค่าแอมพลิจูดและเลือกช่วงของแอมพลิจูดที่เหมาะสมกับการทดลอง ซึ่งช่วงที่ได้จะอยู่ระหว่างค่า 100–2,000 ทำให้ได้ตัวแปรแอมพลิจูด (Amplitude; Amp) ที่มีจำนวนข้อมูล 58 เรคคอร์ดต่อหนึ่งสัญญาณ จากนั้นใช้ชุดข้อมูลเดียวกันกับที่ใช้หาค่าในตัวแปรแอมพลิจูด มาทำการหาค่าเฟส และค่าสเปกตรัมกำลัง ทำให้ได้ตัวแปรเฟส (Phase; Ph) และตัวแปรสเปกตรัมกำลัง (PSD) มีจำนวนข้อมูลสัญญาณละ 58 เรคคอร์ด ส่วนชุดข้อมูลในตัวแปรความถี่ (Frequency; Freq) ได้จากการนำค่าความถี่ที่ตรงกับตำแหน่งในแต่ละค่าของตัวแปรแอมพลิจูด ซึ่งตัวแปรทุกตัวที่ได้ ถูกนำมาใช้เพื่อเป็นชุดข้อมูลสำหรับทดลองของโครงข่ายประสาทเทียม ดังรูปที่ 4 และรูปที่ 6

อดิสรณ์ กำลังเพชร และ ประจวบ อินทรวงศ์, “การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมกับการแปลงฟูเรียร์แบบเร็ว สำหรับวิเคราะห์และแยกแยะสัญญาณรูปคลื่นไฟฟ้า.”



รูปที่ 4 ค่าแอมพลิจูดของข้อมูลใน 1 สัญญาณ

Signal	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8	G9	G10	G11	G12	G13	G14	E1-E7
Data Set 1	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*
Data Set 2	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*

Training Set = 464 records (Input=Freq, Amp, Ph, Target=PSD)
 * Testing Set = 58 records (Data Set 2 add Noise 1-20%)

รูปที่ 5 ชุดข้อมูลสัญญาณสำหรับฝึกหัดและทดสอบ

$$Y = \text{fft}(\text{data}, n);$$

$$\text{Freq} = (0:n-1) * (\text{fs}/n);$$

$$\text{Amp} = \text{abs}(Y);$$

$$\text{PSD} = Y * \text{conj}(Y) / n;$$

$$\text{Ph} = \text{atan2}(y1, x1) * 180 / \pi;$$

เมื่อ *data* คือ ข้อมูลสัญญาณ

n คือ จำนวนข้อมูลของ *data*

Y คือ ข้อมูลที่ได้จากการแปลงด้วย FFT

fs คือ ช่วงค่าความถี่ของ *data*

Freq คือ ค่าความถี่ในแต่ละเรคคอร์ด

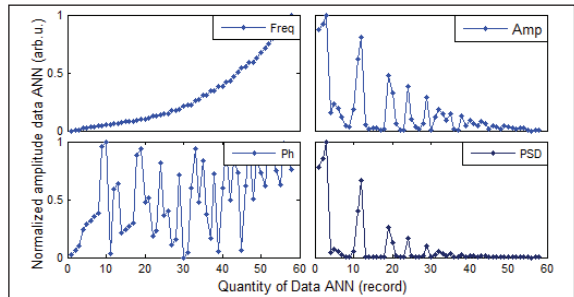
Amp คือ ค่าแอมพลิจูดของ *Y*

PSD คือ ค่าสเปกตรัมกำลังของ *Y*

Ph คือ ค่าเฟสของ *Y*

3.2.2 ชุดข้อมูลสำหรับโครงข่ายประสาทเทียม ประกอบด้วยชุดข้อมูลฝึกหัด และชุดข้อมูลทดสอบ

1) ชุดข้อมูลสำหรับฝึกหัด (Training Set) คือ ชุดข้อมูลนำเข้า (Input Set) ประกอบด้วยจำนวน 3 ตัวแปร คือ Freq, Amp, Ph ซึ่งในแต่ละตัวแปรจะเลือกใช้ข้อมูลสัญญาณดีทั้งหมด 8 สัญญาณรวมกัน จะได้เท่ากับ 464



รูปที่ 6 ข้อมูลสัญญาณสำหรับโครงข่ายใน 1 สัญญาณ

เรคคอร์ด และชุดข้อมูลค่าเป้าหมาย (Target Set) มีจำนวน 1 ตัวแปร คือ PSD โดยเลือกใช้ชุดข้อมูลของสัญญาณดี 1 สัญญาณ แล้วทำชุดข้อมูลค่าเป้าหมายให้มีจำนวนเรคคอร์ดเท่ากับชุดข้อมูลนำเข้า ด้วยวิธีนำมาต่อเรียงกัน 8 ครั้ง ดังรูปที่ 9 และรูปที่ 10

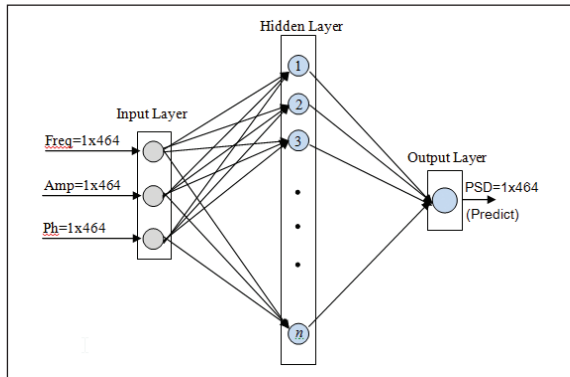
2) ชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ (Testing Set) คือ เป็นชุดข้อมูลนำเข้าในแต่ละสัญญาณๆ ละ 58 เรคคอร์ด ประกอบด้วยจำนวน 3 ตัวแปร คือ Freq, Amp และ Ph ดังรูปที่ 6

รูปที่ 5 แสดงชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับฝึกหัด และชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ โดย Data Set 2 เป็นชุดข้อมูลสำหรับทดสอบโดยเพิ่ม Noise เข้าไป

3.2.3 การหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient)

เนื่องจากข้อมูลนำเข้าต้องมีความสัมพันธ์กับข้อมูลผลลัพธ์ซึ่งเป็นสเปกตรัมกำลังของข้อมูลสัญญาณ โดยความสัมพันธ์ของข้อมูลนี้ได้จากการวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ซึ่งมีค่าอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 โดยถ้ามีค่าเข้าใกล้ 1 แสดงว่าข้อมูลมีความสัมพันธ์กันมากในทิศทางเดียวกัน ถ้าค่าเข้าใกล้ -1 แสดงว่าข้อมูลมีความสัมพันธ์กันมากในทิศทางแปรผกผัน และถ้ามีค่าเข้าใกล้ 0 แสดงว่าข้อมูลมีความสัมพันธ์กันน้อย

สำหรับงานวิจัยนี้ใช้การวิเคราะห์หาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบ 2 ตัวแปร ซึ่งสามารถหาค่าของ *r* ได้ ดังสมการที่ (2) [12] เมื่อนำข้อมูลนำเข้าทั้ง 3 ตัวแปร คือ Freq, Amp, Ph มาหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ซึ่งค่าที่ได้เท่ากับ -0.3556, 0.9686 และ -0.2916 ตามลำดับ



รูปที่ 7 ลักษณะโครงสร้างโครงข่ายสำหรับฝึกหัด

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (2)$$

เมื่อ r คือ ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์

n คือ จำนวนข้อมูล

x คือ ค่าข้อมูลนำเข้า

y คือ ค่าข้อมูลเป้าหมาย

3.2.4 การแปลงข้อมูล (Data Transformation)

เป็นขั้นตอนการปรับขอบเขตของข้อมูลให้อยู่ในช่วงที่เหมาะสมกับฟังก์ชันที่เลือกใช้ เพื่อนำไปใช้งานในการฝึกหัดให้เกิดกระบวนการเรียนรู้ โดยแปลงค่าข้อมูลสัญญาณด้วยวิธีการนอร์มัลไลซ์ (Normalization) และการแปลงค่าข้อมูลในลักษณะเชิงเส้น (Min-Max Normalization) ดังสมการที่ (3) [12]

$$V_{new} = \frac{V - \min}{\max - \min} (\max_{new} - \min_{new}) + \min_{new} \quad (3)$$

เมื่อ V_{new} คือ ค่าหลังจากการแปลงค่า

V คือ ค่าก่อนการแปลงค่า

\max คือ ค่าสูงสุดของข้อมูลก่อนแปลงค่า

\min คือ ค่าต่ำสุดของข้อมูลก่อนแปลงค่า

\max_{new} คือ ค่าสูงสุดของข้อมูลหลังแปลงค่า

\min_{new} คือ ค่าต่ำสุดของข้อมูลหลังแปลงค่า

3.3 การสร้างโมเดลและการทดสอบ

3.3.1 ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น โดยใช้ระบบการเรียนรู้แบบแพร่ค่าย้อนกลับ เนื่องจากเป็นโครงข่ายที่สามารถเรียนรู้ได้โดยการปรับค่าน้ำหนัก เพื่อลดค่า MSE ระหว่างค่าข้อมูลผลลัพธ์กับค่าเป้าหมาย [12] โดย

1) เลือกใช้ฟังก์ชันการฝึกหัดแบบ TrainLM เนื่องจากสามารถประมวลผลได้ค่อนข้างเร็วและมีประสิทธิภาพ [12]

2) เลือกใช้ฟังก์ชันการเรียนรู้แบบ LearnGDM

3) เลือกใช้ค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นคำนวณในรูปของค่า MSE และค่าประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมคำนวณในรูปของค่า EI ซึ่งคำนวณได้ดังสมการที่ (4) และ (5) ตามลำดับ

$$MSE = \sum_{i=1}^n \frac{(T_i - O_i)^2}{n} \quad (4)$$

$$EI = \frac{\sum_{i=1}^n (T_i - \bar{T})^2 - \sum_{i=1}^n (T_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (T_i - \bar{T})^2} \times 100\% \quad (5)$$

เมื่อ T คือ ค่าเป้าหมายที่ใช้สำหรับฝึกหัด

O คือ ค่าผลลัพธ์ที่ได้จากการทดสอบ

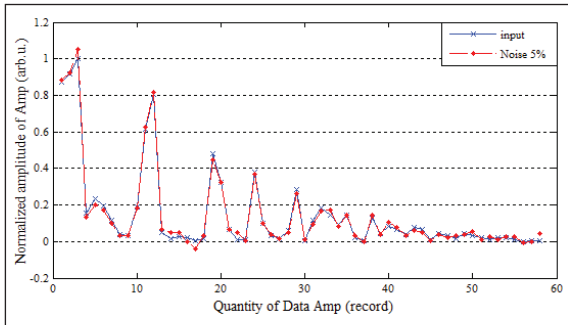
n คือ จำนวนข้อมูลของผลลัพธ์

4) กำหนดให้มีชั้นซ่อน 1 ชั้น และ

5) เลือกใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบ Binary Sigmoid (Logsig) ในชั้นซ่อน และแบบ Linear (Purelin) ในชั้นผลลัพธ์ เนื่องจากข้อมูลที่ใช้กำหนดค่าให้อยู่ในช่วง 0-1

3.3.2 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม ประกอบด้วยจำนวนโหนดในชั้นข้อมูลนำเข้ามีจำนวน 3 โหนด จำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ใช้สำหรับฝึกหัดในแต่ละครั้ง โดยเลือกใช้โหนดฝึกหัดดังตารางที่ 1 และจำนวนโหนดในชั้นผลลัพธ์มีจำนวน 1 โหนด ดังรูปที่ 7

3.3.3 การฝึกหัดและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมชุดข้อมูลฝึกหัดและทดสอบ เมื่อทำการแปลงค่าข้อมูลให้อยู่ในช่วงที่เหมาะสมแล้ว มีขั้นตอนดังนี้



รูปที่ 8 ข้อมูลสัญญาณ Amp ที่เพิ่ม Noise กับไม่เพิ่ม

1) กำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม รวมถึงค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ในโปรแกรม

2) นำชุดข้อมูลสำหรับฝึกหัดเข้าสู่กระบวนการเรียนรู้ โดยกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนในโปรแกรมฝึกหัด สำหรับเรียนรู้ในแต่ละครั้ง เลือกใช้โหนดฝึกหัดตั้งตารางที่ 1 จากนั้นทำการหาโมเดลที่เหมาะสมที่สุด โดยวัดจากค่า MSE กับค่า EI ที่ได้ เพื่อใช้สำหรับเป็นโมเดล ในกระบวนการทดสอบกับข้อมูลที่ได้เตรียมไว้

3) นำชุดข้อมูลสำหรับทดสอบเข้าสู่กระบวนการทดสอบด้วยโมเดลที่ได้ โดยทำการทดสอบในแต่ละชุดข้อมูลสัญญาณ แล้วทำการบันทึกผลลัพธ์ที่ได้

$$r = \text{randn}(1, \text{size}(\text{data}, 2));$$

$$pr = r \cdot (p) / \max(\text{abs}(r));$$

$$pv = \text{datapr};$$

เมื่อ r คือ ค่าสุ่มจากฟังก์ชัน randn ของ Matlab

$data$ คือ ข้อมูลสัญญาณจริงหลังจากทำ FFT

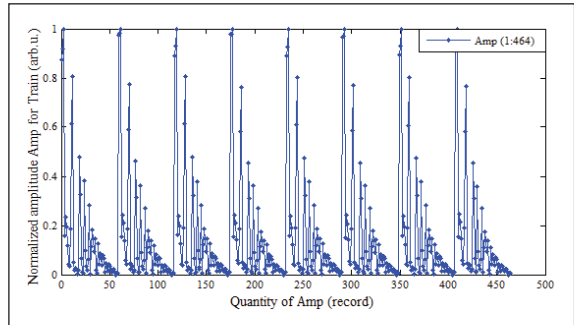
p คือ ค่าอัตราส่วนของข้อมูล

pr คือ ค่าที่ได้จากการสุ่มตามค่าอัตราส่วน p

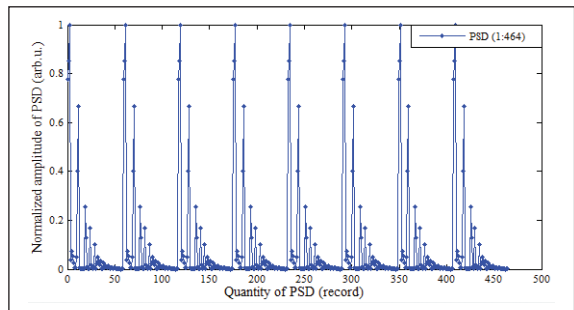
pv คือ ข้อมูลจากการเพิ่มสัญญาณรบกวน

จากรูปที่ 8 เป็นข้อมูลนำเข้าสำหรับทดสอบของ ตัวแปร Amp ในหนึ่งสัญญาณ ซึ่งเปรียบเทียบระหว่าง ในกรณีที่ไม่เพิ่มสัญญาณรบกวน (Input) กับกรณีที่เพิ่มสัญญาณรบกวนเข้าไป 5% (Noise 5%) ของข้อมูลนำเข้า Amp จากฟังก์ชัน Random ในโปรแกรม MATLAB

การทดลองด้วยวิธีการฝึกหัดในรูปแบบนี้ ทำให้



รูปที่ 9 ชุดข้อมูลนำเข้าตัวแปร Amp สำหรับฝึกหัด



รูปที่ 10 ชุดข้อมูลค่าเป้าหมายของ PSD สำหรับฝึกหัด

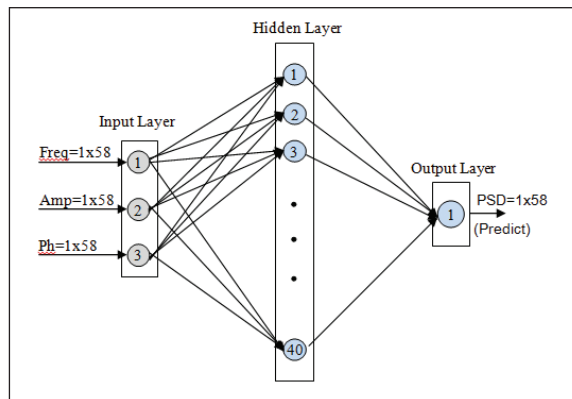
โมเดลโครงข่ายประสาทเทียม ได้เรียนรู้และจดจำรูปแบบของข้อมูลสัญญาณในหลายสัญญาณ และในกระบวนการทดสอบจะทำให้โมเดลสามารถแยกแยะได้ระหว่างข้อมูลสัญญาณดีกับข้อมูลสัญญาณเสีย โดยวัดจากค่า MSE ที่ได้ จากผลลัพธ์เทียบกับค่าเป้าหมาย ค่าเป้าหมายคือค่า PSD ของสัญญาณดีสัญญาณแรก ซึ่งในการทดสอบจะทดสอบ ทีละ 1 ข้อมูลสัญญาณ สัญญาณละ 58 เรคคอร์ด จากโมเดลที่ใช้สำหรับทดสอบ

4. ผลการวิจัย

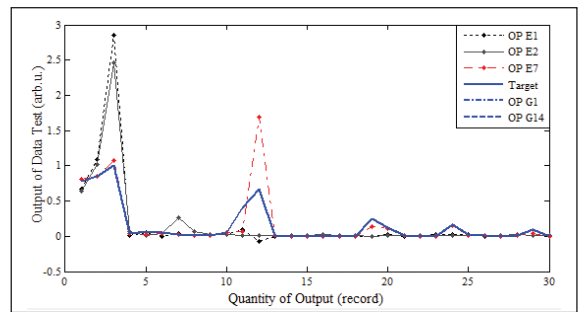
จากผลการทดลองแสดงตั้งตารางที่ 1 ค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นคำนวณในรูปของค่า MSE และค่าประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมคำนวณในรูปของค่า EI โครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมที่สุด (Optimum Model) ที่จะนำไปใช้ในการทดสอบข้อมูลสัญญาณ จะพิจารณาจากค่า MSE ในขั้นตอนของกระบวนการฝึกหัดว่า

ตารางที่ 1 ค่า MSE ของการฝึกหัดและการทดสอบและค่า EI ของการทดสอบทั้ง 15 รูปแบบ

No.	ANN [Node]			MSE		Epoch		Time		EI [%]
	Input	Hidden	Output	Training	Testing	Default	Best	Training	Testing	
1	3	5	1	2.47E-04	4.17E-04	3000	1642	23.672	99.089162	
2	3	10	1	5.34E-06	6.06E-06	3000	1047	15.875	99.986751	
3	3	15	1	8.52E-07	1.01E-06	3000	3000	51.031	99.997800	
4	3	20	1	4.04E-07	4.26E-07	3000	3000	56.11	99.999070	
5	3	25	1	3.38E-07	3.76E-07	3000	3000	63.437	99.999179	
6	3	30	1	5.53E-08	2.61E-07	3000	3000	72.343	99.999429	
7	3	35	1	6.09E-08	2.27E-07	3000	3000	83.172	99.999504	
8	3	40	1	1.45E-08	1.54E-08	3000	2259	73.422	99.999966	
9	3	45	1	6.83E-09	1.14E-07	3000	2549	91.765	99.99751	
10	3	50	1	4.03E-09	1.81E-07	3000	3000	122.546	99.999604	
11	3	60	1	4.57E-09	1.61E-07	3000	3000	147.968	99.999649	
12	3	70	1	2.68E-09	1.08E-07	3000	2559	149.844	99.999764	
13	3	80	1	2.25E-09	2.58E-07	3000	2087	150.922	99.999435	
14	3	90	1	1.88E-09	6.05E-07	3000	2241	193.797	99.998679	
15	3	100	1	5.84E-10	3.05E-07	3000	3000	307.375	99.999334	


รูปที่ 11 โมเดลของโครงข่ายสำหรับใช้ทดสอบ

รูปแบบใดสามารถให้ค่า MSE ที่เหมาะสมที่สุด ซึ่งแสดงถึงความสามารถในการเรียนรู้ถึงความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลนำเข้ากับผลลัพธ์ได้เป็นอย่างดีที่สุด ซึ่งพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมคือรูปแบบที่ 8 ใช้จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 40 โหนด ถึงแม้ว่ารูปแบบที่ 8 นี้ค่า MSE ไม่ได้มีค่าต่ำที่สุดคือ 1.45E-08 แต่ค่าอัตราส่วนของ EI มีค่าที่เข้าใกล้ค่า 100 มากที่สุด และในการทดสอบค่าที่ได้นั้นเมื่อเปรียบเทียบกับรูปแบบอื่นให้ค่า MSE ที่ต่ำที่สุดคือ 1.54E-08 ดังนั้นโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลสัญญาณ ได้แก่ รูปแบบที่ 8 คือ ใช้จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 40 โหนด


รูปที่ 12 ผลลัพธ์ของข้อมูลทดสอบที่ได้จากการทดสอบ

ดังรูปที่ 11 โดยมีฟังก์ชันการถ่ายโอนในชั้นซ่อนและชั้นแสดงผล ได้แก่ Logsig และ Purelin ตามลำดับ

จากรูปที่ 12 แสดงกราฟที่ได้จากผลการทดสอบในแต่ละข้อมูลสัญญาณเทียบกับค่าเป้าหมายจริง (Target) จากข้อมูลสัญญาณดี (OP Gx) เส้นกราฟที่ได้จะทับกับเส้นกราฟค่าเป้าหมายไปในทิศทางเดียวกัน ส่วนเส้นกราฟสัญญาณที่มีปัญหาหรือเสีย (OP Ex) เส้นกราฟที่ได้จะแตกต่างจากค่าเป้าหมายจริงมาก และผลจากการทดสอบดังตารางที่ 2 แสดงผลลัพธ์ที่ได้โดยวัดจากค่า MSE กรณีที่ไม่เพิ่มสัญญาณรบกวนกับข้อมูลทดสอบ [T8G(0%)] ระหว่างสัญญาณดี (Gx) กับสัญญาณเสีย (Ex) และยังพบว่ากรณีที่เพิ่มสัญญาณรบกวนเข้าไปเพื่อทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลในการทดลองนี้

ตารางที่ 2 ผลลัพธ์ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยด้วยวิธีที่นำเสนอโดยเพิ่มกับไม่เพิ่มสัญญาณรบกวนเฉพาะกับชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ

Model/ Test	G1	G2	G3	G4	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	G5	G6	G7	G8	G9	G10	G11	G12	G13	G14
T8G(0%)	8E-09	9E-09	7E-09	8E-09	6E-01	7E-01	9E-01	6E-01	6E-03	8E-01	6E-03	9E-09	8E-09	8E-09	6E-09	4E-08	1E-07	8E-09	7E-08	6E-08	1.6E-07
T8G(1%)	1E-07	3E-07	1E-07	3E-07	2E-02	2E-02	2E-02	3E-02	4E-03	3E-02	3E-03	9E-08	5E-07	7E-08	2E-06	1E-07	4E-07	9E-08	2E-06	5E-07	3.6E-07
T8G(2%)	9E-07	8E-06	6E-06	6E-07	1E-01	1E-01	9E-02	1E-01	8E-03	1E-01	1E-03	1E-06	8E-07	3E-06	2E-06	2E-06	2E-06	3E-06	3E-06	3E-06	2.1E-06
T8G(3%)	5E-06	1E-06	6E-06	2E-06	4E-02	5E-02	6E-02	2E-02	1E-02	3E-02	1E-02	1E-06	5E-06	3E-06	3E-06	5E-06	4E-06	2E-06	2E-06	4E-06	3.5E-06
T8G(4%)	1E-05	7E-06	3E-05	8E-06	2E-02	3E-02	5E-02	2E-02	4E-03	3E-02	4E-03	1E-05	2E-05	3E-05	8E-06	2E-05	1E-05	2E-05	4E-06	1E-05	1.3E-05
T8G(5%)	1E-05	4E-05	3E-05	2E-05	1E-01	7E-02	1E-01	1E-01	5E-03	1E-01	2E-03	3E-05	2E-05	2E-05	3E-05	5E-05	2E-05	2E-05	3E-05	3E-05	1.5E-05
T8G(10%)	1E-04	7E-05	1E-04	1E-04	2E-02	2E-02	2E-02	2E-02	2E-02	4E-02	2E-02	1E-04	9E-05	1E-03	1E-04	6E-04	8E-04	3E-04	5E-05	3E-04	3.4E-04
T8G(15%)	2E-02	2E-03	1E-03	3E-02	5E-02	3E-01	9E-02	1E-01	9E-03	9E-02	5E-03	6E-03	5E-03	8E-04	2E-03	1E-03	9E-04	1E-03	2E-03	3E-04	4.0E-03
T8G(20%)	1E-02	2E-02	1E-02	6E-04	4E-01	5E-01	6E-01	4E-01	6E-03	4E-01	6E-03	1E-02	4E-02	2E-02	1E-02	2E-02	1E-02	3E-02	8E-03	8E-03	1.7E-02

ผลจากค่า MSE ที่ได้ระหว่างสัญญาณดีกับสัญญาณเสียที่สามารถแยกแยะได้ทีละระหว่างสัญญาณดีกับสัญญาณเสียที่ยอมรับได้เป็นที่น่าพอใจอยู่ระหว่างไม่เกินร้อยละ 5 [T8G(1%)–T8G(5%)] ตามลำดับ

5. อภิปรายผลและสรุป

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอการประยุกต์ใช้หลักการและทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียมในรูปแบบการจดจำที่ใช้สำหรับการแยกแยะระหว่างข้อมูลสัญญาณไฟฟ้าดีกับเสีย โดยใช้หลักการของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับในการสร้างตัวแบบในครั้งนี้ และใช้ข้อมูลที่ผ่านกระบวนการแปลงฟูเรียร์แบบเร็วเป็นข้อมูลสำหรับใช้ในกระบวนการฝึกหัดและทดสอบของโครงข่ายร่วมกับฟังก์ชันการฝึกหัดแบบ TrainLM และฟังก์ชันการเรียนรู้แบบ LearnGDM โดยการหาโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลสัญญาณในการทดลองครั้งนี้ ซึ่งพบว่าโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยจำนวนโหนดในชั้นข้อมูลนำเข้า จำนวนโหนดในชั้นซ่อน และจำนวนโหนดในชั้นแสดงผลได้แก่ 3-40-1 ตามลำดับ ซึ่งจะให้ค่า MSE ในกระบวนการฝึกหัด คือ 1.45E-08 และค่า MSE ในการทดสอบคือ 1.54E-08 ส่วนค่าอัตราส่วนของ EI ในการทดสอบให้ค่าที่สูงที่สุด ซึ่งแสดงถึงความสามารถในการเรียนรู้ถึงความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลนำเข้ากับผลลัพธ์ได้เป็นอย่างดี และจากผลการทดลองเมื่อนำ

โครงข่ายประสาทเทียมที่ได้คือรูปแบบที่ 8 ไปทดสอบกับทุกสัญญาณทั้ง 21 สัญญาณ ผลลัพธ์ที่ได้แสดงให้เห็นว่าการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับการแปลงฟูเรียร์แบบเร็วสามารถวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้า โดยแยกแยะระหว่างสัญญาณดีกับเสียได้อย่างถูกต้อง และในกรณีที่ทำการเพิ่มสัญญาณรบกวนเข้าไปเพื่อทดสอบประสิทธิภาพโมเดลในการทดลองนี้ ผลการทดสอบที่ได้ระหว่างสัญญาณดีกับเสียที่สามารถแยกแยะได้ดีที่ยอมรับได้ เป็นที่น่าพอใจอยู่ระหว่างไม่เกินร้อยละ 5

อย่างไรก็ตามกรณีที่น่าขึ้นตอนวิธีที่นำเสนอไปวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้าในรูปแบบต่าง ๆ อาจจะต้องกำหนดหรือปรับค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ เช่น จำนวนโหนดในชั้นซ่อน ฟังก์ชันการฝึกหัด ฟังก์ชันการเรียนรู้ ฟังก์ชันกระตุ้น ตามความเหมาะสมของข้อมูลสัญญาณที่นำมาใช้ในแต่ละงาน

กิตติกรรมประกาศ

ผู้วิจัยขอขอบคุณบริษัท ซีเกทเทคโนโลยี (ประเทศไทย) จำกัด ที่อนุเคราะห์สถานที่และอุปกรณ์ในงานวิจัย

เอกสารอ้างอิง

[1] A. Kitti, L. Monthon, and J. Somchat, “An artificial neural networks application for harmonics measurement in power systems,” *Journal of King Mongkut’s University of Technology North Bangkok*,



- vol. 18, no. 1, pp. 2–3, January– April 2008.
- [2] N. Pecharanin, M. Sone, and H. Mitsui, “An application of neural network for harmonic detection in active filter,” in *Proceedings Neural Networks, IEEE World Congress on Computational Intelligence*, vol. 6, no. 684, pp. 3756, 1994.
- [3] K. Kittisak and J. Somchat, “The use of power quality to forecast reliability in the pea’s distribution system using artificial neural networks,” *Journal of King Mongkut’s University of Technology North Bangkok*, vol. 20, no. 1, pp. 4, January–April 2010.
- [4] I. Porramate and J. Somchat, “Application of artificial neural network in optimal power flow,” *Journal of King Mongkut’s University of Technology North Bangkok*, vol. 18, no. 2, pp. 10, May–August 2008.
- [5] K. Apichit, C. Jirasak and Y. Surapan, “Real time ecg compression/decompression system with multirate digital signal processing,” Thesis of King Mongkut’s University of Technology North Bangkok (Medical Instrumentation), pp. 6–7, 2006.
- [6] J. Arrillaga, B. C. Smith, N. R. Watson, and A. R. Wood, *Power System Harmonic Analysis*. John Wiley & Sons, 1997, pp. 7–31.
- [7] T. Dech and M. Phayung, “Ensemble data classification based on decision tree, artificial neuron network and support vector machine optimized by genetic algorithm,” *Journal of King Mongkut’s University of Technology North Bangkok*, vol. 21, no. 2, pp. 4, May–August 2011.
- [8] H. C. Lin, “Intelligent neural network based dynamic power system harmonic analysis,” in *Proceedings Power System Technology, PowerCon*, vol. 1, no. 21–24, pp. 244–248, Nov. 2004.
- [9] R. Rojas, *Neural Network: A Systematic Introduction*. Berlin: Springer-Verlag Berlin Heidelberg., 1996.
- [10] S. Narimol and J. Somchat, “Short-term load forecast using artificial neural networks,” *Journal of King Mongkut’s University of Technology North Bangkok*, vol. 16, no. 2, pp. 2, April–June 2006.
- [11] T. Chanwit and T. Sirivit, “Fault detection and protection of induction motor using artificial neural network,” *King Mongkut’s University of Technology North Bangkok*, vol. 23, no. 1, pp. 4, January–April 2013.
- [12] K. Adisorn, L. Panida, and N. Ariya, “An artificial neural network with technical indicators for stock investment: application to the stock exchange of thailand,” *Information Technology Journal*, vol. 11, no. 1, January–June 2015.
- [13] H. Demuth and M. Beale, *Neural Network Design*, March 2001.
- [14] T. Supakrit and J. Somchat, “Electric field estimation of high voltage transmission line using artificial neural networks,” *King Mongkut’s University of Technology North Bangkok*, vol. 20, no. 3, September–December 2010.
- [15] K. Chanchai, T. Chanwit, S. Suriyotai, and T. Sirivit, “Fault detection and protection of Three-phase transformer using artificial neural network,” *King Mongkut’s University of Technology North Bangkok*, vol. 23, no. 1, pp. 7, January–April 2013.
- [16] M. H. Beale, M. T. Hagan, and H. B. Demuth, *Neural Network Toolbox, User’s Guide*, The Mathworks, January 1998.

