การจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต

นายสุริยา แก้วอาษา

วิทยานิพนธ์นี้สำหรับการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
ปีการศึกษา 2552

CLASSIFICATION OF TRANSIENT POWER DISTURBANCES USING MULTIWAVELET TRANSFORM

Suriya Kaewarsa

A Thesis Submitted in Fulfillment of the Requirements for the

Degree of Doctor of Philosophy in Electrical Engineering

Suranaree University of Technology

Academic Year 2009

การจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำหรับการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาดุษฎีบัณฑิต

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

_____

(ศ. น.ท. ดร.สราวุฒิ สุจิตจร)
ประธานกรรมการ

_____

(รศ. ดร.กิตติ อัตถกิจมงคล)
กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)

_____

(รศ. ดร.ธนัดชัย กุลวรวานิชพงษ์)
กรรมการ

_____

(รศ. ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว)
กรรมการ

_____

(ผศ. ดร.อนันท์ อุ่นศิวิไลย์)
กรรมการ

_____

(ผศ. ดร.พูลศักดิ์ โกษียาภรณ์)
กรรมการ

_____

(ศ. ดร.ชูกิจ ลิมปีจำนงค์)
รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการ

_____

(รศ. น.อ. ดร.วรพจน์ ขำพิศ)
คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

สุริยา แก้วอาษา : การจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต (CLASSIFICATION OF TRANSIENT POWER DISTURBANCES USING MULTIWAVELET TRANSFORM) อาจารย์ที่ปรึกษา : รองศาสตราจารย์ ดร.กิตติ อัตถกิจมงคล, 213 หน้า.

งานวิทยานิพนธ์นี้ นำเสนอวิธีการใหม่ในการตรวจจับและจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตและเครือข่ายประสาทเทียมแบบเวกเตอร์ควอนไทเซชัน ข้อมูลที่ได้จากการวิเคราะห์หลายระดับความละเอียดของการแปลงมัลติเวฟเล็ต จะนำไปใช้ในการสกัดจุดเด่นของสัญญาณ ได้แก่ ค่าเฉลี่ย ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน และพลังงานของสัญญาณจากสัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต โดยข้อมูลเหล่านี้จะถูกใช้เป็นข้อมูลอินพุตสำหรับเครือข่ายประสาทเทียมแบบเวกเตอร์ควอนไทเซชัน เพื่อใช้ในการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ที่ได้จากการจำลองและสัญญาณจริง ได้แก่ อิมพัลส์ การแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ การแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง นอกจากนี้ยังใช้ในการจำแนกปัญหาแรงดันตกชั่วขณะและฮาร์มอนิก การทดสอบใช้มัลติเวฟเล็ต 3 ชนิด คือ มัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM Chui-Lian และ SA4 เพื่อการเปรียบเทียบ นอกจากนี้ยังเปรียบเทียบกับการแปลงเวฟเล็ตโดยใช้เวฟเล็ตชนิด db4 ซึ่งมีค่าอันดับการประมาณเท่ากันกับมัลติเวฟเล็ตทั้ง 3 ชนิด ผลการทดสอบพบว่า วิธีที่ใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM Chui-Lian และ SA4 สามารถตรวจจับการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ที่ไม่มีสัญญาณรบกวน และมีสัญญาณรบกวนที่ระดับ SNR เท่ากับ 40 35 และ 25 เดซิเบล ได้ดีเช่นเดียวกับวิธีที่ใช้ การแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 โดยวิธีที่ใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM จะให้ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานและการเปลี่ยนแปลงของการกระจายพลังงานของสัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ตมีค่าน้อยที่สุด นอกจากนี้ยังมีความแม่นยำในการจำแนก การแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำได้ดีกว่าวิธีที่ใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 และสามารถจำแนกอิมพัลส์ การแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง แรงดันตกชั่วขณะ และฮาร์มอนิกได้ถูกต้องเช่นเดียวกับวิธีที่ใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 ดังนั้นวิธีการที่นำเสนอที่ใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM จึงเป็นวิธีการใหม่ในการตรวจจับและจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า ลายมือชื่อนักศึกษา _____

ปีการศึกษา 2552 ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา _____

ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษาร่วม _____

SURIYA KAEWARSA : CLASSIFICATION OF TRANSIENT POWER DISTURBANCES USING MULTIWAVELET TRANSFORM. THESIS ADVISOR : ASSOC. PROF. KITTI ATTAKITMONGCOL, Ph.D., 213 PP.

POWER QUALITY/TRANSIENT POWER DISTURBANCE/MULTIWAVELET/ WAVELET TRANSFORM/NEURAL NETWORK

This thesis proposes a new approach for detection and classification of transient power disturbances using multiwavelet transform and vector quantization neural network. The result from multiresolution analysis of multiwavelet transform is applied to extract the feature information of signals such as mean, standard deviation and energy distribution of the detailed coefficients. These quantities are then used as input data to the learning vector quantization neural network to classify types of transient power disturbances which are from both simulation and real signals. The types of transient power disturbances in this study are impulsive transient, low frequency oscillatory transient, and medium frequency oscillatory transient. In addition, this technique is tested to classify voltage sag and harmonics. In experiments, three types of multiwavelets which are DGHM, Chui-Lian, and SA4 are implemented for comparisons. The results are also compared with the one using db4 wavelet which has the same approximation order. The results show that the methods using DGHM, Chui-Lian, and SA4 multiwavelets can detect transient power disturbances under no-noise and noisy conditions with the SNR levels of 40, 35 and 25 dB as effectively as the one using db4 wavelet. The results using DGHM multiwavelet yield the smallest changes of standard deviation and energy distribution

of the detailed coefficients, respectively. Moreover, the method using DGHM gives more accurate classification of low frequency oscillatory transient than the one using db4 wavelet, and gives similar accuracies for medium frequency oscillatory transient, voltage sag and harmonics classification in comparison with the result using db4. In conclusion, the proposed approach using DGHM multiwavelet is an effective way to detect and classify transient power disturbances.

School of Electrical Engineering Student's Signature _____

Academic Year 2009 Advisor's Signature _____

Co-advisor's Signature _____

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์นี้สำเร็จลุล่วงด้วยดี เนื่องจากได้รับความช่วยเหลืออย่างดียิ่ง ทั้งด้านวิชาการและด้านการดำเนินงานวิจัย จากบุคคลต่าง ๆ ดังต่อไปนี้

รองศาสตราจารย์ ดร.กิตติ อัตถกิจมงคล อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ให้คำปรึกษา และแนะนำแนวทางอันเป็นประโยชน์แก่ผู้วิจัยมาโดยตลอด รวมถึงช่วยตรวจทาน และแก้ไขรายงานวิทยานิพนธ์เล่มนี้จนทำให้มีความสมบูรณ์ยิ่งขึ้น

รองศาสตราจารย์ ดร.ธนัดชัย กุลวรวานิชพงษ์ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม ที่คอยให้คำปรึกษาเกี่ยวกับคุณภาพกำลังไฟฟ้า และข้อมูลที่เป็นประโยชน์ต่องานวิทยานิพนธ์นี้

ศาสตราจารย์ นาวาอากาศโท ดร.สราวุฒิ สุจิตจร รองศาสตราจารย์ ดร.อาทิตย์ ศรีแก้ว ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อนันท์ อุ่นศิวิไลย์ และ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พูลศักดิ์ โกษียาภรณ์ ที่กรุณาให้คำแนะนำที่เป็นประโยชน์ต่องานวิทยานิพนธ์นี้

Dr. Alex McEachern ผู้อำนวยการ Power Standards Lab. และ Mr. Terry Chandler ผู้จัดการภาคพื้นเอเชีย บริษัท Dranetz-BMI Electrotek Concepts, Inc. ประเทศสหรัฐอเมริกา ที่ให้ข้อมูลเกี่ยวกับการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ตามมาตรฐาน IEEE Std. 1159-1995 และรูปคลื่นสัญญาณที่ใช้ในงานวิทยานิพนธ์นี้

ขอขอบพระคุณผู้บริหารมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลอีสาน ที่ได้พิจารณาสนับสนุนทุนเพื่อศึกษาต่อในระดับปริญญาเอก และขอขอบคุณเพื่อนร่วมงานทุกท่านที่ได้เป็นกำลังใจให้ตลอดระยะเวลาที่ศึกษา

สุดท้ายนี้ ขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดา ที่ให้การอบรมเลี้ยงดู สนับสนุนและส่งเสริมการศึกษาอย่างดียิ่งเสมอมา ตลอดจนครูบาอาจารย์ทุกท่านที่ให้การอบรมสั่งสอน ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้ด้วยความเมตตาต่อศิษย์ และขอขอบคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์เพชร ไพรรินอุปปิง ภรรยา และเด็กหญิงเมริษา แก้วอาษา บุตรสาว ที่ได้ให้ความรัก ช่วยเหลือดูแล ห่วงใย และเป็นกำลังใจให้ตลอดระยะเวลา ทำให้ข้าพเจ้าสามารถบรรลุวัตถุประสงค์ในการศึกษาระดับปริญญาเอกในครั้งนี้

สุริยา แก้วอาษา

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ (ภาษาไทย) ..... ก
บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ) ..... ข
กิตติกรรมประกาศ ..... ง
สารบัญ ..... จ
สารบัญตาราง ..... ซ
สารบัญรูป ..... ฎ

บทที่

1 บทนำ 1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา 1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย 4
1.3 ข้อตกลงเบื้องต้น 4
1.4 ขอบเขตของการวิจัย 4
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 5
1.6 การจัดรูปเล่มวิทยานิพนธ์ 5
2 ปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 7
2.1 บทนำ 7
2.2 ปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 7
2.3 สรุป 21
3 คุณภาพกำลังไฟฟ้า 22
3.1 บทนำ 22
3.2 สาเหตุของปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า 22
3.3 ประเภทของปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า 23
3.4 การแก้ไขปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า 35
3.5 การเฝ้าตรวจปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า 37
3.6 ความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับภาวะชั่วครู่ในระบบไฟฟ้ากำลัง 39

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.7 แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของรูปแบบปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า 46
3.8 สรุป 47
4 การประมวลผลสัญญาณและเครือข่ายประสาทเทียม 48
4.1 บทนำ 48
4.2 การแปลงเวฟเล็ต 48
4.3 การแปลงมัลติเวฟเล็ต 67
4.4 เครือข่ายประสาทเทียม 78
4.5 รูปแบบในการตัดสินใจ 90
4.6 สรุป 91
5 การตรวจจับปัญหาการรบกวนกำลังไฟฟ้าโดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต 92
5.1 บทนำ 92
5.2 ลักษณะการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ 92
5.3 การตรวจจับปัญหาอิมพัลส์โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต 97
5.4 การตรวจจับปัญหาการแกว่งกวัดโดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต 113
5.5 สรุป 142
6 การจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม 144
6.1 บทนำ 144
6.2 โครงสร้างการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า 144
6.3 รูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้า 146
6.4 โครงสร้างของโปรแกรมสำหรับงานวิจัย 148
6.5 การออกแบบเครือข่ายประสาทเทียม 150
6.6 การประเมินผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า 160
6.7 สรุป 176
7 สรุปและข้อเสนอแนะ 177
7.1 สรุป 177
7.2 ข้อเสนอแนะ 180
รายการอ้างอิง 181

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

ภาคผนวก 188
ภาคผนวก ก. รูปคลื่นสัญญาณการรบกวนกำลังไฟฟ้าจริงที่ใช้
ในการทดสอบ 188
ภาคผนวก ข. การจำแนกปัญหาฮาร์มอนิกโดยใช้การแปลง
มัลติเวฟเล็ต 195
ภาคผนวก ค. การเผยแพร่ผลงานในขณะศึกษา 202
ภาคผนวก ง. บทความวิจัยที่เผยแพร่วารสารระดับนานาชาติ
ในฐานข้อมูล ISI 204
ประวัติผู้เขียน 213

สารบัญรูป

รูปที่ **หน้า**

3.1 ลักษณะของกระแสในสภาวะอิมพัลส์ที่เกิดจากฟ้าผ่า 24
3.2 ลักษณะของกระแสในสภาวะการเกิดการแกว่งกวัด 25
3.3 ลักษณะของแรงดันตกชั่วขณะ เกิดจากความผิดพร่องแบบเฟสเดียว 27
3.4 ลักษณะของปัญหาไฟฟ้าดับ 28
3.5 ลักษณะของแรงดันเกินชั่วขณะ ซึ่งเกิดจากความผิดพร่องแบบเฟสเดียว 29
3.6 ลักษณะของรูปคลื่นที่เกิดการเพี้ยนเนื่องจากฮาร์มอนิก 31
3.7 ลักษณะรูปคลื่นที่เกิดการเพี้ยนในลักษณะเกิดรอยบาก 32
3.8 ลักษณะรูปคลื่นแรงดันกระเพื่อม 34
3.9 กระบวนการแก้ไขปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า 35
3.10 วิวัฒนาการของการเฝ้าตรวจปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า 37
3.11 ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าตามขนาดแรงดัน มาตรฐาน IEEE Std 1159-1995 38
3.12 ไดอะแกรมเส้นเดียวของวงจรสายส่งที่ไม่มีโหลด 42
3.13 วงจรในภาวะชั่วครู่ขณะปิดวงจรของเซอร์กิตเบรกเกอร์ 42
3.14 วงจรในภาวะชั่วครู่ขณะเปิดวงจรของเซอร์กิตเบรกเกอร์ 44
3.15 วงจรในภาวะชั่วครู่ขณะปิดวงจรตัวเก็บประจุ 45
4.1 ระนาบเวลาและความถี่สำหรับการแปลงแบบต่าง ๆ 51
4.2 ระนาบเวลาและความถี่สำหรับการแปลงเวฟเล็ต 52
4.3 การซ้อนทับของปริภูมิย่อยที่แผ่โดยฟังก์ชันสเกลลิง 55
4.4 ฟังก์ชันสเกลลิงแบบ Haar และฟังก์ชันสเกลลิงแบบสามเหลี่ยม 56
4.5 ปริภูมิของฟังก์ชันสเกลลิงและฟังก์ชันเวฟเล็ต 57
4.6 กระบวนการแปลงเวฟเล็ตแบบดิสครีต 2 ระดับ 59
4.7 กระบวนการแปลงกลับเวฟเล็ต 2 ระดับ 60
4.8 เวฟเล็ตแบบ Haar 61
4.9 เวฟเล็ตแบบ Daubechies 61
4.10 เวฟเล็ตแบบ Biorthogonal 62

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ **หน้า**

4.11 เวฟเล็ตแบบ Coiflets 62
4.12 เวฟเล็ตแบบ Symlets 63
4.13 เวฟเล็ตแบบ Morlet 63
4.14 เวฟเล็ตแบบ Maxican Hat 64
4.15 เวฟเล็ตแบบ Meyer 64
4.16 การคำนวณหาฟิลเตอร์ทั้งสี่ตัว 65
4.17 การคำนวณ cA_j และ cD_j 66
4.18 การคำนวณ cA_{j+1} และ cD_{j+1} 66
4.19 โครงสร้างแบบต้นไม้ เมื่อ $j=3$ 67
4.20 ฟังก์ชันสเกลลิงแบบ DGHM 69
4.21 ฟังก์ชันเวฟเล็ตแบบ DGHM 70
4.22 ฟังก์ชันสเกลลิงแบบ Chui-Lian 71
4.23 ฟังก์ชันเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian 72
4.24 ฟังก์ชันสเกลลิง และฟังก์ชันเวฟเล็ตแบบ SA4 คู่ที่ 1 74
4.25 ฟังก์ชันสเกลลิง และฟังก์ชันเวฟเล็ตแบบ SA4 คู่ที่ 2 75
4.26 ฟิลเตอร์แบงค์ของการแปลงมัลติเวฟเล็ต 1 มิติ 75
4.27 โครงสร้างของเซลล์สมอง 79
4.28 แบบจำลองของเซลล์ประสาทเทียม 83
4.29 รูปแบบสัญลักษณ์ของเซลล์ประสาทเทียม 84
4.30 สถาปัตยกรรมเครือข่ายประสาทเทียม แบบหลายชั้น 85
4.31 พารามิเตอร์ต่าง ๆ ของเครือข่ายประสาทเทียม N ชั้น 85
4.32 ลักษณะการจัดกลุ่มการจำแนกของเครือข่าย LVQ 88
4.33 โครงสร้างของเครือข่ายการเรียนรู้เวกเตอร์ควอนไทเซชัน (LVQ) 88
5.1 ลักษณะแรงดันเมื่อเกิดปัญหาอิมพัลส์ ณ ตำแหน่งต่างกัน 93
5.2 ตัวอย่างระบบไฟฟ้าสำหรับจำลองปัญหาการแกว่งกวัด 94
5.3 ลักษณะแรงดันเมื่อเกิดปัญหาการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ 94
5.4 ลักษณะแรงดันเมื่อเกิดปัญหาการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง 95

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ **หน้า**

5.5 สัญญาณอิมพัลส์ จุดตัวอย่าง 1,024 จุด (256 จุด ต่อ 1 คาบ) 98
5.6 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต ที่ระดับ 1 ในส่วนรายละเอียด สภาวะไม่มีสัญญาณรบกวน ของอิมพัลส์ 98
5.7 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ตและเวฟเล็ต ที่ระดับ 1 ในส่วนรายละเอียด สภาวะไม่มีสัญญาณรบกวน ของอิมพัลส์ 99
5.8 การตรวจจับสัญญาณอิมพัลส์โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM 101
5.9 การตรวจจับสัญญาณอิมพัลส์โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian 102
5.10 การตรวจจับสัญญาณอิมพัลส์โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ SA4 102
5.11 การตรวจจับสัญญาณอิมพัลส์โดยใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 103
5.12 กราฟการกระจายพลังงานของสัญญาณอิมพัลส์ในส่วนรายละเอียดแต่ละระดับความละเอียด 104
5.13 อิมพัลส์ในสภาวะมีสัญญาณรบกวนที่ระดับ SNR = 40 35 และ 25 dB 105
5.14 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ต ที่ระดับ 1 ในส่วนรายละเอียดสภาวะที่มีสัญญาณรบกวน (SNR = 40 dB) ของอิมพัลส์ 106
5.15 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ต ที่ระดับ 1 ในส่วนรายละเอียด สภาวะที่มีสัญญาณรบกวน (SNR = 35 dB) ของอิมพัลส์ 107
5.16 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ต ที่ระดับ 1 ในส่วนรายละเอียดสภาวะที่มีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB) ของอิมพัลส์ 108

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ **หน้า**

5.17 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณ
อิมพัลส์ ระดับ 1 109
5.18 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณ
อิมพัลส์ ระดับ 2 110
5.19 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณ
อิมพัลส์ ระดับ 3 110
5.20 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณ
อิมพัลส์ ระดับ 4 111
5.21 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณ
อิมพัลส์ ระดับ 5 111
5.22 กราฟการเปลี่ยนแปลงค่าพลังงานของสัญญาณอิมพัลส์
ในส่วนรายละเอียด สภาวะมีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB) 113
5.23 สัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ จุดตัวอย่าง 1,024 จุด
(256 จุด ต่อ 1 คาบ) 114
5.24 สัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง จุดตัวอย่าง 2,048 จุด
(512 จุด ต่อ 1 คาบ) 114
5.25 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ต ที่ระดับ 1
ในส่วนรายละเอียด สภาวะไม่มีสัญญาณรบกวนของการแกว่งกวัด
ที่ความถี่ต่ำ 115
5.26 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ต ที่ระดับ 1
ในส่วนรายละเอียด สภาวะไม่มีสัญญาณรบกวนของการแกว่งกวัด
ที่ความถี่ปานกลาง 116
5.27 การตรวจจับการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำโดยใช้มัลติเวฟเล็ตแบบ
DGHM. 117
5.28 การตรวจจับการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำโดยใช้มัลติเวฟเล็ตแบบ
Chui-Lian 118

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ **หน้า**

5.29 การตรวจจับการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำโดยใช้มัลติเวฟเล็ตแบบ SA4. 118
5.30 การตรวจจับการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำโดยใช้เวฟเล็ตแบบ db4 119
5.31 กราฟการกระจายพลังงานของการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ ในแต่ละระดับความละเอียด 120
5.32 การตรวจจับการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลางโดยใช้มัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM 121
5.33 การตรวจจับการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลางโดยใช้มัลติเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian 121
5.34 การตรวจจับการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลางโดยใช้มัลติเวฟเล็ตแบบ SA4 122
5.35 การตรวจจับการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลางโดยใช้เวฟเล็ตแบบ db4 122
5.36 กราฟการกระจายพลังงานของการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง ในส่วนรายละเอียดแต่ละระดับความละเอียด 123
5.37 การแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ มีสัญญาณรบกวนที่ระดับ SNR = 40 dB และ 35 dB 124
5.38 การแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ มีสัญญาณรบกวนที่ระดับ SNR = 25 dB 125
5.39 การแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง มีสัญญาณรบกวนที่ระดับ SNR = 40 dB และ 35 dB 125
5.40 การแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง มีสัญญาณรบกวนที่ระดับ SNR = 25 dB 126
5.41 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต ที่ระดับ 1 ในส่วนรายละเอียด สภาวะที่มีสัญญาณรบกวน (SNR = 40 dB) ของการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ 126

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ **หน้า**

5.42 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ต ที่ระดับ 1
ในส่วนรายละเอียด สภาวะที่มีสัญญาณรบกวน (SNR = 40 dB)
ของการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ 127
5.43 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต ที่ระดับ 1 ในส่วนรายละเอียด
สภาวะที่มีสัญญาณรบกวน (SNR = 35 dB)
ของการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ 127
5.44 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ต ที่ระดับ 1
ในส่วนรายละเอียดสภาวะที่มีสัญญาณรบกวน (SNR = 35 dB)
ของการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ 128
5.45 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต ที่ระดับ 1 ในส่วนรายละเอียด
สภาวะที่มีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB)
ของการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ 128
5.46 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ต ที่ระดับ 1
ในส่วนรายละเอียด สภาวะที่มีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB)
ของการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ 129
5.47 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณ
การแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ ระดับ 1 130
5.48 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณ
การแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ ระดับ 2 131
5.49 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณ
การแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ ระดับ 3 131
5.50 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณ
การแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ ระดับ 4 132
5.51 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณ
การแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ ระดับ 5 132
5.52 กราฟการเปลี่ยนแปลงค่าพลังงานของสัญญาณการแกว่งกวัด
ที่ความถี่ต่ำในส่วนรายละเอียด สภาวะมีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB) 134

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ **หน้า**

5.53 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ต ที่ระดับ 1 ในส่วนรายละเอียด สภาวะที่มีสัญญาณรบกวน (SNR = 40 dB) ของการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง 135

5.54 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ต ที่ระดับ 1 ในส่วนรายละเอียด สภาวะที่มีสัญญาณรบกวน (SNR = 35 dB) ของการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง 136

5.55 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ต ที่ระดับ 1 ในส่วนรายละเอียด สภาวะที่มีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB) ของการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง 137

5.56 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณ การแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง ระดับ 1 138

5.57 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณ การแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง ระดับ 2 139

5.58 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณ การแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง ระดับ 3 139

5.59 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณ การแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง ระดับ 4 140

5.60 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณ การแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง ระดับ 5 140

5.61 กราฟการเปลี่ยนแปลงค่าพลังงานของสัญญาณการแกว่งกวัด ที่ความถี่ปานกลาง ในส่วนรายละเอียด สภาวะมีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB) 142

6.1 กรอบแนวคิดในการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า 144

6.2 โครงสร้างการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า 146

6.3 รูปคลื่นสัญญาณการรบกวนกำลังไฟฟ้า และรูปคลื่นไซน์ 147

6.4 แผนผังโปรแกรมสำหรับการฝึกสอน และการทดสอบ 149

6.5 ลักษณะการลู่เข้าหาคำตอบของเครือข่าย lvq144 ทีม 1 151

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ **หน้า**

6.6 ลักษณะการลู่เข้าหาคำตอบของเครือข่าย lvq244 ทีม 2 152
6.7 ลักษณะการลู่เข้าหาคำตอบของเครือข่าย lvq344 ทีม 3 152
6.8 น้ำหนักการโหวตเฉลี่ยทั้ง 3 ทีม ของรูปแบบ D กรณีสอนเท่ากัน 159
6.9 น้ำหนักการโหวตเฉลี่ยทั้ง 3 ทีม ของรูปแบบ D กรณีสอนไม่เท่ากัน 160
6.10 การเปรียบเทียบผลการจำแนกการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ 170
6.11 การเปรียบเทียบผลการจำแนกการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง 171
6.12 การเปรียบเทียบผลการจำแนกการเกิดอิมพัลส์ 171
6.13 การเปรียบเทียบผลการจำแนกการเกิดแรงดันตกชั่วขณะ 173
6.14 การเปรียบเทียบผลการจำแนกการเกิดปัญหาฮาร์มอนิก 173
ก. 1 สัญญาณอิมพัลส์ 189
ก. 2 สัญญาณอิมพัลส์ (ต่อ) 190
ก. 3 สัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ 191
ก. 4 สัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ (ต่อ) 192
ก. 5 สัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง 192
ก. 6 สัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง (ต่อ) 193
ก. 7 สัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง (ต่อ) 194
ข. 1 การตรวจจับสัญญาณฮาร์มอนิกโดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM. 196
ข. 2 การตรวจจับสัญญาณฮาร์มอนิกโดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian 197
ข. 3 การตรวจจับสัญญาณฮาร์มอนิกโดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ SA4 197
ข. 4 การตรวจจับสัญญาณฮาร์มอนิกโดยใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 198
ข. 5 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณ
ฮาร์มอนิก ระดับ 1 199
ข. 6 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณ
ฮาร์มอนิก ระดับ 2 199
ข. 7 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณ
ฮาร์มอนิก ระดับ 3 200

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ **หน้า**

ข. 8 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณ
ฮาร์มอนิก ระดับ 4 200
ข. 9 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณ
ฮาร์มอนิก ระดับ 5 201

สารบัญตาราง

ตารางที่ **หน้า**

2.1 ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 7
3.1 คุณลักษณะของอิมพัลส์ ตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995 24
3.2 คุณลักษณะของการแกว่งกวัด ตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995 25
3.3 คุณลักษณะของแรงดันตกชั่วขณะ ตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995. 26
3.4 คุณลักษณะของไฟฟ้าดับ ตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995 27
3.5 คุณลักษณะของแรงดันเกินชั่วขณะ ตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995 28
3.6 คุณลักษณะของแรงดันตก ตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995 29
3.7 คุณลักษณะของแรงดันเกิน ตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995 30
3.8 คุณลักษณะของปัญหาการเพี้ยนของรูปคลื่น ตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995 31
3.9 คุณลักษณะของแรงดันไม่สมดุล ตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995 33
3.10 คุณลักษณะของแรงดันกระเพื่อม ตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995 34
3.11 สาเหตุและวิธีการแก้ไขปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า 36
3.12 การประมาณแถบความถี่สำหรับภาวะชั่วครู่ประเภทต่าง ๆ 40
3.13 ชนิดของแรงดันเกินที่สัมพันธ์กับแถบความถี่ 41
3.14 แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของรูปแบบปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า 46
4.1 เอาต์พุตของแต่ละทีมในการจำแนกประเภทรูปแบบปัญหา 91
5.1 การกระจายพลังงานของสัญญาณอิมพัลส์ในแต่ละระดับความละเอียด 103
5.2 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณอิมพัลส์ระดับ 1 109
5.3 การกระจายพลังงานของอิมพัลส์ในสภาวะมีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB) 112
5.4 การกระจายพลังงานของการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ ในแต่ละระดับความละเอียด 119

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่ **หน้า**

5.5 การกระจายพลังงานของสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ ในแต่ละระดับ ความละเอียด 123

5.6 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณ การแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ ระดับ 1 129

5.7 การกระจายพลังงานของสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ ในสภาวะมีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB) 133

5.8 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณการแกว่งกวัด ที่ความถี่ปานกลาง ระดับ 1 138

5.9 การกระจายพลังงานของสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง ในสภาวะมีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB) 141

6.1 จำนวนรูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้าสำหรับการสอน และการทดสอบ 148

6.2 ค่าน้ำหนักประสาทหลังการเรียนรู้ของเครือข่ายทั้ง 3 ทีม ได้รับ การสอนไม่เท่ากัน 153

6.3 ผลการทดสอบเครือข่ายโดยใช้สัญญาณรูปแบบ D เมื่อได้รับ การสอนไม่เท่ากัน 155

6.4 ตัวอย่างค่าน้ำหนักการโหวตทีม 1 ของเวกเตอร์อินพุตรูปแบบ D 157

6.5 น้ำหนักการโหวตแต่ละทีม สำหรับรูปแบบ D เมื่อแต่ละทีม ได้รับการสอนไม่เท่ากัน 158

6.6 ตัวอย่างเอาต์พุตของแต่ละทีมในการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า 161

6.7 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต แบบ DGHM กรณีไม่มีสัญญาณรบกวน 163

6.8 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต แบบ Chui-Lian กรณีไม่มีสัญญาณรบกวน 163

6.9 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต แบบ SA4 กรณีไม่มีสัญญาณรบกวน 164

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่ **หน้า**

6.10 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงเวฟเล็ต
แบบ db4 กรณีไม่มีสัญญาณรบกวน 164
6.11 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต
แบบ DGHM กรณีมีสัญญาณรบกวน (SNR = 40 dB) 165
6.12 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต
แบบ Chui-Lian กรณีมีสัญญาณรบกวน (SNR = 40 dB) 166
6.13 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต
แบบ SA4 กรณีมีสัญญาณรบกวน (SNR = 40 dB) 166
6.14 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงเวฟเล็ต
แบบ db4 กรณีมีสัญญาณรบกวน (SNR = 40 dB) 166
6.15 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต
แบบ DGHM กรณีมีสัญญาณรบกวน (SNR = 35 dB) 167
6.16 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต
แบบ Chui-Lian กรณีมีสัญญาณรบกวน (SNR = 35 dB) 167
6.17 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต
แบบ SA4 กรณีมีสัญญาณรบกวน (SNR = 35 dB) 167
6.18 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงเวฟเล็ต
แบบ db4 กรณีมีสัญญาณรบกวน (SNR = 35 dB) 168
6.19 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต
แบบ DGHM กรณีมีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB) 168
6.20 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต
แบบ Chui-Lian กรณีมีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB) 168
6.21 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต
แบบ SA4 กรณีมีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB) 169
6.22 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงเวฟเล็ต
แบบ db4 กรณีมีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB) 169
6.23 การเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าจริง 175

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

คุณภาพกำลังไฟฟ้า (power quality) เป็นประเด็นที่ได้รับความสนใจอย่างแพร่หลายในปัจจุบัน เนื่องจากมีผลกระทบโดยตรงต่อความมั่นคงของระบบการจ่ายไฟฟ้าและผู้ใช้ไฟฟ้าตามมาตรฐาน IEEE ได้ให้นิยามของคำว่า คุณภาพกำลังไฟฟ้า หมายถึง แนวคิดเกี่ยวกับกำลังไฟฟ้า และการต่อลงดินสำหรับบริภัณฑ์ที่มีความไว เพื่อให้บริภัณฑ์ที่มีความไวทำงานอย่างเหมาะสม ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าเป็นสาเหตุสำคัญที่ทำให้ประสิทธิภาพการทำงานของอุปกรณ์และระบบต่ำลง เหตุผลหลักที่ทำให้ต้องมีการพิจารณาเกี่ยวกับคุณภาพกำลังไฟฟ้าสรุปได้ดังนี้

1) กระบวนการผลิตของภาคอุตสาหกรรมมีการใช้อุปกรณ์ไฟฟ้าต่าง ๆ ที่มีเทคโนโลยีขั้นสูง ซึ่งจะมีความไวในการตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงของแรงดันและกระแส โดยเฉพาะอุปกรณ์ประเภทอิเล็กทรอนิกส์กำลัง อุปกรณ์ที่ควบคุมด้วยไมโครโปรเซสเซอร์ และรีเลย์บางชนิด

2) การเพิ่มขึ้นของการใช้อุปกรณ์ไฟฟ้าที่มีเทคโนโลยีขั้นสูง เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในระบบไฟฟ้า เช่น กระบวนการผลิตในโรงงานอุตสาหกรรมที่มีการใช้อุปกรณ์ปรับความเร็วมอเตอร์เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการผลิต อุปกรณ์เหล่านี้ทำให้เกิดปัญหาฮาร์มอนิกส่งผลกระทบต่อระบบไฟฟ้า

3) ผู้ใช้ไฟฟ้ามีความรู้ความเข้าใจเกี่ยวกับปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าที่มีผลกระทบต่อกระบวนการผลิตในอุตสาหกรรม เช่น ปัญหาจากแรงดันตกชั่วขณะ (voltage sag) ทำให้มีความต้องการที่จะปรับปรุงคุณภาพกำลังไฟฟ้าให้ดีขึ้น

4) ปัจจุบันระบบไฟฟ้ามีการเชื่อมต่อกันแบบโครงข่าย ถ้าส่วนใดของระบบเกิดปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า ก็จะทำให้ส่วนอื่น ๆ ของระบบได้รับผลกระทบด้วย เช่น โรงงานอุตสาหกรรมมีการใช้โหลดที่เป็นแหล่งจ่ายฮาร์มอนิก ฮาร์มอนิกนั้นอาจไหลเข้าสู่ระบบไฟฟ้าทำให้โรงงานบริเวณข้างเคียงได้รับผลกระทบจากปัญหาฮาร์มอนิกด้วย

ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าเกิดจากสาเหตุหลายประการ เช่น การเกิดสภาวะความผิดพร่อง (fault) ทางไฟฟ้าในระบบสายส่งและระบบจำหน่ายของการไฟฟ้า การทำสวิตชิง (switching) อุปกรณ์ในระบบไฟฟ้า การใช้งานอุปกรณ์ที่ไม่เชิงเส้น (non-linear load) ในภาคอุตสาหกรรม การต่อลงดินที่ไม่ถูกต้อง และเกิดจากปรากฏการณ์ธรรมชาติ เช่น การเกิดฟ้าผ่าที่ระบบสายส่ง

เป็นต้น สำหรับชนิดของปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าตามมาตรฐาน IEEE Std. 1159-1995 สามารถแบ่งได้ 7 ชนิด คือ การรบกวนในภาวะชั่วครู่ (transient) การเปลี่ยนแปลงแรงดันช่วงเวลาสั้น (short duration voltage variation) การเปลี่ยนแปลงแรงดันช่วงเวลานาน(long duration voltage variation) แรงดันไม่สมดุล (voltage unbalance) การเพี้ยนของรูปคลื่น (waveform distortion) แรงดันกระเพื่อม (voltage fluctuation) และความถี่ระบบไฟฟ้าเปลี่ยนแปลง (power frequency variation) นอกจากนี้ยังมีปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าที่เกิดจากรูปแบบความผิดพร่องที่รบกวนคุณภาพกำลังไฟฟ้า ซึ่งมีรูปแบบและสาเหตุของการเกิดแตกต่างกันไป

สำหรับการแก้ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้ามีวิธีการที่แตกต่างกัน โดยความยากในการแก้ปัญหาเกิดจากความหลากหลายของปัญหาซึ่งจำเป็นต้องมีมาตรการรองรับทั้งหมด ก่อนที่จะส่งผลกระทบต่อระบบต่าง ๆ และเกิดความสูญเสียทางด้านเศรษฐศาสตร์ สิ่งสำคัญในการแก้ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าคือต้องมีวิธีการตรวจจับ (detection) และจำแนก (classification) ปัญหาชนิดต่าง ๆ ทันทีที่เกิดขึ้นในระบบไฟฟ้า ดังนั้นเมื่อสามารถระบุสาเหตุของปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า จะทำให้สามารถแก้ไขปัญหาด้วยวิธีที่ถูกต้องและเหมาะสม

คุณลักษณะของปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าแต่ละชนิดมีความแตกต่างกันไป โดยบางชนิดจะเป็นสัญญาณไม่นิ่ง (non-stationary signal) ดังนั้นในการศึกษาคุณลักษณะของปัญหาจำเป็นต้องใช้วิธีการประมวลผลสัญญาณ (signal processing) ที่เหมาะสม สำหรับวิธีการวิเคราะห์สัญญาณที่รู้จักกันโดยทั่วไปคือ การแปลงฟูริเยร์ (Fourier transform) ซึ่งเป็นการแยกสัญญาณออกเป็นส่วนประกอบของสัญญาณไซน์ โดยแปลงสัญญาณจากโดเมนเวลา (time domain) ไปเป็นโดเมนความถี่ (frequency domain) หรือเรียกว่า การหาสเปกตรัม (spectrum) การแปลงฟูริเยร์จะทำให้รายละเอียดของข้อมูลทางเวลาสูญหายไป ซึ่งถือว่าเป็นข้อมูลที่สำคัญในการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า นอกจากนี้ยังไม่สามารถเลือกทำการวิเคราะห์สัญญาณเฉพาะช่วงเวลา หรือช่วงความถี่ใด ๆ ได้ ดังนั้นการแปลงฟูริเยร์จึงเหมาะสมสำหรับสัญญาณนิ่ง (stationary signal) แต่ไม่เหมาะสมกับสัญญาณไม่นิ่ง เช่น สัญญาณในภาวะชั่วครู่รูปแบบต่าง ๆ การแปลงฟูริเยร์ช่วงเวลาสั้น (short-time Fourier transform) เป็นวิธีการวิเคราะห์สัญญาณที่พัฒนาขึ้นมาเพื่อปรับปรุงข้อจำกัดของการแปลงฟูริเยร์ โดยเป็นการแปลงฟูริเยร์เฉพาะช่วงเวลาและความถี่ที่กำหนดผ่านฟังก์ชันหน้าต่าง (window function) ซึ่งจะสามารถเลือกฟังก์ชันหน้าต่างที่ใช้งานได้ จึงทำให้มีความยืดหยุ่นในการวิเคราะห์สัญญาณมากยิ่งขึ้น แต่วิธีการนี้จะมีลักษณะของช่วงเวลาการวิเคราะห์ที่คงที่ ซึ่งเมื่อนำไปวิเคราะห์สัญญาณทุก ๆ ช่วงความถี่จึงอาจไม่เหมาะสม เพราะสัญญาณที่มีความถี่สูงจะมีการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วจึงควรใช้ช่วงเวลาที่แคบในการวิเคราะห์สัญญาณ แต่สำหรับสัญญาณที่มีความถี่ต่ำจะมีการเปลี่ยนแปลงที่ช้าจึงควรใช้ช่วงเวลาที่กว้างในการวิเคราะห์

ดังนั้นเมื่อใช้การแปลงฟูริเยร์ช่วงเวลาสั้นในการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ อาจทำให้ข้อมูลที่ได้จากการแปลงมีจำนวนมาก หรือน้อยเกินไป

นอกจากนี้ยังมีวิธีการในการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าโดยใช้วิธีการแปลงเวฟเล็ต (wavelet transform) และวิธีการกระจายสัญญาณหลายระดับความละเอียด (multiresolution signal decomposition) เพื่อสกัด (extract) ลักษณะเด่นของสัญญาณจะทำให้ได้ค่าสัมประสิทธิ์ของการแปลงเวฟเล็ต และเป็นประโยชน์ต่อการจำแนกปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า สิ่งสำคัญประการหนึ่งของการใช้วิธีการแปลงเวฟเล็ต คือ การเลือกเวฟเล็ตแม่ (mother wavelet) ซึ่งถ้าหากเลือกเวฟเล็ตแม่ไม่เหมาะสมกับลักษณะสัญญาณก็จะส่งผลต่อความถูกต้องในการวิเคราะห์สัญญาณ ดังนั้นการแปลงเวฟเล็ตจึงเป็นวิธีการที่ได้รับความนิยมในการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า เนื่องจากสามารถปรับเปลี่ยนฟังก์ชันหน้าต่าง (window function) ได้ กล่าวคือ สามารถปรับเปลี่ยนช่วงเวลาให้เหมาะสมกับช่วงความถี่ที่จะวิเคราะห์ได้ โดยสัญญาณความถี่สูงจะใช้ช่วงเวลาในการวิเคราะห์แคบลง (หน้าต่างแคบ) และสัญญาณความถี่ต่ำจะใช้ช่วงเวลาในการวิเคราะห์กว้างขึ้น (หน้าต่างกว้าง) นอกจากนี้วิธีการกระจายสัญญาณหลายระดับความละเอียดจะถูกนำมาใช้เพื่อสกัดลักษณะเด่นของสัญญาณ ทำให้ได้ข้อมูลของค่าสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตและเป็นข้อมูลอินพุตที่สามารถนำมาทำการเรียนรู้และจดจำโดยใช้ปัญญาประดิษฐ์ (artificial intelligence) แม้ว่าการใช้วิธีการแปลงเวฟเล็ตร่วมกับเทคนิคปัญญาประดิษฐ์จะมีประสิทธิภาพในการจำแนกปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า แต่การแปลงเวฟเล็ตอาจไม่สามารถสกัดลักษณะเด่นของสัญญาณบางชนิดได้สมบูรณ์เนื่องจากการเลือกเวฟเล็ตแม่ไม่เหมาะสมกับรูปแบบของปัญหา ซึ่งส่งผลทำให้ไม่สามารถจำแนกปัญหาเหล่านี้ได้ถูกต้อง จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องในอดีตพบว่าไม่ปรากฏงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต (multiwavelet transform) ในการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นในการพัฒนาวิธีการใหม่ ๆ ในการวิเคราะห์การรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่โดยใช้คุณลักษณะที่สำคัญของการแปลงมัลติเวฟเล็ต โดยการแปลงมัลติเวฟเล็ตจะแตกต่างจากการแปลงเวฟเล็ตทั่วไปซึ่งมีคุณสมบัติที่จำเป็นสำหรับการแปลงสัญญาณ นั่นคือ สามารถให้คุณสมบัติเชิงตั้งฉาก (orthogonality) เซตค้ำจุนกระชับ (compact support) อันดับการประมาณ (approximation order) และสมมาตร (symmetry) พร้อม ๆ กัน ซึ่งคุณสมบัติเหล่านี้ไม่สามารถเกิดขึ้นได้ในสเกลาร์เวฟเล็ต ดังนั้นการแปลงมัลติเวฟเล็ตจึงเป็นทางเลือกใหม่ สำหรับการประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณคุณภาพกำลังไฟฟ้า แนวทางในการวิจัยจะเริ่มจากการศึกษาวิธีการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าโดยใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบดิสครีต พัฒนาอัลกอริทึมในการวิเคราะห์สัญญาณโดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบดิสครีต นำข้อมูลของ

สัญญาณที่ได้จากการสกัดลักษณะเด่นมาเป็นข้อมูลอินพุต เพื่อนำไปใช้ในการจำแนกชนิดของการรบกวนในภาวะชั่วครู่ด้วยเทคนิคปัญญาประดิษฐ์ โดยทำการพัฒนาโปรแกรมคอมพิวเตอร์เพื่อทดสอบกับรูปแบบปัญหาจริง ในขั้นตอนสุดท้ายของการวิจัยจะทำการวิเคราะห์เปรียบเทียบวิธีการที่นำเสนอกับวิธีในอดีตเพื่อนำไปสู่การสรุปผลงานวิจัยต่อไป

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1) เพื่อพัฒนาวิธีการวิเคราะห์สัญญาณการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่โดยใช้เทคนิคการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบดิสครีต

2) เพื่อพัฒนาวิธีการตรวจจับและจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่โดยใช้วิธีการแปลงมัลติเวฟเล็ตร่วมกับเทคนิคปัญญาประดิษฐ์

1.3 ข้อตกลงเบื้องต้น

งานวิจัยนี้เป็นการพัฒนาวิธีการตรวจจับและจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ ได้แก่ อิมพัลส์ (impulsive transient) และ การแกว่งกวัด (oscillatory transient) ในสภาวะที่ไม่มีสัญญาณรบกวน และสภาวะที่มีสัญญาณรบกวน (noise) ที่ค่า SNR ระหว่าง 25-40 dB ซึ่งเกิดจากการจำลองสถานการณ์โดยใช้โปรแกรมทางวิศวกรรม และข้อมูลจากการตรวจวัด

1.4 ขอบเขตของการวิจัย

1) พัฒนาวิธีการตรวจจับ และจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่โดยใช้วิธีการแปลงเวฟเล็ตดิสครีต แบบ Daubechies การแปลงมัลติเวฟเล็ตดิสครีตชนิดต่าง ๆ อย่างน้อย 3 ชนิด ร่วมกับเทคนิคปัญญาประดิษฐ์

2) ชนิดของการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ที่ใช้ในการศึกษาวิจัยจะใช้ข้อมูลตามมาตรฐาน IEEE Std. 1159-1995 ได้แก่ อิมพัลส์ (impulsive transient) การแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ (low frequency oscillatory transient) และการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง (medium frequency oscillatory transient)

3) พัฒนาโปรแกรมการตรวจจับและจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ เพื่อใช้งานกับเครื่องคอมพิวเตอร์ที่ใช้ระบบปฏิบัติการ Windows โดยทำการโปรแกรมด้วย MATLAB™ และโปรแกรมภาษีซี

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1) เกิดองค์ความรู้ใหม่และอัลกอริทึมในการตรวจจับและจำแนกปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า

2) ได้โปรแกรมสำหรับการตรวจจับและจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่

3) ได้บทความวิชาการที่เกี่ยวข้องกับการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าเพื่อนำเสนอในการประชุมวิชาการและตีพิมพ์ในวารสารระดับนานาชาติ

4) เป็นพื้นฐานในการพัฒนาวิธีการวิเคราะห์สัญญาณปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าโดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบดิสครีต

1.6 การจัดรูปเล่มวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์นี้ ประกอบด้วย 7 บท โดยบทที่ 1 เป็นบทนำ กล่าวถึง ความสำคัญของปัญหา วัตถุประสงค์และเป้าหมายของงานวิทยานิพนธ์ รวมทั้งขอบเขตของงาน ส่วนบทอื่น ๆ ประกอบด้วยเนื้อหาดังต่อไปนี้

บทที่ 2 กล่าวถึง การสำรวจปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง เพื่อให้ทราบถึงแนวทางและระเบียบวิธีวิจัยที่เกี่ยวข้อง ผลจากการสำรวจสืบค้นจะใช้เป็นแนวทางสำหรับการประยุกต์ให้เหมาะสมกับงานวิทยานิพนธ์

บทที่ 3 กล่าวถึงความรู้เกี่ยวกับคุณภาพกำลังไฟฟ้า เพื่อให้ทราบถึงความหมาย สาเหตุ ผลกระทบของปัญหา ประเภทของปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995 การแก้ไขปัญหา การเฝ้าตรวจปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า ตลอดจนความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับสภาวะชั่วครู่ในระบบไฟฟ้ากำลัง เพื่อเป็นข้อมูลในการศึกษาวิจัย

บทที่ 4 กล่าวถึงทฤษฎีเกี่ยวกับการประมวลผลสัญญาณโดยใช้วิธีการแปลงเวฟเล็ต การแปลงมัลติเวฟเล็ต เครือข่ายประสาทเทียม และทฤษฎีการโหวต เนื่องจากในการประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียมที่มีหลายเอาต์พุต ต้องมีการรวบรวมเอาต์พุตทั้งหมดจากกลุ่มของเครือข่ายเพื่อการตัดสินใจจำแนกประเภท ซึ่งข้อมูลดังกล่าวจะเป็นพื้นฐานในการวิจัยการตรวจจับและจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่

บทที่ 5 กล่าวถึงการตรวจจับการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต แบบ DGHM Chui-Lian SA4 และการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 เพื่อเปรียบเทียบผลการตรวจจับในสภาวะที่มีสัญญาณรบกวน และไม่มีสัญญาณรบกวน และนำเสนอในรูปของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานและค่าการกระจายพลังงานของสัมประสิทธิ์ที่ได้จากการแปลงสัญญาณ

บทที่ 6 กล่าวถึง การจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ โดยใช้ข้อมูลอินพุตจากการแปลงสัญญาณเป็นอินพุตให้กับเครือข่ายประสาทเทียมแบบเวกเตอร์ควอนไทเซชัน และผลการทดสอบกับสัญญาณการรบกวนกำลังไฟฟ้าที่ได้จากการจำลองด้วยโปรแกรมคอมพิวเตอร์ และข้อมูลจากการตรวจวัดจริง เพื่อเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ ปัญหาแรงดันตกชั่วขณะ ฮาร์มอนิก และสัญญาณรูปคลื่นไซน์ เพื่อนำไปสู่การสรุปผลการวิจัยต่อไป

บทที่ 7 กล่าวถึงบทสรุปและข้อเสนอแนะในการศึกษาวิจัยต่อไป เพื่อเป็นแนวทางในงานวิจัยเกี่ยวกับการตรวจจับ จำแนก และการระบุสาเหตุของการรบกวนกำลังไฟฟ้า

ภาคผนวก ประกอบด้วย 3 ส่วน ได้แก่ ภาคผนวก ก. กล่าวถึงรูปคลื่นสัญญาณการรบกวนกำลังไฟฟ้าจริงที่ใช้ในงานวิจัย ภาคผนวก ข. นำเสนอการวิธีการจำแนกปัญหาฮาร์มอนิก โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต ภาคผนวก ค. เป็นการรวบรวมผลงานที่ได้รับการเผยแพร่ของงานวิทยานิพนธ์ในขณะดำเนินการศึกษา และภาคผนวก ง. เป็นตัวอย่างบทความวิจัยเผยแพร่ในวารสารระดับนานาชาติในฐานข้อมูล ISI

บทที่ 2
ปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 บทนำ

ในการศึกษาวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาวิธีการตรวจจับ และจำแนกปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต ซึ่งในบทที่ 2 เป็นรายละเอียดเกี่ยวกับการสำรวจ ศึกษาปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ทั้งนี้เพื่อให้ทราบถึงแนวทางการวิจัยที่เกี่ยวข้อง ระเบียบวิธี ผลการดำเนินการวิจัย ตลอดจนข้อคิดเห็นและข้อเสนอแนะต่าง ๆ เพื่อที่จะนำไปสู่วัตถุประสงค์หลักที่ได้ตั้งไว้ โดยฐานข้อมูลที่ใช้ในการสืบค้นงานวิจัยนั้นเป็นฐานข้อมูลที่ได้รับการยอมรับกันอย่างกว้างขวาง เช่น ฐานข้อมูล IEEE IET และ ScienceDirect นอกจากนี้ยังได้ทำการสืบค้นงานวิจัยจากแหล่งต่าง ๆ เพื่อเป็นแนวทางในการดำเนินการวิจัยต่อไป

2.2 ปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

จากการสืบค้นปริทัศน์วรรณกรรม และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ ในฐานข้อมูลที่ได้กล่าวถึงข้างต้น สามารถสรุปโดยย่อได้ดังแสดงในตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ค.ศ.	คณะผู้วิจัย	การดำเนินการวิจัย
1996	Pillay and Bhattachrjee	ศึกษาเทคนิคในการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าโดยใช้การแปลงเวฟเล็ต วิธีนี้มีข้อดีกว่าวิธีอนุกรมฟูริเยร์ ซึ่งการแปลงเวฟเล็ตทำให้สามารถกำหนดคุณลักษณะทางเวลาและความถี่ได้ โดยสามารถนำไปใช้ในการวิเคราะห์ปัญหาที่เกิดจากการสับสวิตช์ตัวเก็บประจุ กำลัง และการเกิดแรงดันตกชั่วขณะในระบบไฟฟ้ากำลัง

ตารางที่ 2.1 ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ค.ศ.	คณะผู้วิจัย	การดำเนินการวิจัย
1996	Santoso, Power, Grady, and Hoffman	นำเสนอวิธีการประเมินคุณภาพกำลังไฟฟ้าโดยนำเทคนิคการแปลงเวฟเล็ตแบบ Dyadic-orthonormal และกระบวนการวิเคราะห์สัญญาณหลายระดับความละเอียด เพื่อสกัดลักษณะเด่นของปัญหาที่เกิดขึ้น โดยการหาค่าสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ต ช่วยให้สามารถนำไปใช้งานร่วมกับเครือข่ายประสาทเทียม
1998	Angrisani, Daponte, Apuzzo, and Testa	นำเสนอวิธีการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าโดยใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง (continuous wavelet transform) ในการหาช่วงเวลาที่เกิดการรบกวน และใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบดิสครีต สำหรับประมาณขนาดของสัญญาณที่รบกวนคุณภาพกำลังไฟฟ้า ซึ่งช่วยให้สามารถจำแนกรูปแบบของปัญหาได้ถูกต้อง
1998	Huang, Hsieh, and Huang	นำเสนอวิธีการจำแนกปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงเวฟเล็ต และการวิเคราะห์สัญญาณหลายระดับความละเอียด เพื่อวิเคราะห์ปัญหาแรงดันตกชั่วขณะ แรงดันเกินชั่วขณะ ไฟดับชั่วขณะ อิมพัลส์ และสัญญาณรูปคลื่นไซน์ที่มีการตัดตำแหน่งสูงสุดและต่ำสุด ซึ่งสามารถระบุตำแหน่งเวลาของการเกิดปัญหา และวิธีนี้ช่วยให้ลักษณะของสัญญาณที่ได้จากการวิเคราะห์นั้นมีลักษณะเด่นต่างกันชัดเจน
1998	Brito, Souza, and Pires	นำเสนอวิธีการใช้เวฟเล็ตตระกูล Daubechies คือ db4 db12 และ db20 เพื่อทดสอบว่าเวฟเล็ตชนิดใดเหมาะสมสำหรับปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า ร่วมกับการใช้วิธีกำลังสองของค่าประสิทธิ์ของการแปลงเวฟเล็ต พบว่า เวฟเล็ตแต่ละแบบสามารถวิเคราะห์สัญญาณได้แตกต่างกัน เช่น ตระกูล db4 มีความแม่นยำในการตรวจจับสัญญาณแบบอิมพัลส์ได้ดี

ตารางที่ 2.1 ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ค.ศ.	คณะผู้วิจัย	การดำเนินการวิจัย
1998	Perunicic, Mallini, Wang, and Lin	นำเสนอวิธีการตรวจจับ และจำแนกประเภทปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าในชนิดต่าง ๆ โดยใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบดิสครีตชนิด Daubechies และเครือข่ายประสาทเทียม โดยการกระจายสัญญาณเป็น 3 ระดับ เพื่อหาค่าสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตสำหรับเป็นอินพุตให้กับเครือข่ายประสาทเทียม ซึ่งพบว่าสามารถจำแนกปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าได้ แต่มีความแม่นยำต่ำในการจำแนกแรงดันตกชั่วขณะ และปัญหาที่เกิดขึ้นในภาวะชั่วครู่
1999	Heydt, et al.	นำเสนอวิธีการวิเคราะห์สัญญาณโดยใช้การแปลงฟูริเยร์แบบเร็ว (fast Fourier transform : FFT) โดยวิธีการนี้เหมาะสำหรับการวิเคราะห์สัญญาณที่มีคาบ และเป็นสัญญาณนิ่ง เช่น ปัญหาฮาร์มอนิก เป็นต้น
1999	Haung, Hsieh, and Huang	นำเสนอวิธีการแปลงเวฟเล็ตตระกูล Morlet เพื่อวิเคราะห์ปัญหาแรงดันตกชั่วขณะ แรงดันเกินชั่วขณะ ไฟดับชั่วขณะ การแกว่งกวัดและปัญหาฮาร์มอนิก ซึ่งพบว่าวิธีการที่นำเสนอสามารถใช้ในการวิเคราะห์ปัญหาได้ถูกต้อง
1999	Poisson, Rioual, and Meunier	นำเสนอวิธีการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า โดยการเปรียบเทียบวิธีการประมวลผลสัญญาณ 3 วิธี คือ การแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง การวิเคราะห์สัญญาณหลายระดับความละเอียด และการแปลงแบบ Quadratic ซึ่งพบว่า การแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง เป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการวิเคราะห์ปัญหาแรงดันตกชั่วขณะ แรงดันกระเพื่อม และการเกิดภาวะชั่วครู่ในระบบไฟฟ้ากำลัง

ตารางที่ 2.1 ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ค.ศ.	คณะผู้วิจัย	การดำเนินการวิจัย
1999	Gaouda, Salama, Sultan, and Chikhani	นำเสนอการวิเคราะห์สัญญาณหลายระดับความละเอียดของปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า โดยกระจายสัญญาณเป็น 12 ระดับ แล้วทำการหาค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน เพื่อนำไปสร้างกราฟซึ่งวิธีนี้จะทำให้เข้าใจลักษณะของปัญหาและค่าของพารามิเตอร์สำหรับแรงดันเปลี่ยนแปลงในภาวะชั่วครู่
1999	Zheng, Makram, and Girgis	ศึกษาการใช้เทคนิคการแปลงเวฟเล็ตแบบดิสครีต และการวิเคราะห์สัญญาณหลายระดับความละเอียด เพื่อวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า ซึ่งพบว่าวิธีการที่นำเสนอมีความเหมาะสมในการวิเคราะห์ฮาร์มอนิก และการเปลี่ยนแปลงของแรงดันในภาวะชั่วครู่
1999	Pham and Wong	นำเสนอการพัฒนาอัลกอริทึมในการวิเคราะห์ฮาร์มอนิกโดยใช้ตัวกรองเวฟเล็ตแพ็กเกต (discrete wavelet packet filter banks) และการแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง วิธีการที่นำเสนอช่วยให้วิเคราะห์ขนาด และเฟสของฮาร์มอนิกได้ถูกต้องมากขึ้น
2000	Huang and Hsieh	นำเสนอวิธีการใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง ตระกูล Morlet เพื่อศึกษาการกระเพื่อมของแรงดัน (flicker) โดยวิธีที่นำเสนอมีความสะดวก รวดเร็ว และง่ายกว่าวิธีการแปลงเวฟเล็ตแบบดิสครีต ช่วยให้วิเคราะห์ปัญหาการกระเพื่อมของแรงดันได้ดีในทุกสถานการณ์
2000	Santoso, Grady, Powers, Lamoree, and Bhatt	นำเสนอวิธีการศึกษาคุณลักษณะปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าโดยใช้การแปลงฟูริเยร์เพื่อวิเคราะห์สัญญาณในสถานะอยู่ตัว และใช้การแปลงเวฟเล็ตสกัดคุณลักษณะเด่นของสัญญาณในภาวะชั่วครู่ ซึ่งวิธีที่นำเสนอสามารถระบุคุณลักษณะเด่นของปัญหาที่เกิดจากการทำงานของคอนเวอร์เตอร์ หม้อแปลงไฟฟ้าและตัวเก็บประจุกำลังได้

ตารางที่ 2.1 ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ค.ศ.	คณะผู้วิจัย	การดำเนินการวิจัย
2000	Poisson, Rioual, and Meunier	นำเสนอวิธีการตรวจวัด วิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง และอัลกอริทึมแบบ Recursive เพื่อปรับปรุงในส่วนของการคำนวณเกี่ยวกับคุณลักษณะทางความถี่และเวลาของสัญญาณ ซึ่งพบว่าอัลกอริทึมที่นำเสนอมีความแม่นยำในการวิเคราะห์ตำแหน่ง และขนาดของปัญหาที่เกิดจากแรงดันตกชั่วขณะ และภาวะชั่วครู่ นอกจากนี้ยังสามารถนำไปใช้ในการวิเคราะห์การผิดเพี้ยนของสัญญาณเนื่องจากปัญหาฮาร์มอนิก และการกระเพื่อมของแรงดันได้
2000	Santoso, Power, Grady, and Parsons	นำเสนอวิธีการรู้จำ (recognition) รูปแบบปัญหาคุณภาพกำลัง ไฟฟ้าโดยใช้การแปลงเวฟเล็ต ร่วมกับเครือข่ายประสาทเทียมเพื่อช่วยในการจำแนก โดยวิธีที่นำเสนอสามารถรู้จำรูปแบบปัญหา เช่น แรงดันตกชั่วขณะ อิมพัลส์ และการสับสวิตช์ตัวเก็บประจุกำลังได้ดี
2000	Karimi, Mokhtari, and Iravani	นำเสนอวิธีการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าในระบบออนไลน์โดยใช้การแปลงเวฟเล็ต ประกอบด้วยขั้นตอนการระบุลักษณะของปัญหา การจำแนกประเภทของปัญหาที่ส่งผลต่อคุณภาพของแรงดันไฟฟ้า เช่น ปัญหาที่เกิดจากความผิดพร่อง และการสับสวิตช์ของตัวเก็บประจุกำลัง วิธีที่นำเสนอสามารถตรวจจับ จำแนกปัญหาในภาวะชั่วครู่ได้
2001	Yang and Liao	ศึกษาวิธีลดสัญญาณรบกวน เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพ ในการวิเคราะห์สัญญาณโดยใช้การแปลงเวฟเล็ต และทำการกำหนดขีดเริ่มเปลี่ยน (threshold) สำหรับกำจัดสัญญาณรบกวน ซึ่งขึ้นอยู่กับลักษณะของแต่ละสัญญาณรบกวน โดยเน้นศึกษาปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าในช่วงความถี่สูง (high frequency) ทำให้การวิเคราะห์สัญญาณในสภาวะที่มีสัญญาณรบกวนมีประสิทธิภาพมากขึ้น

ตารางที่ 2.1 ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ค.ศ.	คณะผู้วิจัย	การดำเนินการวิจัย
2001	Gaouda, Kanoun, and Salama	นำเสนอวิธีการใช้การแปลงเวฟเล็ต และวิธีการวิเคราะห์สัญญาณหลายระดับความละเอียดของปัญหาที่เกิดจากแรงดันตกชั่วขณะ แรงดันเกินชั่วขณะ และใช้กฎ Nearest neighbor เพื่อจำแนกประเภทของปัญหาคุณภาพไฟฟ้า
2001	Elmitwally, Farghal, Kandil, Abdelkader, and Elkateb	ศึกษาวิธีการระบุ (identification) ปัญหาคุณภาพกำลัง ไฟฟ้า โดยใช้การแปลงเวฟเล็ต และการวิเคราะห์สัญญาณหลายระดับความละเอียด เพื่อสกัดลักษณะเด่นของสัญญาณ และใช้เครือข่ายนิวโรฟัซซี่ (neuro-fuzzy) เพื่อจำแนกลักษณะของปัญหา ซึ่งพบว่าสามารถจำแนกปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าได้
2001	Lobos, Rezmer, and Koglin	ศึกษาวิธีการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าที่เกิดจากการสับสวิตช์ตัวเก็บประจุกำลัง โดยใช้การแปลงเวฟเล็ตวิเคราะห์คุณลักษณะทางเวลา และใช้การแปลงฟูริเยร์เปรียบเทียบกับ Prony model เพื่อวิเคราะห์คุณลักษณะทางความถี่ ซึ่งพบว่า Prony model มีข้อดีกว่าการแปลงฟูริเยร์ทำให้การวิเคราะห์ปัญหามีประสิทธิภาพมากขึ้น
2001	Hamid, Kawasaki, and Mardiana	นำเสนออัลกอริทึมในการวัดค่าอาร์เอ็มเอส และกำลัง ไฟฟ้า โดยใช้การแปลงเวฟเล็ตแพ็กเกต (wavelet packet transform) เพื่อช่วยในการกระจายสัญญาณในสเกลต่าง ๆ และใช้ในการวิเคราะห์องค์ประกอบของฮาร์มอนิก การวัดค่าพารามิเตอร์ของฮาร์มอนิก นอกจากนี้ยังสามารถวัดค่าอาร์เอ็มเอสและกำลังไฟฟ้าในช่วงเวลาเดียวกัน ซึ่งเป็นประโยชน์อย่างยิ่งต่อการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า
2002	Styvaktakis, Bollen, and Gu	นำเสนอวิธีการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าด้วยวิธีวัดแรงดันอาร์เอ็มเอส (root mean square : RMS) ซึ่งเป็นการหาขนาด (amplitude) ของสัญญาณที่เป็นคาบ (periodic signal) แต่วิธีนี้ไม่เหมาะสำหรับสัญญาณที่ไม่เป็นคาบ

ตารางที่ 2.1 ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ค.ศ.	คณะผู้วิจัย	การดำเนินการวิจัย
2002	Styvaktakis, Bollen, and Gu	นำเสนอวิธีระบบผู้เชี่ยวชาญ (expert system) ในการจำแนกปัญหาแรงดันตกชั่วขณะ ร่วมกับการใช้ตัวกรอง Kalman filter ในการหาขนาดของสัญญาณ ซึ่งพบว่าสามารถจำแนกปัญหาแรงดันตกชั่วขณะได้อย่างถูกต้อง
2002	Ghartemani and Iravani	นำเสนอวิธีการตรวจวัดค่ายอด (peak detection method) เป็นการหาค่ายอดของสัญญาณ ณ จุดที่สัญญาณมีค่าเป็นศูนย์ ซึ่งเป็นวิธีที่เหมาะสำหรับปัญหาแรงดันตกชั่วขณะ แรงดันเกินชั่วขณะ แต่หากกำหนดคาบสัญญาณไม่เหมาะสม อาจทำให้ค่าที่ได้ไม่ถูกต้อง
2002	Flores	ได้สรุปวิธีการวิเคราะห์สัญญาณแบบจุดต่อจุด (point to point method) ซึ่งเป็นการเปรียบเทียบสัญญาณแบบจุดต่อจุด เหมาะสำหรับสัญญาณที่มีการเปลี่ยนแปลงทันทีทันใด หรือสัญญาณในภาวะชั่วครู่ แต่วิธีนี้ต้องใช้หน่วยความจำจำนวนมาก และต้องใช้เวลาในการวิเคราะห์สัญญาณ
2002	Huang and Hsieh	นำเสนอวิธีการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าโดยใช้การแปลงเวฟเล็ต ชนิด Coiflet ซึ่งเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการตรวจวัดการเปลี่ยนแปลงทางเวลาของสัญญาณ เช่น ภาวะชั่วครู่ แรงดันตกชั่วขณะ แรงดันเกินชั่วขณะ ไฟดับชั่วขณะ และมีประสิทธิภาพดีกว่าวิธีการแปลงฟูริเยร์
2002	Panda, Dash, Pradhan, and Meher	นำเสนอวิธีการบีบอัดข้อมูลปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า โดยใช้วิธี Slantlet transform เป็นการปรับปรุงวิธีการแปลงเวฟเล็ตแบบดิสครีต วิธีนี้มีประสิทธิภาพในการบีบอัดข้อมูลปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าได้ดีกว่าวิธีการแปลงเวฟเล็ตแบบดิสครีต และวิธี discrete cosine transform (DCT)
2002	Jurado and Saenz	ศึกษาเปรียบเทียบวิธีการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าระหว่างวิธีการแปลงเวฟเล็ต กับการแปลงฟูริเยร์ช่วงเวลาสั้น ซึ่งวิธีนี้สามารถกำหนดฟังก์ชันหน้าต่างวิเคราะห์สัญญาณ แต่มีข้อเสีย คือ ข้อมูลสัญญาณที่ได้จากการแปลงมีจำนวนมากหรือน้อยเกินไป ดังนั้นเวฟเล็ตจึงเหมาะสำหรับปัญหาภาวะชั่วครู่

ตารางที่ 2.1 ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ค.ศ.	คณะผู้วิจัย	การดำเนินการวิจัย
2002	Jurado, Acero, and Ogayar	ศึกษาการใช้เทคนิคการประมวลผลสัญญาณ เพื่อวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า ได้แก่ การแปลงฟูริเยร์ การแปลงเวฟเล็ต การแปลงฟูริเยร์ช่วงเวลาสั้น (STFT) ซึ่งพบว่า การแปลงฟูริเยร์เหมาะสำหรับวิเคราะห์สัญญาณนิ่ง (stationary signal) วิธี STFT เป็นวิธีที่สามารถเลือกฟังก์ชันหน้าต่างในการวิเคราะห์สัญญาณในภาวะชั่วครู่ แต่ไม่เหมาะสมในทางปฏิบัติ ส่วนการแปลงเวฟเล็ตเป็นวิธีที่สามารถปรับระดับความละเอียดในการวิเคราะห์สัญญาณ ดังนั้นจึงเหมาะสมในการนำไปใช้วิเคราะห์สัญญาณไม่นิ่ง (non-stationary signal)
2002	Gaouda, Kanoun, Salama, and Chikhani	นำเสนอวิธีการตรวจจับ จำแนกปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าแบบอัตโนมัติโดยใช้โดเมนเวฟเล็ต ซึ่งพบว่าวิธีการที่นำเสนอสามารถหาค่าอาร์เอ็มเอส และการเพี้ยนของสัญญาณเนื่องจากฮาร์มอนิก ในสภาวะที่มีสัญญาณรบกวนได้ดี
2002	Parameswariah and Cox	ทำการศึกษาคุณลักษณะทางความถี่ในการวิเคราะห์คุณภาพกำลังไฟฟ้าโดยใช้การแปลงเวฟเล็ต ซึ่งพบว่าความถี่ในการชักตัวอย่าง (sampling frequency) และจำนวนจุดตัวอย่าง (number of data point) มีความสำคัญต่อประสิทธิภาพในการวิเคราะห์สัญญาณโดยใช้การแปลงเวฟเล็ต
2003	Zhang, Liu, and Malik	นำเสนอวิธีการตรวจจับ จำแนกปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าในสภาวะที่มีสัญญาณรบกวนโดยใช้วิธี short-time correlation transform (STCT) ร่วมกับการแปลงเวฟเล็ต ซึ่งวิธีที่นำเสนอสามารถนำไปใช้ในการวิเคราะห์ปัญหาต่าง ๆ ได้แก่ แรงดันตกชั่วขณะ แรงดันเกินชั่วขณะ และการแกว่งกวัดได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ตารางที่ 2.1 ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ค.ศ.	คณะผู้วิจัย	การดำเนินการวิจัย
2003	Dash, Panigrahi, and Panda	ศึกษาวิธีการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า โดยใช้วิธีการแปลง S-transform เป็นวิธีที่พัฒนามาจากการแปลงเวฟเล็ต ทำให้สามารถเลือกคุณลักษณะทางเวลาและความถี่ของสัญญาณได้ละเอียดมากขึ้น จึงเหมาะสำหรับวิเคราะห์สัญญาณที่มีคาบเวลาที่กว้าง
2003	Abdel-Galil, El-Saadany, and Salama	ศึกษาวิธีการใช้เครือข่ายแบบ Adaline เพื่อตรวจจับสัญญาณปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า โดยเครือข่ายแบบ Adaline มีโครงสร้างไม่ซับซ้อน ทำให้การประมวลผลรวดเร็ว แต่ข้อเสียคือใช้ได้เฉพาะการแก้ปัญหาเชิงเส้น
2003	Ribeiro, Deckmann, and Romano	ศึกษาวิธีการตรวจจับและระบุปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า โดยใช้ตัวกรองแบบปรับตัว (adaptive filtering) การแปลงเวฟเล็ต และวิธี Lapped transform ซึ่งวิธีที่นำเสนอ สามารถวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงของเฟส และขนาดของพารามิเตอร์ที่เป็นองค์ประกอบพื้นฐาน และการใช้การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับวิธีการแปลง Lapped transform ช่วยให้สามารถสกัดลักษณะเด่นของปัญหาที่เกิดในภาวะชั่วครู่ได้ดี
2004	Abdel-Galil, Kamel, Youssef and El-Saadany	นำเสนอวิธีการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าโดยใช้การแปลงเวฟเล็ต และอัลกอริทึมแบบ Inductive inference เพื่อปรับปรุงในส่วนของการจำแนกปัญหาซึ่งพบว่าสามารถวิเคราะห์และจำแนกปัญหาได้ แต่มีความแม่นยำไม่มาก
2004	Zhu, Tso, and Lo	นำเสนอวิธีการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าโดยใช้การแปลงเวฟเล็ต เพื่อสกัดลักษณะเด่นของสัญญาณ และนำเทคนิค Fuzzy reasoning มาช่วยในการจำแนกปัญหา การเปลี่ยนแปลงของแรงดันเนื่องจากการสับสวิตช์ตัวเก็บประจุ แรงดันตกชั่วขณะ และภาวะชั่วครู่ในระบบไฟฟ้ากำลัง

ตารางที่ 2.1 ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ค.ศ.	คณะผู้วิจัย	การดำเนินการวิจัย
2004	Ece and Gerek	นำเสนอวิธีการการแปลงเวฟเล็ตใน 2 มิติ (two-dimension) เพื่อใช้ในการประมวลผลภาพของปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า ซึ่งวิธีการนี้เหมาะสำหรับปัญหาแรงดันตกชั่วขณะ แรงดันเกินชั่วขณะ
2004	Gaing	นำเสนอวิธีการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าโดยใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบดิสครีต เพื่อสกัดลักษณะเด่นของสัญญาณ และใช้เครือข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น ในการจำแนกปัญหา เช่น ปัญหาฮาร์มอนิก แรงดันตกชั่วขณะ แรงดันเกินชั่วขณะ ไฟดับชั่วขณะ และการสับสวิตช์ของตัวเก็บประจุกำลัง ซึ่งพบว่าสามารถจำแนกปัญหาคุณภาพไฟฟ้าได้ แต่ค่าความแม่นยำไม่มาก
2004	Chilukuri and Dash	นำเสนอวิธีการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า โดยใช้ S-transform วิธีวิเคราะห์สัญญาณหลายระดับความละเอียด เพื่อสกัดลักษณะเด่นของปัญหาที่เกิดขึ้นและใช้วิธีฟัซซี่ลอจิก (fuzzy logic) ช่วยในการตัดสินใจเพื่อจำแนกลักษณะปัญหาที่เกิดขึ้น ซึ่งพบว่า สามารถจำแนกลักษณะของปัญหาได้ แต่การใช้วิธี S-transform เหมาะสำหรับการวิเคราะห์สัญญาณที่มีคาบเวลาที่กว้าง
2005	Lin and Tsao	นำเสนอวิธีการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าโดยใช้การแปลงเวฟเล็ต และเครือข่ายประสาทเทียมชนิดความน่าจะเป็น เพื่อจำแนกปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า ได้แก่ แรงดันตกชั่วขณะ แรงดันเกินชั่วขณะ ไฟดับชั่วขณะ และฮาร์มอนิก ซึ่งวิธีการที่นำเสนอสามารถจำแนกปัญหาคุณภาพไฟฟ้าได้ดี แต่มีความแม่นยำไม่มาก

ตารางที่ 2.1 ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ค.ศ.	คณะผู้วิจัย	การดำเนินการวิจัย
2005	Hong and Wang	นำเสนอวิธีการตรวจจับปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าที่เกิดจากการเปลี่ยนแปลงทันทีทันใด เช่น การสับสวิตช์ของตัวเก็บประจุกำลัง การสับหรือปลดโหลดออกจากระบบไฟฟ้า โดยใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบดิสครีต ตระกูล daubechies ที่มีสัมประสิทธิ์การกรอง 4 ตัว (db4) ร่วมกับเครือข่ายประสาทเทียมแบบจัดการตนเอง (self-organizing map) เพื่อจำแนกปัญหา ซึ่งวิธีที่นำเสนอสามารถจำแนกปัญหาได้แต่มีความถูกต้องในการจำแนกไม่มาก
2005	Hsiao, Chuang, and Jiang	นำเสนอวิธีการใช้การแปลงเวฟเล็ต ตระกูล Daubechies ที่มีสัมประสิทธิ์การกรอง 8 ตัว (db8) ร่วมกับเครือข่ายประสาทเทียมแบบ Dynamic structural เพื่อจำแนกปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า ได้แก่ แรงดันตกชั่วขณะ แรงดันเกินชั่วขณะ อิมพัลส์ การกระเพื่อมของแรงดัน และฮาร์มอนิก ซึ่งเป็นวิธีที่สามารถจำแนกปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าได้ดี
2006	Barros and Diego	ศึกษาอัลกอริทึมในการจัดกลุ่มปัญหาฮาร์มอนิกของรูปคลื่นแรงดันและกระแสตามมาตรฐาน IEC โดยใช้วิธีการแปลงเวฟเล็ตแพ็กเกต ซึ่งวิธีที่นำเสนอมีประสิทธิภาพในการจัดกลุ่มปัญหาฮาร์มอนิกได้ดีกว่าวิธี IEC (IEC method) ซึ่งเป็นวิธีดั้งเดิม
2006	Baran and Kim	นำเสนอวิธีการวิเคราะห์ปัญหากระแสเกินในระบบไฟฟ้าที่เกิดจากความผิดพร่อง และกระแสพุ่งเข้า โดยใช้การแปลงฟูริเยร์แบบเร็ว การแปลงเวฟเล็ต เพื่อสกัดเอาลักษณะเด่นของปัญหา และใช้เครือข่ายประสาทเทียมมาช่วยในการจำแนกปัญหา ซึ่งพบว่าวิธีการแปลงเวฟเล็ตมีประสิทธิภาพในการสกัดลักษณะเด่นของปัญหาได้ดีกว่าการแปลงฟูริเยร์แบบเร็ว

ตารางที่ 2.1 ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (ต่อ)

ค.ศ.	คณะผู้วิจัย	การดำเนินการวิจัย
2006	Kaewarsa, S., and Attakitmongcol, K.	นำเสนอวิธีการจำแนกปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงเวฟเล็ต ร่วมกับเครือข่ายประสาทเทียมแบบการเรียนรู้เวกเตอร์ควอนไทเซชัน (learning vector quantization) ซึ่งวิธีนี้ สามารถจำแนกปัญหาที่ไม่มีสัญญาณรบกวน และปัญหาที่มีสัญญาณรบกวนได้อย่างถูกต้อง
2007	Zhao and Yang	นำเสนอวิธีการตรวจจับและจำแนกปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลง S-Transform เป็นวิธีการปรับปรุงเฟสของการแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง ทำให้เลือกคุณลักษณะทางเวลาและความถี่ของสัญญาณได้ละเอียดมากขึ้น จึงเหมาะสำหรับการวิเคราะห์ปัญหาที่มีสัญญาณรบกวน
2007	Gargoom, Ertugrul, and Soong	นำเสนอวิธีการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า โดยใช้วิธี Discrete Hilbert Transform เพื่อสกัดลักษณะเด่นของปัญหาและใช้เทคนิค k-Nearest Neighbor ในการจำแนกปัญหา ซึ่งพบว่าสามารถจำแนกปัญหาได้อย่างถูกต้อง ยกเว้นปัญหาแรงดันตกชั่วขณะซึ่งมีฮาร์มอนิกรบกวน ถ้าใช้วิธีการแปลงแบบ S-Transform จะมีความแม่นยำมากขึ้น

จากการศึกษาวรรณกรรม งานวิจัยที่ได้สรุปดังตารางที่ 2.1 และแหล่งข้อมูลอื่น ๆ ทำให้ได้ข้อมูลเกี่ยวกับวิธีการตรวจจับและจำแนกปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า ซึ่งผู้วิจัยได้สรุปวิธีการวิเคราะห์ปัญหาในโดเมนต่าง ๆ ดังนี้

การวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าในโดเมนเวลา (time domain) ดังปรากฏในงานวิจัยของ Styvaktakis, Bollen, and Gu (2002) ได้นำเสนอวิธีการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าด้วยวิธีวัดแรงดันอาร์เอ็มเอส (root mean square : RMS) ซึ่งเป็นการหาขนาด (amplitude) ของสัญญาณที่เป็นคาบ (periodic signal) แต่ไม่เหมาะสำหรับสัญญาณที่ไม่เป็นคาบ (non-periodic signal) โดยข้อดีของวิธีวัดค่าอาร์เอ็มเอส คือ โครงสร้างอัลกอริทึมง่าย และการประมวลผลรวดเร็ว แต่มี

ข้อจำกัดในเรื่องของขนาดหน้าต่าง (window length) ที่ใช้การวิเคราะห์ เช่น ถ้าวิเคราะห์สัญญาณที่ความยาวหนึ่งคาบ ก็จะให้ผลการวิเคราะห์สัญญาณดีกว่าการวิเคราะห์ที่ความยาวครึ่งคาบสัญญาณ นอกจากนี้ยังไม่เหมาะสมในการวิเคราะห์ฮาร์มอนิก สัญญาณรบกวน และสัญญาณในภาวะชั่วครู่ (transient) นอกจากนี้ Ghartemani and Iravani (2002) ได้นำเสนอวิธีการตรวจวัดค่ายอด (peak detection method) เป็นการหาค่ายอดของสัญญาณ ณ จุดที่สัญญาณมีค่าเป็นศูนย์ ซึ่งเป็นวิธีที่เหมาะสำหรับปัญหาแรงดันตกชั่วขณะ แรงดันเกินชั่วขณะ แต่หากกำหนดคาบสัญญาณไม่เหมาะสมอาจทำให้ค่าที่ได้ไม่ถูกต้อง และ Flores (2002) ได้สรุปวิธีการวิเคราะห์สัญญาณแบบจุดต่อจุด (point to point method) ซึ่งเป็นการเปรียบเทียบสัญญาณแบบจุดต่อจุด เหมาะสำหรับสัญญาณที่มีการเปลี่ยนแปลงทันทีทันใด หรือสัญญาณในภาวะชั่วครู่ แต่วิธีนี้ต้องใช้หน่วยความจำจำนวนมากและใช้เวลามากในการวิเคราะห์สัญญาณ

การวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้ายังสามารถวิเคราะห์ในโดเมนความถี่ (frequency domain) ดังเช่น Heydt, et al. (1999) ได้นำเสนอวิธีการวิเคราะห์สัญญาณโดยใช้การแปลงฟูริเยร์แบบเร็ว (fast Fourier transform : FFT) โดยวิธีการนี้เหมาะสำหรับการวิเคราะห์สัญญาณที่มีคาบและเป็นสัญญาณนิ่ง เช่น สัญญาณฮาร์มอนิก แต่ไม่เหมาะสำหรับการวิเคราะห์สัญญาณที่มีการเปลี่ยนแปลงอย่างทันทีทันใด เช่น แรงดันตกชั่วขณะ หรือภาวะชั่วครู่ เป็นต้น นอกจากนี้ยังสามารถวิเคราะห์สัญญาณในโดเมนเวลา-ความถี่ (time-frequency domain) ดังปรากฏในงานวิจัยของ Jurado and Saenz (2002) ได้ศึกษาวิธีการแปลงฟูริเยร์ช่วงเวลาสั้น (short-time Fourier transform : STFT) เพื่อวิเคราะห์สัญญาณนิ่ง เช่น ฮาร์มอนิก โดยในการวิเคราะห์ขนาดของหน้าต่าง (window width) จะมีค่าเท่ากันตลอดทั้งสัญญาณ ซึ่งในทางปฏิบัติอาจไม่เหมาะสม เนื่องจากข้อมูลที่ได้จากการแปลงอาจมีจำนวนมากหรือน้อยเกินไป ขึ้นอยู่กับขนาดของหน้าต่าง ดังนั้นการแปลงฟูริเยร์ช่วงเวลาสั้นจึงไม่เหมาะสมกับการวิเคราะห์สัญญาณที่มีการเปลี่ยนแปลงทันทีทันใด เช่น สัญญาณในภาวะชั่วครู่ เป็นต้น

วิธีการแปลงเวฟเล็ต (wavelet transform : WT) เป็นวิธีการที่ถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้ากันอย่างแพร่หลาย ดังเช่นงานวิจัยของ Pillay and Bhattachrjee (1996); Santoso, Power, Grady, and Hofman (1996); Gaouda, Kanoun, and Salama (1999); Santoso, Power, Grady, and Parsons (2000) ได้นำเสนอวิธีการแปลงเวฟเล็ต และการกระจายสัญญาณหลายระดับความละเอียดเพื่อสกัดคุณลักษณะเด่นของปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าแต่ละรูปแบบ โดยการแปลงเวฟเล็ตสามารถปรับเปลี่ยนขนาดหน้าต่างในการวิเคราะห์สัญญาณให้เหมาะสมกับช่วงความถี่สัญญาณ โดยค่าสัมประสิทธิ์ของการแปลงเวฟเล็ตสามารถนำไปเป็นอินพุตเพื่อประโยชน์ในการจำแนกสัญญาณโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม เป็นต้น การเลือกตระกูลของเวฟเล็ตมีผลโดยตรงต่อการวิเคราะห์สัญญาณ ดังปรากฏในงานวิจัยของ Brito, Souza, and Pires (1998);

Perunicic, Mallini, Wang, and Lin (1998); Huang, Hsieh, and Huang (1999); Huang and Hsieh (2002) ซึ่งพบว่าเวฟเล็ตแม่ตระกูล Daubechies แบบ db4 เป็น เวฟเล็ตที่มีความแม่นยำในการวิเคราะห์สัญญาณอิมพัลส์ เวฟเล็ตตระกูล Morlet สามารถใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณที่เกิดจากแรงดันตกชั่วขณะ แรงดันเกินชั่วขณะ การแกว่งกวัด ปัญหาฮาร์มอนิก และเวฟเล็ตตระกูล Coiflet สามารถใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณในภาวะชั่วครู่ แรงดันเกินชั่วขณะ แรงดันตกชั่วขณะ ไฟดับชั่วครู่ ได้ดีกว่าวิธีการแปลงฟูริเยร์ช่วงเวลาสั้น (STFT) นอกจากนี้ งานวิจัยของ Kaewarsa, S., and Attakitmongcol, K. (2006) ได้นำเสนอวิธีการจำแนกปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าโดยใช้การแปลงเวฟเล็ตร่วมกับเครือข่ายประสาทเทียมแบบการเรียนรู้เวกเตอร์ ควอนไทเซชัน (learning vector quantization) ซึ่งช่วยให้สามารถจำแนกปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าที่ไม่มีสัญญาณรบกวน และมีสัญญาณรบกวนได้ โดยมีถูกต้องไม่น้อยกว่า 90%

ในงานวิจัยของ Ece and Gerek (2004) ได้นำเสนอวิธีการการแปลงเวฟเล็ตใน 2 มิติ (two-dimension) เพื่อใช้ในการประมวลผลภาพของปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า ซึ่งวิธีการนี้เหมาะสำหรับปัญหาแรงดันตกชั่วขณะ แรงดันเกินชั่วขณะ เป็นต้น สำหรับ Dash, Panigrani, and Panda (2003) ได้นำเสนอวิธีการแปลง S-Transform เพื่อวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า โดยเป็นวิธีการปรับปรุงเฟสของการแปลงเวฟเล็ต ทำให้สามารถเลือกคุณสมบัติทางเวลาและความถี่ของสัญญาณได้ละเอียดมากขึ้น จึงเหมาะสำหรับการวิเคราะห์สัญญาณที่มีคาบเวลาที่กว้าง นอกจากนี้ Panda, Dash, Pradham, and Meher (2002) ได้นำเสนอวิธีการแปลง Slantlet Transform ซึ่งเป็นการปรับปรุงการแปลงเวฟเล็ตแบบดิสครีต เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพในการบีบอัดปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า

สำหรับการจำแนกปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า ได้มีการนำเสนอวิธีการต่าง ๆ มากมาย ดังเช่น Styvaktakis, Bollen, and Gu (2002) ได้นำเสนอวิธีระบบผู้เชี่ยวชาญ (expert system) ในการจำแนกปัญหาแรงดันตกชั่วขณะร่วมกับการใช้ตัวกรอง Kalman filter เพื่อหาขนาดของสัญญาณ และจากตารางที่ 2.1 พบว่ายังมีการใช้วิธีเครือข่ายประสาทเทียมแบบต่าง ๆ ฟัซซี่ลอจิก นิวโรฟัซซี่ เทคนิค k-Nearest Neighbor เป็นต้น เพื่อช่วยในการจำแนกปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า แต่สิ่งสำคัญที่สุดในการวิเคราะห์สัญญาณ คือ การสกัดคุณลักษณะเด่นของสัญญาณต่าง ๆ ซึ่งจำเป็นต้องมีวิธีการวิเคราะห์สัญญาณที่เหมาะสม เนื่องจากสัญญาณต่าง ๆ มีลักษณะแตกต่างกัน

2.3 สรุป

ในบทที่ 2 ได้นำเสนอปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าจากแหล่งข้อมูลต่าง ๆ ทำให้ทราบถึงแนวทางการวิจัยที่เกี่ยวข้องโดยในปัจจุบันได้มีการนำเสนอวิธีการวิเคราะห์สัญญาณหลายวิธี เช่น การแปลงฟูริเยร์ การแปลงฟูริเยร์ช่วงเวลาสั้น การแปลง S-Transform และการแปลงเวฟเล็ต เป็นต้น ซึ่งแต่ละวิธีมีข้อดีและข้อเสียแตกต่างกันไป สัญญาณคุณภาพกำลังไฟฟ้าเป็นสัญญาณไม่นิ่ง (non-stationary signal) และเกิดขึ้นในภาวะชั่วครู่ (transient) จำเป็นต้องใช้วิธีการวิเคราะห์ที่สามารถปรับระดับความละเอียดในการวิเคราะห์สัญญาณได้คือ สามารถเปลี่ยนช่วงเวลาให้เหมาะสมกับความถี่ เช่น สัญญาณที่มีความถี่สูงจะมีช่วงเวลาในการวิเคราะห์สั้น ในขณะที่สัญญาณที่มีความถี่ต่ำมีช่วงเวลาในการวิเคราะห์กว้างขึ้น เพื่อทำให้การวิเคราะห์สัญญาณมีความถูกต้อง

การแปลงมัลติเวฟเล็ต (Multiwavelet Transform : MWT) เป็นอีกวิธีหนึ่งที่สามารถใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณต่าง ๆ โดยการแปลงมัลติเวฟเล็ตจะแตกต่างจากการแปลงเวฟเล็ตทั่วไปซึ่งมีคุณสมบัติที่จำเป็นสำหรับการแปลงสัญญาณ นั่นคือ สามารถให้คุณสมบัติเชิงตั้งฉาก เซตค้ำจุน กระชับ อันดับการประมาณ และสมมาตรพร้อม ๆ กันซึ่งคุณสมบัติเหล่านี้ไม่สามารถเกิดขึ้นได้ในสเกลาร์เวฟเล็ต และมีความสำคัญต่อการประมวลผลสัญญาณ นอกจากนี้ยังไม่ปรากฏงานวิจัยที่ใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตในการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงมีแนวคิดที่จะศึกษาทฤษฎีการแปลงมัลติเวฟเล็ตเพื่อประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ และประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์เข้ามาช่วยในการจำแนกลักษณะปัญหา เพื่อเป็นการแสวงหาวิธีการใหม่ ๆ ในการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าให้มีความถูกต้องมากขึ้น

บทที่ 3
คุณภาพกำลังไฟฟ้า

3.1 บทนำ

คุณภาพกำลังไฟฟ้า (power quality) จะถูกกำหนดว่ามีค่าดีมากน้อยเพียงใดขึ้นอยู่กับความสามารถในการรักษาสภาพที่ไม่ก่อให้เกิดการรบกวน (disturbance) แรงดัน กระแส หรือความถี่ในระบบไฟฟ้า ความผิดปกติในด้านต่าง ๆ เหล่านี้ มักมีสาเหตุจากความผิดปกติของระบบไฟฟ้าที่แตกต่างกัน เช่น การเกิดความผิดพร่อง (fault) การตัดต่อโหลด หรือตัวเก็บประจุกำลังขนาดใหญ่ภายในระบบไฟฟ้า สาเหตุของความผิดปกติเหล่านี้เป็นสิ่งที่ยากแก่การป้องกันและความผิดปกติเหล่านี้ก่อให้เกิดปัญหาต่อผู้ใช้ไฟโดยตรง ดังนั้นการศึกษาถึงคุณลักษณะรวมถึงสาเหตุของความผิดปกติที่เกิดขึ้นในระบบไฟฟ้า เป็นสิ่งที่มีความสำคัญอย่างยิ่ง ทั้งนี้เพื่อจะได้มีการวางแผนป้องกันปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าได้ โดยที่จะไม่ก่อให้เกิดความเสียหายต่ออุปกรณ์ต่าง ๆ ในระบบ และเกิดความสูญเสียทางด้านเศรษฐศาสตร์

ในการแก้ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า สิ่งแรกที่ต้องทำความเข้าใจคือ ความหมายของคำว่า “คุณภาพกำลังไฟฟ้า” ซึ่งใช้เพื่อบ่งบอกถึงความมีเสถียรภาพหรือความมั่นคงทางการจ่ายไฟฟ้าของระบบจากการไฟฟ้า ตามความหมายของ IEC ได้ให้นิยามไว้ว่า คุณภาพกำลังไฟฟ้า หมายถึง คุณลักษณะแรงดัน กระแส และความถี่ของระบบไฟฟ้าเมื่อเปรียบเทียบกับค่ามาตรฐาน นอกจากนี้ IEEE ได้ให้นิยามของคำว่า คุณภาพกำลังไฟฟ้า หมายถึง แนวคิดเกี่ยวกับกำลังไฟฟ้า และการต่อลงดินสำหรับบริภัณฑ์ที่มีความไว เพื่อให้บริภัณฑ์ที่มีความไวทำงานอย่างเหมาะสม (Kusko and Thompson, 2007) สำหรับปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า หมายถึง ปัญหาใด ๆ ในระบบไฟฟ้าที่เกิดขึ้นมีผลทำให้แรงดัน กระแส และความถี่มีการเปลี่ยนแปลง ส่งผลทำให้อุปกรณ์ไฟฟ้าได้รับความเสียหายหรือทำงานผิดพลาด (Dugan, McGranaghan, Santoso, and Beaty, 2002)

3.2 สาเหตุของปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า

ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าเป็นปัญหาที่ส่งผลกระทบต่อผู้ใช้ไฟทุกระดับ โดยเฉพาะอย่างยิ่งภาคธุรกิจ ภาคอุตสาหกรรม เนื่องจากเป็นสาเหตุสำคัญที่ทำให้กระบวนการผลิตหยุดชะงัก หรือทำให้อุปกรณ์ไฟฟ้าเสียหายได้ สำหรับสาเหตุสำคัญที่ทำให้เกิดปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า สามารถแบ่งได้ดังนี้ (Bollen, 2000)

1) ปัจจุบันอุปกรณ์ไฟฟ้าไม่สามารถทนต่อการเปลี่ยนแปลงของค่าแรงดัน กระแสไฟฟ้า และความถี่ที่เกิดขึ้นอย่างทันทีทันใด โดยเฉพาะอย่างยิ่งอุปกรณ์ไฟฟ้าที่มีไมโครโปรเซสเซอร์เป็นตัวควบคุม หรืออุปกรณ์จำพวกอิเล็กทรอนิกส์กำลัง เป็นต้น

2) การเพิ่มขึ้นของโหลดที่เป็นอุปกรณ์ชนิดโหลดไม่เชิงเส้น (non-linear load) ในกระบวนการผลิตหรือการใช้อุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์กำลังที่มีการทำงานด้วยความถี่สูง เช่น อุปกรณ์ปรับความเร็วมอเตอร์ แหล่งจ่ายไฟแบบสวิตชิง และวงจรเรียงกระแส เป็นต้น อุปกรณ์เหล่านี้เปรียบเสมือนแหล่งจ่ายฮาร์มอนิกเข้าสู่ระบบไฟฟ้า ซึ่งจะส่งผลทำให้รูปคลื่นสัญญาณไฟฟ้าเกิดการเพี้ยนไปจากรูปคลื่นไซน์

3) การวางแผนระบบไฟฟ้าที่ไม่ดี หรือการก่อสร้างระบบไฟฟ้าที่ไม่ถูกต้องตามมาตรฐาน ซึ่งเป็นสาเหตุทำให้เกิดความผิดพร่องในระบบไฟฟ้าได้ง่าย

4) ความผิดปกติในระบบไฟฟ้ากำลังจากปรากฏการณ์ทางธรรมชาติ เช่น การเกิดฟ้าผ่าในระบบจำหน่าย หรือสายส่ง เป็นต้น

3.3 ประเภทของปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า

ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าที่เกิดขึ้นในระบบไฟฟ้ากำลังมีหลายประเภท ซึ่งแต่ละประเภทถูกจำแนกตามขนาด ระยะเวลา และความถี่ที่เปลี่ยนแปลงไปในขณะที่เกิดเหตุการณ์ ตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995 ได้แบ่งประเภทปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า ดังนี้ (IEEE Std 1159-1995, 1995)

3.3.1 ภาวะชั่วครู่ (Transient)

เป็นปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าที่มีการเปลี่ยนแปลงอย่างทันทีทันใด ลักษณะรูปคลื่นที่ปรากฏจะมีอัตราการเพิ่มขึ้นของแรงดันหรือกระแสด้วยความถี่สูงในช่วงระยะเวลาสั้น ๆ โดยทั่วไปสามารถจำแนกภาวะชั่วครู่ออกตามลักษณะการเปลี่ยนแปลงของขั้วแรงดัน และกระแสได้เป็น 2 ประเภท คือ อิมพัลส์ (impulsive transient) และการแกว่งกวัด (oscillatory transient)

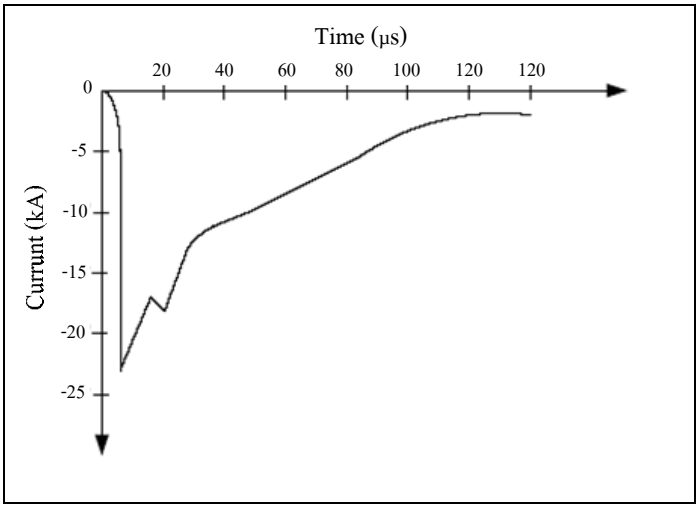
1) การรบกวนชั่วครู่แบบอิมพัลส์ (Impulsive transient)

เป็นการเปลี่ยนแปลงของแรงดันไฟฟ้า หรือกระแสไฟฟ้าแบบขั้วเดียวซึ่งอาจจะเป็นขั้วบวกหรือขั้วลบก็ได้ โดยจะเกิดขึ้นในช่วงเวลาที่สั้นมาก ๆ และเป็นสาเหตุที่ทำให้อุปกรณ์ในระบบไฟฟ้าชำรุดเสียหาย เนื่องจากฉนวนของอุปกรณ์จะได้รับความเครียดสูงเกินพิกัดที่ทนได้ ซึ่งตามมาตรฐาน IEEE Std 1159 ได้นิยามความหมายของอิมพัลส์ในลักษณะของอัตราการเพิ่มขึ้นและลดลงของขนาดแรงดัน หรือกระแสภายในช่วงระยะเวลาสั้น ๆ ดังข้อมูลในตารางที่ 3.1 ตัวอย่างของอิมพัลส์ ได้แก่ อิมพัลส์ขนาด 1.2/50 μs 2,000 V ซึ่งหมายถึง อิมพัลส์ที่มีแรงดัน

เพิ่มขึ้นสูงสุด 2,000 V ภายในระยะเวลา 1.2 ไมโครวินาที และมีขนาดแรงดันลดลงเหลือครึ่งหนึ่งของค่าแรงดันสูงสุดภายในระยะเวลา 50 ไมโครวินาที ดังรูปที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 คุณลักษณะของอิมพัลส์ ตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995

ประเภท	ช่วงเวลาขาขึ้น	ช่วงระยะเวลาการเกิด	ช่วงขนาดของแรงดัน
อิมพัลส์			
- นาโนวินาที (ns)	5 ns	$< 50\,\text{ns}$	-
- ไมโครวินาที (μs)	1 μs	$50\,\text{ns} - 1\,\text{ms}$	-
- มิลลิวินาที (ms)	0.1 ms	$> 1\,\text{ms}$	-



รูปที่ 3.1 ลักษณะของกระแสในสภาวะอิมพัลส์ที่เกิดจากฟ้าผ่า

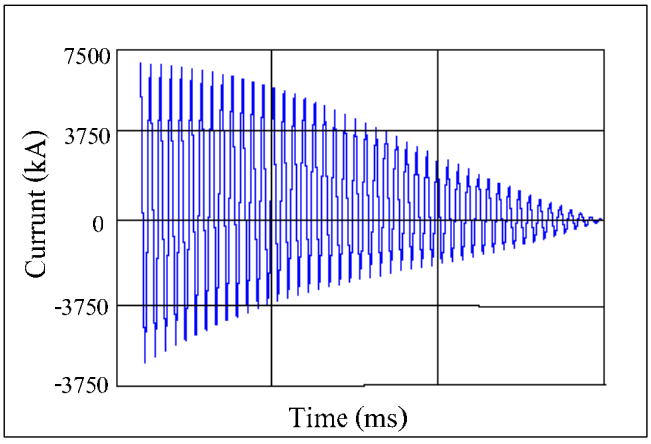
จากตารางที่ 3.1 พบว่า อิมพัลส์ สามารถแบ่งได้ 3 รูปแบบ คือ อิมพัลส์ในช่วงเวลานาโนวินาที (nanosecond impulsive) เป็นอิมพัลส์ที่มีช่วงเวลาขึ้น (rise time) เท่ากับ 5 ns โดยเกิดขึ้นในช่วงระยะเวลาไม่เกิน 50 ns อิมพัลส์ในช่วงเวลาไมโครวินาที(microsecond impulsive) เป็นอิมพัลส์ที่มีช่วงเวลาขึ้น เท่ากับ 1 μs โดยเกิดขึ้นในช่วงระยะเวลาระหว่าง 50 ns ถึง 1 ms และอิมพัลส์ในช่วงเวลามิลลิวินาที (millisecond impulsive) มีช่วงเวลาขาขึ้น เท่ากับ 0.1 ms โดยเกิดขึ้นในช่วงระยะเวลามากกว่า 1 ms สาเหตุของการเกิดปัญหาอิมพัลส์ ส่วนใหญ่เกิดจากปรากฏการณ์ฟ้าผ่า

2) การรบกวนชั่วครู่แบบการแกว่งกวัด (Oscillatory transient)

เป็นการเปลี่ยนแปลงแบบทันทีทันใดของแรงดันหรือกระแสแบบสองขั้ว คือ ขั้วบวกและขั้วลบ สาเหตุส่วนใหญ่เกิดจากการสวิตชิงตัวเก็บประจุแรงสูงขนาดใหญ่ (switching capacitor) หรือการต่อโหลดที่เป็นมอเตอร์ไฟฟ้าเข้าสู่ระบบ เป็นต้น โดยการเกิดการแกว่งกวัดสามารถพิจารณาเป็นลำดับเหตุการณ์ได้ คือ ระบบไฟฟ้ากำลังเมื่ออยู่ในสถานะอยู่ตัวจะมีการถ่ายเทพลังงานสะสมซึ่งกันและกันระหว่างค่าพลังงานแม่เหล็กไฟฟ้าในรูปของค่ารีแอกแตนซ์ (reactance) และค่าพลังงานสนามไฟฟ้าในรูปของค่าความจุไฟฟ้า (capacitance) ตลอดเวลา โดยจะมีพลังงานบางส่วนสูญเสียไปในรูปของปริมาณความร้อนในค่าความต้านทาน(resistance) เมื่อมีการเปลี่ยนแปลงค่าตัวแปรทางไฟฟ้าทั้งรีแอกแตนซ์และค่าความจุไฟฟ้าอย่างทันทีทันใดในระบบไฟฟ้า จะทำให้ระบบนั้น ๆ ไม่สามารถปรับตัวเข้าสู่สถานะอยู่ตัวอีกครั้งหนึ่งได้อย่างทันทีทันใด ส่งผลทำให้แรงดันไฟฟ้า กระแสไฟฟ้า และความถี่เกิดการเปลี่ยนแปลงในลักษณะการแกว่งกวัด โดยคุณลักษณะของการแกว่งกวัดได้มีการจัดแบ่งตามความถี่ที่เกิดขึ้น ดังข้อมูลในตารางที่ 3.2

ตารางที่ 3.2 คุณลักษณะของการแกว่งกวัด ตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995

ประเภท	ช่วงการเกิด	ช่วงระยะเวลาการเกิด	ช่วงขนาดของแรงดัน
การแกว่งกวัด			
- ความถี่ต่ำ	< 5 kHz	0.3 – 50 ms	0-4 pu
- ความถี่ปานกลาง	5-500 kHz	20 μs	0-8 pu
- ความถี่สูง	0.5-5 MHz	5 μs	0-4 pu



รูปที่ 3.2 ลักษณะของกระแสในสภาวะการแกว่งกวัด

จากตารางที่ 3.2 สามารถแบ่งประเภทของการแกว่งกวัด เป็น 3 รูปแบบ ประกอบด้วย

2.1) การแกว่งกวัดในช่วงความถี่ต่ำ (low frequency oscillatory transient) ซึ่งมีความถี่น้อยกว่า 5 kHz เกิดขึ้นในช่วงระยะเวลา 0.3 ms ถึง 50 ms ปัญหานี้ส่วนใหญ่จะเกิดขึ้นในส่วนของระบบสายส่งย่อย และระบบจำหน่าย ซึ่งเกิดจากการกระตุ้นชุดตัวเก็บประจุ (capacitor bank energization) ส่งผลทำให้เกิดการแกว่งกวัดในช่วงความถี่ระหว่าง 300 Hz ถึง 900 Hz

2.2) การแกว่งกวัดในช่วงความถี่ปานกลาง (medium frequency oscillatory transient) มีความถี่อยู่ระหว่าง 5 kHz ถึง 500 kHz เกิดขึ้นในช่วงระยะเวลา 20 μs สาเหตุส่วนใหญ่เกิดจากการสวิตชิงชุดตัวเก็บประจุขณะที่มีตัวเก็บประจุกำลังต่อยู่ก่อน (back to back capacitor energization)

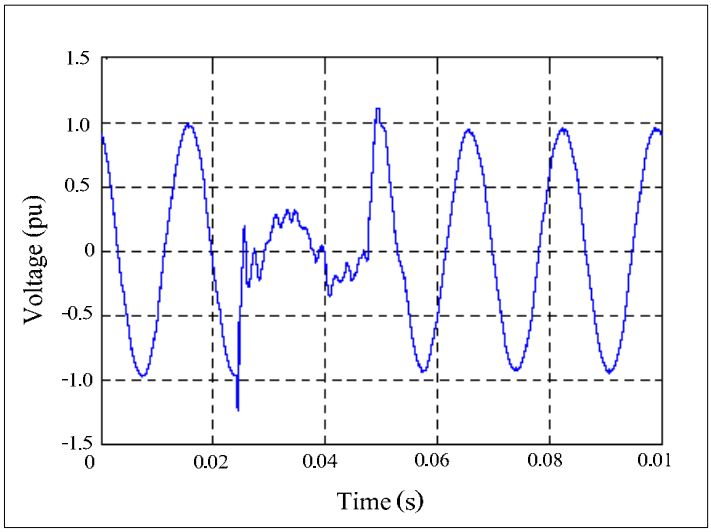
2.3) การแกว่งกวัดในช่วงความถี่สูง (high frequency oscillatory transient) มีความถี่มากกว่า 500 kHz เกิดขึ้นในช่วงเวลา 5 สาเหตุส่วนใหญ่เกิดจากปัญหา อิมพัลส์ในระบบไฟฟ้าส่งผลทำให้เกิดการรบกวนชั่วครู่แบบแกว่งกวัด

3.3.2 แรงดันตกชั่วขณะ (Voltage sag)

แรงดันตกชั่วขณะ หมายถึง การที่ระดับแรงดันลดลงจนมีค่าอยู่ระหว่าง 0.1-0.9 pu ภายในช่วงระยะเวลา 0.5 ลูกคลื่น จนถึง 1 นาที ดังข้อมูลในตารางที่ 3.3 โดยแรงดันตกชั่วขณะเกิดจากสาเหตุหลายประการ เช่น การเกิดความผิดพร่อง (fault) ในระบบส่งจ่ายกำลังไฟฟ้า หรือเกิด จากการเริ่มเดินเครื่องมอเตอร์ขนาดใหญ่ ๆ ซึ่งหมายถึง การเพิ่มขึ้นของโหลดในปริมาณที่มากอย่างทันทีทันใดในระบบไฟฟ้า โดยปกติโหลดประเภทมอเตอร์จะมีการดึงกระแสประมาณ 5-6 เท่าของกระแสเต็มพิกัดในช่วงที่ทำการเริ่มเดินเครื่อง โดยค่ากระแสที่เพิ่มขึ้นนี้จะมีลักษณะคล้ายกับการเกิดขึ้นของกระแสผิดพร่อง (fault current) ลักษณะของแรงดันตกชั่วขณะซึ่งมีสาเหตุมาจากการเกิดความผิดพร่องแบบเฟสเดียว แสดงดังรูปที่ 3.3

ตารางที่ 3.3 คุณลักษณะของแรงดันตกชั่วขณะ ตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995

ประเภท	ช่วงการเกิด	ช่วงระยะเวลาการเกิด	ช่วงขนาดของแรงดัน
แรงดันตกชั่วขณะ			
- ฉับพลัน (instantaneous)	-	0.5-30 cycles	0.1-0.9 pu
- ชั่วขณะ (momentary)	-	30 cycles – 3 s	0.1-0.9 pu
- ชั่วคราว (temporary)	-	3 s – 1 min	0.1-0.9 pu



รูปที่ 3.3 ลักษณะของแรงดันตกชั่วขณะ เกิดจากความผิดพร่องแบบเฟสเดียว

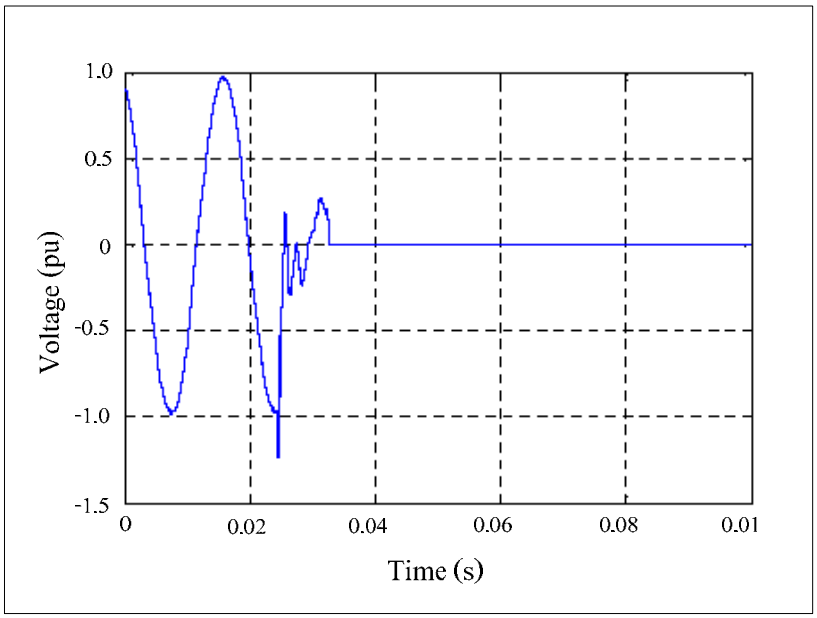
3.3.3 ไฟฟ้าดับ (Interruption)

ไฟฟ้าดับ หมายถึง ระดับแรงดันไฟฟ้าในระบบไฟฟ้า มีค่าน้อยกว่า 10% ของค่าแรงดันปกติ หรือมีค่าเป็นศูนย์ในกรณีที่ไฟดับเกิดขึ้นเป็นเวลานานกว่า 1 นาที ดังข้อมูลในตารางที่ 3.4

สาเหตุของไฟฟ้าดับเกิดจากการทำงานของอุปกรณ์ป้องกันที่สถานีไฟฟ้า หรืออุปกรณ์ป้องกันภายในระบบไฟฟ้าทำการปลดวงจรเพื่อกำจัดความผิดพร่องที่เกิดขึ้น สำหรับระยะเวลาที่ไฟฟ้าดับขึ้นอยู่กับความสามารถในการในการปิดซ้ำวงจร (reclosing) ของอุปกรณ์ป้องกัน ดังนั้นในกรณีที่ฟิวส์แรงสูงทำการปลดวงจรเนื่องจากความผิดพร่อง ระยะเวลาที่ไฟฟ้าดับจะนานกว่าการปลดวงจรด้วยเซอร์กิตเบรกเกอร์ เนื่องจากฟิวส์แรงสูงไม่สามารถทำการปิดซ้ำวงจรได้ทันทีหลังจากที่มีการปลดวงจรเพื่อกำจัดความผิดพร่อง

ตารางที่ 3.4 คุณลักษณะของไฟฟ้าดับ ตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995

ประเภท	ช่วงการเกิด	ช่วงระยะเวลาการเกิด	ช่วงขนาดของแรงดัน
ไฟฟ้าดับ			
- ชั่วขณะ (momentary)	-	0.5-3 cycles	< 0.1 pu
- ชั่วคราว (temporary)	-	3 s – 1 min	< 0.1 pu
- เวลานาน (sustained)	-	> 1 min	< 0 pu



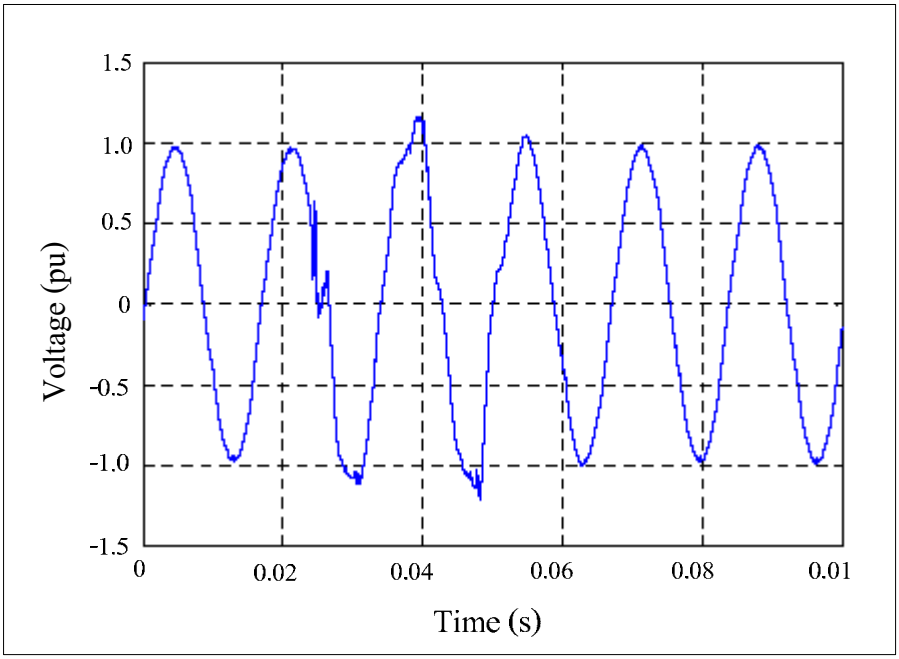
รูปที่ 3.4 ลักษณะของปัญหาไฟฟ้าดับ

3.3.4 แรงดันเกินชั่วขณะ (Voltage swell)

แรงดันเกินชั่วขณะ หมายถึง แรงดันของระบบไฟฟ้ามีขนาดเพิ่มขึ้น อยู่ระหว่าง 1.1-1.8 pu ที่ความถี่เท่าเดิม ภายในช่วงเวลา 0.5 ลูกคลื่น ถึง 1 นาที ดังข้อมูลในตารางที่ 3.5 ปัญหาแรงดันเกินชั่วขณะมีสาเหตุหลักเกิดจากความผิดพร่องแบบเฟสเดียว โดยเฟสที่เกิดความผิดพร่องขึ้นจะเกิดปัญหาแรงดันเกินชั่วขณะหรือเกิดไฟฟ้าดับ ส่งผลกระทบกับเฟสข้างเคียงทำให้เกิดแรงดันเกินชั่วขณะขึ้น นอกจากนี้แรงดันเกินชั่วขณะอาจเกิดเนื่องจากการปลดโหลดไฟฟ้าที่มีขนาดใหญ่ออกจากระบบ หรือการต่อชุดตัวเก็บประจุกำลัง (capacitor bank) เข้าสู่ระบบไฟฟ้า เป็นต้น

ตารางที่ 3.5 คุณลักษณะของแรงดันเกินชั่วขณะ ตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995

ประเภท	ช่วงการเกิด	ช่วงระยะเวลาการเกิด	ช่วงขนาดของแรงดัน
แรงดันเกินชั่วขณะ			
- ฉับพลัน (instantaneous)	-	0.5-30 cycles	1.1-1.8 pu
- ชั่วขณะ (momentary)	-	30 cycles – 3 s	1.1-1.4 pu
- ชั่วคราว (temporary)	-	3 s – 1 min	1.1-1.2 pu



รูปที่ 3.5 ลักษณะของแรงดันเกินชั่วขณะ ซึ่งเกิดจากความผิดพร่องแบบเฟสเดียว

3.3.5 แรงดันตก (Undervoltages)

แรงดันตก หมายถึง แรงดันของระบบไฟฟ้ามีขนาดลดลง อยู่ระหว่าง 0.8–0.9 pu ของค่าแรงดันปกติและที่ความถี่เท่าเดิม เป็นเวลานานกว่า 1 นาที ดังข้อมูลในตารางที่ 3.6 สาเหตุส่วนใหญ่เกิดจากการเปลี่ยนแปลงของโหลด ซึ่งระบบไฟฟ้าไม่สามารถรักษาสมดุลไว้ได้ ผลที่เกิดขึ้นอาจไม่ทำให้อุปกรณ์ป้องกันทำงาน แต่จะมีผลต่อประสิทธิภาพการทำงานของอุปกรณ์ไฟฟ้า ยกตัวอย่างเช่น ทอร์กเริ่มเดินของมอเตอร์ลดลง ส่งผลทำให้การเริ่มเดินมอเตอร์ใช้เวลานานและมอเตอร์กินกระแสมากกว่าปกติ อายุการใช้งานของหลอดฟลูออเรสเซนต์สั้นลง เป็นต้น

ตารางที่ 3.6 คุณลักษณะของแรงดันตก ตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995

ประเภท	ช่วงการเกิด	ช่วงระยะเวลาการเกิด	ช่วงขนาดของแรงดัน
แรงดันตก	-	> 1 min	0.8-0.9 pu

3.3.6 แรงดันเกิน (Overvoltages)

แรงดันเกิน หมายถึง แรงดันของระบบไฟฟ้ามีขนาดเพิ่มขึ้น อยู่ระหว่าง 1.1–1.2 pu ของค่าแรงดันปกติและความถี่เท่าเดิม เป็นเวลานานกว่า 1 นาที ดังข้อมูลในตารางที่ 3.7 สาเหตุของปัญหานี้เกิดจากการปลดโหลดขนาดใหญ่ออกจากระบบ การชดเชยค่ากำลังรีแอกทีพ (reactive power) ในช่วงไม่มีโหลดมากเกินไป หรือความผิดพลาดในการปรับตัวเปลี่ยนจุดแยก (tap changer) ของหม้อแปลงไฟฟ้ากำลัง เป็นต้น ผลกระทบจากแรงดันเกินจะไม่มีความรุนแรงมาก เมื่อเปรียบเทียบกับแรงดันเกินจากฟ้าผ่า เนื่องจากแรงดันเกินจะไม่ทำให้อุปกรณ์ไฟฟ้าเกิดความเสียหายแบบทันทีทันใด แต่จะมีผลกระทบในระยะยาว คือ ทำให้ประสิทธิภาพในการทำงานและอายุการใช้งานของอุปกรณ์ไฟฟ้าสั้นลง

ตารางที่ 3.7 คุณลักษณะของแรงดันเกิน ตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995

ประเภท	ช่วงการเกิด	ช่วงระยะเวลาการเกิด	ช่วงขนาดของแรงดัน
แรงดันเกิน	-	> 1 min	1.1-1.2 pu

3.3.7 การเพี้ยนของรูปคลื่น (Waveform distortion)

การเพี้ยนของรูปคลื่น หมายถึง การเบี่ยงเบน (deviation) ใด ๆ ในสถานะอยู่ตัว (steady state) ของแรงดันไฟฟ้าจากสัญญาณรูปคลื่นไซน์ ข้อมูลในตารางที่ 3.8 ได้แบ่งปัญหาการเพี้ยนของรูปคลื่น เป็น 5 รูปแบบ ได้แก่ ดีซีออฟเซต (dc offset) ฮาร์มอนิก (harmonics) อินเตอร์ฮาร์มอนิก (interharmonics) การเพี้ยนในลักษณะเกิดรอยบาก (notching) และสัญญาณรบกวน (noise)

1) ดีซีออฟเซต (dc offset)

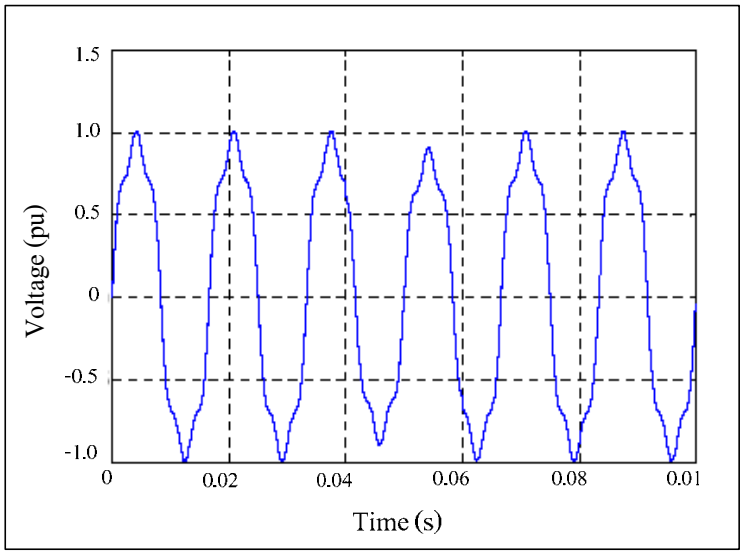
การเพี้ยนของรูปคลื่นเนื่องจากดีซีออฟเซต เกิดขึ้นเนื่องจากมีค่าแรงดันไฟฟ้ากระแสตรง (dc voltage) ปรากฏอยู่ในค่าแรงดันไฟฟ้าปกติ สาเหตุเกิดจากมีอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ประเภทวงจรเรียงกระแส (rectifier) โดยอุปกรณ์เหล่านี้จะจ่ายไฟฟ้ากระแสตรง ซึ่งไฟฟ้ากระแสตรงในระบบไฟฟ้าจะเป็นอันตรายต่อแกนเหล็กในหม้อแปลงไฟฟ้า ทำให้เกิดความร้อนสูงในหม้อแปลงไฟฟ้า ส่งผลทำให้อายุการใช้งานสั้นลง นอกจากนี้ดีซีออฟเซตยังเป็นสาเหตุของการสึกกร่อนของแท่งอิเล็กโทรด (electrode) ในระบบกราวด์ (grounding system)

ตารางที่ 3.8 คุณลักษณะของปัญหาการเพี้ยนของรูปคลื่น ตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995

ประเภท	ช่วงการเกิด	ช่วงระยะเวลาการเกิด	ช่วงขนาดของแรงดัน
การเพี้ยนของรูปคลื่น			
- ดีซีออฟเซต	-	steady state	0-0.1 %
- ฮาร์มอนิก	0-100th H	steady state	0-20 %
- อินเตอร์ฮาร์มอนิก	0-6 kHz	steady state	0-2 %
- คลื่นรอยบาก	-	steady state	-
- สัญญาณรบกวน	broadband	steady state	0-1 %

2) ฮาร์มอนิก (Harmonics)

ฮาร์มอนิก หมายถึง รูปคลื่นไซน์ของแรงดันหรือกระแสไฟฟ้าที่มีความถี่เป็นจำนวนเต็มเท่าของความถี่ใช้งานปกติ (50 Hz หรือ 60 Hz) การรวมกันของฮาร์มอนิกกับรูปคลื่นไซน์ที่ความถี่ใช้งานปกติ จะมีผลทำให้รูปคลื่นแรงดัน หรือกระแสไฟฟ้าเกิดการเพี้ยนไปจากเดิม โดยเฉพาะความถี่ที่มีจำนวนเท่าเป็นเลขคี่ เช่น ฮาร์มอนิกลำดับที่ 3 5 และ 7 เป็นต้น จะมีผลกระทบมาก เนื่องจากทำให้ค่าแรงดันยอดของแรงดันไฟฟ้าปกติลดลงมาก ซึ่งลักษณะของรูปคลื่นที่เกิดปัญหาฮาร์มอนิก แสดงดังรูปที่ 3.6



รูปที่ 3.6 ลักษณะของรูปคลื่นที่เกิดการเพี้ยนเนื่องจากฮาร์มอนิก

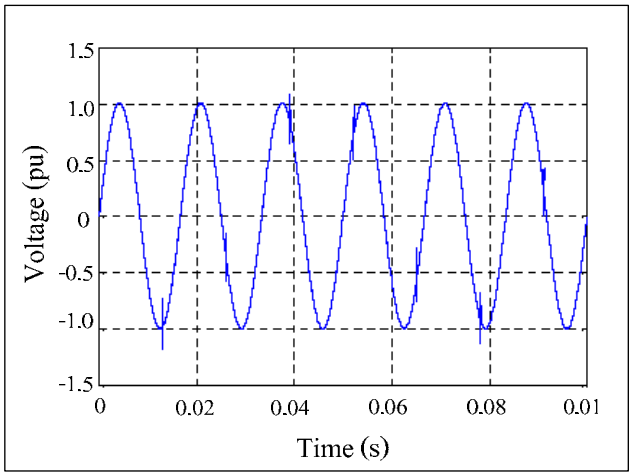
สาเหตุของฮาร์มอนิก เกิดจาก การใช้อุปกรณ์ไฟฟ้าที่มีส่วนประกอบของวงจรอิเล็กทรอนิกส์กำลัง เช่น อินเวอร์เตอร์ (inverter) วงจรเรียงกระแส คอนเวอร์เตอร์ (converter) ตัวปรับความเร็วมอเตอร์ (adjustable speed drive : ASD) และอุปกรณ์ในงานเชื่อม เช่น เครื่องเชื่อม (arc welding) เตาหลอม (arc furnace) เป็นต้น ซึ่งอุปกรณ์เหล่านี้จะทำให้เกิดกระแสฮาร์มอนิกไหลเข้าสู่ระบบไฟฟ้า ส่งผลทำให้รูปคลื่นเกิดการเพี้ยนไปจากรูปคลื่นไซน์

3) อินเตอร์ฮาร์มอนิก (Interharmonics)

อินเตอร์ฮาร์มอนิก หมายถึง รูปคลื่นไซน์ของแรงดันหรือกระแสไฟฟ้าที่มีความถี่เป็นจำนวนไม่เต็มเท่าของความถี่ใช้งานปกติ (50 Hz หรือ 60 Hz) เมื่อมีการรวมกับรูปคลื่นไซน์ที่ความถี่ใช้งานปกติจะมีผลทำให้สัญญาณแรงดันประกอบด้วยความถี่ที่มีช่วงกว้าง (wide band spectrum) อินเตอร์ฮาร์มอนิกสามารถพบได้ทั่วไปในรูปคลื่นแรงดันทุกระดับ แหล่งกำเนิดของอินเตอร์ฮาร์มอนิก ได้แก่ วงจรไซโครคอนเวอร์เตอร์ (cycloconverter) มอเตอร์แบบเหนี่ยวนำ เครื่องอาร์ก (arcing device) เป็นต้น โดยปัญหานี้จะมีผลกระทบทำให้รูปคลื่นเพี้ยนน้อย แต่จะมีผลทำให้เกิดการกระพริบของอุปกรณ์แสดงผล เช่น หลอดฟลูออเรสเซนต์ นอกจากนี้ยังอาจก่อให้เกิดความร้อนในหม้อแปลงไฟฟ้ากำลัง เป็นต้น

4) การเพี้ยนในลักษณะเกิดรอยบาก (Notching)

เกิดจากการมีสัญญาณแรงดันรบกวนที่เป็นคาบ (periodic voltage disturbance) เข้ามาปะปนในแรงดันไฟฟ้า ซึ่งแรงดันรบกวนนี้เกิดจากผลกระทบของการทำงานปกติในอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ เนื่องจากแรงดันรบกวนดังกล่าวมีลักษณะเป็นคาบและเกิดขึ้นอย่างต่อเนื่อง ทำให้มีลักษณะคล้ายกับปัญหาฮาร์มอนิก แต่แรงดันรบกวนนี้มีความถี่สูงมาก



รูปที่ 3.7 ลักษณะรูปคลื่นที่เกิดการเพี้ยนในลักษณะเกิดรอยบาก

5) สัญญาณรบกวน (Noise)

สัญญาณรบกวน หมายถึง สัญญาณทางไฟฟ้าที่ไม่ต้องการ มีช่วงความถี่อยู่ในช่วงที่ต่ำกว่า 200 kHz ซึ่งช่วงความถี่จะขึ้นอยู่กับค่าแรงดันหรือค่ากระแสไฟฟ้าในสายตัวนำนั้น ๆ สาเหตุเกิดจากอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ วงจรควบคุม อุปกรณ์อาร์ก วงจรเรียงกระแส และการสวิตชิงอุปกรณ์จ่ายไฟบ่อยครั้ง เป็นต้น ปัญหาสัญญาณรบกวนอาจมีความรุนแรงมากขึ้นหากระบบการต่อลงดินไม่ดี ผลกระทบที่เกิดขึ้นคือ ทำให้อุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ประเภทไมโครคอมพิวเตอร์ หรือตัวควบคุมที่โปรแกรมได้ (programmable controller) ทำงานผิดพลาด

3.3.8 แรงดันไม่สมดุล (Voltage unbalance)

ระบบไฟฟ้าที่สมดุลนั้น จะมีเพียงกระแสที่เป็นส่วนประกอบลำดับบวก (positive sequence) ไหลอยู่ในระบบ แต่ในกรณีที่มีการใช้อุปกรณ์ไฟฟ้าชนิดเฟสเดียวในระบบไฟฟ้าสามเฟส ซึ่งมีขนาดแตกต่างกันมากในแต่ละเฟส จะมีผลทำให้แรงดันไฟฟ้าในแต่ละเฟสอยู่ในสภาวะไม่สมดุล อันเนื่องมาจากระบบไฟฟ้ามีกระแสที่เป็นส่วนประกอบลำดับลบ (negative sequence) ไหลปนอยู่ หากระบบไฟฟ้าเกิดสภาวะไม่สมดุลเป็นระบบการต่อลงดินจะมีกระแสที่เป็นส่วนประกอบลำดับศูนย์ (zero sequence) ไหลปนด้วย การประเมินค่าแรงดันไม่สมดุลสามารถคำนวณได้จากอัตราส่วนของค่าความแตกต่างระหว่างค่าแรงดันสูงสุดกับค่าแรงดันต่ำสุด ต่อค่าแรงดันเฉลี่ยที่คำนวณได้จากการวัด ซึ่งคุณลักษณะของปัญหาแรงดันไม่สมดุลแสดงรายละเอียดดังตารางที่ 3.9

ตารางที่ 3.9 คุณลักษณะของแรงดันไม่สมดุล ตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995

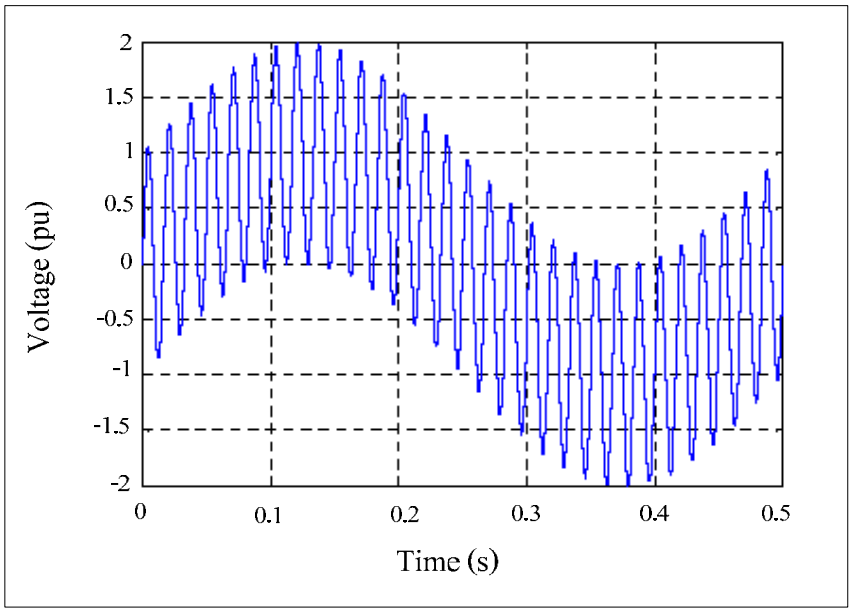
ประเภท	ช่วงการเกิด	ช่วงระยะเวลาการเกิด	ช่วงขนาดของแรงดัน
แรงดันไม่สมดุล	-	steady state	0.5-2 %

3.3.9 แรงดันกระเพื่อม (Voltage fluctuations)

แรงดันกระเพื่อม หมายถึง การเปลี่ยนแปลงแรงดันไฟฟ้าไปมาอย่างต่อเนื่องในช่วงความถี่ประมาณ 0-25 Hz ดังข้อมูลในตารางที่ 3.10 ซึ่งแรงดันกระเพื่อมจะส่งผลทำให้หลอดไฟเกิดการกระพริบเป็นระยะ เรียกว่า ไฟกระพริบ (flicker) ภาคอุตสาหกรรมเหล็กถือว่าเป็นแหล่งกำเนิดของปัญหาแรงดันกระเพื่อม เนื่องจากจำเป็นต้องใช้อุปกรณ์ประเภทเตาหลอมเป็นอุปกรณ์หลักในการผลิต ลักษณะของแรงดันกระเพื่อมแสดงดังรูปที่ 3.8

ตารางที่ 3.10 คุณลักษณะของแรงดันกระเพื่อม ตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995

ประเภท	ช่วงการเกิด	ช่วงระยะเวลาการเกิด	ช่วงขนาดของแรงดัน
แรงดันกระเพื่อม	< 25 Hz	intermittent	0.1-7%



รูปที่ 3.8 ลักษณะรูปคลื่นแรงดันกระเพื่อม

3.3.10 การเปลี่ยนแปลงของความถี่ (Power frequency variations)

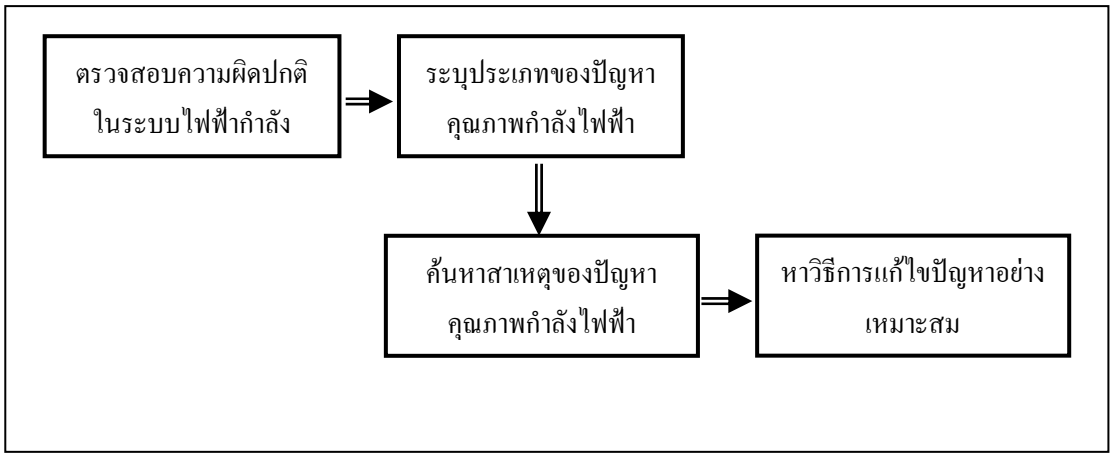
การเปลี่ยนแปลงของความถี่ หมายถึง การเบี่ยงเบนไปจากความถี่ปกติพื้นฐานในระบบไฟฟ้า (50 Hz หรือ 60 Hz) ซึ่งจะเปลี่ยนแปลงไปตามคุณลักษณะของโหลดในระบบไฟฟ้า ถ้าความต้องการของโหลดมากกว่ากำลังการผลิตไฟฟ้า จะทำให้ความถี่ของระบบไฟฟ้ามีค่าต่ำกว่าค่าปกติ ในทางตรงข้ามถ้ากำลังการผลิตไฟฟ้ามากกว่าความต้องการของโหลด จะทำให้ความถี่ของระบบมีค่าสูงว่าค่าปกติ การที่ความถี่มีค่าสูงหรือต่ำกว่าปกติจะส่งผลกระทบหลายประการ เช่น ความเร็วรอบของมอเตอร์เปลี่ยนไป ระบบป้องกันไฟฟ้าทำงานผิดพลาด และเมื่อความถี่มีค่าลดลงจะทำให้กระแสสามารถไหลผ่านอุปกรณ์ไฟฟ้าประเภทการเหนี่ยวนำ (inductive) ได้มาก ส่งผลทำให้อุณหภูมิของอุปกรณ์สูงขึ้น และอาจก่อให้เกิดความเสียหายขึ้นกับอุปกรณ์ไฟฟ้า

3.4 การแก้ไขปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า

การแก้ไขปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า เป็นสิ่งที่มีความสำคัญต่อผู้ใช้ไฟ โดยแนวทางในการแก้ไขปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า สรุปได้ 4 แนวทาง คือ Kennedy, (2000)

1) ลดผลกระทบของอุปกรณ์ที่มีความไวต่อปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า โดยผู้ผลิตอุปกรณ์ที่มีความไวต่อคุณภาพกำลังไฟฟ้า ต้องทำการออกแบบอุปกรณ์ให้คงทนต่อการเปลี่ยนแปลงของแรงดันไฟฟ้า เช่น ออกแบบอุปกรณ์ให้สามารถปรับรีเลย์ป้องกันแรงดันตก (undervoltage relay) หรือเพิ่มอุปกรณ์บางตัว เช่น ตัวเก็บประจุ เพื่อช่วยเก็บพลังงานชั่วคราวเมื่อเกิดปัญหาแรงดันตกชั่วขณะ เป็นต้น นอกจากนี้อุปกรณ์ไฟฟ้าบางตัวยังสามารถออกแบบให้ทนต่อปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าเพิ่มขึ้นได้ เช่น หม้อแปลงชนิดเคแฟกเตอร์ (K-factor transformer) เป็นหม้อแปลงพิเศษที่ถูกออกแบบมาให้ทนต่อปัญหาฮาร์มอนิก เป็นต้น

2) กำจัดหรือลดสาเหตุของปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า โดยทำการวินิจฉัยถึงแหล่งกำเนิดของปัญหา ซึ่งกระบวนการแก้ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า สามารถสรุปได้ดังรูปที่ 3.9



รูปที่ 3.9 กระบวนการแก้ไขปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า

จากรูปที่ 3.9 พบว่า การแก้ไขปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า ต้องเริ่มต้นจากการตรวจสอบความผิดปกติในระบบไฟฟ้า ว่ามีความเพี้ยนไปจากสภาวะปกติอย่างไร บริเวณไหน จากนั้นทำการระบุประเภทของปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า (identifying power quality problem) ว่าเป็นปัญหาประเภทใด เพื่อนำไปสู่การค้นหาสาเหตุของปัญหา และสุดท้ายคือการหาแนวทางแก้ไขปัญหาที่เหมาะสมกับปัญหานั้น ๆ

3) กำจัดหรือลดแหล่งกำเนิดของปัญหา ในบางกรณีระบบส่งจ่ายกำลังไฟฟ้า และระบบจำหน่ายไฟฟ้า อาจทำหน้าที่เป็นแหล่งกำเนิดปัญหา เช่น ฮาร์มอนิก ปัญหาในภาวะชั่วครู่ แรงดันตกชั่วขณะ หรือไฟกระพริบ จากผู้ใช้ไฟรายหนึ่งไปสู่ผู้ใช้ไฟรายอื่น ๆ ยกตัวอย่างเช่น ในโรงงานเดียวกันอาจมีโหลดที่มีความไวต่อปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า และโหลดที่เป็นแหล่งกำเนิดปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าต่ออยู่ในวงจรเดียวกัน วิธีการแก้ปัญหาคือ การย้ายโหลดที่มีความไวต่อปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าไปต่อกับวงจรอื่น ๆ แทน เป็นต้น

4) ติดตั้งอุปกรณ์แก้ไขปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า เช่น ตัวดูดซับแรงดันเสิร์จ (surge suppressors) ตัวกรองสัญญาณรบกวน (noise filters) หม้อแปลงแยกกลุ่มโหลด (shielded isolation transformers) รีแอกเตอร์ปรับแรงดัน (low-voltage reactors) ตัวยกระดับแรงดันในสายป้อน (line-voltage regulators) เครื่องกำเนิดไฟฟ้า (generator) การติดตั้งสวิตซ์ตัดตอนในสายป้อน (dual feeders with static transfer) แหล่งจ่ายไฟสำรอง (uninterruptible power supplies : UPS) และตัวกรองฮาร์มอนิก (harmonic filters) เป็นต้น

ตารางที่ 3.11 สาเหตุและวิธีการแก้ไขปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า (Melhorn and McGrangham, 1995)

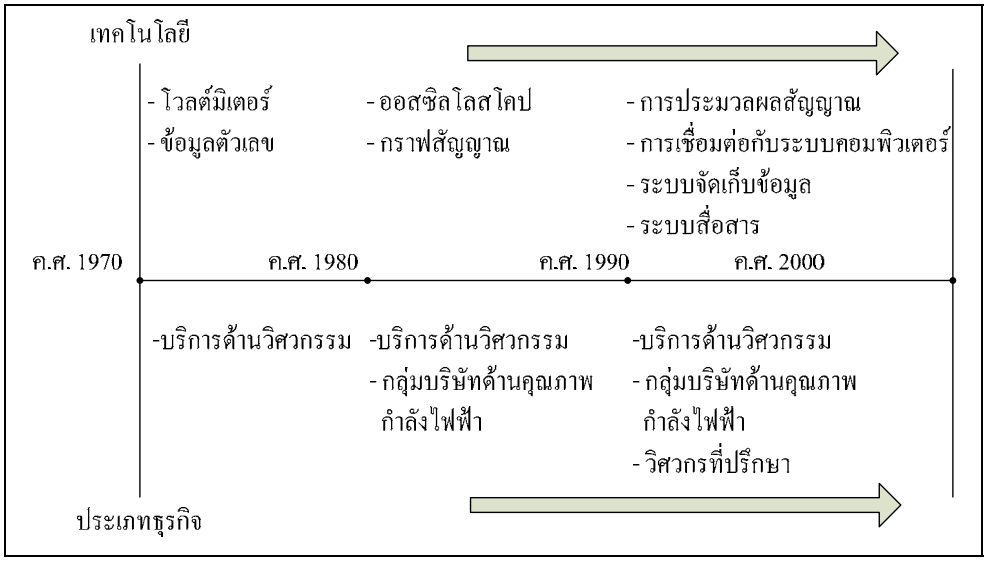
ประเภทของปัญหา	สาเหตุของปัญหา	การแก้ไขปัญหา
การรบกวนชั่วครู่แบบอิมพัลส์ (impulsive transient)	- ฟ้าผ่า - การสับสวิตช์โหลด	- กับดักเสิร์จ - ตัวกรอง
การรบกวนชั่วครู่แบบแกว่งกวัด (oscillatory transient)	- การสับสวิตช์ตัวเก็บประจุกำลัง - การสับสวิตช์โหลด	- กับดักเสิร์จ - ตัวกรอง
แรงดันตกชั่วขณะ แรงดันเกินชั่วขณะ (sags / swells)	- ความผิดพร่องในสายส่ง - การเริ่มเดินเครื่องโหลดขนาดใหญ่	- หม้อแปลงรักษาแรงดัน - แหล่งจ่ายไฟสำรอง (UPS)
ไฟฟ้าดับ (interruption)	- ระบบป้องกันไฟฟ้า - การบำรุงรักษา	- เครื่องกำเนิดไฟฟ้าสำรอง - แหล่งจ่ายไฟสำรอง
แรงดันตก / แรงดันเกิน (undervoltages / overvoltages)	- การเริ่มเดินเครื่องของโหลดขนาดใหญ่ - การเพิ่มขึ้นหรือลดลงของโหลดอย่างรวดเร็ว	- ตัวควบคุมแรงดัน - หม้อแปลงรักษาแรงดัน

ตารางที่ 3.11 สาเหตุและวิธีการแก้ไขปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า (ต่อ)

ประเภทของปัญหา	สาเหตุของปัญหา	การแก้ไขปัญหา
ฮาร์มอนิก (harmonics)	- โหลดชนิดไม่เชิงเส้น	- ตัวกรองแอกทีฟ หรือ พาสซีฟ
ไฟกระพริบ (voltage flicker)	- การเริ่มเดินเครื่องของโหลดขนาดใหญ่ - การเพิ่มขึ้นหรือลดลงของโหลดอย่างรวดเร็ว	- รีแอกเตอร์ปรับแรงดัน

3.5 การเฝ้าตรวจปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า

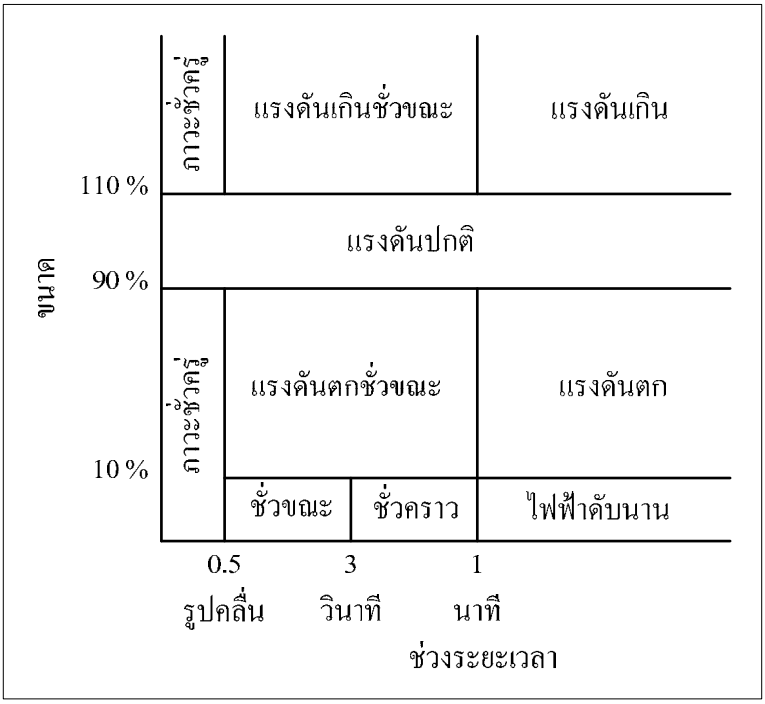
การเฝ้าตรวจปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า (power quality problem monitoring) เป็นขั้นตอนแรกในการศึกษาและแก้ไขปัญหา จากรูปที่ 3.10 แสดงพัฒนาการของการเฝ้าตรวจปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า Bollen (2000) เริ่มตั้งแต่การใช้โวลต์มิเตอร์ (voltmeter) เป็นเครื่องมือในการตรวจวัด จนกระทั่งมีการนำออสซิลโลสโคป (oscilloscope) มาตรวจวัดเพื่อแสดงผลเป็นรูปคลื่นสัญญาณ และปัจจุบันได้มีการนำความรู้ด้านการประมวลผลสัญญาณดิจิตอล (digital signal processing) เข้ามาร่วมกับเทคโนโลยีคอมพิวเตอร์ทำให้การเก็บรวบรวมข้อมูลของสัญญาณเพื่อนำมาวิเคราะห์และจำแนกปัญหา



รูปที่ 3.10 วิวัฒนาการของการเฝ้าตรวจปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า

ในการวิเคราะห์สัญญาณที่ได้จากการเฝ้าตรวจปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า สามารถจำแนกวิธีวิเคราะห์ได้ 2 ประเภท โดยแบ่งตามการเปลี่ยนแปลงของรูปคลื่นแรงดันไฟฟ้า Kennedy (2000) ได้แก่ การเปลี่ยนแปลงของขนาดแรงดันไฟฟ้า (magnitude variation) และการเบี่ยงเบนของความถี่แรงดันไฟฟ้า (frequency deviation)

วิธีวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงของขนาดแรงดันไฟฟ้า หรือการหาขนาดของแรงดันไฟฟ้าใช้สำหรับเฝ้าตรวจปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าที่มีการเปลี่ยนแปลงของขนาดแรงดันไฟฟ้าได้แก่ ปัญหาอิมพัลส์ การแกว่งกวัด แรงดันตก แรงดันเกิน แรงดันตกชั่วขณะ แรงดันเกินชั่วขณะ และไฟฟ้าดับ เป็นต้น ซึ่งการแบ่งประเภทปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าแสดงดังรูปที่ 3.11 Bollen (2000)



รูปที่ 3.11 ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าตามขนาดของแรงดัน มาตรฐาน IEEE Std 1159-1995

จากรูปที่ 3.11 พบว่าช่วงขนาดแรงดัน 90-100% ของแรงดันปกติ จะจัดอยู่ในเกณฑ์ของแรงดันใช้งานปกติ ถ้าแรงดันสูงหรือต่ำกว่าแรงดันใช้งานปกติ ภายในช่วงระยะเวลา 0.5 ลูกคลื่น จะจัดอยู่ในเกณฑ์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ (transient) ส่วนถ้าแรงดันสูงหรือต่ำกว่าแรงดันใช้งานปกติภายในช่วงระยะเวลา 0.5 ลูกคลื่น ถึง 1 นาที เรียกว่าปัญหาประเภทแรงดันตกชั่วขณะหรือแรงดันเกินชั่วขณะ หากช่วงระยะเวลาของแรงดันสูงหรือต่ำกว่าแรงดันใช้งานปกติอยู่ภายในช่วงระยะเวลาเกิน 1 นาที เรียกว่าปัญหาประเภทแรงดันเกิน หรือแรงดันต่ำเกิน และถ้า

แรงดันมีค่าอยู่ระหว่าง 0-10% ของแรงดันใช้งานปกติเป็นระยะเวลานานกว่า 1 นาที เรียกว่าปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าประเภทไฟฟ้าดับ

ส่วนการวิเคราะห์การเบี่ยงเบนของความถี่ จะใช้สำหรับการเฝ้าตรวจปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าที่มีความถี่เปลี่ยนแปลงไปจากความถี่หลักมูลของระบบไฟฟ้า ได้แก่ ปัญหาฮาร์มอนิก อินเตอร์ฮาร์มอนิก และดีซีออฟเซต เป็นต้น

ดังนั้น การวิเคราะห์สัญญาณที่ได้จากการเฝ้าตรวจปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า เป็นสิ่งที่มีความสำคัญ เพราะ ได้ข้อมูลขนาดของแรงดันเทียบกับเวลา ซึ่งสามารถนำไปใช้ในการหาสาเหตุของปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า เพื่อหาแนวทางป้องกันและแก้ไขปัญหา โดยทำการเปรียบเทียบช่วงเวลาการเกิดปัญหาของสัญญาณที่คำนวณได้ กับกิจกรรมในระบบไฟฟ้าที่เกิดขึ้นในช่วงเวลานั้น ๆ นอกจากนี้ยังสามารถนำข้อมูลที่ได้ไปใช้ในการออกแบบป้องกันอุปกรณ์ เช่น ออกแบบติดตั้งตัวชดเชยค่ารีแอคทีฟ (static VAR compensator) เพื่อยกระดับแรงดันให้มีขนาดที่เหมาะสมกับปัญหาแรงดันตกที่เกิดขึ้นกับระบบไฟฟ้าสำหรับอุปกรณ์ที่ต้องการแรงดันสม่ำเสมอ หรือนำไปใช้ในการออกแบบตัวอุปกรณ์ให้มีความทนทานเหมาะสมกับคุณภาพกำลังไฟฟ้า เป็นต้น

3.6 ความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับภาวะชั่วครู่ในระบบไฟฟ้ากำลัง

การเปลี่ยนแปลงทันทีทันใดในระบบไฟฟ้ากำลัง พลังงานจะมีการเปลี่ยนแปลงระหว่างวงจรของความเหนี่ยวนำ (inductance) และความจุไฟฟ้า (capacitance) แต่การเปลี่ยนแปลงของพลังงานนี้เกิดขึ้นทันทีทันใดไม่ได้ ต้องใช้ช่วงเวลาหนึ่ง เรียกว่า ช่วงเวลาชั่วครู่ (transient time) เช่น เมื่อสวิตช์ในวงจรไฟฟ้าเปิดหรือปิด ทำให้เกิดการสวิตชิงชั่วครู่ (switching transient) ขึ้นในวงจรที่ประกอบด้วยความเหนี่ยวนำและความจุไฟฟ้า ส่งผลให้เกิดการออสซิเลท ในช่วงเวลาชั่วครู่ ส่งผลทำให้เกิดแรงดันเกินในระบบไฟฟ้า

3.6.1 สาเหตุของการเกิดปัญหาภาวะชั่วครู่

1) เสิร์จฟ้าผ่า (lightning surge) ฟ้าผ่าประกอบด้วย อิมพัลส์ (impulse) ของกระแสซึ่งมีขนาดสูงของหน่วยหลายร้อยกิโลแอมแปร์ (kA) โดยเกิดขึ้นในช่วงเวลาไมโครวินาที ก่อนที่จะค่าลดลง เสิร์จฟ้าผ่าเกิดจากฟ้าผ่าลงบนสายส่งโดยตรง (direct stroke) บนเฟสของสายส่ง หรือจากการวาบไฟตามผิวตีกลับ (back flashover) ซึ่งข้อมูลเกี่ยวกับเสิร์จฟ้าผ่าจะสามารถนำไปหาค่าอัตราการขาดพลังงาน (line outage rate) และหาระดับของฉนวนไฟฟ้าของอุปกรณ์ภายในสถานีไฟฟ้า รวมถึงการเลือกขนาดและตำแหน่งติดตั้งกับดักฟ้าผ่า

2) สวิตชิงเสิร์จ (switching surge) ในระบบที่มีแรงดันสูงกว่า 300 kV การออกแบบเลือกฉนวนของอุปกรณ์ไฟฟ้าต้องคำนึงถึงสวิตชิงเสิร์จ ซึ่งแบ่งได้ดังนี้

2.1) การกระตุ้นสายส่ง (line energization) รูปร่างและลักษณะของแรงดันเกินในกรณีของการกระตุ้นสายส่งขึ้นอยู่กับอิมพีแดนซ์ (impedance) ของสายส่ง ชนิดของแหล่งกำเนิดไฟฟ้า และตำแหน่งของการทำงานของอุปกรณ์ตัดตอน เช่น เซอร์กิตเบรกเกอร์ องค์ประกอบความถี่ของสวิตชิงเสิร์จอยู่ในช่วงหลายร้อยกิโลเฮิรตซ์ และช่วงเวลาอยู่ระหว่าง 10 - 40 มิลลิวินาที

2.2) แรงดันฟื้นตัวชั่วครู่ (transient recovery voltage) เกิดจากเซอร์กิตเบรกเกอร์ตัดกระแสไฟฟ้าขณะเกิดการลัดวงจร ซึ่งจะเกิดแรงดันชั่วครู่ (transient voltage) ขึ้นที่ขั้วทั้งสองของเซอร์กิตเบรกเกอร์ ช่วงเวลาการเกิดอยู่ในช่วงสิบถึงหลายร้อยไมโครวินาที

2.3) การสวิตชิงของขดลวดเหนี่ยวนำและหม้อแปลง (reactor and transformer switching) โดยการกระตุ้น (energize) อุปกรณ์ที่มีแกนเหล็กสามารถทำให้เกิดการอิ่มตัวและกระแสพุ่งเข้า (inrush current) ซึ่งมีองค์ประกอบของความถี่ตั้งแต่ 50 Hz ถึงหลายร้อยกิโลเฮิรตซ์ การปลดอุปกรณ์เหล่านี้สามารถทำให้เกิดภาวะชั่วครู่ที่มีความถี่สูงขึ้น

2.4) การสวิตชิงตัวเก็บประจุ (capacitor bank switching) โดยการกระตุ้นตัวเก็บประจุหรือการปิดซ้ำของเซอร์กิตเบรกเกอร์ระหว่างช่วงเวลากระตุ้นและปลด ส่งผลทำให้เกิดกระแสพุ่งเข้าที่มีขนาดและความถี่เป็นกิโลเฮิรตซ์ (วิชัย จิวรานันตกุล, 2530)

3.6.2 ประเภทของภาวะชั่วครู่ในระบบไฟฟ้ากำลัง

การวิเคราะห์ปัญหาภาวะชั่วครู่ในระบบไฟฟ้า เพื่อศึกษาแรงดันเกินนั้น แบบจำลองของอุปกรณ์ต้องให้เหมาะสมกับความถี่ของภาวะชั่วครู่ที่ศึกษา การประมาณแถบความถี่สำหรับภาวะชั่วครู่ชนิดต่าง ๆ แสดงดังตารางที่ 3.12 Ardito, (1985)

ตารางที่ 3.12 การประมาณแถบความถี่สำหรับภาวะชั่วครู่ประเภทต่าง ๆ

ประเภทของภาวะชั่วครู่	แถบความถี่ (frequency band)
การกระตุ้นหม้อแปลง (transformer energization)	0.1 Hz – 3 kHz
การละโหลด (load rejection)	0.1 Hz – 3 kHz
การกำจัดความผิดพร่อง (fault clearing)	10 Hz – 3 kHz
การกระตุ้นสายส่ง (line energization)	3 Hz – 15 kHz
แรงดันฟื้นตัวชั่วครู่ (transient recovery voltage)	10 Hz – 30 kHz

ตารางที่ 3.12 การประมาณแถบความถี่สำหรับภาวะชั่วครู่ประเภทต่าง ๆ (ต่อ)

ประเภทของภาวะชั่วครู่	แถบความถี่ (frequency band)
การเกิดความผิดพร่อง (fault inception)	10 Hz – 30 kHz
การปิดซ้ำของเซอร์กิตเบรกเกอร์ (restrike of circuit breaker)	10 Hz – 30 kHz
การปิดซ้ำหลายครั้งของเซอร์กิตเบรกเกอร์ (multiple restrike of circuit breaker)	10 Hz – 3 MHz
เสิร์จฟ้าผ่าหรือความผิดพร่องในสถานีไฟฟ้า (lightning surges or fault in station)	5 kHz – 3 MHz

เมื่อเกิดปัญหาภาวะชั่วครู่ในระบบไฟฟ้ากำลังจะส่งผลให้เกิดแรงดันเกิน ซึ่งเป็นสาเหตุสำคัญที่ทำให้เกิดความเสียหายต่อระบบไฟฟ้า แรงดันเกินที่เกิดขึ้นทั่วไปสามารถแบ่งได้ 2 ประเภท คือ แรงดันเกินภายนอก (external overvoltages) ได้แก่ แรงดันเกินฟ้าผ่า (lightning overvoltage) มีสาเหตุจากปรากฏการณ์ฟ้าผ่าตามธรรมชาติ จึงไม่ขึ้นอยู่กับแรงดันของระบบไฟฟ้า สำหรับประเภทที่สองคือ แรงดันเกินภายใน (internal overvoltages) ได้แก่ แรงดันเกินสวิตชิง (switching overvoltage) เกิดขึ้นในช่วงสั้นมีลักษณะเป็นภาวะชั่วครู่หน่วง (damping transient) และแรงดันเกินชั่วคราว (temporary overvoltage) ซึ่งมีลักษณะเป็นการแกว่งกวัดที่ความถี่พลังงานหรือเป็นฮาร์มอนิก โดยขนาดของแรงดันเกินจะขึ้นอยู่กับแรงดันพิกัดของระบบไฟฟ้า

จากแถบความถี่ของปัญหาภาวะชั่วครู่ประเภทต่าง ๆ ในตารางที่ 3.12 สามารถจัดเป็นกลุ่มตามลักษณะของแรงดันเกินได้ดังข้อมูลในตารางที่ 3.13

ตารางที่ 3.13 ชนิดของแรงดันเกินที่สัมพันธ์กับแถบความถี่

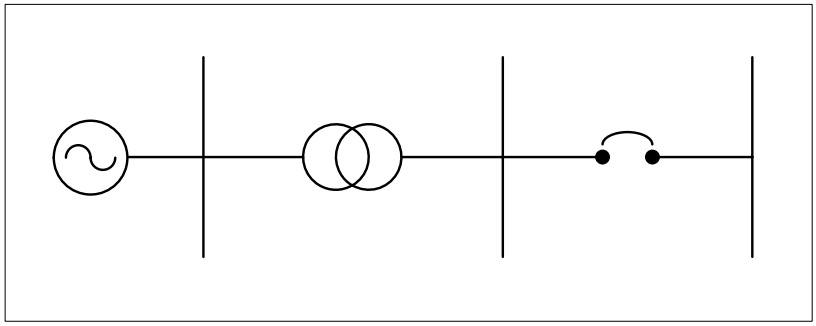
ชนิดของแรงดันเกิน	แถบความถี่
แรงดันเกินฟ้าผ่า (lightning overvoltage)	5 kHz – 3 MHz
แรงดันเกินสวิตชิง (switching overvoltage)	3 Hz – 30 kHz
แรงดันเกินชั่วคราว (temporary overvoltage)	0.01 Hz – 5 kHz

3.6.3 ตัวอย่างวงจรการเกิดปัญหาในภาวะชั่วครู่

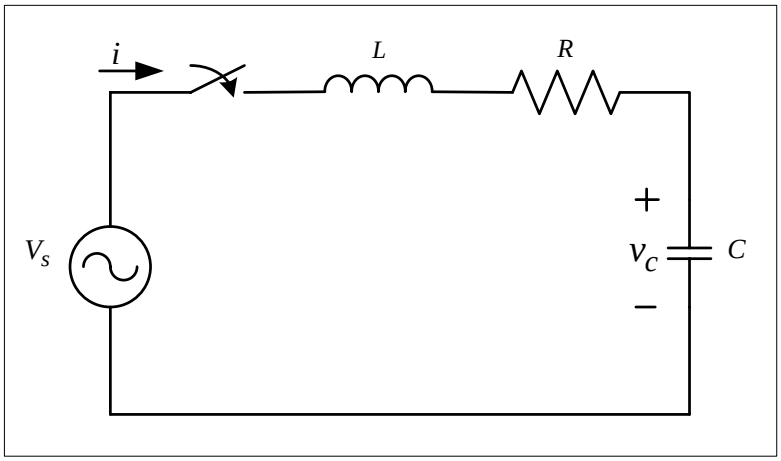
ปัญหาภาวะชั่วครู่ในระบบไฟฟ้ากำลัง เกิดขึ้นจากการเปลี่ยนแปลงทันทีทันใดในวงจร เช่น การปิดวงจรหรือปลดเซอร์กิตเบรกเกอร์ การลัดวงจร หรือการเกิดฟ้าผ่า เป็นต้น สำหรับตัวอย่างการแทนวงจรในภาวะชั่วครู่ มีดังนี้ (Greenwood, 1991)

1) การเกิดภาวะชั่วครู่ขณะปิดเซอร์กิตเบรกเกอร์ของสายส่งที่ไม่ต่อโหลด

ไดอะแกรมเส้นเดียวของวงจรสายส่งที่ไม่ต่อโหลด แสดงดังรูปที่ 3.12 โดยพิจารณาแทนหม้อแปลงด้วยความเหนี่ยวนำรั่วไหล และแทนสายส่งด้วยตัวเหนี่ยวนำ (L) และตัวเก็บประจุ (C) ต่อลงกราวด์ โดยการทำงานของสวิตช์เกิดที่เวลา T วินาที ตัวต้านทาน (R) ซึ่งเป็นผลรวมของความต้านทานอนุกรมทั้งหมดของหม้อแปลงและสายส่ง



รูปที่ 3.12 ไดอะแกรมเส้นเดียวของวงจรสายส่งที่ไม่มีโหลด



รูปที่ 3.13 วงจรในภาวะชั่วครู่ขณะปิดวงจรของเซอร์กิตเบรกเกอร์

กำหนดให้ $V_s(t) = V_s \sin(\omega(t+T)) \lhd$ โดย ω คือ ความถี่ของแหล่งกำเนิดแรงดัน พิจารณารูปที่ 3.13 จากกฎ Kirchhoff's voltage law (KVL) จะได้

$$V_s(t) = Ri(t) + L\frac{di(t)}{dt} + \frac{1}{C}\int i(t)dt \tag{3.1}$$

ทำการแก้สมการที่ 3.1 เพื่อหาค่าแรงดันตกคร่อมตัวเก็บประจุ จะได้

$$v_c(t) = v_c \sin(\omega t + \omega t - \theta) + Ae^{-\alpha t}\sin(\omega_1 t + \beta) \tag{3.2}$$

เมื่อ $\theta = tan^{-1}\dfrac{-R}{\omega L - 1/\omega C}$

$$v_c = \frac{V_s}{\omega C\sqrt{R^2 + (\omega L - 1/\omega C)^2}} \tag{3.3}$$

$$A = -v_c\frac{\sin(\omega T - \theta)}{\sin\beta} \tag{3.4}$$

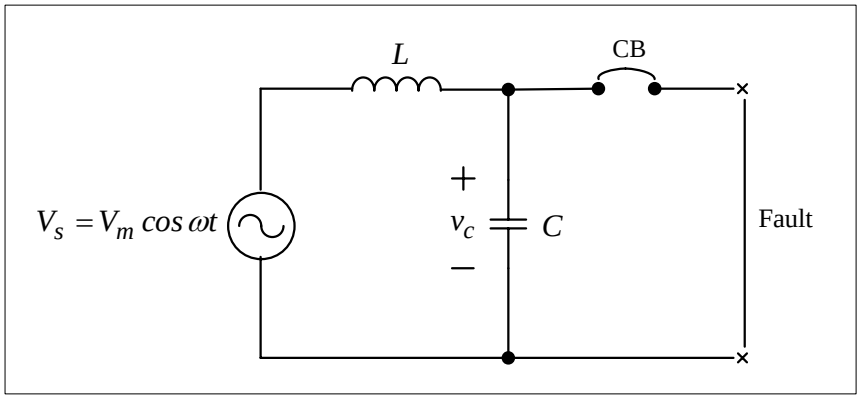
$$\beta = tan^{-1}\frac{\omega_1 \sin(\omega T - \theta)}{\omega\cos(\omega T - \theta) + \alpha\sin(\omega T - \theta)} \tag{3.5}$$

$$\alpha = \frac{R}{2L} \tag{3.6}$$

$$\omega_1 = \sqrt{\frac{1}{LC} - \alpha^2} = 2\pi f_1 \tag{3.7}$$

2) การเกิดภาวะชั่วครู่ขณะทำการตัดกระแสลัดวงจร

การเปิดเซอร์กิตเบรกเกอร์เพื่อตัดกระแสลัดวงจร จะทำให้แรงดันฟื้นตัวชั่วครู่ (transient recovery voltage) เกิดขึ้น



รูปที่ 3.14 วงจรในภาวะชั่วครู่ขณะเปิดวงจรของเซอร์กิตเบรกเกอร์

จากรูปที่ 3.14 จะได้สมการของวงจรอันดับสอง ดังสมการที่ (3.8)

$$\frac{d^2 v_c}{dt^2} + \frac{v_c}{LC} = \frac{V_m}{LC} \cos \omega t \tag{3.8}$$

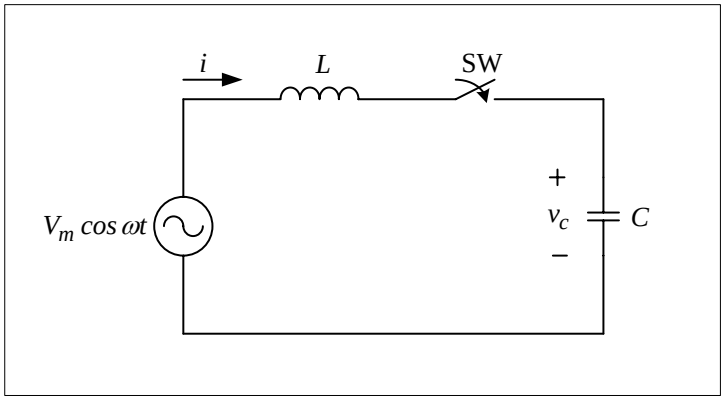
ทำการแก้สมการที่ (3.8) เพื่อหาค่าแรงดันแรงดันฟื้นตัวชั่วครู่ตกคร่อมตัวเก็บประจุ จะได้

$$v_c(t) = \frac{\omega_0^2}{\omega_0^2 - \omega^2} V_m (\cos \omega t - \cos \omega_0 t) \tag{3.9}$$

เมื่อ $\omega_0^2 = \frac{1}{LC}$

3) การเกิดภาวะชั่วครู่ขณะทำการปิดวงจรตัวเก็บประจุ

วงจรการเกิดภาวะชั่วครู่ขณะทำการปิดวงจรตัวเก็บประจุแสดงดังรูปที่ 3.15



รูปที่ 3.15 วงจรในภาวะชั่วครู่ขณะปิดวงจรตัวเก็บประจุ

จากกฎ Kirchhoff's voltage law (KVL) จะได้สมการ

$$V_m \cos \omega t = L\frac{di}{dt} + v_c \tag{3.10}$$

$$V_m \cos \omega t - v_c = L\frac{di}{dt} \tag{3.11}$$

ทำการแก้สมการที่ (3.11) จะได้ค่ากระแสพุ่งเข้าขณะปิดวงจรตัวเก็บประจุดังสมการที่ (3.12)

$$i(t) = \frac{V_m - v_c(0)}{L\omega_0} \sin \omega_0 t \tag{3.12}$$

และได้ค่าแรงดันตกคร่อมตัวเก็บประจุ ดังสมการที่ (3.13)

$$v_c = v_c(0) + \frac{1}{C}\int_0^t (V_m - v_c(0))\sqrt{\frac{C}{L}} \sin \omega_0 t dt \tag{3.13}$$

โดยที่ $v_c(0)$ คือ แรงดันตกคร่อมตัวเก็บประจุขณะปลดสวิตช์

3.7 แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของรูปแบบปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า

ในการตรวจจับและจำแนกการรบกวนคุณภาพกำลังไฟฟ้า จำเป็นต้องมีการวิเคราะห์สัญญาณที่ได้จากการตรวจวัด และข้อมูลจากการจำลองรูปแบบปัญหาโดยใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ เช่น โปรแกรม ATP/EMTP PSCAD/EMTDC PSPICE และ โปรแกรม MATLAB เป็นต้น โดย Panigrahi and Pandi (2009); Janik and Lobos (2006); Yuan, Kong, and Zhang (2009) ได้นำเสนอแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของรูปแบบปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า เพื่อใช้ในการจำลองโดยใช้โปรแกรม MATLAB ดังแสดงในตารางที่ 3.14

ตารางที่ 3.14 แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของรูปแบบปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า

รูปแบบ	แบบจำลองทางคณิตศาสตร์	ตัวแปรควบคุม
สัญญาณไซน์	$v(t) = sin(\omega t)$	Amplitude = 0.95 - 1.0 Frequency = 50 Hz
แรงดันตกชั่วขณะ	$v(t) = (1 - \alpha_{ss}(u(t_2) - u(t_1)))sin(\omega t)$	$0.1 \le \alpha_{ss} \le 0.9$ $T \le t_2 - t_1 \le 9T$
แรงดันเกินชั่วขณะ	$v(t) = (1 + \alpha_{sw}(u(t_2) - u(t_1)))sin(\omega t)$	$0.1 \le \alpha_{sw} \le 0.8$ $T \le t_2 - t_1 \le 9T$
ไฟฟ้าดับ	$v(t) = (1 - \alpha(u(t_2) - u(t_1)))sin(\omega t)$	$0.9 \le \alpha \le 1$ $T \le t_2 - t_1 \le 9T$
ฮาร์มอนิก	$v(t) = (\alpha_{h1} sin(\omega t) + \alpha_{h3} sin(3\omega t) + ... \alpha_{h7} sin(7\omega t))$	Harmonic order = 3, 5, 7 $0.05 \le \alpha_{h_3}, \alpha_{h_5}, \alpha_{h_7} \le 0.15$ $\sum \alpha_i^2 = 1$
อิมพัลส์	$v(t) = sin(\omega t) + a.\delta(t - t_0)$	$a.\delta(t - t_0)$ = impulse signal
การแกว่งกวัด	$v(t) = sin(\omega t) + \alpha_{osc} exp(-(t - t_1)/... \tau_{osc})).sin(2\pi f_{osc} t).$ $...(u(t_2) - u(t_1))$	α_{osc} = initial amplitude = 0.1-0.8 τ_{osc} = 0.008 – 0.04 s f_{osc} = 100 – 5,000 Hz $0 \le t_2 - t_1 \le 2T$

ในการศึกษาวิจัยนี้ จะใช้รูปแบบทางคณิตศาสตร์ของปัญหาคุณภาพไฟฟ้าในตารางที่ 3.14 เป็นข้อมูลสำหรับการวิเคราะห์การรบกวนคุณภาพกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่

3.8 สรุป

ในบทนี้เป็นการนำเสนอข้อมูลเกี่ยวกับปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า เพื่อให้ทราบถึงความหมาย สาเหตุ ผลกระทบของปัญหา ประเภทของปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995 การแก้ไขปัญหา การเฝ้าตรวจปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า ตลอดจนความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับภาวะชั่วครู่ในระบบไฟฟ้ากำลัง เพื่อเป็นข้อมูลในการศึกษาวิจัย โดยเฉพาะอย่างยิ่งปัญหาในภาวะชั่วครู่ ซึ่งประกอบด้วยการรบกวนชั่วครู่แบบอิมพัลส์ และแบบแกว่งกวัด นอกจากนี้ยังได้นำเสนอแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของรูปแบบปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าประเภทต่าง ๆ เพื่อเป็นข้อมูลสำหรับการศึกษาวิจัยต่อไป

บทที่ 4
การประมวลผลสัญญาณและเครือข่ายประสาทเทียม

4.1 บทนำ

สัญญาณต่าง ๆ ได้ถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์ เช่น การสั่นสะเทือนของแผ่นดิน เสียงพูดของมนุษย์ การสั่นของเครื่องยนต์ สัญญาณรบกวนคุณภาพกำลังไฟฟ้า และการขจัดสัญญาณรบกวน เป็นต้น ในการวิเคราะห์สัญญาณต่าง ๆ จำเป็นต้องใช้ทฤษฎีทางคณิตศาสตร์เป็นเครื่องมือสำหรับอธิบายลักษณะโดยทั่วไปของสัญญาณ ซึ่งมีความสำคัญต่องานวิจัยด้านการประมวลผลสัญญาณ (signal processing) ในบทนี้เป็นการอธิบายทฤษฎีพื้นฐานในการวิเคราะห์สัญญาณ ได้แก่ การแปลงเวฟเล็ต การแปลงมัลติเวฟเล็ต ซึ่งเป็นวิธีทางคณิตศาสตร์ขั้นสูงที่มีประสิทธิภาพในการวิเคราะห์สัญญาณ นอกจากนี้ยังได้อธิบายเกี่ยวกับทฤษฎีเกี่ยวกับเครือข่ายประสาทเทียม (artificial neural network) เพื่อเป็นข้อมูลพื้นฐานที่สำคัญในการวิจัย

4.2 การแปลงเวฟเล็ต

การแปลงเวฟเล็ต (wavelet transform : WT) เป็นเทคนิคที่ได้รับการพัฒนามาจากการแปลงฟูริเยร์ช่วงเวลาสั้น (STFT) ซึ่งเป็นการปรับเปลี่ยนขนาดหน้าต่าง (windows) กล่าวคือ สามารถปรับเปลี่ยนช่วงเวลาให้เหมาะสมกับช่วงความถี่ที่จะวิเคราะห์ โดยสัญญาณความถี่สูงจะมีช่วงเวลาในการวิเคราะห์น้อยลง ขณะที่สัญญาณความถี่ต่ำลงจะมีช่วงเวลาในการวิเคราะห์กว้าง การแปลงเวฟเล็ตใช้แนวคิดการวิเคราะห์สัญญาณแบบหลายระดับความละเอียด (multiresolution analysis) โดยการแปลงสัญญาณเป็นคลื่นขนาดเล็กที่มีพลังงานจำกัด จึงเหมาะสำหรับการวิเคราะห์สัญญาณในภาวะชั่วครู่ และมีการเปลี่ยนแปลงตามเวลา ซึ่งแตกต่างจากการแปลงฟูริเยร์ตรงที่รูปสัญญาณไซน์หรือโคไซน์จะมีพลังงานไม่จำกัด

พิจารณาสัญญาณ $f(t)$ ให้อยู่ในรูปการแตกกระจายเชิงเส้น ดังสมการที่ (4.1)

$$f(t) = \sum_{l} a_l \psi_l(t) \tag{4.1}$$

โดยที่ $f(t)$ คือ สัญญาณใด ๆ

a_l คือ สัมประสิทธิ์จำนวนจริง

$\psi_l(t)$ คือ ฟังก์ชันมูลฐานของ $f(t)$

l คือ จำนวนเต็มใด ๆ

จากสมการที่ (4.1) ถ้าฟังก์ชันมูลฐานของ $f(t)$ มีคุณสมบัติเชิงตั้งฉาก (orthogonal) จะได้

$$\langle \psi_k(t), \psi_l(t) \rangle = \int \psi_k(t)\psi_l(t)dt, \qquad k \neq l \tag{4.2}$$

โดยจะสามารถคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์ได้ดังสมการที่ (4.3)

$$a_k = \langle f(t), \psi_k(t) \rangle = \int f(t)\psi_k(t)dt \tag{4.3}$$

ในการแปลงฟูริเยร์ ฟังก์ชันมูลฐานที่มีคุณสมบัติเชิงตั้งฉาก คือ ฟังก์ชันไซน์ และโคไซน์ ดังนั้นคุณสมบัติเด่น ๆ ของเวฟเล็ต สรุปได้ดังนี้

1) เวฟเล็ต เป็นเซตที่ใช้อธิบายสัญญาณหรือฟังก์ชันที่มีหนึ่งมิติหรือสูงกว่าขึ้นไปถ้า เวฟเล็ต คือ $\psi_{j,k}(t)$ โดยที่ $j,k = 1, 2, 3, \ldots$ ดังนั้นสามารถแสดงในรูปการกระจายเชิงเส้น ดังสมการที่ (4.4)

$$f(t) = \sum_k \sum_j a_{j,k}\psi_{j,k}(t) \tag{4.4}$$

โดยที่ $\psi_{j,k}(t)$ คือ ฟังก์ชันมูลฐานของ $f(t)$ ที่ตำแหน่ง j,k

$a_{j,k}(t)$ คือ สัมประสิทธิ์การกระจายของ $f(t)$ ที่ตำแหน่ง j,k

j,k คือ จำนวนเต็มบวกใด ๆ

2) เวฟเล็ตสามารถกระจายสัญญาณให้อยู่ในรูปของ time-frequency location ซึ่งพลังงานของสัญญาณส่วนใหญ่จะแสดงอยู่ในรูปของสัมประสิทธิ์การกระจาย $a_{j,k}$ เพียงไม่กี่ค่า ซึ่งเป็นผลดีในการบีบอัดข้อมูล การลดสัญญาณรบกวน และการตรวจจับสัญญาณ

3) การคำนวณสัมประสิทธิ์เวฟเล็ต สำหรับการแปลงเวฟเล็ตใช้การคำนวณเท่ากับ $O(N)$ หมายความว่า จำนวนของการคำนวณจะเพิ่มขึ้นเป็นเชิงเส้น เมื่อสัญญาณมีความยาวมากขึ้น โดยทั่วไปการแปลงเวฟเล็ตจะใช้การคำนวณเทียบเท่ากับการแปลงฟูริเยร์แบบเร็ว (FFT)

จากสมการที่ (4.1) ข้อมูลที่ได้จากการแปลงฟูริเยร์จะปรากฏตลอดย่านความถี่ $-\infty$ ถึง $+\infty$ ดังนั้นเมื่อเกิดการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณอินพุตใด ๆ ในช่วงเวลาสั้น ๆ จะส่งผลกระทบไปตลอดย่านของสเปกตรัม $F(w)$ ซึ่งเป็นการแสดงให้เห็นว่า การแปลงฟูริเยร์ให้ข้อมูลจำนวนมากเกินความจำเป็น นอกจากนี้สมการฟูริเยร์ไม่สามารถวิเคราะห์สัญญาณเฉพาะช่วงใด ๆ ได้ ถ้าสัญญาณอินพุตเป็นสัญญาณไม่นิ่ง (non-stationary signal) หากใช้การแปลงฟูริเยร์จำเป็นต้องต้องทำการคำนวณใหม่ ทำให้สิ้นเปลืองเวลาเป็นอย่างมาก ดังนั้นการแปลงฟูริเยร์จึงเหมาะสำหรับสัญญาณนิ่ง (stationary signal)

การแปลงกาบอร์ (Gabor transform) เป็นวิธีการที่พัฒนาขึ้นเพื่อปรับปรุงข้อจำกัดของการแปลงฟูริเยร์ ซึ่งเป็นการแปลงฟูริเยร์ที่สามารถกำหนดช่วงเวลาและความถี่ได้ โดยอาศัยฟังก์ชันหน้าต่าง (window function) ที่เป็นฟังก์ชันเกาส์เซียน (Gaussian function) จากสมการที่ (4.1) จะได้

$$G_{a,b}(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-j\omega t}\ f(t) g_a(t-b)\, dt \tag{4.5}$$

โดยที่ $G_{a,b}(\omega)$ คือ การแปลงกาบอร์ที่ความถี่ a และตำแหน่ง b

$f(t)$ คือ สัญญาณ ณ เวลา t ใด ๆ

ω คือ ความถี่ใด ๆ

a คือ ความถี่ที่ต้องการในการวิเคราะห์สัญญาณ

b คือ ตำแหน่งที่ต้องการในการวิเคราะห์สัญญาณ

โดยที่ฟังก์ชันเกาส์เซียน หาได้จากสมการที่ (4.6)

$$g_a(t) = \frac{1}{2\sqrt{a\pi}} e^{\frac{-t^2}{4a}} \tag{4.6}$$

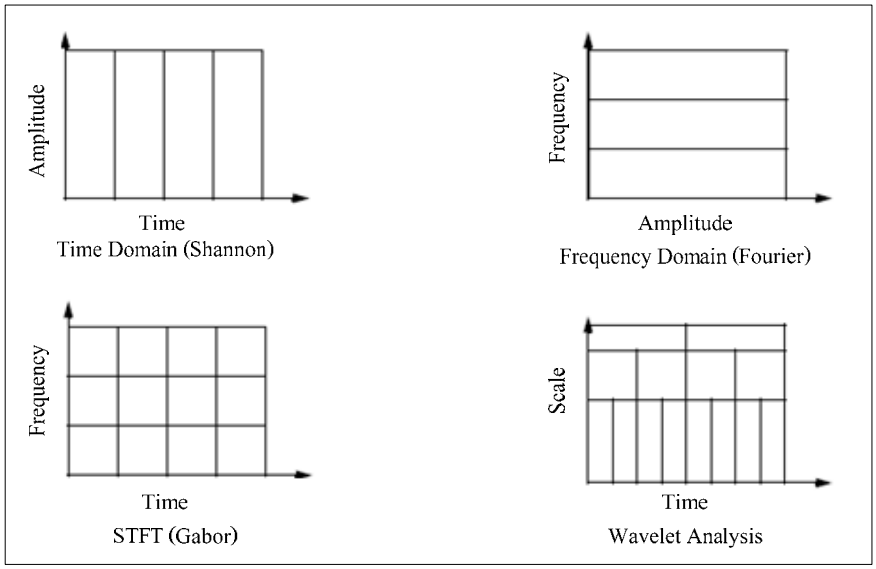
สำหรับวิธีการแปลงกาบอร์ สามารถเลือกความถี่ในการวิเคราะห์สัญญาณได้โดยการกำหนดค่าพารามิเตอร์ a และเลือกตำแหน่งการวิเคราะห์สัญญาณโดยกำหนดค่าพารามิเตอร์ b

แต่ฟังก์ชันหน้าต่างของการแปลงกาบอร์เป็นฟังก์ชันเกาส์เซียนแบบเดียว ทำให้ไม่เหมาะสำหรับการประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณต่าง ๆ ทำให้ต้องมีการพัฒนาวิธีการวิเคราะห์สัญญาณโดยใช้การแปลงฟูริเยร์ช่วงเวลาสั้น (STFT) ดังสมการที่ (4.7) วิธีนี้ทำให้สามารถเปลี่ยนฟังก์ชันหน้าต่างให้เหมาะสมกับสัญญาณอินพุตที่ต้องการวิเคราะห์ได้

$$G_{a,b}(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} (e^{-j\omega t} f(t) \overline{w(t-b)} dt \tag{4.7}$$

โดยที่ $\overline{w(t-b)}$ คือ ฟังก์ชันหน้าต่างที่มีช่วงเวลาและช่วงความถี่เป็นแบบคงที่

การแปลงกาบอร์ และการแปลงฟูริเยร์ช่วงเวลาสั้น มีลักษณะการวิเคราะห์แบบช่วงเวลาคงที่และช่วงความถี่คงที่ (fixed resolution transform) ทำให้ไม่เหมาะสมในทางปฏิบัติ เนื่องจากที่ความถี่สูงจะมีช่วงเวลาที่แคบ ในขณะที่ความถี่ต่ำจะมีช่วงเวลาที่กว้าง ดังรูปที่ 4.1 ทำให้ข้อมูลที่ได้จากการแปลงสัญญาณไม่สอดคล้องกับสัญญาณที่จะวิเคราะห์



รูปที่ 4.1 ระนาบเวลาและความถี่สำหรับการแปลงแบบต่าง ๆ

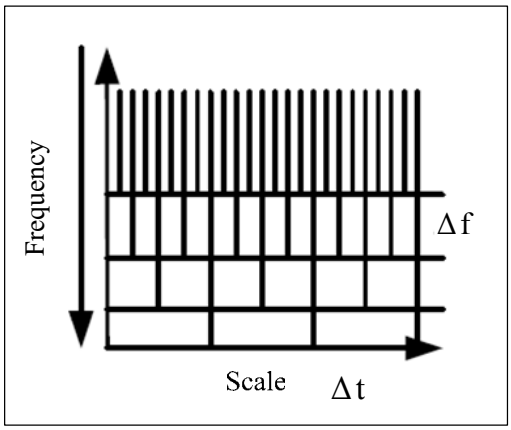
การแปลงเวฟเล็ตเป็นการวิธีการที่พัฒนาขึ้นมา เพื่อให้ฟังก์ชันหน้าต่างสามารถเลื่อนตำแหน่ง และปรับเปลี่ยนความกว้างของช่วงเวลาให้เหมาะสมกับความถี่ของสัญญาณที่จะนำมา

วิเคราะห์ โดยช่วงความถี่สูงจะใช้ช่วงเวลาสั้น ในขณะที่ความถี่ต่ำจะใช้ช่วงเวลาในการวิเคราะห์ยาวขึ้น ซึ่งสามารถเขียนฟังก์ชันเวฟเล็ตได้ดังสมการที่ (4.8)

$$W(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)\frac{1}{\sqrt{a}}\psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right)dt \tag{4.8}$$

โดยที่ $W(a,b)$ คือ ฟังก์ชันเวฟเล็ตที่ถูกสเกลด้วย a และเลื่อนตำแหน่งด้วย b

$\psi(t)$ คือ ฟังก์ชันเวฟเล็ตแม่ โดยการสเกลด้วย a และเลื่อนตำแหน่งด้วย b



รูปที่ 4.2 ระนาบเวลาและความถี่สำหรับการแปลงเวฟเล็ต

จากรูปที่ 4.2 พบว่าในช่วงความถี่สูงจะใช้เวลาในการวิเคราะห์สัญญาณสั้น ๆ ซึ่งจะให้รายละเอียดที่ดี แต่ในขณะที่ช่วงความถี่ต่ำจะใช้เวลาในการวิเคราะห์สัญญาณที่ยาวกว่า ซึ่งการวิเคราะห์สัญญาณในลักษณะนี้มีความเหมาะสมกับลักษณะของสัญญาณในทางปฏิบัติ โดยเฉพาะอย่างยิ่งสัญญาณในภาวะชั่วครู่ นอกจากนี้เวฟเล็ตยังสามารถเลือกฟังก์ชันเวฟเล็ตหรือฟังก์ชันหน้าต่างให้เหมาะสมกับสัญญาณในทางปฏิบัติ และการคำนวณในกระบวนการแปลงเวฟเล็ตแบบดิสครีต (DWT) ยังสอดคล้องกับการทำงานของการประมวลผลด้วยคอมพิวเตอร์ เนื่องจากไม่จำเป็นต้องใช้วิธีการทางแคลคูลัส การหาอนุพันธ์ หรือการอินทิกรัลในการประมวลผล โดยจะใช้การบวกและการคูณในการประมวลผล

4.2.1 ปริภูมิของฟังก์ชัน

ปริภูมิในกระบวนการประมวลผลสัญญาณ คือ $L^2(R)$ ถ้าฟังก์ชันใด ๆ อยู่ในปริภูมนี้ หมายความว่า $\int_R |f(t)|^2 dt < \infty$ เมื่อ R คือช่วงการอินทิกรัลที่เป็นจำนวนจริง สำหรับทุก ๆ ฟังก์ชัน $f(t)$ ที่อยู่ในปริภูมิ S ใด ๆ หรือ $f(t) \in S$ สามารถเขียนในรูปผลรวมเชิงเส้นดังสมการที่ (4.9)

$$f(t) = \sum_k a_k \phi_k(t) \tag{4.9}$$

โดยเรียกเซตของฟังก์ชัน $\phi(t)$ ว่า เซตการกระจาย (expansion set) ของปริภูมิ S และเรียกเซตของฟังก์ชัน $\phi(t)$ ว่า ฟังก์ชันมูลฐาน (basis function) ของปริภูมิ S เมื่อเซตของฟังก์ชัน $\phi(t)$ มีคุณสมบัติเชิงตั้งฉาก กล่าวคือ

$$\langle \phi_k(t), \phi_l(t) \rangle = \int_R \phi_k(t)\phi_l(t)dt = 0, \qquad k \neq l \tag{4.10}$$

โดยสามารถคำนวณค่าสัมประสิทธิ์ได้ดังสมการที่ (4.11)

$$a_k = \int_R f(t)\phi_k(t)dt \tag{4.11}$$

4.2.2 ฟังก์ชันสเกลลิง

การวิเคราะห์สัญญาณแบบหลายระดับความละเอียด จำเป็นที่ต้องใช้ฟังก์ชันสเกลลิง (scaling function) เพื่ออธิบายระดับความละเอียดของสัญญาณ โดยมีนิยามดังสมการที่ (4.12)

$$\phi_k(t) = \phi_k(t-k) \tag{4.12}$$

เมื่อ k เป็นจำนวนเต็มใด ๆ และ $\phi(t)$ เป็นเซตของฟังก์ชันมูลฐานในปริภูมิ L^2 ดังนั้นปริภูมิใด ๆ ที่มี $\phi(t)$ เป็นเซตของฟังก์ชันมูลฐาน จะแทนด้วย V_0 กล่าวคือ

$$V_o = span(\phi_k(t)) \tag{4.13}$$

โดยสามารถปรับขนาดของ V_0 ได้ โดยการเปลี่ยนขนาดของเวลา t ในสมการที่ (4.12) ออกเป็น

$$\phi_{j,k}(t) = 2^{j/2}\phi(2^j t - k) \tag{4.14}$$

ดังนั้นขนาดของ V_0 ที่ค่า j ต่าง ๆ สามารถแทนด้วยสมการที่ (4.15)

$$V_j = span_k\left\{\phi_k\left(2^j t\right)\right\} = span_k\left\{\phi_{j,k}(t)\right\} \tag{4.15}$$

ฟังก์ชัน $f(t)$ ที่เกิดจากปริภูมิ V_j ใด ๆ สามารถเขียนในรูปของสมการที่ (4.16)

$$f(t) = \sum_k a_k \phi\left(2^j t - k\right) \tag{4.16}$$

เมื่อ $j > 0$ ฟังก์ชันสเกลลิง $\phi_{j,k}(t)$ จะมีขนาดเล็ก ส่งผลทำให้การเลื่อน k ทำได้ในช่วงสั้น ๆ ข้อมูลของสัญญาณ $f(t)$ ที่ได้จากปริภูมินี้จะมีข้อมูลที่ละเอียด ในขณะที่ $j < 0$ ค่าฟังก์ชันสเกลลิง $\phi_{j,k}(t)$ จะมีขนาดใหญ่ ทำให้ช่วงการเลื่อนกว้าง ข้อมูลของสัญญาณ $f(t)$ ที่ได้จะเป็นข้อมูลที่หยาบ

4.2.3 ฟังก์ชันสเกลลิงกับการวิเคราะห์สัญญาณแบบหลายระดับความละเอียด

เราสามารถนิยามปริภูมิย่อยที่มีคุณสมบัติการซ้อนทับกัน ได้ดังสมการที่ (4.17)

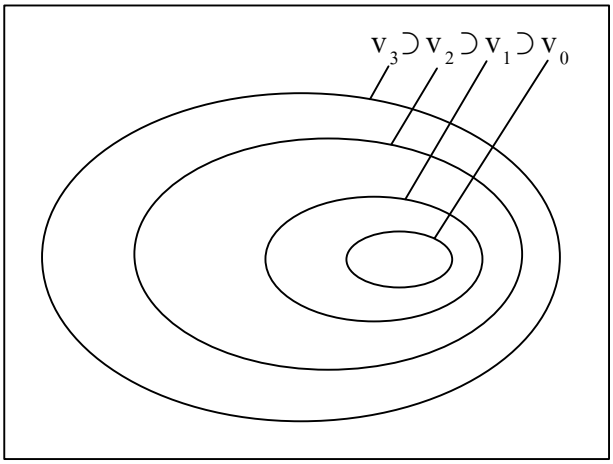
$$\ldots \subset V_{-2} \subset V_{-1} \subset V_0 \subset V_1 \subset V_2 \subset \ldots \subset L^2 \tag{4.17}$$

หรืออาจกล่าวได้ว่า

$$V_j \subset V_{j+1}, \qquad j \in Z \tag{4.18}$$

$$V_{-\infty} = \{0\}, V_{\infty} = L^2 \tag{4.19}$$

สรุปได้ว่า ปริภูมิใด ๆ ที่มีความละเอียดสูงกว่า จะมีปริภูมิที่มีความละเอียดต่ำกว่ารวมอยู่ด้วย ดังแสดงในรูปที่ 4.3



รูปที่ 4.3 การซ้อนทับของปริภูมิย่อยที่แผ่โดยฟังก์ชันสเกลลิง

จากนิยามของ V_j ดังนั้นจะได้

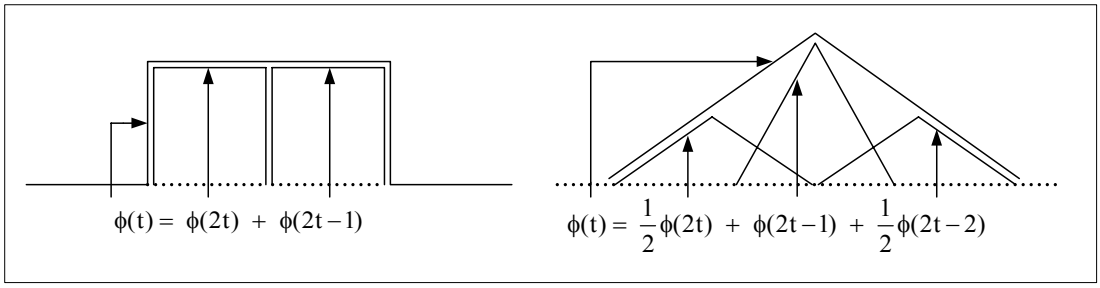
$$f(t) \in v_j \Leftrightarrow f(2t) \in v_{j+1} \tag{4.20}$$

จากสมการที่ (4.17) และ (4.20) หมายความว่า $\phi(t) \in V_1$ หรือ $\phi(t)$ อยู่ในปริภูมิย่อย V_0 ในขณะเดียวกันก็อยู่ในปริภูมิย่อย V_1 ด้วย จากความสัมพันธ์ดังกล่าว สามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$\phi(t) = \sum_n h(n)\sqrt{2}\phi(2t-n), \qquad n \in \mathbb{Z} \tag{4.21}$$

ค่าสัมประสิทธิ์ $h(n)$ คือ ลำดับของจำนวนจริงหรือจินตภาพ เรียกว่าสัมประสิทธิ์ของฟังก์ชันสเกลลิง โดยสมการที่ (4.21) เรียกว่า สมการการวิเคราะห์หลายระดับ

ความละเอียด หรือสมการ Refinement จากรูปที่ 4.4 ซึ่งเป็นสเกลลิงฟังก์ชันแบบ Haar พบว่า $\phi(2t)$ สามารถทำให้เกิด $\phi(t)$ โดยการเลื่อนสเกลและเลื่อนตำแหน่ง



รูปที่ 4.4 ฟังก์ชันสเกลลิงแบบ Haar และฟังก์ชันสเกลลิงแบบสามเหลี่ยม
(Burrus, Gopinath, and Guo, 1998)

4.2.4 ฟังก์ชันเวฟเล็ต

ฟังก์ชันเวฟเล็ต $\psi_{j,k}(t)$ เป็นเซตที่เกิดจากผลต่างระหว่างปริภูมิย่อย V_{j+1} กับ V_j จากสมการที่ (4.17) จะได้

$$V_0 \subset V_1 \subset V_2 \subset ... \subset L^2 \tag{4.22}$$

นิยามให้เซตของฟังก์ชันเวฟเล็ตแผ่ทั่วปริภูมิย่อย W_0 จะได้

$$V_1 = V_0 \oplus W_0 \tag{4.23}$$

$$V_2 = V_0 \oplus W_0 \oplus W_1 \tag{4.24}$$

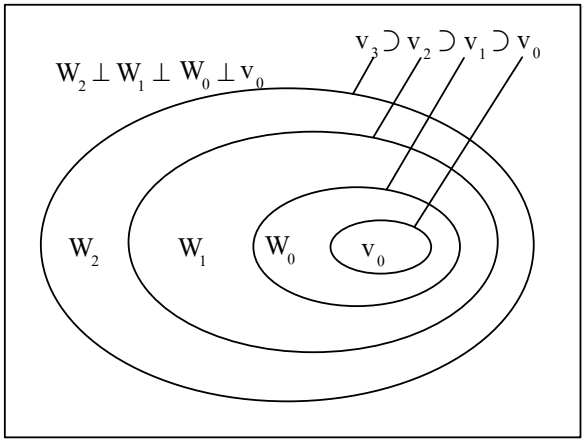
ดังนั้นสามารถเขียนในรูปทั่วไปได้ดังสมการที่ (4.25)

$$L^2 = V_0 \oplus W_0 \oplus W_1 \oplus ... \tag{4.25}$$

ในการเริ่มต้นของปริภูมิสามารถเริ่มต้นที่ปริภูมิใด ๆ เช่น ที่ $j = 10$ จะได้

$$L^2 = V_{10} \oplus W_{10} \oplus W_{11} \oplus ... \tag{4.26}$$

โดยความสัมพันธ์ดังกล่าว แสดงดังรูปที่ 4.5



รูปที่ 4.5 ปริภูมิของฟังก์ชันสเกลลิงและฟังก์ชันเวฟเล็ต

ถ้า $j = -\infty$ จะทำให้ปริภูมิของฟังก์ชันสเกลลิงหายไป ดังสมการที่ (4.27)

$$L^2 = ... \oplus W_{-2} \oplus W_{-1} \oplus W_0 \oplus W_1 \oplus W_2 \oplus ... \tag{4.27}$$

จากสมการที่ (4.26) และ (4.27) จะได้ความสัมพันธ์ระหว่างปริภูมิย่อย V_0 และเวฟเล็ตดังสมการที่ (4.28)

$$V_0 = W_{-\infty} \oplus ... \oplus W_{-1} \tag{4.28}$$

จากสมการที่ (4.23) สามารถเขียนฟังก์ชันเวฟเล็ตให้อยู่ในรูปของผลรวมเชิงเส้นของฟังก์ชันสเกลลิงได้ดังสมการที่ (4.29)

$$\psi(t) = \sum_n h_1(n)\sqrt{2}\phi(2t - n), \qquad n \in \mathbb{Z} \tag{4.29}$$

ฟังก์ชันในสมการที่ (4.29) เป็นเวฟเล็ตแม่ โดยนิยามที่ความละเอียดใด ๆ

$$\psi_{j,k} = 2^{j/2}\psi(2^j t - k) \tag{4.30}$$

โดยที่ 2^j คือ สเกลของ t

$2^{-j}k$ คือ การเลื่อนของ t

$2^{j/2}$ คือ นอร์มของเวฟเล็ตที่สเกลต่าง ๆ

ดังนั้นฟังก์ชัน $g(t)$ใด ๆ ที่อยู่ใน $L^2(R)$ สามารถเขียนในรูปของ $\phi_{j,k}(t)$ และ $\psi_{j,k}(t)$ ที่แผ่ทั่วปริภูมิ $L^2(R)$ ดังสมการที่ (4.31)

$$g(t) = \sum_{-\infty}^{\infty} c(k)\phi_k(t) + \sum_{j=0}^{\infty}\sum_{k=-\infty}^{\infty} d(j,k)\psi_{j,k}(t) \tag{4.31}$$

จากสมการที่ (4.31) เทอมแรกเป็นส่วนประมาณของฟังก์ชันที่ได้จากฟังก์ชันสเกลลิง เทอมที่สองเป็นรายละเอียดของฟังก์ชันที่ได้จากฟังก์ชันเวฟเล็ต ในกรณีเป็นเวฟเล็ตเชิงตั้งฉาก ค่าของสัมประสิทธิ์ $c(k)$ และ $d(j,k)$ คำนวณได้จากผลคูณภายใน ดังสมการที่ (4.32) และ (4.33) ตามลำดับ

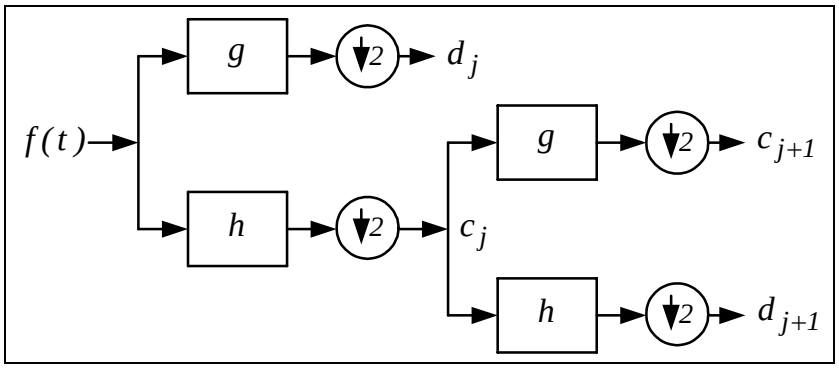
$$c(k) = c_0(k) = \langle g(t), \phi(t) \rangle = \int g(t)\phi(t)\,dt \tag{4.32}$$

$$d_j(k) = d(j,k) = \langle g(t), \psi_{j,k}(t) \rangle = \int g(t)\psi_{j,k}(t)\,dt \tag{4.33}$$

4.2.5 การแปลงเวฟเล็ตแบบดิสครีต

การคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตในทุกค่าของการสเกลและความถี่ทำให้เกิดการสูญเสียเวลา และข้อมูลมีปริมาณมากเกินความจำเป็น การแปลงเวฟเล็ตจะมีลักษณะคล้ายกับกระบวนการฟิลเตอร์ (two-channel filter banks) โดยสัญญาณอินพุตจะถูกแบ่งเป็น 2 ส่วน ด้วย $h(k)$ คือ ตัวกรองความถี่ต่ำ และ $g(k)$ คือ ตัวกรองความถี่สูง โดยสัมประสิทธิ์ของตัวกรองจะสัมพันธ์กับเวฟเล็ตแม่ (mother wavelet) ซึ่งค่าที่ได้จากตัวกรองความถี่ คือ ค่าสัมประสิทธิ์

เวฟเล็ต ซึ่งเอาต์พุตที่ได้จากตัวกรองความถี่ต่ำจะผ่านการลดอัตราสุ่มของข้อมูลลงสองเท่า และจะถูกนำมาเป็นอินพุตให้กับส่วนต่อไป ดังนั้นสัญญาณหนึ่ง ๆสามารถแยกออกไปได้อีกซึ่งจะได้ส่วนประกอบที่มีรายละเอียดที่ต่ำกว่า ค่าสัมประสิทธิ์เวฟเล็ตที่ได้ในแต่ละระดับจะมีจำนวนที่ลดลงเรื่อย ๆ เรียกกระบวนการนี้ว่า การแยกองค์ประกอบหลายระดับ (multi-level decomposition) ซึ่งมีลักษณะโครงสร้างแบบต้นไม้ (tree structure) ดังรูปที่ 4.6 ลักษณะการวิเคราะห์เหล่านี้ เรียกว่า การแปลงเวฟเล็ตแบบดิสครีต (discrete wavelet transform : DWT)



รูปที่ 4.6 กระบวนการแปลงเวฟเล็ตแบบดิสครีต 2 ระดับ

จากรูปที่ 4.6 เป็นการแปลงเวฟเล็ตแบบดิสครีต ดังนั้น เราสามารถแยกองค์ประกอบของสัญญาณไปสู่ระดับสเกลที่ต่ำกว่าได้ ดังสมการที่ (4.34)

$$f(t)=\sum_{k} c_j(k)\phi_{j,k}(t)+\sum_{j}\sum_{k} d_j(k)\psi_{j,k}(t) \tag{4.34}$$

โดยที่ $f(t)$ คือ สัญญาณ ณ เวลา t ใด ๆ

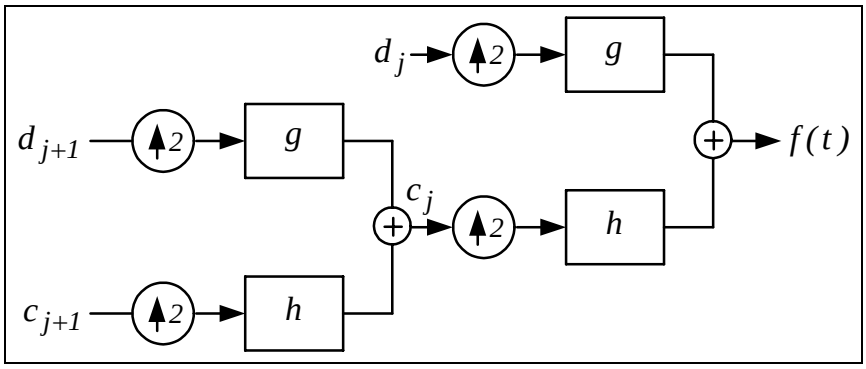
$c_j(k)$ คือ สัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตในส่วนประมาณ (approximation)

$\phi_{j,k}(t)$ คือ ฟังก์ชันสเกลลิง (scaling function)

$d_j(k)$ คือ สัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตในส่วนรายละเอียด (detail)

$\psi_{j,k}(t)$ คือ ฟังก์ชันเวฟเล็ต (wavelet function)

ในส่วนของกระบวนการแปลงกลับเวฟเล็ต (inverse discrete wavelet transform : IDWT) เป็นกระบวนการสังเคราะห์เพื่อให้ได้สัญญาณอินพุตกลับคืนมา โดยจะนำสัมประสิทธิ์เวฟเล็ตและฟังก์ชันสเกลลิงในระดับความละเอียดที่หยาบมาสร้างสัญญาณในระดับรายละเอียดที่สูงกว่า ดังรูปที่ 4.7 โดยเพิ่มอัตราสุ่มเป็นสองเท่า ดังสมการที่ (4.35)



รูปที่ 4.7 กระบวนการแปลงกลับเวฟเล็ต 2 ระดับ

$$f(t)=\sum_m c_j(m)h(k-2m)+\sum_m d_j(m)g(k-2m) \tag{4.35}$$

โดยที่ $c_j(m)$ คือ สัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตในส่วนประมาณ ระดับที่ j

$d_j(m)$ คือ สัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตในส่วนรายละเอียด ระดับที่ j

$h(k-2m)$ คือ ตัวกรองความถี่ต่ำผ่าน (low-pass filter)

$g(k-2m)$ คือ ตัวกรองความถี่สูงผ่าน (high-pass filter)

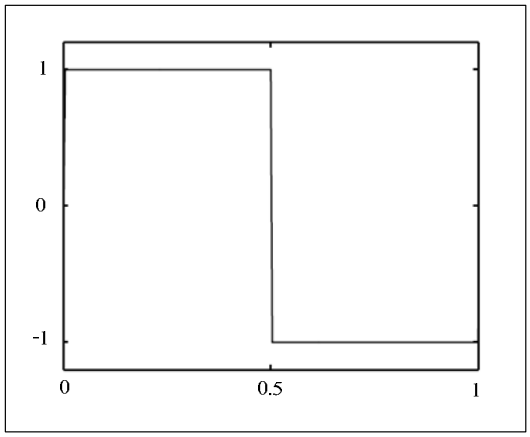
m,k คือ จำนวนเต็มบวกใด ๆ

4.2.6 ตระกูลเวฟเล็ต

ตระกูลเวฟเล็ต หรือฟังก์ชันหน้าต่าง ของการแปลงเวฟเล็ตมีหลายรูปแบบ เพื่อให้เหมาะสมกับการวิเคราะห์สัญญาณแบบต่าง ๆ โดยตระกูลเวฟเล็ตสรุปได้ดังนี้ (Misity, Oppenheim, and Poggi, 2009)

1) Haar wavelet

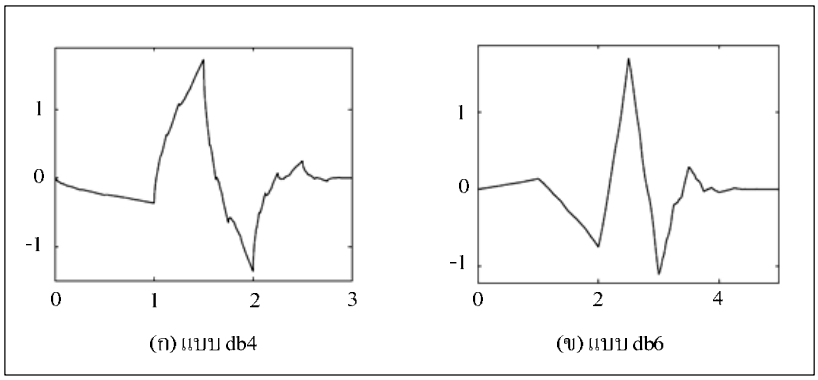
เวฟเล็ตตระกูล Haar เป็นเวฟเล็ตที่มีความไม่ต่อเนื่อง มีความคล้ายกับฟังก์ชันขั้นบันได ดังรูปที่ 4.8 เวฟเล็ตแบบ Haar เป็นเวฟเล็ตชนิดเดียวกับกับเวฟเล็ตแบบ db1 ซึ่งเวฟเล็ตหลาย ๆ แบบ ถูกพัฒนาขึ้นโดยอาศัยพื้นฐานของเวฟเล็ตแบบ Haar



รูปที่ 4.8 เวฟเล็ตแบบ Haar

2) Daubechies wavelet

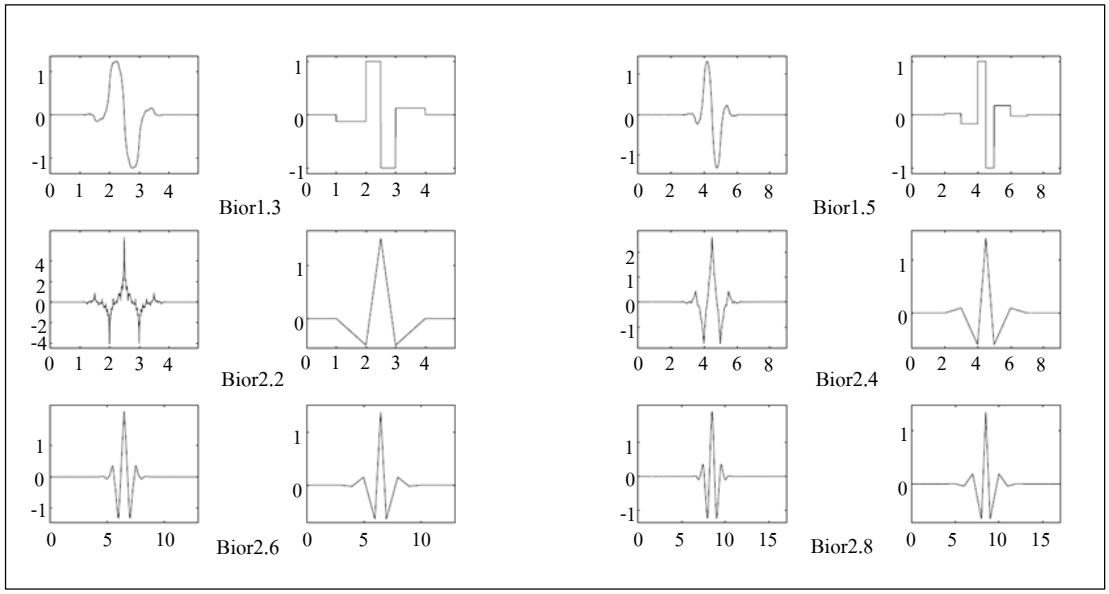
เวฟเล็ตตระกูลนี้ ถูกพัฒนาขึ้นโดย Ingrid Daubechies เป็นเวฟเล็ตเชิงตั้งฉาก หรือ orthogonal wavelet โดยสมาชิกในเวฟเล็ตแบบนี้เขียนแทนด้วย dbN โดยที่ N คือ ความยาวของตัวกรอง (filter) ดังแสดงในรูปที่ 4.9 (Daubechies, 2006)



รูปที่ 4.9 เวฟเล็ตแบบ Daubechies

3) Biorthogonal wavelet

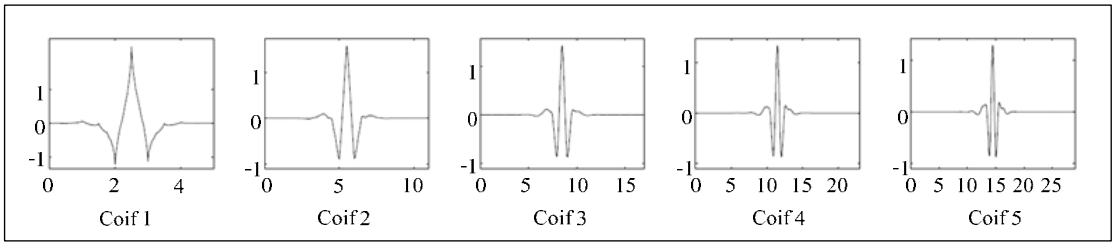
เป็นเวฟเล็ตที่มีคุณสมบัติแบบ linear phase ซึ่งเป็นคุณสมบัติที่สำคัญในการสร้างเวฟเล็ตตระกูลนี้แบ่งออกเป็นสองเวฟเล็ตย่อย สำหรับการแยกกระจายสัญญาณ (ฝั่งซ้าย) และการสร้างสัญญาณขึ้นใหม่ (ฝั่งขวา) ซึ่งแตกต่างจากเวฟเล็ตตระกูลอื่น ๆ ที่ใช้เวฟเล็ตเพียงตัวเดียว ดังแสดงในรูปที่ 4.10



รูปที่ 4.10 เวฟเล็ตแบบ Biorthogonal

4) Coiflets wavelet

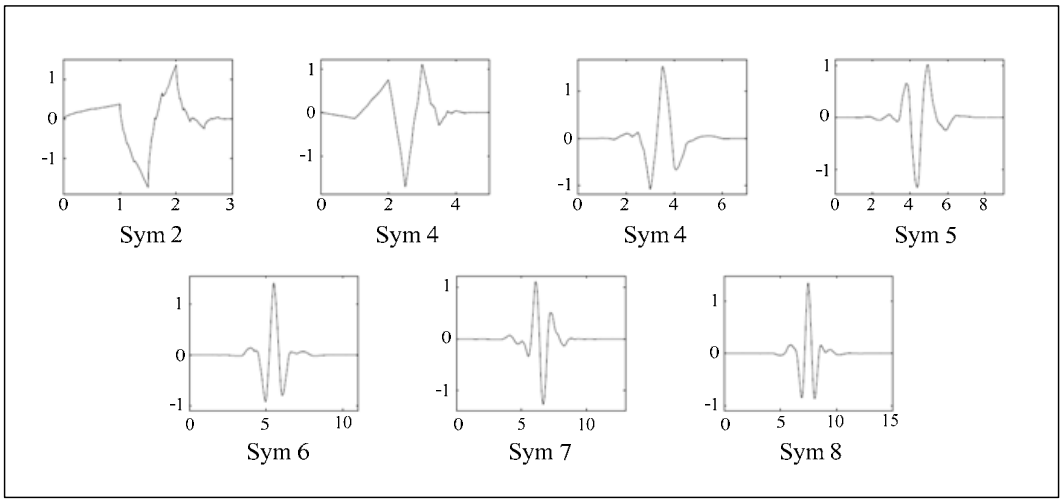
เป็นเวฟเล็ตที่พัฒนาโดย Ingrid Daubechies ตามความต้องการของ Coifman, R. เวฟเล็ตชนิดนี้จะมีฟังก์ชันมูลฐานในลักษณะ nearly asymmetric ซึ่งมีลักษณะดังรูปที่ 4.11



รูปที่ 4.11 เวฟเล็ตแบบ Coiflets

5) Symlets wavelet

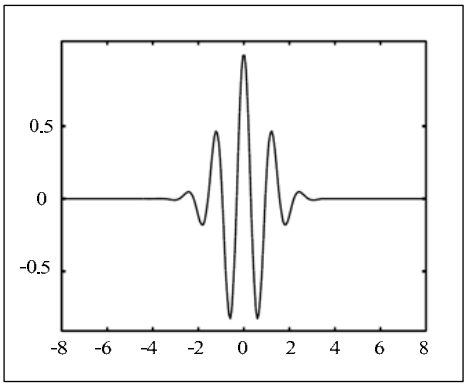
เวฟเล็ตแบบนี้จะมีสัดส่วนใกล้เคียงกับเวฟเล็ตที่นำเสนอโดย Ingrid Daubechies ซึ่งได้ปรับปรุงมาจากเวฟเล็ตตระกูล Daubechies คุณสมบัติของเวฟเล็ตทั้งสองตระกูลคล้ายคลึงกัน โดยจะมีฟังก์ชันมูลฐานในลักษณะเกือบสมมาตร (least asymmetric) ลักษณะของเวฟเล็ตชนิดนี้แสดงดังรูปที่ 4.12



รูปที่ 4.12 เวฟเล็ตแบบ Symlets

6) Morlet wavelet

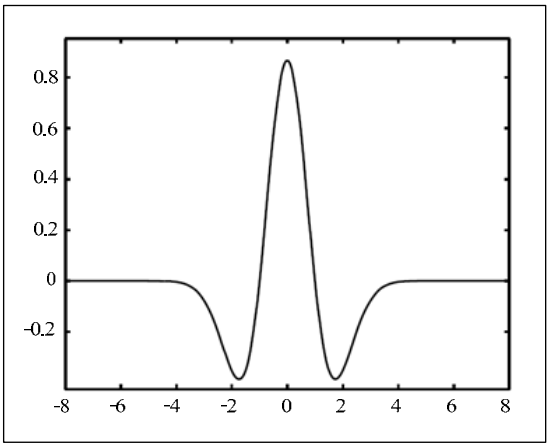
เป็นเวฟเล็ตที่ไม่มีฟังก์ชันสเกลลิง และมีเพียงหนึ่งตัว ลักษณะดังรูปที่ 4.13



รูปที่ 4.13 เวฟเล็ตแบบ Morlet

7) Maxican Hat wavelet

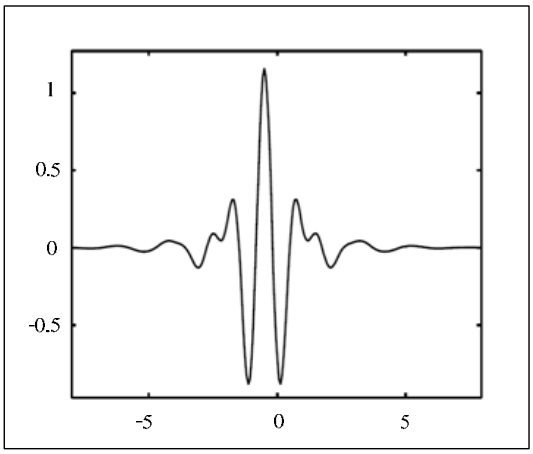
เวฟเล็ตชนิดนี้ไม่มีฟังก์ชันสเกลลิง ซึ่งได้มาจากการหาอนุพันธ์อันดับสองของฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็นแบบเกาส์เซียน (the second derivative function of Gaussian probability density function) และมีเพียงหนึ่งตัว ลักษณะแสดงดังรูปที่ 4.14



รูปที่ 4.14 เวฟเล็ตแบบ Maxican Hat

8) Meyer wavelet

เป็นเวฟเล็ตที่ถูกสร้างขึ้นในโดเมนความถี่ (frequency domain) มีเพียงหนึ่งตัว และไม่มีฟังก์ชันสเกลลิง ดังแสดงในรูปที่ 4.15



รูปที่ 4.15 เวฟเล็ตแบบ Meyer

จากงานวิจัยของ Santoso, Powers, Grady, and Hoffman (1996) ซึ่งได้ศึกษาการใช้เวฟเล็ตตระกูล Daubechies เพื่อวิเคราะห์การรบกวนในภาวะชั่วครู่ พบว่า แบบ db4 มีความเหมาะสมในการวิเคราะห์การรบกวนในภาวะชั่วครู่และให้ความแม่นยำทางเวลาที่ดี

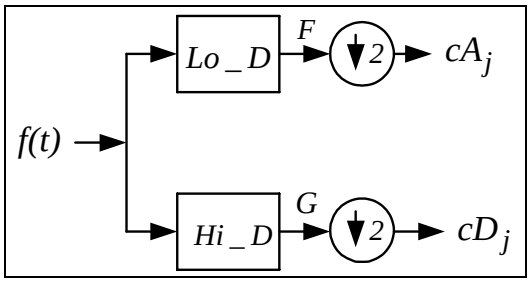
4.2.7 การแปลงเวฟเล็ตแบบดิสครีตหนึ่งมิติ

ในการวิเคราะห์เวฟเล็ตแบบหลายระดับความละเอียดกับเวฟเล็ตเชิงตั้งฉาก เริ่มจากการหาค่า cA_j และ cD_j จากสัญญาณ S โดยต้องรู้สเกลลิงฟิลเตอร์ ซึ่งแทนด้วย W ได้จากฟังก์ชันสเกลลิงที่มีคุณสมบัติเป็น finite impulse response (FIR) มีความยาว $2N$ โดย N คือ ลำดับของเวฟเล็ตมีคุณสมบัติของวงจรกรองความถี่ต่ำผ่าน ตัวอย่างเช่น dbN โดย N = 3 จะมีค่าสัมประสิทธิ์ 2N = 6 ตัว คือ 0.2352 0.5736 0.3252 -0.0955 -0.0604 และ 0.249 ซึ่งสามารถสร้างฟิลเตอร์สำหรับการแยกองค์ประกอบและการรวมกลับได้ดังรูปที่ 4.16

$$
\begin{array}{ccc}
W & & \\
\downarrow & & \\
Lo_R = \dfrac{W}{norm(w)} & \rightarrow & Lo_D = wrev(Lo_R) \\
\downarrow & & \\
Hi_R = qmf(Lo_R) & \rightarrow & Hi_D = wrev(Hi_R)
\end{array}
$$

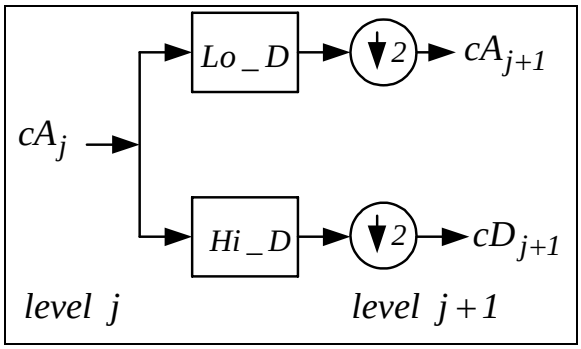
รูปที่ 4.16 การคำนวณหาฟิลเตอร์ทั้งสี่ตัว

จากรูป 4.16 กำหนดให้ Quadrature mirror filter (qmf) เป็นการกลับลำดับเวกเตอร์จากซ้ายเป็นขวา พร้อมกับเปลี่ยนเครื่องหมายของสัมประสิทธิ์เลขคี่ ส่วน *wrev* คือการกลับลำดับเวกเตอร์จากซ้ายเป็นขวา โดยสัญญาณที่มีความยาว n จะถูกแบ่งย่อยออกเป็น 2 ส่วน คือ สัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตในส่วนประมาณ หรือ cA_j ซึ่งได้จากการทำเซอร์คูลาคอนโวลูชันระหว่างสัญญาณ S กับวงจรกรองความถี่ต่ำผ่าน (*Lo_D*) และสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตในส่วนรายละเอียด หรือ cD_j ซึ่งได้จากการทำเซอร์คูลาคอนโวลูชันระหว่างสัญญาณ S กับวงจรกรองความถี่สูงผ่าน (*Hi_D*) แล้วทำการลดอัตราสุ่มลงสองเท่า ดังรูปที่ 4.17



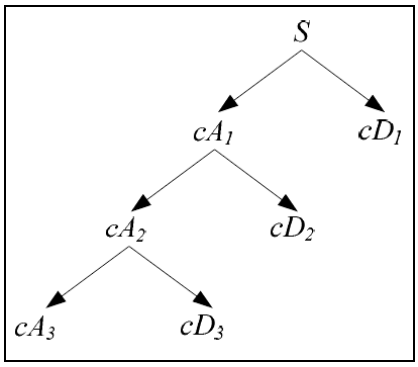
รูปที่ 4.17 การคำนวณ cA_j และ cD_j

จากรูปที่ 4.17 สัญญาณ F และ G จะมีขนาด n ส่วน cA_j และ cD_j จะได้จากการลดอัตราสุ่ม F และ G ลงสองเท่าตามลำดับ การเพิ่มระดับความละเอียดในการวิเคราะห์สัญญาณสามารถทำได้โดยการทำซ้ำขั้นตอนเดิมข้างต้น โดยการแทน $S = cA_j$ ดังแสดงในรูปที่ 4.18



รูปที่ 4.18 การคำนวณ cA_{j+1} และ cD_{j+1}

ดังนั้นหากกำหนดให้ $j = 3$ สามารถเขียนโครงสร้างแบบต้นไม้ได้ดังรูปที่ 4.19 โดยมีโครงสร้างของสัมประสิทธิ์ คือ $[cA_1, cD_1, cD_2, cD_3]$



รูปที่ 4.19 โครงสร้างแบบต้นไม้ เมื่อ $j=3$

4.3 การแปลงมัลติเวฟเล็ต

การแปลงมัลติเวฟเล็ต (multiwavelet transform : MWT) เป็นวิธีการวิเคราะห์สัญญาณที่พัฒนามาจากการแปลงเวฟเล็ต โดยมูลฐานของปริภูมิ $L^2(R)$ ถูกสร้างโดยการเลื่อน (translation) และการขยาย (dilates) ของฟังก์ชันเวฟเล็ตตั้งแต่ 2 ฟังก์ชัน ขึ้นไป ซึ่งเรียกว่า มัลติเวฟเล็ต โดยทั่วไปเวฟเล็ตจะมีฟังก์ชันสเกลลิง หรือ $\phi(t)$ และฟังก์ชันเวฟเล็ต หรือ $\psi(t)$ เพียงฟังก์ชันเดียว แต่สำหรับมัลติเวฟเล็ตจะมีฟังก์ชันสเกลลิง และฟังก์ชันเวฟเล็ตตั้งแต่ 2 ฟังก์ชัน ขึ้นไป หรือสามารถแสดงในรูปของเวกเตอร์ ดังสมการที่ (4.36)

$$\Phi(t)=\left(\phi_1(t),\phi_2(t),...,\phi_r(t)\right)^T \tag{4.36}$$

เมื่อ r คือจำนวนของฟังก์ชันสเกลลิง ซึ่งมีค่าเป็นจำนวนเต็มที่มากกว่าหนึ่ง โดย $\Phi(t)$ จะเรียกว่า มัลติสเกลลิงฟังก์ชัน (multiscaling function)

นอกจากนี้ฟังก์ชันมัลติเวฟเล็ต (multiwavelet function) ถูกนิยามจากเซตของฟังก์ชันเวฟเล็ต ดังสมการที่ (4.37)

$$\Psi(t)=\left(\psi_1(t),\psi_2(t),...,\psi_r(t)\right)^T \tag{4.37}$$

จากสมการที่ (4.37) ถ้ากำหนดให้ $r=1$ จะเรียกว่า สเกลาร์เวฟเล็ต (scalar wavelet) หรือเวฟเล็ต โดยมัลติเวฟเล็ตจะมีความคล้ายคลึงกับสเกลาร์เวฟเล็ต โดยมีสมการ Refinement ดังนี้

$$\Phi(t) = \sqrt{m} \sum_{k=k_0}^{k_1} h(k)\Phi(mt-k), \quad k \in \mathbb{Z} \tag{4.38}$$

เมื่อ m คือ จำนวนเต็มซึ่งเป็นตัวประกอบการขยาย (dilation factor) มีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ 2 ส่วน $h(k)$ คือ สัมประสิทธิ์รีเคอร์ชัน (recursion coefficient) เป็นเมตริกซ์ขนาดเท่ากับ $r\ X\ r$ และจะอยู่ในลักษณะเชิงตั้งฉาก (orthogonal) เมื่อ (Keinert, 2004)

$$\langle \phi(t), \phi(t-k) \rangle = \int \phi(t)\phi(t-k)^* dt = \delta_{0k} I \tag{4.39}$$

กำหนดให้ $m = 2$ สามารถเขียนในรูปของสมการของการขยาย สมการการเลื่อน ได้ ดังนี้

$$\Phi(t) = \sqrt{2} \sum_k h(k)\Phi(2t-k) \tag{4.40}$$

$$\Psi(t) = \sqrt{2} \sum_k g(k)\Phi(2t-k) \tag{4.41}$$

การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบดิสครีตมีอยู่หลายแบบ โดย Donovan, Geronimo, Hardin, and Massopust (1996) ได้นำเสนอการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ Donovan Geronimo Hardin Massopust (DGHM) ซึ่งประกอบด้วยฟังก์ชันสเกลลิง และฟังก์ชันเวฟเล็ต เท่ากับ 2 ($r = 2$) เป็นมัลติเวฟเล็ตที่มีคุณสมบัติเชิงตั้งฉาก สมมาตร อันดับการประมาณ และคุณสมบัติของเซตค้ำจุนกระชับ ซึ่งเป็นคุณสมบัติที่ไม่สามารถเกิดขึ้นพร้อมกันในการแปลงเวฟเล็ต แต่มีความสำคัญสำหรับการประมวลผลสัญญาณ

สำหรับสมการการขยาย และสมการการเลื่อน ของการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM แสดงดังสมการที่ (4.42) และ (4.43) ตามลำดับ (Attakitmongcol, Hardin, and Wilkes, 2001)

$$\Phi(t) = \begin{pmatrix} \phi_1(t) \\ \phi_2(t) \end{pmatrix} = \sum_{k=-2}^{1} h(k) \begin{pmatrix} \phi_1(2t-k) \\ \phi_2(2t-k) \end{pmatrix} \tag{4.42}$$

โดยมีค่าสัมประสิทธิ์ $h(k)$ ดังนี้

$$h(-2)=\frac{1}{20}\begin{pmatrix}0 & -1\\ 0 & 0\end{pmatrix} \qquad h(-1)=\frac{1}{20}\begin{pmatrix}-3\sqrt{2} & 9\\ 0 & 0\end{pmatrix}$$

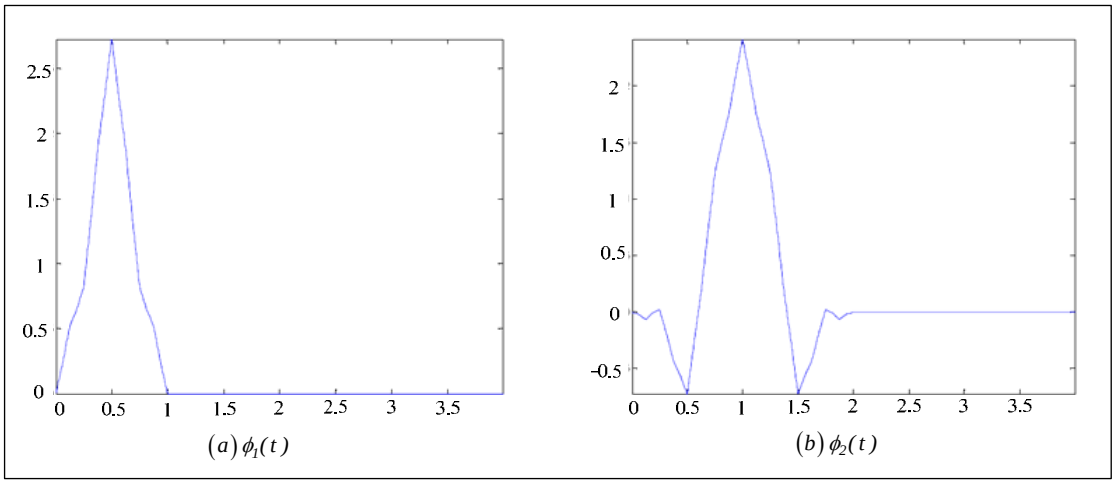
$$h(0)=\frac{1}{20}\begin{pmatrix}10\sqrt{2} & 9\\ 0 & 6\sqrt{2}\end{pmatrix} \qquad h(1)=\frac{1}{20}\begin{pmatrix}-3\sqrt{2} & -1\\ 16 & 6\sqrt{2}\end{pmatrix}$$

$$\Psi(t)=\begin{pmatrix}\psi_1(t)\\ \psi_2(t)\end{pmatrix}=\sum_{k=-2}^{1} g(k)\begin{pmatrix}\phi_1(2t-k)\\ \phi_2(2t-k)\end{pmatrix} \tag{4.43}$$

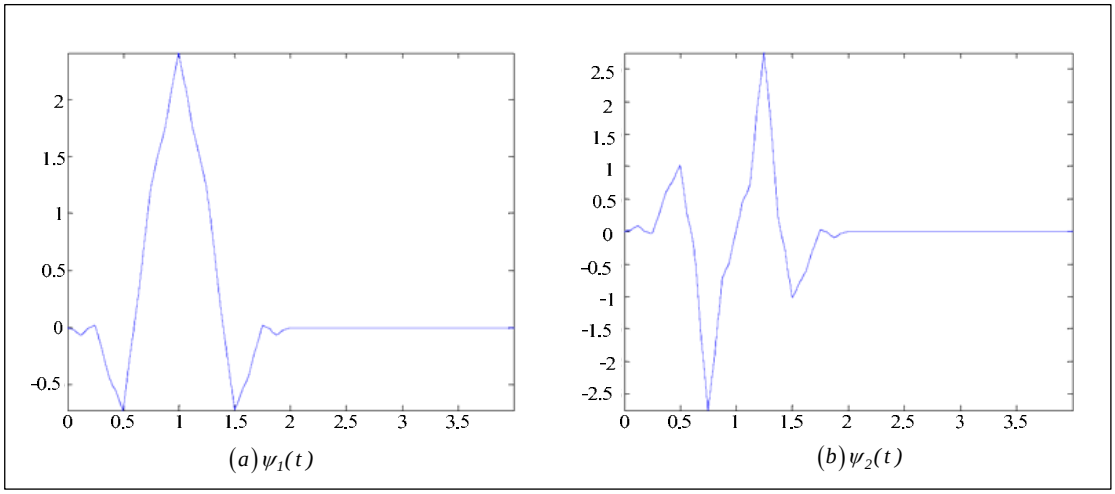
โดยมีค่าสัมประสิทธิ์ $g(k)$ ดังนี้

$$g(-2)=\frac{1}{20}\begin{pmatrix}0 & -\sqrt{2}\\ 0 & -1\end{pmatrix} \qquad g(-1)=\frac{1}{20}\begin{pmatrix}-6 & 9\sqrt{2}\\ -3\sqrt{2} & 9\end{pmatrix}$$

$$g(0)=\frac{1}{20}\begin{pmatrix}0 & -9\sqrt{2}\\ -10\sqrt{2} & 9\end{pmatrix} \qquad g(1)=\frac{1}{20}\begin{pmatrix}6 & \sqrt{2}\\ -3\sqrt{2} & -1\end{pmatrix}$$



รูปที่ 4.20 ฟังก์ชันสเกลลิง แบบ DGHM



รูปที่ 4.21 ฟังก์ชันเวฟเล็ต แบบ DGHM

นอกจากนี้ Chui and Lian (1996) ได้นำเสนอการแปลงมัลติเวฟเล็ตเชิงตั้งฉาก ที่มีฟังก์ชันสเกลลิงและฟังก์ชันเวฟเล็ต มากกว่าหนึ่งฟังก์ชัน เรียกว่า Chuil-Lian multiwavelet (CL) ซึ่งมีฟังก์ชันสเกลลิงแบบสมมาตร (symmetric) หรือไม่สมมาตร (antisymmetric) และมีคุณสมบัติการประมาณอันดับสอง ในช่วง [0,2] โดยมีสมการการขยายและสมการการเลื่อน ดังสมการที่ (4.44) และ (4.45) ตามลำดับ

$$\Phi(t)=\begin{pmatrix}\phi_1(t)\\ \phi_2(t)\end{pmatrix}=\sum_{k=0}^{2}h(k)\begin{pmatrix}\phi_1(2t-k)\\ \phi_2(2t-k)\end{pmatrix} \tag{4.44}$$

โดยมีค่าสัมประสิทธิ์ $h(k)$ ดังนี้

$$h(0)=\frac{1}{\sqrt{2}}\begin{pmatrix}\frac{1}{2} & \frac{1}{2}\\ \frac{-\sqrt{7}}{4} & \frac{-\sqrt{7}}{4}\end{pmatrix}$$

$$h(1)=\frac{1}{\sqrt{2}}\begin{pmatrix}1 & 0\\ 0 & \frac{1}{2}\end{pmatrix}$$

$$h(2)=\frac{1}{\sqrt{2}}\begin{pmatrix}\frac{1}{2} & \frac{-1}{2}\\ \frac{\sqrt{7}}{4} & \frac{-\sqrt{7}}{4}\end{pmatrix}$$

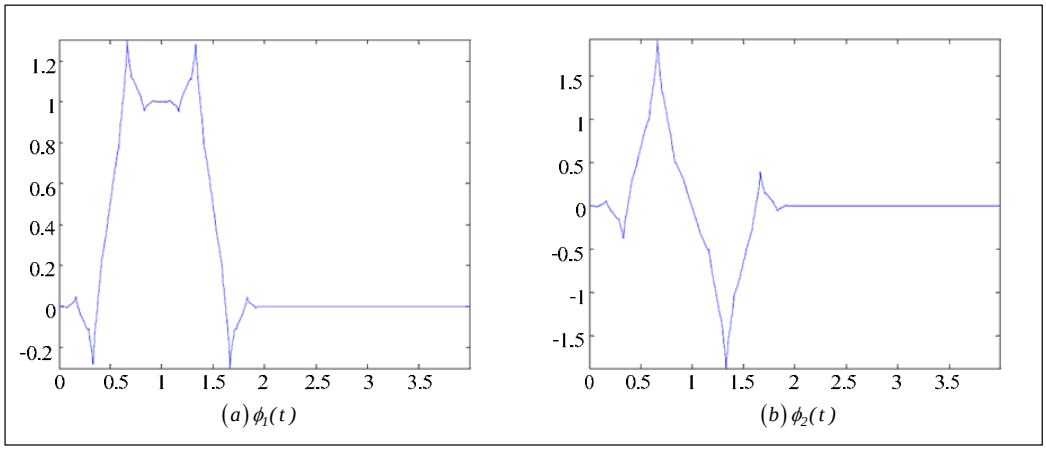
$$\Psi(t)=\begin{pmatrix}\psi_1(t)\\ \psi_2(t)\end{pmatrix}=\sum_{k=0}^{2} g(k)\begin{pmatrix}\phi_1(2t-k)\\ \phi_2(2t-k)\end{pmatrix} \tag{4.45}$$

และมีค่าสัมประสิทธิ์ $g(k)$ ดังนี้

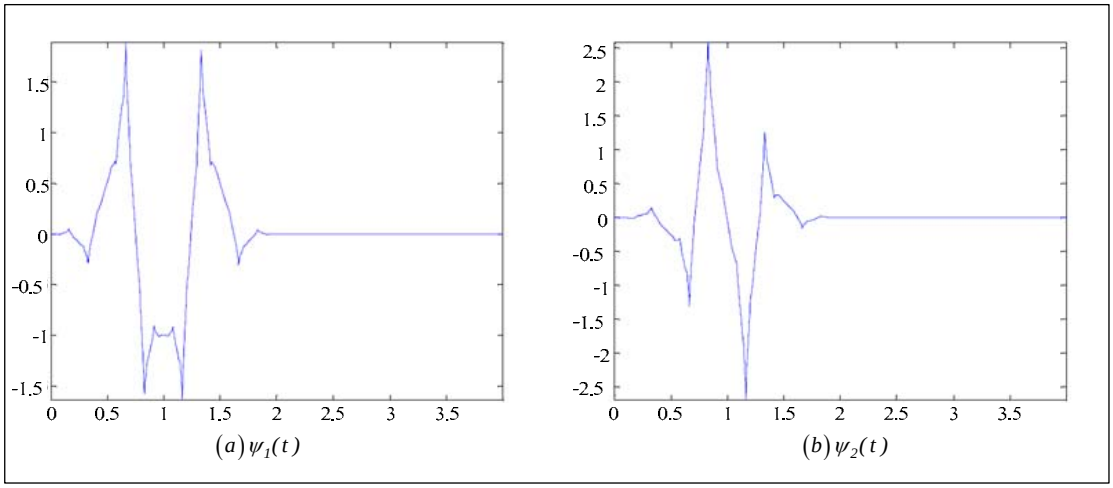
$$g(0)=\frac{1}{\sqrt{2}}\begin{pmatrix}\frac{1}{2} & \frac{1}{2}\\ \frac{-1}{4} & \frac{-1}{4}\end{pmatrix}$$

$$g(1)=\frac{1}{\sqrt{2}}\begin{pmatrix}-1 & 0\\ 0 & \frac{-\sqrt{7}}{2}\end{pmatrix}$$

$$g(2)=\frac{1}{\sqrt{2}}\begin{pmatrix}\frac{1}{2} & \frac{-1}{2}\\ \frac{1}{4} & \frac{-1}{4}\end{pmatrix}$$



รูปที่ 4.22 ฟังก์ชันสเกลลิง แบบ Chui-Lian



รูปที่ 4.23 ฟังก์ชันเวฟเล็ต แบบ Chui-Lian

ต่อมา Shen, Tan, and Tham (2000) ได้นำเสนอการแปลงมัลติเวฟเล็ตซึ่งมีคุณสมบัติคล้ายกับแบบ Chui-Lian เรียกว่า Length-4 symmetric - antisymmetric orthonormal multiwavelet หรือ SA4 ซึ่งมีฟังก์ชันสเกลลิงแบบสมมาตร (symmetric) หรือไม่สมมาตร (antisymmetric) และมีคุณสมบัติการประมาณอันดับหนึ่ง โดยมีค่าสัมประสิทธิ์ $h(k)$ ดังนี้

$$h(0)=\frac{1}{\sqrt{2}}\begin{pmatrix}\dfrac{1}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1} & \dfrac{4+\sqrt{15}}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1}\\ \dfrac{1}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1} & \dfrac{-4-\sqrt{15}}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1}\end{pmatrix}$$

$$h(1)=\frac{1}{\sqrt{2}}\begin{pmatrix}\dfrac{\left(4+\sqrt{15}\right)^2}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1} & \dfrac{4+\sqrt{15}}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1}\\ \dfrac{-\left(4+\sqrt{15}\right)^2}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1} & \dfrac{4+\sqrt{15}}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1}\end{pmatrix}$$

$$h(2)=\frac{1}{\sqrt{2}}\begin{pmatrix}\dfrac{\left(4+\sqrt{15}\right)^2}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1} & \dfrac{-4-\sqrt{15}}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1}\\ \dfrac{\left(4+\sqrt{15}\right)^2}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1} & \dfrac{4+\sqrt{15}}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1}\end{pmatrix}$$

$$h(3)=\frac{1}{\sqrt{2}}\begin{pmatrix}\dfrac{1}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1} & \dfrac{-4-\sqrt{15}}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1}\\ \dfrac{-1}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1} & \dfrac{-4-\sqrt{15}}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1}\end{pmatrix}$$

และมีค่าสัมประสิทธิ์ $g(k)$ ดังนี้

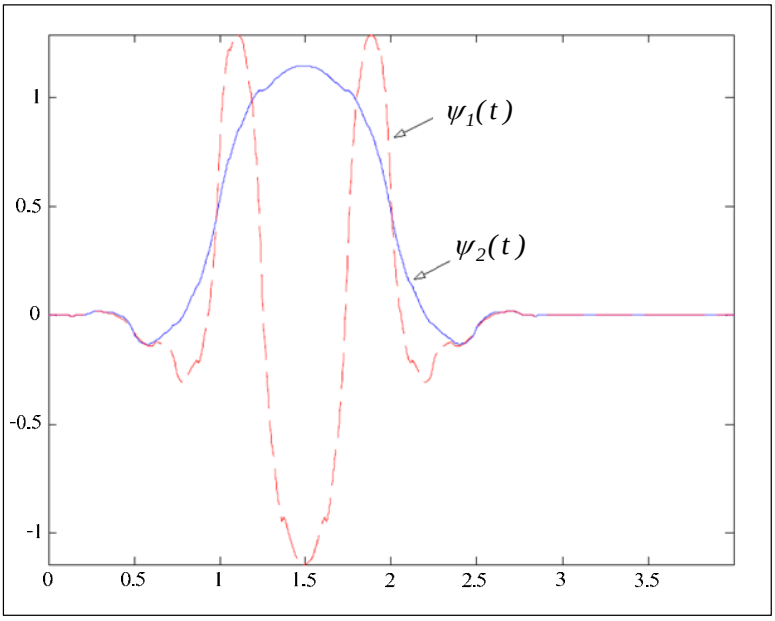
$$g(0)=\frac{1}{\sqrt{2}}\begin{pmatrix}\dfrac{4+\sqrt{15}}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1} & \dfrac{-1}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1}\\ \dfrac{4+\sqrt{15}}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1} & \dfrac{1}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1}\end{pmatrix}$$

$$g(1)=\frac{1}{\sqrt{2}}\begin{pmatrix}\dfrac{-4-\sqrt{15}}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1} & \dfrac{\left(4+\sqrt{15}\right)^2}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1}\\ \dfrac{4+\sqrt{15}}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1} & \dfrac{\left(4+\sqrt{15}\right)^2}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1}\end{pmatrix}$$

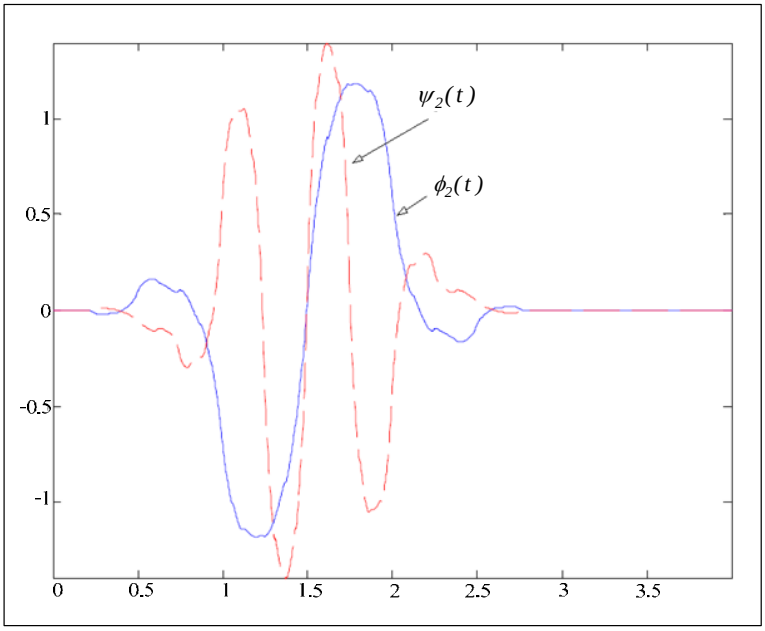
$$g(2)=\frac{1}{\sqrt{2}}\begin{pmatrix}\dfrac{4+\sqrt{15}}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1} & \dfrac{1}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1}\\ \dfrac{-4-\sqrt{15}}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1} & \dfrac{1}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1}\end{pmatrix}$$

$$g(3)=\frac{1}{\sqrt{2}}\begin{pmatrix}\dfrac{-4-\sqrt{15}}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1} & \dfrac{\left(4+\sqrt{15}\right)^2}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1}\\ \dfrac{-4-\sqrt{15}}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1} & \dfrac{\left(4+\sqrt{15}\right)^2}{\left(4+\sqrt{15}\right)^2+1}\end{pmatrix}$$

ฟังก์ชันสเกลลิง และฟังก์ชันเวฟเล็ตของการแปลงมัลติเวฟเล็ต แบบ SA4 แสดงดังรูปที่ 4.24 และ 4.25

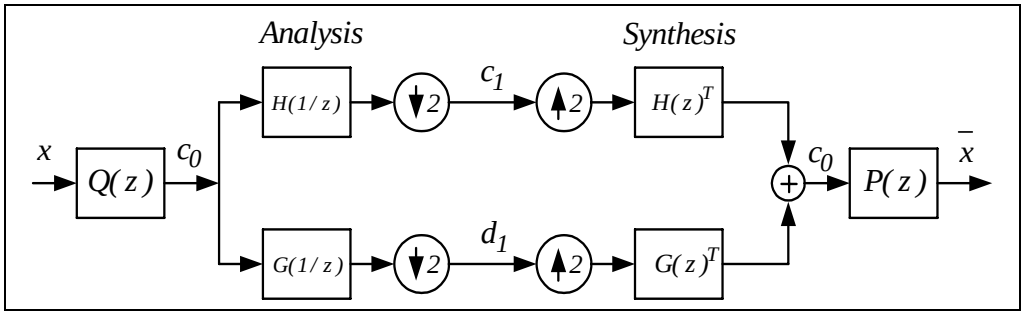


รูปที่ 4.24 ฟังก์ชันสเกลลิง และฟังก์ชันเวฟเล็ตแบบ SA4 คู่ที่ 1



รูปที่ 4.25 ฟังก์ชันสเกลลิง และฟังก์ชันเวฟเล็ตแบบ SA4 คู่ที่ 2

การแปลงมัลติเวฟเล็ต มีแนวคิดพื้นฐานมาจากการวิเคราะห์หลายระดับความละเอียด (multiresolution analysis : MRA) เหมือนกับการแปลงเวฟเล็ต แต่จะแตกต่างกันตรงที่การแปลงมัลติเวฟเล็ต จะมีฟังก์ชันสเกลลิง และฟังก์ชันเวฟเล็ตมากกว่าหนึ่งฟังก์ชัน นอกจากนี้ยังมีคุณสมบัติหลาย ๆ อย่าง ที่สามารถเกิดขึ้นได้พร้อมกัน ซึ่งไม่สามารถเกิดขึ้นได้ในการแปลงเวฟเล็ต โดยการแปลงมัลติเวฟเล็ตจะอาศัยหลักการของฟิลเตอร์แบงค์ (filter bank) ดังรูปที่ 4.26



รูปที่ 4.26 ฟิลเตอร์แบงค์ของการแปลงมัลติเวฟเล็ต 1 มิติ

จากรูปที่ 4.26 พบว่า หลักการของฟิลเตอร์แบงค์ ประกอบด้วย 2 ขั้นตอน คือ การวิเคราะห์และการสังเคราะห์ โดยสัมประสิทธิ์ของการแปลงมัลติเวฟเล็ตจะเป็นเมตริกซ์สัมประสิทธิ์ ส่วนการแปลงเวฟเล็ตจะมีสัมประสิทธิ์เป็นสเกลาร์ เนื่องจากการแปลงมัลติเวฟเล็ตมีจำนวนฟังก์ชันสเกลลิงมากกว่า 1 ฟังก์ชัน ดังนั้นในการใช้งานจริงจำเป็นต้องมีการจัดรูปแบบสัญญาณอินพุตแบบดิสครีตให้เป็นลำดับแบบเวกเตอร์ ก่อนที่จะป้อนสัญญาณอินพุตผ่านมัลติเวฟเล็ตฟิลเตอร์แบงค์ เรียกว่า กระบวนการ Prefiltering หรือ Multiwavelet initialization จากแผนภาพฟิลเตอร์แบงค์จะได้ว่าสัมประสิทธิ์ c_1 และ d_1 มีความสัมพันธ์กับสัมประสิทธิ์ c_0 ตามอัลกอริทึมการแยกองค์ประกอบ (decomposition) และการสร้างกลับ (reconstruction) ดังนี้

$$c_1(k) = \sum_n h(n) c_0(2k+n) \tag{4.46}$$

$$d_1(k) = \sum_n g(n) c_0(2k+n) \tag{4.47}$$

$$c_0(k) = \sum_n h(k-2n)^T c_1(n) + \sum_n g(k-2n)^T d_1(n) \tag{4.48}$$

พิจารณาจากรูปที่ 4.26 เมื่อ $Q(z)$ และ $P(z)$ คือ ตัวกรองก่อน (prefilter) และตัวกรองหลัง (postfilter) ตามลำดับเวกเตอร์ x ซึ่งเป็นลำดับที่ได้จากการดำเนินการทางคณิตศาสตร์ โดยกำหนดตัวดำเนินการดังนี้

$$D_r = R^z \rightarrow (R^r)^z \tag{4.49}$$

โดยจะทำการจัดรูปแบบสัญญาณอินพุท โดยทำการแบ่งลำดับที่เป็นแบบสเกลาร์ ให้เป็นลำดับที่จะถูกจัดกลุ่มแบบเวกเตอร์ เมื่อกำหนดให้ $x(n)$ โดยที่ $n \in Z$ ดังนั้น $x = D_r(x)$ หาได้จากสมการที่ (4.50)

$$x = D_r(x) = (\downarrow r)\begin{pmatrix} x(n) \\ x(n+1) \\ \vdots \\ x(n+r-1) \end{pmatrix}_{n\in Z}$$

$$x = D_r(x) = \begin{pmatrix} x(rn) \\ x(rn+1) \\ \vdots \\ x(rn+r-1) \end{pmatrix}_{n\in Z} \tag{4.50}$$

เช่น กำหนดให้ $r = 2$ ลำดับเวกเตอร์ จะมีค่าตามสมการที่ (4.51)

$$x(0) = \begin{pmatrix} x(0) \\ x(1) \end{pmatrix}, \quad x(1) = \begin{pmatrix} x(2) \\ x(3) \end{pmatrix} \tag{4.51}$$

ข้อมูลต่าง ๆ ที่ได้กล่าวมาในข้างต้น เป็นการแปลงมัลติเวฟเล็ตในหนึ่งระดับเท่านั้น การแปลงมัลติเวฟเล็ตหลายระดับ สามารถทำได้โดยการนำสัมประสิทธิ์การแปลงแบนด์ย่อยความถี่ต่ำผ่านมาเป็นอินพุทของขั้นตอนการแปลงแบบเดิมตามจำนวนระดับที่ต้องการ

สำหรับค่าตัวกรองก่อน (prefilter) และตัวกรองหลัง (postfilter) ของการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM สามารถเลือกใช้ค่าตัวกรองดังต่อไปนี้ (Attakitmongcol, K., 1999)

$$Q(-1) = \sqrt{2}\begin{pmatrix} 0 & 0 \\ \frac{\sqrt{16}}{6} & 0 \end{pmatrix} \qquad Q(0) = \sqrt{2}\begin{pmatrix} \frac{\sqrt{3}}{3} & 0 \\ \frac{\sqrt{6}}{16} & 0 \end{pmatrix}$$

$$P(0) = \frac{1}{\sqrt{2}}\begin{pmatrix} \sqrt{3} & 0 \\ \frac{-3\sqrt{3}}{10} & \frac{4\sqrt{6}}{5} \end{pmatrix} \qquad P(1) = \frac{1}{\sqrt{2}}\begin{pmatrix} 0 & 0 \\ \frac{-3\sqrt{3}}{10} & 0 \end{pmatrix}$$

สำหรับการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian สามารถเลือกใช้ค่าตัวกรองก่อนและตัวกรองหลัง ตามที่ Strela, et al. (1999) ได้นำเสนอไว้ดังนี้

$$Q = \begin{pmatrix} \frac{1}{4} & \frac{1}{4} \\ \frac{1}{1+\sqrt{7}} & \frac{-1}{1+\sqrt{7}} \end{pmatrix} \qquad P = \begin{pmatrix} 2 & \frac{1+\sqrt{7}}{2} \\ 2 & \frac{-1+\sqrt{7}}{2} \end{pmatrix}$$

และการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ SA4 สามารถเลือกใช้ค่าตัวกรองก่อนและตัวกรองหลังตามที่ Strela, et al. (1999) ได้นำเสนอไว้ดังนี้

$$Q = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ -1 & 1 \end{pmatrix} \qquad P = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$$

4.4 เครือข่ายประสาทเทียม

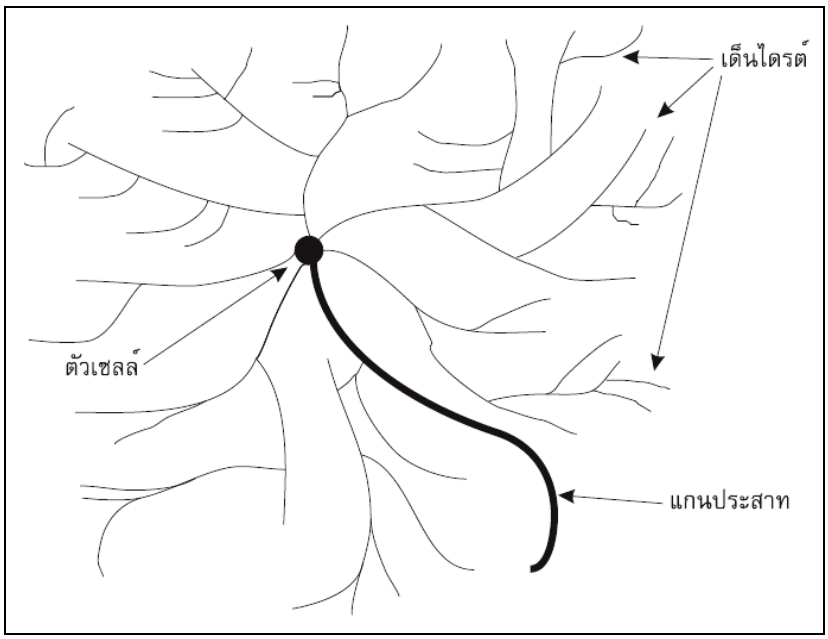
เครือข่ายประสาทเทียมได้ถูกนำมาประยุกต์เพื่อใช้ในงานด้านต่าง ๆ เช่น ระบบขับยานอัตโนมัติ ระบบขับเคลื่อนอาวุธ ระบบควบคุม ระบบสังเคราะห์เสียง และระบบเรียนรู้จำ เป็นต้น ปัจจุบันนักวิจัยด้านไฟฟ้าได้นำเครือข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์เพื่อใช้ในการแก้ปัญหาต่าง ๆ เช่น ปัญหาโหลดโฟลว์ (load flow) การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า (load forecasting) ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างมีประสิทธิภาพ (economics load dispatch) เป็นต้น ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงความรู้พื้นฐานของเครือข่ายประสาทเทียม องค์ประกอบของเครือข่ายประสาทเทียม และกระบวนการเรียนรู้แบบเวกเตอร์ควอนไทเซชัน (learning vector quantization : LVQ) เพื่อนำมาประยุกต์ใช้ในงานวิจัยต่อไป

4.4.1 เครือข่ายประสาทชีวภาพ

ประสาทของมนุษย์เป็นระบบที่มีความซับซ้อน สมองเป็นศูนย์กลางของระบบประสาทโดยจะเชื่อมต่อกับประสาทสัมผัสเพื่อรับรู้ข้อมูลจากภายนอกเข้าสู่ระบบประสาท แล้วทำการประมวลผลเป็นคำสั่งไปยังอวัยวะต่าง ๆ ระบบประสาทประกอบด้วย นิวรอน (neuron) ชนิดต่าง ๆ ที่มีความหลากหลายในคุณสมบัติทางไฟฟ้า จำนวน ขนาด และรูปแบบการเชื่อมต่อของนิวรอน

นิวรอน (Neuron) หมายถึง เซล์ประสาทและกระบวนการทั้งหมดของเซลล์ประสาท ในตัวเซลล์ (cell body) ของนิวรอนจะมีนิวเครียส (nucleus) อยู่ตรงกลางเซลล์ และมีแขนงอย่างน้อย 1 เส้น เชื่อมต่ออยู่กับตัวเซลล์ แขนงทำหน้าที่นำกระแสประสาทซึ่งมีลักษณะ

เป็นสัญญาณอิมพัลส์ (impulse signal) เข้ามายังตัวเซลล์เรียกว่าเด็นไดรต์ (dendrite) ส่วนแขนงที่ทำหน้าที่นำกระแสประสาทออกจากตัวเซลล์เรียกว่า แกนประสาท (axon) ดังรายละเอียดในรูปที่ 4.27



รูปที่ 4.27 โครงสร้างของเซลล์สมอง

เมื่อนิวรอนมากกว่า 1 นิวรอน รวมอยู่ด้วยกันจะมีการเรียงกันเป็นโครงสร้างของประสาท และมีการส่งกระแสประสาทจากนิวรอนหนึ่งไปยังนิวรอนอื่น โดยผ่านจุดเชื่อมต่อระหว่างปลายของแกนประสาทของนิวรอนหนึ่งกับตัวเซลล์หรือเด็นไดรต์ของอีกนิวรอนหนึ่ง หรือเรียกว่าไซแนปส์ (synapse) ซึ่งเป็นช่องว่างที่เล็กมากระหว่างนิวรอน 2 นิวรอนที่อยู่ติดกันแต่ไม่ได้สัมผัสกันโดยตรง ไซแนปส์จะเป็นบริเวณที่ควบคุมให้มีการส่งผ่านกระแสประสาทต่อไปหรือยับยั้งการส่งกระแสประสาท รวมถึงเปลี่ยนแปลงลักษณะของกระแสประสาท ในสภาวะปกติเมื่อนิวรอนนำกระแสที่ได้รับจากอวัยวะที่ทำหน้าที่รับรู้ เช่น ตา หรือ หู ไปยังอวัยวะที่ทำหน้าที่ตอบสนอง เช่น กล้ามเนื้อ หรือต่อมต่าง ๆ ในร่างกาย กระแสประสาทจะถูกส่งผ่านจากนิวรอนหนึ่งไปยังอีกนิวรอนหนึ่งโดยผ่านไซแนปส์ เมื่อกระแสประสาทผ่านเข้ามายังไซแนปส์ (เสมือนเป็นอินพุตของไซแนปส์) สารเคมีในไซแนปส์จะมีผลต่อกระแสประสาทใน 2 ลักษณะ คือ กระตุ้นให้กระแสประสาทมีขนาดเพิ่มขึ้น หรือยับยั้งให้กระแสประสาทมีขนาดลดลง ซึ่งทั้ง 2 ลักษณะเปรียบได้กับการที่สัญญาณอินพุตที่ถูกถ่วงน้ำหนัก (weighted) ให้มีค่ามากขึ้นหรือลดลง เมื่อผ่านออกจากไซแนปส์กระแสประสาทที่ถูกกระตุ้นและที่ถูกยับยั้งจะถูกรวมเข้าด้วยกัน หากผลรวมของกระแส

ประสาทดังกล่าวมีค่ามากกว่าหรือเท่ากับศักดาที่ผิวของนิวรอนถัดไป หรือจุดเริ่มเปลี่ยน (threshold) กระแสประสาทดังกล่าวก็จะสามารถไหลผ่านเข้าไปยังนิวรอนได้ หากผลรวมของกระแสประสาทนั้นมีค่าน้อยกว่าค่าขีดเริ่มเปลี่ยน กระแสประสาทก็จะถูกยับยั้งไม่ให้ผ่านเข้าไปในนิวรอนได้ การไหลของกระแสประสาทจะเป็นในทิศทางเดียวกัน (one direction) และมีความเร็วอยู่ระหว่าง 10 ถึง 12 เมตรต่อวินาที เมื่อกระแสประสาทครั้งหนึ่งสิ้นสุดลง ส่วนต่าง ๆ ของนิวรอนจะกลับเข้าสู่สภาวะเริ่มต้นอีกครั้งหนึ่งเพื่อเตรียมพร้อมสำหรับการส่งกระแสประสาทครั้งต่อไป

ในสมองของมนุษย์ประกอบด้วยเซลล์ประสาทหรือนิวรอน ประมาณ 1 หมื่นล้านเซลล์ และแต่ละเซลล์สามารถเชื่อมต่อกับเซลล์ประสาทอื่น ๆ ได้มากกว่า 2 แสนเซลล์ โดยปกติเซลล์ประสาทหนึ่งเซลล์จะเชื่อมต่อกับเซลล์ประสาทอื่น ๆ ประมาณ 1,000 ถึง 10,000 เซลล์ เมื่อเซลล์ประสาทแต่ละเซลล์ทำงานร่วมกันจะสามารถส่งกระแสประสาทได้สูงถึง 1,000 สัญญาณ (pulse) ต่อวินาที และจากการที่เซลล์ประสาทแต่ละเซลล์ส่งผ่านหรือยับยั้งกระแสประสาทที่อัตราเร็วต่าง ๆ กัน ในเวลาเดียวกันเพื่อเป็นการส่งข้อมูลนั้น จะทำให้สมองสามารถรับรู้อินพุตต่าง ๆ และสร้างผลตอบสนองต่ออินพุตนั้น ๆ ได้ การรับรู้และตอบสนองนี้เกิดขึ้นจากการพัฒนาทางพันธุศาสตร์และการเรียนรู้ที่จะจัดระเบียบการตอบสนองต่ออินพุตของสมองเอง โดยคุณสมบัติของเครือข่ายประสาทชีวภาพ สรุปได้ดังนี้ (Fausett, 1994)

1) แต่ละนิวรอนจะรับข้อมูลอินพุตจำนวนมาก

2) ข้อมูลอินพุตอาจถูกปรับให้เหมาะสมด้วยค่าการเชื่อมโยงหรือค่าน้ำหนัก (connection value or weight value or strength) ที่ไซแนปส์

3) ข้อมูลอินพุตที่ผ่านการปรับด้วยค่าการเชื่อมโยงจะถูกรวมและทำการประมวลผล

4) ถ้าข้อมูลอินพุตมีจำนวนเพียงพอ และอยู่ภายใต้สภาวะที่เหมาะสม จะทำให้นิวรอนจะส่งข้อมูลออกมาหนึ่งค่า

5) ข้อมูลเอาต์พุตจากนิวรอนหนึ่งอาจจะถูกส่งไปให้นิวรอนอื่น ๆ หลาย ๆ นิวรอนโดยผ่านแกนประสาท (axon)

6) นิวรอนแต่ละนิวรอนมีความเป็นเฉพาะตำแหน่งหรือเฉพาะที่ (local)

7) ลักษณะของความจำ สามารถแบ่งเป็น 2 ลักษณะ คือ ความจำระยะยาว จะถูกเก็บที่ไซแนปส์ของนิวรอนหรือเก็บในค่าการเชื่อมโยงความจำระยะสั้น จะสัมพันธ์กับข้อมูลเอาต์พุตจากนิวรอน

8) ความถูกต้องของค่าการเชื่อมโยงหรือค่าน้ำหนักจะขึ้นอยู่กับประสบการณ์ในการเรียนรู้ที่ผ่านมา

9) การควบคุมการถ่ายโอนของไซแนปส์อาจจะเป็นการกระตุ้นแบบเสริมหรือแบบหักล้าง

นอกจากนี้เครือข่ายประสาทชีวภาพ (biological neural network) ยังทนทานต่อความผิดพร่อง (fault tolerance) ใน 2 ลักษณะ คือ ความสามารถในการจดจำและการจำแนกข้อมูลอินพุตที่แตกต่างจากอินพุตที่เคยได้รับไม่มากนัก ตัวอย่างเช่น ความสามารถในการจำแนกภาพบุคคลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน หรือสามารถจดจำบุคคลที่ไม่เคยพบเห็นกันเป็นเวลานาน และความสามารถในการซ่อมแซมหรือชดเชยความเสียหายของตัวนิวรอนเอง ในสมองมนุษย์เมื่อนิวรอนหนึ่งชำรุดเสียหายก็จะมีการสร้างนิวรอนใหม่ขึ้นมาแทน นั่นคือ ยังคงมีการเรียนรู้ (learning) อย่างต่อเนื่อง แม้ว่าจะสูญเสียนิวรอนบางส่วน ในบางครั้งนิวรอนที่เหลือจะได้รับการฝึกสอน (training) เพื่อทำหน้าที่แทนนิวรอนที่ชำรุดเสียหาย

จุดเด่นหลาย ๆ ประการของเครือข่ายประสาทชีวภาพ ถูกนำมาผนวกกับเทคโนโลยีด้านคอมพิวเตอร์ ซึ่งมีการทำงานรวดเร็วมาก เมื่อเปรียบเทียบกับการทำงานของสมองมนุษย์ จึงทำให้มีการคิดค้นวิธีการที่มีลักษณะการทำงานในลักษณะเดียวกับเครือข่ายประสาทชีวภาพ เรียกว่า เครือข่ายประสาทเทียม ขึ้นมา

4.4.2 เครือข่ายประสาทเทียม

เครือข่ายประสาทเทียม (artificial neural network : ANN) คือ โครงสร้างของหน่วยประมวลผลจำนวนมากที่ถูกจำลองขึ้นตามอย่างโครงสร้างระบบประสาทของสมองมนุษย์ การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทขึ้นมาเป็นโครงข่ายประสาทเทียมนั้น โดยการทำความเข้าใจกระบวนการทำงานของสมองแล้วอธิบายการทำงานด้วยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ หรืออาจกล่าวได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียม เป็นเครือข่ายที่มีรูปแบบโครงสร้างและการทำงานของการประมวลผลเหมือนกับสมองในสิ่งมีชีวิต ที่มีการปรับเปลี่ยนตัวเองต่อการตอบสนองของอินพุตต่อกฎของการเรียนรู้ (learning rule) หลังจากที่เครือข่ายได้เรียนรู้สิ่งที่ต้องการแล้ว เครือข่ายจะสามารถทำงานตามที่กำหนดได้ ความสามารถในการเรียนรู้ (learn) จากตัวอย่างและการทำให้เป็นทั่วไป (generalize) เป็นลักษณะที่สำคัญของเครือข่ายประสาทเทียม ตัวเครือข่ายจะถูกฝึกสอนโดยการแสดงรูปแบบ (pattern) ต่าง ๆ ที่ต้องการให้เครือข่ายเรียนรู้ด้วยกฎการเรียนรู้ ความสามารถในการเรียนรู้ของเครือข่ายทำให้มีความแตกต่างไปจากการทำงานของโปรแกรมคอมพิวเตอร์ การที่เครือข่ายถูกทำให้เป็นกรณีทั่วไปจะทำให้เครือข่ายประสาทเทียมสามารถจำแนกรูปแบบของอินพุทแบบใหม่ ๆ ได้ เครือข่ายประสาทเทียมจะทำการเก็บข้อมูลความรู้ (knowledge) ในระหว่างการเรียนรู้ โดยทำการเก็บไว้ที่น้ำหนักประสาท (synaptic weights) ซึ่งโครงสร้างนิวรอนภายในเครือข่ายมีอยู่หลายชนิด โดยโครงสร้างดังกล่าวเป็นองค์ประกอบที่สำคัญส่งผลทำให้คุณลักษณะ

ต่าง ๆ ของเครือข่ายแตกต่างกัน เช่น การจัดวางตัวของนิวรอน กฎการเรียนรู้ที่ทำให้เกิดการปรับเปลี่ยนค่าของน้ำหนักประสาท และเงื่อนไขในการฝึกฝนเครือข่าย เป็นต้น นอกจากนี้เครือข่ายประสาทเทียมชนิดต่าง ๆ ยังมีคุณสมบัติหลาย ๆ อย่างร่วมกัน เช่น การทำงานแบบขนาน (parallel) ซึ่งโดยปกติแล้วเครือข่ายจะมีจำนวนนิวรอนที่เชื่อมต่อกันเป็นจำนวนมาก คุณสมบัติความไม่เป็นเชิงเส้น เป็นต้น (อาทิตย์ ศรีแก้ว, 2552)

4.4.3 การแบ่งชนิดของเครือข่ายประสาทเทียม

เครือข่ายประสาทเทียมสามารถจัดแบ่งชนิดได้หลายวิธี เช่น วิธีการฝึกสอน วิธีการเรียนรู้ การประยุกต์ใช้งาน และชนิดของอินพุต เป็นต้น แต่หากพิจารณาสถาปัตยกรรมเครือข่ายประสาทเทียม สามารถแบ่งได้ 2 ประเภท คือ

1) เครือข่ายไปข้างหน้า (feedforward network) เป็นเครือข่ายที่มีการเชื่อมต่อระหว่างชั้นเป็นแบบทิศทางเดียว คือ จากอินพุตไปยังเอาต์พุต ทำให้เกิดการตอบสนองที่รวดเร็ว โดยเครือข่ายเพอร์เซ็บตรอนแบบหลายชั้น (multilayer perceptron) เป็นเครือข่ายที่มีการใช้งานมากที่สุด นอกจากนี้ยังมีเครือข่ายเพอร์เซ็บตรอนชั้นเดียว และเครือข่ายฟังก์ชันฐานหลักรัศมี (radial basis function) เป็นต้น

2) เครือข่ายป้อนกลับ (feedback or recurrent network) เป็นเครือข่ายที่มีการเชื่อมต่อภายในระหว่างนิวรอนในรูปแบบป้อนกับหรือวงรอบ โดยอินพุตของเครือข่ายจะวนรอบซ้ำหลาย ๆ ครั้ง ก่อนที่จะประมวลผลเพื่อทำให้เกิดการตอบสนอง เช่น เครือข่ายการแข่งขัน (competitive network) แผนการจัดการตัวเองของโคโฮเนน (Kohonen SOM) เครือข่ายฮอพฟิลด์ (Hopfield network) และเครือข่าย ART (adaptive resonance theory network) เป็นต้น

การแบ่งประเภทของเครือข่ายยังสามารถพิจารณาได้จากความแตกต่างของข้อมูล ซึ่งแบ่งได้ 2 ประเภท คือ

1) ตัวแปรแยกประเภท (categorical variables) เป็นการใช้ตัวเลขมีขอบเขตที่อาจเกิดขึ้นได้ และมีหลายกรณีในแต่ละประเภท ตัวแปรแยกประเภทอาจจะมีลักษณะที่ควรนำมาถอดรหัสในตัวเลขก่อนเข้าไปที่เครือข่าย เช่น ผู้ชาย ผู้หญิง หรือ สีแดง สีเขียว และสีน้ำเงินเป็นต้น ทั้งวิธีการเรียนรู้แบบมีผู้สอนด้วยค่าเป้าหมาย (categorical target values) และการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนด้วยเอาต์พุตแยกประเภท (categorical outputs) ซึ่งเรียกว่า การจำแนกประเภท (classification)

2) ตัวแปรเกี่ยวกับปริมาณ (quantitative variables) เป็นค่าตัวเลขที่ได้จากการวัด เช่น ความยาวในหน่วยเมตร การเรียนรู้แบบมีผู้สอนด้วยค่าเป้าหมายเกี่ยวกับปริมาณ (quantitative target values) ซึ่งถูกเรียกว่า การถดถอย (regression)

นอกจากนี้การแบ่งประเภทของเครือข่ายประสาทเทียมยังสามารถแบ่งตามลักษณะการเรียนรู้ โดยสามารถแบ่งได้ 2 ประเภท คือ

1) การเรียนรู้แบบไม่มีผู้ฝึกสอน (unsupervised learning) หรือ การจัดการตัวเอง (self-organizing) เป็นเครือข่ายที่สามารถจัดการข้อมูลอินพุตของระบบด้วยตนเอง หรือค้นหาคุณลักษณะของตัวเองจากอินพุต โดยใช้กฎการเรียนรู้ เช่น

- วิธีสหสัมพันธ์ (correlation) เพื่อปรับน้ำหนักประสาทโดยใช้กฎการเรียนรู้ของเฮ็บเบียน (Hebbian) สำหรับวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (principle component analysis : PCA)

- วิธีการเรียนรู้แบบแข่งขัน (competitive learning) โดยนิวรอนที่เป็นเอาต์พุตมีการแข่งขันกันเอง จนกระทั่งได้ผู้ชนะ เช่น ทฤษฎีรีโซแนนซ์แบบปรับตัว (adaptive resonance theory : ART) หรือแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง (self-organizing feature map) เป็นต้น

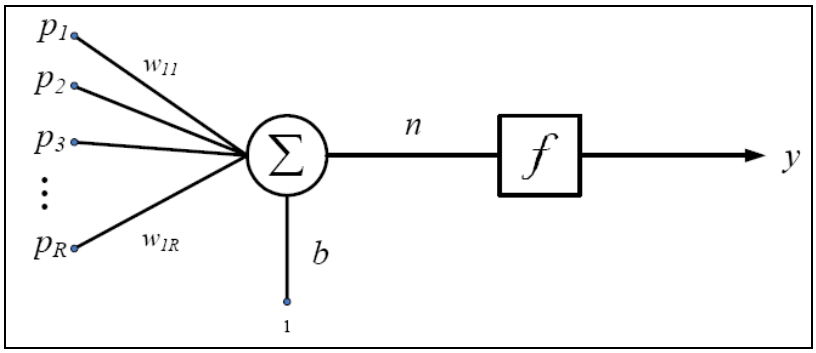
2) การเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอน (supervised learning) เป็นเครือข่ายที่มีการเรียนรู้ที่จะสร้างผลลัพธ์ที่ต้องการให้ได้ตามตัวอย่างที่ได้เรียนรู้ หรือตามเป้าหมายที่กำหนดไว้ โดยใช้กฎการเรียนรู้ เช่น

- วิธีปรับค่าความผิดพลาด (error correction) เป็นการลดค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตให้น้อยที่สุดโดยเทียบกับน้ำหนักประสาท เช่น เครือข่ายเพอร์เซ็บตรอน เครือข่ายฟังก์ชันฐานรัศมี เครือข่ายไปข้างหน้าพร้อมกับการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (backpropagation feedforward network)

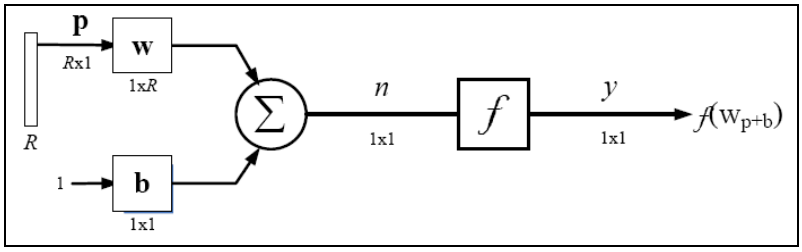
- วิธีเทียบความคล้าย (match-based) เป็นการปรับน้ำหนักตามระดับของความคล้าย (similarity)

4.4.4 สถาปัตยกรรมของเครือข่ายประสาทเทียม

โครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย 2 ส่วนใหญ่ ๆ คือ แบบจำลองเซลล์ของเซลล์ประสาทเทียม และสถาปัตยกรรมการเชื่อมต่อกันเป็นเครือข่ายของเซลล์ประสาทเทียม แบบจำลองของเซลล์ประสาทเทียมแสดงดังรูปที่ 4.28



รูปที่ 4.28 แบบจำลองของเซลล์ประสาทเทียม

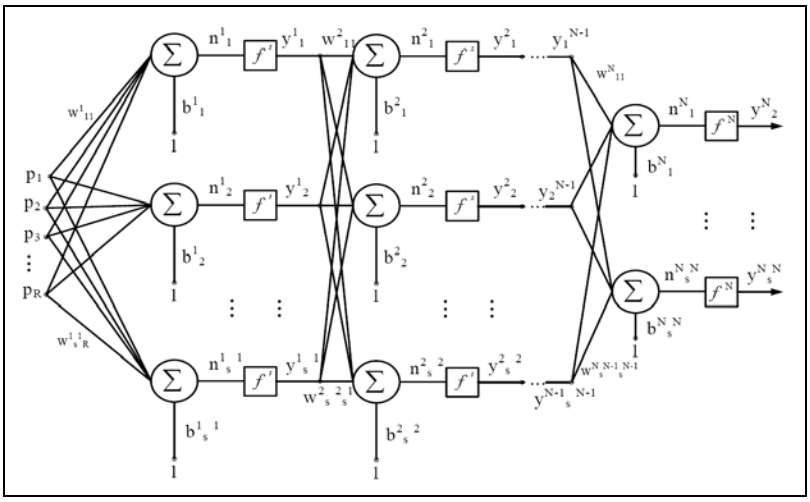


รูปที่ 4.29 รูปแบบสัญลักษณ์ของเซลล์ประสาทเทียม

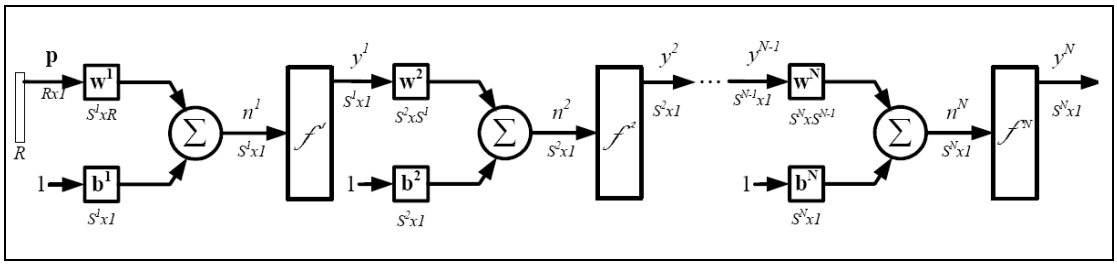
จากรูปที่ 4.28 เซลล์ประสาทเทียมหรือนิวรอน ประกอบด้วย R อินพุต แต่ละอินพุตย่อย $p_1, p_2, p_3, ..., p_R$ ถูกคูณด้วยน้ำหนักประสาท (weight) ของแต่ละตัว $w_{11}, w_{12}, w_{13}, ..., w_{1R}$ และไบอัส b เป็นอินพุตที่มีค่าน้ำหนักประสาทคงที่ เท่ากับ 1 โดยอินพุตทั้งสองถูกรวมได้เอาต์พุตเป็น n เรียกว่าเน็ตอินพุต (net input) ซึ่งจะเป็นอินพุตให้กับฟังก์ชันถ่ายโอน f และได้เอาต์พุตของนิวรอน คือ y โดยเอาต์พุตของนิวรอน คำนวณได้ดังสมการที่ (4.52)

$$y = f(\mathbf{Wp} + \mathbf{b}) \tag{4.52}$$

โดยเอาต์พุตของนิวรอนขึ้นอยู่กับน้ำหนักประสาท **W** และ **b** ซึ่งฟังก์ชันถ่ายโอนถูกออกแบบเลือกโดยผู้ใช้ และพารามิเตอร์ **W** และ **b** จะถูกปรับค่าจากกฎการเรียนรู้ โดยปกติเครือข่ายประสาทเทียมจะมีโครงสร้างหลายชั้น (multiple layer) ดังรูปที่ 4.30



รูปที่ 4.30 สถาปัตยกรรมเครือข่ายประสาทเทียม แบบหลายชั้น



รูปที่ 4.31 พารามิเตอร์ต่าง ๆ ของเครือข่ายประสาทเทียม N ชั้น

จากรูปที่ 4.30 จำนวนนิวรอนของแต่ละชั้น คือ $R-S^1-S^2-...-S^N$ โดยปกติชั้นแรกเป็นชั้นอินพุต (input layer) ทำหน้าที่รับอินพุตจากภายนอกเครือข่าย ในชั้นสุดท้ายจะเป็นชั้นเอาต์พุต เพื่อส่งค่าเอาต์พุตออกไปจากเครือข่าย ส่วนชั้นระหว่างอินพุตและเอาต์พุตเรียกว่าชั้นซ่อนเร้น (hidden layer) แต่ละชั้นจะมีเมตริกซ์น้ำหนักประสาท **W** ไบอัสเวกเตอร์ **b** เน็ตเอาต์พุต n และเอาต์พุต y ของชั้นนั้น ๆ และแต่ละชั้นสามารถมีจำนวนนิวรอนแตกต่างกันได้ จากรูปที่ 4.31 เป็นการพิจารณาเครือข่าย N ชั้น โดยเอาต์พุตของแต่ละชั้นจะเป็นอินพุตให้กับชั้นถัดไป โดยเขียนความสัมพันธ์ได้ดังนี้

$$y^{l+1} = f^{l+1}\left(W^{l+1}y^{l} + b^{l+1}\right) \tag{4.53}$$

โดยที่ $l = 1,2,...,N-1$ ในชั้นแรกเป็นชั้นอินพุตซึ่งรับอินพุตโดยตรงจากภายนอกเครือข่าย คือ

$$y^0 = p \tag{4.54}$$

สำหรับเอาต์พุตในชั้นสุดท้าย คือ y^N โดยปกติเครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นจะมีพารามิเตอร์จำนวนมาก ดังนั้นในการนำไปประยุกต์ใช้งาน จำเป็นต้องออกแบบพารามิเตอร์ต่าง ๆ ให้เหมาะสม เช่น จำนวนชั้น จำนวนเซลล์ประสาทเทียมในแต่ละชั้น จำนวนอินพุต จำนวนเอาต์พุต และชนิดของฟังก์ชันถ่ายโอน เป็นต้น

4.4.5 เครือข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง

เครือข่ายประสาทเทียมแบบแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง (self-organizing feature map : SOFM) เป็นเครือข่ายที่ใช้หลักการเรียนรู้แบบแข่งขัน (competitive learning) ซึ่งเป็นเครือข่ายที่ไม่ต้องมีผู้ฝึกสอน โดยสามารถรับอินพุตแล้วทำการคัดแยกอินพุตได้ด้วยโครงสร้างภายในตัวเอง โครงสร้างการทำงานคล้ายคลึงกับประสาทตาของสิ่งมีชีวิต ซึ่งสามารถแยกแยะรายละเอียดสภาพแวดล้อมได้ แม้ว่าจะไม่เคยเห็นมาก่อน ดังนั้นเครือข่ายแบบนี้จึงสามารถค้นหาโครงสร้าง รูปแบบหรือคุณลักษณะจากสภาวะแวดล้อมได้โดยตรง เนื่องจากเป็นการเรียนรู้แบบแข่งขัน โดยนิวรอนเอาต์พุตจะทำการแข่งขันกับนิวรอนอื่น ๆ โดยสัมพันธ์ต่อการตอบสนองกับอินพุตที่ป้อนเข้าสู่ระบบ โดยนิวรอนที่ชนะจะเป็นผู้ได้รับการปรับค่าโดยการกระตุ้น (excitatory) ในขณะที่นิวรอนอื่น ๆ ที่แพ้จะถูกปรับค่าให้ถูกยับยั้ง (inhibitory) ดังนั้นสำหรับการเรียนรู้แบบแข่งขัน จะมีนิวรอนที่ชนะเท่านั้นที่ได้รับการปรับค่า โดยวิธีการหานิวรอนผู้ชนะใช้วิธีการหาระยะทางแบบยุคลิดระหว่างเวกเตอร์น้ำหนักประสาท w_j กับเวกเตอร์อินพุต x ดังความสัมพันธ์ต่อไปนี้

$$d_j = \left\| x - w_j \right\| \tag{4.55}$$

$$d_j = \left[\sum_{j=1}^{M} \left(x_{ij} - w_{ij} \right)^2 \right]^2 \tag{4.56}$$

โดยที่ M คือ ขนาดของเวกเตอร์อินพุต ซึ่งมีขนาดเท่ากับเวกเตอร์น้ำหนักประสาท ถ้า 2 เวกเตอร์มีความคล้ายกันมาก ค่าระยะทางแบบยุคลิดจะมีค่าน้อย กำหนด เมื่อกำหนดให้นิวรอนผู้ชนะคือ นิวรอนที่ j_c จะได้ความสัมพันธ์ดังนี้

$$j_c = min\left\|x - w_j\right\|, \quad j = 1,2,3,...,N \tag{4.57}$$

โดยที่ N คือ นิวรอนในชั้นเอาต์พุต เมื่อได้นิวรอนผู้ชนะแล้ว ก็จะทำการปรับค่าน้ำหนักประสาทของนิวรอนผู้ชนะตามกฎการเรียนรู้แบบแข่งขัน คือ ถ้านิวรอน j ชนะการแข่งขัน ดังสมการที่ (4.58)

$$\Delta w_{ij} = \alpha\left(x_i - w_{ij}\right) \tag{4.58}$$

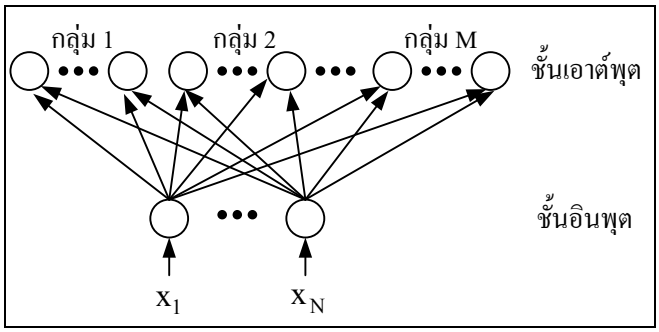
หากนิวรอน j แพ้การแข่งขัน จะได้ $\Delta w_{ij} = 0$ โดยที่ α คือ ค่าคงที่การเรียนรู้ ดังนั้นสามารถปรับค่าเวกเตอร์น้ำหนักประสาทของนิวรอน j ที่ชนะการแข่งขันได้ดังนี้

$$w_{ij}^{new} = w_{ij}^{old} + \alpha\left(x_i - w_{ij}\right) \tag{4.59}$$

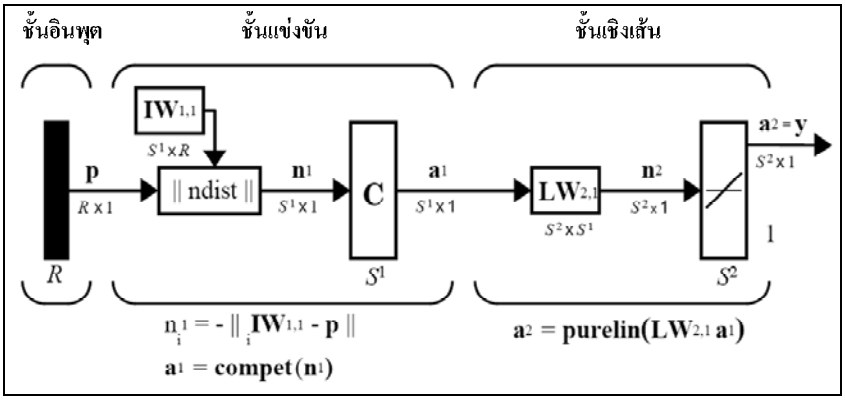
เมื่อป้อนอินพุตเข้าสู่เครือข่ายทั้งหมดแล้ว เครือข่ายจะทำการปรับค่าน้ำหนักประสาทไปเรื่อย ๆ จน ได้ค่าน้ำหนักที่เหมาะสมที่สุดที่จะใช้แทนกลุ่มข้อมูล

4.4.6 เครือข่ายการเรียนรู้เวกเตอร์ควอนไทเซชัน

เครือข่ายการเรียนรู้แบบเวกเตอร์ควอนไทเซชัน (learning vector quantization : LVQ) เป็นการขยายเครือข่ายโคโฮเนน (Kohonen) สำหรับการเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอน จึงทำให้เครือข่ายนี้เป็นเครือข่ายผสมที่ประกอบด้วยการเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอนและแบบไม่มีผู้ฝึกสอน เพื่อช่วยในการจัดประเภทหรือหมวดหมู่ เครือข่าย LVQ จะใช้การจำแนกเวกเตอร์อินพุตด้วยการกำหนดคุณลักษณะของกลุ่มสำหรับจำแนก ซึ่งจะมีการกำหนดกลุ่มที่ใช้ในการจำแนกและใช้เป็นส่วนหนึ่งในการฝึกสอนหรือเป็นเป้าหมาย เครือข่าย LVQ มีลักษณะเช่นเดียวกันกับเครือข่ายแผนผังคุณลักษณะการจัดการตัวเอง (self-organizing map) แต่มีข้อแตกต่างคือ แต่ละนิวรอนเอาต์พุตจะถูกกำหนดให้เป็นกลุ่มของการจำแนก ดังรูปที่ 4.32 โดยปกติกลุ่มของการจำแนกจะประกอบด้วยนิวรอนเอาต์พุตมากกว่าหนึ่งนิวรอน (Hagan, Demuth, and Beale, 1996)



รูปที่ 4.32 ลักษณะการจัดกลุ่มการจำแนกของเครือข่าย LVQ



รูปที่ 4.33 โครงสร้างของเครือข่ายการเรียนรู้เวกเตอร์ควอนไทเซชัน (LVQ)

จากรูปที่ 4.33 จำนวนนิวรอนในชั้นที่ 1 จะถูกกำหนดให้มีจำนวนเท่ากับประเภทที่ต้องการหรือในบางกรณีอาจกำหนดให้จำนวนนิวรอนหลาย ๆ ตัวเป็นประเภทเดียวกันได้ และแต่ละประเภทจะถูกกำหนดให้เท่ากับ 1 นิวรอนในชั้นที่ 2 จำนวนนิวรอนในชั้นที่ 1 หรือชั้นแข่งขันแทนด้วย S^1 ซึ่งจะมีจำนวนนิวรอนน้อยกว่าในชั้นที่ 2 หรือชั้นเชิงเส้น (linear) แทนด้วย S^2

ในเครือข่าย LVQ แต่ละนิวรอนในชั้นที่ 1 จะเรียนรู้เวกเตอร์ต้นแบบ (prototype vector) ซึ่งจะถูกจัดประเภทในขอบเขตสเปซอินพุต (input space) ด้วยการคำนวณระยะความใกล้กันระหว่างเวกเตอร์อินพุตและเวกเตอร์น้ำหนัก (weight vector) โดยอาศัยผลคูณภายใน (inner product) ดังนั้นอินพุตสุทธิ (net input) ในชั้นที่ 1 ของเครือข่าย LVQ มีค่าดังสมการที่ (4.60)

$$n_i^1 = -\left\| {}_i w^1 - p \right\| \tag{4.60}$$

สำหรับเอาต์พุตในชั้นที่ 1 ของเครือข่าย LVQ คือ

$$a^1 = compet\left(n^1\right) \tag{4.61}$$

ดังนั้นถ้านิวรอนเหล่านั้นมีเวกเตอร์น้ำหนักเข้าใกล้ระหว่างเวกเตอร์อินพุต จะได้เอาต์พุตเท่ากับ 1 และนิวรอนอื่น ๆ จะให้ค่าเอาต์พุตเท่ากับ 0 โดยนิวรอนผู้ชนะ (winning neuron) จะแสดงลักษณะประเภทย่อยมากกว่าประเภทหลัก หรืออาจกล่าวได้ว่า นิวรอนที่แตกต่างกันหลายตัว (ประเภทย่อย) จะรวมกันเป็นแต่ละประเภทหลัก ในชั้นที่ 2 ของเครือข่าย LVQ จะถูกนำมาใช้เพื่อรวมประเภทย่อยให้เป็นประเภทหลัก ซึ่งแทนด้วยเมตริกซ์ W^2 โดยที่สดมภ์ (column) ของ W^2 แทนด้วยประเภทย่อย และที่แถว (row) แทนด้วยประเภทหลัก W^2 จะมีค่า 1 เพียงตัวเดียวในแต่ละสดมภ์โดยในตำแหน่งอื่น ๆ จะกำหนดให้มีค่าเท่ากับ 0 หากแถวใดมี 1 ปรากฏ แสดงว่าในประเภทหลักนั้นมีประเภทย่อยเป็นสมาชิกอยู่ด้วย ดังสมการที่ (4.62)

$$\left(w_{ki}^2 = 1\right) \Rightarrow \ \textit{ประเภทย่อยซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของประเภทหลัก} \tag{4.62}$$

รูปแบบการเรียนรู้ของเครือข่าย LVQ จะเกิดขึ้นทุกวงรอบ ในแต่ละวงรอบเวกเตอร์อินพุต p จะถูกส่งเข้าไปในเครือข่าย และระยะห่าง p ถึงแต่ละเวกเตอร์ต้นแบบจะถูกคำนวณขึ้นมาใหม่ เมื่อกำหนดให้นิวรอนซ่อนเร้น ตัวที่มีชัยชนะเหนือตัวอื่น ๆ คือ นิวรอน i^* ดังนั้นส่วนที่ i^*th ของ a^1 จะถูกกำหนดให้มีค่าเท่ากับ 1 จากนั้น a^1 จะคูณกับ W^2 และให้เอาต์พุตคือ a^2 ซึ่งจะมีเพียงตัวเดียวเท่านั้นที่ไม่เท่ากับศูนย์ คือ k^* ซึ่งแสดงว่า p ถูกจัดให้อยู่ในหมวดหมู่ k^* โดยเครือข่าย LVQ จะมีข้อจำกัดในบางประการ ดังนั้นจึงนำรูปแบบการเรียนรู้ของโคโฮเนน (Kohonen) มาปรับปรุงในส่วนของชั้นซ่อนเร้น ใน 2 กรณี คือ

กรณีที่ 1 เมื่อ p อยู่ในหมวดหมู่ที่ถูกต้อง นั่นคือ ค่าน้ำหนัก ${}_{i^*}w^1$ ของนิวรอนซ่อนเร้นตัวที่ได้รับชัยชนะจะถูกปรับปรุงให้เข้าใกล้ p มากที่สุด ดังสมการที่ (4.63)

$${}_{i^*}w^1\left(q\right) = {}_{i^*}w^1\left(q-1\right) + \alpha\left(p\left(q\right) - {}_{i^*}w^1\left(q-1\right)\right),\ if\ a_{k^*}^2 = t_{k^*} = 1 \tag{4.63}$$

กรณีที่ 2 เมื่อ p อยู่ในหมวดหมู่ที่ไม่ถูกต้อง นั่นคือค่าถ่วงน้ำหนัก ${}_{i^*}w^1$ ของนิวรอนซ่อนเร้นอยู่ห่างจาก p ดังสมการที่ (4.64)

$$ {}_{i^*}w^1(q) = {}_{i^*}w^1(q-1) - \alpha\left(p(q) - {}_{i^*}w^1(q-1)\right),\ if\ a_{k^*}^2 = 1 \neq t_{k^*} = 0 \qquad (4.64) $$

จากงานวิจัยของ Katagiri and Lee (1993) ได้นำเสนอบทความเรื่อง “A new hybrid algorithm for speech recognition based on HMM segmentation and learning vector quantization” พบว่าอัลกอริทึมการเรียนรู้แบบแพร่กลับมีการใช้งานกันอย่างแพร่หลายในเครือข่ายเพอร์เซ็บตรอน ส่วนเครือข่ายเวกเตอร์ควอนไทเซชันเป็นเครือข่ายที่มีโครงสร้างไม่ซับซ้อน และใช้เวลาในการฝึกสอนน้อย จึงเป็นเครือข่ายที่สามารถใช้ในการจำแนกได้ดี นอกจากนี้ Song, Xuan, and Johns (1996) ได้นำเสนอบทความเรื่อง “Comparison studies of five neural network based fault classifier for complex transmission lines” เพื่อศึกษาเปรียบเทียบเครือข่าย 5 รูปแบบ ได้แก่ (1) backpropagation (2) feature-map net (3) radius basis function (4) counter-propagation และ (5) learning vector quantization เพื่อใช้จำแนกความผิดพร่องในระบบส่งจ่ายกำลังไฟฟ้า พบว่าเครือข่าย LVQ มีอัตราความผิดพลาดในการจำแนก (misclassification) ต่ำกว่าเครือข่ายการเรียนรู้แบบแพร่กลับ นอกจากนี้ยังใช้ข้อมูลและเวลาในการฝึกสอนน้อยกว่า ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงได้นำเครือข่ายเวกเตอร์ ควอนไทเซชันไปใช้ในส่วนของการจำแนกปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า

4.5 รูปแบบในการตัดสินใจ

ในการประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียมที่มีหลายเอาต์พุต (multiple output) ต้องมีการรวบรวมเอาต์พุตทั้งหมดจากกลุ่มของเครือข่ายเพื่อการตัดสินใจจำแนกประเภทโดยสามารถใช้ทฤษฎีการโหวต (voting theory) ซึ่งในการตัดสินใจจะอาศัยรูปแบบของปัญหาที่ได้รับมากที่สุดเป็นเกณฑ์ สำหรับระดับความเชื่อมั่นในการตัดสินใจจะแทนด้วยระดับการยอมรับได้ (agreement level : K) ที่กำหนดให้เท่ากับอัตราส่วนของผลรวมของผลโหวตในแต่ละทีมต่อจำนวนการโหวตทั้งหมด (Batti and Colla, 1994) สมมติถ้าเครือข่ายประสาทเทียม ถูกแบ่งเป็น 3 ทีม ในแต่ละทีมมีกลุ่มของเครือข่าย LVQ อย่างละ 5 กลุ่ม ดังนั้นจำนวนการโหวต เท่ากับ 15 (3 x 5)

ถ้าสมมติให้เอาต์พุตของรูปแบบปัญหา A B C D E และ F มีผลการโหวตเท่ากับ 4 3 5 9 4 และ 3 ตามลำดับ ต่อจำนวนการโหวตเท่ากับ 15 ดังนั้นจากการแยกประเภทรูปแบบปัญหาจึงตัดสินเลือกรูปแบบเป็นชนิด D เนื่องจากระดับความยอมรับได้ หรือ K เท่ากับ 60% ดังแสดงข้อมูลในตารางที่ 4.1 และเพื่อให้ได้อัตราความแม่นยำสูงจึงกำหนดให้มีจุดเริ่มเปลี่ยนระดับ

การยอมรับได้ (agreement level threshold : K_t) ที่ระดับการยอมรับได้ k ซึ่งหมายความว่า ถ้า $K \geq K_t$ จะสามารถระบุประเภทปัญหาได้ทันที แต่ถ้าหาก $K < K_t$ รูปแบบปัญหาดังกล่าวจะถูกกำจัดออก (reject) เนื่องจากไม่สามารถระบุประเภทปัญหาได้

ตารางที่ 4.1 เอาต์พุตของแต่ละทีมในการจำแนกประเภทรูปแบบปัญหา

ชนิดปัญหา	ทีมที่ 1	ทีมที่ 2	ทีมที่ 3	ผลโหวต	ระดับการยอมรับได้ (%)
A	2/5	0	2/5	4/15	26.67
B	0	2/5	1/5	3/15	20.00
C	3/5	0	2/5	5/15	33.33
D	**3/5**	**3/5**	**3/5**	**9/15**	**60.00**
E	1/5	2/5	1/5	4/15	26.67
F	2/5	0	1/5	3/15	20.00

4.6 สรุป

ในบทนี้ได้นำเสนอทฤษฎีเกี่ยวกับการประมวลผลสัญญาณโดยใช้วิธีการแปลงเวฟเล็ต การแปลงมัลติเวฟเล็ต และเครือข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้ในงานวิจัย โดยวิธีการที่นำเสนอ ได้แก่ การจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบดิสครีตโดยเลือกใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM เพื่อเปรียบเทียบกับการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian และ แบบ SA4 ซึ่งผลที่ได้จากการศึกษาจะเปรียบเทียบกับการแปลงเวฟเล็ต แบบ db4 ในส่วนของการจำแนกเลือกใช้เครือข่ายเวกเตอร์ควอนไทเซชัน เพื่อจำแนกปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า เนื่องจากเป็นเครือข่ายที่เป็นการขยายเครือข่ายโคโฮเนนสำหรับการเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอน เพื่อนำไปสู่การสรุปผลการวิจัยต่อไป

บทที่ 5
การตรวจจับปัญหาการรบกวนกำลังไฟฟ้าโดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต

5.1 บทนำ

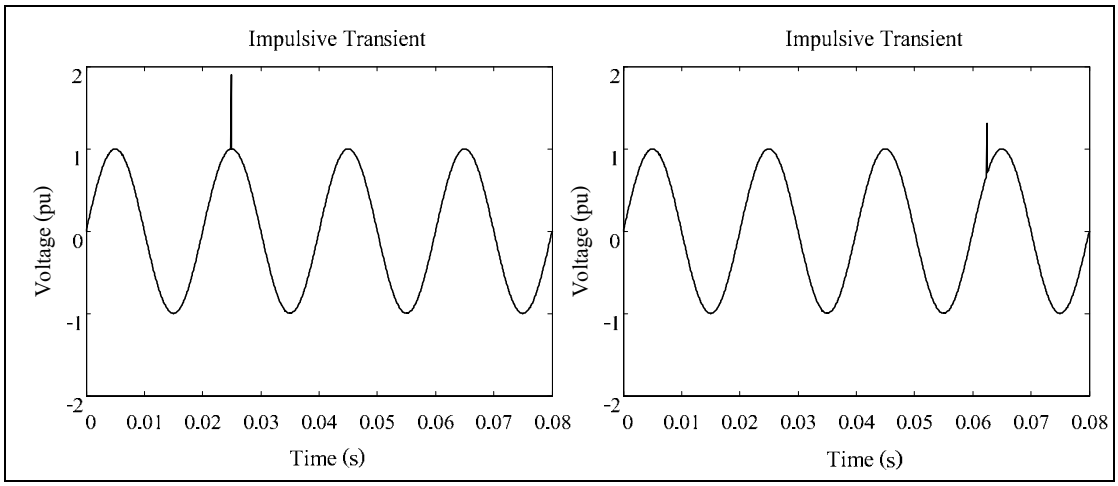
ปัญหาการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ สามารถจำแนกตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995 ได้ 2 ประเภท คือ อิมพัลส์ และการแกว่งกวัด ซึ่งเป็นปัญหาที่มี การเปลี่ยนแปลงอย่างทันทีทันใด ลักษณะรูปคลื่นที่ปรากฏจะมีอัตราการเพิ่มขึ้นของแรงดันหรือกระแสด้วยความถี่สูงในช่วงระยะเวลาสั้น ๆ ดังนั้นในการวิเคราะห์สัญญาณจำเป็นต้องใช้วิธี การวิเคราะห์ที่สามารถตรวจจับ และจำแนกสัญญาณที่ไม่นิ่ง โดยในบทนี้จะนำเสนอเกี่ยวกับลักษณะของปัญหาในภาวะชั่วครู่ที่ใช้ในการศึกษาวิจัย การวิเคราะห์สัญญาณโดยใช้การแปลง มัลติเวฟเล็ตเพื่อเปรียบเทียบกับการแปลงเวฟเล็ต ตลอดจนแนวทางในการสกัดลักษณะเด่นของสัญญาณ เพื่อเป็นอินพุตสำหรับการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ต่อไป

5.2 ลักษณะการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่

ลักษณะการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ เกิดจากสาเหตุต่าง ๆ เช่น ปรากฏการณ์ฟ้าผ่า การสวิตชิงชุดตัวเก็บประจุ การต่อโหลดขนาดใหญ่เข้าสู่ระบบ เป็นต้น ซึ่งเป็นสาเหตุทำให้เกิดการรบกวนกำลังไฟฟ้าในรูปแบบของอิมพัลส์ และการแกว่งกวัด ส่งผลทำให้เกิดความเสียหายต่อระบบไฟฟ้า ดังนั้นในการวิเคราะห์ปัญหาดังกล่าวจำเป็นต้องทำความเข้าใจเกี่ยวกับลักษณะการรบกวนต่าง ๆ ที่เกิดขึ้น

5.2.1 การรบกวนชั่วครู่แบบอิมพัลส์

อิมพัลส์เป็นปัญหาการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ ซึ่งส่วนใหญ่เกิดจากปรากฏการณ์ฟ้าผ่าโดยตรงหรือโดยอ้อมลงบนสายส่งไฟฟ้า โดย Melhorn and McGranaghan (1995) ได้สรุปลักษณะเด่นของอิมพัลส์ ประกอบด้วย 3 องค์ประกอบ คือ ช่วงเวลาขาขึ้น (rise time) ระยะเวลาการเกิด (duration time) และค่ายอดของแรงดัน (peak magnitude) ซึ่งเป็นข้อมูลสำคัญสำหรับการวิเคราะห์ปัญหาและการจำลองรูปแบบปัญหา สอดคล้องกับมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995 โดยในงานวิจัยนี้ใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ ดังรายละเอียดในบทที่ 3 เพื่อจำลองรูปแบบปัญหาอิมพัลส์โดยใช้โปรแกรม MATLAB ดังตัวอย่างในรูปที่ 5.1

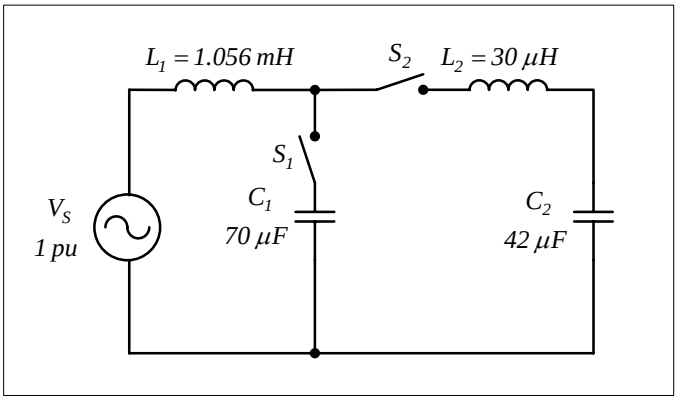


รูปที่ 5.1 ลักษณะแรงดันเมื่อเกิดปัญหาอิมพัลส์ ณ ตำแหน่งต่างกัน

5.2.2 ลักษณะของการรบกวนชั่วครู่แบบแกว่งกวัด

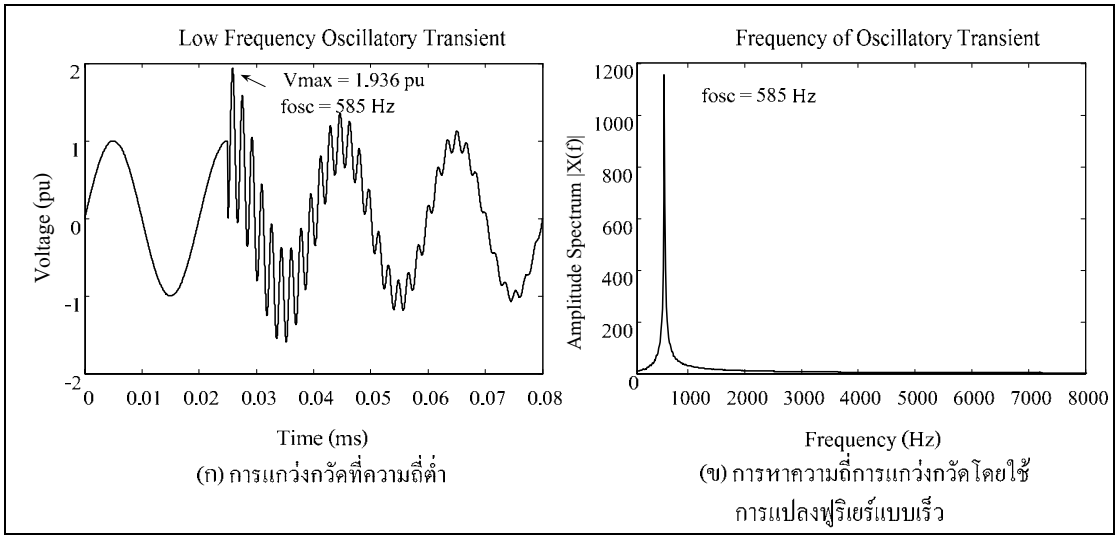
การแกว่งกวัดเป็นปัญหาการรบกวนกำลังไฟฟ้า ซึ่งเกิดจากการสวิตชิงตัวเก็บประจุกำลัง หรือการต่อโหลดขนาดใหญ่เข้าสู่ระบบไฟฟ้า เป็นต้น โดย Melhorn and McGranaghan (1995) ได้สรุปลักษณะเด่นของการแกว่งกวัด ประกอบด้วย 3 องค์ประกอบ คือ รูปคลื่นสัญญาณ (waveform) ค่ายอดของแรงดัน (peak magnitude) และองค์ประกอบของความถี่ในการออสซิเลท (frequency components) ซึ่งมีความสำคัญต่อการวิเคราะห์และการจำลองรูปแบบปัญหา สอดคล้องกับมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995 โดยในงานวิจัยนี้พิจารณารูปแบบปัญหาการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ (low frequency oscillatory transient) และการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง (medium frequency oscillatory transient) ซึ่งมีสาเหตุมาจากการสวิตชิงตัวเก็บประจุกำลังเข้าสู่ระบบไฟฟ้า แบ่งเป็น 2 สาเหตุหลัก คือ การสวิตชิงแบบปกติ (normal energizing) ทำให้เกิดการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ โดยมีความถี่ต่ำกว่า 5 kHz และการสวิตชิงขณะที่มีตัวเก็บประจุต่ออยู่ก่อน (back to back energizing) เป็นสาเหตุทำให้เกิดการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง มีความถี่อยู่ระหว่าง 5 – 500 kHz ในงานวิจัยนี้เลือกใช้การจำลองโดยใช้โปรแกรม ATP/EMTP เพื่อให้มีรูปแบบปัญหาที่หลากหลาย

สำหรับการจำลองโดยใช้โปรแกรม ATP/EMTP ได้ใช้ข้อมูลของตัวอย่างระบบไฟฟ้า ซึ่งอ้างอิงข้อมูลการคำนวณจาก Greenwood (1991) ดังแสดงในรูปที่ 5.2



รูปที่ 5.2 ตัวอย่างระบบไฟฟ้าสำหรับจำลองปัญหาการแกว่งกวัด

1) การสวิตชิงตัวเก็บประจุกำลังแบบปกติ (normal energizing) เป็นการต่อตัวเก็บประจุกำลังเข้าสู่ระบบไฟฟ้าเพื่อปรับปรุงค่าตัวประกอบกำลังไฟฟ้าให้มีค่าเหมาะสม โดยในบริเวณใกล้เคียงไม่มีการต่อตัวเก็บประจุกำลังอยู่ก่อน พิจารณาจากรูปที่ 5.2 พบว่า เมื่อสับสวิตช์ S_1 จะเป็นการต่อตัวเก็บประจุ C_1 เข้าสู่ระบบ ในขณะที่สวิตช์ S_2 ยังไม่ทำงาน ลักษณะนี้เป็นการสวิตชิงแบบปกติ โดยรูปคลื่นแรงดันเมื่อเกิดการแกว่งกวัด และการหาค่าความถี่ของการแกว่งกวัดโดยใช้การแปลงฟูริเยร์แบบเร็ว (FFT) แสดงดังรูปที่ 5.3



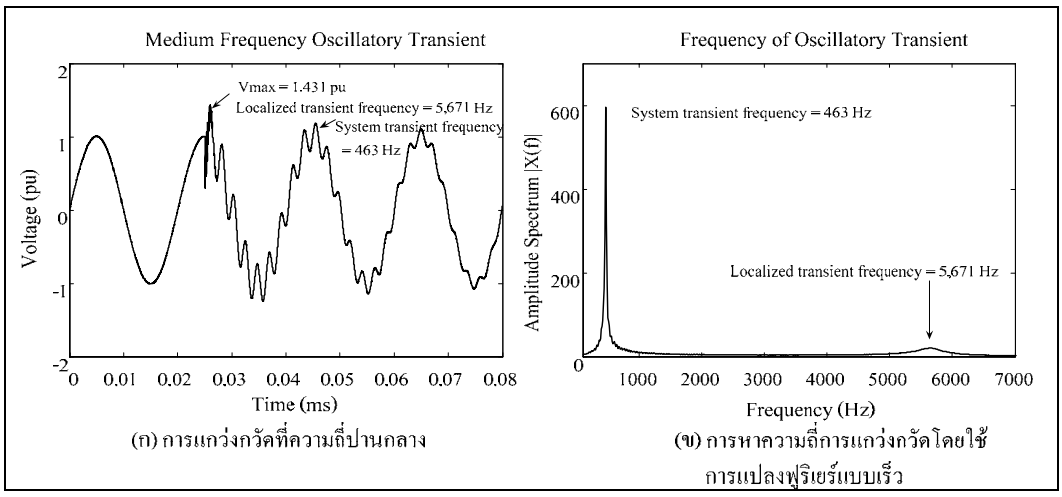
รูปที่ 5.3 ลักษณะแรงดันเมื่อเกิดปัญหาการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ

จากรูปที่ 5.3 แสดงลักษณะแรงดันเมื่อเกิดปัญหาการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ โดยมีค่ายอดของแรงดัน เท่ากับ 1.936 pu และความถี่ของการแกว่งกวัดเมื่อวิเคราะห์ด้วยการแปลงฟูริเยร์แบบเร็ว มีค่าเท่ากับ 585 Hz ซึ่งมีค่าไม่เกิน 5 kHz ตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995 และสอดคล้องกับค่าที่ได้จากการคำนวณ ดังสมการที่ (5.1)

$$f_{osc} = \frac{1}{2\pi\sqrt{L_1 C_1}} \tag{5.1}$$

$$f_{osc} = \frac{1}{2\pi\sqrt{(1.056mH)(70\mu F)}} = 585 \text{ Hz}$$

2) การสวิตชิงตัวเก็บประจุกำลังขณะที่มีตัวเก็บประจุกำลังต่ออยู่ก่อน (back to back energizing) เนื่องจากในการปรับปรุงค่าตัวประกอบกำลัง บางครั้งจำเป็นต้องมีการเพิ่มค่าของตัวเก็บประจุเพื่อความเหมาะสมกับการแปรเปลี่ยนของโหลด ดังนั้นจำเป็นต้องมีการสับตัวเก็บประจุเข้าสู่ระบบไฟฟ้าเพิ่มอีก พิจารณาจากรูปที่ 5.2 เมื่อสวิตช์ S_1 ถูกสับเพื่อต่อตัวเก็บประจุ C_1 เข้าสู่ระบบแล้ว ต่อมาได้สับสวิตช์ S_2 เพื่อต่อตัวเก็บประจุ C_2 เข้าสู่ระบบไฟฟ้า โดยรูปคลื่นแรงดันเมื่อเกิดปัญหาการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง และการหาค่าความถี่ของการแกว่งกวัดโดยใช้การแปลงฟูริเยร์แบบเร็ว แสดงดังรูปที่ 5.4



รูปที่ 5.4 ลักษณะแรงดันเมื่อเกิดปัญหาการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง

จากรูปที่ 5.4 แสดงลักษณะแรงดันเมื่อเกิดปัญหาการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง โดยมีค่ายอดของแรงดัน เท่ากับ 1.431 pu และความถี่ของการแกว่งกวัดของระบบ (system transient frequency) เมื่อวิเคราะห์ด้วยการแปลงฟูริเยร์แบบเร็ว จะมีค่าเท่ากับ 463 Hz ซึ่งสอดคล้องกับค่าที่ได้จากการคำนวณ ดังสมการที่ (5.2)

$$f_{system} = \frac{1}{2\pi\sqrt{L_1(C_1 + C_2)}} \tag{5.2}$$

$$f_{system} = \frac{1}{2\pi\sqrt{1.056mH\left(70\mu F + 42\mu F\right)}} = 463 \text{ Hz}$$

สำหรับความถี่ของการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง หรือเรียกว่า Localized transient frequency เมื่อวิเคราะห์ด้วยการแปลงฟูริเยร์แบบเร็ว จะมีค่าเท่ากับ 5,671 Hz ดังรูปที่ 5.4 ซึ่งมีค่าอยู่ระหว่าง 5-500 kHz ตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995 และสอดคล้องกับค่าที่ได้จากการคำนวณ ดังสมการที่ (5.3)

$$f_{localized} = \frac{1}{2\pi\sqrt{L_2\left(\frac{C_1C_2}{C_1 + C_2}\right)}} \tag{5.3}$$

$$f_{localized} = \frac{1}{2\pi\sqrt{(30\mu H)\left(\frac{(70\mu F)(42\mu F)}{70\mu F + 42\mu F}\right)}} = 5{,}671 \text{ Hz}$$

ดังนั้นในการแกว่งกวัดเก็บประจุกำลังขณะที่มีตัวเก็บประจุต่ออยู่ก่อน จะทำให้รูปคลื่นแรงดันมีการแกว่งกวัดที่ความถี่สูง มากกว่า 5 kHz ในช่วงเวลาสั้น ๆ ก่อนที่จะเข้าสู่การแกว่งกวัดที่ความถี่ของระบบซึ่งมีค่าอยู่ในช่วงการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ ไม่เกิน 5 kHz และค่ายอดของแรงดันมีค่าต่ำกว่าการสวิตชิงตัวเก็บประจุแบบปกติ นอกจากนี้ผลการสวิตชิงตัวเก็บประจุกำลังจะทำให้รูปคลื่นกระแสที่ไหลผ่านตัวเก็บประจุมีการแกว่งกวัดที่ความถี่สูง มากกว่า 5 kHz เช่นกัน สอดคล้องกับงานวิจัยของ Santoso, Lamoree, and McGranaghan (2001)

ในงานวิจัยนี้จะนำวิธีการจำลองรูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ โดยใช้โปรแกรม ATP/EMTP เพื่อจำลองตัวอย่างระบบไฟฟ้าซึ่งนำเสนอโดย Greenwood (1991) และโปรแกรม MATLAB โดยใช้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ซึ่งนำเสนอโดย Panigrahi and Pandi

(2008); Janik and Lobos (2006); Yuan, Kong, and Zhang (2009) เพื่อจำลองรูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ ครอบคลุมปัญหาอิมพัลส์ การแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ และ การแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง เป็นข้อมูลสำหรับการวิเคราะห์โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต

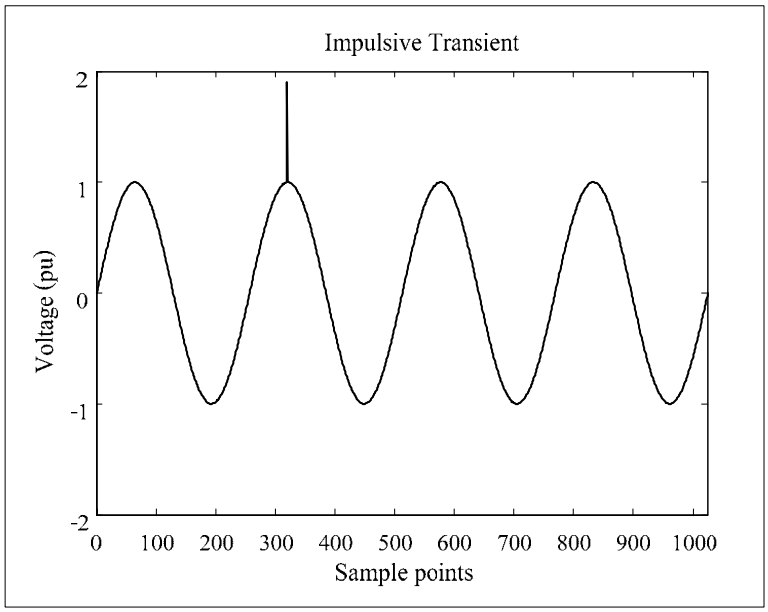
5.3 การตรวจจับปัญหาอิมพัลส์โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต

การรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ เป็นปัญหาที่เกิดขึ้นอย่างทันทีทันใด และมีลักษณะเป็นสัญญาณไม่นิ่ง โดยในการวิเคราะห์สัญญาณความถี่สูงจะมีช่วงเวลาในการวิเคราะห์น้อยลง ขณะที่สัญญาณความถี่ต่ำลงจะมีช่วงเวลาในการวิเคราะห์กว้าง การแปลงมัลติเวฟเล็ตเป็นวิธีการใหม่ที่สามารถนำมาประยุกต์ใช้ในการตรวจจับสัญญาณในภาวะชั่วครู่ และเมื่อใช้วิธีการวิเคราะห์หลายระดับความละเอียดจะทำให้สามารถสกัดลักษณะเด่นของสัญญาณในแต่ละระดับได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยในหัวข้อนี้นำเสนอผลการตรวจจับปัญหาอิมพัลส์ในสภาวะไม่มีสัญญาณรบกวน และสภาวะมีสัญญาณรบกวน เพื่อเปรียบเทียบกับการตรวจจับด้วยวิธีการแปลงเวฟเล็ตชนิด db4

5.3.1 การตรวจจับปัญหาอิมพัลส์ในสภาวะไม่มีสัญญาณรบกวน

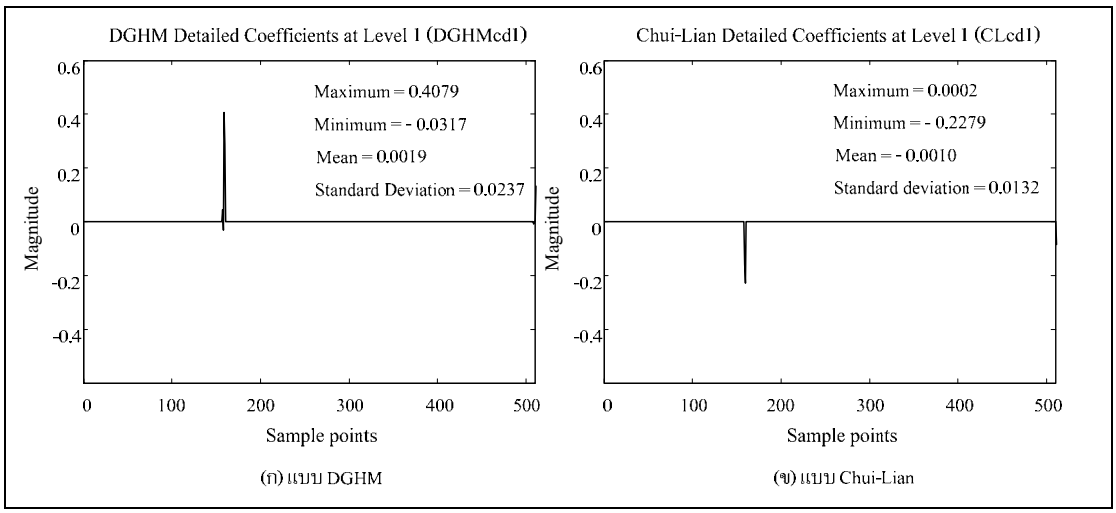
ในงานวิจัยนี้ประยุกต์ใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตดิสครีต 1 มิติ แบบ DGHM เป็นต้นแบบในการตรวจจับสัญญาณอิมพัลส์ในสภาวะไม่มีการรบกวน โดยรูปคลื่นสัญญาณ อิมพัลส์ที่ใช้มีจำนวนจุดตัวอย่าง (sample point) เท่ากับ 256 จุด ต่อ 1 คาบเวลา (20 ms) ดังนั้นจะได้ค่าความถี่ในการชักตัวอย่าง (sampling frequency) เท่ากับ 12,800 Hz (256 points / 0.02 s) สอดคล้องกับทฤษฎีการชักตัวอย่างไนควิสต์ (Nyquist's sampling theory) ซึ่งกล่าวว่าการชักตัวอย่างของสัญญาณต้นฉบับโดยที่ไม่มีการสูญเสียสัญญาณที่สำคัญ ความถี่ในการชักตัวอย่าง (f_s) ต้องมีค่ามากกว่าสองเท่าของความถี่สูงสุดของสัญญาณต้นฉบับหรือ f_{max} (Mitra, 2002) ดังในสมการที่ (5.4)

$$f_s > 2 f_{max} \tag{5.4}$$

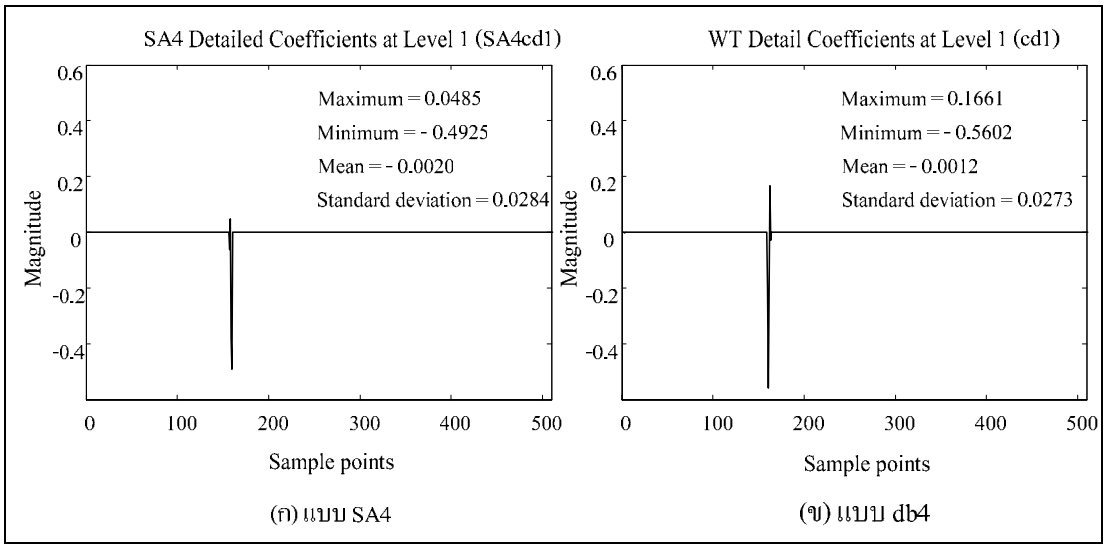


รูปที่ 5.5 สัญญาณอิมพัลส์ จุดตัวอย่าง 1,024 จุด (256 จุด ต่อ 1 คาบ)

เมื่อใช้วิธีการวิเคราะห์หลายระดับความละเอียด เพื่อหาค่าสัมประสิทธิ์การแปลงที่ระดับ 1 จะได้ค่าสัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ตในส่วนรายละเอียด (detail) ดังรูปที่ 5.6 และ 5.7



รูปที่ 5.6 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต ที่ระดับ 1 ในส่วนรายละเอียด สภาวะไม่มีสัญญาณรบกวน ของอิมพัลส์



รูปที่ 5.7 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ต ที่ระดับ 1 ในส่วนรายละเอียดสภาวะที่ไม่มีสัญญาณรบกวน ของอิมพัลส์

จากรูปที่ 5.6 พบว่าการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM ที่ระดับ 1 สามารถตรวจจับสัญญาณอิมพัลส์ได้ดี โดยในการสกัดจุดเด่นของสัญญาณจะใช้การหาค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (standard deviation : S.D.) ซึ่งเป็นเครื่องมือทางสถิติที่ใช้สำหรับการวัดการกระจายของข้อมูลที่นิยมใช้กันมากที่สุด สำหรับการวิเคราะห์หลายระดับความละเอียดในระดับต่าง ๆ ของสัญญาณนั้นจะมีการกระจายของข้อมูลในแต่ละระดับต่าง ๆ กัน ขึ้นอยู่กับสัญญาณตั้งต้น ดังนั้นค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูลจึงเป็นตัวแทนของข้อมูลในแต่ละระดับ โดยข้อมูลสัมประสิทธิ์ที่ได้จากการแปลงสัญญาณเป็นข้อมูลที่ไม่มีการแจกแจงความถี่ ซึ่งค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานคำนวณได้จากสมการที่ (5.5)

$$S.D. = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}\left(X_i - \overline{X}\right)^2}{N}} \tag{5.5}$$

เมื่อ $S.D.$ คือ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน

X_i คือ ข้อมูลที่ไม่ได้ทำการแจกแจงความถี่ตัวที่ i

$\overline{X}$ คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูล (mean)

N คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

จากรูปที่ 5.6 และ 5.7 พบว่า ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณที่ระดับ 1 ในส่วนรายละเอียด สำหรับการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian มีค่าน้อยที่สุด ซึ่งเท่ากับ 0.0132 หมายความว่า ค่าสัมประสิทธิ์ของการแปลงมีค่าการกระจายของข้อมูลน้อยกว่าแบบ DGHM db4 และ SA4 ซึ่งมีค่าเท่ากับ 0.0237 0.0273 และ 0.0284 ตามลำดับ ดังนั้นการแปลงสัญญาณแบบ DGHM SA4 และ db4 มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานใกล้เคียงกัน ซึ่งแสดงว่าข้อมูลของสัญญาณที่ได้จากการแปลงสัญญาณที่ระดับ 1 มีการกระจายของข้อมูลใกล้เคียงกัน

การรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่เป็นสัญญาณไม่นิ่ง ซึ่งถือว่าเป็นสัญญาณพลังงาน (energy signal) มีคุณสมบัติของค่าพลังงาน (energy : E) ดังสมการที่ (5.6)

$$0 < E < \infty \tag{5.6}$$

ค่าพลังงานทั้งหมดของสัญญาณ $f(t)$ สามารถคำนวณได้จากสมการที่ (5.7)

$$\begin{aligned} E &= \lim_{x\to\infty} \int_{T}^{T} \left| f(t) \right|^{2} dt \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \left| f(t) \right|^{2} dt \quad J \end{aligned} \tag{5.7}$$

การวิเคราะห์หลายระดับความละเอียด จะทำให้ได้สัมประสิทธิ์ในการแปลงแต่ละระดับ ทั้งในส่วนประมาณ (approximated version) และส่วนรายละเอียด (detailed version) จากทฤษฎีบทของพาร์ซีวัล (Parseval's Theorem) กล่าวว่า พลังงานของสัญญาณทางแกนเวลา และแกนความถี่มีค่าเท่ากัน สอดคล้องกับกฎทางวิทยาศาสตร์ว่าด้วยความสมดุลของพลังงาน ดังนั้นเราสามารถคำนวณหาค่าพลังงานของสัญญาณได้จากค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้จากการแปลงแต่ละระดับ ทั้งในส่วนประมาณ และส่วนรายละเอียด โดยพลังงานของสัญญาณคำนวณจากค่า นอร์ม (norm) "$\|.\|$" ของสัมประสิทธิ์การแปลงของแต่ละระดับ ดังสมการที่ (5.8)

$$E_{signal} = \left[\|c_0\| \; \|d_0\| \|d_1\| ... \|d_{J-1}\| \right] \tag{5.8}$$

$$\|c_0\|_2 = \left[\sum_{k=-\infty} \left| c_0(k)^2 \right| \right]^{1/2} \tag{5.9}$$

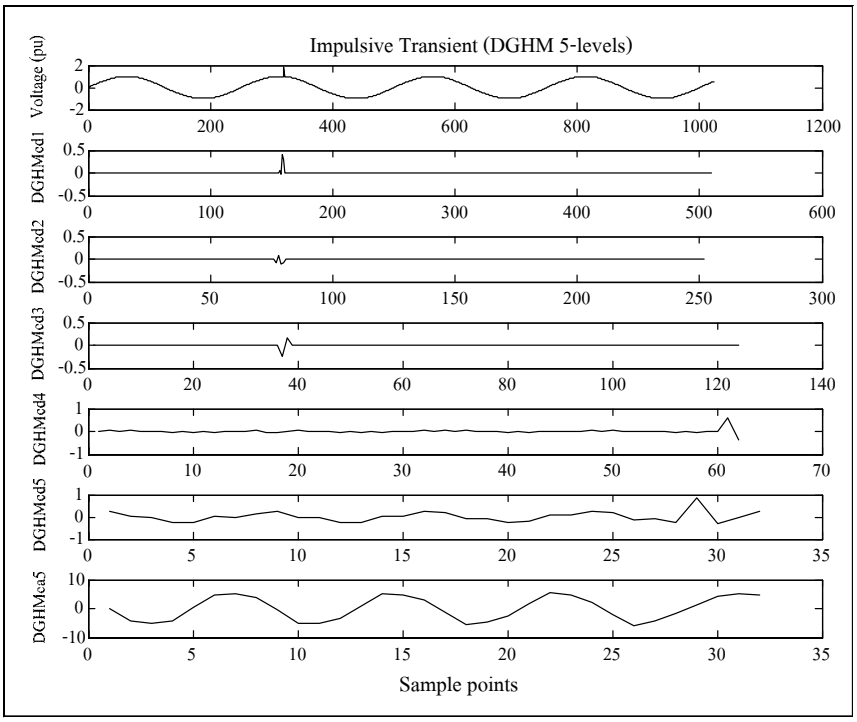
$$\left\| d_j \right\|_2 = \left[\sum_{k=-\infty} \left| d_j \left(k \right)^2 \right| \right]^{1/2} \tag{5.10}$$

เมื่อ J คือ ระดับความละเอียดในการแปลง

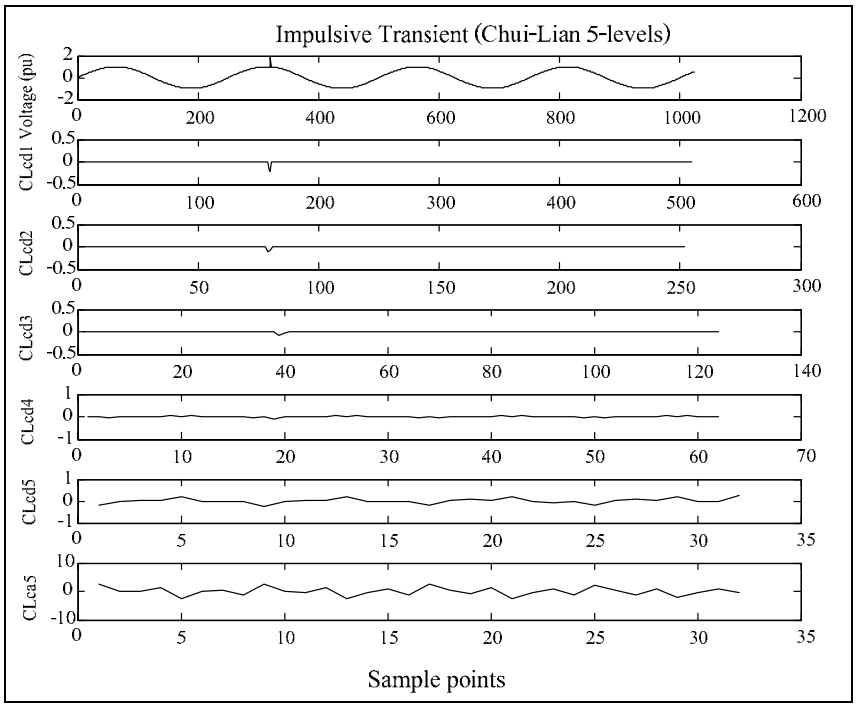
c_0 คือ สัมประสิทธิ์การแปลงในส่วนประมาณที่ระดับสุดท้าย

d_j คือ สัมประสิทธิ์การแปลงในส่วนรายละเอียด

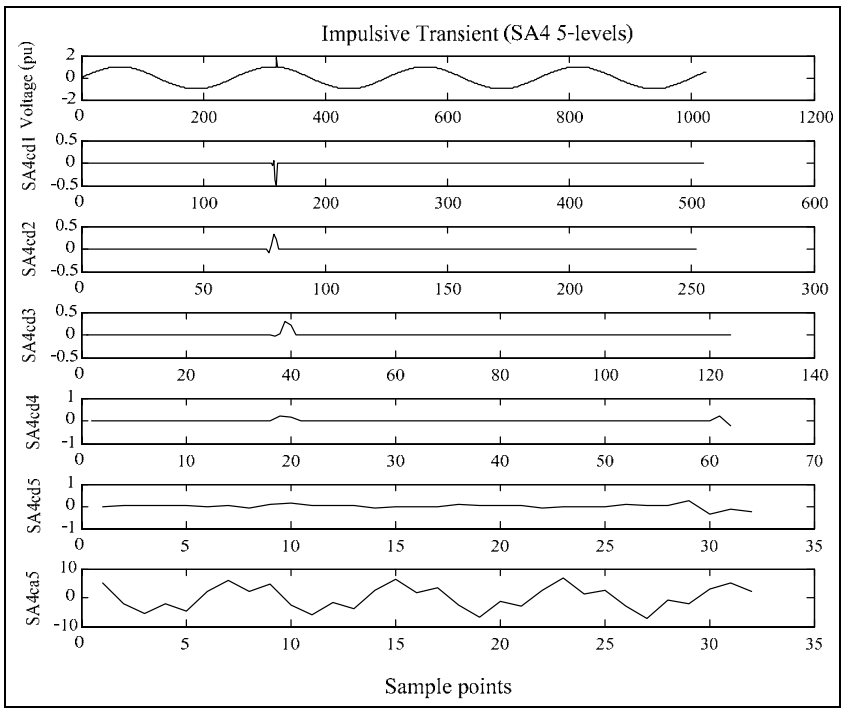
ดังนั้น พลังงานของสัญญาณอิมพัลส์ คำนวณได้จากค่านอร์มของสัมประสิทธิ์ในการแปลงแต่ละระดับทั้งในส่วนประมาณ ส่วนรายละเอียด เมื่อทำการวิเคราะห์โดยใช้วิธีการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM Chui-Lian SA4 การแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 โดยการกระจายสัญญาณเป็น 5 ระดับ แสดงดังรูปที่ 5.8 - 5.11



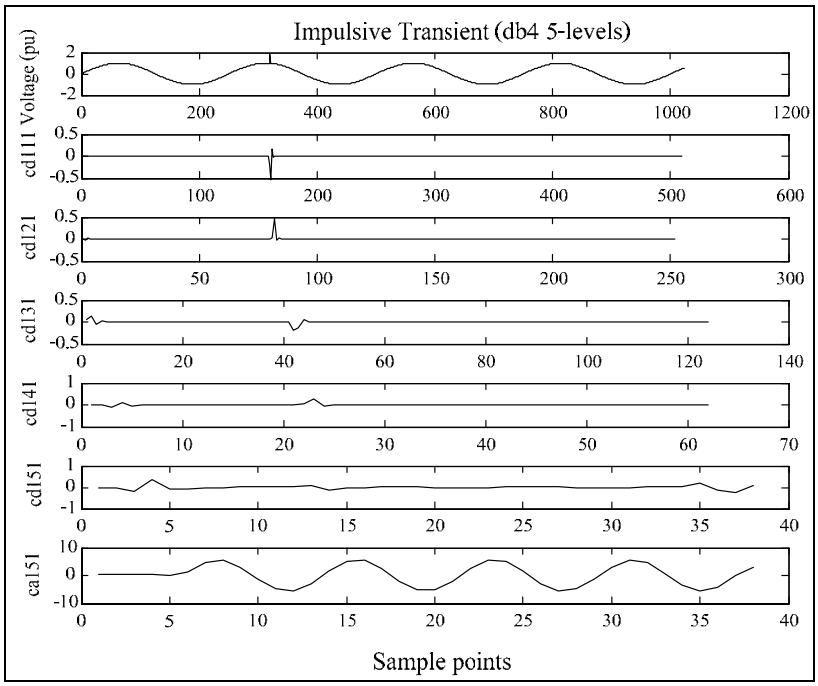
รูปที่ 5.8 การตรวจจับสัญญาณอิมพัลส์โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM



รูปที่ 5.9 การตรวจจับสัญญาณอิมพัลส์โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian



รูปที่ 5.10 การตรวจจับสัญญาณอิมพัลส์โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ SA4

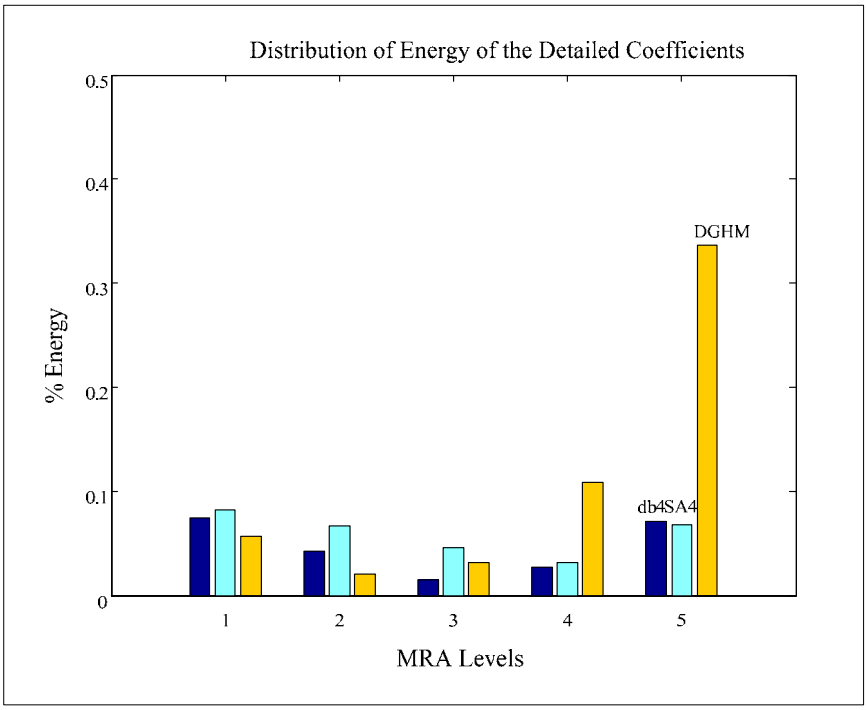


รูปที่ 5.11 การตรวจจับสัญญาณอิมพัลส์โดยใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบ db4

จากรูปที่ 5.9 พบว่า การตรวจจับสัญญาณอิมพัลส์โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian จะตรวจจับสัญญาณได้เฉพาะในระดับที่ 1 เท่านั้น ส่วนระดับที่สูงถัดขึ้นไปไม่สามารถตรวจจับสัญญาณได้ แต่แบบ DGHM SA4 และ db4 สามารถตรวจจับสัญญาณได้ดีในหลาย ๆ ระดับ โดยมีค่าการกระจายพลังงานของสัญญาณแต่ละระดับความละเอียด ดังแสดงในตารางที่ 5.1

ตารางที่ 5.1 การกระจายพลังงานของสัญญาณอิมพัลส์ในแต่ละระดับความละเอียด

พลังงานระดับต่าง ๆ	DGHM	SA4	db4
E_a	99.4458	99.7057	99.7687
E_{d1}	0.0572	0.0821	0.0748
E_{d2}	0.0201	0.0669	0.0432
E_{d3}	0.0313	0.0458	0.0153
E_{d4}	0.1089	0.0314	0.0265
E_{d5}	0.3368	0.0682	0.0715
E_{signal}	100 %	100 %	100 %



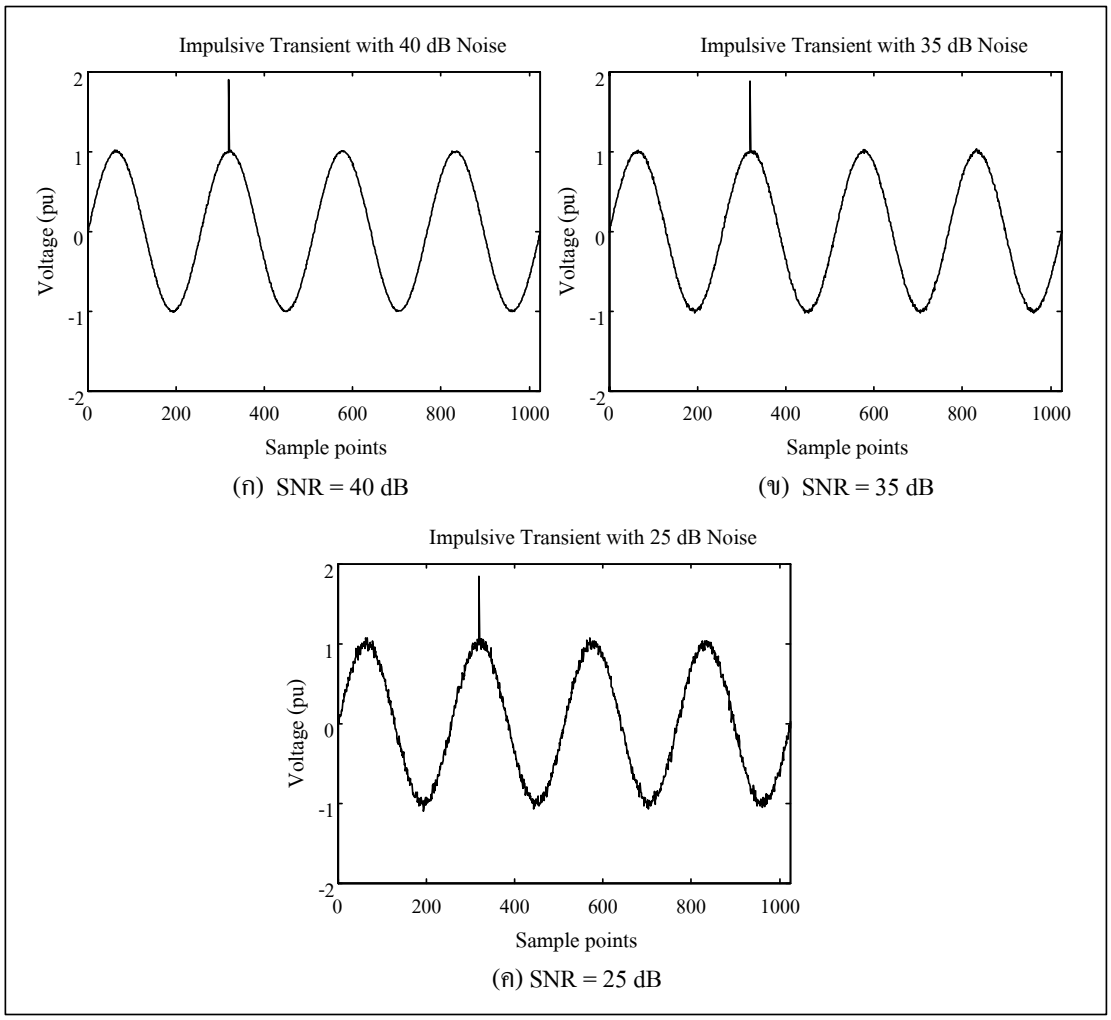
รูปที่ 5.12 กราฟการกระจายพลังงานของสัญญาณอิมพัลส์ในส่วนรายละเอียดแต่ละระดับความละเอียด

จากรูปที่ 5.12 พบว่าการกระจายพลังงานของสัญญาณอิมพัลส์จะกระจายไปตามค่าสัมประสิทธิ์การแปลงที่ระดับต่าง ๆ ทั้งในส่วนประมาณและส่วนรายละเอียด โดยในส่วนรายละเอียด (E_d) พบว่า การกระจายของพลังงานจะถูกแบ่งไปตามระดับความละเอียด โดยที่ระดับ 1 แบบ SA4 มีค่าพลังงานมากที่สุด ระดับ 2 แบบ SA4 มีค่าพลังงานมากที่สุด ระดับ 3 แบบ SA4 มีค่าพลังงานมากที่สุด ระดับ 4 แบบ DGHM มีค่าพลังงานมากที่สุด และที่ระดับ 5 แบบ DGHM มีพลังงานของสัญญาณมากที่สุด โดยข้อมูลการกระจายพลังงานของสัญญาณในส่วนรายละเอียดเป็นข้อมูลสำหรับใช้ในการสกัดจุดเด่นของสัญญาณ เพื่อใช้ในการจำแนกปัญหาการรบกวนกำลังไฟฟ้าต่อไป ดังนั้นการแปลงมัลติเวฟเล็ตจะทำให้การกระจายพลังงานของสัญญาณในส่วนรายละเอียด มีค่ามากกว่าการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 ซึ่งหมายความว่าการแปลงมัลติเวฟเล็ตสามารถตรวจจับสัญญาณอิมพัลส์ได้ดี

5.3.2 การตรวจจับปัญหาอิมพัลส์ในสภาวะมีสัญญาณรบกวน

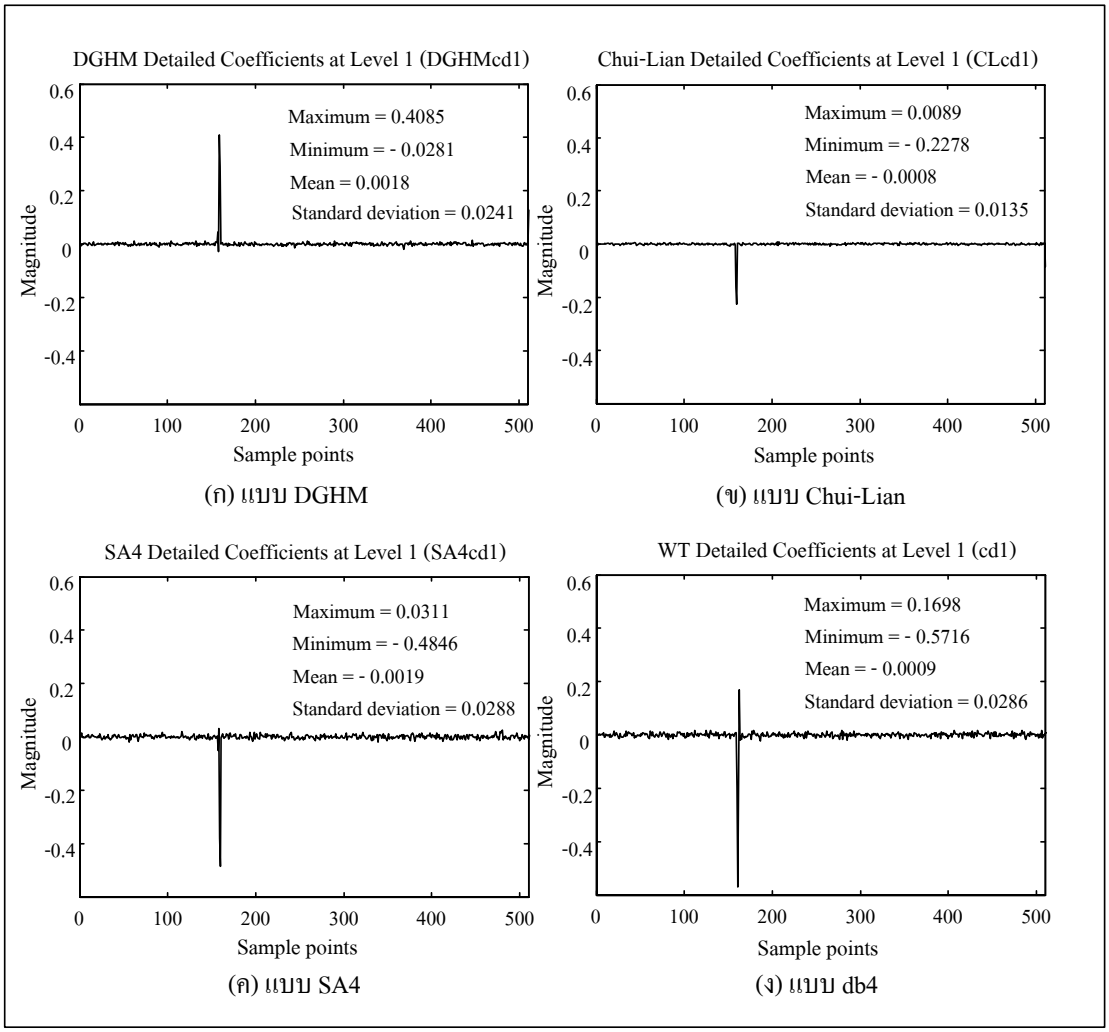
การตรวจวัดสัญญาณในสภาพแวดล้อมจริงย่อมมีสัญญาณรบกวนรวมอยู่ด้วย ดังนั้นในงานวิจัยได้เพิ่มสัญญาณรบกวนขาว (white noise) ที่มีค่าแอมพลิจูด (amplitude) คงที่ในช่วงความถี่สูงสุดค่าหนึ่ง ทำการจำลองสัญญาณรบกวนบนโปรแกรม MATLAB โดยใช้ฟังก์ชัน

ของการสุ่มที่มีการกระจายแบบปกติ (randn.m) ซึ่งมีค่าเฉลี่ย (mean) เท่ากับศูนย์ และค่าความแปรปรวน (variance) เท่ากับหนึ่ง รวมเข้ากับสัญญาณต้นแบบ ที่ระดับ SNR (Signal to Noise Ratio) เท่ากับ 40 35 และ 25 dB แสดงดังรูปที่ 5.13

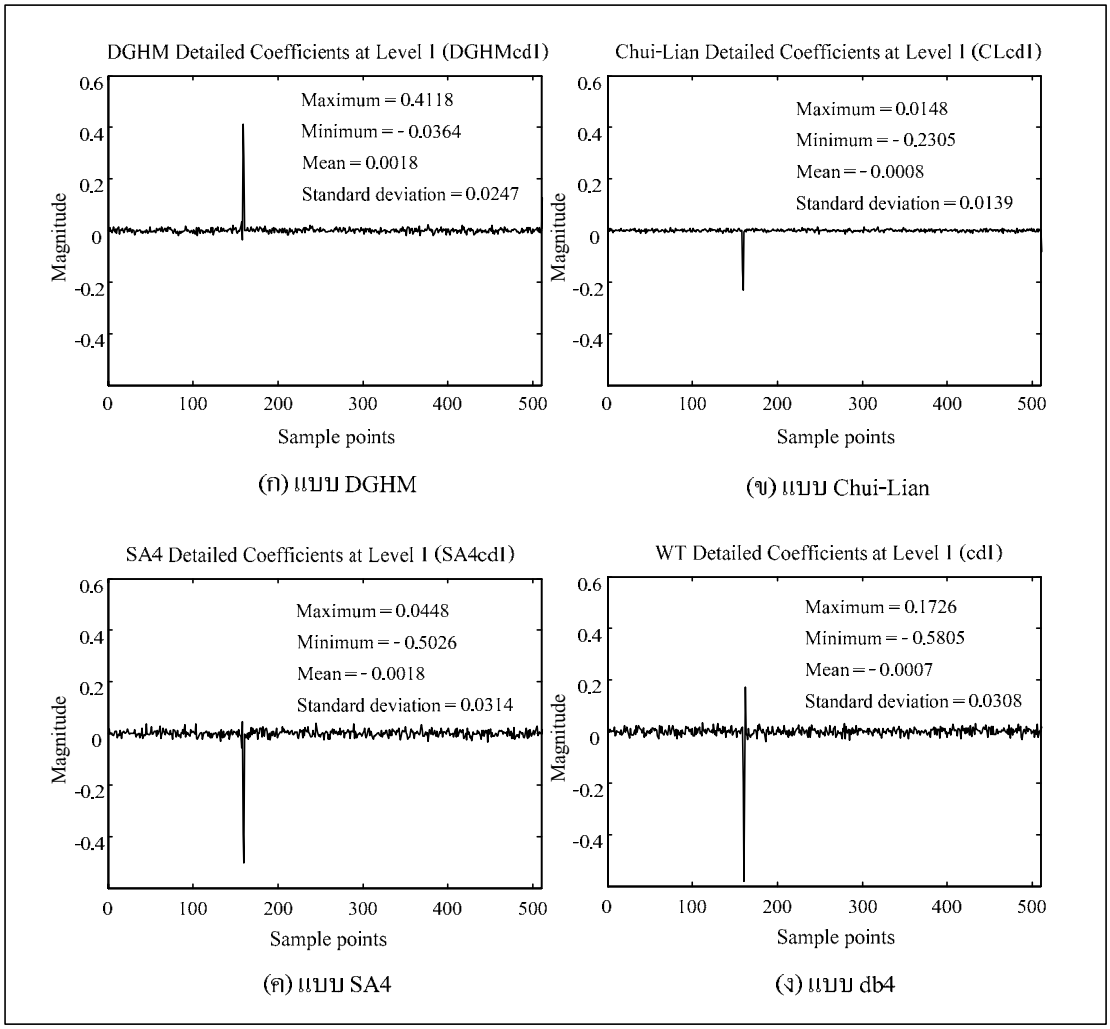


รูปที่ 5.13 อิมพัลส์ในสภาวะมีสัญญาณรบกวนที่ระดับ SNR = 40 35 และ 25 dB

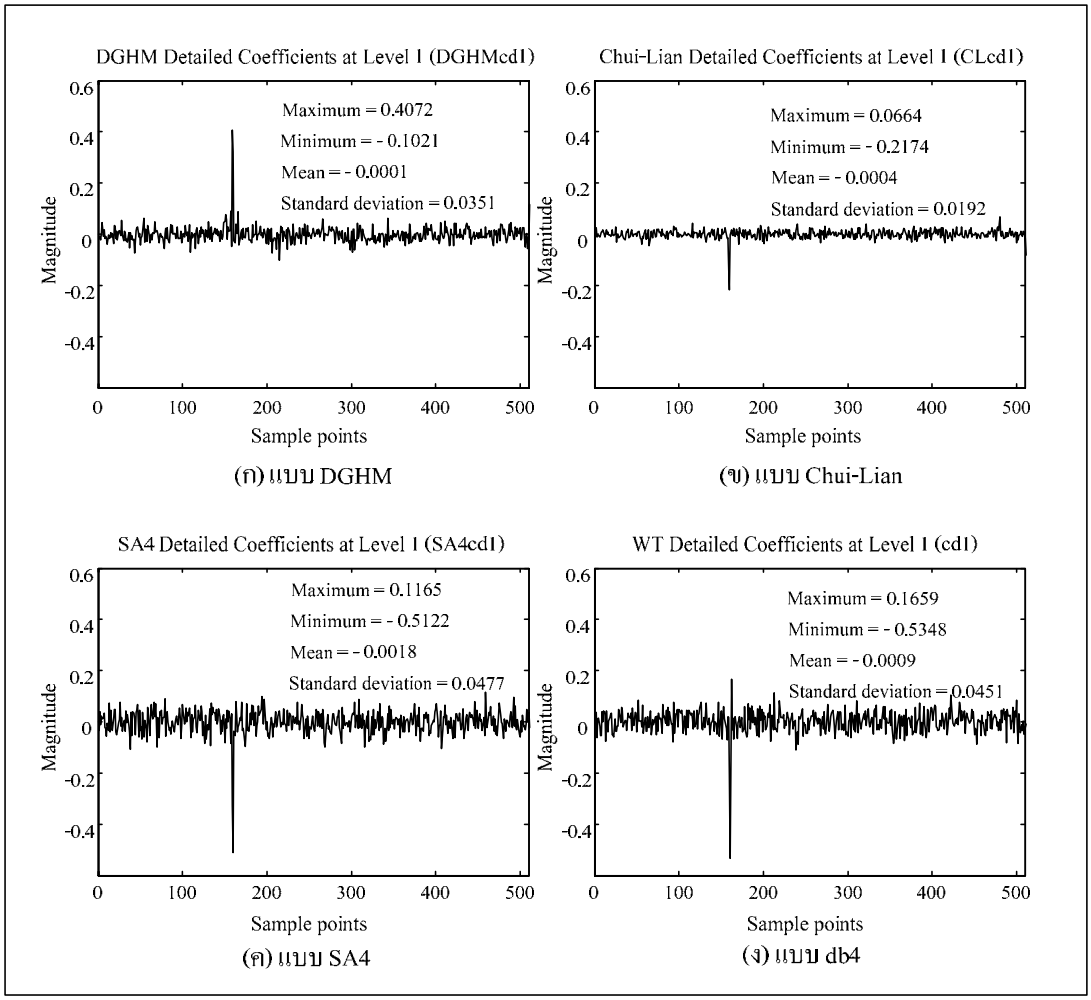
เมื่อใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM Chui-Lian SA4 และการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 เพื่อวิเคราะห์สัญญาณอิมพัลส์ในสภาวะมีสัญญาณรบกวน โดยมีเงื่อนไขต่าง ๆ เช่นเดียวกับสภาวะไม่มีสัญญาณรบกวน จะได้สัมประสิทธิ์การแปลงในส่วนรายละเอียดที่ระดับ 1 ที่ค่า SNR เท่ากับ 40 35 และ 25 dB แสดงดังรูปที่ 5.14 – 5.16



รูปที่ 5.14 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ต ที่ระดับ 1 ในส่วนรายละเอียดสภาวะที่มีสัญญาณรบกวน (SNR = 40 dB) ของอิมพัลส์



รูปที่ 5.15 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ต ที่ระดับ 1 ในส่วนรายละเอียดสภาวะที่มีสัญญาณรบกวน (SNR = 35 dB) ของอิมพัลส์

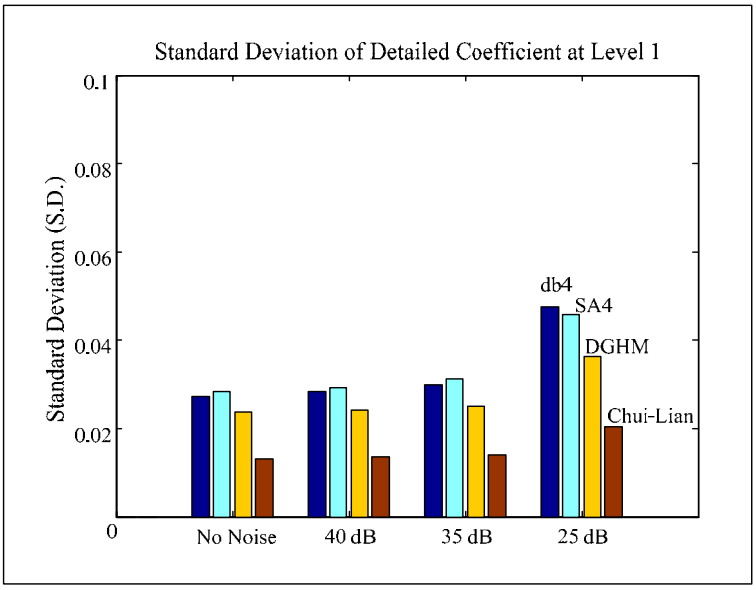


รูปที่ 5.16 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ต ที่ระดับ 1 ในส่วนรายละเอียดสภาวะที่มีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB) ของอิมพัลส์

จากรูปที่ 5.14 - 5.16 พบว่า การแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ตสามารถตรวจจับสัญญาณอิมพัลส์ได้ดีในสภาวะที่มีสัญญาณรบกวน โดยเมื่อสัญญาณรบกวนมีค่ามากขึ้นจะทำให้การตรวจจับสัญญาณมีความผิดพลาด โดยค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (S.D.) ของค่าสัมประสิทธิ์การแปลงที่ระดับ 1 ของสัญญาณมีการเปลี่ยนแปลงไปตามระดับการรบกวนของสัญญาณ โดยพบว่า ที่ระดับ SNR = 25 dB ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าสัมประสิทธิ์การแปลงมีค่าเพิ่มขึ้น นั่นหมายความว่า ข้อมูลที่ได้จากการแปลงสัญญาณมีการกระจายมากขึ้น เนื่องจากสัญญาณรบกวนส่งผลทำให้การสกัดจุดเด่นของสัญญาณมีความผิดพลาดมากขึ้น โดยค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตที่ระดับ SNR ต่าง ๆ แสดงดังตารางที่ 5.2

ตารางที่ 5.2 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณอิมพัลส์ ที่ระดับ 1

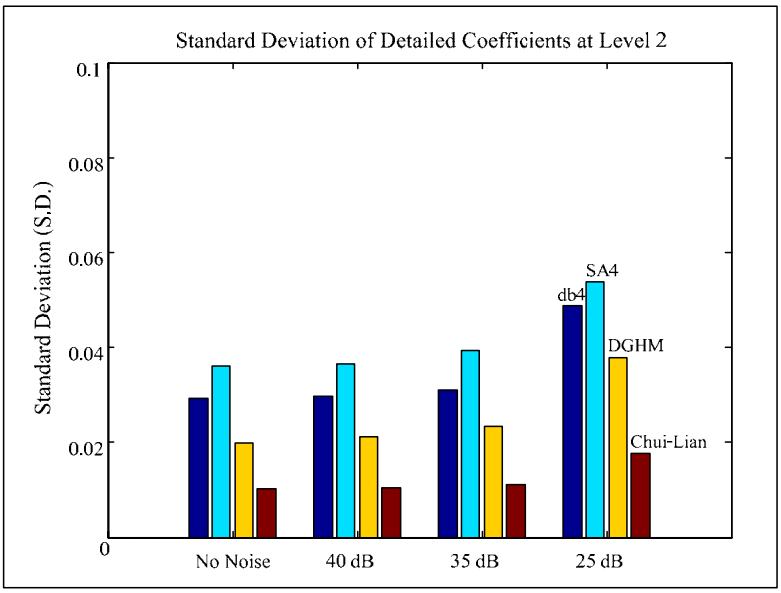
ชนิดการแปลงสัญญาณ	ไม่มีสัญญาณรบกวน	มีสัญญาณรบกวน		
		40 dB	35 dB	25 dB
DGHM	0.0237	0.0242	0.0250	0.0363
Chui-Lian	0.0132	0.0136	0.0141	0.0205
SA4	0.0284	0.0292	0.0313	0.0457
db4	0.0273	0.0284	0.0300	0.0476



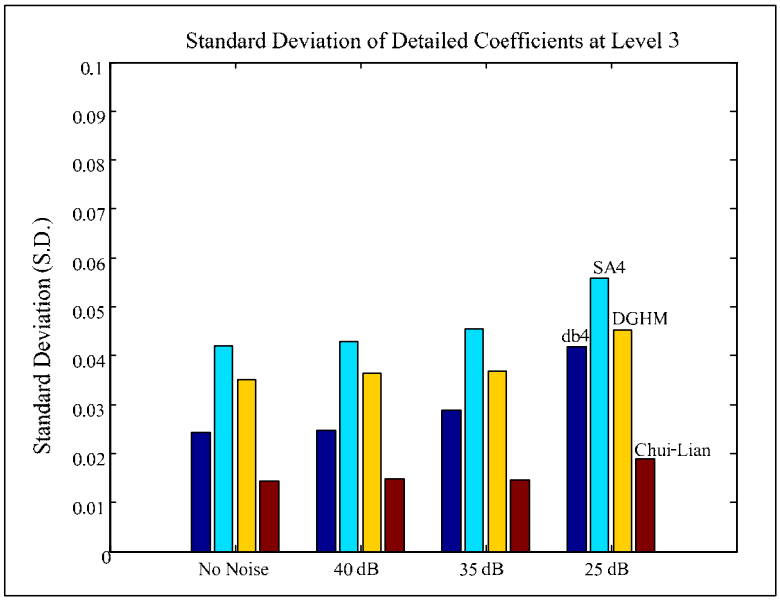
รูปที่ 5.17 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณอิมพัลส์ ระดับ 1

จากรูปที่ 5.17 พบว่าเมื่อมีสัญญาณรบกวนจะทำให้ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์ของการแปลงสัญญาณมีการกระจายมากขึ้น โดยการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 จะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเปลี่ยนแปลงมากที่สุด เมื่อเปรียบเทียบกับสภาวะไม่มีสัญญาณรบกวน ซึ่งเท่ากับ 0.0203 (0.0476 - 0.0273) ส่วนการแปลงมัลติเวฟเล็ตจะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเปลี่ยนแปลงน้อย โดยแบบ Chui-Lian มีการเปลี่ยนแปลงน้อยที่สุด รองลงมาคือ แบบ DGHM และ SA4 ตามลำดับ

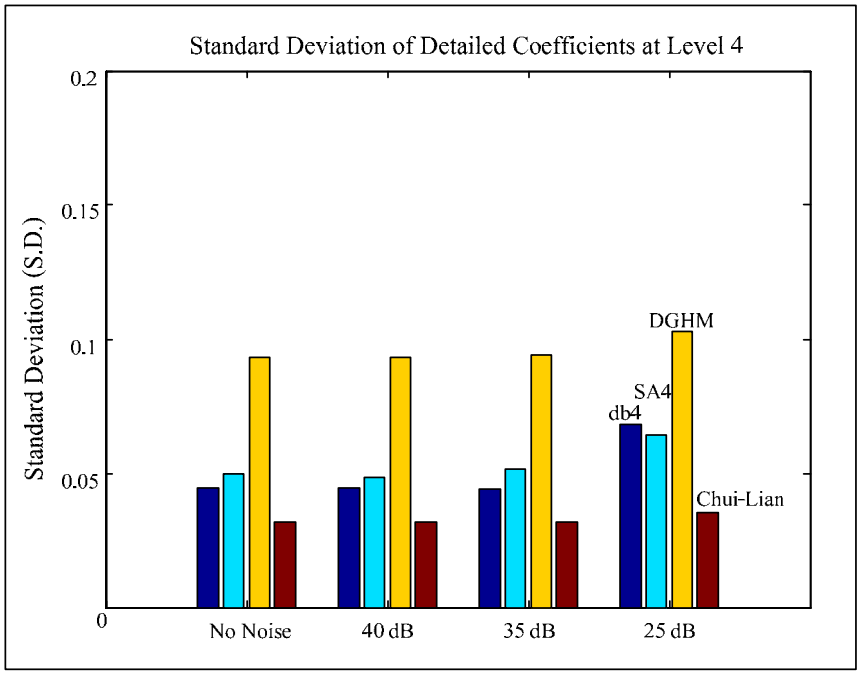
สำหรับค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณอิมพัลส์ที่ระดับ 2 3 4 และ 5 แสดงดังรูปที่ 5.18 - 5.21 ตามลำดับ



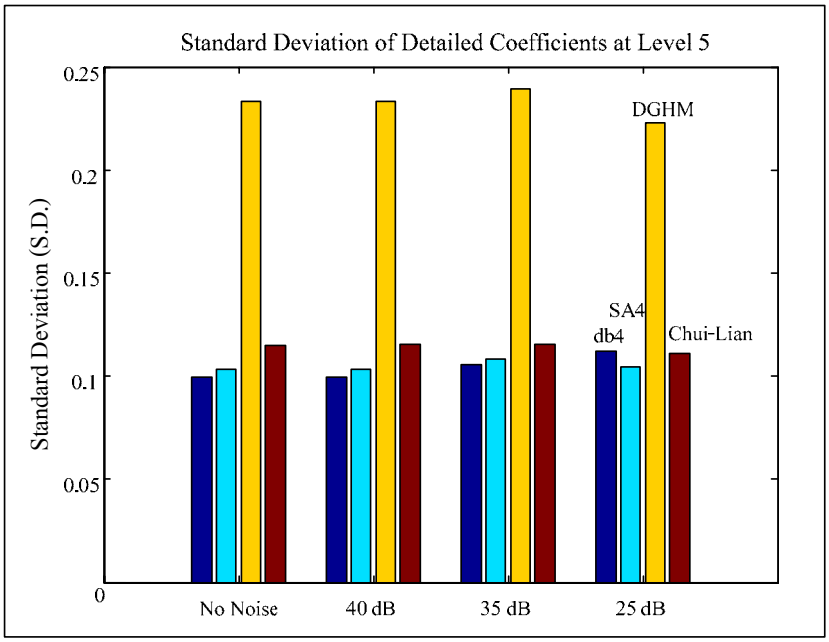
รูปที่ 5.18 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณอิมพัลส์ระดับ 2



รูปที่ 5.19 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณอิมพัลส์ระดับ 3



รูปที่ 5.20 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณอิมพัลส์ ระดับ 4



รูปที่ 5.21 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณอิมพัลส์ ระดับ 5

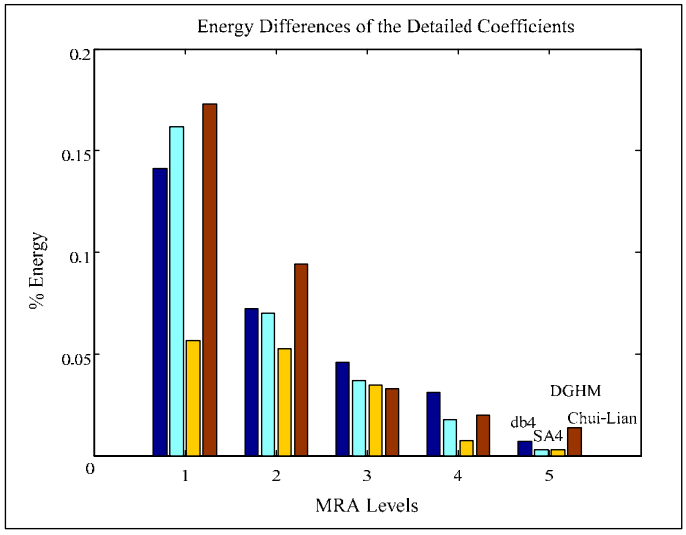
จากรูปที่ 5.18 - 5.21 พบว่าเมื่อมีสัญญาณรบกวนที่ระดับ SNR = 25 dB ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 จะมีการเปลี่ยนแปลงมากที่สุดในทุก ๆ ระดับ เมื่อเปรียบเทียบกับสภาวะไม่มีสัญญาณรบกวน ส่วนการแปลงมัลติเวฟเล็ตจะมีการเปลี่ยนแปลงน้อย โดยแบบ Chui-Lian มีการเปลี่ยนแปลงน้อยที่สุด รองลงมาคือ แบบ DGHM และ SA4 ตามลำดับ

ดังนั้น การตรวจจับสัญญาณอิมพัลส์ในสภาวะที่มีสัญญาณรบกวน เมื่อใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต จะมีการกระจายข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์ในการแปลงสัญญาณน้อยกว่าการแปลง เวฟเล็ตแบบ db4 หมายความว่าการแปลงมัลติเวฟเล็ตสามารถสกัดจุดเด่นของสัญญาณอิมพัลส์ในสภาวะที่มีสัญญาณรบกวนได้ดี

เมื่อพิจารณาการกระจายพลังงานของสัญญาณอิมพัลส์ในสภาวะที่มีสัญญาณรบกวน ที่ระดับ SNR = 25 dB โดยเปรียบเทียบกับสภาวะที่ไม่มีสัญญาณรบกวน โดยการกระจายสัญญาณเป็น 5 ระดับ จะได้ค่าพลังงานของสัญญาณที่กระจายไปตามค่าสัมประสิทธิ์ที่ระดับต่าง ๆ ดังตารางที่ 5.3

ตารางที่ 5.3 การกระจายพลังงานของสัญญาณอิมพัลส์ ในสภาวะมีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB)

พลังงานระดับต่าง ๆ	DGHM		Chui-Lian		SA4		db4	
	No noise	SNR 25 dB	No noise	SNR 25 dB	No noise	SNR 25 dB	No noise	SNR 25 dB
E_a	99.4458	99.2918	99.0231	98.6897	99.7057	99.3895	99.7687	99.4697
E_{d1}	0.0572	0.1136	0.1413	0.3143	0.0821	0.2440	0.0748	0.2179
E_{d2}	0.0201	0.0728	0.0427	0.1367	0.0669	0.1367	0.0432	0.1154
E_{d3}	0.0313	0.0658	0.0413	0.0743	0.0458	0.0827	0.0153	0.0612
E_{d4}	0.1089	0.1163	0.1011	0.1208	0.0314	0.0491	0.0265	0.0575
E_{d5}	0.3368	0.3398	0.6505	0.6642	0.0682	0.0710	0.0715	0.0783
E_{signal}	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%



รูปที่ 5.22 กราฟการเปลี่ยนแปลงค่าพลังงานของสัญญาณอิมพัลส์
ในส่วนรายละเอียดสภาวะมีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB)

จากรูปที่ 5.22 พบว่าการเปลี่ยนแปลงค่าพลังงานของสัญญาณที่กระจายไปตามค่าสัมประสิทธิ์การแปลงที่ระดับต่าง ๆ เมื่อเปรียบเทียบกับสภาวะไม่มีสัญญาณรบกวนพบว่าการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM จะมีการเปลี่ยนแปลงค่าพลังงานของสัญญาณน้อยที่สุด เช่น ที่ระดับ 1 ค่าพลังงานในส่วนรายละเอียด (E_{d1}) มีการเปลี่ยนแปลงเท่ากับ 0.0564 (0.1136-0.0572) ขณะที่การแปลงแบบ Chui-Lian SA4 และ db4 มีการเปลี่ยนแปลงมากกว่า ซึ่งเท่ากับ 0.1730 0.1619 และ 0.1431 ตามลำดับ

ดังนั้นการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM สามารถตรวจจับสัญญาณอิมพัลส์ในสภาวะที่มีสัญญาณรบกวนได้ดีกว่าการแปลงสัญญาณแบบ Chui-Lian SA4 และ db4 โดยมีค่าการกระจายพลังงานของสัญญาณในแต่ละระดับความละเอียดเปลี่ยนแปลงน้อยที่สุด

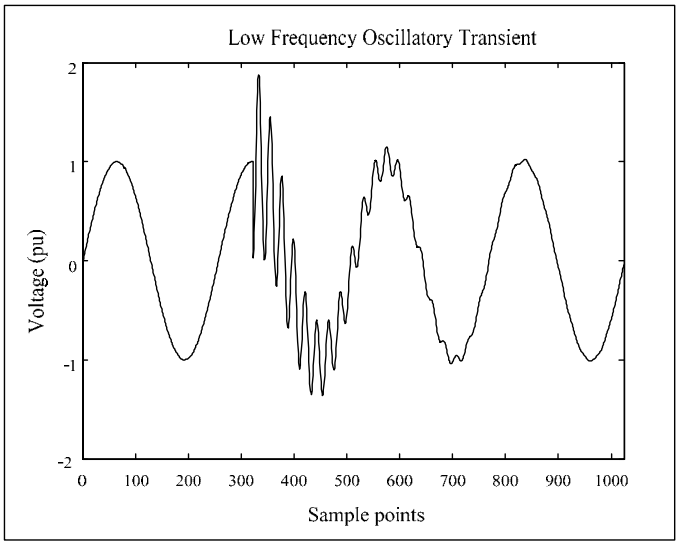
5.4 การตรวจจับปัญหาการแกว่งกวัดโดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต

การแกว่งกวัดเป็นปัญหาการรบกวนกำลังไฟฟ้าที่เกิดขึ้นอย่างทันทีทันใดโดยมีสาเหตุมาจากการสวิตชิงตัวเก็บประจุเข้าสู่ระบบไฟฟ้า เป็นต้น ในงานวิจัยนี้ได้ศึกษาปัญหาการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำและการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลางโดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต

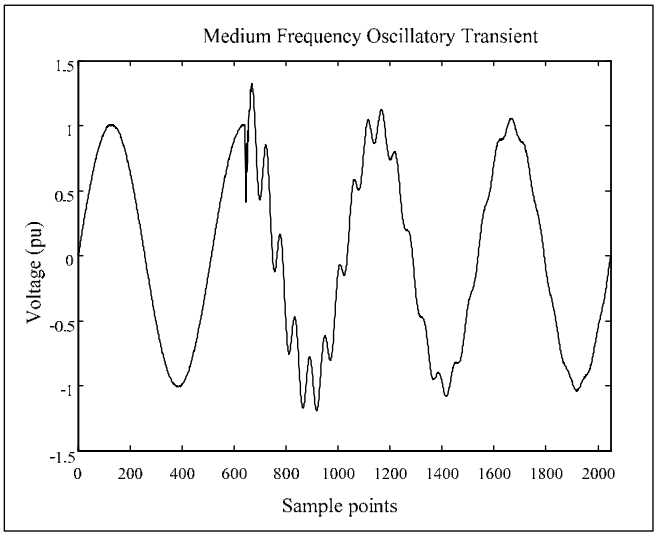
5.4.1 การตรวจจับปัญหาการแกว่งกวัดในสภาวะไม่มีสัญญาณรบกวน

การแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ จะมีความถี่ในการแกว่งกวัดต่ำกว่า 5 kHz ส่วนใหญ่เกิดจากการสวิตชิงตัวเก็บประจุเข้าสู่ระบบแบบปกติ ดังรูปที่ 5.23 โดยรูปคลื่นสัญญาณ

มีจำนวนจุดตัวอย่าง 256 จุดต่อ 1 คาบเวลา ความถี่ในการชักตัวอย่าง เท่ากับ 12,800 Hz (256 points / 0.02 s)



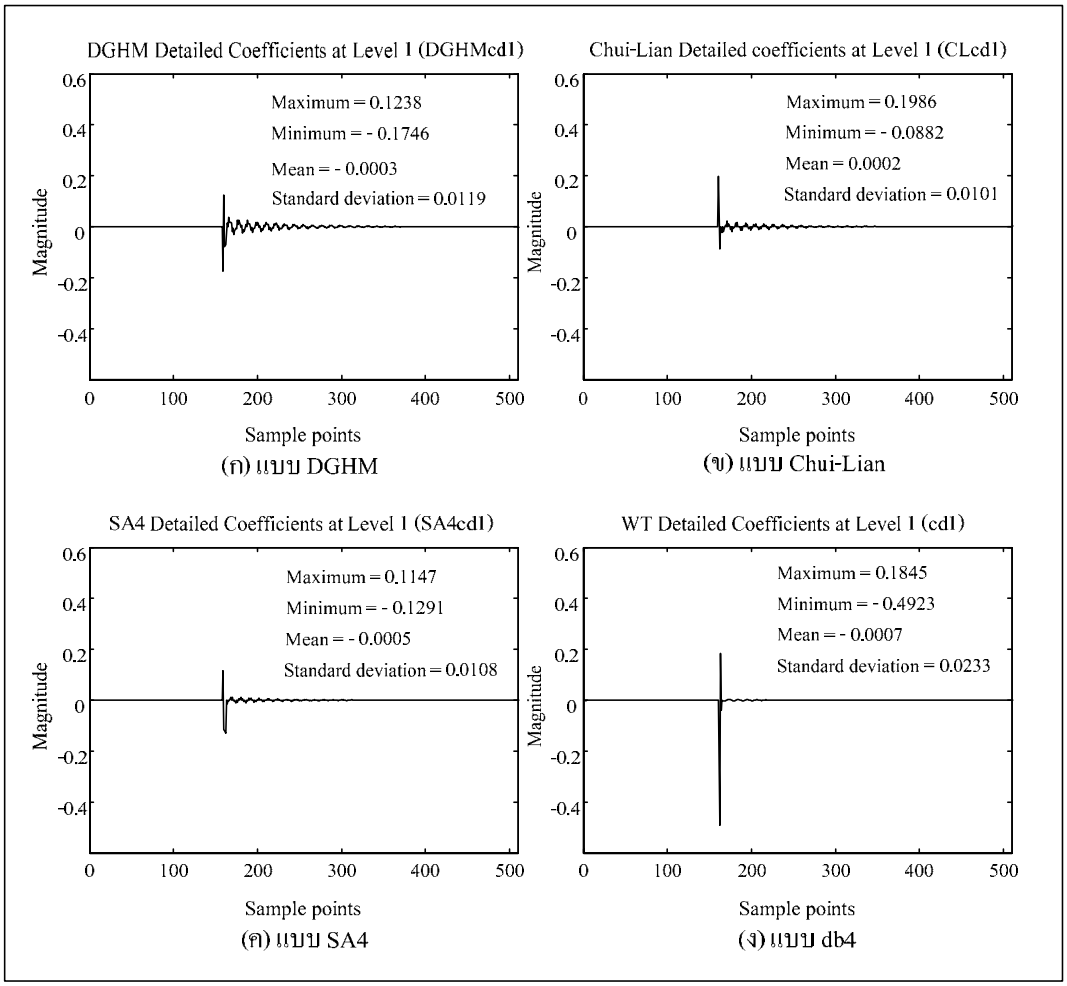
รูปที่ 5.23 สัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ จุดตัวอย่าง 1,024 จุด (256 จุด ต่อ 1 คาบ)



รูปที่ 5.24 สัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง จุดตัวอย่าง 2,048 จุด (512 จุด ต่อ 1 คาบ)

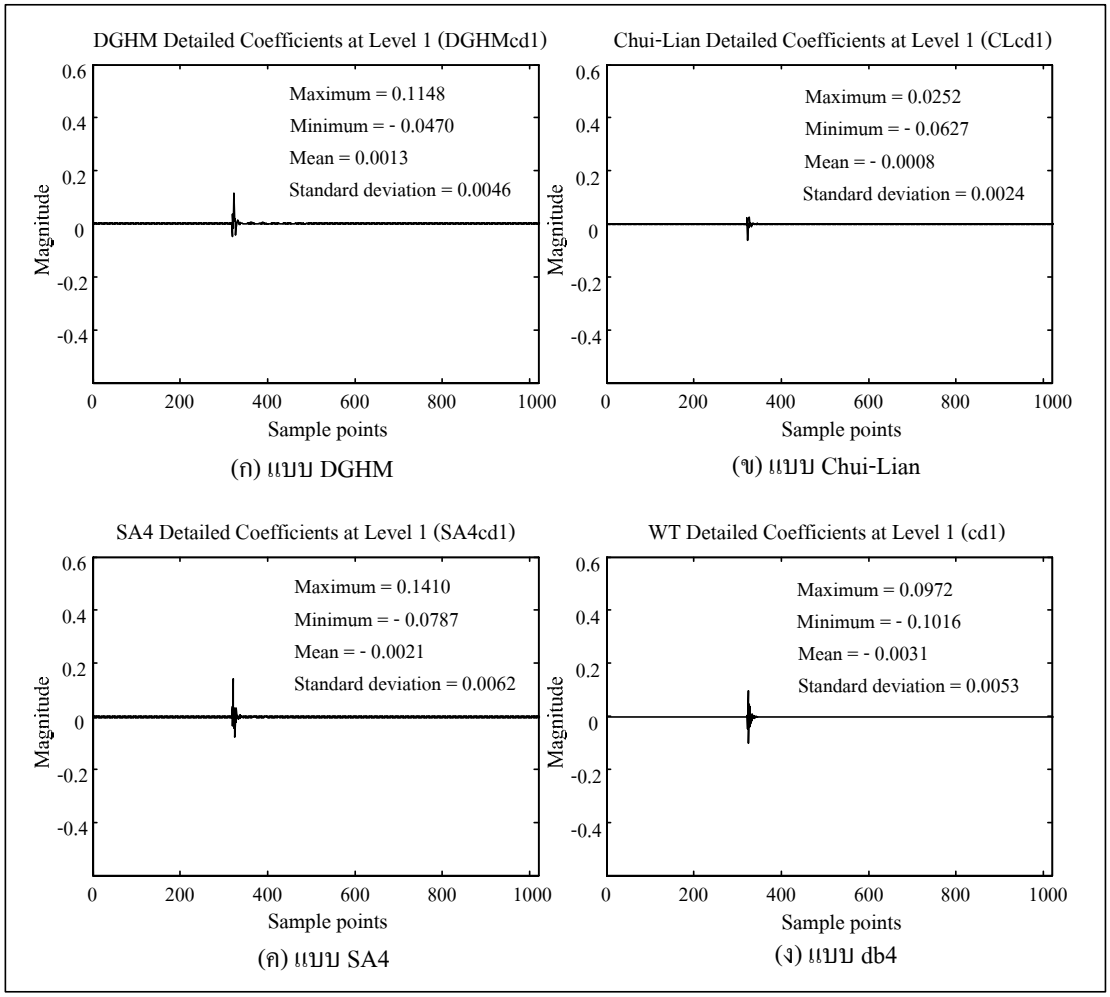
ส่วนการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง จะมีความถี่ในการแกว่งกวัดมากกว่า 5 kHz ส่วนใหญ่เกิดจากการสวิตชิงตัวเก็บประจุขณะที่มีตัวเก็บประจุกำลังต่ออยู่ก่อน ดังรูปที่ 5.24 โดยรูปคลื่นสัญญาณมีจำนวนจุดตัวอย่าง 512 จุดต่อ 1 คาบเวลา ความถี่ในการชักตัวอย่าง เท่ากับ 25,600 Hz (512 points / 0.02s) สอดคล้องกับทฤษฎีการชักตัวอย่างไนควิสต์ เนื่องจากรูปคลื่นมีความถี่ในการแกว่งกวัดมากกว่า 5 kHz ในช่วงเวลาสั้น ๆ

เมื่อใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ต โดยทำการวิเคราะห์หลายระดับความละเอียด เพื่อหาค่าสัมประสิทธิ์การแปลงที่ระดับ 1 ของสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ จะได้ค่าสัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ตในส่วนรายละเอียดดังรูปที่ 5.25



รูปที่ 5.25 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ต ที่ระดับ 1 ในส่วนรายละเอียดสภาวะที่ไม่มีสัญญาณรบกวน ของการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ

จากรูปที่ 5.25 พบว่าการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM สามารถตรวจจับสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำได้ดี โดยมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน เท่ากับ 0.0119 ใกล้เคียงกับ การตรวจจับสัญญาณโดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian และ SA4 ซึ่งมีค่าเท่ากับ 0.0101 และ 0.0108 ตามลำดับ ขณะการตรวจจับสัญญาณโดยใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 จะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัญญาณมากที่สุด เท่ากับ 0.0233 ซึ่งใกล้เคียงกับค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานที่ได้จากการตรวจจับสัญญาณอิมพัลส์ ซึ่งมีค่าเท่ากับ 0.0284 ซึ่งจะเห็นได้ว่า การแปลงมัลติเวฟเล็ตสามารถสกัดจุดเด่นของสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำได้ดี ขณะที่การแปลงเวฟเล็ตสามารถสกัดจุดเด่นของสัญญาณไม่แตกต่างกับสัญญาณอิมพัลส์

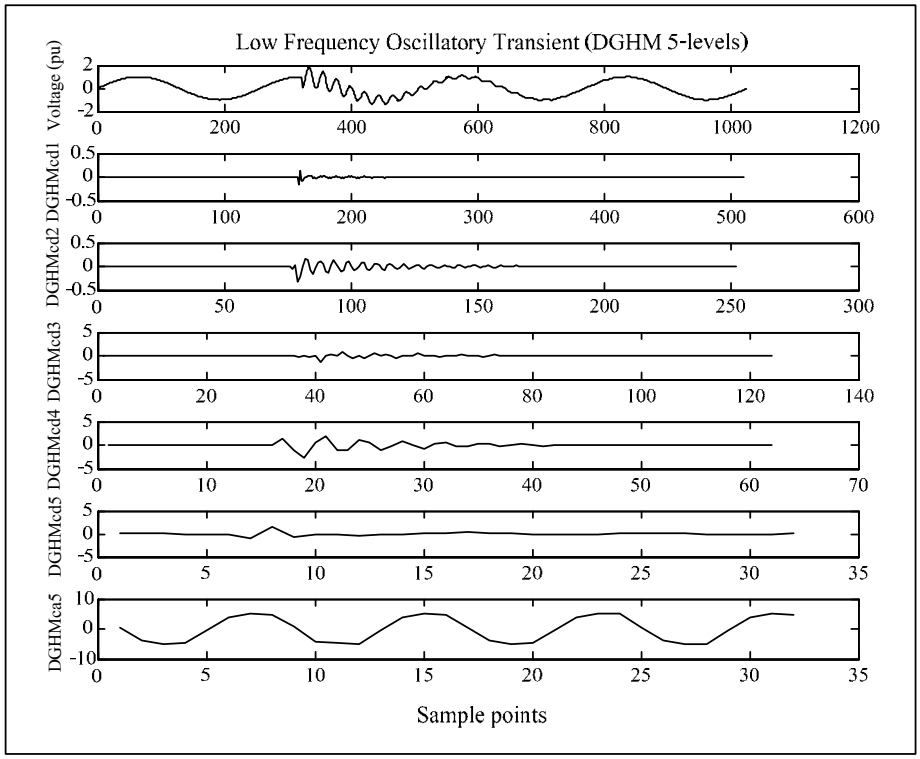


รูปที่ 5.26 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ต ที่ระดับ 1 ในส่วนรายละเอียดสภาวะที่ไม่มีสัญญาณรบกวนของการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง

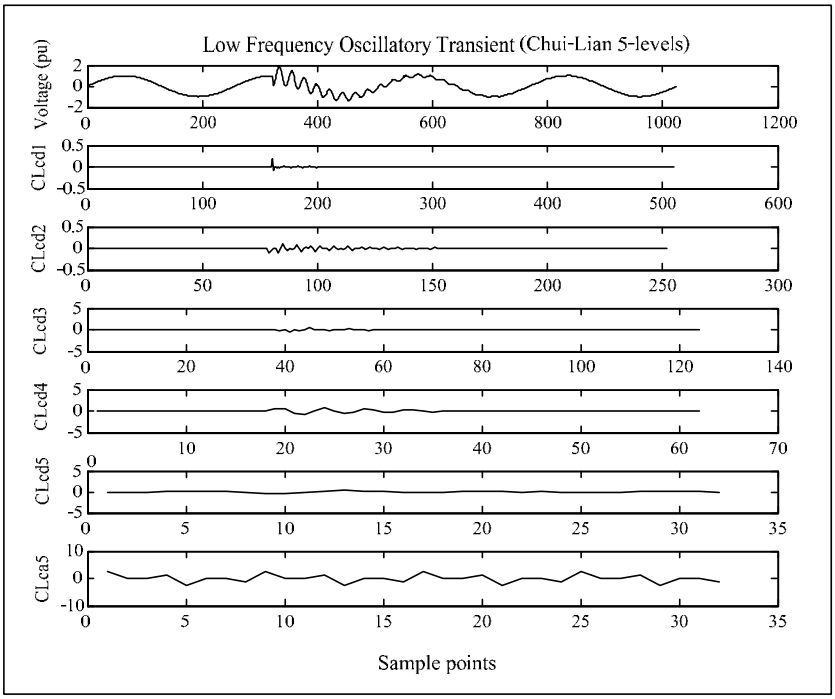
สำหรับการวิเคราะห์หลายระดับความละเอียด เพื่อหาค่าสัมประสิทธิ์การแปลงที่ระดับ 1 ของสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง จะได้ค่าสัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ตและการแปลงเวฟเล็ตในส่วนรายละเอียด แสดงดังรูปที่ 5.26

จากรูปที่ 5.26 พบว่าการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM สามารถตรวจจับสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลางได้ดี โดยมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัญญาณ เท่ากับ 0.0058 ใกล้เคียงกับการตรวจจับสัญญาณโดยใช้การแปลงแบบ SA4 และ db4 ซึ่งมีค่าเท่ากับ 0.0059 และ 0.0053 ตามลำดับ ดังนั้นการแปลงมัลติเวฟเล็ตสามารถสกัดจุดเด่นของสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลางได้ไม่แตกต่างกับการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4

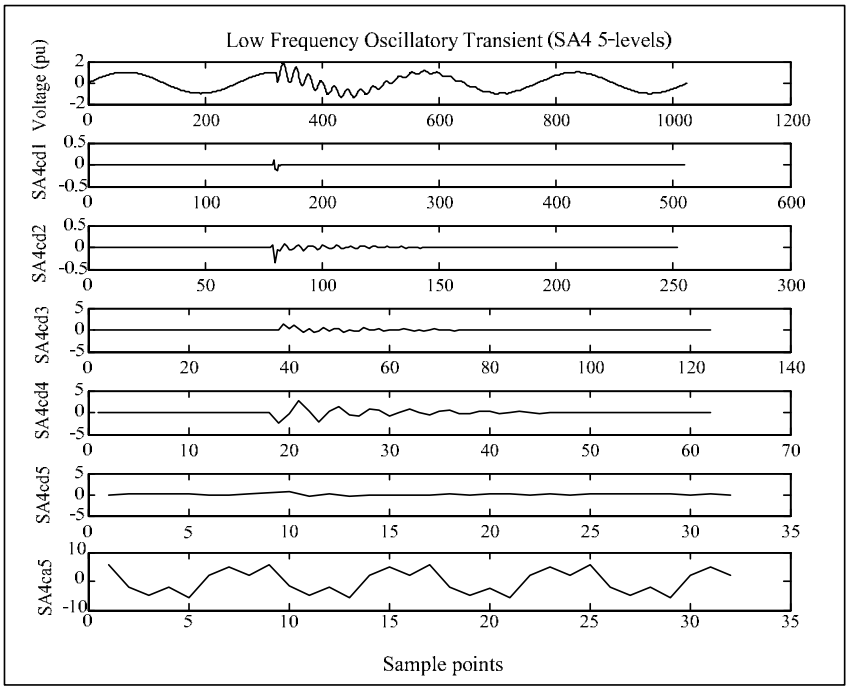
วิธีการวิเคราะห์หลายระดับความละเอียด จะได้ข้อมูลการกระจายพลังงานของสัญญาณที่กระจายไปตามค่าสัมประสิทธิ์การแปลง โดยการกระจายสัญญาณเป็น 5 ระดับ จะได้ค่าสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ ดังรูปที่ 5.27 – 5.30



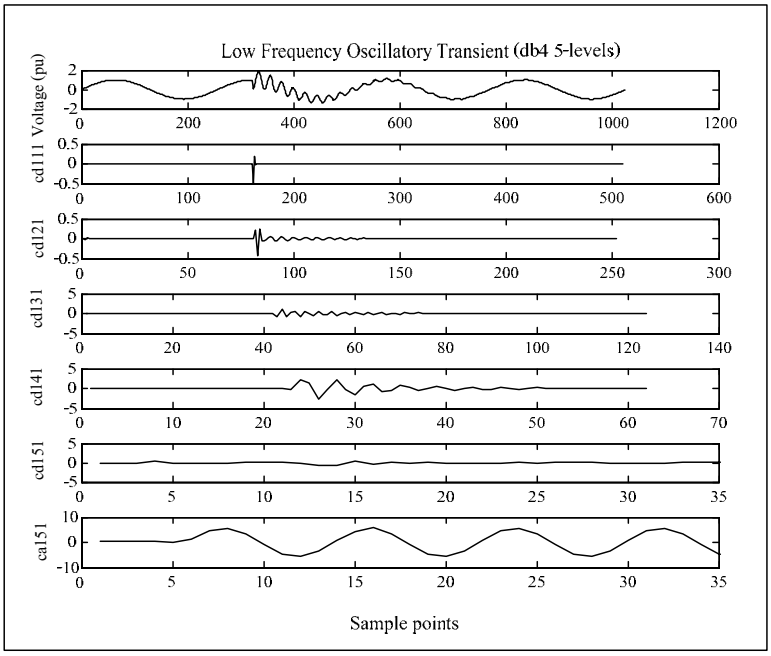
รูปที่ 5.27 การตรวจจับการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำโดยใช้มัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM



รูปที่ 5.28 การตรวจจับการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำโดยใช้มัลติเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian



รูปที่ 5.29 การตรวจจับการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำโดยใช้มัลติเวฟเล็ตแบบ SA4

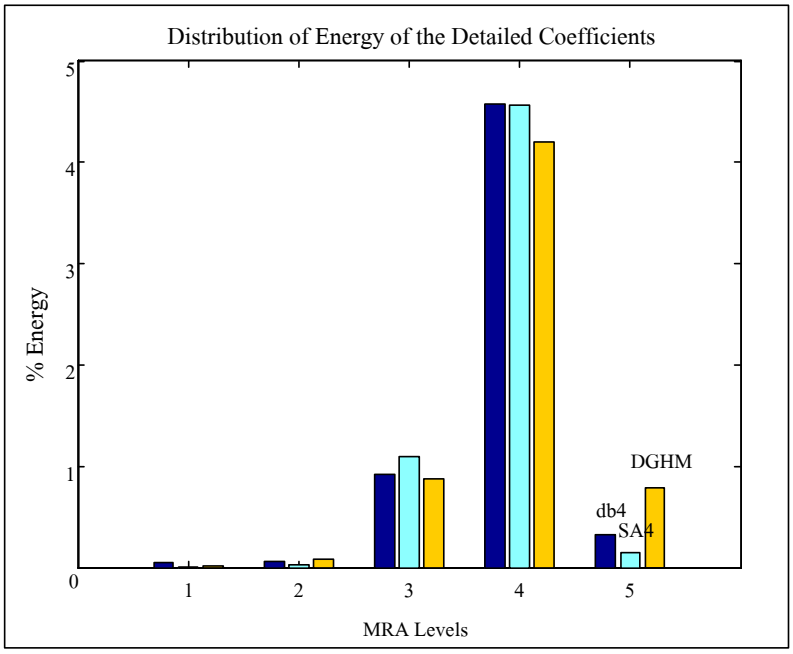


รูปที่ 5.30 การตรวจจับการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำโดยใช้เวฟเล็ตแบบ db4

จากรูปที่ 5.28 พบว่าการตรวจจับสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำโดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian สามารถตรวจจับสัญญาณได้เฉพาะในระดับที่ 1 และ 2 เท่านั้น ส่วนระดับที่สูงถัดขึ้นไปไม่สามารถตรวจจับสัญญาณได้ แต่แบบ DGHM SA4 และ db4 สามารถตรวจจับสัญญาณได้ดีในหลาย ๆ ระดับ โดยมีค่าการกระจายพลังงานของสัญญาณแต่ละระดับความละเอียด ดังแสดงในตารางที่ 5.4

ตารางที่ 5.4 การกระจายพลังงานของการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ ในแต่ละระดับความละเอียด

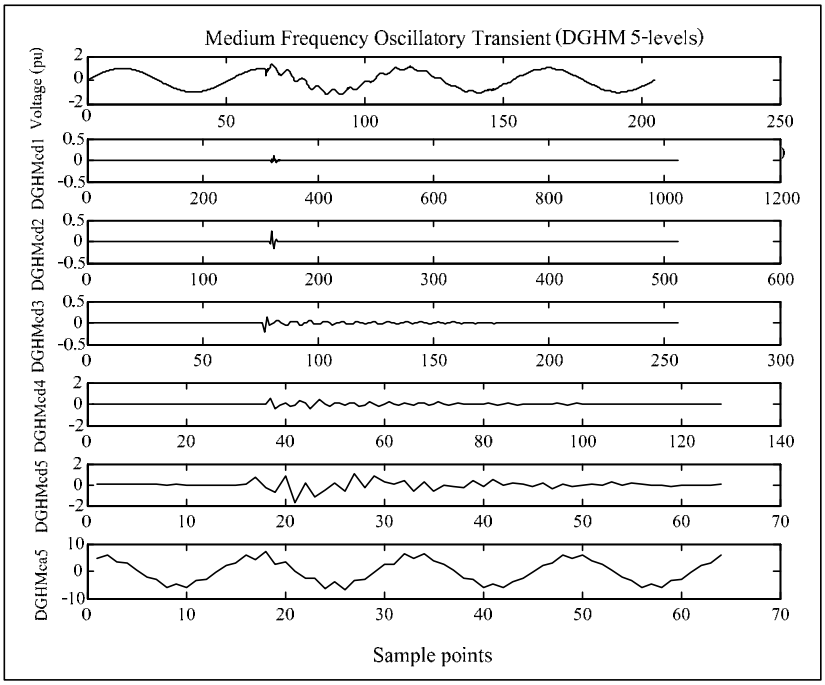
พลังงานระดับต่าง ๆ	DGHM	SA4	db4
E_a	94.0406	94.1471	94.0627
E_{d1}	0.0131	0.0108	0.0505
E_{d2}	0.0774	0.0317	0.0614
E_{d3}	0.8741	1.0988	0.9211
E_{d4}	4.2033	4.5655	4.5772
E_{d5}	0.7913	0.1461	0.3271
E_{signal}	100 %	100 %	100 %



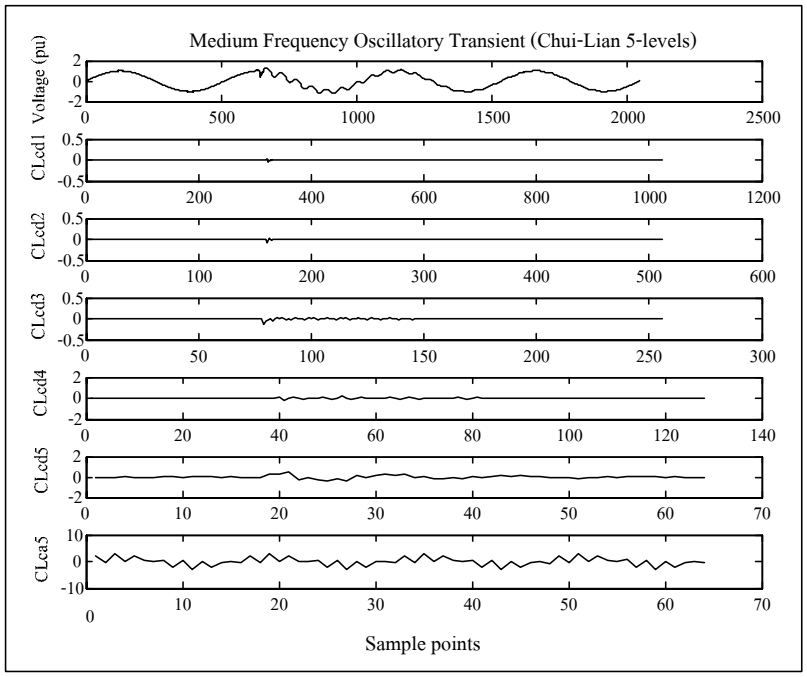
รูปที่ 5.31 กราฟการกระจายพลังงานของการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ ในแต่ละระดับความละเอียด

จากรูปที่ 5.31 พบว่าการกระจายพลังงานของสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำจะกระจายไปตามค่าสัมประสิทธิ์การแปลงที่ระดับต่าง ๆ โดยในส่วนรายละเอียด (E_d) พบว่าที่ระดับ 1 แบบ db4 มีค่าพลังงานมากที่สุด ระดับ 2 แบบ DGHM มีค่าพลังงานมากที่สุด ระดับ 3 แบบ SA4 มีค่าพลังงานมากที่สุด ระดับ 4 แบบ db4 มีค่าพลังงานมากที่สุดและที่ระดับ 5 แบบ DGHM มีพลังงานของสัญญาณมากที่สุด ดังนั้นการแปลงมัลติเวฟเล็ตทำให้การกระจายพลังงานของสัญญาณมีค่าใกล้เคียงกับการแปลงเวฟเล็ต ซึ่งหมายความว่าการแปลงมัลติเวฟเล็ตสามารถสกัดจุดเด่นของสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำได้ไม่แตกต่างกับการแปลงเวฟเล็ต

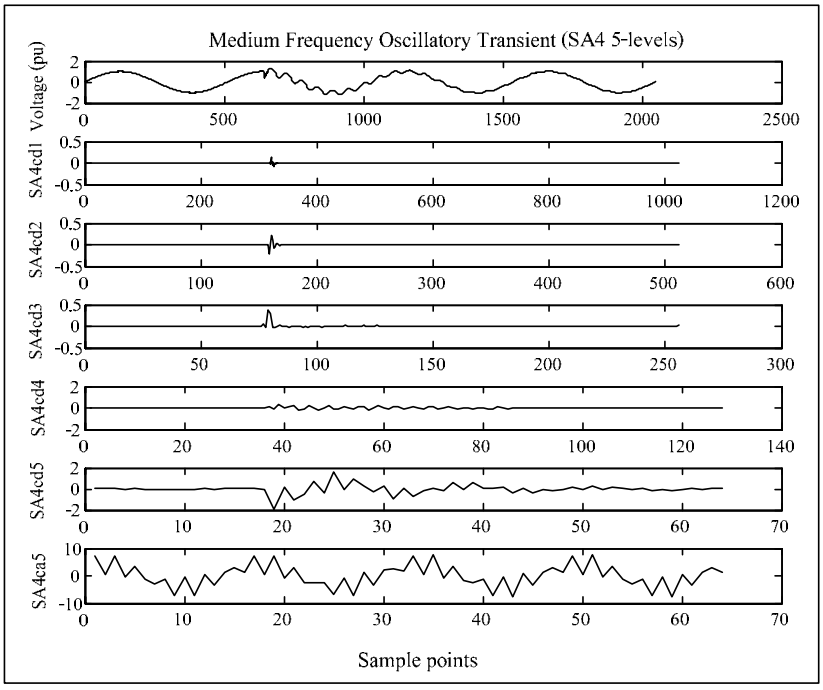
สำหรับสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง เมื่อทำการกระจายสัญญาณเป็น 5 ระดับ จะได้ค่าสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง แสดงดังรูปที่ 5.32 – 5.35



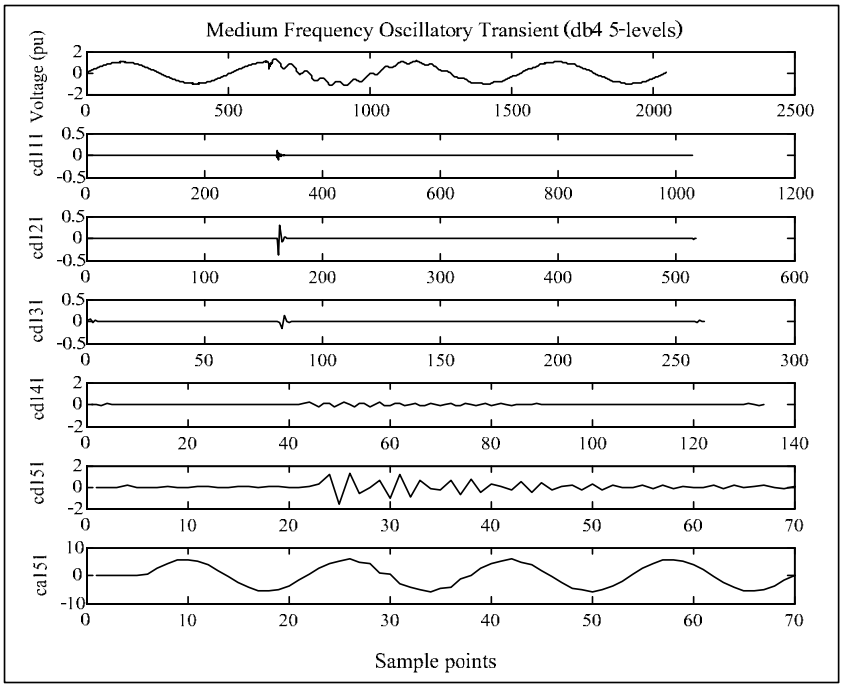
รูปที่ 5.32 การตรวจจับการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลางโดยใช้มัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM



รูปที่ 5.33 การตรวจจับการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลางโดยใช้มัลติเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian



รูปที่ 5.34 การตรวจจับการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลางโดยใช้มัลติเวฟเล็ตแบบ SA4

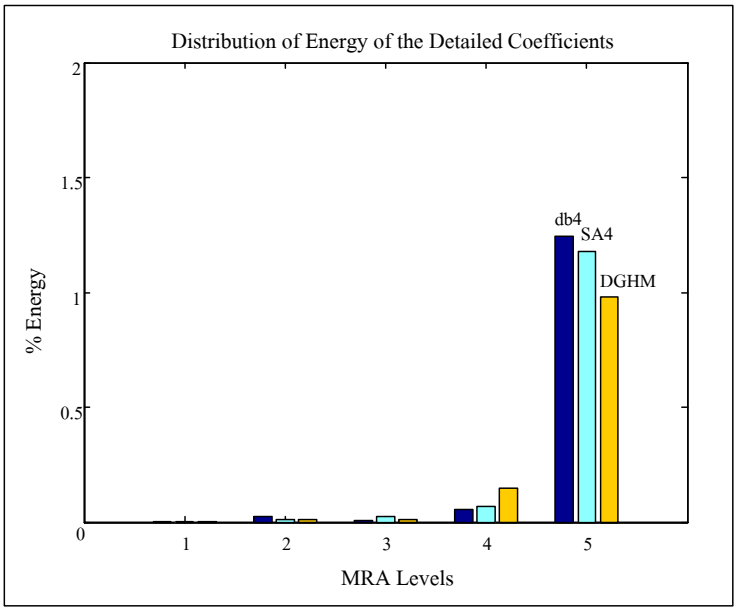


รูปที่ 5.35 การตรวจจับการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลางโดยใช้เวฟเล็ตแบบ db4

จากรูปที่ 5.33 พบว่าการตรวจจับสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลางโดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian สามารถตรวจจับสัญญาณได้ไม่ดี เมื่อเปรียบเทียบกับแบบ DGHM SA4 และ db4 ซึ่งสามารถตรวจจับสัญญาณได้ดีในหลาย ๆ ระดับ โดยมีค่าการกระจายพลังงานของสัญญาณแต่ละระดับความละเอียด ดังแสดงในตารางที่ 5.5

ตารางที่ 5.5 การกระจายพลังงานของสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง ในแต่ละระดับความละเอียด

พลังงานระดับต่าง ๆ	DGHM	SA4	db4
E_a	98.8511	98.7115	98.6689
E_{d1}	0.0022	0.0042	0.0036
E_{d2}	0.0089	0.0115	0.0229
E_{d3}	0.0113	0.0242	0.0057
E_{d4}	0.1466	0.0695	0.0541
E_{d5}	0.9799	1.1791	1.2448
E_{signal}	100 %	100 %	100 %



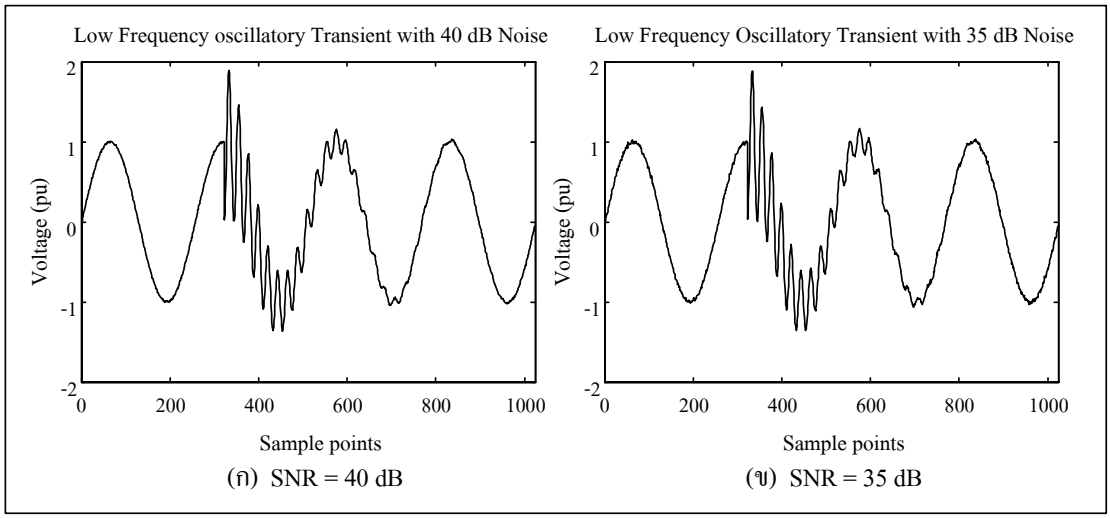
รูปที่ 5.36 กราฟการกระจายพลังงานของสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลางในส่วนรายละเอียด แต่ละระดับความละเอียด

จากรูปที่ 5.36 พบว่าการกระจายพลังงานของสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง กระจายไปตามค่าสัมประสิทธิ์การแปลงที่ระดับต่าง ๆ โดยในส่วนรายละเอียด (E_d) พบว่าการกระจายของพลังงานจะถูกแบ่งไปตามระดับความละเอียด ที่ระดับ 1 แบบ SA4 มีค่าพลังงานมากที่สุด ระดับ 2 แบบ db4 มีค่าพลังงานมากที่สุด ระดับ 3 แบบ SA4 มีค่าพลังงานมากที่สุด ระดับ 4 แบบ DGHM มีค่าพลังงานมากที่สุดและที่ระดับ 5 แบบ db4 มีพลังงานของสัญญาณมากที่สุด

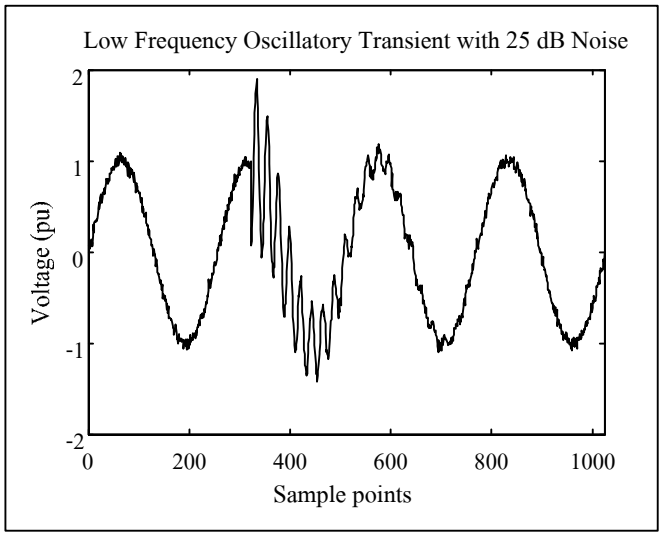
ดังนั้น การแปลงมัลติเวฟเล็ตทำให้การกระจายพลังงานของสัญญาณมีค่าใกล้เคียงกับการแปลงเวฟเล็ต ซึ่งหมายความว่าการแปลงมัลติเวฟเล็ตสามารถสกัดจุดเด่นของสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลางได้ไม่แตกต่างกับการแปลงเวฟเล็ต

5.4.2 การตรวจจับปัญหาการแกว่งกวัดในสภาวะมีสัญญาณรบกวน

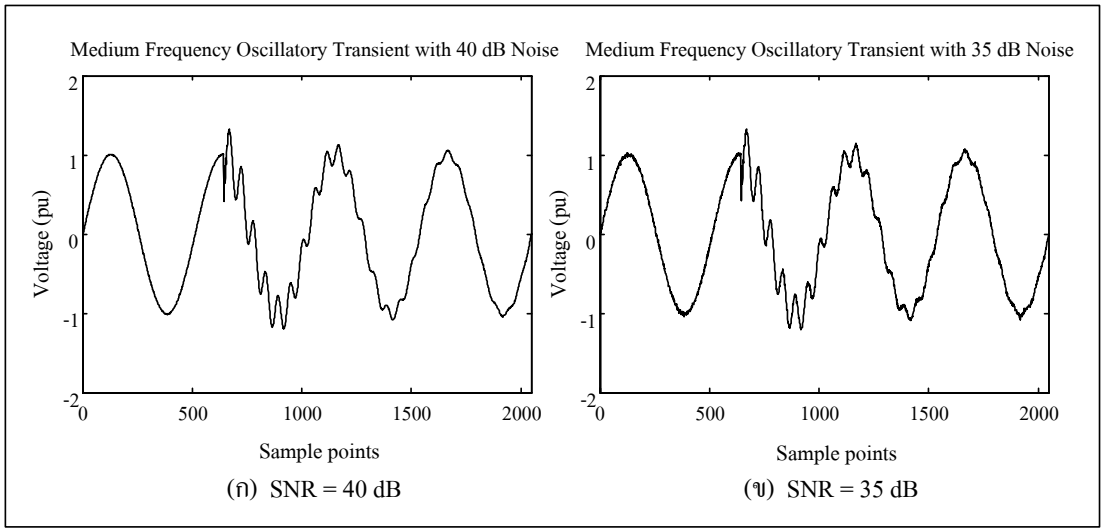
งานวิจัยนี้ได้เพิ่มสัญญาณรบกวนขาว (white noise) รวมเข้ากับสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ และการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง ที่ระดับ SNR เท่ากับ 40 35 และ 25 dB ตามลำดับดังรูปที่ 5.37 - 5.40



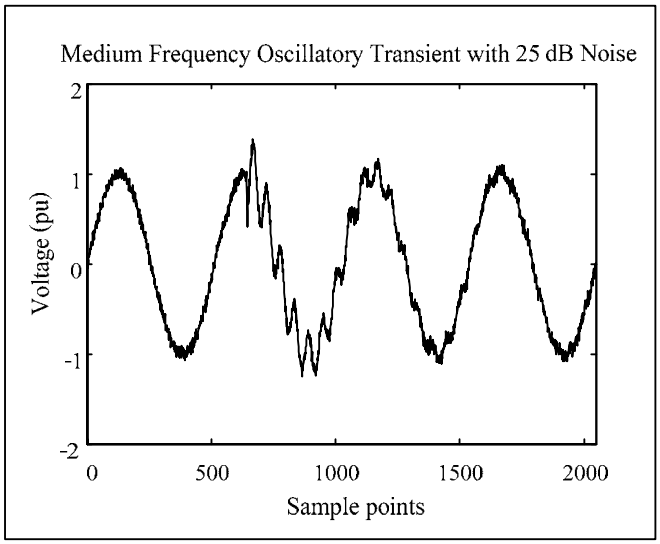
รูปที่ 5.37 การแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ มีสัญญาณรบกวนที่ระดับ SNR = 40 dB และ 35 dB



รูปที่ 5.38 การแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ มีสัญญาณรบกวนที่ระดับ SNR = 25 dB

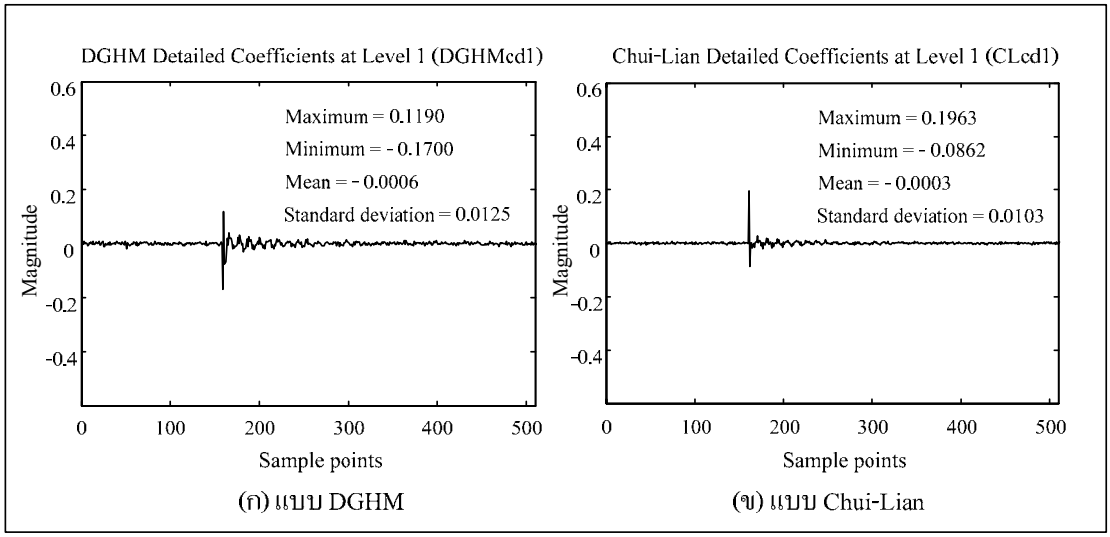


รูปที่ 5.39 การแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง มีสัญญาณรบกวนที่ระดับ SNR = 40 dB และ 35 dB

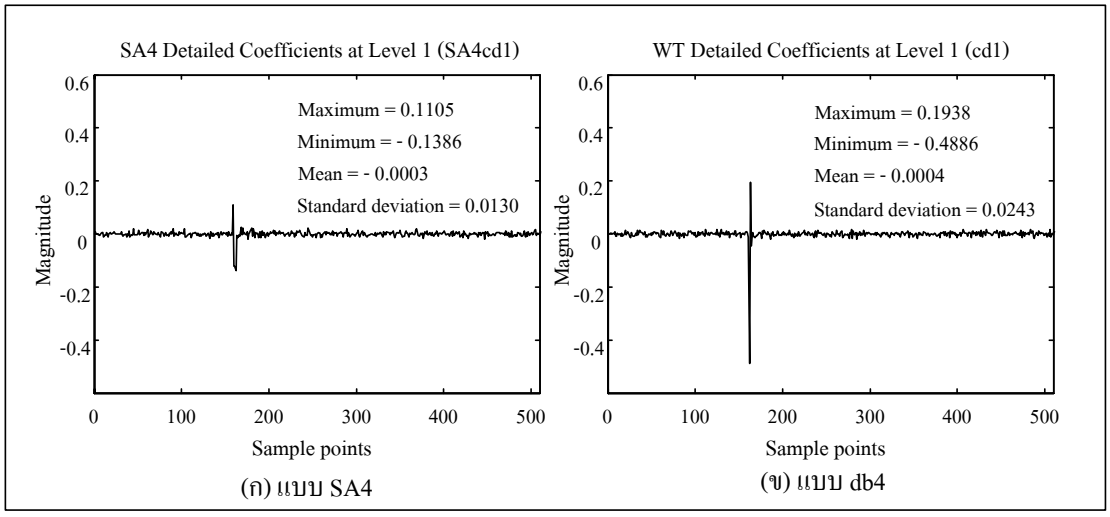


รูปที่ 5.40 การแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง มีสัญญาณรบกวนที่ระดับ SNR = 25 dB

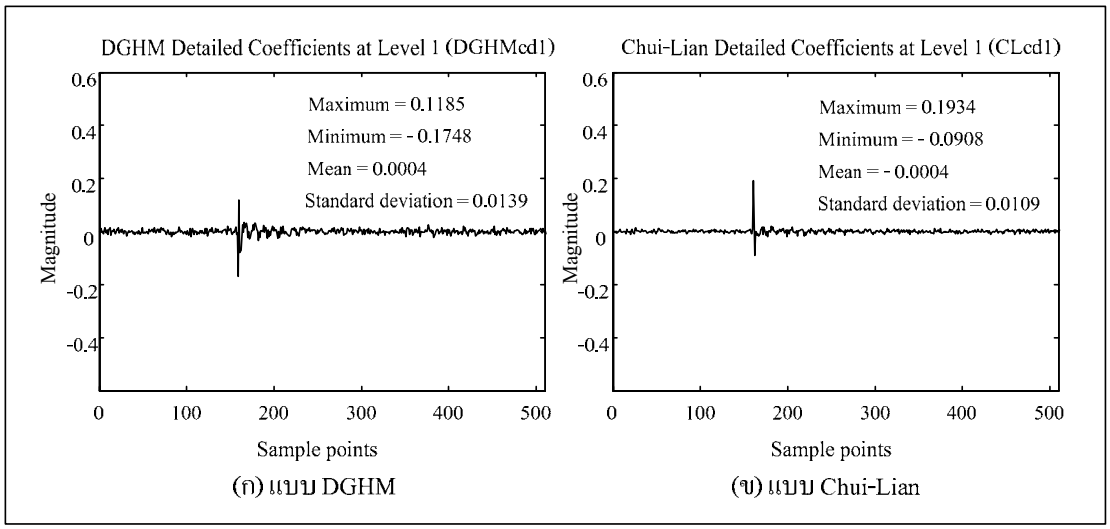
การวิเคราะห์หลายระดับความละเอียด เพื่อหาค่าสัมประสิทธิ์การแปลงที่ระดับ 1 ของสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำในสภาวะมีสัญญาณรบกวนที่ระดับ SNR ต่าง ๆ จะได้ค่าสัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ตและการแปลงเวฟเล็ตในส่วนส่วนรายละเอียด ดังรูปที่ 5.41–5.46



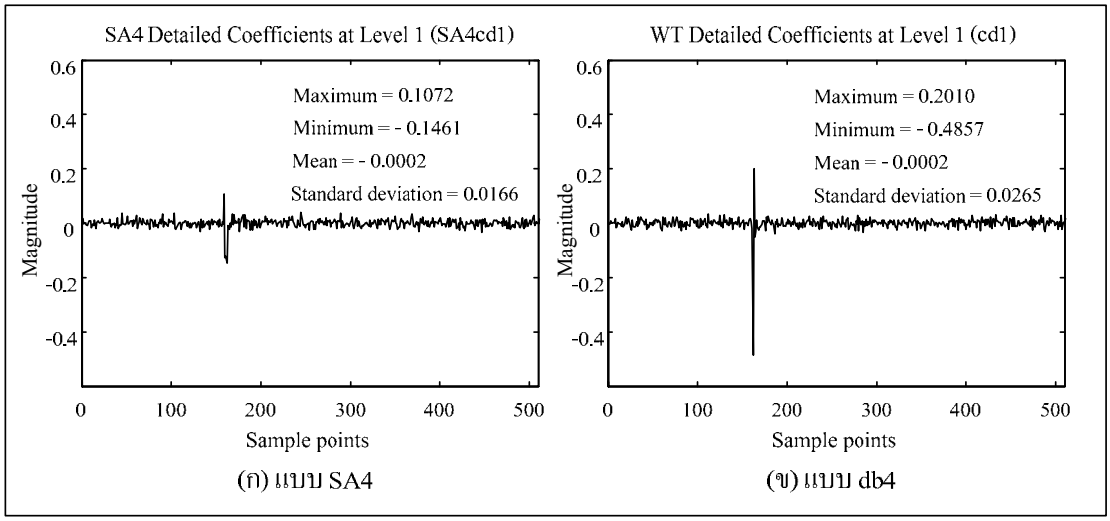
รูปที่ 5.41 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต ที่ระดับ 1ในส่วนรายละเอียด สภาวะที่มีสัญญาณรบกวน (SNR = 40 dB) ของการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ



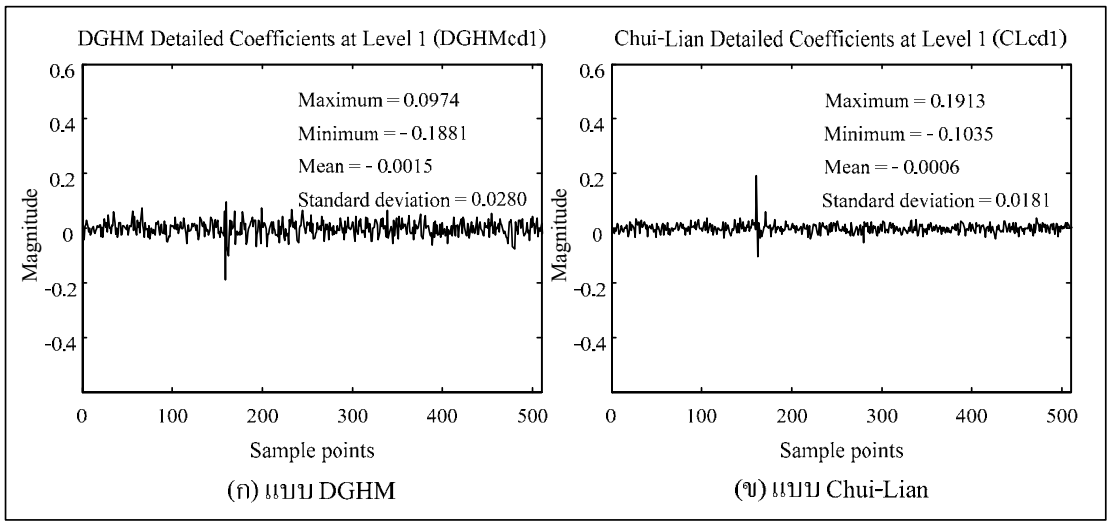
รูปที่ 5.42 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ต ที่ระดับ 1 ในส่วนรายละเอียดสภาวะที่มีสัญญาณรบกวน (SNR = 40 dB) ของการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ



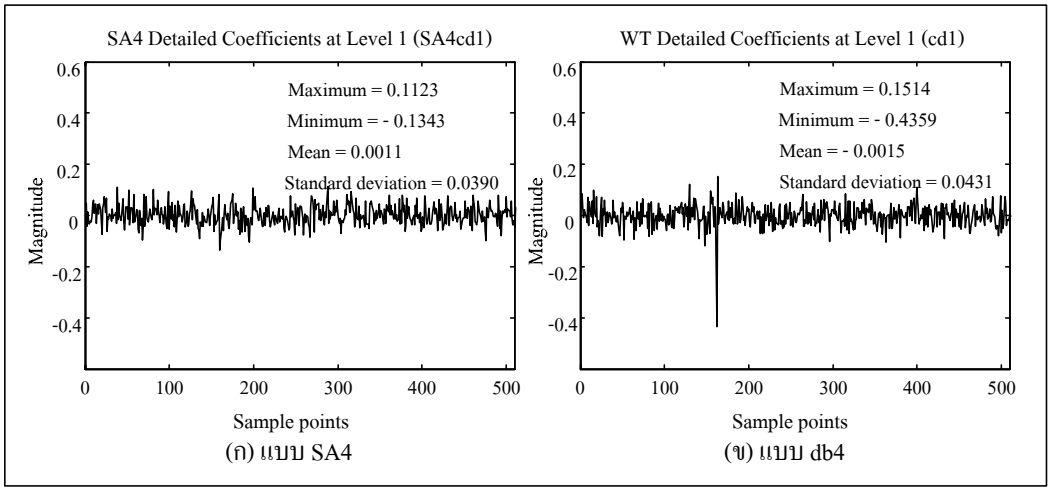
รูปที่ 5.43 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต ที่ระดับ 1 ในส่วนรายละเอียดสภาวะที่มีสัญญาณรบกวน (SNR = 35 dB) ของการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ



รูปที่ 5.44 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ต ที่ระดับ 1 ในส่วนรายละเอียดสภาวะที่มีสัญญาณรบกวน (SNR = 35 dB) ของการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ



รูปที่ 5.45 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต ที่ระดับ 1 ในส่วนรายละเอียดสภาวะที่มีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB) ของการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ

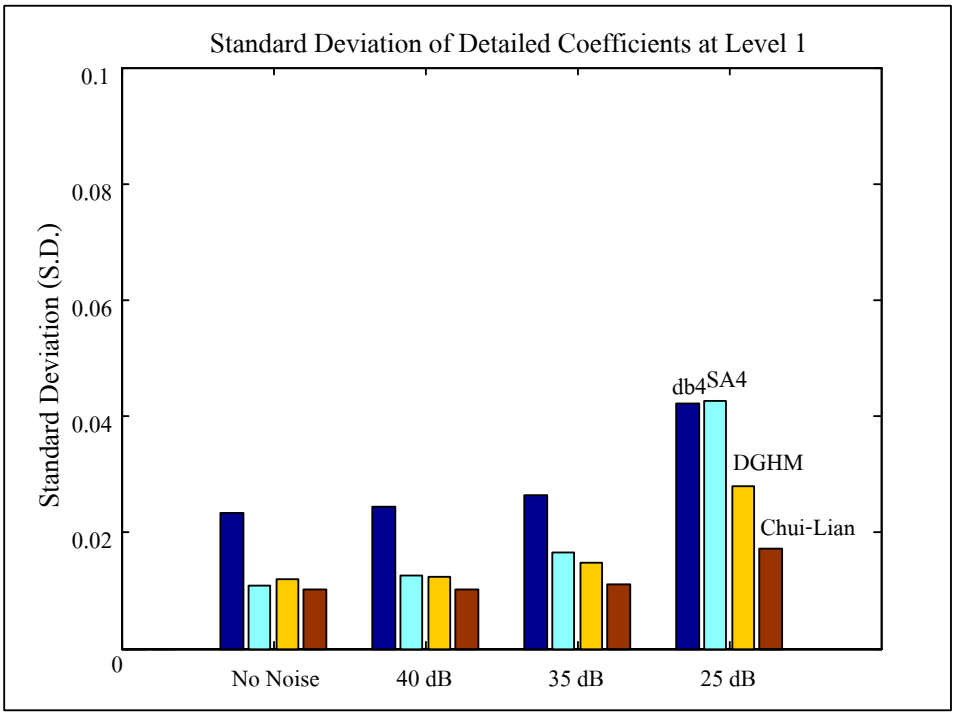


รูปที่ 5.46 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ต ที่ระดับ 1ในส่วนรายละเอียด สภาวะที่มีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB) ของการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ

จากรูปที่ 5.41 - 5.46 พบว่าการแปลงมัลติเวฟเล็ตและการแปลงเวฟเล็ตสามารถตรวจจับสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำได้ในสภาวะมีสัญญาณรบกวน ที่ระดับ SNR = 40 dB และ 35 dB เมื่อสัญญาณรบกวนมีค่ามากขึ้นที่ระดับ SNR = 25 dB ทำให้การตรวจจับสัญญาณมีความผิดพลาด โดยค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (S.D.) ของค่าสัมประสิทธิ์การแปลงที่ระดับ 1 ของสัญญาณมีการเปลี่ยนแปลงเพิ่มขึ้น นั่นหมายความว่าข้อมูลที่ได้จากการแปลงสัญญาณมีการกระจายมากขึ้นเนื่องจากสัญญาณรบกวน ส่งผลทำให้การสกัดจุดเด่นของสัญญาณมีความผิดพลาดมากขึ้น โดยค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตที่ระดับ SNR ต่าง ๆ แสดงดังตารางที่ 5.6

ตารางที่ 5.6 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ ระดับ 1

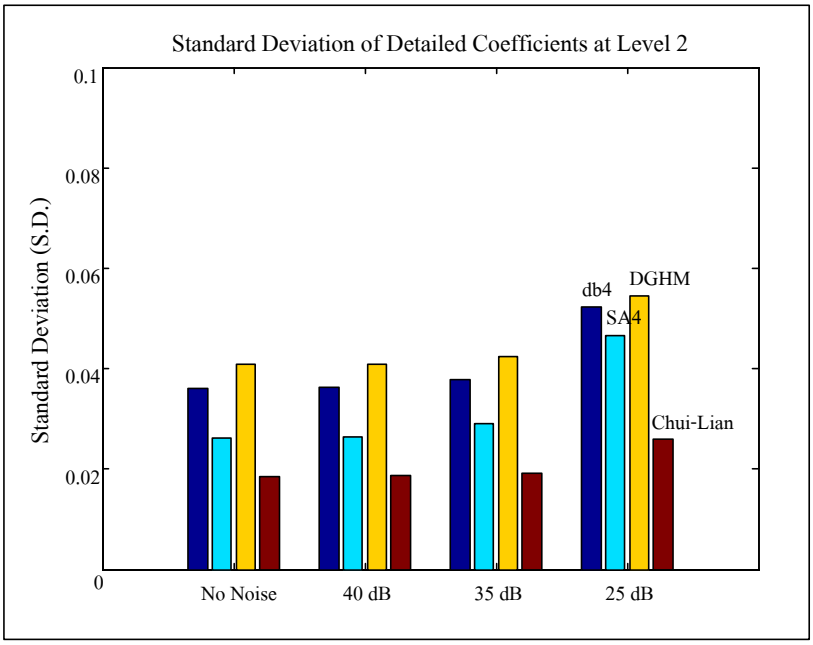
ชนิดการแปลงสัญญาณ	ไม่มีสัญญาณรบกวน	มีสัญญาณรบกวน		
		40 dB	35 dB	25 dB
DGHM	0.0119	0.0125	0.0147	0.0280
Chui-Lian	0.0101	0.0103	0.0111	0.0172
SA4	0.0108	0.0126	0.0165	0.0427
db4	0.0233	0.0244	0.0265	0.0422



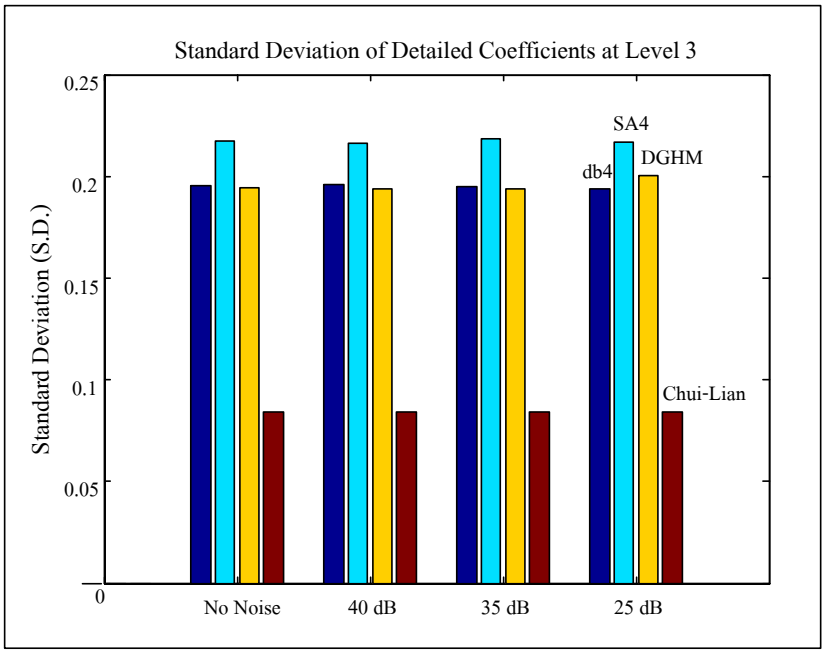
รูปที่ 5.47 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ ระดับ 1

จากรูปที่ 5.47 พบว่าเมื่อมีสัญญาณรบกวนที่ระดับ SNR = 25 dB จะทำให้ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์ของการแปลงสัญญาณมีการกระจายมากขึ้น โดยการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ SA4 มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเปลี่ยนแปลงมากที่สุด เมื่อเปรียบเทียบในสภาวะไม่มีสัญญาณรบกวน เท่ากับ 0.0319 (0.0427 - 0.0108) ส่วนการแปลงแบบ DGHM Chui-Lian และ db4 มีค่าเปลี่ยนแปลงเท่ากับ 0.0161 0.0071 และ 0.0189 ตามลำดับ

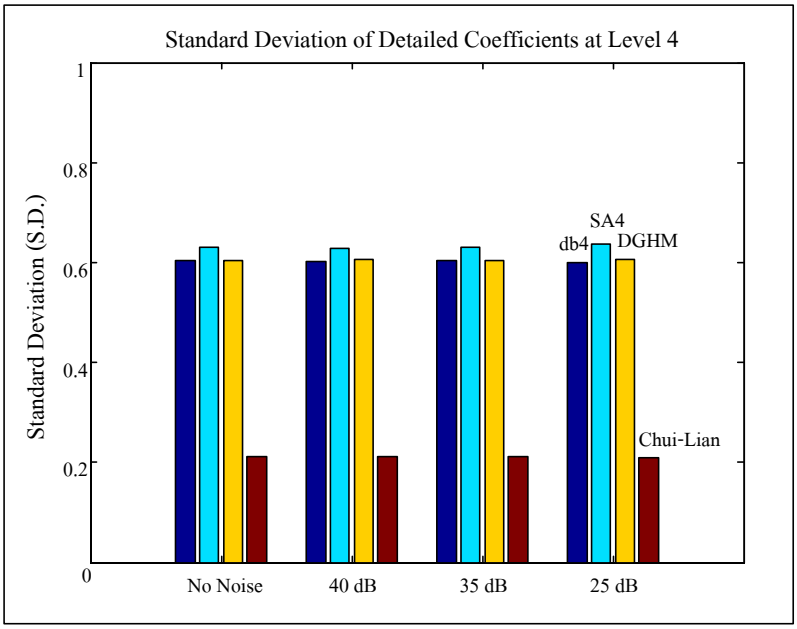
สำหรับค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณการแกว่งกวัดที่ระดับ 2 3 4 และ 5 แสดงดังรูปที่ 5.48 - 5.51 ตามลำดับ



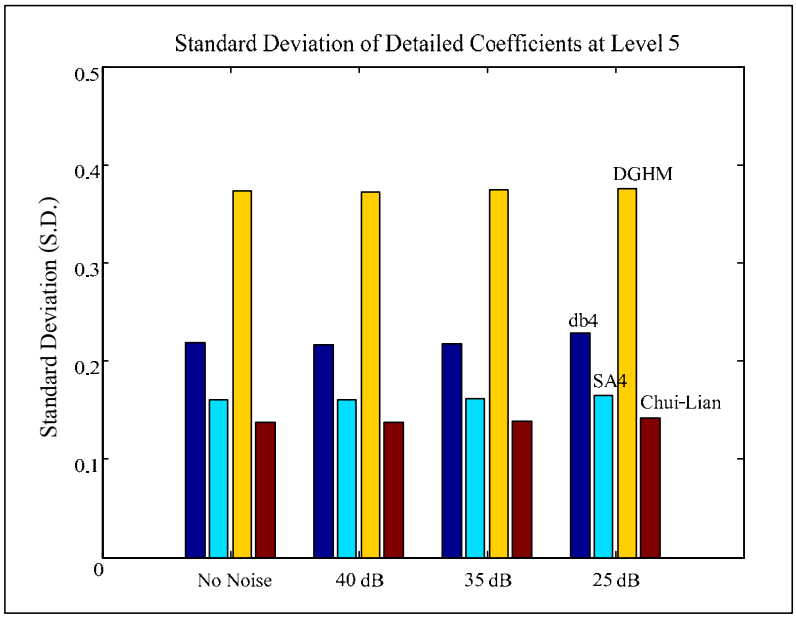
รูปที่ 5.48 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ ระดับ 2



รูปที่ 5.49 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ ระดับ 3



รูปที่ 5.50 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ ระดับ 4



รูปที่ 5.51 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ ระดับ 5

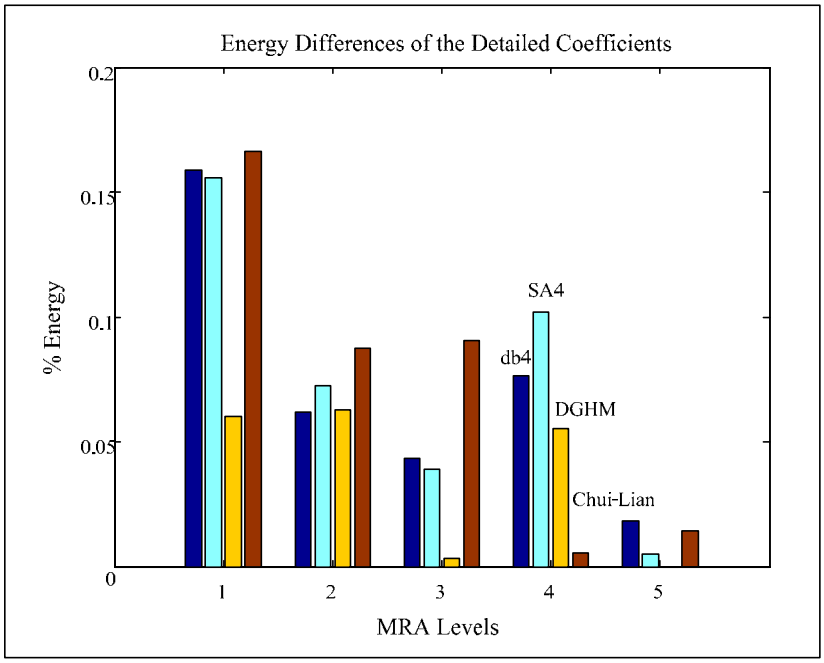
จากรูปที่ 5.48 – 5.51 พบว่าเมื่อมีสัญญาณรบกวนที่ระดับ SNR = 25 dB ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ SA4 และเวฟเล็ตแบบ db4 จะมีการเปลี่ยนแปลงมากในทุก ๆ ระดับ เมื่อเปรียบเทียบกับสภาวะไม่มีสัญญาณรบกวน ส่วนการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian จะมีการเปลี่ยนแปลงน้อยที่สุด รองลงมาคือแบบ DGHM

ดังนั้นการตรวจจับสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำในสภาวะมีสัญญาณรบกวน เมื่อใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM จะมีการกระจายข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์ในการแปลงสัญญาณน้อยกว่าการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 หมายความว่าการแปลงมัลติเวฟเล็ตสามารถสกัดจุดเด่นของสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำในสภาวะที่มีสัญญาณรบกวนได้ดี

การกระจายพลังงานของสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำในสภาวะมีสัญญาณรบกวนที่ระดับ SNR = 25 dB ซึ่งกระจายไปตามค่าสัมประสิทธิ์การแปลงที่ระดับต่าง ๆ เมื่อเปรียบเทียบกับสภาวะไม่มีสัญญาณรบกวน โดยกระจายสัญญาณเป็น 5 ระดับ จะได้ค่าพลังงานของสัญญาณที่กระจายไปตามค่าสัมประสิทธิ์ ดังตารางที่ 5.7

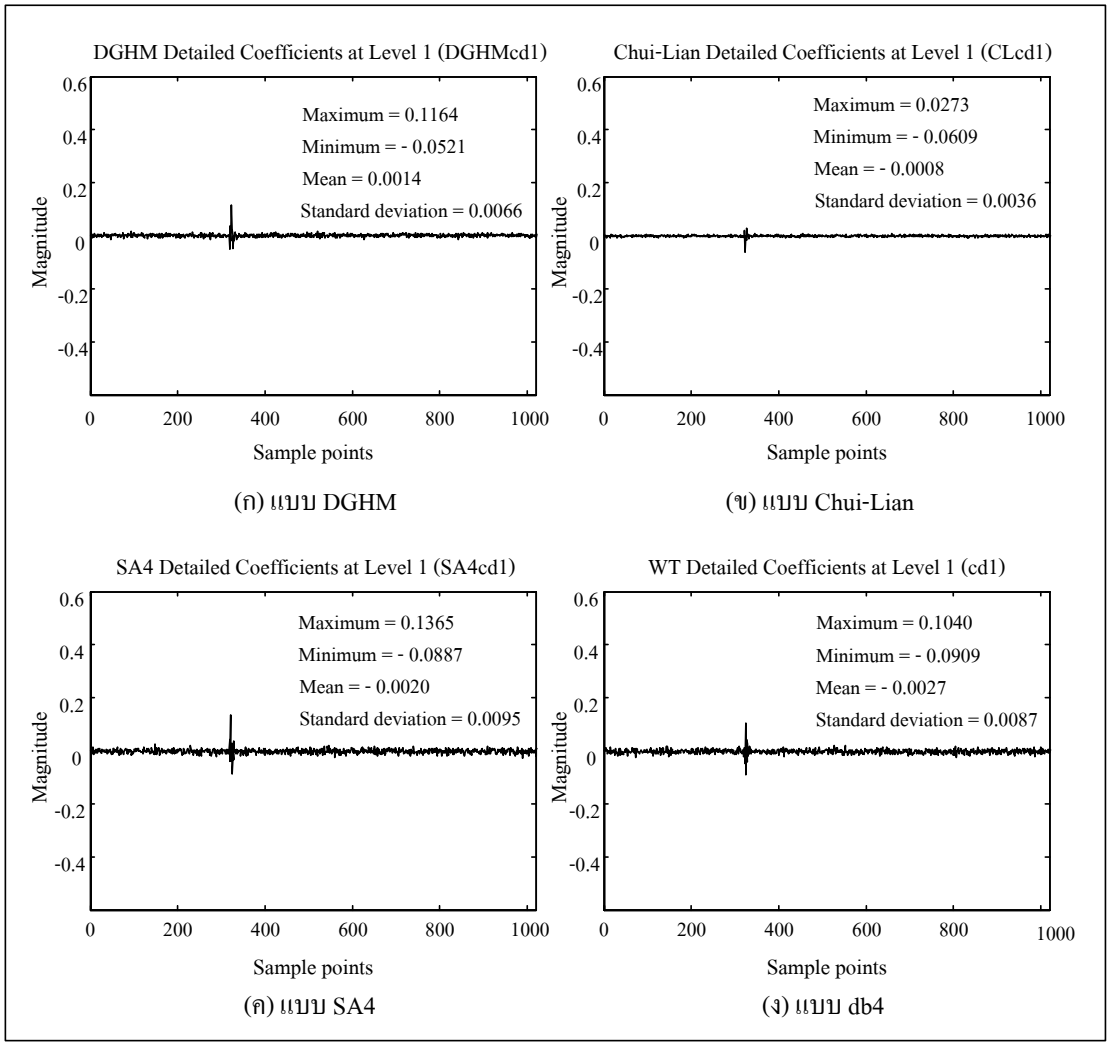
ตารางที่ 5.7 การกระจายพลังงานของสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ ในสภาวะมีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB)

พลังงานระดับต่าง ๆ	DGHM		Chui-Lian		SA4		db4	
	No noise	SNR 25 dB	No noise	SNR 25 dB	No noise	SNR 25 dB	No noise	SNR 25 dB
E_a	94.0406	93.8299	93.5297	93.2047	94.1471	93.7830	94.0627	93.7038
E_{d1}	0.0131	0.0733	0.0760	0.2425	0.0108	0.1664	0.0505	0.2092
E_{d2}	0.0774	0.1400	0.1287	0.2163	0.0317	0.1043	0.0614	0.1232
E_{d3}	0.8741	0.9071	1.3148	1.4055	1.0988	1.1380	0.9211	0.9647
E_{d4}	4.2033	4.2584	4.0993	4.0937	4.5655	4.6674	4.5772	4.6538
E_{d5}	0.7913	0.7913	0.8516	0.8372	0.1461	0.1409	0.3271	0.3454
E_{signal}	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

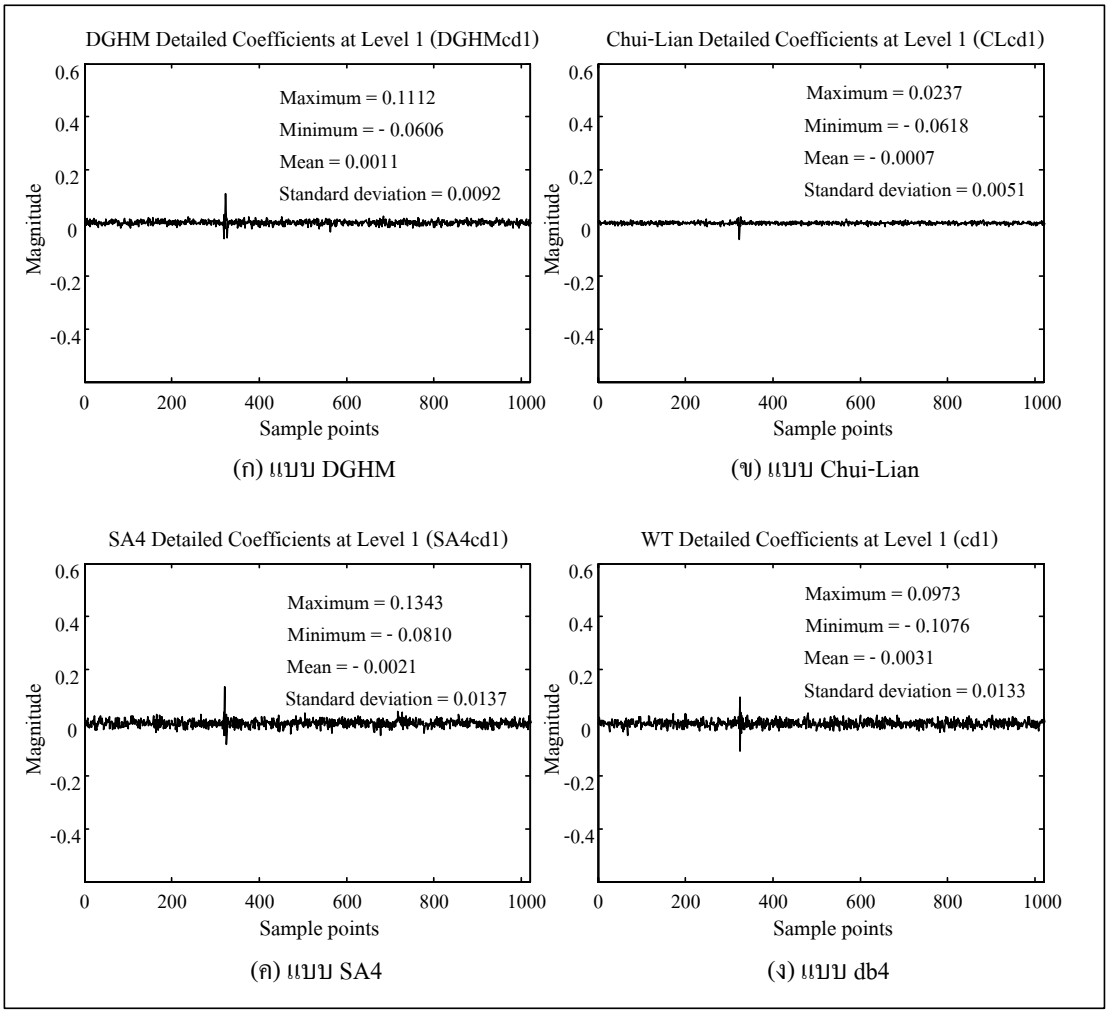


รูปที่ 5.52 กราฟการเปลี่ยนแปลงค่าพลังงานของสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำในส่วนรายละเอียด สภาวะมีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB)

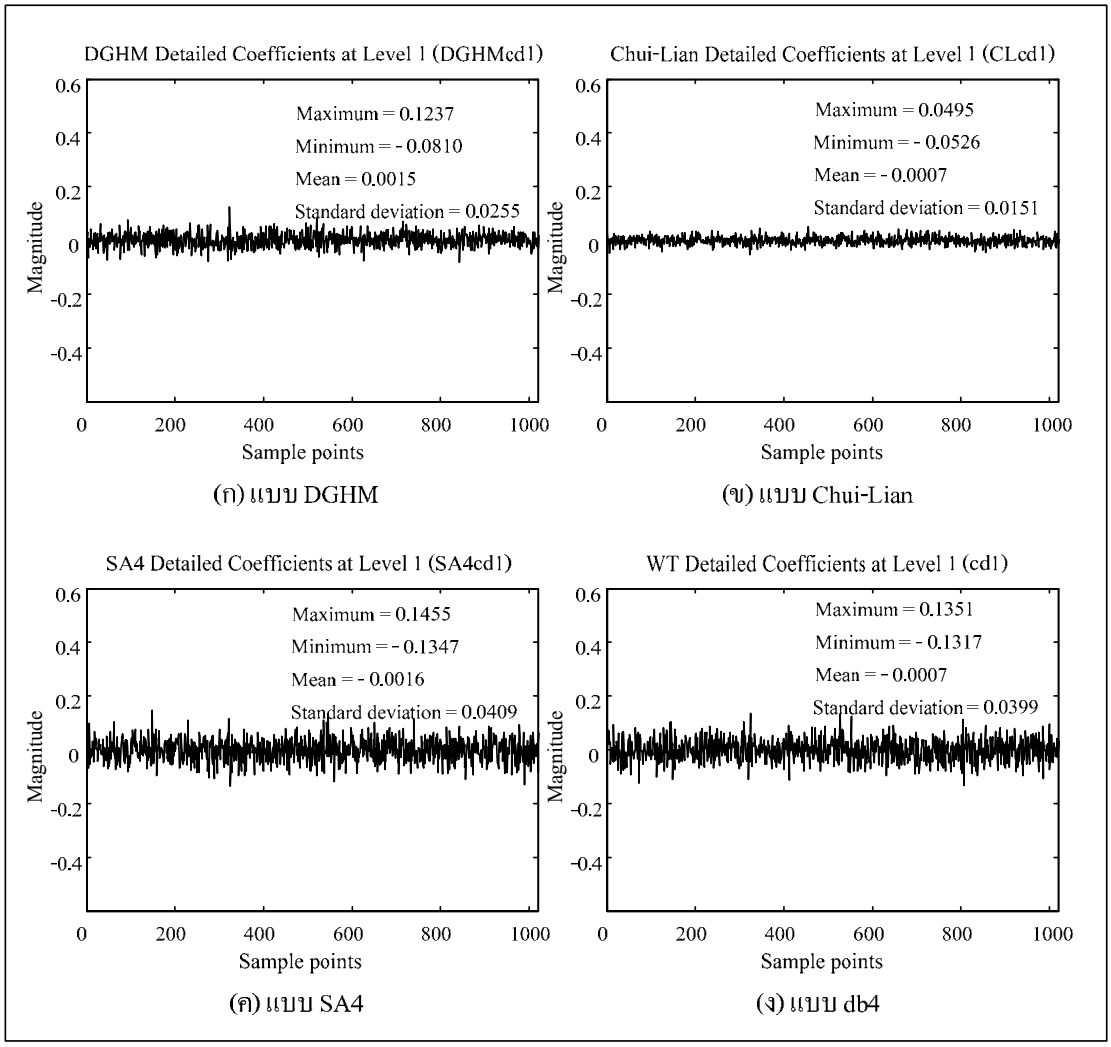
จากรูปที่ 5.52 พบว่าการเปลี่ยนแปลงค่าพลังงานของสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำเมื่อเปรียบเทียบกับสภาวะไม่มีสัญญาณรบกวน พบว่าการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM จะมีการเปลี่ยนแปลงค่าพลังงานน้อยที่สุด เช่น ที่ระดับ 1 ค่าพลังงานในส่วนรายละเอียด (E_{d1}) มีการเปลี่ยนแปลงเท่ากับ 0.0602 (0.0733-0.0131) ขณะที่การแปลงแบบ Chui-Lian SA4 และ db4 มีการเปลี่ยนแปลงมากกว่า ซึ่งเท่ากับ 0.1665 0.1556 และ 0.1587 ตามลำดับ ดังนั้นการแปลงแบบ DGHM สามารถตรวจจับการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำในสภาวะมีสัญญาณรบกวนได้ดีกว่าแบบ Chui-Lian SA4 และ db4 โดยมีค่าการกระจายพลังงานของสัญญาณในแต่ละระดับความละเอียดเปลี่ยนแปลงน้อยที่สุด สำหรับการหาค่าสัมประสิทธิ์การแปลงที่ระดับ 1 ของสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลางในสภาวะมีสัญญาณรบกวนที่ระดับ SNR ต่าง ๆ จะได้ค่าสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณในส่วนรายละเอียด ดังรูปที่ 5.53 - 5.55



รูปที่ 5.53 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ต ที่ระดับ 1 ในส่วนรายละเอียดสภาวะที่มีสัญญาณรบกวน (SNR = 40 dB) ของการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง



รูปที่ 5.54 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ต ที่ระดับ 1 ในส่วนรายละเอียดสภาวะที่มีสัญญาณรบกวน (SNR = 35 dB) ของการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง

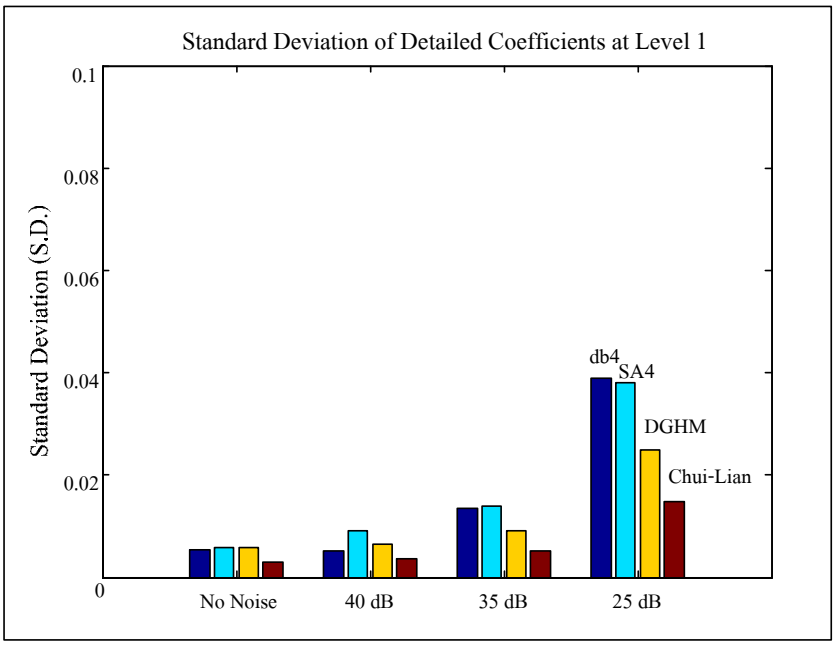


รูปที่ 5.55 สัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ต ที่ระดับ 1 ในส่วนรายละเอียดสภาวะที่มีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB) ของการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง

จากรูปที่ 5.53 - 5.55 พบว่าการแปลงมัลติเวฟเล็ตและการแปลงเวฟเล็ตสามารถตรวจจับสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลางในสภาวะมีสัญญาณรบกวน ที่ระดับ SNR = 40 dB และ 35 dB ได้ดี แต่เมื่อสัญญาณรบกวนที่ระดับ SNR = 25 dB ทำให้การตรวจจับสัญญาณมีค่าผิดพลาด โดยค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าสัมประสิทธิ์การแปลงที่ระดับ 1 ของสัญญาณมีการเปลี่ยนแปลงเพิ่มขึ้น โดยค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตที่ระดับ SNR ต่าง ๆ แสดงดังตารางที่ 5.8

ตารางที่ 5.8 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง ระดับ 1

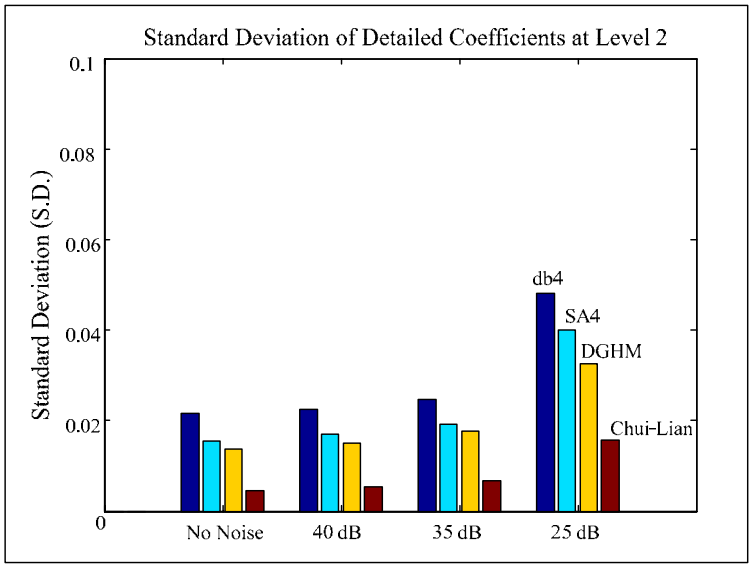
ชนิดการแปลงสัญญาณ	ไม่มีสัญญาณรบกวน	มีสัญญาณรบกวน		
		40 dB	35 dB	25 dB
DGHM	0.0058	0.0064	0.0092	0.0250
Chui-Lian	0.0030	0.0036	0.0052	0.0148
SA4	0.0059	0.0092	0.0139	0.0380
db4	0.0053	0.0052	0.0134	0.0390



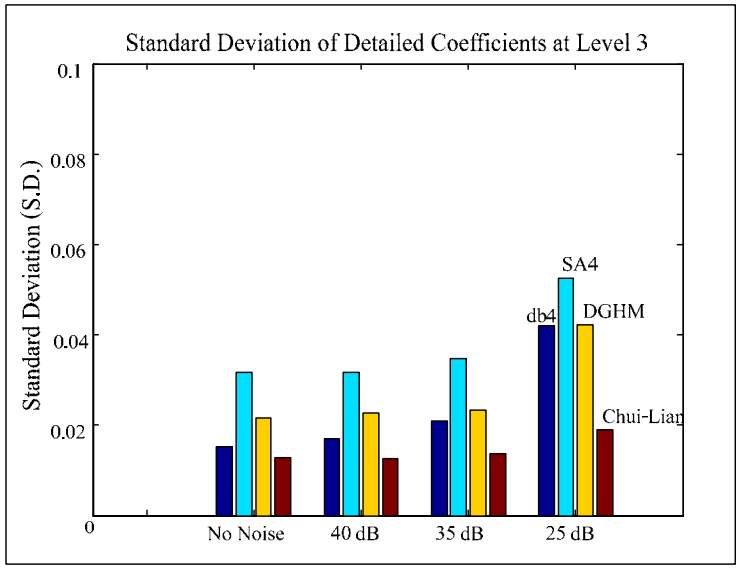
รูปที่ 5.56 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง ระดับ 1

จากรูปที่ 5.56 พบว่าเมื่อมีสัญญาณรบกวนที่ระดับ SNR = 25 dB จะทำให้ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์ของการแปลงสัญญาณมีการกระจายมากขึ้น โดยการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 มีค่าเปลี่ยนแปลงมากที่สุด เมื่อเปรียบเทียบกับสภาวะไม่มีสัญญาณรบกวนเท่ากับ 0.0337 (0.0390 – 0.0053) ส่วนการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM Chui-Lian และ SA4 มีค่าเปลี่ยนแปลงเท่ากับ 0.0192 0.0118 และ 0.0321 ตามลำดับ

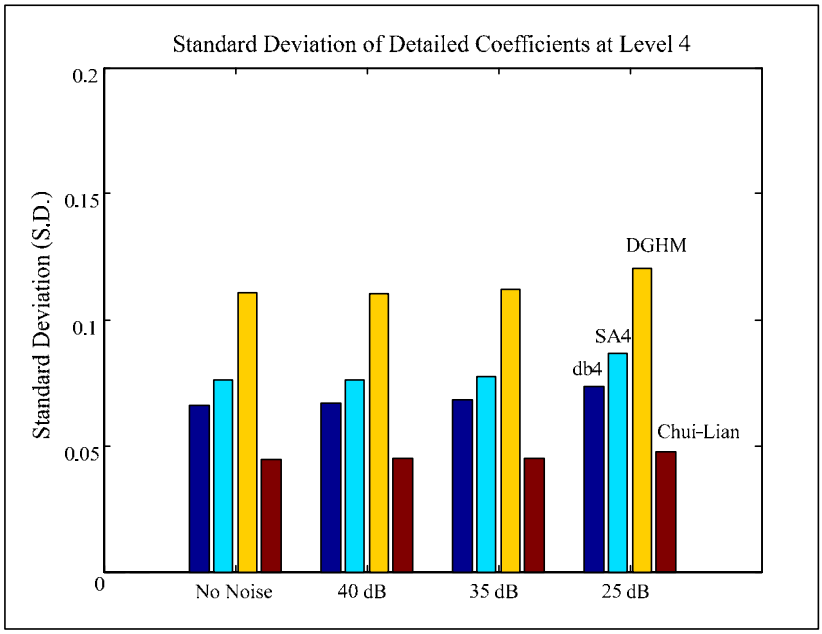
สำหรับค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณการแกว่งกวัดที่ระดับ 2 3 4 และ 5 แสดงดังรูปที่ 5.57 -5.60 ตามลำดับ



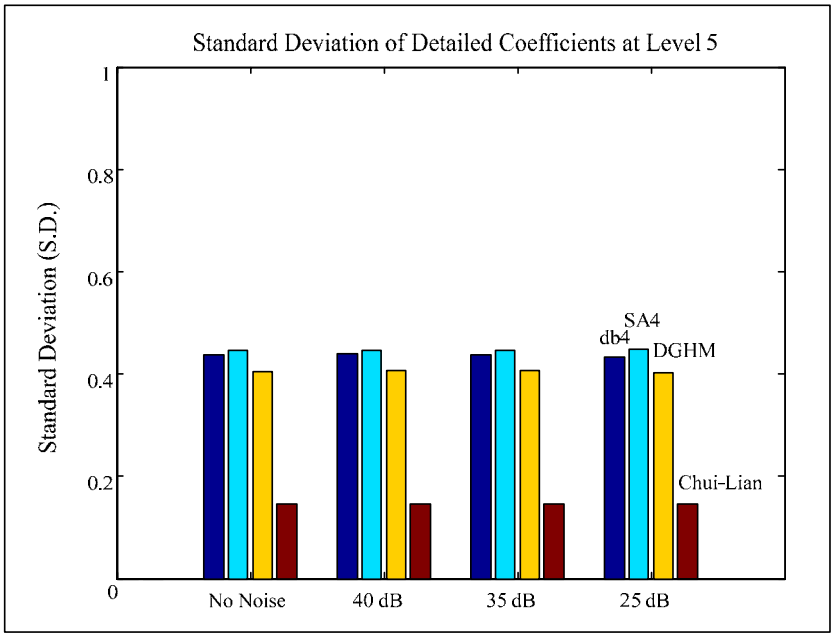
รูปที่ 5.57 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง ระดับ 2



รูปที่ 5.58 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง ระดับ 3



รูปที่ 5.59 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง ระดับ 4



รูปที่ 5.60 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง ระดับ 5

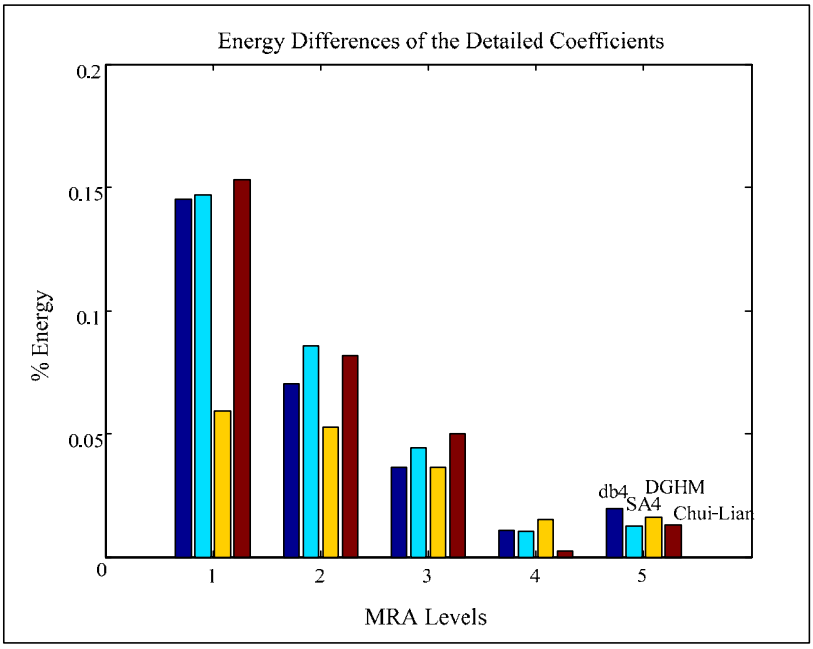
จากรูปที่ 5.57 – 5.60 พบว่าเมื่อมีสัญญาณรบกวนที่ระดับ SNR = 25 dB ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ SA4 และเวฟเล็ตแบบ db4 จะมีการเปลี่ยนแปลงมากในทุก ๆ ระดับ เมื่อเปรียบเทียบกับสภาวะไม่มีสัญญาณรบกวน ส่วนการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian จะมีการเปลี่ยนแปลงน้อยที่สุด รองลงมาคือแบบ DGHM

ดังนั้น การตรวจจับสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลางในสภาวะมีสัญญาณรบกวน เมื่อใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM จะมีการกระจายข้อมูลค่าสัมประสิทธิ์ในการแปลงสัญญาณน้อยกว่าการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 หมายความว่าการแปลงมัลติเวฟเล็ตสามารถสกัดจุดเด่นของสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลางในสภาวะที่มีสัญญาณรบกวนได้ดี

ส่วนการกระจายพลังงานของสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง ในสภาวะที่มีสัญญาณรบกวนที่ระดับ SNR = 25 dB เมื่อเปรียบเทียบกับสภาวะไม่มีสัญญาณรบกวน โดยการกระจายสัญญาณเป็น 5 ระดับ จะได้ค่าพลังงานของสัญญาณที่กระจายไปตามค่าสัมประสิทธิ์ในแต่ละระดับความละเอียด แสดงดังตารางที่ 5.9

ตารางที่ 5.9 การกระจายพลังงานของสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง ในสภาวะมีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB)

พลังงานระดับต่าง ๆ	DGHM		Chui-Lian		SA4		db4	
	No noise	SNR 25 dB	No noise	SNR 25 dB	No noise	SNR 25 dB	No noise	SNR 25 dB
E_a	98.8511	98.6720	98.7565	98.4613	98.7115	98.4113	98.6689	98.3870
E_{d1}	0.0022	0.0613	0.0051	0.1581	0.0042	0.1513	0.0036	0.1487
E_{d2}	0.0089	0.0616	0.0083	0.0901	0.0115	0.0973	0.0229	0.0931
E_{d3}	0.0113	0.0476	0.0318	0.0816	0.0242	0.0685	0.0057	0.0419
E_{d4}	0.1466	0.1617	0.1912	0.1888	0.0695	0.0800	0.0541	0.0648
E_{d5}	0.9799	0.9958	1.0071	1.0201	1.1791	1.1916	1.2448	1.2645
E_{signal}	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%



รูปที่ 5.61 กราฟการเปลี่ยนแปลงค่าพลังงานของสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลางในส่วนรายละเอียด สภาวะมีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB)

จากรูปที่ 5.61 พบว่าการเปลี่ยนแปลงค่าพลังงานของสัญญาณที่กระจายไปตามค่าสัมประสิทธิ์การแปลงที่ระดับต่าง ๆ เมื่อเปรียบเทียบกับสภาวะไม่มีสัญญาณรบกวน พบว่าการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM จะมีการเปลี่ยนแปลงค่าพลังงานของสัญญาณน้อยที่สุด ที่ระดับ 1 ถึง ระดับ 3 เช่น ระดับ 1 ค่าพลังงานในส่วนรายละเอียด (E_{d1}) มีการเปลี่ยนแปลงเท่ากับ 0.0591 (0.0613 - 0.0022) ขณะที่การแปลงแบบ Chui-Lian SA4 และ db4 มีการเปลี่ยนแปลงมากกว่า ซึ่งเท่ากับ 0.1530 0.1471 และ 0.1451 ตามลำดับ

ดังนั้นการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM สามารถตรวจจับสัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลางในสภาวะที่มีสัญญาณรบกวนในระดับที่ 1 ถึง 3 ได้ดีกว่าการแปลงสัญญาณแบบ Chui-Lian SA4 และ db4 โดยมีค่าการกระจายพลังงานของสัญญาณในแต่ละระดับ ความละเอียดเปลี่ยนแปลงน้อยที่สุด

5.5 สรุป

การแปลงมัลติเวฟเล็ต เป็นวิธีการใหม่ในการตรวจจับปัญหาการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ ได้แก่ อิมพัลส์ การแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ และการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง จากการศึกษาวิจัยพบว่าการแปลงมัลติเวฟเล็ตสามารถตรวจจับปัญหาการรบกวนกำลังไฟฟ้า

ในสภาวะไม่มีสัญญาณรบกวนและมีสัญญาณรบกวนได้ดี เมื่อเปรียบเทียบการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM Chui-Lian SA4 และเวฟเล็ตแบบ db4 ซึ่งพบว่าในสภาวะที่มีสัญญาณรบกวน การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM จะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานและค่าการกระจายพลังงานของสัญญาณเปลี่ยนแปลงน้อยที่สุด ซึ่งข้อมูลค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานและค่าการกระจายพลังงานของสัญญาณเป็นข้อมูลอินพุตที่สำคัญในการสกัดจุดเด่นของสัญญาณแต่ละรูปแบบ ซึ่งจะนำไปสู่ความแม่นยำในการจำแนกรูปแบบปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม ซึ่งผู้วิจัยจะนำเสนอในบทที่ 6 ต่อไป

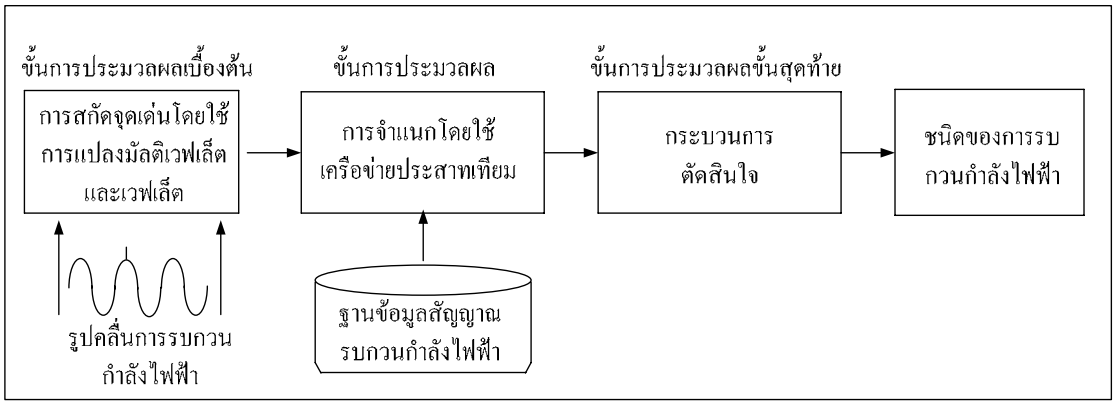
บทที่ 6
การจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม

6.1 บทนำ

การแปลงมัลติเวฟเล็ต สามารถประยุกต์ใช้ในการตรวจจับการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ และการกระจายสัญญาณหลายระดับความละเอียดจะทำให้ได้ค่าสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณในรูปของค่าเฉลี่ย ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน และการกระจายพลังงานในแต่ละระดับความละเอียด เป็นข้อมูลอินพุตในการจำแนกโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียมแบบเวกเตอร์ควอนไทเซชัน ในบทนี้นำเสนอวิธีการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าโดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตร่วมกับเครือข่ายประสาทเทียม เพื่อเปรียบเทียบกับการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 ซึ่งผลที่ได้จะนำไปสู่การสรุปผลการวิจัยต่อไป

6.2 โครงสร้างการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า

ข้อมูลที่ได้จากการศึกษางานวิจัย สามารถนำมาใช้ในการออกแบบกรอบแนวคิดในการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า ดังรูปที่ 6.1



รูปที่ 6.1 กรอบแนวคิดในการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า

สำหรับกรอบแนวคิดในการจำแนกปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าดังรูปที่ 6.1 ประกอบด้วย 3 ขั้นตอน ดังนี้

6.2.1 การประมวลผลเบื้องต้น (Pre-processing)

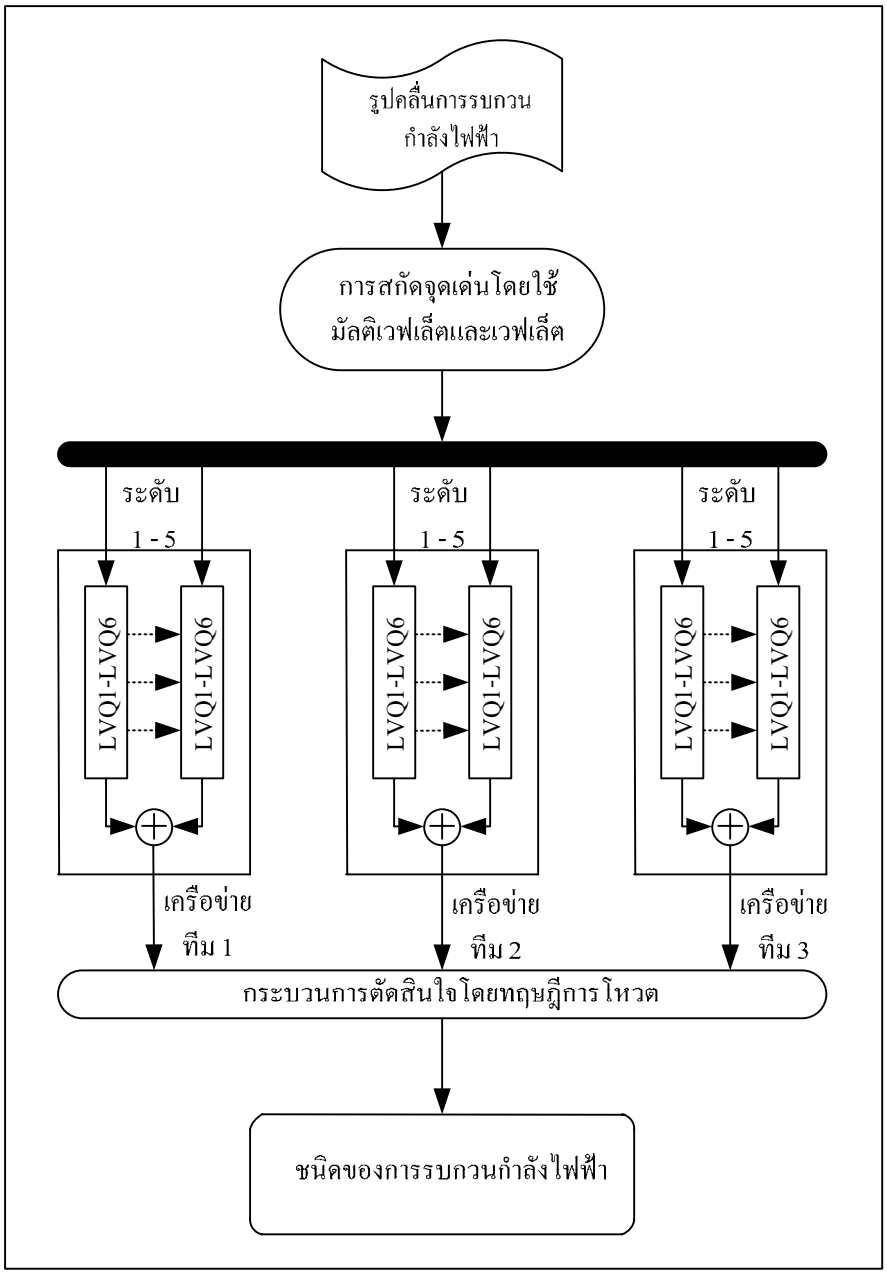
ขั้นการประมวลผลเบื้องต้น เป็นการตรวจจับสัญญาณการรบกวนกำลังไฟฟ้าโดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต แบบ DGHM Chui-Lian SA4 และการแปลงเวฟเล็ต แบบ db4 โดยทำการกระจายสัญญาณเป็น 5 ระดับ ซึ่งจะได้สัญญาณในแต่ละช่วงความถี่ออกมาทั้งหมด 5 ระดับ เพื่อนำไปใช้ในการสกัดจุดเด่นของสัญญาณแต่ละรูปแบบ ซึ่งจะได้ค่าสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณในรูปของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ค่าเฉลี่ยสำหรับเป็นอินพุตให้กับเครือข่ายประสาทเทียม โดยสัญญาณการรบกวนกำลังไฟฟ้าแต่ละรูปแบบจะพิจารณาที่ 1,024 การชักตัวอย่าง (sampling)

6.2.2 การประมวลผล (Processing)

รูปแบบของปัญหาที่ผ่านการประมวลผลเบื้องต้นจะถูกกระจายออกเป็น 5 ระดับ เพื่อเป็นอินพุทของเครือข่ายการเรียนรู้เวกเตอร์ควอนไทเซชัน โดยแนวทางในการออกแบบเครือข่ายประสาทเทียมได้อ้างอิงงานวิจัยของ Santoso, et al. (2000) ซึ่งมีการออกแบบเครือข่ายเป็น 3 ทีม โดยแต่ละทีมประกอบด้วยกลุ่มเครือข่าย LVQ จำนวน 5 กลุ่ม แต่ละกลุ่มประกอบด้วยเครือข่าย LVQ1 – LVQ6 ซึ่งกลุ่มที่ 1 2 3 4 และ 5 ใช้จำแนกประเภทรูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้าลำดับที่ 1 2 3 4 และ 5 ตามลำดับเท่านั้น เครือข่ายการเรียนรู้แต่ละตัวจะถูกสอน (training) ด้วยรูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้าแต่ละชนิดอย่างเป็นอิสระ ซึ่งจะทำให้ได้ค่าเวกเตอร์น้ำหนักของแต่ละตัวไม่เท่ากัน และในส่วนของการทดสอบ (testing) จะใช้รูปแบบปัญหาอีกหนึ่งชุดสำหรับการทดสอบ หลังจากนั้นในแต่ละทีมจะนำผลของแต่ละกลุ่มหลังจากการจำแนกประเภทมารวมเข้าด้วยกันเพื่อเป็นอินพุตสู่การประมวลผลขั้นสุดท้าย

6.2.3 การประมวลผลขั้นสุดท้าย (Post-processing)

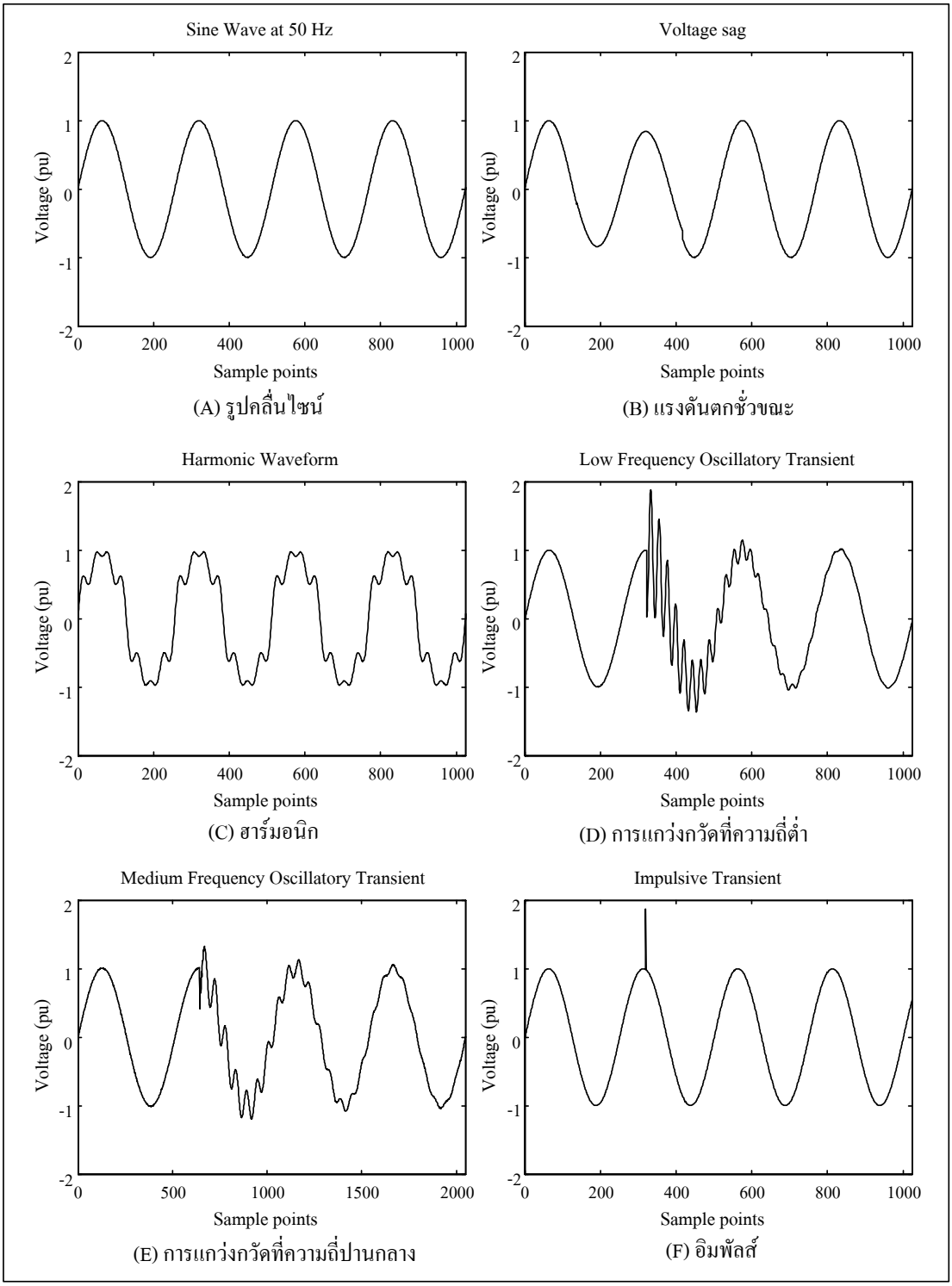
ในขั้นตอนนี้ จะนำผลลัพธ์ที่ได้จากการประมวลผลมาเข้ากระสู่กระบวนการตัดสินใจ (decision making) เกี่ยวกับรูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้าโดยอาศัยทฤษฎีการโหวต (voting scheme) ซึ่งนำเสนอโดย Batti and Colla (1994) เพื่อจำแนกกลุ่มของปัญหาการรบกวนกำลังไฟฟ้าแต่ละชนิด โดยโครงสร้างการจำแนกปัญหาการรบกวนกำลังไฟฟ้าแสดงดังรูปที่ 6.2



รูปที่ 6.2 โครงสร้างการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า

6.3 รูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้า

งานวิจัยนี้ได้ศึกษาการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในสภาวะไม่มีสัญญาณรบกวน และมีสัญญาณรบกวน ได้แก่ อิมพัลส์ การแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ การแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง ฮาร์มอนิก แรงดันตกชั่วขณะ และสัญญาณรูปคลื่นไซน์ที่ความถี่ 50 Hz ซึ่งได้จากการจำลองโดยใช้โปรแกรม MATLAB และ ATP/EMTP ดังแสดงรูปที่ 6.3



รูปที่ 6.3 รูปคลื่นสัญญาณการรบกวนกำลังไฟฟ้า และรูปคลื่นไซน์

ในงานวิจัยนี้ ชุดข้อมูลของรูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้าชนิดต่าง ๆ และรูปคลื่นไซน์ ซึ่งได้จากการจำลองโดยใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ จะถูกแบ่งเป็น 2 กลุ่ม คือ กลุ่มข้อมูลสำหรับการสอน และกลุ่มข้อมูลสำหรับการทดสอบ โดยจำนวนข้อมูลเท่ากับ 780 และ 660 ตามลำดับ ดังตารางที่ 6.1 ในการกำหนดจำนวนข้อมูลสำหรับการสอนไม่มีกฎเกณฑ์ที่แน่นอน โดยทั่วไปถ้าหากใช้จำนวนชุดข้อมูลสำหรับการสอนมีจำนวนมาก การจำแนกประเภทจะแม่นยำมากขึ้น แต่ข้อเสียคือ ต้องใช้เวลาในการสอนมากขึ้น และถ้าหากชุดข้อมูลสำหรับการสอนมีจำนวนน้อยก็จะส่งผลทำให้การจำแนกมีความแม่นยำลดน้อยลง เมื่อเครือข่ายประสาทเทียมอาศัยชุดข้อมูลสำหรับการสอนจำนวนน้อย จะทำให้เครือข่ายประสาทเทียมมีการเรียนรู้ที่กระชับ และมีรูปแบบทางคณิตศาสตร์เพื่อการเรียนรู้ที่สมบูรณ์แบบ แต่ไม่ใช่รูปแบบการเรียนรู้ที่ดีในทางกายภาพ เรียกว่าความเข้ากันได้เกินพอดี (overfitting) ซึ่งหมายความว่าเครือข่ายประสาทเทียมมีความแม่นยำในการจำแนกรูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้าของชุดข้อมูลสำหรับการสอน แต่ไม่สามารถจำแนกประเภทชุดข้อมูลอื่น ๆ

ตารางที่ 6.1 จำนวนรูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้าสำหรับการสอน และการทดสอบ

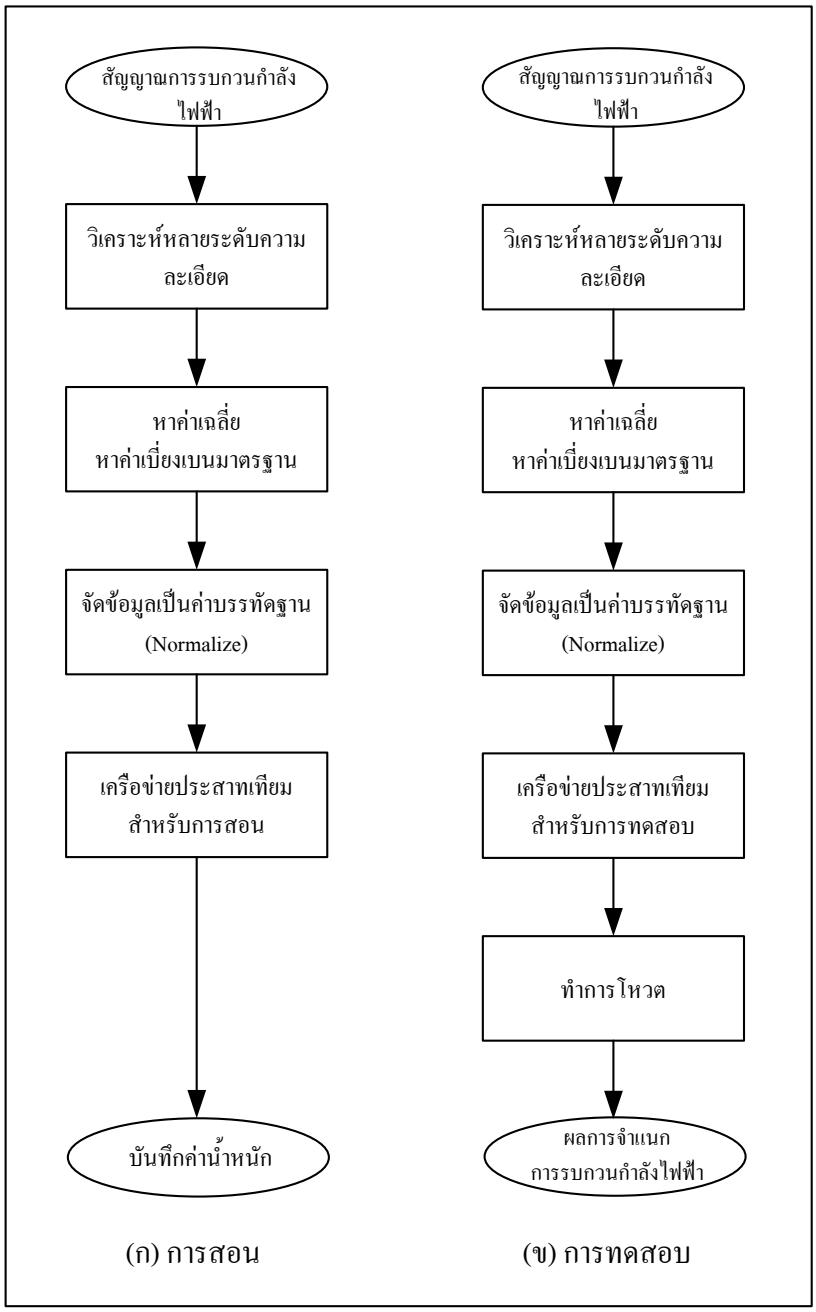
รูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้า	การสอน	การทดสอบ
(A) รูปคลื่นไซน์	130	110
(B) แรงดันตกชั่วขณะ	130	110
(C) ฮาร์มอนิก	130	110
(D) การแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ	130	110
(E) การแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง	130	110
(F) อิมพัลส์	130	110
รวม	780	660

6.4 โครงสร้างของโปรแกรมสำหรับงานวิจัย

โปรแกรมที่ใช้ในงานวิจัย แบ่งเป็น 3 ส่วน ได้แก่ โปรแกรมการประมวลผลเบื้องต้น โปรแกรมการประมวลผล และโปรแกรมการประมวลผลขั้นสุดท้าย

1) โปรแกรมการประมวลผลเบื้องต้น เป็นโปรแกรมสำหรับการเตรียมข้อมูลเบื้องต้น ประกอบด้วย 2 ขั้นตอน คือ

ขั้นตอนที่ 1 เป็นการเตรียมข้อมูลรูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้าไฟฟ้า โดยในการวิจัยนี้ใช้รูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้ารูปแบบละ 240 รูปแบบ รวมทั้งหมด 1,440 รูปแบบ



รูปที่ 6.4 แผนผังโปรแกรมสำหรับการสอน และการทดสอบ

ขั้นตอนที่ 2 เป็นการปรับปรุงข้อมูลในขั้นตอนที่ 1 ให้เหมาะสม ก่อนเข้าสู่การประมวลผล โดยการกระจายสัญญาณหลายระดับความละเอียด เป็น 5 ระดับ เพื่อหาค่าค่าเฉลี่ย ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ของสัมประสิทธิ์ในการแปลงสัญญาณทุกระดับ และเข้าสู่ขบวนการทำข้อมูลให้เป็นค่าบรรทัดฐาน (normalize) โดยข้อมูลจะจัดเก็บในรูปของเลขฐานสอง (binary format)

2) โปรแกรมการประมวลผล

เป็นการประมวลผลข้อมูล เพื่อจำแนกรูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้า ประกอบด้วย 5 ขั้นตอน คือ

ขั้นตอนที่ 1 สร้างโปรแกรมเครือข่ายการเรียนรู้เวกเตอร์ควอนไทเซชัน (LVQ) ซึ่งแบ่งเป็น 3 ทีม ๆ ละ 30 เครือข่าย

ขั้นตอนที่ 2 จัดเตรียมข้อมูลสำหรับการสอน

ขั้นตอนที่ 3 จัดเตรียมข้อมูลสำหรับการทดสอบ

ขั้นตอนที่ 4 การสอนเครือข่ายประสาทเทียม

ขั้นตอนที่ 5 การทดสอบเครือข่ายประสาทเทียม

3) โปรแกรมการประมวลผลขั้นสุดท้าย

เป็นการจำแนกรูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้าทั้ง 6 รูปแบบ โดยข้อมูลที่ได้จากการประมวลผลจะเข้าสู่กระบวนการตัดสินใจโดยใช้ทฤษฎีการโหวต เพื่อจำแนกรูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้าชนิดต่าง ๆ ต่อไป

6.5 การออกแบบเครือข่ายประสาทเทียม

เครือข่ายเวกเตอร์ควอนไทเซชันถูกออกแบบเป็น 3 ทีม ๆ ละ 30 เครือข่าย ในแต่ละทีมจะได้รับการสอนอย่างอิสระเพื่อให้สามารถจำแนกเวกเตอร์อินพุตของรูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้าชนิดต่าง ๆ และรูปคลื่นไซน์ ซึ่งได้จากการแปลงสัญญาณโดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต การแปลงเวฟเล็ต และการกระจายสัญญาณหลายระดับความละเอียด ตัวอย่างเช่น ทีม 1 มีจำนวน 30 เครือข่าย ประกอบด้วย

ระดับที่ 1 ได้แก่ เครือข่าย lvq111 lvq112 lvq113 lvq114 lvq115 และ lvq116

ระดับที่ 2 ได้แก่ เครือข่าย lvq121 lvq122 lvq123 lvq124 lvq125 และ lvq126

ระดับที่ 3 ได้แก่ เครือข่าย lvq131 lvq132 lvq133 lvq134 lvq135 และ lvq136

ระดับที่ 4 ได้แก่ เครือข่าย lvq141 lvq142 lvq143 lvq144 lvq145 และ lvq146

ระดับที่ 5 ได้แก่ เครือข่าย lvq151 lvq152 lvq153 lvq154 lvq155 และ lvq156

โดยทีม 1 มีเป้าหมายในการจำแนกเวกเตอร์อินพุตของแต่ละเครือข่ายดังนี้

เครือข่าย lvq111 - 151 จำแนกเวกเตอร์อินพุตของสัญญาณรูปคลื่นไซน์

เครือข่าย lvq112 - 152 จำแนกเวกเตอร์อินพุตของแรงดันตกชั่วขณะ

เครือข่าย lvq113 - 153 จำแนกเวกเตอร์อินพุตของฮาร์มอนิก

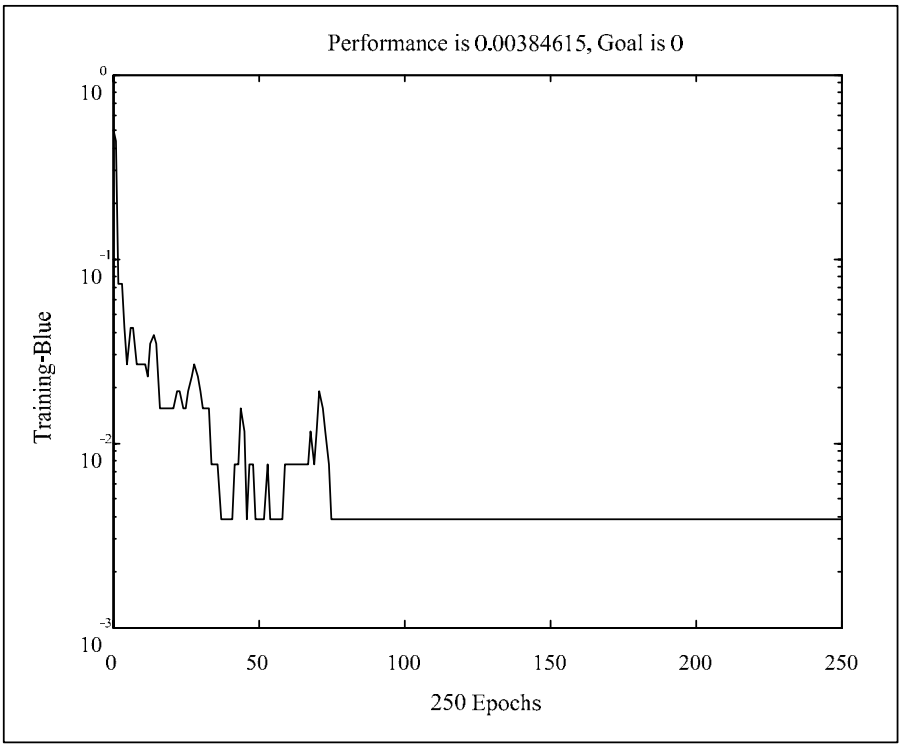
เครือข่าย lvq114 - 154 จำแนกเวกเตอร์อินพุตของการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ

เครือข่าย lvq115 – 155 จำแนกเวกเตอร์อินพุตของการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง

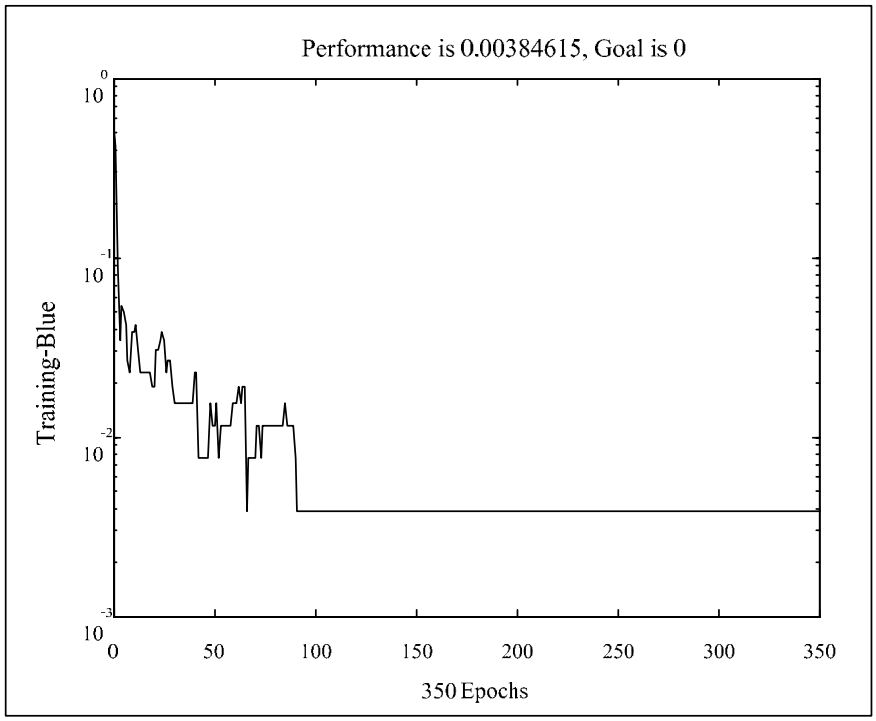
เครือข่าย lvq116- 156 จำแนกเวกเตอร์อินพุตของอิมพัลส์

สำหรับทีม 2 และทีม 3 จะมีแนวทางในการออกแบบโดยมีเป้าหมายเพื่อจำแนกเวกเตอร์อินพุตของการรบกวนกำลังไฟฟ้าชนิดต่าง ๆ ดังตารางที่ 6.1 โดยอาศัยหลักการออกแบบบเครือข่ายเช่นเดียวกับทีม 1 ตัวอย่างเช่น เครือข่าย lvq144 (ทีม 1) เครือข่าย lvq 244 (ทีม 2) และเครือข่าย lvq 344 (ทีม 3) เป็นเครือข่ายที่ออกแบบเพื่อจำแนกเวกเตอร์อินพุตของการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ หรือรูปแบบ D ระดับที่ 4 โดยเครือข่ายของแต่ละทีมจะได้รับการสอน เพื่อให้เรียนรู้เวกเตอร์อินพุตของรูปแบบ D ระดับที่ 4 เช่นเดียวกัน

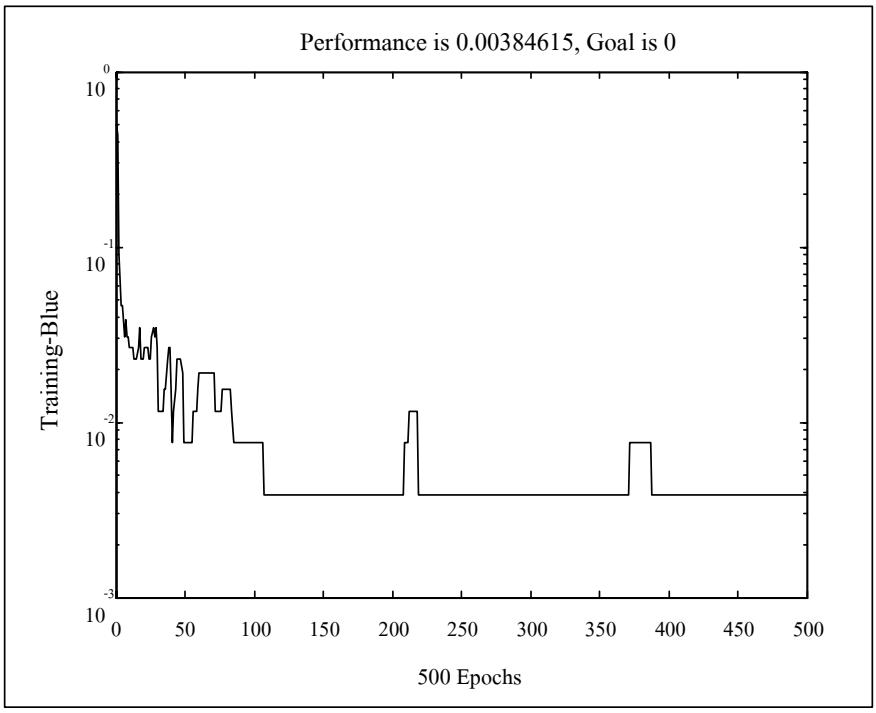
ลักษณะการลู่เข้าหาคำตอบของเครือข่ายทั้ง 3 ทีม เมื่อได้รับการสอนให้เรียนรู้รูปแบบการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ โดยใช้จำนวนรอบการสอนไม่เท่ากันแสดงดังรูปที่ 6.5 – 6.7 ตามลำดับ



รูปที่ 6.5 ลักษณะการลู่เข้าหาคำตอบของเครือข่าย lvq144 ทีม 1



รูปที่ 6.6 ลักษณะการลู่เข้าหาคำตอบของเครือข่าย lvq244 ทีม 2



รูปที่ 6.7 ลักษณะการลู่เข้าหาคำตอบของเครือข่าย lvq344 ทีม 3

สำหรับค่าน้ำหนักประสาทหลังการเรียนรู้ของเครือข่ายทั้ง 3 ทีม เมื่อใช้จำนวนรอบการสอนไม่เท่ากัน แสดงดังตารางที่ 6.2

ตารางที่ 6.2 ค่าน้ำหนักประสาทหลังการเรียนรู้ของเครือข่ายทั้ง 3 ทีม ได้รับการสอนไม่เท่ากัน

ทีม 1	ทีม 2	ทีม 3
-0.7806 0.5691	-0.0436 -0.9270	-0.0474 -0.0474
-0.3858 -0.0198	-0.7814 0.5694	-0.0504 -0.9386
0.1725 -0.4895	-0.1627 0.6926	-0.0474 -0.0474
-0.0474 -0.0474	0.1530 0.1812	-0.1621 0.6933
-0.0477 -0.9208	0.0495 0.0405	-0.7820 0.5681
-0.1638 0.6993	0.0497 0.0497	-0.0474 -0.0474
0.5978 0.3777	0.0497 0.0497	-0.0474 -0.0474
-0.0332 -0.0557	0.1759 -0.4891	-0.3857 -0.0193
-0.0474 -0.0474	0.0477 0.0477	-0.0474 -0.0474
-0.0474 -0.0474	0.0619 0.0376	-0.0474 -0.0474
-0.0326 -0.0181	0.5968 0.3820	-0.0474 -0.0474
-0.0474 -0.0474	-0.3859 -0.0200	0.1756 -0.4890
-0.0474 -0.0474	0.0474 0.0474	-0.0474 -0.0474
-0.0474 -0.0474	0.0416 0.0307	-0.0474 -0.0474
-0.0474 -0.0474	0.0474 0.0474	-0.0474 -0.0474
-0.0474 -0.0474	0.0474 0.0474	-0.0474 -0.0474
-0.0474 -0.0474	0.0474 0.0474	-0.0474 -0.0474
-0.0474 -0.0474	0.0474 0.0474	-0.0474 -0.0474
0.1529 0.1811	0.0474 0.0474	0.1531 0.1818
-0.0474 -0.0474	0.0474 0.0474	-0.0474 -0.0474
-0.0474 -0.0474	0.0474 0.0474	-0.0474 -0.0474
-0.0421 -0.0428	0.0474 0.0474	0.6051 0.3793
-0.0135 -0.0540	0.0474 0.0474	-0.0474 -0.0474
-0.0413 -0.0374	0.0474 0.0474	-0.0474 -0.0474
-0.0474 -0.0474	0.0474 0.0474	-0.0266 -0.0370

ตารางที่ 6.2 ค่าน้ำหนักประสาทหลังการเรียนรู้ของเครือข่ายทั้ง 3 ทีม ได้รับการสอนไม่เท่ากัน (ต่อ)

ทีม 1	ทีม 2	ทีม 3
-1.0000 -1.0000	1.0000 1.0069	-1.0000 -1.0000
1.0000 1.0019	-1.0000 -1.0000	1.0000 1.0019
-0.0297 -0.0191	0.0478 0.0095	-0.0330 -0.0389
-0.0230 -0.0210	0.0565 -0.0008	-0.0238 -0.0263
-0.0305 -0.0240	0.0589 0.0010	-0.0238 -0.0261
-0.0238 -0.0261	0.0386 -0.0041	-0.0322 -0.0335
-0.0230 -0.0210	0.0563 -0.0015	-0.0314 -0.0287
-0.0245 -0.0309	0.0589 -0.0011	-0.0238 -0.0261
-0.0237 -0.0258	0.0453 0.0098	-0.0238 -0.0261
-0.0245 -0.0312	0.0433 0.0082	-0.0314 -0.0287
-0.0238 -0.0261	0.0430 0.0081	-0.0253 -0.0363
-0.0238 -0.0261	0.0564 -0.0014	-0.0322 -0.0335
-0.0238 -0.0263	0.0408 0.0085	-0.0238 -0.0261
-0.0164 -0.0236	0.0478 0.0095	-0.0245 -0.0314
-0.0230 -0.0210	0.0430 0.0102	-0.0314 -0.0287
-0.0245 -0.0312	0.0381 -0.0048	-0.0245 -0.0312
-0.0245 -0.0309	0.0385 0.0068	-0.0253 -0.0363
-0.0237 -0.0258	0.0454 0.0098	-0.0238 -0.0261
-0.0164 -0.0236	0.0386 -0.0041	-0.0245 -0.0312
-0.0164 -0.0236	0.0361 -0.0038	-0.0238 -0.0261
-0.0238 -0.0261	0.0407 0.0084	-0.0245 -0.0314
-0.0237 -0.0258	0.0586 -0.0018	-0.0322 -0.0335
-0.0238 -0.0263	0.0433 0.0082	-0.0314 -0.0287
-0.0245 -0.0309	0.0408 0.0085	-0.0238 -0.0263
-0.0164 -0.0236	0.0564 -0.0014	-0.0245 -0.0309

ผลการทดสอบเครือข่ายทั้ง 3 ทีม ซึ่งได้รับการสอนไม่เท่ากัน โดยใช้สัญญาณรูปแบบ D ระดับที่ 4 จำนวน 20 รูปแบบ ซึ่งเป้าหมาย คือ 1 แสดงดังตารางที่ 6.3

ตารางที่ 6.3 ผลการทดสอบเครือข่ายโดยใช้สัญญาณรูปแบบ D เมื่อได้รับการสอนไม่เท่ากัน

สัญญาณที่	ทีม 1 lvq144	ทีม 2 lvq244	ทีม 3 lvq344
1	1	1	1
2	1	1	1
3	1	1	1
4	1	1	1
5	1	1	1
6	1	1	1
7	1	1	1
8	1	1	1
9	1	1	1
10	1	1	1
11	1	1	1
12	1	1	1
13	1	1	1
14	1	1	1
15	1	1	1
16	1	1	1
17	1	1	1
18	1	1	1
19	1	1	1
20	1	1	1

จากตารางที่ 6.3 พบว่า เครือข่ายทั้ง 3 ทีม สามารถจำแนกเวกเตอร์อินพุตของรูปแบบ D ระดับที่ 4 มีค่าความถูกต้องคิดเป็น 100% ซึ่งเป็นไปตามวัตถุประสงค์ของการออกแบบ

สำหรับเครือข่ายที่เหลือของทีม 1 ทีม 2 และทีม 3 ก็จะถูกทดสอบด้วยเวกเตอร์อินพุตของรูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้าต่าง ๆ ที่ระดับต่าง ๆ เช่นกัน โดยข้อมูลจากการทดสอบจะถูกจัดเก็บ

เพื่อนำไปใช้ในการสรุปผลการจำแนกรูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้าโดยใช้วิธีการโหวต ดังตัวอย่างต่อไปนี้

เครือข่ายทีม 1 ถูกออกแบบเพื่อใช้ในการจำแนกเวกเตอร์อินพุตของรูปแบบ D จำนวน 20 รูปแบบ ซึ่งจะประกอบด้วย 5 เครือข่าย ดังนี้

เครือข่าย lvq114 จำแนกเวกเตอร์อินพุตรูปแบบ D ระดับที่ 1

เครือข่าย lvq124 จำแนกเวกเตอร์อินพุตรูปแบบ D ระดับที่ 2

เครือข่าย lvq134 จำแนกเวกเตอร์อินพุตรูปแบบ D ระดับที่ 3

เครือข่าย lvq144 จำแนกเวกเตอร์อินพุตรูปแบบ D ระดับที่ 4

เครือข่าย lvq154 จำแนกเวกเตอร์อินพุตรูปแบบ D ระดับที่ 5

เมื่อกำหนดเป้าหมายของแต่ละเครือข่าย คือ จำแนกเวกเตอร์อินพุตรูปแบบ D ซึ่งได้ผลการทดสอบดังแสดงในตารางที่ 6.4 โดยค่าน้ำหนักการโหวตของกลุ่มเครือข่ายคำนวณได้จากจำนวนเครือข่ายที่จำแนกกลุ่มเป้าหมายได้ต่อจำนวนเครือข่ายทั้งหมดที่ใช้ ดังสมการที่ (6.1)

$$\text{น้ำหนักการโหวต} = \frac{n_{correct}}{n} \tag{6.1}$$

เมื่อ $n_{correct}$ คือ จำนวนเครือข่ายที่จำแนกกลุ่มเป้าหมายได้

n คือ จำนวนเครือข่ายทั้งหมดที่ใช้

จากตารางที่ 6.4 เมื่อพิจารณารูปแบบเวกเตอร์อินพุต D รูปแบบที่ 1 พบว่า เครือข่ายสามารถจำแนกเวกเตอร์อินพุตรูปแบบ D ได้ถูกต้อง จำนวน 4 เครือข่าย ($n_{correct} = 4$) ดังนั้นน้ำหนักการโหวตเท่ากับ 4/5 = 0.80 หรือคิดเป็น 80% เป็นต้น สำหรับทีม 2 และทีม 3 จะมีวิธีการคำนวณหาค่าน้ำหนักการโหวตดังสมการที่ (6.1) เช่นกัน

ตารางที่ 6.4 ตัวอย่างค่าน้ำหนักการโหวตทีม 1 ของเวกเตอร์อินพุตรูปแบบ D

สัญญาณที่	lvq114 ระดับ 1	lvq124 ระดับ 2	lvq134 ระดับ 3	lvq144 ระดับ 4	lvq154 ระดับ 5	จำนวนเครือข่ายทีจำแนกเป้าหมายได้	น้ำหนักการโหวต
1	2	1	1	1	1	4	0.8000
2	2	1	1	1	1	4	0.8000
3	2	1	1	1	1	4	0.8000
4	2	1	1	1	1	4	0.8000
5	2	1	1	1	1	4	0.8000
6	2	1	1	1	1	4	0.8000
7	2	1	1	1	1	4	0.8000
8	2	1	1	1	1	4	0.8000
9	2	1	1	1	1	4	0.8000
10	2	1	1	1	1	4	0.8000
11	1	2	1	1	1	4	0.8000
12	1	1	1	1	1	5	1.0000
13	1	1	1	1	1	5	1.0000
14	1	1	1	1	1	5	1.0000
15	1	1	1	1	1	5	1.0000
16	1	1	1	1	1	5	1.0000
17	1	1	1	1	1	5	1.0000
18	1	1	1	1	1	5	1.0000
19	1	1	1	1	1	5	1.0000
20	1	1	1	1	1	5	1.0000

ในส่วนของการประมวลผลขั้นสุดท้าย จะนำค่าน้ำหนักการโหวตที่ได้จากทั้ง 3 ทีมของแต่ละรูปแบบมาคำนวณหาค่าน้ำหนักการโหวตเฉลี่ย ซึ่งคำนวณได้จากค่าน้ำหนักการโหวตเฉลี่ยของแต่ละทีมหารด้วยจำนวนทีม ดังสมการที่ (6.2)

$$\text{ค่าน้ำหนักการโหวตเฉลี่ย } (\overline{X}) = \frac{\sum_{i=1}^{N} X_i}{N} \qquad (6.2)$$

เมื่อ $\overline{X}$ คือ ค่าน้ำหนักการโหวตเฉลี่ยของแต่ละรูปแบบ

X คือ ค่าน้ำหนักการโหวตของแต่ละทีม

N คือ จำนวนทีม

ตารางที่ 6.5 น้ำหนักการโหวตแต่ละทีมสำหรับรูปแบบ D เมื่อแต่ละทีมได้รับการสอนไม่เท่ากัน

รูปแบบที่	ค่าน้ำหนักการโหวตทีม 1	ค่าน้ำหนักการโหวตทีม 2	ค่าน้ำหนักการโหวตทีม 3	ค่าน้ำหนักการโหวตเฉลี่ย
1	0.8000	0.8000	0.8000	0.8000
2	0.8000	0.8000	0.8000	0.8000
3	0.8000	0.8000	0.8000	0.8000
4	0.8000	0.8000	0.8000	0.8000
5	0.8000	0.8000	0.8000	0.8000
6	0.8000	0.8000	0.8000	0.8000
7	0.8000	0.8000	0.8000	0.8000
8	0.8000	0.8000	0.8000	0.8000
9	0.8000	0.8000	0.8000	0.8000
10	0.8000	0.8000	0.8000	0.8000
11	0.8000	0.8000	0.8000	0.8000
12	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
13	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
14	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
15	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
16	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
17	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
18	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
19	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
20	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000

จากตารางที่ 6.5 พบว่า ค่าน้ำหนักการโหวตเฉลี่ยที่ได้จากการทดสอบเวกเตอร์อินพุตรูปแบบ D สัญญาณที่ 1 ของทั้ง 3 ทีม มีค่าน้ำหนักการโหวตดังนี้

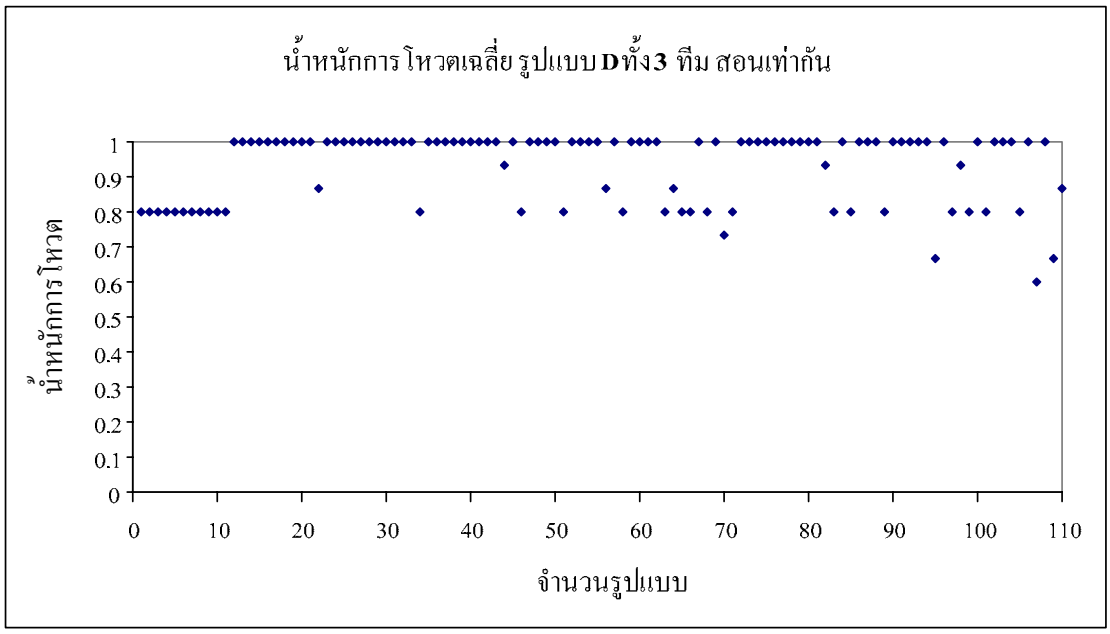
ค่าน้ำหนักการโหวตของทีม 1 เท่ากับ 0.80

ค่าน้ำหนักการโหวตของทีม 2 เท่ากับ 0.80

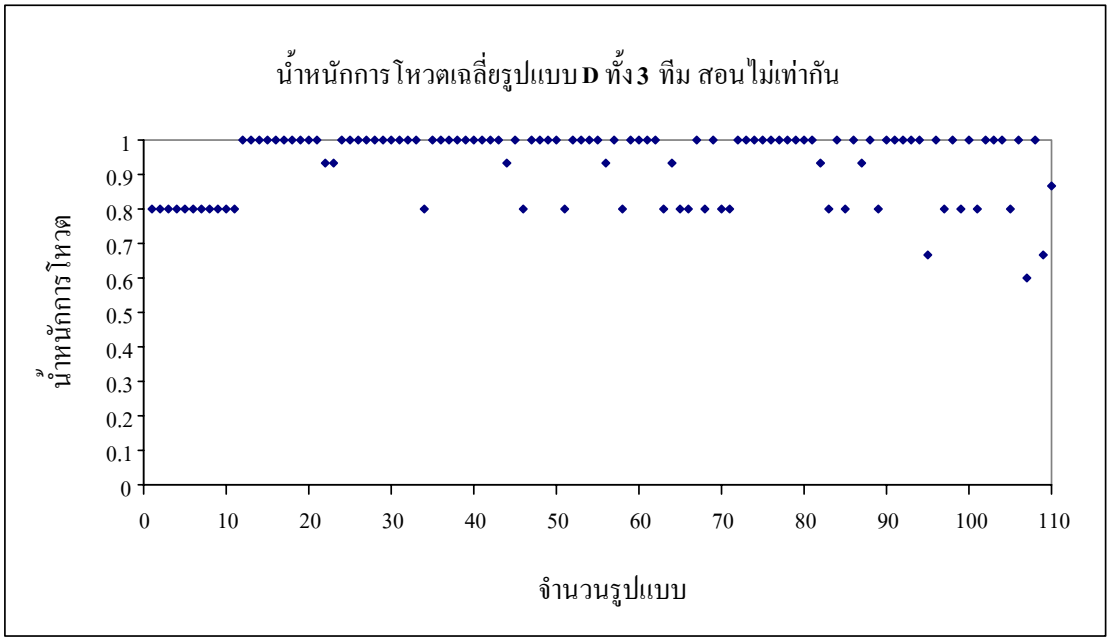
ค่าน้ำหนักการโหวตของทีม 3 เท่ากับ 0.80

ดังนั้นค่าน้ำหนักการโหวตเฉลี่ย เท่ากับ (0.80 + 0.80 + 0.80) / 3 เท่ากับ 0.80 หรือ 80%

ในการวิจัยครั้งนี้ ได้ทำการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมในกรณีเครือข่ายได้รับการสอนเท่ากัน และการสอนไม่เท่ากัน เพื่อจำแนกเวกเตอร์อินพุตชนิดต่าง ๆ ตัวอย่างเช่น ทดสอบเครือข่ายเพื่อจำแนกสัญญาณรูปแบบ D จำนวน 110 รูปแบบ ซึ่งจะได้ค่าน้ำหนักการโหวตเฉลี่ยของทั้ง 3 ทีม ดังแสดงในรูปที่ 6.8 – 6.9



รูปที่ 6.8 น้ำหนักการโหวตเฉลี่ยทั้ง 3 ทีม ของรูปแบบ D กรณีสอนเท่ากัน



รูปที่ 6.9 น้ำหนักการโหวตเฉลี่ยทั้ง 3 ทีมของรูปแบบ D กรณีสอนไม่เท่ากัน

พิจารณารูปที่ 6.8 – 6.9 เมื่อเปรียบเทียบค่าน้ำหนักการโหวตเฉลี่ยของทั้ง 3 ทีม ในกรณีสอนเท่ากันและกรณีสอนไม่เท่ากัน พบว่า เครือข่ายทั้ง 3 ทีม ให้ค่าน้ำหนักการโหวตเฉลี่ยไม่แตกต่างกัน ซึ่งข้อมูลที่ได้จากการทดสอบเครือข่ายจะนำไปใช้ในการออกแบบเครือข่าย LVQ ของทั้ง 3 ทีม เพื่อให้สามารถจำแนกเวกเตอร์อินพุตของสัญญาณรบกวนกำลังไฟฟ้าชนิดต่าง ๆ ได้อย่างถูกต้อง โดยใช้ข้อมูลเวกเตอร์อินพุตได้จากการแปลงสัญญาณโดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM Chui-Lian SA4 และการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4

6.6 การประเมินผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า

ในการศึกษาวิจัยนี้ ได้ทำการประเมินผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าโดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM Chui-Lian SA4 และการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 ร่วมกับเครือข่ายประสาทเทียมแบบเวกเตอร์ควอนไทเซชัน ในสภาวะมีสัญญาณรบกวน และไม่มีสัญญาณรบกวน โดยอาศัยข้อมูลน้ำหนักการโหวตเฉลี่ย ซึ่งได้จากการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมของแต่ละทีม ดังตัวอย่างข้อมูลในตารางที่ 6.6

ตารางที่ 6.6 ตัวอย่างเอาต์พุตของแต่ละทีมในการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า

ชนิด	ทีมที่ 1	ทีมที่ 2	ทีมที่ 3	ผลโหวต	ระดับการยอมรับได้ (%)
A	3/5	3/5	3/5	9/15	60.00
B	0	2/5	1/5	3/15	20.00
C	3/5	0	2/5	5/15	33.33
D	1/5	2/5	0	3/15	20.00
E	1/5	2/5	1/5	4/15	26.67
F	2/5	0	1/5	3/15	20.00

จากตารางที่ 6.6 เป็นตัวอย่างข้อมูลเอาต์พุตที่ได้จากเครือข่ายประสาทเทียมแต่ละทีม ผลลัพธ์ทั้งหมดจะถูกนำมาวิเคราะห์ด้วยวิธีการโหวตเพื่อการตัดสินใจ (decision making) ซึ่งพบว่ารูปแบบ A = (3/5+3/5+3/5)/3 = 0.60 แบบ B = (0+2/5+1/5)/3 = 0.20 แบบ C = (3/5+0+2/5)/3 = 0.33 แบบ D = (1/5+2/5+0)/3 = 0.20 แบบ E = (1/5+2/5+1/5)/3 = 0.26 และแบบ F = (2/5+0+1/5)/3 = 0.20 จากผลลัพธ์สรุปได้ว่ารูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้าที่ได้รับการเลือกคือ แบบ A โดยมีระดับการยอมรับได้เท่ากับ 60%

ในการประมวลผลการจำแนกขั้นสุดท้ายจะมีการพิจารณาร่วมกับระดับความเชื่อมั่นในการตัดสินใจซึ่งแทนด้วยระดับการยอมรับได้ (agreement level : K) โดยกำหนดขีดเริ่มเปลี่ยนระดับการยอมรับได้ (agreement level threshold : K_t) ที่ระดับการยอมรับได้ ถ้า $K \geq K_t$ ก็สามารถจำแนกประเภทรูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้าได้ แต่ในกรณีที่ $K < K_t$ รูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้าก็จะถูกกำจัด (reject) ออก สำหรับค่าความแม่นยำหรือความถูกต้องในการจำแนกจะพิจารณาจากค่าน้ำหนักการโหวตเฉลี่ย ถ้าค่าน้ำหนักการโหวตเฉลี่ยสูงแสดงว่ามีความแม่นยำในการจำแนกสูง แต่ถ้ามีค่าต่ำแสดงว่ามีความแม่นยำในการจำแนกต่ำ ในการศึกษานี้ได้ทดลองใช้ค่าน้ำหนักการโหวตเฉลี่ยไม่ต่ำกว่า 0.70 หรือ 70% เป็นขีดเริ่มเปลี่ยนในการพิจารณาค่าความแม่นยำหรือความถูกต้องในการจำแนกของแต่ละรูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้า

ข้อมูลที่ได้จากการโหวตจะนำมาพิจารณาในเทอมของอัตราความแม่นยำ (accurate rates) โดยกำหนดในเทอมของความถี่สัมพันธ์กับจำนวนตัวอย่างข้อมูล เพื่อนำไปใช้ในการอธิบายผลลัพธ์หลังการจำแนกประเภท โดยอัตราความแม่นยำที่ยอมรับได้หรือ $R_{(correct/accept)}$ หาได้จากอัตราส่วนของจำนวนรูปแบบที่ถูกต้องทั้งหมดและยอมรับได้หรือ $N_{(correct \cap accept)}$ กับจำนวนรูปแบบทั้งหมดที่ยอมรับได้หรือ $N_{(accept)}$ ดังสมการที่ (6.3)

$$R_{(correct/accept)} = \frac{N_{(correct \cap accept)}}{N_{(accept)}} \tag{6.3}$$

ทฤษฎีการโหวตกำหนดไว้ว่ารูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้าจะยอมรับได้ เมื่อ $K \geq K_t$ หากข้อมูลที่ได้ไม่เป็นไปตามเงื่อนไขนี้จะทำให้รูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้าถูกกำจัดออก ในงานวิจัยนี้กำหนดให้ค่า K_t เท่ากับ 70% และค่าระดับความแม่นยำของการจำแนก เท่ากับ 80% โดยที่อัตราการกำจัดออก หรือ $R_{(reject)}$ หาได้จากอัตราส่วนของจำนวนรูปแบบที่ถูกกำจัดออกทั้งหมดหรือ $N_{(reject)}$ ต่อจำนวนรูปแบบทั้งหมดที่พิจารณา ($\overline{N}$) ดังสมการที่ (6.4)

$$R_{(reject)} = \frac{N_{(reject)}}{\overline{N}} \tag{6.4}$$

สำหรับค่าเฉลี่ยของระดับการยอมรับได้ (average agreement level : K_{avg}) หาได้จากอัตราส่วนของผลรวมค่าระดับการยอมรับได้ทั้งหมดต่อจำนวนรูปแบบที่ถูกต้องและยอมรับได้ ดังแสดงในสมการที่ (6.5)

$$K_{avg} = \frac{\sum_{n=1}^{N(correct \cap acept)} K_n}{N_{(correct \cap accept)}} \tag{6.5}$$

ตัวอย่างเช่น การจำแนกปัญหาการรบกวนกำลังไฟฟ้า แบบ D ใช้ $\overline{N}$ เท่ากับ 110 รูปแบบ กำหนดให้ขีดเริ่มเปลี่ยนระดับการยอมรับได้ (K_t) เท่ากับ 0.70 ผลการทดสอบได้จำนวนรูปแบบที่ยอมรับได้ $N_{(accept)}$ เท่ากับ 109 รูปแบบ $N_{(correct \cap accept)}$ เท่ากับ 109 รูปแบบ และจำนวนรูปแบบที่ถูกกำจัดออก $N_{(reject)}$ เท่ากับ 1 รูปแบบ ดังนั้นสามารถคำนวณอัตราความแม่นยำที่ยอมรับได้ หรือ $R_{(correct/accept)}$ เท่ากับ 109/109 หรือ 100% อัตราการกำจัดออก หรือ $R_{(reject)}$ เท่ากับ 1/110 หรือ 0.91% ส่วนค่าเฉลี่ยของระดับการยอมรับได้ (K_{avg}) หาได้จากผลรวมของค่าระดับการยอมรับได้ทั้งหมด จำนวน 109 รูปแบบ หารด้วยจำนวนรูปแบบที่ถูกต้องและยอมรับได้ ซึ่งเท่ากับ 109 รูปแบบ

ในการศึกษาวิจัยครั้งนี้ ได้ทำการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในสภาวะที่ไม่มีสัญญาณรบกวน โดยใช้ข้อมูลอินพุตจากการแปลงสัญญาณโดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตและเวฟเล็ตซึ่งทดสอบกับรูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้า และรูปคลื่นไซน์ ชนิดละ 110 รูปแบบ จะได้ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในสภาวะไม่มีสัญญาณรบกวน ดังตารางที่ 6.7 - 6.10

ตารางที่ 6.7 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM กรณีไม่มีสัญญาณรบกวน

ชนิด	$\overline{N}$	$N_{(reject)}$	$N_{(correct \cap accept)}$	K_{avg} (%)	ความแม่นยำ (%)
A	110	0	110	100.00 %	100.00 %
B	110	0	110	98.91 %	100.00 %
C	110	0	110	97.86 %	100.00 %
D	110	0	110	98.67 %	100.00 %
E	110	1	109	99.02 %	99.09 %
F	110	0	110	96.85 %	100.00 %

ตารางที่ 6.8 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian กรณีไม่มีสัญญาณรบกวน

ชนิด	$\overline{N}$	$N_{(reject)}$	$N_{(correct \cap accept)}$	K_{avg} (%)	ความแม่นยำ (%)
A	110	0	110	100.00 %	100.00 %
B	110	0	110	99.58 %	100.00 %
C	110	1	109	98.77 %	99.09 %
D	110	0	110	99.15 %	100.00 %
E	110	1	109	97.49 %	99.09 %
F	110	0	110	98.73 %	100.00 %

ตารางที่ 6.9 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ SA4 กรณีไม่มีสัญญาณรบกวน

ชนิด	$\overline{N}$	$N_{(reject)}$	$N_{(correct \cap accept)}$	K_{avg} (%)	ความแม่นยำ (%)
A	110	0	110	100.00 %	100.00 %
B	110	2	108	99.94 %	98.18 %
C	110	2	108	98.33 %	98.18 %
D	110	0	110	99.15 %	100.00 %
E	110	0	110	99.09 %	100.00 %
F	110	2	108	96.05 %	98.18 %

ตารางที่ 6.10 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 กรณีไม่มีสัญญาณรบกวน

ชนิด	$\overline{N}$	$N_{(reject)}$	$N_{(correct \cap accept)}$	K_{avg} (%)	ความแม่นยำ (%)
A	110	0	110	100.00 %	100.00 %
B	110	0	110	99.94 %	100.00 %
C	110	3	107	98.16 %	97.27 %
D	110	0	110	99.27 %	100.00 %
E	110	3	107	96.76 %	97.27 %
F	110	1	109	98.10 %	99.09 %

จากตารางที่ 6.7-6.10 พบว่าการแปลงมัลติเวฟเล็ตและการแปลงเวฟเล็ตสามารถจำแนกการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำในสภาวะไม่มีสัญญาณรบกวนได้อย่างถูกต้อง และไม่แตกต่างกัน ในส่วนของการจำแนกการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง พบว่าการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ SA4 มีความแม่นยำในการจำแนกมากกว่าทุกวิธี รองลงมาได้แก่แบบ DGHM และ Chui-Lian ซึ่งมีค่าไม่แตกต่างกัน ขณะที่การแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 จะมีความแม่นยำในการจำแนกน้อยที่สุด สำหรับผลการจำแนกอิมพัลส์ พบว่าการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM และ Chui-Lian จะมีความแม่นยำในการจำแนกมากที่สุด รองลงมาได้แก่การแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 และการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ SA4 ตามลำดับ

นอกจากนี้ยังได้นำเสนอวิธีการแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ตเพื่อประยุกต์ใช้ในการตรวจจับและจำแนกสัญญาณนิ่ง ได้แก่ สัญญาณรูปคลื่นไซน์ แรงดันตกชั่วขณะ และฮาร์มอนิก เนื่องจากแรงดันตกชั่วขณะ ฮาร์มอนิก เป็นปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าที่เกิดขึ้นบ่อยครั้งในระบบไฟฟ้า ซึ่งผลการทดสอบพบว่าการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM Chui-Lian และการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 มีความแม่นยำในการจำแนกแรงดันตกชั่วขณะได้อย่างถูกต้อง และไม่แตกต่างกัน นอกจากนี้พบว่าการแปลงมัลติเวฟเล็ตจะมีความแม่นยำในการจำแนกฮาร์มอนิกมากกว่าการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 โดยการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM จะมีความแม่นยำในการจำแนกมากกว่าทุกวิธี

สำหรับการประเมินผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในสภาวะมีสัญญาณรบกวนที่ระดับ SNR เท่ากับ 40 35 และ 25 dB โดยการทดสอบกับรูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้า ชนิดละ 110 รูปแบบ ยกเว้นรูปคลื่นไซน์เนื่องมีลักษณะเป็นสัญญาณรบกวน (noise) ซึ่งจัดอยู่ในประเภทปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าชนิดการเพี้ยนของรูปคลื่น โดยผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในสภาวะมีสัญญาณรบกวน แสดงดังตารางที่ 6.11-6.22

ตารางที่ 6.11 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM กรณีมีสัญญาณรบกวน (SNR = 40 dB)

ชนิด	$\overline{N}$	$N_{(\,reject\,)}$	$N_{(\,correct \cap accept\,)}$	K_{avg} (%)	ความแม่นยำ (%)
B	110	0	110	98.36 %	100.00 %
C	110	0	110	98.61 %	100.00 %
D	110	0	110	98.67 %	100.00 %
E	110	1	109	98.53 %	99.09 %
F	110	1	109	97.37 %	99.09 %

ตารางที่ 6.12 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian กรณีมีสัญญาณรบกวน (SNR = 40 dB)

ชนิด	$\overline{N}$	$N_{(\,reject\,)}$	$N_{(\,correct \cap accept\,)}$	K_{avg} (%)	ความแม่นยำ (%)
B	110	0	110	98.85 %	100.00 %
C	110	1	109	96.51 %	99.09 %
D	110	1	109	98.96 %	99.09 %
E	110	2	108	97.96 %	98.18 %
F	110	0	110	98.67 %	100.00 %

ตารางที่ 6.13 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ SA4 กรณีมีสัญญาณรบกวน (SNR = 40 dB)

ชนิด	$\overline{N}$	$N_{(\,reject\,)}$	$N_{(\,correct \cap accept\,)}$	K_{avg} (%)	ความแม่นยำ (%)
B	110	2	108	98.58 %	98.18 %
C	110	2	108	96.98 %	98.18 %
D	110	0	110	99.33 %	100.00 %
E	110	0	110	98.00 %	100.00 %
F	110	2	108	97.53 %	98.18 %

ตารางที่ 6.14 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 กรณีมีสัญญาณรบกวน (SNR = 40 dB)

ชนิด	$\overline{N}$	$N_{(\,reject\,)}$	$N_{(\,correct \cap accept\,)}$	K_{avg} (%)	ความแม่นยำ (%)
B	110	0	110	98.55 %	100.00 %
C	110	3	107	97.82 %	97.27 %
D	110	0	110	98.97 %	100.00 %
E	110	3	107	96.57 %	97.27 %
F	110	3	107	97.76 %	97.27 %

ตารางที่ 6.15 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM กรณีมีสัญญาณรบกวน (SNR = 35 dB)

ชนิด	$\overline{N}$	$N_{(\,reject\,)}$	$N_{(\,correct \cap accept\,)}$	K_{avg} (%)	ความแม่นยำ (%)
B	110	0	110	98.85 %	100.00 %
C	110	0	110	99.33 %	100.00 %
D	110	0	110	98.30 %	100.00 %
E	110	2	108	98.58 %	98.18 %
F	110	1	109	97.84 %	99.09 %

ตารางที่ 6.16 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian กรณีมีสัญญาณรบกวน (SNR = 35 dB)

ชนิด	$\overline{N}$	$N_{(\,reject\,)}$	$N_{(\,correct \cap accept\,)}$	K_{avg} (%)	ความแม่นยำ (%)
B	110	0	110	99.15 %	100.00 %
C	110	3	107	97.26 %	97.27 %
D	110	1	109	98.97 %	99.09 %
E	110	2	108	98.17 %	98.18 %
F	110	0	110	98.42 %	100.00 %

ตารางที่ 6.17 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ SA4 กรณีมีสัญญาณรบกวน (SNR = 35 dB)

ชนิด	$\overline{N}$	$N_{(\,reject\,)}$	$N_{(\,correct \cap accept\,)}$	K_{avg} (%)	ความแม่นยำ (%)
B	110	2	108	98.84 %	98.18 %
C	110	2	108	98.36 %	98.18 %
D	110	1	109	99.08 %	99.09 %
E	110	0	110	99.09 %	100.00 %
F	110	2	108	97.53 %	98.18 %

ตารางที่ 6.18 ผลการจำแนกปัญหาการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 กรณีมีสัญญาณรบกวน (SNR = 35 dB)

ชนิด	$\overline{N}$	$N_{(\,reject\,)}$	$N_{(\,correct \cap accept\,)}$	K_{avg} (%)	ความแม่นยำ (%)
B	110	0	110	99.39 %	100.00 %
C	110	4	106	97.67 %	96.36 %
D	110	0	110	99.03 %	100.00 %
E	110	4	106	96.60 %	96.36 %
F	110	3	107	97.43 %	97.27 %

ตารางที่ 6.19 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM กรณีมีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB)

ชนิด	$\overline{N}$	$N_{(\,reject\,)}$	$N_{(\,correct \cap accept\,)}$	K_{avg} (%)	ความแม่นยำ (%)
B	110	2	108	98.83 %	98.18 %
C	110	0	110	96.61 %	100.00 %
D	110	0	110	98.42 %	100.00 %
E	110	4	106	93.08 %	96.36 %
F	110	3	107	97.45 %	97.27 %

ตารางที่ 6.20 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian กรณีมีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB)

ชนิด	$\overline{N}$	$N_{(\,reject\,)}$	$N_{(\,correct \cap accept\,)}$	K_{avg} (%)	ความแม่นยำ (%)
B	110	2	108	98.52 %	98.18 %
C	110	4	106	97.30 %	94.55 %
D	110	1	109	98.24 %	99.09 %
E	110	4	106	96.94 %	96.36 %
F	110	4	106	95.60 %	96.36 %

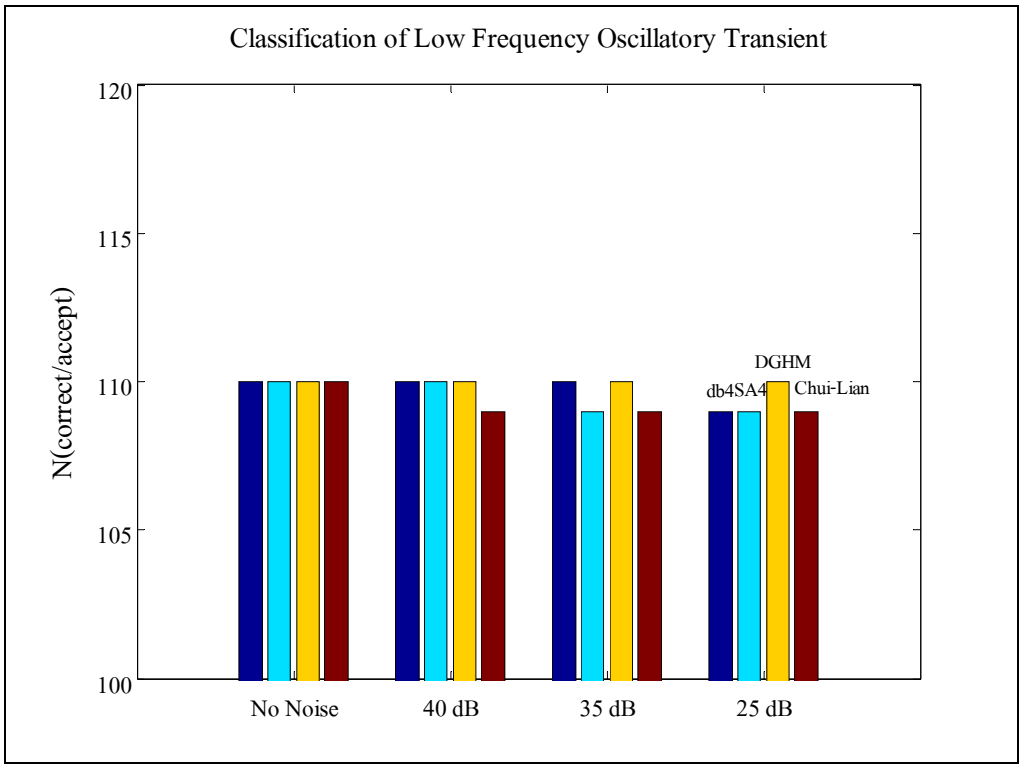
ตารางที่ 6.21 ผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ SA4 กรณีมีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB)

ชนิด	$\overline{N}$	$N_{(reject)}$	$N_{(correct \cap accept)}$	K_{avg} (%)	ความแม่นยำ (%)
B	110	4	106	96.54 %	96.36 %
C	110	2	108	97.64 %	98.18 %
D	110	1	109	98.61 %	99.09 %
E	110	7	103	97.15 %	93.64 %
F	110	4	106	96.21 %	96.36 %

ตารางที่ 6.22 ผลการจำแนกปัญหาการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 กรณีมีสัญญาณรบกวน (SNR = 25 dB)

ชนิด	$\overline{N}$	$N_{(reject)}$	$N_{(correct \cap accept)}$	K_{avg} (%)	ความแม่นยำ (%)
B	110	2	108	96.85 %	98.18 %
C	110	4	106	96.70 %	96.36 %
D	110	1	109	98.29 %	99.09 %
E	110	5	105	94.60 %	95.45 %
F	110	5	105	97.14 %	95.45 %

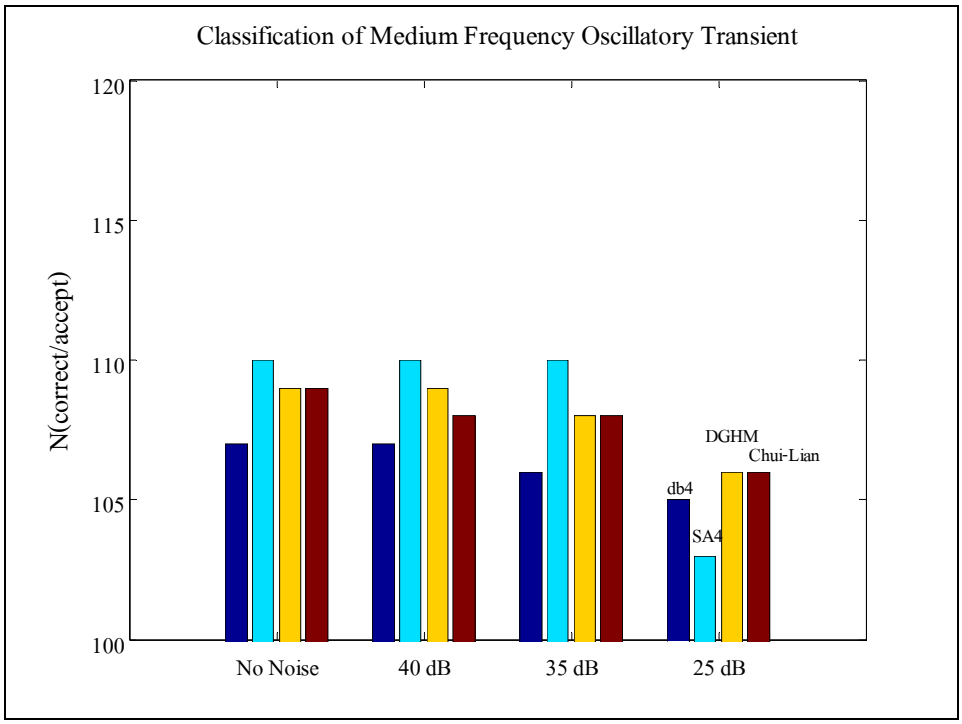
ข้อมูลที่ได้จากการทดลองดังแสดงในตารางที่ 6.7 - 6.22 สามารถนำเสนอเป็นกราฟเพื่อเปรียบเทียบผลการจำแนกรูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้าโดยใช้วิธีการแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ตชนิดต่าง ๆ ได้ดังรูปที่ 6.10 – 6.14



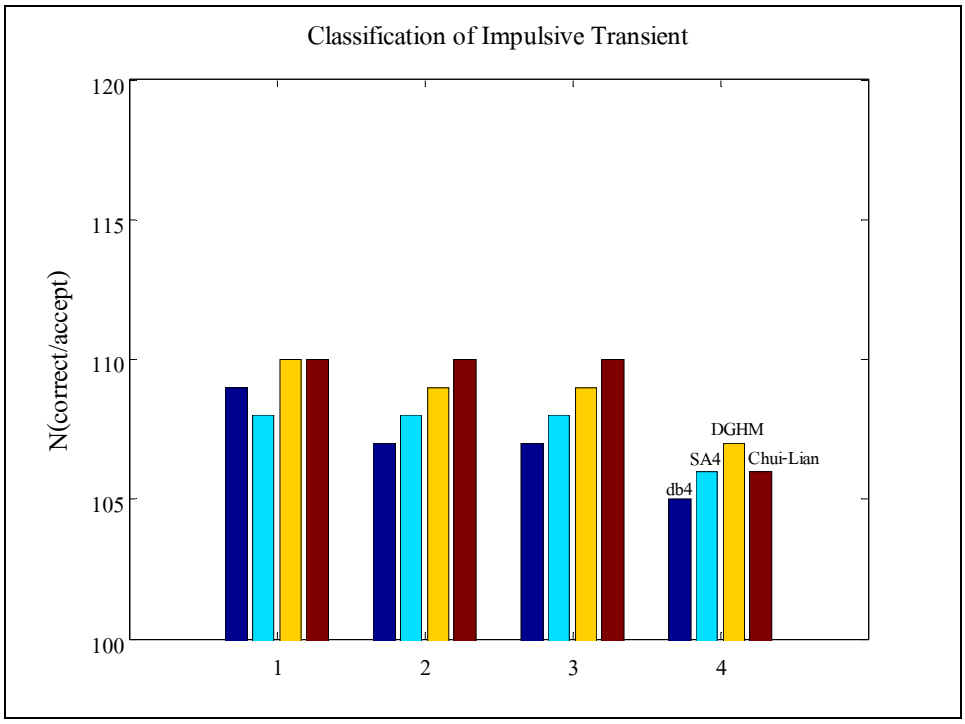
รูปที่ 6.10 การเปรียบเทียบผลการจำแนกการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ

จากรูปที่ 6.10 เป็นการเปรียบเทียบผลการจำแนกการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ ในสภาวะมีสัญญาณรบกวนและไม่มีสัญญาณรบกวน โดยใช้จำนวนรูปแบบที่ถูกต้องทั้งหมดและยอมรับได้ หรือ ($N_{(correct \cap accept)}$) มาพล็อตเป็นกราฟ ซึ่งพบว่า การแปลงมัลติเวฟเล็ตและการแปลงเวฟเล็ตมีความแม่นยำในการจำแนกการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำได้อย่างถูกต้อง ซึ่งการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM มีความแม่นยำในการจำแนกการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำมากกว่าการแปลงเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian SA4 และการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 นั่นหมายความว่า การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM สามารถจำแนกการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำได้อย่างถูกต้องทั้งในสภาวะไม่มีสัญญาณรบกวนและมีสัญญาณรบกวน

สำหรับการเปรียบเทียบผลการจำแนกการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง และอิมพัลส์ ทั้งในสภาวะมีสัญญาณรบกวนและไม่สัญญาณรบกวน แสดงดังกราฟในรูปที่ 6.11 – 6.12 ตามลำดับ



รูปที่ 6.11 การเปรียบเทียบผลการจำแนกการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง



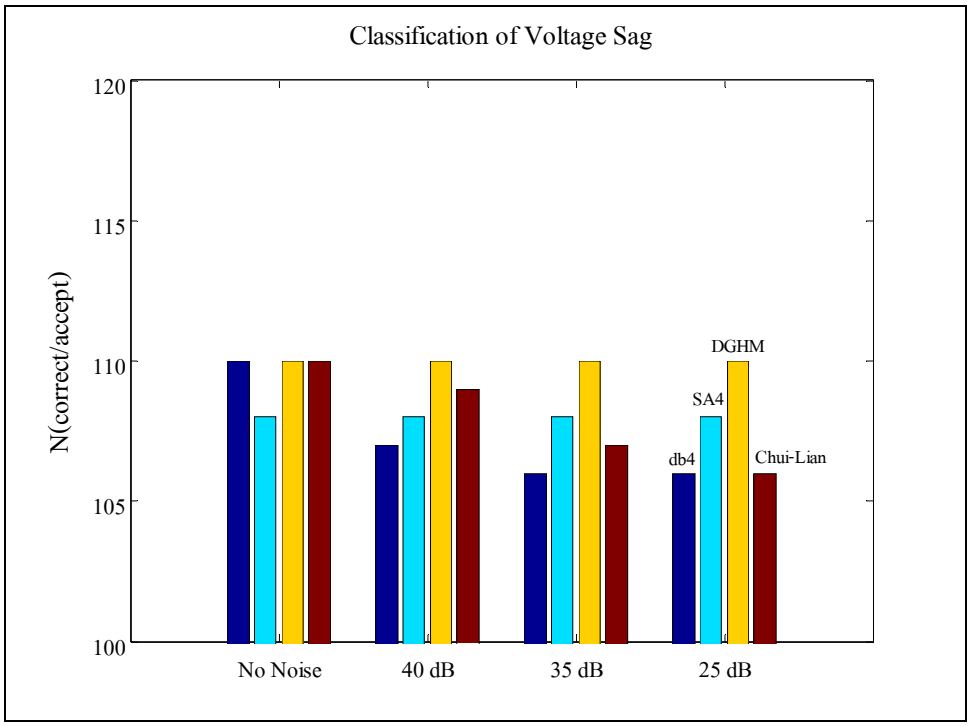
รูปที่ 6.12 การเปรียบเทียบผลการจำแนกการเกิดอิมพัลส์

การเปรียบเทียบผลการจำแนกการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง ดังในรูปที่ 6.11 พบว่าในสภาวะที่มีสัญญาณรบกวน การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ SA4 จะมีความแม่นยำในการจำแนกมากกว่าทุกวิธี รองลงมาได้แก่การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM และ Chui-Lian ตามลำดับ ขณะที่การแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 จะมีความแม่นยำในการจำแนกน้อยที่สุด เมื่อมีสัญญาณรบกวนที่ระดับ SNR เท่ากับ 25 dB การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM และ Chui-Lian จะมีความแม่นยำในการจำแนกถูกต้องมากที่สุด ในขณะที่การแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 จะมี ความแม่นยำในการจำแนกน้อยที่สุด

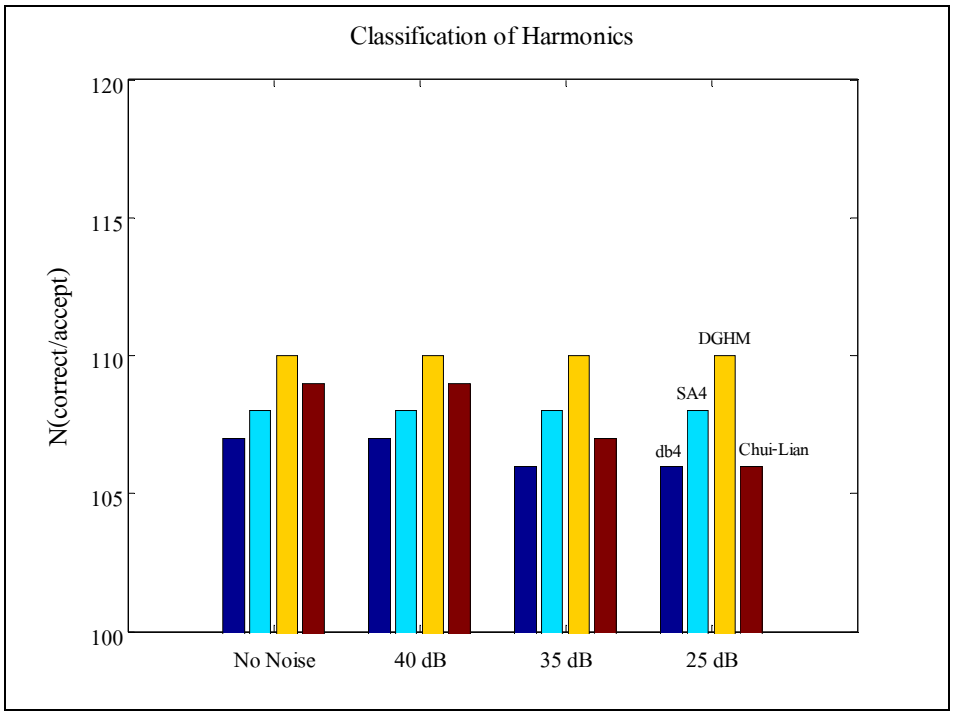
สำหรับการเปรียบเทียบผลการจำแนกอิมพัลส์ในสภาวะต่าง ๆ ดังรูปที่ 6.12 พบว่าการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM และ Chui-Lian จะให้ความแม่นยำในการจำแนกมากที่สุด และเมื่อมีสัญญาณรบกวนที่ระดับ SNR เท่ากับ 25 dB การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM จะมีความแม่นยำในการจำแนกถูกต้องมากที่สุด รองลงมาได้แก่แบบ Chui-Lian และ SA4 ขณะที่การแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 จะมีความแม่นยำในการจำแนกถูกต้องน้อยที่สุดเมื่อมีสัญญาณรบกวนเพิ่มขึ้น

ดังนั้นการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่โดยใช้การแปลงสัญญาณด้วยวิธีการต่าง ๆ ร่วมกับเครือข่ายประสาทเทียมแบบเวกเตอร์ควอนไทเซชัน พบว่าการแปลงสัญญาณแต่ละวิธี จะมีความแม่นยำในการจำแนกแตกต่างกัน โดยการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM จะมีความแม่นยำในการจำแนกการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ การแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง และการเกิดอิมพัลส์ได้ดีเมื่อเปรียบเทียบกับการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 ในขณะที่การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian สามารถจำแนกการเกิดอิมพัลส์ได้ดีเช่นเดียวกับแบบ DGHM ส่วนแบบ SA4 จะมีความแม่นยำในการจำแนกการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลางถูกต้องมากกว่าทุกวิธี และการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 จะสามารถจำแนกการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำได้ถูกต้องไม่แตกต่างกับการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM นอกจากนี้เมื่อมีสัญญาณรบกวนที่ระดับ SNR เท่ากับ 25 dB พบว่าการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM จะมีความแม่นยำในการจำแนก การรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ถูกต้องมากที่สุด ดังนั้นการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM จึงเป็นวิธีการใหม่ที่สามารถประยุกต์ใช้ในการตรวจจับ และจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ได้ดีเมื่อเทียบกับการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4

ในงานวิจัยยังได้นำเสนอวิธีการแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ตเพื่อประยุกต์ใช้ในการตรวจจับและจำแนกสัญญาณนิ่ง ได้แก่ แรงดันตกชั่วขณะ และฮาร์มอนิก เพื่อทดสอบวิธีการที่นำเสนอว่าสามารถจำแนกปัญหาในลักษณะสัญญาณนิ่ง ซึ่งผลการเปรียบเทียบการจำแนกปัญหาแรงดันตกชั่วขณะ และฮาร์มอนิก แสดงดังรูปที่ 6.13 และรูปที่ 6.14 ตามลำดับ



รูปที่ 6.13 การเปรียบเทียบผลการจำแนกการเกิดแรงดันตกชั่วขณะ



รูปที่ 6.14 การเปรียบเทียบผลการจำแนกการเกิดปัญหาฮาร์มอนิก

จากรูปที่ 6.13 แสดงข้อมูลเปรียบเทียบผลการจำแนกแรงดันตกชั่วขณะโดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตและการแปลงเวฟเล็ต ซึ่งพบว่า การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM มีความแม่นยำในจำแนกแรงดันตกชั่วขณะได้ถูกต้องมากที่สุดทั้งในสภาวะมีและไม่มีสัญญาณรบกวน ขณะที่การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian SA4 และการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 จะมีความแม่นยำในการจำแนกแรงดันตกชั่วขณะลดลงเมื่อมีสัญญาณรบกวนเพิ่มขึ้น ส่วนรูปที่ 6.14 เป็นการเปรียบเทียบผลการจำแนกฮาร์มอนิก ซึ่งพบว่า การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM และ SA4 มีความแม่นยำใน การจำแนกฮาร์มอนิกในสภาวะที่มีสัญญาณรบกวนได้ดี เมื่อเปรียบเทียบกับแบบ Chui-Lian และการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 ซึ่งจะมีค่าลดลงเมื่อมีสัญญาณรบกวนเพิ่มขึ้น

ในงานวิจัยนี้ได้ทำการทดสอบกับสัญญาณจริง เพื่อประเมินค่าความแม่นยำในการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ของการแปลงมัลติเวฟเล็ต โดยใช้ข้อมูลสัญญาณการรบกวนกำลังไฟฟ้าได้จากการตรวจวัดของบริษัท เพาเวอร์ควอลิตี้ (ประเทศไทย) จำกัด และห้องปฏิบัติการ Power Standards Lab. ประเทศสหรัฐอเมริกา สำหรับการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลางตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995 กำหนดไว้ว่าต้องมีความถี่ในการแกว่งกวัดไม่ต่ำกว่า 5 kHz ซึ่งในการตรวจวัดจะไม่สามารถตรวจวัดได้ เพราะการตรวจวัดสัญญาณต้องผ่านหม้อแปลงแรงดัน (potential transformer) ซึ่งมีข้อจำกัดของแบนด์วิดท์ในการตรวจวัด ทำให้สัญญาณที่ตรวจวัดได้มีความถี่ต่ำกว่า 5 kHz ดังนั้นในงานวิจัยจึงเลือกใช้สัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง ตั้งแต่ 2 kHz ขึ้นไป ซึ่งแตกต่างจากการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ ปกติมีความถี่ไม่เกิน 1 kHz สอดคล้องกับงานวิจัยของ Santoso, Lamoree, and McGranaghan (2001)

สัญญาณที่ใช้ในการทดสอบ ประกอบด้วย การรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ ซึ่งเป็นสัญญาณไม่นิ่ง ได้แก่ การแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ (D) การแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง (E) และอิมพัลส์ (F) สำหรับการรบกวนกำลังไฟฟ้าในลักษณะสัญญาณนิ่ง ได้แก่ แรงดันตกชั่วขณะ (B) ฮาร์มอนิก (C) ส่วนสัญญาณรูปคลื่นไซน์ (A) เป็นสัญญาณอ้างอิงในการทดสอบ โดยในการทดสอบจะทำการทดสอบสัญญาณรวมกัน ชนิดละ 10 รูปแบบ รวมทั้งหมด 60 รูปแบบ ตัวอย่างเช่น การจำแนกการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำจะใช้สัญญาณทดสอบที่ถูกต้อง 10 รูปแบบ รวมกับสัญญาณการรบกวนกำลังไฟฟ้าชนิดอื่น ๆ จำนวน 50 รูปแบบ เพื่อประเมินผลความแม่นยำในการจำแนกของแต่ละวิธี โดยผลการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าจริง แสดงดังตารางที่ 6.23

ตารางที่ 6.23 การเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าจริง

ชนิด	$\overline{N}$	DGHM		Chui-Lian		SA4		Db4	
		$N_{(correct/accept)}$	$N_{(reject)}$	$N_{(correct/accept)}$	$N_{(reject)}$	$N_{(correct/accept)}$	$N_{(reject)}$	$N_{(correct/accept)}$	$N_{(reject)}$
A	60	10	50	10	50	10	50	10	50
B	60	6	54	8	52	8	52	3	57
C	60	8	52	4	56	8	52	7	53
D	60	10	50	5	55	6	54	2	58
E	60	9	51	9	51	5	55	7	53
F	60	8	52	3	57	10	50	8	52

จากตารางที่ 6.23 เป็นการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าจริง ซึ่งพบว่า การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM มีความแม่นยำในการจำแนกการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำถูกต้องมากที่สุดเท่ากับ 10 รูปแบบ โดยมีจำนวนรูปแบบที่ถูกกำจัดออกซึ่งเป็นการรบกวนกำลังไฟฟ้าชนิดอื่นๆ เท่ากับ 50 รูปแบบ รองลงมาได้แก่แบบ SA4 Chui-Lian และการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 ตามลำดับ ส่วนการจำแนกการกวัดแกว่งที่ความถี่ปานกลาง พบว่า การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM และแบบ Chui-Lian มีความแม่นยำในการจำแนกถูกต้องมากที่สุด เท่ากับ 9 รูปแบบ โดยมีจำนวนรูปแบบที่ถูกกำจัดออกซึ่งเป็นการรบกวนกำลังไฟฟ้าชนิดอื่น ๆ จำนวน 50 รูปแบบ และการกวัดแกว่งที่ความถี่ปานกลางที่จำแนกไม่ได้ จำนวน 1 รูปแบบ รวมทั้งหมด 51 รูปแบบ รองลงมาได้แก่การแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ SA4 ตามลำดับ สำหรับการจำแนกอิมพัลส์ พบว่า การแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 มีความแม่นยำในการจำแนกเท่ากับการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM จำนวน 8 รูปแบบ โดยแบบ SA4 มีความแม่นยำในการจำแนกถูกต้องมากที่สุด จำนวน 10 รูปแบบ และแบบ Chui-Lian มีความแม่นยำในการจำแนกถูกต้องน้อยที่สุด จำนวน 3 รูปแบบ สำหรับการจำแนกแรงดันตกชั่วขณะ และฮาร์มอนิก พบว่า การแปลงมัลติเวฟเล็ตมีความแม่นยำในการจำแนกถูกต้องมากกว่าการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 โดยการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian และ SA4 มีความแม่นยำในการจำแนกแรงดันตกชั่วขณะมากที่สุด รองลงมาได้แก่ แบบ DGHM และการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 ตามลำดับ นอกจากนี้ยังพบว่า การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM และ SA4 มีความแม่นยำในการจำแนกฮาร์มอนิกถูกต้องมากที่สุด รองลงมาได้แก่ การแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 และการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian ตามลำดับ

ดังนั้น การแปลงมัลติเวฟเล็ตเป็นวิธีการใหม่ที่มีประสิทธิภาพในการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ ได้แก่ การแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ การแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง และอิมพัลส์ นอกจากนี้ยังสามารถจำแนกปัญหาแรงดันตกชั่วขณะ และฮาร์มอนิกได้ในระดับที่น่าพอใจ

6.7 สรุป

การจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตร่วมกับเครือข่ายประสาทเทียมแบบเวกเตอร์ควอนไทเซชัน เป็นวิธีการใหม่ที่ได้นำเสนอในงานวิจัยนี้ จากผลการทดสอบพบว่า การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM มีความแม่นยำในการจำแนกปัญหาการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำได้ดีเมื่อเปรียบเทียบกับการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 ส่วนการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลางและอิมพัลส์จะมีความแม่นยำในการจำแนกไม่แตกต่างกัน นอกจากนี้การแปลงมัลติเวฟเล็ตยังสามารถจำแนกแรงดันตกชั่วขณะและฮาร์มอนิกได้ในระดับที่น่าพอใจ ดังนั้น การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM เป็นวิธีการใหม่ที่สามารถตรวจจับและจำแนกปัญหาการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

บทที่ 7
สรุปและข้อเสนอแนะ

7.1 สรุป

งานวิจัยวิทยานิพนธ์นี้ ได้นำเสนอวิธีการใหม่ในการตรวจจับการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่โดยใช้วิธีการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM Chui-Lian และ SA4 เพื่อเปรียบเทียบกับวิธีการดั้งเดิมซึ่งใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 มาตรฐาน IEEE Std 1159-1995 ได้แบ่งประเภทการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ เป็น 2 ชนิด ได้แก่ อิมพัลส์ และการแกว่งกวัด ซึ่งเป็นปัญหาที่มีการเปลี่ยนแปลงอย่างทันทีทันใด ลักษณะรูปคลื่นที่ปรากฏจะมีอัตราการเพิ่มขึ้นของแรงดัน หรือกระแสด้วยความถี่สูงในช่วงระยะเวลาสั้น ๆ ดังนั้นการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่จึงมีลักษณะเป็นสัญญาณไม่นิ่ง ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้เน้นศึกษาเฉพาะ ปัญหาอิมพัลส์ การแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ และการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง โดยเริ่มต้นจากการศึกษาปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ดังรายละเอียดในบทที่ 2 ซึ่งพบว่าปัจจุบันได้มีการนำเสนอวิธีการวิเคราะห์การรบกวนกำลังไฟฟ้าหลายวิธี เช่น การแปลงฟูริเยร์ การแปลงฟูริเยร์ช่วงเวลาสั้น การแปลง S-Transform และการแปลงเวฟเล็ต เป็นต้น ซึ่งแต่ละวิธีมีข้อดีและข้อเสียแตกต่างกันไป เนื่องจากสัญญาณในภาวะชั่วครู่เป็นสัญญาณไม่นิ่ง และเกิดขึ้นในช่วงระยะเวลาสั้น จำเป็นต้องใช้วิธีการวิเคราะห์ที่สามารถปรับระดับความละเอียดในการวิเคราะห์สัญญาณได้คือ สามารถเปลี่ยนช่วงเวลาให้เหมาะสมกับความถี่ เช่น สัญญาณที่มีความถี่สูงจะมีช่วงเวลาในการวิเคราะห์น้อย ในขณะที่สัญญาณที่มีความถี่ต่ำมีช่วงเวลาในการวิเคราะห์กว้างขึ้น เพื่อทำให้การวิเคราะห์สัญญาณมีความถูกต้อง สำหรับการแปลงมัลติเวฟเล็ตเป็นอีกวิธีหนึ่งที่สามารถใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณต่าง ๆ โดยแตกต่างจากการแปลงเวฟเล็ตทั่วไปซึ่งมีคุณสมบัติที่จำเป็นสำหรับการแปลงสัญญาณนั่นคือ สามารถให้คุณสมบัติเชิงตั้งฉาก (orthogonality) เซตค้ำจุนกระชับ (compact support) อันดับการประมาณ (approximation order) และสมมาตร (symmetry) พร้อม ๆ กัน ซึ่งคุณสมบัติเหล่านี้ไม่สามารถเกิดขึ้นได้ในสเกลาร์เวฟเล็ต และมีความสำคัญต่อการประมวลผลสัญญาณ นอกจากนี้ยังไม่ปรากฏงานวิจัยที่ใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตในการวิเคราะห์ปัญหาการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ ในส่วนของข้อมูลเกี่ยวกับคุณภาพกำลังไฟฟ้าดังรายละเอียดในบทที่ 3 เป็นพื้นฐานเกี่ยวกับคุณภาพกำลังไฟฟ้าตาม IEEE Std 1159-1995 เพื่อให้เข้าใจความหมาย สาเหตุ ผลกระทบของปัญหา ประเภทของปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าตามมาตรฐาน IEEE Std1159-1995 การแก้ไขปัญหา

การเฝ้าตรวจปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า ตลอดจนความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับภาวะชั่วครู่ในระบบไฟฟ้ากำลัง โดยเฉพาะอย่างยิ่งการรบกวนในภาวะชั่วครู่ ซึ่งประกอบด้วย อิมพัลส์และการแกว่งกวัด นอกจากนี้ยังได้นำเสนอแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของรูปแบบปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าประเภทต่าง ๆ เพื่อเป็นข้อมูลสำหรับการจำลองรูปแบบ การรบกวนกำลังไฟฟ้าชนิดต่าง ๆ และนำเสนอทฤษฎีเกี่ยวกับการประมวลผลสัญญาณโดยใช้วิธีการแปลงเวฟเล็ต การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM Chui-Lian SA4 เครือข่ายประสาทเทียมแบบเวกเตอร์ ควอนไทเซชันซึ่งเป็นเครือข่ายที่เป็นการขยายเครือข่ายโคโฮเนนสำหรับการเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอน นอกจากนี้ในการประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียมที่มีหลายเอาต์พุต ต้องมีการรวบรวมเอาต์พุตทั้งหมดจากกลุ่มของเครือข่ายเพื่อการตัดสินใจจำแนกประเภท โดยสามารถใช้ทฤษฎีการโหวต ซึ่งในการตัดสินใจจะอาศัยรูปแบบของปัญหาที่ได้รับมากที่สุดเป็นเกณฑ์ ดังรายละเอียดในบทที่ 4 สำหรับการตรวจจับการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ดังแสดงรายละเอียดในบทที่ 5 เป็นการวิเคราะห์สัญญาณการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่โดยใช้วิธีการแปลงมัลติเวฟเล็ต และการแปลงเวฟเล็ต เพื่อวิเคราะห์หาค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ซึ่งเป็นเครื่องมือทางสถิติที่ใช้สำหรับการวัดการกระจายของข้อมูลที่นิยมใช้กันมากที่สุด และวิเคราะห์ในส่วนของค่าพลังงานของสัญญาณ เนื่องจากการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่เป็นสัญญาณไม่นิ่ง ซึ่งถือว่าเป็นสัญญาณพลังงาน ในงานวิจัยนี้ได้ทำการวิเคราะห์หลายระดับความละเอียด จะทำให้ได้สัมประสิทธิ์ในการแปลงแต่ละระดับ ทั้งในส่วนประมาณ และส่วนรายละเอียด

ผลการศึกษาวิจัยสรุปได้ว่าการแปลงมัลติเวฟเล็ตสามารถตรวจจับการรบกวนกำลังไฟฟ้าในสภาวะไม่มีสัญญาณรบกวน และมีสัญญาณรบกวนที่ระดับ SNR เท่ากับ 40 35 และ 25 dB ได้ดี เมื่อเปรียบเทียบการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM Chui-Lian SA4 และการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 พบว่าในสภาวะที่มีสัญญาณรบกวน การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM จะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานและค่าการกระจายพลังงานของสัญญาณเปลี่ยนแปลงน้อยที่สุด ซึ่งค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานและค่าการกระจายพลังงานของสัญญาณเป็นข้อมูลอินพุตที่สำคัญในการสกัดจุดเด่นของสัญญาณแต่ละรูปแบบ ซึ่งจะนำไปสู่ความแม่นยำในการจำแนกรูปแบบการรบกวนกำลังไฟฟ้าโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียมแบบเวกเตอร์ควอนไทเซชัน

ในงานวิจัยวิทยานิพนธ์นี้ ได้ประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียมในการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้า โดยเลือกใช้เครือข่ายประสาทเทียมแบบเวกเตอร์ควอนไทเซชัน ซึ่งเป็นการขยายเครือข่ายแบบโคโฮเนน มีโครงสร้างไม่ซับซ้อน และใช้เวลาในการฝึกสอนน้อย โดยแนวทางในการออกแบบเครือข่ายอ้างอิงงานวิจัยของ Santosa, Powers, Grady, and Parsons (2000) เพื่อให้ได้เครือข่ายที่เหมาะสม ซึ่งจากการทดสอบเครือข่ายประสาทเทียมในกรณีที่ได้รับการฝึกสอนไม่เท่ากัน พบว่าเครือข่ายที่ออกแบบให้น้ำหนักการโหวตเฉลี่ยไม่แตกต่างกัน ดังรายละเอียดในบทที่ 6

ในส่วนของการประเมินผลการจำแนกได้ทำการทดสอบกับสัญญาณการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ซึ่งได้จากการจำลองโดยใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ และสัญญาณจากการตรวจวัดจริง ได้แก่ การแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ การแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง อิมพัลส์ และทดสอบกับสัญญาณการรบกวนกำลังไฟฟ้าในลักษณะสัญญาณนิ่ง ได้แก่ ปัญหาแรงดันตกชั่วขณะ ฮาร์มอนิก รวมทั้งทดสอบกับสัญญาณรูปคลื่นไซน์ซึ่งเป็นสัญญาณอ้างอิง ผลการศึกษาวิจัยสรุปได้ว่า การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM มีความแม่นยำในการจำแนกการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำมากกว่าแบบ Chui-Lian SA4 และการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 ส่วนการจำแนกการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง พบว่าการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM และ Chui-Lian มีความแม่นยำในการจำแนกถูกต้องมากที่สุด รองลงมาได้แก่การแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ SA4 ตามลำดับ สำหรับการจำแนกอิมพัลส์พบว่าการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 มีความแม่นยำในการจำแนกใกล้เคียงกับการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM โดยแบบ SA4 มีความแม่นยำในการจำแนกถูกต้องมากที่สุด และแบบ Chui-Lian มีความแม่นยำในการจำแนกถูกต้องน้อยที่สุด สำหรับการจำแนกแรงดันตกชั่วขณะ และฮาร์มอนิก พบว่าการแปลงมัลติเวฟเล็ตมีความแม่นยำในการจำแนกถูกต้องมากกว่าการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 โดยการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian และ SA4 มีความแม่นยำในการจำแนกแรงดันตกชั่วขณะมากที่สุด รองลงมาได้แก่ แบบ DGHM และการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 ตามลำดับ นอกจากนี้ยังพบว่าการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM และ SA4 มีความแม่นยำในการจำแนกฮาร์มอนิกถูกต้องมากที่สุด รองลงมาได้แก่ การแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 และการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian ตามลำดับ

ดังนั้น คุณสมบัติของมัลติเวฟเล็ตมีส่วนสำคัญในการนำไปใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ โดยคุณสมบัติเชิงตั้งฉาก และอันดับการประมาณรวมกันทั้งสองคุณสมบัตินี้สามารถระบุตำแหน่งการเกิดการรบการกำลังไฟฟ้าได้แม่นยำเนื่องจากถ้ามูลฐาน (basis) ของมัลติเวฟเล็ตมีคุณสมบัติเชิงตั้งฉาก แสดงว่า การแปลงมัลติเวฟเล็ตเป็นการแปลงที่ไม่ทำให้พลังงานของสัมประสิทธิ์ก่อนและหลังการแปลงเปลี่ยน (energy preserving) ส่วนคุณสมบัติอันดับการประมาณจะทำให้สัมประสิทธิ์จากตัวกรองความถี่สูงมีค่าต่ำเมื่อสัญญาณอินพุตของการแปลงมัลติเวฟเล็ตเป็นสัญญาณที่ต่อเนื่องและเปลี่ยนแปลงช้า ๆ ดังนั้นจากทั้งสองคุณสมบัตินี้เมื่อการสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นมีลักษณะเกิดขึ้นแบบทันทีทันใดในช่วงเวลาสั้น ๆ จะส่งผลทำให้ค่าสัมประสิทธ์จากตัวกรองความถี่สูงมีค่าสูงที่ตำแหน่งของการเกิดสัญญาณรบกวน สามารถระบุตำแหน่งการเกิดสัญญาณรบกวนนี้ได้ ส่วนคุณสมบัติสมมาตรของมัลติเวฟเล็ตยังไม่ได้ถูกนำมาใช้ได้อย่างเต็มที่ เนื่องจากคุณสมบัตินี้จะมีผลเฉพาะบริเวณขอบสัญญาณของสัมประสิทธิ์ที่ได้จากการแปลง ส่วนคุณสมบัติเซตค้ำจุนกระชับจะช่วยให้การคำนวณทำได้เร็วขึ้น

7.2 ข้อเสนอแนะ

ในงานวิจัยวิทยานิพนธ์นี้ ได้ศึกษาวิจัยเกี่ยวกับการตรวจจับและจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ ตามมาตรฐาน IEEE Std 1159-1995 โดยใช้วิธีการแปลงมัลติเวฟเล็ตร่วมกับเครือข่ายประสาทเทียมแบบเวกเตอร์ควอนไทเซชัน ซึ่งผลที่ได้จากการวิจัยจึงเป็นทางเลือกใหม่ในการวิเคราะห์ปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้า ดังนั้นเพื่อให้ผลการศึกษาวิจัยสามารถนำไปประยุกต์ใช้งานได้อย่างมีประสิทธิภาพ จึงควรมีการศึกษาวิจัยเพิ่มเติมสรุปได้ดังนี้

1) ศึกษาวิจัยเพื่อรวบรวมรูปคลื่นการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ ที่เกิดขึ้นในระบบไฟฟ้ากำลัง เนื่องจากข้อมูลดังกล่าวยังค่อนข้างมีน้อยในประเทศไทย เพื่อจัดทำฐานข้อมูลเรียกว่า Transient signatures ซึ่งจะเป็นประโยชน์ในการวิจัยด้านคุณภาพกำลังไฟฟ้า

2) ศึกษาวิจัยเพื่อพัฒนาแนวทางในการจำแนกการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่โดยใช้การจำแนกด้วยเครื่องเวกเตอร์เกื้อหนุน (support vector machines) ซึ่งมีประสิทธิภาพในการใช้งานจริง

3) ศึกษาวิจัยเพื่อตรวจจับ และระบุสาเหตุของการรบกวนกำลังไฟฟ้าเพื่อให้สามารถหาแนวทางในการแก้ไขได้อย่างถูกต้อง

4) ศึกษาวิจัยเพื่อพัฒนาต้นแบบระบบตรวจจับสัญญาณการรบกวนกำลังไฟฟ้าในระบบเวลาจริง (real time) โดยการพัฒนาฮาร์ดแวร์สำหรับเชื่อมต่อเข้ากับระบบไฟฟ้ากำลัง

รายการอ้างอิง

วิชัย จิวรานันตกุล. (2530). **การวิเคราะห์ทรานเซียนต์แม่เหล็กไฟฟ้าในระบบไฟฟ้ากำลัง**. วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า บัณฑิตวิทยาลัย จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

อาทิตย์ ศรีแก้ว. (2552). **ปัญญาเชิงคำนวณ**. สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี.

Abdel-Galil, T. K., El-Saadany, E. F., and Salama, M. M. A. (2003). Power quality detection using adaline. **Electric Power Systems Research**. 64(1). 137-144.

Abdel-Galil, T. K., Kamel, M., Youssef, A. M., El-Saadany, E. F., and Salama, M. M. A. (2004). Power quality disturbance classification using the inductive inference approach. **IEEE Transactions on Power Delivery**. 19(4): 1812-1818.

Angrisani, L., Daponte, P., D'Apuzzo, M., and Testa, A. (1998). A measurement method based on the wavelet transform for power quality. **IEEE Transactions on Power Delivery.** 13(4): 990-998.

Ardito, A. G. S. (1985). A review of digital and analog methods of calculation of overvoltages in electrical systems. In **CIGRE Study Committee 33**.

Attakitmongcol, K. (1999). **Multiwavelet prefilters: optimal orthogonal prefilters**. Ph.D.Dissertation, Vandabilt University, Tennessee.

Attakitmongcol, K., Hardin, D. P., and Wilkes, D. M. (2001). Multiwavelet prefilters-part II: optimal orthogonal prefilters. **IEEE Transactions on Image Processing.** 10(10): 1476-1487.

Baran, M. E., and Kim, J. (2006). A classification for distribution feeder overcurrent analysis. **IEEE Transactions on Power Delivery**. 21(1): 456-462.

Barros, J., and Diego, R. I. (2006). Application of the wavelet-packet transform to the estimate of harmonic groups in current and voltage waveforms. **IEEE Transactions on Power Delivery**. 21(1): 533-535.

Battiti, R., and Colla, A. M. (1994). Democrecy in neural nets: voting schemes for classification. **Neural Network**. 7(4): 691-707.

Bollen, M. H. J. (2000). **Understanding power quality problems: Voltage sags and interruptions**. New York: IEEE Press.

Brito, N. S. D., Souza, B. A., and Pires, F. A. C. (1998). Daubechies wavelets in quality of electrical power. In **Proceedings of the 8th International Conference on Harmonics and Quality of Power** (pp. 511-515). Athens, Greece.

Burrus, C. S., Gopinath, R. A., and Guo, H. (1998). **Introduction to wavelets and wavelet transforms: A primer**. New Jersey: Prentice-Hall .

Chilukuri, M. V., and Dash, P. K. (2004). Muliresolution S-transform - based fuzzy recognition system for power quality events. **IEEE Transactions on Power Delivery**. 19(1): 323-330.

Chui, C. K., and Lian, J-A., (1996). A study of orthonormal multi-wavelets. **Applied Numerical Mathematics**. 20: 273-298.

Dash, P. K., Panigrahi, B. K., and Panda, G. (2003). Power quality analysis using S-tranform. **IEEE Transactions on Power Delivery**. 18(2): 406-411.

Daubechies, I. (2006). **Ten lectures on wavelets** (9th ed.). Pennsylvania: SIAM.

Donovan, G., Geromino, J. S., Hardin, D. P., and Massopust, P. R. (1996). Construction of orthogonal wavelets using fraction interpolation functions. **SIAM J. Math. Anal**. 27: 1158-1192.

Dugan, R. C., McGranaghan, M. F., Santoso, S., and Beaty, H. W. (2002). **Electrical power systems quality** (2nd ed.). New York: McGraw-Hill.

Elmitwally, A., Farghal, S., Kandil, M., Abdelkader, S., and Elkateb, M. (2001). Proposed wavelet-neurofuzzy combined system for power quality violations detection and diagnosis. **IEE Proceedings - Generation, Transmission and Distribution**. 148(1): 15-20.

Fausett, L. (1994). **Fundamental of neural networks**. New Jersey: Prentice-Hall.

Flores, R. A. (2002). State of art in the classification of power quality events, an overview. In **Proceedings of the 10th International Conference on Harmonics and Quality of Power** (pp. 17-20). Rio de Janeiro, Brazil.

Gaing, Z-L. (2004). Wavelet-based neural network for power disturbance recognition and classification. **IEEE Transactions on Power Delivery**. 19(4): 1560-1568.

Gaouda, A. M., Kanoun, S. H., and Salama, M. M. A. (2001). On-line disturbance classification using nearest neighbor rule. **Electric Power Systems Research**. 57(1). 1-8.

Gaouda, A. M., Kanoun, S. H., Salama, M. M. A., and Chikhanani, A. Y. (2002). Wavelet – based signal processing for disturbance classification and measurement. **IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution**. 149(3): 310-318.

Gaouda, A. M., Salama, M. M. A., Sultan, M. R., and Chikhani, A.Y. (1999). Power quality detection and classification using wavelet-multiresolution signal decomposition. **IEEE Transactions on Power Delivery.** 14(4): 1469-1476.

Gargoom, A. M., Ertugrul, N., and Soong, W. L. (2007). Investigation of effective automatic recognition systems of power quality events. **IEEE Transactions on Power Delivery**. 22(4): 2319-2326.

Gerek, O. N., and Ece, D. G. (2004). 2-D analysis and compression of power quality event data. **IEEE Transactions on Power Delivery**. 19(2): 791-798.

Ghartemani, M. K., and Iravani, M. R. (2002). A novel system for measurement of power system parameters and signals. In **Proceedings of the 45th IEEE International Midwest Symposium on Circuits and Systems** (pp. 13-16). Oklahoma, USA.

Greenwood, A. (1991). **Electrical transients in power system** (2nd ed.). New York: Wiley-Interscience.

Hagan, M.T., Demuth, H. B., and Beale, M. (1996). **Neural network design**. Boston: PWS Publishing Company.

Hamid, E. Y., Kawasaki, Z.-I., and Mardiana, R. (2001). Wavelet packet transform for RMS and power measurements. In **Proceedings of the 2001 IEEE Power Engineering Society Summer Meeting** (pp. 1243-1245). Vancouver, Canada.

Heydt, G. T., et al. (1999). Applications of the windowed FFT to electric power quality assessment. **IEEE Transactions on Power Delivery.** 14(4): 1411-1416.

Hong, Y-Y., and Wang, C-W. (2005). Switching detection /classification using discrete wavelet Transform and self-organizing mapping network. **IEEE Transactions on Power Delivery.** 20(2): 1662-1668.

Hsiao, Y-T., Chuang, C-L., and Jiang, J-A. (2005). Recognition of power quality events using wavelet - based dynamic structural neural networks. In **Proceedings of the IEEE International Symposium on Circuits and Systems** (pp. 3885-3888). Kobe, Japan.

Huang, S-J., Hsieh, C. T., and Huang, C-L. (1998). Application of wavelet to classify power system disturbances. **Electric Power Systems Research**. 47(2): 87-93.

Huang, S-J., Hsieh, C-T., and Huang, C-L. (1999). Application of morlet wavelets to supervisepower system disturbances. **IEEE Transactions on Power Delivery.** 14(1): 235-243.

Huang, S-J., and Hsieh, C-T. (2000). Application of continuous wavelet transform for study of voltage flicker-generated signals. **IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems**. 36(3): 925-932.

Huang, S-J., and Hsieh, C-T. (2002). Coiflet wavelet transform applied to inspect power system disturbance-Generated signals. **IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems**. 38(1): 204-210.

IEEE Std 1159-1995. (1995). **IEEE recommended practice for monitoring electric power quality**.

Janik, P., and Lobos, T. (2006). Automated classification of power quality disturbances using SVM and RBF networks. **IEEE Transactions on Power Delivery**. 21(3): 1663-1669.

Jurado, F., Acero, N., and Ogayar, B. (2002). Application of signal processing tools for power quality analysis. In **Proceedings of the Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering** (pp. 82-87). Manitoba, Canada.

Jurado, F., and Saenz, J.R. (2002). Comparison between discrete STFT and wavelets for the analysis of power quality events. **Electric Power Systems Research**. 62(1). 183-190.

Kaewarsa, S., and Attakitmongcol, K. (2006). Wavelet-based neural network for power quality disturbance recognition and classification. **Australian Journal of Electrical & Electronics Engineering**. 3(1): pp. 67-76.

Karimi, M., Mokhtari, H., and Iravani, M. R. (2000). Wavelet based on - line disturbance detection for power quality applications. **IEEE Transactions on Power Delivery**. 15(4): 1212-1220.

Katagiri, S., and Lee, C-H. (1993). A new hybrid algorithm for speech recognition based on HMM segmentation and learning vector quantization. **IEEE Transactions on Speech and Audio Processing**. 1(4): 421-430.

Keinert, F. (2004). **Wavelets and multiwavelets**. Florida: CRC Press.

Kennedy, B. W. (2000). **Power quality primer**. New York: McGraw Hill.

Kusko, A., and Thompson, M. T. (2007). **Power quality in electrical systems**. New York: McGraw Hill.

Lin, C-H., and Tsao, M-C. (2005). Power quality detection with classification enhancible wavelet-probabilistic network in power system. **IEE Proceedings - Generation, Transmission and Distribution**. 152(6): 969-976.

Lobos, T., Rezmer, J., and Koglin, H-J. (2001). Analysis of power system transients using wavelets and prony method. In **Proceedings of the 2001 IEEE Porto Power Tech** (pp. 1-4). Porto, Portugal.

Melhorn, C. J., and McGranaghan, M. F. (1995). Interpretation and analysis of power quality measurements. **IEEE Transactions on Industry Applications**. 31(6): 1363-1370.

Misity, M., Misity, Y., Oppenheim, G., and Poggi, J-M. (2009). **Wavelet toolbox™ 4: User's guide**. MathWorks.

Mitra, S. K. (2002). **Digital signal processing: A computer-based approach** (2nd ed.). Singapore: McGraw-Hill.

Panda, G., Dash, P.K., Pradhan, A.K., and Meher, S. K. (2002). Data compression of power quality events using the slantlet transform. **IEEE Transactions on Power Delivery**. 17(2): 662-667.

Parameswariah, C., and Cox, M. (2002). Frequency characteristics of wavelets. **IEEE Transactions on Power Delivery**. 17(3): 800-804.

Perunicic, B., Mallini, M., Wang, Z., and Lin, Y. (1998). Power quality disturbance detection and Classification using wavelets and artificial neural network. In **Proceedings of the 8th International Conference on Harmonics and Quality of Power** (pp. 771-82). Athens, Greece.

Pham, V. L., and Wong, K. P. (1999). Wavelet-transform-based algorithm for harmonic analysis of power system waveforms. **IEE Proceedings - Generation, Transmission and Distribution**. 146(3): 249-254.

Pillay, P., and Bhattacharjee, A. (1996). Application of wavelets to model short-term power system disturbances. **IEEE Transactions on Power Systems**. 11(4) : 2031-2037.

Poisson, O., Rioual, P., and Meunier, M. (1999). New signal processing tools applied to power quality analysis. **IEEE Transactions on Power Delivery.** 14(2): 561-566.

Poisson, O., Rioual, P., and Meunier, M. (2000). Detection and measurement of power quality disturbances using wavelet. **IEEE Transactions on Power Delivery**. 15(3): 1039-1044.

Pranigrahi, B. K., and Pandi, V. R. (2009). Optimal feature selection for classification of power quality disturbances using wavelet packet-based fuzzy k-nearest neighbour algorithm. **IET Generation, Transmission & Distribution**. 3(3): 296-306.

Ribeiro, M.V., Deckmann, S. M., Romano, J. M.T. (2003). Adaptive filtering, wavelet and lapped transforms for power quality problem detection and identification. In **Proceedings of the 2003 IEEE International Symposium on Industrial Electronics** (pp. 301-306). Rio de Janeiro, Brazil.

Santoso, S., Grady, W. M., Powers, E. J., Lamoree, J. and Bhatt, S. C. (2000). Characterization of distribution power quality events with Fourier and wavelet transforms. **IEEE Transactions on Power Delivery**. 15(1): 247-254.

Santoso, S., Grady, W. M., Powers, E. J., Grady, W. M., and Parsons, A. C. (2000). Power qualitydisturbance waveform recognition using wavelet-based neural classifier - part 2 : Application. **IEEE Transactions on Power Delivery**. 15(1): 229-235.

Santoso, S., Lamoree, J.D., and McGranaghan, M. F. (2001). Signature analysis to track capacitorswitching performance. In **Proceedings of the 2001 IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition** (pp. 259-263). Atlanta, USA.

Santoso, S., Powers, E. J., Grady, W. M., and Hofmann, P. (1996). Power quality assessment via wavelet transform analysis. **IEEE Transactions on Power Delivery**. 11(2): 924-930.

Shen, L., Tan, H. H., and Tham, J. Y. (2000). Symmetric - antisymmetric orthonormal multiwavelets and related scalar wavelet. **Applied and Computational Harmonic Analysis**. 8: 258-279.

Song, Y. H., Xuan, Q. Y., and Johns, A. T. (1996). Comparison studies of five neural network based fault classifiers for complex transmission lines. In **Proceedings of the Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering** (pp. 745-749). Alberta, Canada.

Strela, V., Heller, P. N., Strang, G., Topiwala, P., and Heil, C. (1999). Application of multi-wavelet filterbanks to image processing. **IEEE Transactions on Image Processing**. 8(4): 548-563.

Styvaktakis, E., Bollen, M. H. J., and Gu, I. Y. H. (2002). Automatic Classification of power system events using RMS voltage measurements. In **Proceedings of the 2002 IEEE Power Engineering Society Summer Meeting** (pp. 824-829). Chicago, USA.

Styvaktakis, E., Bollen, M. H. J., and Gu, I. Y. H. (2002). Expert system for classification and analysis of power system events. **IEEE Transactions on Power Delivery**. 17(2): 423-428.

Yang, H-T., and Liao, C-C. (2001). A de-noising scheme for enhancing wavelet-based power quality monitoring. **IEEE Transactions on Power Delivery**. 16(3): 353-360.

Yuan, J., Kong, Y., and Zhang, T. (2009). Identifying power quality disturbances in real time using incremental wavelet decomposition and least square support vector machine. In **Proceedings of the 2009 Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference** (pp. 1-4). Wuhan, China.

Zhang, H., Liu, P., and Malik, O. P. (2003). Detection and classification of power quality disturbance in noisy conditions. **IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution**. 150(5): 567-572.

Zhao, F., and Yang, R. (2007). Power quality disturbance recognition using S-transform. **IEEE Transactions on Power Delivery**. 22(2): 944-950.

Zheng, T., Makram, E. B., and Girgis, A.A. (1999). Power system transient and harmonic studies using wavelet transform. **IEEE Transactions on Power Delivery**. 14(4): 1461-1468.

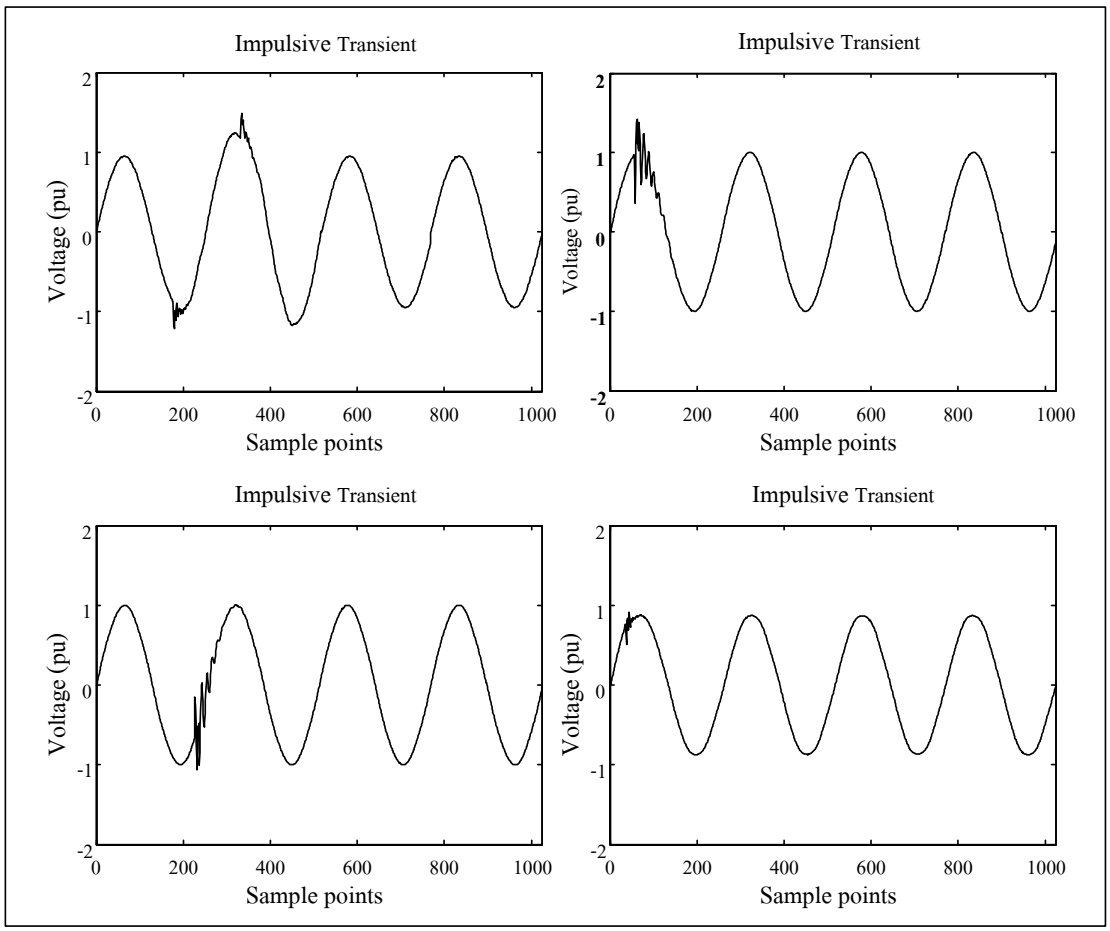
Zhu, T. X., Tso, S. K., and Lo, K. L. (2004). Wavelet-based fuzzy reasoning approach to power quality disturbance recognition. **IEEE Transactions on Power Delivery**. 19(4): 1928-1935.

ภาคผนวก ก

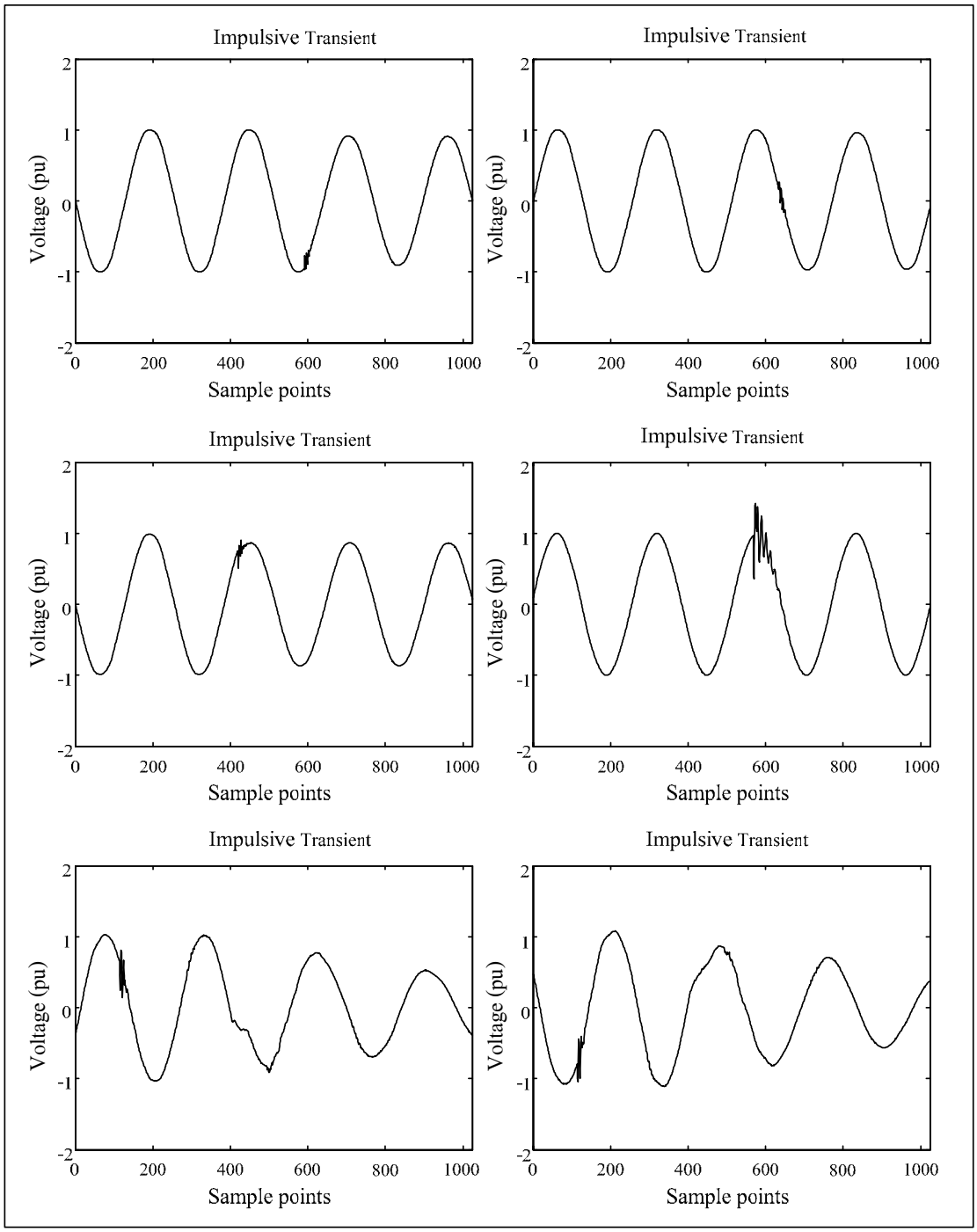
รูปคลื่นสัญญาณการรบกวนกำลังไฟฟ้าจริงที่ใช้ในการทดสอบ

ก.1 สัญญาณการรบกวนกำลังไฟฟ้าจริงที่ใช้ในการทดสอบ

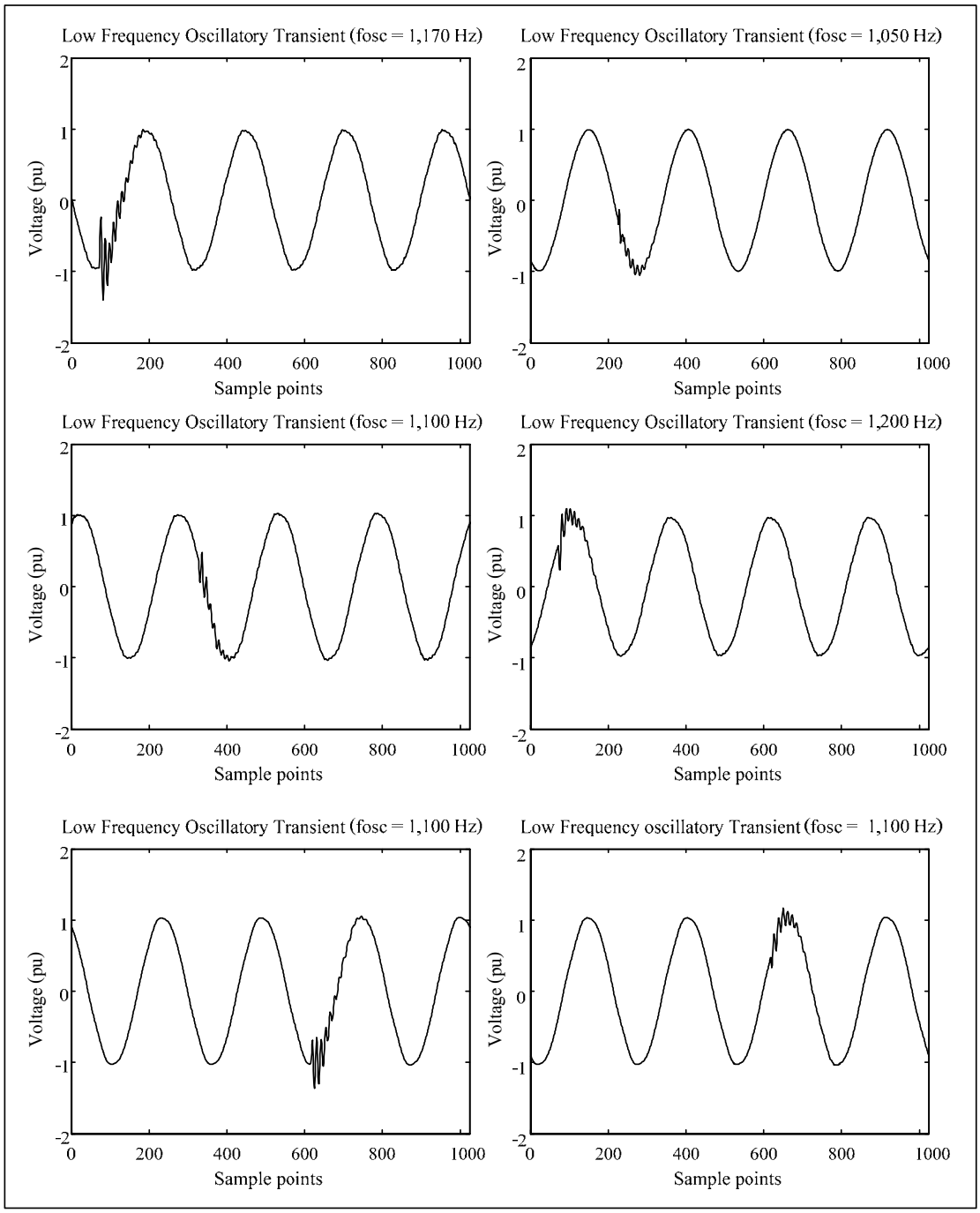
สัญญาณการรบกวนกำลังไฟฟ้าในภาวะชั่วครู่ที่ใช้ในการทดสอบ เป็นข้อมูลที่ได้จากการตรวจวัดของบริษัท เพาเวอร์ควอลิตี้ (ประเทศไทย) จำกัด และห้องปฏิบัติการ Power Standards Lab. ประเทศสหรัฐอเมริกา ประกอบด้วย อิมพัลส์ การแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ และการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง แสดงดังรูปที่ ก. 1 – ก. 7



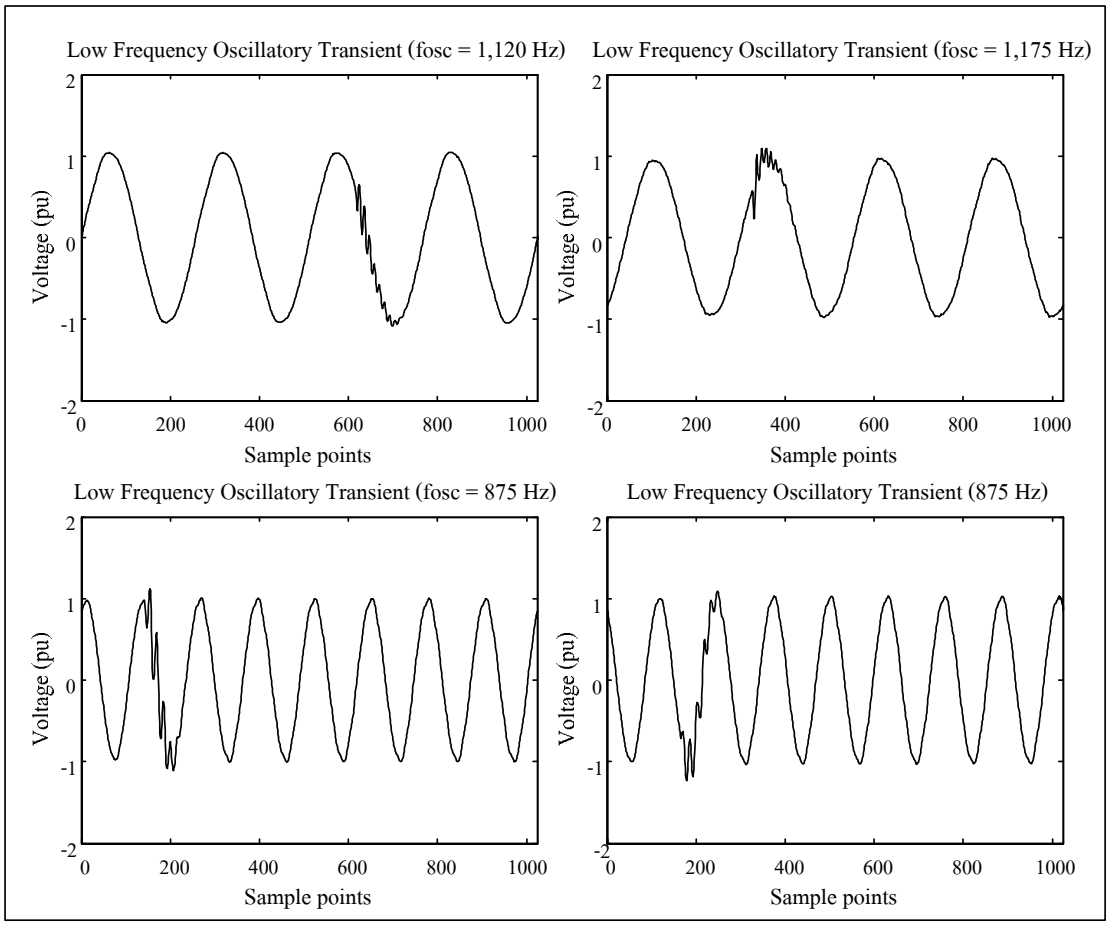
รูปที่ ก. 1 สัญญาณอิมพัลส์



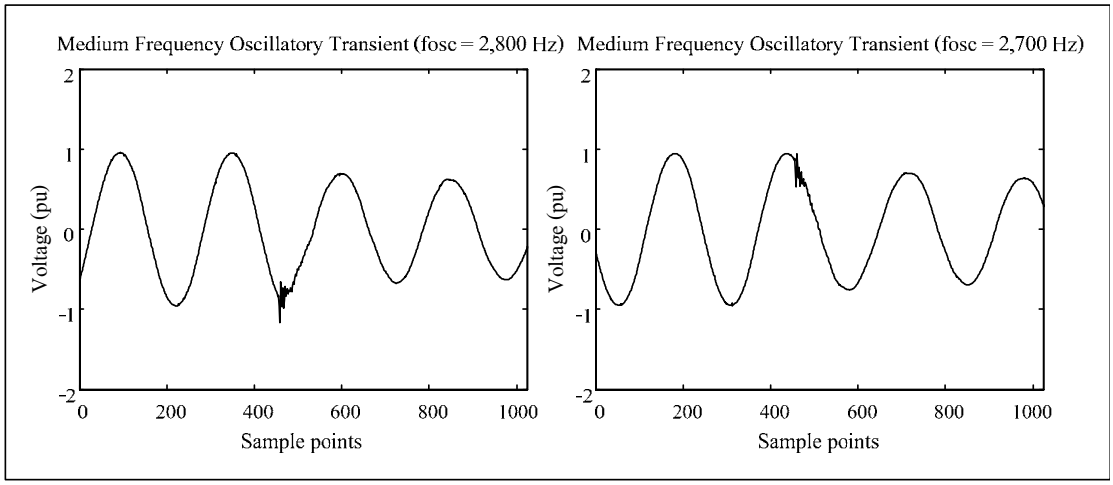
รูปที่ ก. 2 สัญญาณอิมพัลส์ (ต่อ)



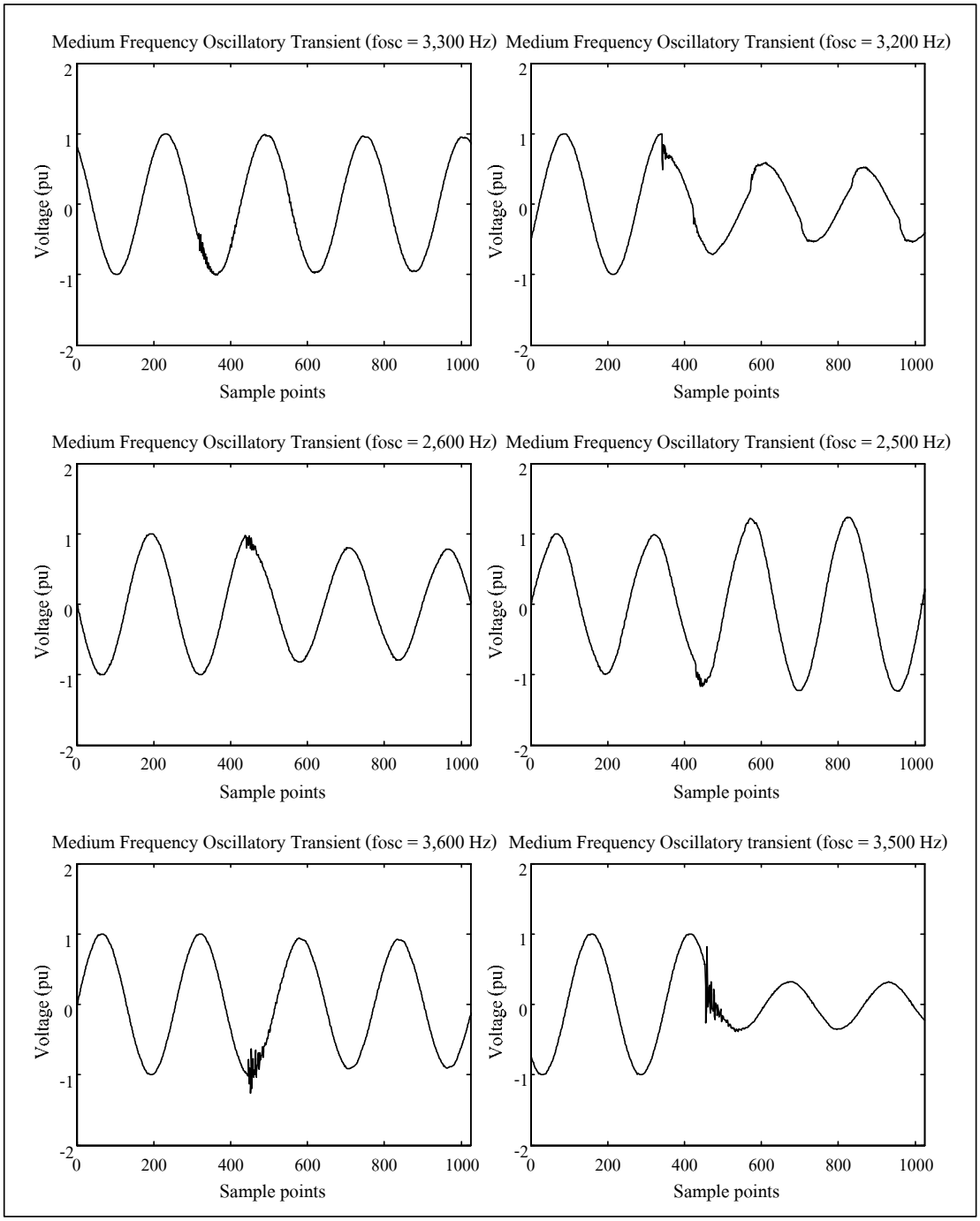
รูปที่ ก. 3 สัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ



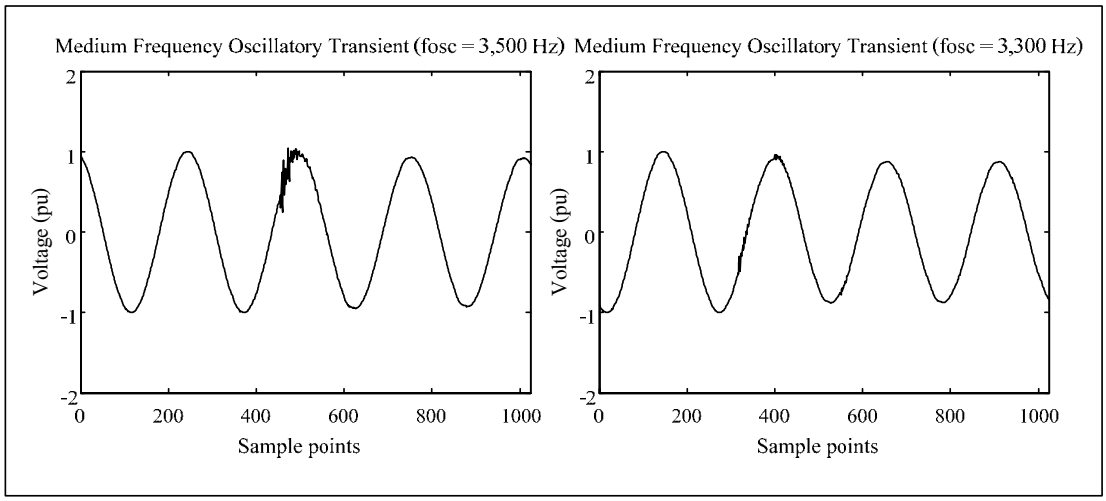
รูปที่ ก. 4 สัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ต่ำ (ต่อ)



รูปที่ ก. 5 สัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง



รูปที่ ก. 6 สัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง (ต่อ)



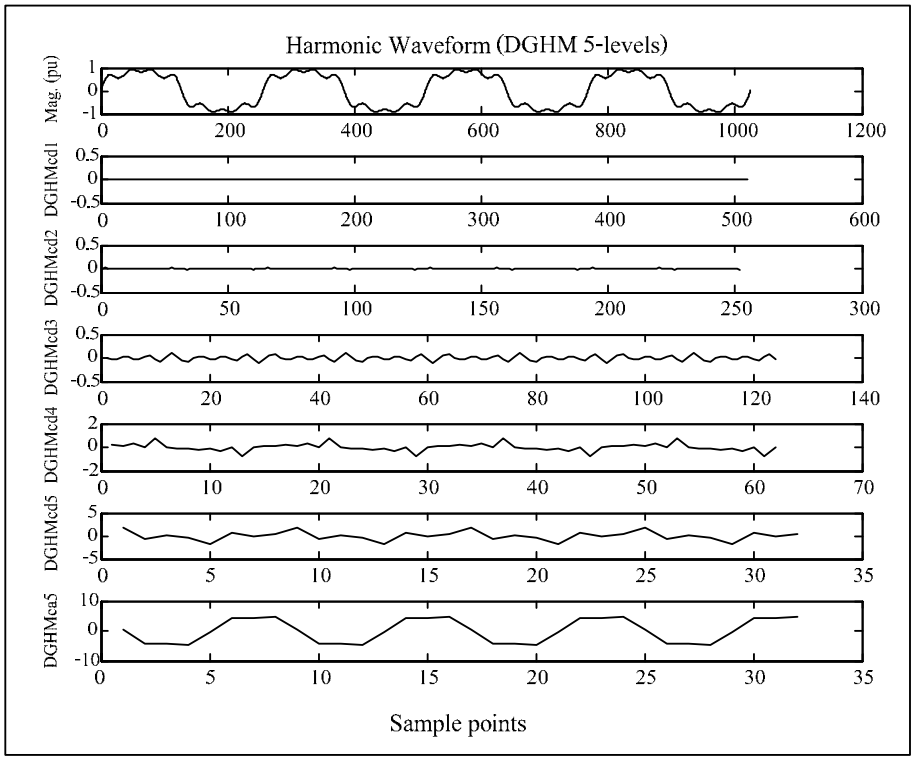
รูปที่ ก. 7 สัญญาณการแกว่งกวัดที่ความถี่ปานกลาง (ต่อ)

ภาคผนวก ข

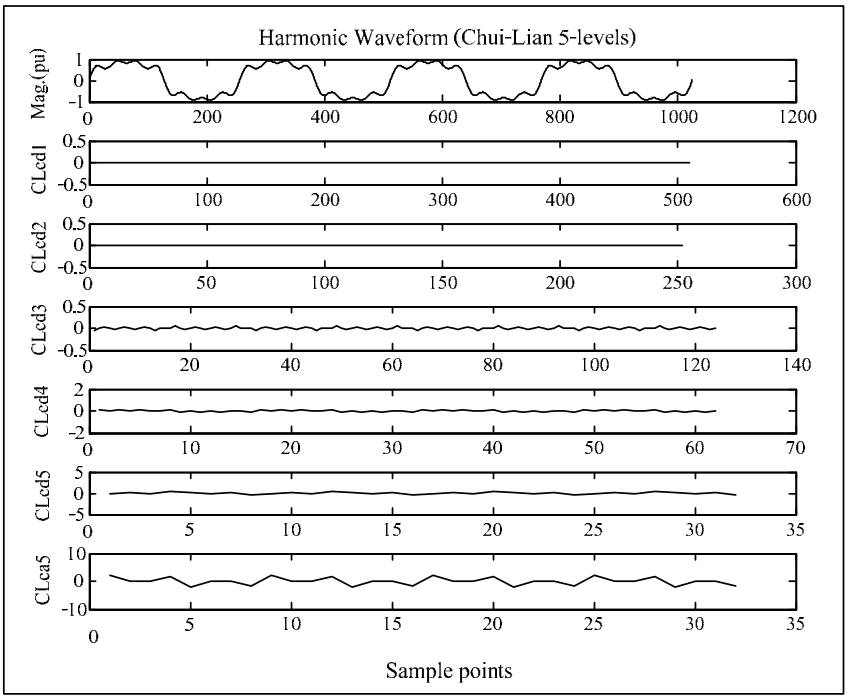
การจำแนกปัญหาฮาร์มอนิกโดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต

ข.1 การจำแนกปัญหาฮาร์มอนิกโดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต

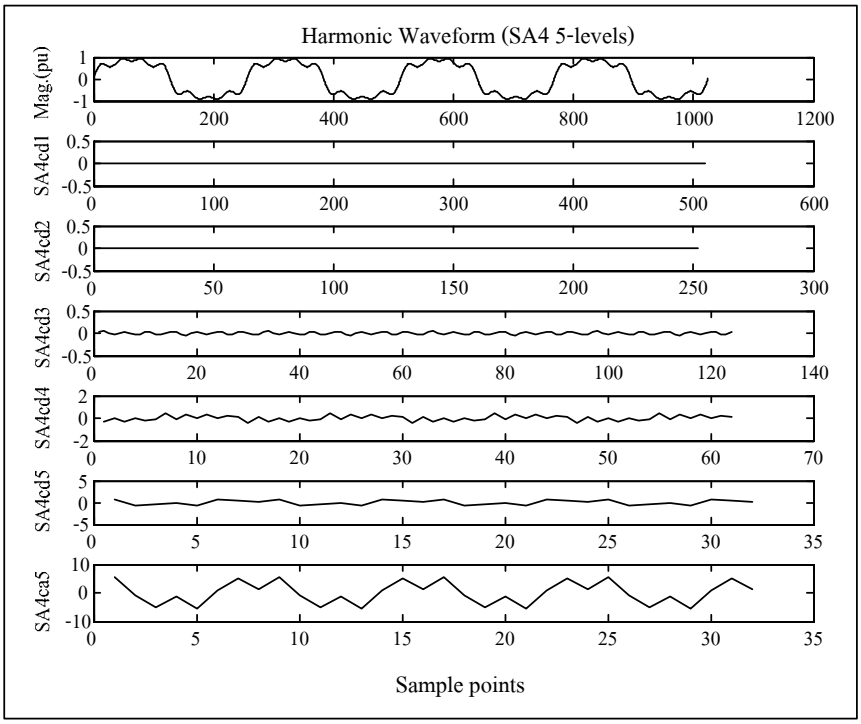
ในงานวิจัยนี้ได้ประยุกต์ใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM Chui-Lian SA4 และการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 เพื่อตรวจจับและจำแนกปัญหาฮาร์มอนิก ซึ่งเป็นปัญหาคุณภาพกำลังไฟฟ้าที่มีผลกระทบต่ออุปกรณ์และระบบไฟฟ้า สัญญาณฮาร์มอนิกมีลักษณะเป็นสัญญาณนิ่ง ดังนั้นในการตรวจจับสัญญาณฮาร์มอนิกโดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ต และเวฟเล็ตจึงไม่สามารถตรวจจับและวิเคราะห์ตำแหน่งการเกิดฮาร์มอนิกด้วยสายตาได้ แต่การแปลงมัลติเวฟเล็ตและเวฟเล็ตสามารถสกัดจุดเด่นของสัญญาณโดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณ ซึ่งอยู่ในรูปของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (S.D.) เพื่อเป็นอินพุตในการจำแนกโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม ดังนั้นเมื่อใช้วิธีการวิเคราะห์หลายระดับความละเอียด เพื่อหาสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณ เป็น 5 ระดับ ทำให้ได้สัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณในส่วนรายละเอียดของแต่ละวิธีการแปลงสัญญาณ แสดงดังรูปที่ ข. 1 – ข. 4



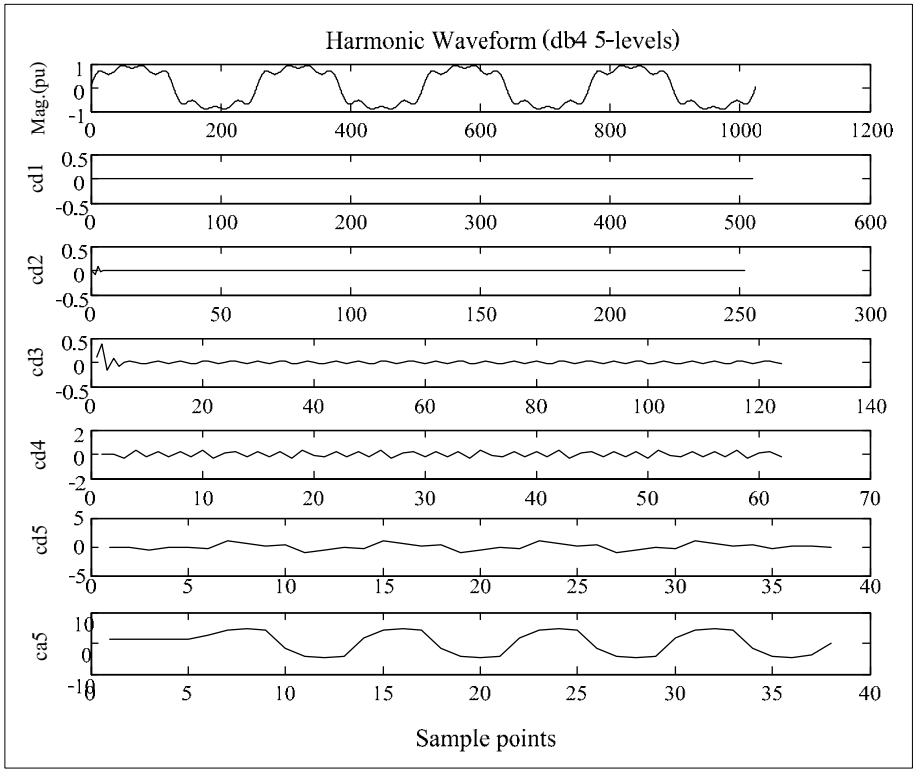
รูปที่ ข. 1 การตรวจจับสัญญาณฮาร์มอนิกส์โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM



รูปที่ ข. 2 การตรวจจับสัญญาณฮาร์มอนิกส์โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian

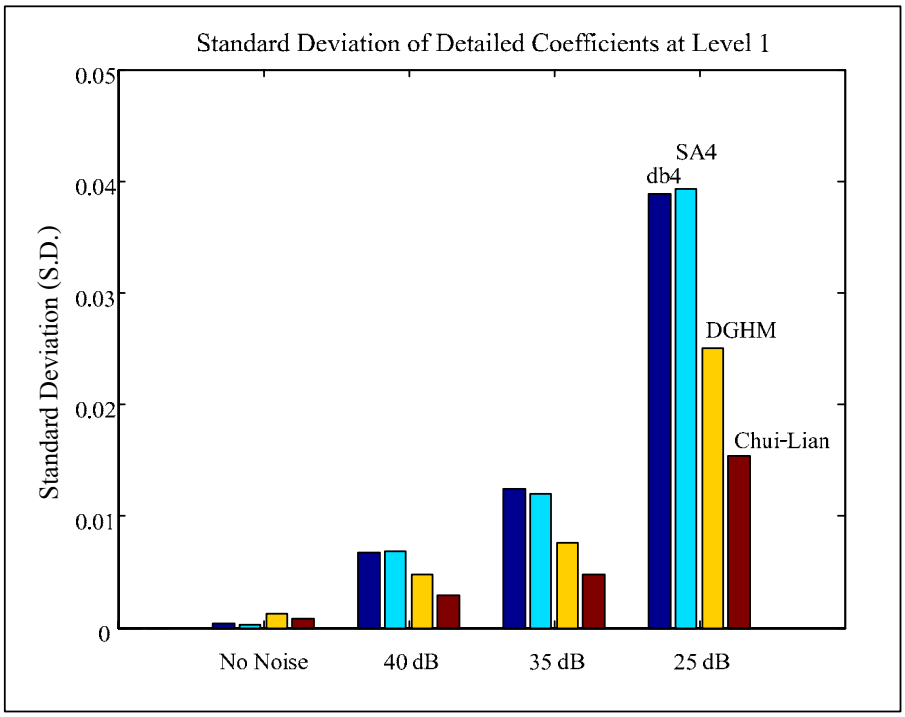


รูปที่ ข. 3 การตรวจจับสัญญาณฮาร์มอนิกส์โดยใช้การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ SA4

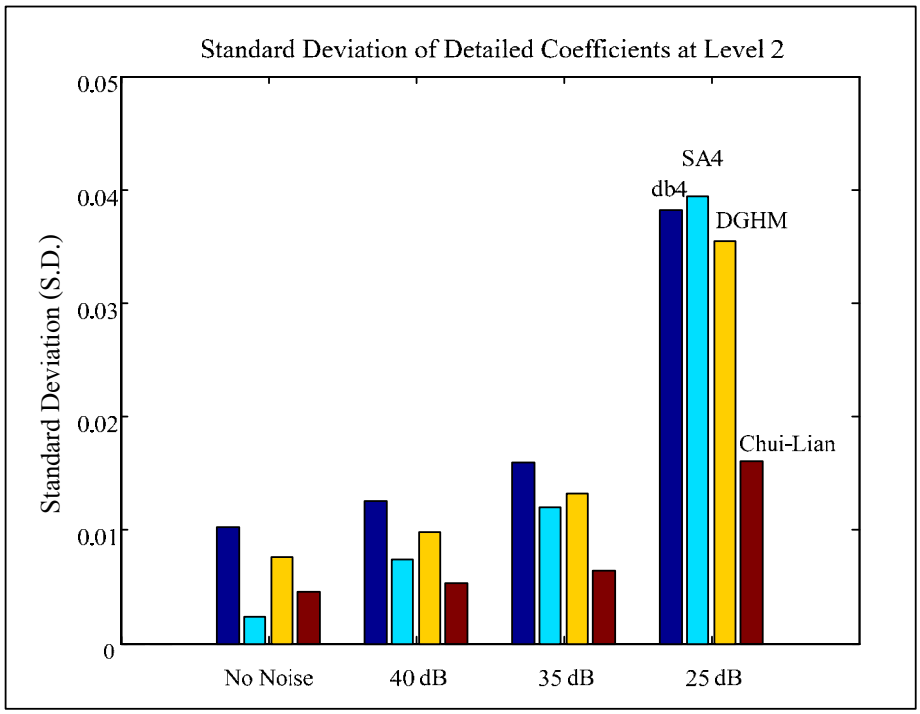


รูปที่ ข. 4 การตรวจจับสัญญาณฮาร์มอนิกส์โดยใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบ db4

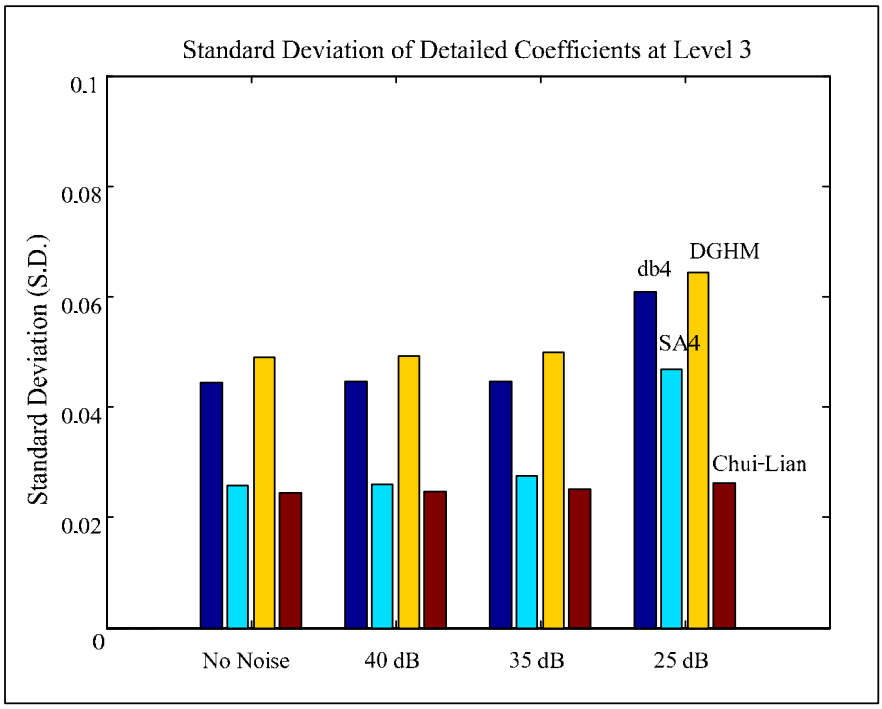
จากรูปที่ ข. 1 – ข. 4 พบว่า การแปลงมัลติเวฟเล็ตและการแปลงเวฟเล็ตไม่สามารถตรวจจับการเกิดฮาร์มอนิกซึ่งมีลักษณะเป็นสัญญาณนิ่งได้ แต่สามารถสกัดจุดเด่นของสัญญาณในรูปค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณ และเมื่อวิเคราะห์ฮาร์มอนิกในสภาวะมีสัญญาณรบกวนที่ระดับ SNR เท่ากับ 40 35 และ 25 dB จะทำให้ทราบเกี่ยวกับการเปลี่ยนแปลงของค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณแต่ละระดับดังแสดงในรูปที่ ข. 5-ข. 8



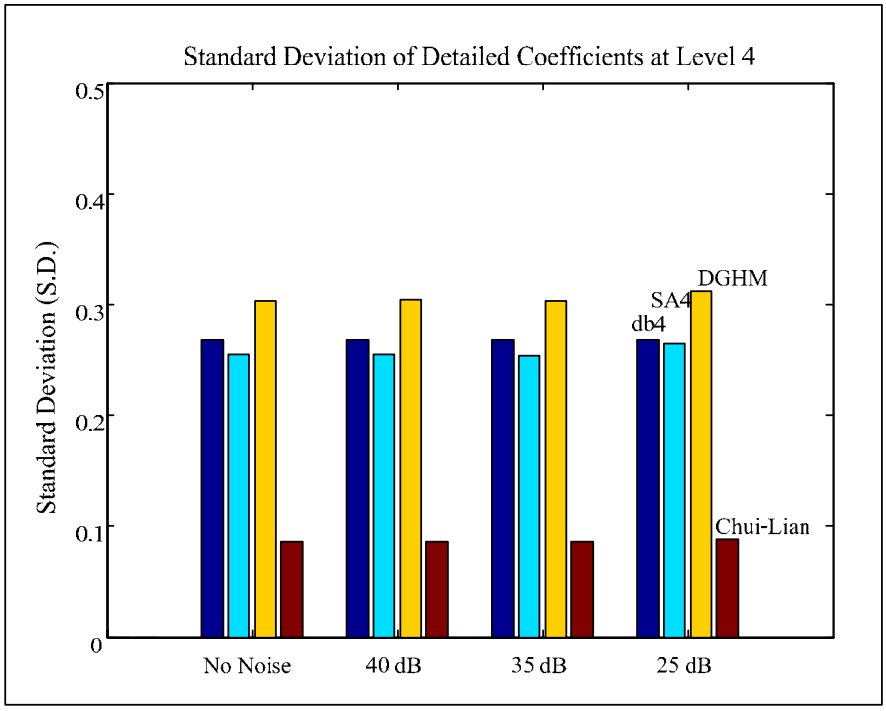
รูปที่ ข. 5 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณฮาร์มอนิก ที่ระดับ 1



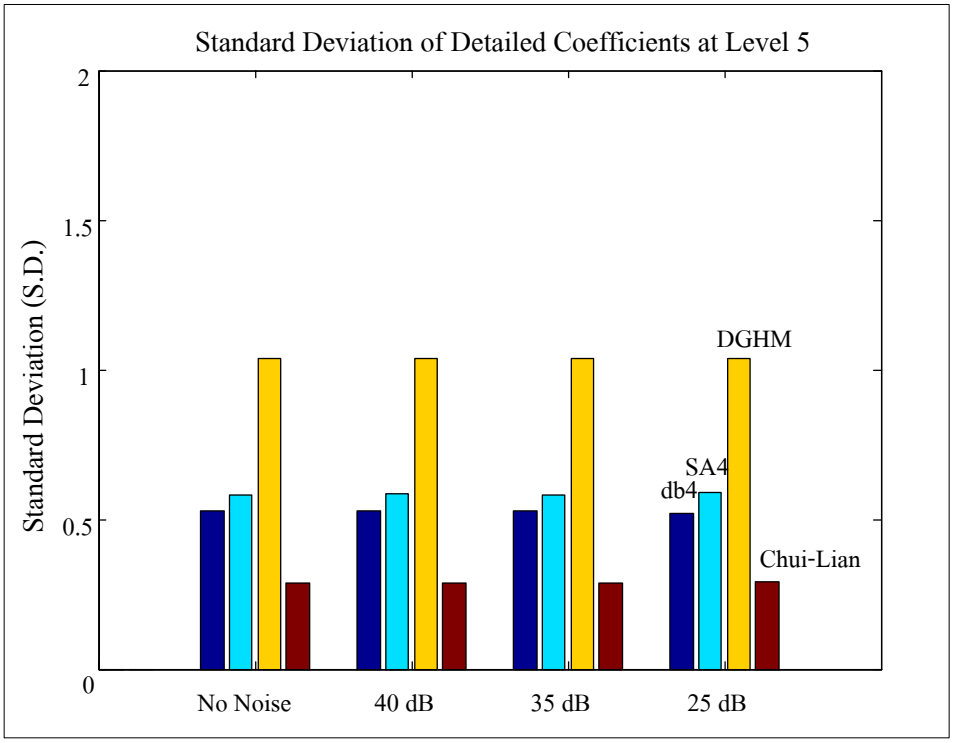
รูปที่ ข. 6 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณฮาร์มอนิก ที่ระดับ 2



รูปที่ ข. 7 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณฮาร์มอนิก ที่ระดับ 3



รูปที่ ข. 8 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณฮาร์มอนิก ที่ระดับ 4



รูปที่ ข. 9 กราฟค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณฮาร์มอนิก ที่ระดับ 5

พิจารณารูปที่ ข. 5 – ข. 7 พบว่า เมื่อมีสัญญาณรบกวนจะทำให้ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณมีการกระจายมากขึ้น โดยการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ SA4 และการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 จะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเปลี่ยนแปลงมากที่สุด เมื่อเปรียบเทียบกับสภาวะไม่มีสัญญาณรบกวน ส่วนการแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ Chui-Lian จะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเปลี่ยนแปลงน้อยที่สุด รองลงมาคือ แบบ DGHM ซึ่งหมายความว่า เมื่อข้อมูลอินพุตของเครือข่ายประสาทเทียมมีการเปลี่ยนแปลงน้อย ก็จะส่งผลทำให้ความผิดพลาดในการจำแนกสัญญาณเมื่อมีสภาวะสัญญาณรบกวนมีค่าลดลง เมื่อพิจารณารูปที่ ข. 8 – ข. 9 พบว่า ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของสัมประสิทธิ์การแปลงสัญญาณโดยใช้มัลติเวฟเล็ต และเวฟเล็ตมีการเปลี่ยนแปลงน้อย ดังนั้นความผิดพลาดในการจำแนกสัญญาณฮาร์มอนิกจะมีค่าลดลง ซึ่งสอดคล้องกับผลการทดลองในรูปที่ 6.14 ซึ่งพบว่า การแปลงมัลติเวฟเล็ตแบบ DGHM มีความแม่นยำในการจำแนกฮาร์มอนิกได้อย่างถูกต้องทั้งในสภาวะไม่มี และมีสัญญาณรบกวน เช่นเดียวกับแบบ SA4 ส่วนแบบ Chui-Lian และการแปลงเวฟเล็ตแบบ db4 จะมีความแม่นยำในการจำแนกลดลงเมื่อเกิดสภาวะสัญญาณรบกวน ดังนั้นการแปลงมัลติเวฟเล็ตจึงเป็นวิธีการที่สามารถประยุกต์ใช้ในการจำแนกปัญหาฮาร์มอนิกได้

ภาคผนวก ค

การเผยแพร่ผลงานวิจัยในขณะศึกษา

รายชื่อบทความวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์ในวารสารวิชาการระดับนานาชาติ

1) Kaewarsa, S. Attakitmongcol, K. and Kulworawanichpong, T. (2008). Recognition of power quality events by using multiwavelet – based neural networks. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Vol. 30, No. 4, pp. 254-260, (2008 Impact factor = 0.714)

2) Kaewarsa, S. and Attakitmongcol, K. (2006). Wavelet-based intelligent system for recognition of power quality disturbance signals. Lecture Notes in Computer Science, Springer-Verlag Heidelberg, Germany, Vol. 3972, pp. 1378-1385, (2005 Impact factor = 0.402)

3) Kaewarsa, S. and Attakitmongcol, K. (2006). Wavelet-based neural network for power quality disturbance recognition and classification," Australian Journal of Electrical & Electronics Engineering, Vol. 3, No. 1, pp. 67-76, (INSPEC)

รายชื่อบทความวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์ในการประชุมวิชาการระดับนานาชาติ

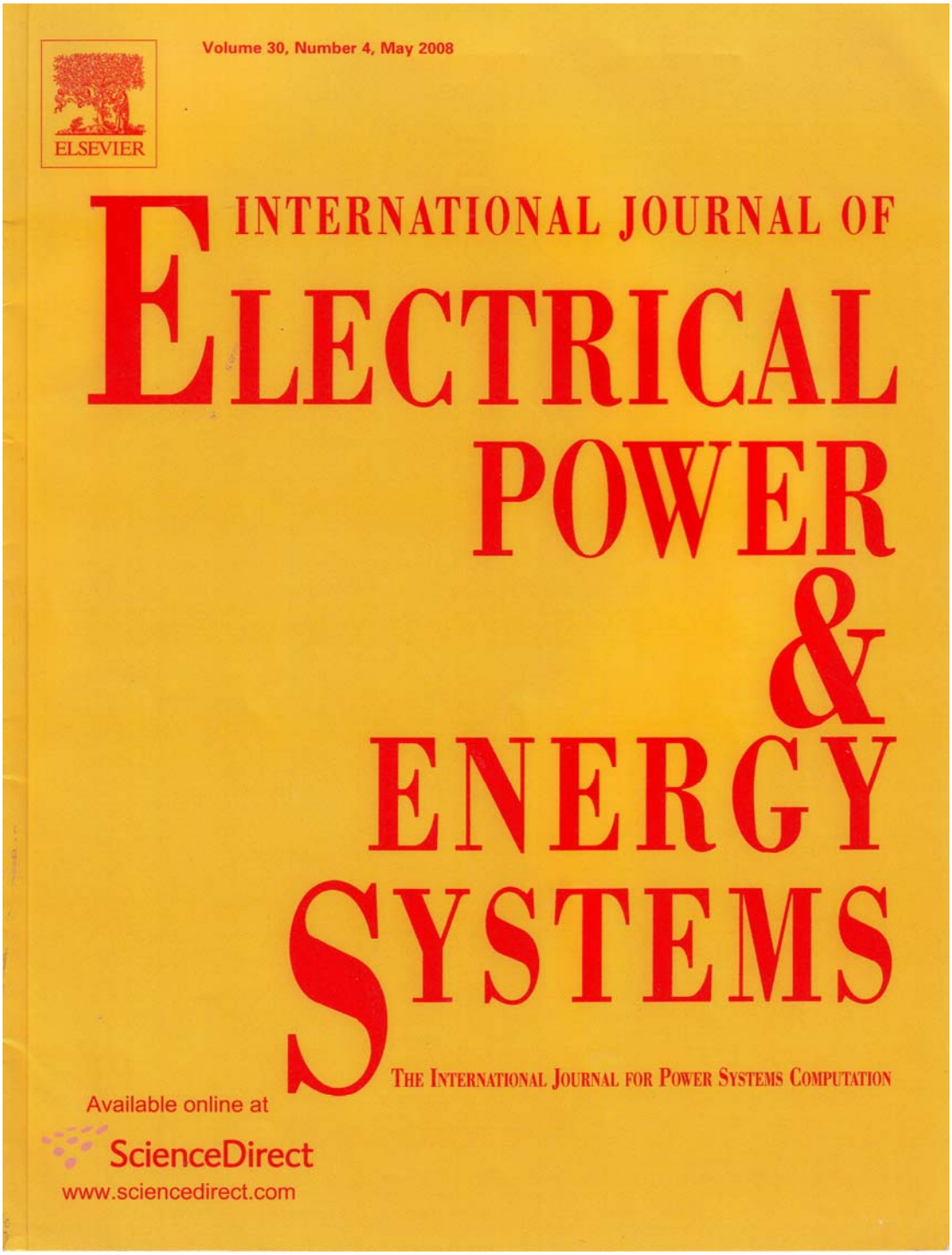
1) Kaewarsa, S. Attakitmongcol, K. and Kulworawanichpong, T. (2007). Recognition of power quality events by using multiwavelet – based neural networks. Proceedings of the 6th IEEE/ACIS International Conference on Computer and Information Science, 11-13 July, Melbourne, Australia, Vol. 1, pp. 993-998.

2) Kaewarsa, S. and Attakitmongcol, K. (2005). Wavelet – based neural network approach to power quality disturbance recognition. Proceedings of the 7th IEEE International Power Engineering Conference, 29 November – 2 December, Singapore, Vol. 1, pp. 1-6.

3) Kaewarsa, S. and Attakitmongcol, K. (2005). Diagnostic of power quality disturbance using Wavelet-Based Neural Networks. Proceedings of the IASTED International Conference on Energy and Power Systems, 18 - 20 April, Krabi, Thailand, Vol. 1, pp. 245-250.

ภาคผนวก ง

บทความวิจัยเผยแพร่วารสารระดับนานาชาติในฐานข้อมูล ISI


ELSEVIER
Volume 30, Number 4, May 2008
INTERNATIONAL JOURNAL OF
ELECTRICAL
POWER
&
ENERGY
SYSTEMS
THE INTERNATIONAL JOURNAL FOR POWER SYSTEMS COMPUTATION
Available online at
ScienceDirect
www.sciencedirect.com

Available online at www.sciencedirect.com
ScienceDirect
Electrical Power and Energy Systems 30 (2008) 254–260
ELECTRICAL POWER & ENERGY SYSTEMS
www.elsevier.com/locate/ijepes

Recognition of power quality events by using multiwavelet-based neural networks

Suriya Kaewarsa *, Kitti Attakitmongcol, Thanatchai Kulworawanichpong

School of Electrical Engineering, Suranaree University of Technology, 111 University Avenue, Muang District, Nakhon Ratchasima 30000, Thailand

Received 3 October 2006; received in revised form 21 June 2007; accepted 20 July 2007

Abstract

Recognition of power quality events by analyzing the voltage and current waveform disturbances is a very important task for the power system monitoring. This paper presents a novel approach for the recognition of power quality disturbances using multiwavelet transform and neural networks. The proposed method employs the multiwavelet transform using multiresolution signal decomposition techniques working together with multiple neural networks using a learning vector quantization network as a powerful classifier. Various transient events are tested, such as voltage sag, swell, interruption, notching, impulsive transient, and harmonic distortion show that the classifier can detect and classify different power quality signal types efficiency.
© 2007 Elsevier Ltd. All rights reserved.

Keywords: Power quality; Multiwavelet transform; Artificial neural network; Pattern recognition; Learning vector quantization; Voting scheme

1. Introduction

Power quality has become an important issue in power systems nowadays. The demand for clean power has been increasing in the past several years. The reason is mainly due to the increased use of microelectronic processors in various types of equipment, such as computer terminals, programmable logic controller, diagnostic systems, etc. Most of these devices are quite susceptible to disturbances of the incoming alternating voltage waveform. Poor power quality (PQ) may cause many problems for affected loads, such as malfunction, instabilities, short lifetime, and so on. Poor power quality is normally caused by power-line disturbances, such as impulses, notches, momentary interruptions, waveshape faults, voltage swell/sag, harmonic distortion, and flicker, resulting in failure of end-use equipment. In order to improve power quality, the sources and causes of such disturbances must be known before appropriate mitigating actions can be taken. A feasible approach to achieve this goal is to incorporate detection capabilities into monitoring equipment so that events of interest will be recognized, captured, and classified automatically. Thus, good performance monitoring equipment must have functions which involve the detection, localization, and classification of transient events. To monitor electrical power quality disturbances, short time discrete Fourier transform (STFT) is most often used. But for non-stationary signals, the STFT does not track the signal dynamics properly due to the limitations of a fixed window width chosen a priori. Thus, STFT cannot be used successfully to analyze transient signals comprising both high and low frequency components. On the other hand, the discrete wavelet transform and multiresolution analysis provides a short window for high frequencies components and long window for low frequency components, thus closely monitoring the characteristics of non-stationary signals. These characteristics of the wavelet transform provide an automated detection, localization, and classification of power quality disturbances [1].

Gaouda et al. [2] proposed to extract the squared wavelet transform coefficients at each scale as inputs to the neural

* Corresponding author. Tel.: +66 0 7234 7853; fax: +66 0 4273 4723.
E-mail address: suriya_ka@hotmail.com (S. Kaewarsa).

0142-0615/$ - see front matter © 2007 Elsevier Ltd. All rights reserved.
doi:10.1016/j.ijepes.2007.07.003

Nomenclature

Φ	a compactly supported orthogonal scaling vector	$H(z)$	the z transform of $h(n)$
r	the number of scalar scaling functions	$G(z)$	the z transform of $g(n)$
$\Phi(t)$	a two-scale dilation equation	x	a vector-valued sequence
$h(n)$	the dilation coefficients	$x(n)$	a scalar sequence
$g(n)$	the wavelet coefficients	S^1	the first layer
δ	the Kronecker delta	S^2	the second layer
$\langle\cdot,\cdot\rangle$	the standard inner product	n_i^1	the net input of the first layer
$(V_j)_{j\in Z}$	a multiresolution analysis of $L^2(R)$	a^1	the output of the first layer
$L^2(R)$	the space integrable functions	p	the input vector
W_j	the orthogonal complement of V_j in V_{j-1}	W,w	the weight matrices of LVQ
Z	set of integers	a^2	the final output
$\Psi(t)$	the multiwavelet function	α	the learning rate
V_0	the closed span of $\{\phi^l(\cdot - n) \mid n \in Z, l = 1,2,\ldots,r\}$	PQ	power quality
$c_0(k)$	a discrete-time original signal	STFT	short time Fourier transform
$c_1(k)$	the smoothed version of $c_0(k)$	WT	wavelet transform
$d_1(k)$	the detailed representation of $c_0(k)$	NN	neural network
$Q(z)$	the prefilter	DGHM	Donovan Geronimo Hardin and Massopust
$P(z)$	the postfilter	LVQ	learning vector quantization

networks for classifying the power quality disturbance type. Elmilwally et al. [3] used the preprocessed discrete wavelet transform coefficients as inputs to a refined neuro-fuzzy network to train and classify the power quality disturbance type. Chung et al. [4] presented a new classifier using a rule-based method and a wavelet packet-based hidden Markov model (HMM). The rule-based method is employed to classify the time-characterized feature disturbances, while the wavelet packet-based HMM is utilized to categorize the frequency-characterized feature power disturbances. Liao et al. [5] presented a fuzzy-expert system for automated detection and classification of power quality disturbances. Fourier and wavelet analysis are utilized to obtain unique features for the waveforms, while a fuzzy-expert system is designed for making a decision regarding the type of the disturbance. Abdel-Galil et al. [6] presented a new approach for the classification of power quality disturbances. The approach is based on inductive learning by using decision trees. The wavelet transform is utilized to produce representative feature vectors that can accurately capture the unique and salient characteristics of each disturbance. In the training phase, a decision tree is developed for the power disturbance. The decision tree is obtained based on the features produced by the wavelet analysis through inductive inference. During testing, the signal is recognized using the rules extracted from the decision tree. Kaewarsa et al. [7] presented a wavelet-based neural classifier integrating the discrete wavelet transform (DWT), learning vector quantization (LVQ) neural network, and decision-making scheme to become an actual power disturbance classifier. The classifier employed the DWT coefficients as input to multiple LVQ neural networks to train and perform wavelet recognition, and use the decision-making schemes to classify to power disturbance type. He et al. [8] proposed a new approach for the power quality disturbances classification based on the wavelet transform and self organizing learning array (SOLAR) system. Wavelet transform is utilized to extract feature vectors for various power quality disturbances based on the multiresolution analysis. These feature vectors then are applied to a SOLAR system for training and testing.

As seen in the above studies, the DWT has often been employed to capture the time of transient occurrence and extract frequency features of power quality disturbance. Integrating the DWT with the artificial intelligence method to become a practical power disturbance has attracted much research interest. Although wavelet multiresolution analysis combined with a large number of neural networks provides efficient classification of power quality disturbances, the time-domain featured disturbances, such as voltage swell, sag, etc. may not classified. In addition, if an important disturbance frequency component is not precisely extracted by the discrete wavelet transform, which consists of octave band-pass filters, the classification may also be limited [9].

In this paper, we used multiwavelet-based neural classifier to automatically detect, localize, and classify the transient disturbance type, for high accuracy and low usage time. The underlying approach of the proposed method is to carry out waveform recognition in the wavelet domain using multiple neural networks. A final decision about the disturbance type is made by combining the outcomes of the networks using decision-making schemes.

2. Pattern recognition for disturbance waveforms

Pattern recognition is a process of perceiving a pattern of a given object based on knowledge already possessed. Such

recognition tasks are performed in a seemingly effortless fashion by humans or animals, but they are often extremely difficult for computers or any man-made machines. Practical pattern recognition techniques find widespread uses in modern life, such as handwriting recognition, fingerprint identification, and oceanic signal identification to mention a few. Power quality disturbance waveform recognition is often troublesome because it involves a broad range of disturbance categories or classes, and therefore, the decision boundaries of disturbance features may overlap. As in most identification and classification work, the ultimate goal is to correctly label the unknown objects (i.e., signals, images, processes) according to their prescribed categories. There are two main approaches to achieve this goal, the parametric and nonparametric approaches [10]. In the pattern recognition framework, the parametric approach, known as the statistical approach, requires a good assumption of the statistical distribution of the pattern data. On the other hand, the nonparametric approach, known as the neural network approach, does not require any statistical assumption of the pattern data. This paper employs the neural network approach for recognizing power quality disturbance waveforms.

3. Multiwavelet transform

Multiwavelet transform is a new concept in the framework of wavelet transform but has some important differences. In particular, whereas wavelet has an associated one scaling function and wavelet function, multiwavelet has two or more scaling functions and wavelet functions. One of the well-known multiwavelet was constructed by Donovan, Geronimo, Hardin, and Massopust (DGHM). DGHM multiwavelet simultaneously possesses orthogonality, compact support, approximation order 2 and symmetry [11]. Next, we give a brief overview of the multiwavelet transform.

Let Φ denote a compactly supported orthogonal scaling vector $\Phi = (\phi^1, \phi^2, \ldots, \phi^r)^{\mathrm{T}}$, where r is the number of scalar scaling functions. Then $\Phi(t)$ is satisfy a two-scale dilation equation of the form

$$\Phi(t) = \sqrt{2}\sum_n h(n)\Phi(2t-n) \tag{1}$$

for some finite sequence h of $r \times r$ matrices. Furthermore, the integer shifts of the components of Φ form an orthonormal system, that is

$$\langle \phi^l(\cdot - n), \phi^{l'}(\cdot - n')\rangle = \delta_{l,l'}\delta_{n,n'}, \tag{2}$$

where δ denotes the Kronecker delta and $\langle\cdot,\cdot\rangle$ denotes the standard inner product.

Let V_0 denote the closed span of $\{\phi^l(\cdot - n) | n \in Z,\ l = 1,2,\ldots,r\}$ and define $V_j = \{f(\frac{\cdot}{2^j}) | f \in V_0\}$. Then $(V_j)_{j\in Z}$ is a multiresolution analysis of $L^2(R)$. Note that we choose the decreasing convention $V_{j+1} \subset V_j$. Let W_j denote the orthogonal complement of V_j in V_{j-1}. Then there exists an orthogonal multiwavelet $\Psi = (\psi^1, \psi^2, \ldots, \psi^r)^{\mathrm{T}}$ such that $\{\psi^l(\cdot - n) — l = 1,2,\ldots,r \text{ and } n \in Z\}$ form an orthonormal basis of W_0. Since $W_0 \subset V_{-1}$, there exists a sequence g of $r \times r$ matrices such that

$$\Psi(t) = \sqrt{2}\sum_n g(n)\Phi(2t-n). \tag{3}$$

Let $f \in V_0$, then f can be written as a linear combination of the basis in V_0, as follows:

$$f(t) = \sum_n c_0(k)^{\mathrm{T}}\Phi(t-k) \tag{4}$$

for some sequence $c_0 \in l_2(Z)^r$. Since $V_0 = V_1 \oplus W_1$, f can also be expressed as

$$f(t) = \frac{1}{\sqrt{2}}\sum_{k\in Z} c_1(k)^{\mathrm{T}}\Phi\left(\frac{t}{2}-k\right) + \frac{1}{\sqrt{2}}\sum_{k\in Z} d_1(k)^{\mathrm{T}}\psi\left(\frac{t}{2}-k\right). \tag{5}$$

The coefficients c_1 and d_1 are related to c_0 via the following decomposition and reconstruction algorithm

$$c_1(k) = \sum_n h(n)c_0(2k+n) \tag{6}$$

$$d_1(k) = \sum_n g(n)c_0(2k+n) \tag{7}$$

$$c_0(k) = \sum_n h(k-2n)^{\mathrm{T}}c_1(n) + \sum_n g(k-2n)^{\mathrm{T}}d_1(n). \tag{8}$$

Unlike scalar wavelet, even though the multiwavelet is designed to have approximation order$p$, the filter bank associated with the multiwavelet basis does not inherit this property. Furthermore, since the multiwavelets have more than one scaling function, the dilation equation becomes a dilation with matrix coefficients. Thus, in applications, one must associate a given discrete signal into a sequence of length $-r$ vectors (where r is the number of scaling functions) without losing certain properties of the underlying multiwavelet. Such a process is referred to as prefiltering or multiwavelet initialization. The block diagram of a multiwavelet with prefilter $Q(z)$ and postfilter $P(z)$ is shown in Fig. 1.

$H(z)$ and $G(z)$ are the z transform of $h(n)$ and $g(n)$, respectively. The sequence x is a vector-valued sequence obtained by the following operator. Define the operator $D_r: R^Z \to (R^r)^Z$, which partitions a scalar sequence into a sequence grouped in vectors of length r as follows. Given a scalar sequence $x(n)$, $n \in Z$, then $x = D_r(x)$ is given by

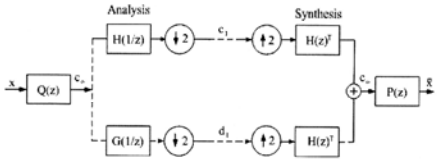


Fig. 1. Multiwavelet filter bank.

$$x = D_r(x) = (\downarrow r)\begin{pmatrix} x(n) \\ x(n+1) \\ \vdots \\ x(n+r-1) \end{pmatrix}_{n\in Z} = \begin{pmatrix} x(rn) \\ x(rn+1) \\ \vdots \\ x(rn+r-1) \end{pmatrix}_{n\in Z}. \quad (9)$$

Similar to the traditional scalar wavelet transform, the two-dimensional multiwavelet transform can be achieved by applying the one-dimensional transform on the rows by treating each row as a one-dimensional signal and afterward on columns. However, for the applications using multiwavelets, prefiltering process must be applied to each row and each column to initiate the vector sequence c_0 to the filter bank.

4. Learning vector quantization

Artificial neural network is a sophisticated networks system that is made of many neurons connected with each other. In this study, the proposed classification is carried out in sets of multiple neural network using a learning vector quantization network (LVQ). The LVQ network is a hybrid network which uses both unsupervised and supervised learning to form classifications [12]. In the LVQ network, each neuron in the first layer is assigned to a class and several other neurons are often assigned to the same class. Each class is then assigned to one neuron in the second layer.

The number of neurons in the first layer (S^1) will therefore always be at least the number of neurons in the second layer (S^2) and will usually be larger. As with the competitive network, each neuron in the first layer of the LVQ network learns a prototype vector, which allows it to classify a region of the input space. Instead of computing the proximity of the input and weight vectors by using the inner product, the net input of the first layer can be obtained by

$$n_i^1 = -\|{}_i w^1 - p\|. \quad (10)$$

The output of the first layer of the LVQ network is

$$a^1 = \text{compet}(n^1). \quad (11)$$

Therefore the neuron whose weighting vector is closest to the input vector will output a 1, and the other neurons will output 0. In the LVQ network, the winning neuron indicates a subclass, rather than a class. There may be several different neurons (subclasses) that make up each class. The second layer of the LVQ network is used to combine subclasses into a single class. This is done with the W^2 matrix. The columns of W^2 represent subclasses and the rows represent classes. W^2 has a single 1 in each column, with the other elements set to zero. The row in which the 1 occurs indicates which class the appropriate subclass belongs to.

$$(w_{ki}^2 = 1) \Rightarrow \text{Subclass is a part of class} \quad (12)$$

The LVQ learning rule proceeds as follows. At each iteration, an input vector p is presented to the network, and the distance from p to each prototype vector is computed. Then, the hidden neurons compete. If neuron i^* wins the competition, the i^*th element of a^1 is set to 1. Next, a^1 is multiplied by W^2 to get the final output a^2, which also has only one nonzero element, k^*, indicating that p is being assigned to class k^*. The Kohonen rule is used to improve the hidden layer of the LVQ network in two ways. First, if p is classified correctly, then the weights ${}_{i^*}w^1$ of the winning hidden neuron move toward p. This can be expressed:

$${}_{i^*}w^1(q) = {}_{i^*}w^1(q-1) + \alpha(p(q) - {}_{i^*}w^1(q-1)). \quad (13)$$

Second, if p was classified incorrectly, then the weights ${}_{i^*}w^1$ move away from p. This can be expressed in:

$${}_{i^*}w^1(q) = {}_{i^*}w^1(q-1) - \alpha(p(q) - {}_{i^*}w^1(q-1)). \quad (14)$$

The result will be that each hidden neuron moves toward vectors that fall into the class for which it forms a subclass and away from vectors Fig. 2 that fall into other classes.

5. Multiwavelet-based neural classification structure

The basic idea of the multiwavelet-based neural classifier is to perform waveform recognition in the multiwavelet domain using multiple neural networks. Fig. 3 shows the schematic block diagram of the multiwavelet-based neural classifier which consists of preprocessing, processing, and post-processing. The input of the neural network is a preprocessing signal. In this case, the time domain of power quality disturbance waveform is transformed into the multiwavelet domain before being fed to the neural network.

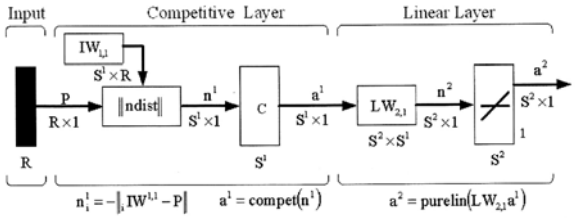


Fig. 2. Learning vector quantization network structure.

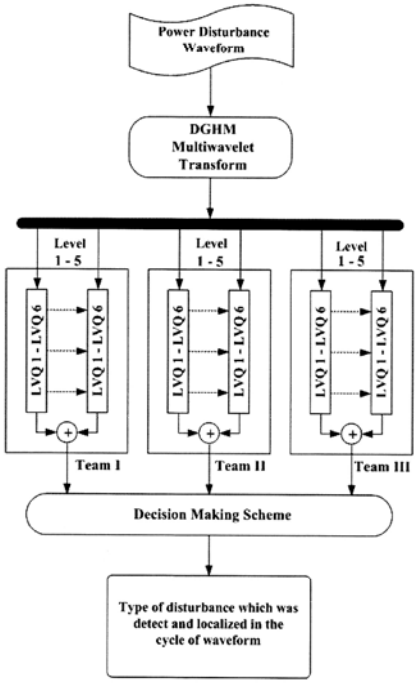


Fig. 3. Block diagram of the proposed method.

This transformation detects and extracts disturbance features in the form of simultaneous time and frequency information, and gradient or slope of the disturbance signal using the DGHM multiwavelet transform. The extracted features help the neural network in distinguishing one disturbance event from another. The processing phase contains a set of multiple artificial neural networks with multiwavelet transform coefficients as input signals. This processing phase performs waveform recognition in the multiwavelet domain since all input signals are in the multiwavelet domain. The output of the processing phase is the type of the disturbances. Since multiple neural networks are utilized, a post-processing phase is required to combine the outcomes of the multiple neural networks in order to make a decision about the disturbance type and to provide a level of confidence for the decision made. The output of the classifier declared that it is a disturbance with belief interval of 89–95% as the degree as of belief.

The entire disturbance record (256 points/cycle) is used for this purpose. The disturbance features reside in five scales of decomposed signals. Teams of artificial neural networks which each team consists of 30 learning vector quantization networks are applied. The output of each team is then combined to produce a final decision about the disturbance with one of the decision making schemes. The LVQ must be trained using known disturbance waveforms before they can be used as a part of the classifier. Each of the LVQ is trained separately and their weight vectors are initialized independently. Thus, after training, the weight vectors are different from one another. In the testing phase, these disturbances are tested along with all other prespecified disturbances. The schematic diagram for the testing phase is the same as the one shown in Fig. 3. The use of multiple set of neural networks arises from the need for achieving a higher accuracy rate. This is normally achieved by rejecting ambiguous patterns which cannot be recognized by a neural network. The use of multiple neural networks also provides a means of determining a degree of belief for each identified disturbance waveform. The voting scheme is the simplest method of combining the output of multiple neural networks. A decision is made based on which type of disturbance waveform receives the most votes [13]. The confidence of the decision made is represented as an agreement level k defined as the ratio of the total number of votes received to the total number of votes. In this paper, there are five groups for each classifier team. Since we use three classifier teams, there are total fifteen votes. Typical outputs of each team are tabulated in Table 1.

Table 1
Typical output of each classifier team

Type	Team 1	Team 2	Team 3	k (%)
A	2/5	0	1/5	20.00
B	3/5	3/5	3/5	60.00
C	1/5	2/5	1/5	26.67
D	0	2/5	1/5	20.00
E	3/5	0	2/5	33.33
F	2/5	0	2/5	26.67

From Table 1, types A, B, C, D, E, and F received 3, 9, 4, 3, 5, and 4 votes, respectively. Thus, the disturbance will be classified as type B with an agreement level $k = 9/19 = 0.60$. In order to achieve a higher accuracy rate, it is desirable to place a threshold value k_t for the agreement level k. If $k \geqslant k_t$, a decision about the type of disturbance will be made. Otherwise, the waveform will be rejected since multiple set of neural networks does not provide decisive evidence about the type of the power quality disturbance.

6. Disturbance dataset

The multiwavelet-based neural classifier presented in this work is designed to recognize 6 types of power quality disturbances including of pure sinusoidal, voltage sag, voltage swell, interruption, impulsive transient, and harmonic distortion as described in [14,15] and typical disturbance waveforms of these kinds are shown in Fig. 4. Table 2 provides a detailed summary of all the disturbance types along with the controlling parameters, definitions, and equations.

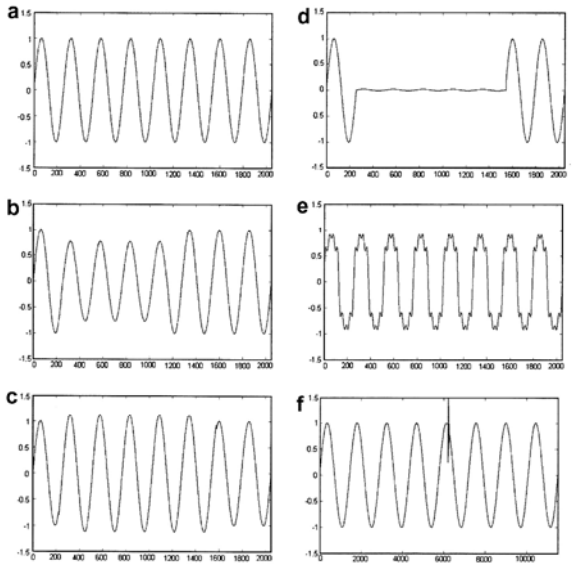


Fig. 4. Typical power quality disturbance categories in this research.

Table 2
Disturbance signal modelling

Event	Type	Equation	Controlling parameters
Pure sinusoidal	A	$v(t) = \sin(\omega t)$	Amplitude: 1, frequency: 50 Hz
Voltage sag	B	$v(t) = A(1 - \alpha(u(t_2) - u(t1))) \cdot \sin(\omega t)$	$0.1 \leqslant \alpha \leqslant 0.9\ T \leqslant t_2 - t_1 \leqslant 9T$
Voltage swell	C	$v(t) = A(1 + \alpha(u(t_2) - u(t1))) \cdot \sin(\omega t)$	$0.1 \leqslant \alpha \leqslant 0.8\ T \leqslant t_2 - t_1 \leqslant 9T$
Interruption	D	$v(t) = A(1 - \alpha(u(t_2) - u(t1))) \cdot \sin(\omega t)$	$0.9 \leqslant \alpha \leqslant 0.1\ T \leqslant t_2 - t_1 \leqslant 9T$
Harmonics	E	$v(t) = A(\alpha_1 \sin(\omega t) + \alpha_3 \sin(3\omega t) + \alpha_5 \sin(5\omega t) + a_7 \sin(7\omega t))$	Order: 3, 5, 7 amplitude: 0–0.9

From Fig. 4, type F represents an impulsive transient with typical duration of order of microseconds [14]. The disturbance dataset are split into the training dataset and testing dataset. Table 3 shows the number of disturbance records required for each type to train and test the classifier. The total number of disturbance records to train and test the classifier are 720 and 660 records, respectively. The sampling frequency for all types of disturbance considered here is 20 kHz.

Table 3
Power quality disturbance dataset

Type	A	B	C	D	E	F	Total
Training	120	120	120	120	120	120	720
Testing	110	110	110	110	110	110	660

7. Simulation results

This section discusses the simulation of the multiwavelet-based neural network classifier for recognizing power quality disturbance types. The proposed method is performed using MATLAB program. The random selected signal from 110 signals of each disturbance type is used to test neural networks. Tables 4 and 5 show the classification performance for the proposed method and reported in paper [7]. Comparison results for the proposed method and wavelet transform-based neural network classifier show in Table 6. The proposed method is able to detect and classify all 6 types for power quality disturbances and all disturbance types tested are differentiated from pure sinusoids. Harmonic distortion (type E), impulsive transient (type F), and pure sinusoidal are identified with 100% accuracy.

Table 4
Classification results for the proposed method in this research

Type	A	B	C	D	E	F
A	110	0	0	0	0	0
B	0	107	0	3	0	0
C	4	0	106	0	0	0
D	0	6	0	104	0	0
E	0	0	0	0	110	0
F	0	0	0	0	0	110
Overall accuracy				98.03%		

Table 5
Classification results for the wavelet-based neural network

Type	A	B	C	D	E	F
A	110	0	0	0	0	0
B	0	105	0	5	0	0
C	7	0	103	0	0	0
D	0	8	0	102	0	6
E	0	0	0	0	110	0
F	0	0	0	0	0	110
Overall accuracy				96.97%		

Table 6
Comparison of the results of proposed method and wavelet transform-based neural network classifier

Type	Proposed method			Wavelet transform-based NN		
	Correctly	Incorrect	Accuracy rate (%)	Correctly	Incorrect	Accuracy rate (%)
A	110	–	100.00	110	–	100.00
B	107	3	97.27	105	5	95.45
C	106	4	96.40	103	7	93.64
D	104	6	94.50	102	8	92.73
E	110	–	100.00	110	–	100.00
F	110	–	100.00	110	–	100.00
Overall accuracy	98.03%			96.97%		

Voltage sag (type B), voltage swell (type C), interruption (type D) are classified with 97.27%, 96.40%, and 94.50% accuracy, respectively.

After testing all power quality disturbances type A, B, C, D, E, and F, the proposed method is able to detect and classify the disturbance types with 98.03% accuracy. From Table 6, the multiwavelet-based neural network classifier displays better classification results than that of the wavelet transform-based neural network classifier.

8. Conclusions

This paper proposed a prototype of multiwavelet-based neural network classifier for power quality disturbance recognition and classification. The experimental results showed that the proposed method has the ability of recognizing and classifying different power disturbance types efficiently. This work leads us to believe that multiwavelet analysis together with neural structure, as a new tool, offers a great potential for diagnosis of electrical power systems in the area of power quality problems.

Acknowledgements

The authors thank Prof. Dr. S. Sujitjorn and Dr. A. Srikaew, School of Electrical Engineering, Suranaree University of Technology, for their helpful comments and suggestions.

References

[1] Santoso S, Powers EJ, Grady WM. Power quality disturbance waveform detection using wavelet transform analysis. Proc IEEE Conf Time-Frequency and Time-Scale Anal 1994:166–9.
[2] Gaouda AM, Salama MMA, Sultan MR, Chikhani AY. Power quality detection and classification using wavelet-multiresolution signal decomposition. IEEE Trans Power Deliv 1999;14:1469–76.
[3] Elmitwally A, Farghal S, Kandil M, Abdelkader S, Elkateb M. Proposed wavelet-neurofuzzy combined system for power quality violations detection and diagnosis. Proc Inst Elect Eng Gen Transm Dist 2001;148(1):15–20.
[4] Chung J, Power WM, Bhatt SC. Power distribution classifier using a rule based method and wavelet package-based hidden markov model. IEEE Trans Power Deliv 2002;17(1):233–41.
[5] Liao Y, Lee J-B. A fuzzy-expert system for classification power quality disturbances. Int J Elect Power Energy Syst 2004;26:199–205.
[6] Abdel-Galil TK, Kamel M, Youssef AM, El-Saadany EF, Salama MM. Power quality disturbance classification using the inductive inference approach. IEEE Trans Power Deliv 2004;19(4):1812–8.
[7] Kaewarsa S, Attakitmongcol K. Wavelet – basc ncural nctwork for power quality disturbance recognition and classification. Aust J Electr Electr Eng 2006;3(1):67–76.
[8] He H, Starzyk JA. A self-organizing learning array system for power quality classification based on wavelet transform. IEEE Trans Power Deliv 2006;21(1):286–95.
[9] Kezunovic M, Liao Y. A novel software implementation concept for power quality study. IEEE Trans Power Deliv 2002;17(2):544–9.
[10] Lippman RP. A critical overview for neural network pattern classifier. IEEE Workshop Neural Network Signal Process 1991:166–275.
[11] Attakitmongcol K, Hardin DP, Wilkes DM. Multiwavelet prefilters – part II: optimal orthogonal prefilters. IEEE Trans Image Process 2001;10(10):1476–87.
[12] Hagan MT, Demuth HB, Beale M. Neural network design. Boston: PWS Publishing Company; 1996.
[13] Battiti R, Colla AM. Democracy in neural nets: voting schemes for classification. Neural Networks 1994;7(4):691–707.
[14] IEEE Std 1159-1995, IEEE recommended practice for monitoring electric power quality.
[15] Dugan RC, McGranaghan MF, Santoso S, Beaty HW. Electrical power system quality. New York: McGraw- Hill; 2002.

ประวัติผู้เขียน

นายสุริยา แก้วอาษา เกิดเมื่อวันที่ 4 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2517 ที่อำเภอน้ำพอง จังหวัดขอนแก่น สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรี วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วิศวกรรมไฟฟ้า) จากมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี จังหวัดปทุมธานี เมื่อ พ.ศ. 2545 และสำเร็จการศึกษาระดับปริญญาโท วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต (วิศวกรรมไฟฟ้า) จากมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี กรุงเทพฯ เมื่อ พ.ศ. 2546 ปัจจุบันรับราชการในตำแหน่ง อาจารย์ประจำสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลอีสาน วิทยาเขตสกลนคร มีความสนใจงานวิจัยด้านการวิเคราะห์คุณภาพกำลังไฟฟ้า พลังงานทดแทน และอิเล็กทรอนิกส์กำลัง นอกจากนี้ยังเป็น ผู้พิจารณาบทความเพื่อตีพิมพ์ในวารสารระดับนานาชาติ ได้แก่ International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Elsevier และ International Journal of Computers & Electrical Engineering, Elsevier