



ใบรับรองวิทยานิพนธ์

บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

เรื่อง การสร้างแบบจำลองความสัมพันธ์ทางเวลาระหว่างสัญญาณ ECG และ PCG
โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

โดย นางสาวภาณี น้อยยิ่ง

ได้รับอนุมัติให้นับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

(อาจารย์ ดร.มงคล หวังสถิตย์วงศ์)

16 พฤษภาคม 2550

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

ประธานกรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พูลศักดิ์ โกษียากรณ์)

กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ไชยันต์ สุวรรณชีวะศิริ)

กรรมการ

(รองศาสตราจารย์สุรพันธ์ ยี่มมัน)

กรรมการ

(รองศาสตราจารย์ ดร.ปราโมทย์ วาดเขียน)

การสร้างแบบจำลองความสัมพันธ์ทางเวลาระหว่างสัญญาณ ECG และ PCG
โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

นางสาวภาณี น้อยยิ่ง

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
ปีการศึกษา 2549
ลิขสิทธิ์ของสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

Name : Miss Panee Noiying
Thesis Title : ECG and PCG Modeling Based on Neural Network
Major Field : Electrical Engineering
King Mongkut's Institute of Technology North Bangkok
Thesis Advisors : Assistant Professor Dr.Poolsak Koseeyaporn
Assistant Professor Chaiyan Suwancheewasiri
Academic Year : 2006

Abstract

This research was under taken to design and model the time relation between ECG and PCG in order of preliminary make between normal and abnormal people. The set of samples consisted of 10 normal and 10 abnormal people whose heart rate were adjusted to 80 times/minute and separated the factors of Electrocardiogram and Phonocardiogram by Daubechies mother wavelet level of 8. The models using back-propagation neural network were designed as 4 models : NEWFF, NEWFFTD, NEWDTDNN and NEWNARX. All models were compared in term of learning performance based on sum squared error. All purposed models were tested with 4 basic signals (impulse, unit-step, pulse and sine wave) in order to analyze the variations of signal to make distinguish between normal and abnormal people.

The testing result of feeding 4 types of basic input signals to the model shows that the order of the efficiency of the models from high to low are NEWFF, NEWFFTD, NEWDTDNN where the model based on NEWNARX cannot be used to clearly classify the normal and abnormal people.

(Total 141 pages)

Keywords : Neural Network, Electrocardiogram, Phonocardiogram, Wavelet

Advisor

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยความช่วยเหลืออย่างดียิ่งของรองศาสตราจารย์ ดร. ปราโมทย์ วาดเจียน ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. พุทธศักดิ์ โกษียาภรณ์ และผู้ช่วยศาสตราจารย์ไชยันต์ สุวรรณชีวะศิริ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ที่ได้ให้คำแนะนำและข้อคิดเห็นต่างๆ ของการวิจัยมา โดยตลอด และทุนการวิจัยบางส่วนได้รับจากทุนอุดหนุนการวิจัยของบัณฑิตวิทยาลัย จึงขอขอบพระคุณบัณฑิตวิทยาลัยที่ได้ให้ทุนอุดหนุนการวิจัยครั้งนี้มา ณ ที่นี้ด้วย

ผู้วิจัยขอขอบคุณหน่วยการศึกษา ภาควิชาครุศาสตร์ไฟฟ้าที่สนับสนุนเครื่องมือและอุปกรณ์ในการทำวิจัยทั้งหมด

ท้ายนี้ผู้วิจัยใคร่ขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดา ญาติสนิทมิตรสหาย ซึ่งสนับสนุนในด้านการเงินและให้กำลังใจแก่ผู้วิจัยเสมอมาจนสำเร็จการศึกษา

ภานี น้อยยิ่ง

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	ข
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	ค
กิตติกรรมประกาศ	ง
สารบัญตาราง	ฉ
สารบัญภาพ	ช
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย	2
1.3 ขอบเขตของงานวิจัยและโครงสร้างของวิทยานิพนธ์	2
บทที่ 2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	5
2.1 ความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจและคลื่นเสียงหัวใจ	5
2.2 การแปลงเวฟเล็ต	13
2.3 ทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียม	40
บทที่ 3 วิธีการดำเนินการวิจัย	57
3.1 การแยกแอมพลิจูดคลื่นไฟฟ้าหัวใจและคลื่นเสียงหัวใจโดยใช้ การแปลงเวฟเล็ต	57
3.2 การสร้างแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม	67
3.3 วิธีการดำเนินการทดลองและเก็บรวบรวมข้อมูล	79
3.4 สถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์	85
บทที่ 4 ผลของการวิจัย	87
4.1 ผลการวิเคราะห์ข้อมูล	87
บทที่ 5 สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ	113
5.1 สรุปผลการวิจัย	113
5.2 อภิปรายผลการวิจัย	114
5.3 ข้อเสนอแนะ	115
เอกสารอ้างอิง	117
ภาคผนวก ก	119
ประวัติผู้วิจัย	141

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2-1 การวิเคราะห์คลื่นไฟฟ้าหัวใจและคลื่นเสียงหัวใจตามอาการของโรค	12
2-2 คุณลักษณะของอัลกอริทึมต่างๆ	47
4-1 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการเรียนรู้ของโครงข่ายทั้ง 4 โครงข่ายจาก กลุ่มคนปกติจำนวน 10 คน	88
4-2 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการเรียนรู้ของโครงข่ายทั้ง 4 โครงข่ายจาก กลุ่มคนผิดปกติจำนวน 10 คน	88
4-3 ขอบเขตการจำแนกกลุ่มคนปกติ-คนผิดปกติของแบบจำลอง รูปแบบต่างๆ	89
4-4 เปรียบเทียบผลการทดสอบแบบจำลองโดยการป้อนสัญญาณพื้นฐาน	111

สารบัญภาพ

ภาพที่	หน้า
2-1 ห้องหัวใจทั้ง 4 ห้อง โดยที่ลูกศรแสดงทิศทางการไหลของหัวใจ	5
2-2 เส้นทางการไหลของเลือด และระบบการนำไฟฟ้าในหัวใจ	6
2-3 ระบบนำเลือด การแลกเปลี่ยนอาหาร และของเสียระหว่างเลือดกับเซลล์ ในร่างกายซึ่งเกิดขึ้นที่ผนังเส้นเลือดฝอย	7
2-4 แสดงถึงระบบเหนี่ยวนำไฟฟ้าของหัวใจ	7
2-5 คลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติ	9
2-6 คลื่นเสียงของหัวใจของคนปกติ	10
2-7 แสดงการแปลงฟูเรียร์	14
2-8 แสดงการวิเคราะห์ฟูเรียร์ในช่วงเวลาสั้นๆ ที่มีลักษณะของระนาบเวลา และความถี่แบบคงที่	15
2-9 ลักษณะของระนาบเวลาและความถี่สำหรับการวิเคราะห์สัญญาณ	16
2-10 คลื่นไซน์และเวฟเลต Daubechies 10	16
2-11 ลักษณะสัญญาณไซน์ที่มีตัวประกอบแตกต่างกัน	18
2-12 ลักษณะเวฟเลตที่มีตัวประกอบขนาดแตกต่างกัน	18
2-13 ลักษณะของเวฟเลตที่มีการเลื่อนตำแหน่ง	19
2-14 ลักษณะของเวฟเลตแม่ที่ถูกสเกลและเลื่อนตำแหน่งไปที่ค่า a, b ต่างๆ กัน	19
2-15 ลักษณะของ Harr Wavelet	20
2-16 ลักษณะของ Daubechies Wavelet	21
2-17 ลักษณะของ Symlet Wavelet	21
2-18 ลักษณะของ Coiflet Wavelet	22
2-19 ลักษณะของ Morlet Wavelet	22
2-20 ลักษณะของ Mexican Hat Wavelet	23
2-21 ลักษณะของ Meyer Wavelet	23
2-22 ลักษณะของ Biorthogonal Wavelet	24
2-23 การแปลงฟูเรียร์ที่ประกอบด้วยสัญญาณไซน์ที่มีความถี่แตกต่าง	25
2-24 แสดงลักษณะของผลการ Correlation ระหว่าง $f(t), \psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$	26

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
2-25 การแปลงเวฟเล็ดซึ่งประกอบด้วยเวฟเล็ดที่มีขนาดและตำแหน่งแตกต่างกัน	27
2-26 สัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ดแบบต่อเนื่องในลักษณะ 2 มิติ	27
2-27 สัมประสิทธิ์เวฟเล็ดแบบต่อเนื่องในลักษณะ 3 มิติ	28
2-28 แสดงการซ้อนทับของปริภูมิย่อยที่มีฟังก์ชันสเกลลิงแผ่ทั่วปริภูมิ	29
2-29 แสดงปริภูมิฟังก์ชันสเกลลิงและฟังก์ชันเวฟเล็ดกรณีตั้งฉากกัน	32
2-30 การวิเคราะห์ฟิลเตอร์เบงค์แบบสองช่องสัญญาณ	35
2-31 การแปลงเวฟเล็ดแบบแบ่งช่วง 1 ระดับเมื่อสัญญาณอินพุตเท่ากับ 1000 แซมเปิล	36
2-32 การแปลงเวฟเล็ดแบบแบ่งช่วงที่ 3 ระดับ	36
2-33 การสังเคราะห์ฟิลเตอร์เบงค์แบบสองช่องสัญญาณ	37
2-34 การเพิ่มการสุ่มตัวอย่างในกระบวนการแปลงกลับแบบเต็มช่วง	38
2-35 การแปลงกลับเวฟเล็ดแบบแบ่งช่วงที่ 3 ระดับ	38
2-36 กระบวนการวิเคราะห์-สังเคราะห์การแปลงเวฟเล็ดแบบแบ่งช่วงที่มีหลายขั้นตอน เมื่อสัญญาณอินพุตเท่ากับ 1000 แซมเปิล	39
2-37 แสดงฟังก์ชันการแปลงค่า Linear	43
2-38 แสดงฟังก์ชันการแปลงค่าของ Hard-Limit	44
2-39 แสดงฟังก์ชันการแปลงค่า Log-Sigmoid	44
2-40 แสดงฟังก์ชันการแปลงค่าของ Tan-Sigmoid	45
2-41 Back-Propagation Neural Networks	48
2-42 ขั้นตอนการแพร่เดินหน้า	48
2-43 ขั้นตอนการแพร่กระจายย้อนกลับ	51
2-44 การปรับค่าน้ำหนัก	52
3-1 การแปลงเวฟเล็ดแบบแบ่งช่วงที่ 8 ระดับ	57
3-2 คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ 1 ช่วงเวลา	60
3-3 คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดช่วงระดับที่ 1	61
3-4 คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดช่วงระดับที่ 2	61

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
3-5 คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดช่วงระดับที่ 3	61
3-6 คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดช่วงระดับที่ 4	62
3-7 คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดช่วงระดับที่ 5	62
3-8 คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดช่วงระดับที่ 6	62
3-9 คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดช่วงระดับที่ 7	63
3-10 คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดช่วงระดับที่ 8	63
3-11 คลื่นเสียงหัวใจที่ 1 ช่วงเวลา	64
3-12 คลื่นเสียงหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดช่วงระดับที่ 1	64
3-13 คลื่นเสียงหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดช่วงระดับที่ 2	64
3-14 คลื่นเสียงหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดช่วงระดับที่ 3	65
3-15 คลื่นเสียงหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดช่วงระดับที่ 4	65
3-16 คลื่นเสียงหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดช่วงระดับที่ 5	65
3-17 คลื่นเสียงหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดช่วงระดับที่ 6	66
3-18 คลื่นเสียงหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดช่วงระดับที่ 7	66
3-19 คลื่นเสียงหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดช่วงระดับที่ 8	66
3-20 แสดงโครงสร้างข่างานการแพร่ย้อนกลับแบบป้อนไปข้างหน้า	67
3-21 แสดงการลู่เข้าของระบบประสาทรูปแบบ NEWFF	69
3-22 แสดงสัญญาณที่ได้จากการรู้จำเทียบกับสัญญาณที่ต้องการ	70
3-23 ข่างานแบบป้อนไปข้างหน้าหน้าต่างเวลาชั้นข้อมูลเข้า	70
3-24 แสดงการลู่เข้าของระบบประสาทรูปแบบ NEWFFTD	72
3-25 แสดงสัญญาณที่ได้จากการรู้จำเทียบกับสัญญาณที่ต้องการ	72
3-26 ข่างานแบบป้อนไปข้างหน้ากระจายการหน้าต่างเวลา	73
3-27 แสดงการลู่เข้าของระบบประสาทรูปแบบ NEWDTDNN	74
3-28 แสดงสัญญาณที่ได้จากการรู้จำเทียบกับสัญญาณที่ต้องการ	75
3-29 โครงสร้างข่างานแบบ NEWNARX	76
3-30 ข่างานแบบป้อนไปข้างหน้ามีการแพร่ย้อนกลับจากชั้นข้อมูลออก	76
3-31 แสดงการลู่เข้าของระบบประสาทรูปแบบ NEWNARX	77

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
3-32 แสดงสัญญาณที่ได้จากการรู้จำเทียบกับสัญญาณที่ต้องการ	78
3-33 สัญญาณที่ได้จากการเรียนรู้ของคนปกติ โดยพล็อตเปรียบเทียบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจ	79
3-34 สัญญาณที่ได้จากการเรียนรู้ของคนผิดปกติ โดยพล็อตเปรียบเทียบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจ	80
3-35 แสดงการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณเมื่อป้อน Unit-step เข้าแบบจำลองรูปแบบ NEWFF	81
3-36 แสดงการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณเมื่อป้อน Impulse เข้าแบบจำลองรูปแบบ NEWFF	82
3-37 แสดงการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณเมื่อป้อน Pulse เข้าแบบจำลองรูปแบบ NEWFF	83
3-38 แสดงการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณเมื่อป้อน Sine เข้าแบบจำลองรูปแบบ NEWFF	84
4-1 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Impulse เข้าโครงข่าย NEWFF ของคนปกติและคนผิดปกติ	90
4-2 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Pulse เข้าโครงข่าย NEWFF ของคนปกติและคนผิดปกติ	91
4-3 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Unit-step เข้าโครงข่าย NEWFF ของคนปกติและคนผิดปกติ	93
4-4 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Sine เข้าโครงข่าย NEWFF ของคนปกติและคนผิดปกติ	94
4-5 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Impulse เข้าโครงข่าย NEWFFTD ของคนปกติและคนผิดปกติ	95
4-6 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Pulse เข้าโครงข่าย NEWFFTD ของคนปกติและคนผิดปกติ	97
4-7 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Unit-step เข้าโครงข่าย NEWFFTD ของคนปกติและคนผิดปกติ	98

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
4-8 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Sine เข้าโครงข่าย NEWFFTD ของคนปกติและคนผิดปกติ	99
4-9 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Impulse เข้าโครงข่าย NEWDTDNN ของคนปกติและคนผิดปกติ	101
4-10 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Pulse เข้าโครงข่าย NEWDTDNN ของคนปกติและคนผิดปกติ	103
4-11 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Unit-step เข้าโครงข่าย NEWDTDNN ของคนปกติและคนผิดปกติ	104
4-12 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Sine เข้าโครงข่าย NEWDTDNN ของคนปกติและคนผิดปกติ	105
4-13 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Impulse เข้าโครงข่าย NEWNARX ของคนปกติและคนผิดปกติ	107
4-14 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Pulse เข้าโครงข่าย NEWNARX ของคนปกติและคนผิดปกติ	108
4-15 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Unit-step เข้าโครงข่าย NEWNARX ของคนปกติและคนผิดปกติ	109
4-16 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Sine เข้าโครงข่าย NEWNARX ของคนปกติและคนผิดปกติ	110
ก-1 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนปกติคนที่ 1	120
ก-2 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนปกติคนที่ 2	120
ก-3 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนปกติคนที่ 3	121
ก-4 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนปกติคนที่ 4	121
ก-5 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนปกติคนที่ 5	122
ก-6 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนปกติคนที่ 6	122
ก-7 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนปกติคนที่ 7	123
ก-8 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนปกติคนที่ 8	123
ก-9 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนปกติคนที่ 9	124

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
ก-10 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนปกติคนที่ 10	124
ก-11 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนผิดปกติคนที่ 1	125
ก-12 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนผิดปกติคนที่ 2	125
ก-13 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนผิดปกติคนที่ 3	126
ก-14 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนผิดปกติคนที่ 4	126
ก-15 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนผิดปกติคนที่ 5	127
ก-16 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนผิดปกติคนที่ 6	127
ก-17 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนผิดปกติคนที่ 7	128
ก-18 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนผิดปกติคนที่ 8	128
ก-19 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนผิดปกติคนที่ 9	129
ก-20 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนผิดปกติคนที่ 10	129
ก-21 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดที่ระดับ 5 ของคนปกติคนที่ 1	130
ก-22 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดที่ระดับ 5 ของคนปกติคนที่ 2	130
ก-23 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดที่ระดับ 5 ของคนปกติคนที่ 3	131
ก-24 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดที่ระดับ 5 ของคนปกติคนที่ 4	131
ก-25 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดที่ระดับ 5 ของคนปกติคนที่ 5	132
ก-26 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดที่ระดับ 5 ของคนปกติคนที่ 6	132
ก-27 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดที่ระดับ 5 ของคนปกติคนที่ 7	133
ก-28 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดที่ระดับ 5 ของคนปกติคนที่ 8	133

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
ก-29 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดที่ระดับ 5 ของคนปกติคนที่ 9	134
ก-30 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดที่ระดับ 5 ของคนปกติคนที่ 10	134
ก-31 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดที่ระดับ 5 ของคนผิดปกติคนที่ 1	135
ก-32 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดที่ระดับ 5 ของคนผิดปกติคนที่ 2	135
ก-33 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดที่ระดับ 5 ของคนผิดปกติคนที่ 3	136
ก-34 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดที่ระดับ 5 ของคนผิดปกติคนที่ 4	136
ก-35 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดที่ระดับ 5 ของคนผิดปกติคนที่ 5	137
ก-36 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดที่ระดับ 5 ของคนผิดปกติคนที่ 6	137
ก-37 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดที่ระดับ 5 ของคนผิดปกติคนที่ 7	138
ก-38 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดที่ระดับ 5 ของคนผิดปกติคนที่ 8	138
ก-39 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดที่ระดับ 5 ของคนผิดปกติคนที่ 9	139
ก-40 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดที่ระดับ 5 ของคนผิดปกติคนที่ 10	139

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

หัวใจเป็นอวัยวะที่มีพลังอย่างมากที่สุดของร่างกาย เพราะจะต้องสูบฉีดโลหิตออกไปเลี้ยงร่างกายประมาณ 5 ลิตรต่อนาที โดยที่หัวใจเป็นอวัยวะที่มีขนาดไม่ใหญ่โตเพียงแค่ง่ามั้น หัวใจประกอบด้วยห้อง 4 ห้อง คือ เอเทรียม 2 ห้อง ได้แก่ เอเทรียมขวาและซ้าย กับเวนตริเคิลอีก 2 ห้อง ซึ่งมีขวาและซ้ายอีกเช่นกัน ผนังที่กั้นระหว่างห้องขวาและซ้ายเรียกว่า Septum ในทางสรีรไฟฟ้า (Electrophysiology) หัวใจจะประกอบด้วยห้องเพียง 2 ห้องเท่านั้น คือ เอเทรียมและเวนตริเคิล ในภาวะปกตินั้นขบวนการไฟฟ้าในหัวใจจะเริ่มจากการกระตุ้นด้วยขบวนการไฟฟ้า [1] โดย Sino-Atrial Node ซึ่งอยู่ในเอเทรียมขวา การกระตุ้นนี้จะเกิดขึ้นโดยอัตโนมัติและแผ่กระจายไปตามกล้ามเนื้อหัวใจของเอเทรียมขวาและซ้ายโดยทั่วถึงและไปทุกทิศ จนกระทั่งถึง Atrio-Ventricular Node (A-V Node) แล้วไปตาม Bundle of His ก่อนที่ประจุไฟฟ้าจะผ่านสู่ Bundle of His นั้น Atrio-Ventricular Node จะทำให้ประจุไฟฟ้าช้าลงด้วย เพื่อให้เวลาแก่เวนตริเคิลในการรับเลือดจากเอเทรียม เมื่อผ่าน Bundle of His แล้วจะไปตามแขนงขวาและซ้ายของ Bundle of His กระแสไฟฟ้าที่ผ่านไปตาม Bundle Branch ทั้งขวาและซ้ายนี้ ถูกนำไปสู่เวนตริเคิลขวาและซ้ายโดยทั่วถึงทาง Purkinje Fibre ซึ่งคล้ายใยร่างแหกระจายไปทั่วเซลล์ของกล้ามเนื้อหัวใจของเวนตริเคิล ปรัชญาการนี้ทั้งหมดนี้ทำให้เวนตริเคิลหดตัวและสามารถบีบเลือดออกจากหัวใจไปเลี้ยงส่วนต่างๆ ของร่างกายได้

จากการทำงานของหัวใจทั้งหมด จะเห็นว่าสัญญาณไฟฟ้าหัวใจ (Electrocardiogram :ECG) มีความสัมพันธ์กับสัญญาณเสียงของหัวใจ (Phonocardiogram :PCG) ซึ่งนำมาใช้ประโยชน์ในการวินิจฉัยอาการความผิดปกติและประเมินสภาวะของหัวใจได้เป็นอย่างดี มีบทความหลายบทความที่กล่าวถึงการหาความสัมพันธ์ของระบบต่างๆ ดังนี้ งานวิจัยใน [2] นำเสนอวิธีการระบุ (Identification) เพื่อหาฟังก์ชันถ่ายโอนต่อเนื่องกับเวลา (Continuous-time Transfer Functions) โดยวิธีการ Nonlinear Optimization โดยใช้หลักการ Auto-regressive Model (ARX-model) ผลที่ได้คือ ARX-model สามารถแสดงระบบได้ อย่างไรก็ตามอัลกอริทึมนี้แตกต่างจากการระบุด้วยวิธี Least-Square คือ สมการที่ได้จะประกอบด้วยเงื่อนไขของสัญญาณรบกวน จากงานวิจัยใน [3] การระบุ (Identification) จากรูปแบบต่อเนื่องกับเวลา (Continuous-time Models) ใช้หลักการ

ARMAX-model ซึ่งเหมาะสมกับระบบไดนามิก แต่ต้องการระบบที่ทราบฟังก์ชันหรืออันดับที่แน่นอน งานวิจัยใน [4] ใช้การแปลงเวฟเล็ต เพื่อแยกส่วนประกอบของ PCG และงานวิจัยใน [5, 6] ใช้การแปลงเวฟเล็ต เพื่อแยกส่วนประกอบของ ECG สัญญาณทั้งสองนี้มีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear) ซึ่งยังไม่มียานวิจัยใดที่นำสัญญาณ PCG และ ECG มาวิเคราะห์ร่วมกัน จากบทความดังกล่าวผู้วิจัยจึงได้มีความคิดที่จะหาความสัมพันธ์ของสัญญาณ PCG และ ECG โดยใช้การแปลงเวฟเล็ต [5, 6] เข้ามาประยุกต์กับหลักการของโครงข่ายประสาทเทียม [7, 8] เพื่อสร้างแบบจำลองหาความสัมพันธ์ของสัญญาณ ECG และสัญญาณ PCG นำไปประกอบการวิเคราะห์สัญญาณต่อไป

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

เพื่อออกแบบและสร้างแบบจำลองความสัมพันธ์ทางเวลาระหว่างสัญญาณ ECG และ PCG เพื่อแยกแยะคนปกติ – คนป่วยเบื้องต้น

1.3 ขอบเขตของการวิจัยและโครงร่างของวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้นำเสนอการสร้างแบบจำลองความสัมพันธ์ทางเวลาระหว่างคลื่นไฟฟ้าหัวใจและคลื่นเสียงหัวใจ ซึ่งผู้วิจัยได้พยายามนำข้อมูล ความเข้าใจและผลการทดลองต่างๆเกี่ยวกับงานวิจัยมาบันทึกไว้ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ โดยจะแบ่งรายละเอียดต่างๆออกเป็น 5 บทดังต่อไปนี้

บทที่ 1 บทนำ

กล่าวถึงความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา วัตถุประสงค์ของการวิจัย และเนื้อหาของวิทยานิพนธ์

บทที่ 2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในส่วนความรู้พื้นฐานที่เกี่ยวกับคลื่นสัญญาณไฟฟ้าหัวใจ กล่าวถึงโครงสร้างและหน้าที่ของหัวใจ ลักษณะคลื่นไฟฟ้าหัวใจและคลื่นเสียงของหัวใจ ความสัมพันธ์ระหว่างคลื่นไฟฟ้าหัวใจและคลื่นเสียงของหัวใจ และการวิเคราะห์อาการผิดปกติที่เกิดขึ้นเนื่องจากคลื่นไฟฟ้าหัวใจและคลื่นเสียงของหัวใจ

การแปลงเวฟเล็ต กล่าวถึงประวัติของการแปลงเวฟเล็ต การวิเคราะห์เวฟเล็ต ลักษณะและตระกูลของเวฟเล็ต การแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง การแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วย การแปลงเวฟเล็ตแพ็คเกจ และการแปลงย้อนกลับเวฟเล็ต

โครงข่ายประสาทเทียม กล่าวถึงประวัติของโครงข่ายประสาทเทียม ลักษณะต่างๆ ของโครงข่ายประสาทเทียม

บทที่ 3 วิธีการดำเนินการวิจัย

การสร้างแบบจำลองความสัมพันธ์ทางเวลาระหว่างสัญญาณ ECG และ PCG กล่าวถึงกระบวนการแยกย่านความถี่ของสัญญาณ ECG และ PCG โดยใช้เวฟเล็ต อธิบายกระบวนการสร้างแบบจำลองความสัมพันธ์ทางเวลาระหว่างสัญญาณ ECG และ PCG โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ในงานวิจัยเป็นขั้นเป็นตอน ตลอดจนยกตัวอย่างเพื่ออำนวยความสะดวกในการเข้าใจยิ่งขึ้น

บทที่ 4 ผลของการวิจัย

กล่าวถึงผลการวิเคราะห์ข้อมูลที่ได้จากการสร้างแบบจำลองความสัมพันธ์ทางเวลาระหว่างสัญญาณ ECG และ PCG โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

บทที่ 5 สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

ในบทนี้จะกล่าวถึงผลสรุปของการวิจัย อภิปรายผลและข้อเสนอแนะ

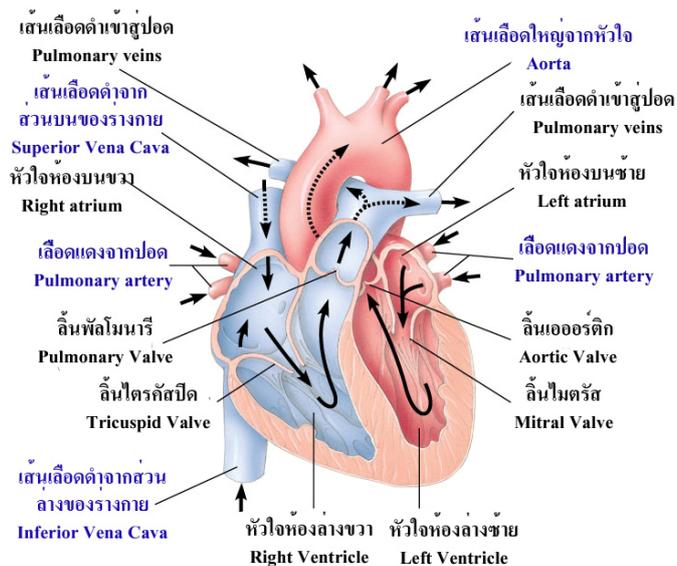
บทที่ 2

เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

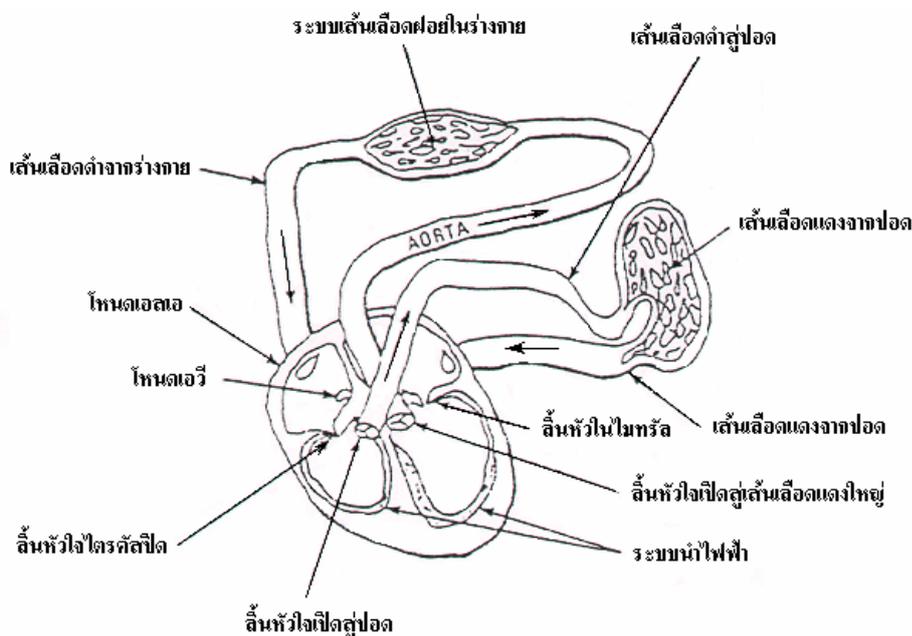
2.1 ความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจและคลื่นเสียงหัวใจ

2.1.1 โครงสร้างและหน้าที่ของหัวใจ [9]

หัวใจเปรียบเสมือนเครื่องสูบที่ทำด้วยกล้ามเนื้อซึ่งทำหน้าที่สูบฉีดเลือดส่งไปเลี้ยงร่างกาย ดังภาพที่ 2-1 หัวใจรับเลือดจากเส้นเลือดดำทั่วร่างกาย ในตอนแรกเลือดจะเข้าไปในหัวใจห้องบนขวา (Right Atrium) เลือดจากหัวใจห้องบนขวาจะไหลไปที่หัวใจห้องล่างขวา (Right Ventricle) ลิ้นไตรคัสปิด (Tricuspid Valve) จะช่วยป้องกันการไหลย้อนกลับของเลือดสู่หัวใจห้องบนขวา หลังจากเลือดออกจากหัวใจห้องล่างขวาจะเข้าสู่ปอด ปอดจะเพิ่มออกซิเจนในเลือดและขจัดก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ ซึ่งเข้ามาสะสมขณะเลือดไหลเวียนในร่างกายออกไป จากนั้นเลือดจะถูกส่งต่อไปยังหัวใจซีกซ้าย เลือดจากหัวใจห้องบนซ้ายจะผ่านลิ้นไมทริส (Mitral Valve) เข้าสู่หัวใจห้องล่างซ้ายแล้วหัวใจห้องล่างซ้ายนี้จะสูบฉีดเลือดผ่านลิ้นเอออร์ติก (Aortic Valve) ออกไปเลี้ยงส่วนต่างๆ ของร่างกาย โดยออกจากเส้นเลือดแดงที่มีขนาดใหญ่ที่สุดของร่างกายที่มีชื่อเรียกในทางการแพทย์ว่า เอออร์ตารี (Aorta Artery)



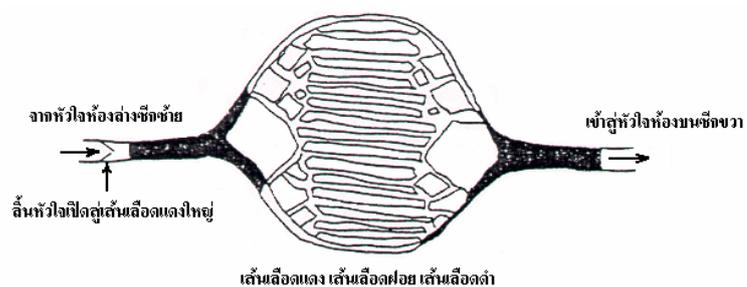
ภาพที่ 2-1 ห้องหัวใจทั้ง 4 ห้อง โดยที่ลูกศรแสดงทิศการไหลของหัวใจ



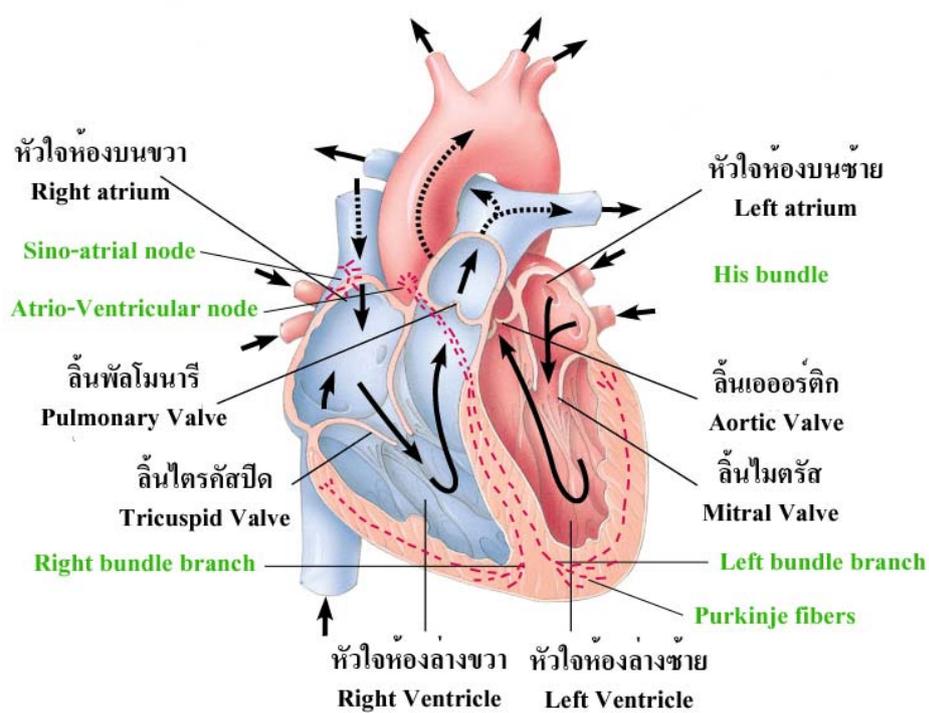
ภาพที่ 2-2 เส้นทางการไหลของเลือด และระบบการนำไฟฟ้าในหัวใจ

เส้นเลือดแดงใหญ่จะแตกแยกเป็นแขนงของเส้นเลือดแดงที่มีขนาดเล็กลงแขนงของเส้นเลือดแดงเหล่านี้จะแตกย่อยต่อไปอีกเป็นเส้นเลือดแดงที่มีขนาดเล็กลงเรื่อยๆ ในที่สุดจะเป็นเส้นเลือดฝอยเล็กๆ จำนวนมากมายเส้นเลือดฝอยเหล่านี้จะรวมกันกลายเป็นเส้นเลือดดำเล็กๆ หลายเส้นจากเส้นเลือดดำเล็กๆ จะรวมกันกลายเป็นเส้นเลือดดำที่มีขนาดใหญ่ขึ้นเส้นเลือดดำที่มีขนาดใหญ่เหล่านี้จะรวมกันกลายเป็นเส้นเลือดดำที่มีขนาดใหญ่ขึ้นแล้ว ส่งเลือดกลับไปยังหัวใจห้องบนขวา แสดงดังภาพที่ 2-3 การให้ออกซิเจนจะเกิดขึ้นที่ระดับเส้นเลือดฝอย

แม้ว่าหัวใจจะเต็มไปด้วยเส้นเลือดต่างๆและผนังหลอดเลือดกล้ามเนื้อที่หนาของหัวใจยังต้องรับออกซิเจน และสารอาหารผ่านระบบเส้นเลือดแดง เส้นเลือดแดงที่ต้องนำออกซิเจนและเลือดมาเลี้ยงกล้ามเนื้อหัวใจ เรียกว่า เส้นเลือดแดงโคโรนารี (Coronary Arteries) เส้นเลือดแดงที่มาหล่อเลี้ยงหัวใจเกิดอุดตัน กล้ามเนื้อหัวใจที่ต้องรับออกซิเจนและอาหารจากเส้นเลือดแดงนั้นจะตาย ดังนั้นการอุดตันของเส้นเลือดแดงที่มาหล่อเลี้ยงหัวใจจะนำไปสู่การตายของกล้ามเนื้อหัวใจส่วนนั้น การตายของกล้ามเนื้อหัวใจในลักษณะนี้เรียกว่า ไมโอคาร์เดียล (Myocardial Infraction)



ภาพที่ 2-3 ระบบนำเลือด การแลกเปลี่ยนอาหาร และของเสียระหว่างเลือดกับเซลล์ในร่างกาย ซึ่งเกิดขึ้นที่ผนังเส้นเลือดฝอย



ภาพที่ 2-4 แสดงถึงระบบเหนี่ยวนำไฟฟ้าของหัวใจ (Conducting System)

ในทางสรีรวิทยา (Electrophysiology) หัวใจจะประกอบด้วยห้องเพียง 2 ห้องเท่านั้น คือ เอเทรียมและเวนทริเคิล ในภาวะปกตินั้นขบวนการไฟฟ้าในหัวใจจะเริ่มจากการกระตุ้นด้วยขบวนการไฟฟ้า ดังภาพที่ 2-4 โดย Sino-Atrial Node ซึ่งอยู่ในเอเทรียมขวา การกระตุ้นนี้จะเกิดขึ้นโดยอัตโนมัติและแผ่กระจายไปตามกล้ามเนื้อหัวใจของเอเทรียมขวาและซ้ายโดยทั่วถึงและไปทุกทิศ จนกระทั่งถึง Atrio-Ventricular Node (A-V node) แล้วไปตาม Bundle of His ก่อนที่ประจุไฟฟ้าจะผ่านสู่ Bundle of His นั้น Atrio-Ventricular Node จะทำให้ประจุไฟฟ้าช้าลงด้วยเพื่อให้เวลาแก่เวนทริเคิลในการรับเลือดจากเอเทรียม เมื่อผ่าน Bundle of His แล้วจะไปตามแขนงขวาและซ้ายของ Bundle of His กระแสไฟฟ้าที่ผ่านไปตาม Bundle Branch ทั้งขวาและซ้ายนี้ถูกนำไปสู่เวนทริเคิลขวาและซ้ายโดยทั่วถึงทาง Purkinje Fibre ซึ่งคล้ายใยร่างแหกระจายไปทั่วเซลล์ของกล้ามเนื้อหัวใจของเวนทริเคิล ปรัชญาการนี้ทั้งหมดนี้ทำให้เวนทริเคิลหดตัวและสามารถบีบเลือดออกจากหัวใจไปเลี้ยงส่วนต่างๆ ของร่างกายได้

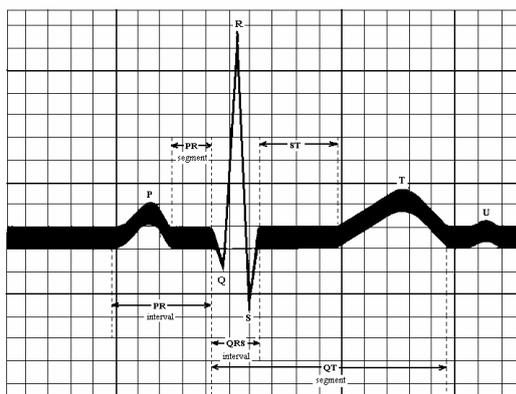
2.1.2 คลื่นไฟฟ้าหัวใจ (Electrocardiogram : ECG) [9]

คลื่นไฟฟ้าหัวใจเป็นสัญญาณไฟฟ้าที่ได้จากการต่อขั้วไฟเข้ากับบริเวณหน้าอก แขน ขา ภาพที่ 2-5 แสดงคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติ ซึ่งประกอบด้วยคลื่น P, QRS, T และ U ซึ่งเป็นข้อมูลที่สำคัญในการวิเคราะห์ระบบการทำงานของหัวใจ คลื่นไฟฟ้าหัวใจ (ECG) แบ่งออกได้เป็น 3 ส่วนหลักคือ

2.1.2.1 คลื่น P (P Wave) เกิดจากการทำงานของหัวใจห้องบน

2.1.2.2 คลื่น QRS (QRS Complex) เกิดจากการทำงานของหัวใจห้องล่าง และสัญญาณ R จะมีขนาดสูงที่สุด เนื่องจากหัวใจห้องล่างจะบีบโลหิตส่งไปยังทุกส่วนของร่างกายผ่านผนังของหัวใจห้องล่างซึ่งมีความหนาแน่นกว่าส่วนอื่นๆ ถ้านำขั้วไฟฟ้าไปติดที่แขนขวาและแขนซ้ายหรือที่เรียกว่า ลีด 1 (Lead I) การที่สัญญาณ R มีขนาดสูงที่สุดเป็นเพราะผลรวมของศักดาไฟฟ้าทำงานของเซลล์มีจำนวนมาก

2.1.2.3 คลื่น T (T Wave) เกิดจากการคลายตัวของกล้ามเนื้อหัวใจห้องล่าง และมีขนาดประมาณ 30 เปอร์เซ็นต์ของคลื่น R



ภาพที่ 2-5 คลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติ

การทำงานของกล้ามเนื้อเกิดจากการที่พัลส์ไฟฟ้ามากระตุ้นทำให้กล้ามเนื้อเกิดการหดตัวและเกิดศักดาไฟฟ้าขึ้นด้วย ซึ่งกล้ามเนื้อหัวใจก็เป็นเช่นเดียวกัน การเคลื่อนที่ของไอออนภายในเซลล์กล้ามเนื้อทำให้เกิดศักดาไฟฟ้าและทำให้หัวใจเต้น การเคลื่อนที่ของไอออนภายในเซลล์กล้ามเนื้อหัวใจจะรวมตัวเป็นการไหลของกระแสไฟฟ้าและเป็นผลทำให้เกิดความต่างศักย์ไฟฟ้าภายนอกเนื้อเยื่อและบริเวณผิวหนังของร่างกาย การไหลของกระแสจะเกิดขึ้นเฉพาะเวลาที่เกิดการกระจายของศักดาไฟฟ้าที่ทำงานเท่านั้น ดังนั้นเราอาจพิจารณาได้ว่าหัวใจเป็นเสมือนแหล่งกำเนิดไฟฟ้า ซึ่งบรรจุอยู่ในก้อนตัวนำร่างกาย ศักดาไฟฟ้าที่เกิดขึ้นจะมีการกระจายออกจากขั้วบวกและขั้วลบไปตามส่วนต่างๆ ของร่างกายเหมือนกับเป็นอิล็กทริกไดโพล (Electric Dipole)

2.1.3 คลื่นเสียงหัวใจ (The Phonocardiogram : PCG) [9]

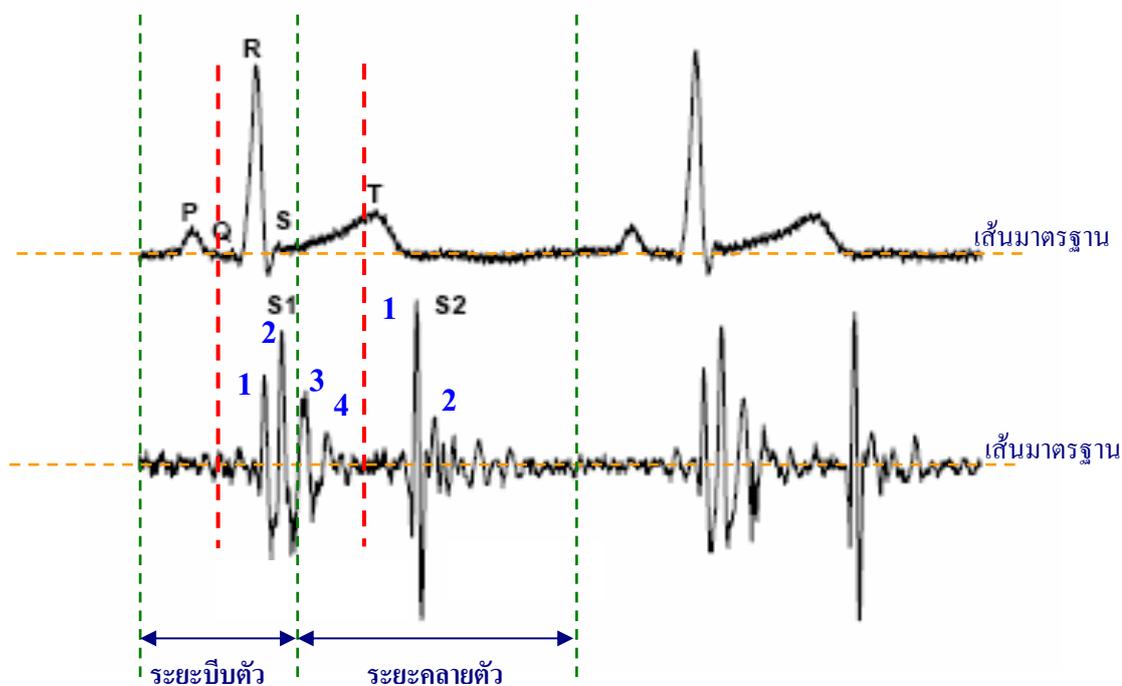
คลื่นเสียงหัวใจอาจจะเป็น Biomedical Signal ที่เก่าแก่มากที่สุด ซึ่งให้เห็นถึงข้อเท็จจริงของ Stethoscope ซึ่งเป็นเครื่องมือพื้นฐานที่นำมาใช้โดยนักฟิสิกส์ คลื่นเสียงหัวใจเป็นการสั่นสะเทือนหรือสัญญาณเสียงที่สัมพันธ์กับการหดตัวของระบบเลือดในหัวใจ (หัวใจและเลือดรวมกัน) และแสดงการบันทึกคลื่นเสียงของหัวใจ การบันทึกคลื่นเสียงหัวใจต้องแปลงความสั่นสะเทือนหรือสัญญาณเสียงไปเป็นสัญญาณทางอิเล็กทรอนิกส์: ไมโครโฟน เพรสเซอร์ทรานสดิวเซอร์ หรือเครื่องวัดการเร่งอัตราความเร็ว อาจจะต้องติดตั้งบนบริเวณหน้าอกเพื่อทำการวัด คลื่นเสียงหัวใจที่ปกติซึ่งให้เห็นสภาพโดยทั่วไปของหัวใจในเทอมของจังหวะและลักษณะการหดตัว อาการป่วยที่เกี่ยวข้องกับทางเดินโลหิตและจุดบกพร่องเป็นสาเหตุการเปลี่ยนแปลงหรือเสียงที่เพิ่มเติมและเสียงฮัมนั้นสามารถจะเป็นประโยชน์ในการวินิจฉัย ดังภาพที่ 2-6 แสดงสัญญาณเสียงหัวใจของคนปกติซึ่งประกอบด้วยคลื่น S_1 และ S_2 ซึ่งเป็นข้อมูลที่สำคัญในการวิเคราะห์ระบบการทำงานของหัวใจ สัญญาณเสียงของหัวใจ (PCG) แบ่งออกได้เป็น 2 ส่วนหลักคือ

2.1.3.1 S1 - เกิดจากการไหลเวียนโลหิตที่เกี่ยวข้องกับการปิด Atrio-ventricular Valves เมื่อการเริ่มบีบตัวของหัวใจ

- First Component (1) - เกิดขึ้นเมื่อเริ่มการหดตัวของเนื้อเยื่อกล้ามเนื้อหัวใจห้องล่าง ในระหว่างที่เลือดเคลื่อนไปชน Atrio-ventricular Valve ซึ่งกั้นระหว่างห้องบนและล่าง
- Second Component (2) - เริ่มต้นทันทีที่ AV Valve ปิด, ทำให้เลือดซ้าง ติดกัน Semilunar Valve เปิดและเลือดถูกฉีดลงไปยังห้องล่าง
- Third Component (3) - เกิดจากการสั่นของเลือดระหว่างขั้วหลอดเลือด เอออร์ตาและผนังหัวใจ
- Forth Component (4) - เกิดขึ้นเนื่องจากการสั่นสะท้อนเป็นเหตุให้การไหลทะลักของเลือดอย่างรวดเร็วผ่าน Aorta และ Pulmonary Artery

2.1.3.2 S2 - เกิดจากการไหลเวียนโลหิตที่เกี่ยวข้องกับการปิด Semilunar Valves ในการเปลี่ยนแปลงระหว่างการบีบตัวและคลายตัวของหัวใจห้องล่าง

- First Component (1) - เกิดขึ้นเนื่องจากการปิดของ Aortic Valve (A_2)
- Second Component (2) - เกิดขึ้นเนื่องจากการปิดของ Pulmonary Valve (P_2)



ภาพที่ 2-6 คลื่นเสียงของหัวใจของคนปกติ

2.1.4 การวิเคราะห์คลื่นไฟฟ้าหัวใจและคลื่นเสียงหัวใจ [9]

คลื่นไฟฟ้าหัวใจเป็นการบันทึกสภาพการทำงานของหัวใจ ที่วัดได้บนผิวหนังของร่างกาย ด้วยเครื่องวัดและถือได้ว่าคลื่นไฟฟ้าหัวใจเป็นพารามิเตอร์ที่สำคัญของร่างกาย (Physiological Parameter) ที่นำมาใช้ประโยชน์ในการวินิจฉัยอาการ ความผิดปกติและประเมินสภาวะของหัวใจได้เป็นอย่างดี

การวิเคราะห์และแปลผลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่บันทึกได้จึงเป็นข้อมูลที่สำคัญในการประกอบการรักษาโรคต่างๆ ของผู้ป่วย โดยเฉพาะเกี่ยวกับหัวใจและหลอดเลือด การวิเคราะห์คลื่นไฟฟ้าหัวใจจะทำการบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจลงบนกระดาษกราฟ ซึ่งมีแนวนอนเป็นฐานเวลา (หน่วยเป็นวินาที) ส่วนแกนตั้งเป็นความสูงของคลื่น (หน่วยเป็นมิลลิโวลต์) แล้วอาศัยแพทย์หรือผู้เชี่ยวชาญในการแปลผลมาทำการอ่านและวัดพารามิเตอร์ต่างๆ เช่น รูปคลื่น ความสูงของคลื่น ระยะเวลาช่วงต่างๆ ระดับของเส้น สัณฐาน เป็นต้น แล้วทำการสรุป รวบรวม วิเคราะห์และคาดคะเนว่าผู้ป่วยมีสภาวะของหัวใจเป็นเช่นใด ข้อจำกัดของวิธีการแบบนี้อยู่ที่เวลาที่ใช้ในการวิเคราะห์ผลเนื่องจากภาระกิจประจำวันของแพทย์หรือผู้เชี่ยวชาญ ทำให้การทราบผลที่วิเคราะห์ไม่ทันต่อการรักษาผู้ป่วย ดังนั้นในปัจจุบันด้วยความเจริญก้าวหน้าทางเทคโนโลยี ทำให้สามารถนำคอมพิวเตอร์มาช่วยในการบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจแทน

คลื่นเสียงหัวใจเป็นการสั่นสะเทือนหรือสัญญาณเสียงที่สัมพันธ์กับการหดตัวของระบบเลือดในหัวใจ (หัวใจและเลือดรวมกัน) การบันทึกคลื่นเสียงหัวใจต้องแปลงความสั่นสะเทือนหรือคลื่นเสียงไปเป็นสัญญาณทางอิเล็กทรอนิกส์ โดยไมโครโฟน (Microphones) เพรสเชอร์ทรานสดิวเซอร์ (Pressure Transducers) หรือ เครื่องวัดการเร่งอัตราความเร็ว (Accelerometers) อาจจะติดตั้งบนบริเวณหน้าอกเพื่อทำการวัด คลื่นเสียงหัวใจที่ปกติ ซึ่งให้เห็นสภาพโดยทั่วไปของหัวใจ ในเทอมของจังหวะและลักษณะการหดตัวและการเปิด-ปิดของลิ้นหัวใจ อาการป่วยที่เกี่ยวกับทางเดินโลหิตและจุดบกพร่องเป็นสาเหตุการเปลี่ยนแปลงหรือเสียงที่เพิ่มเติมและเสียงฮัมนั้นสามารถจะเป็นประโยชน์ในการวินิจฉัย

การวิเคราะห์คลื่นไฟฟ้าหัวใจและคลื่นเสียงหัวใจสามารถจำแนกโรคต่างๆ ได้ดังตารางที่ 2-1

ตารางที่ 2-1 การวิเคราะห์คลื่นไฟฟ้าหัวใจและคลื่นเสียงหัวใจสามารถจำแนกโรคต่างๆ ได้ดังนี้

คลื่นไฟฟ้าหัวใจ(Electrocardiogram)	คลื่นเสียงหัวใจ(Phonocardiogram)
1. หัวใจเต้นผิดจังหวะ (Arrhythmias) แบ่งเป็น 6 ชนิด คือ <ul style="list-style-type: none"> 1.1 Bradycardia 1.2 Premature Contraction 1.3 Tachycardia 1.4 Flutter 1.5 Fibrillation 1.6 Block 	1. โรคหัวใจรูมาติก (Rheumatic Fever) (ฟังเสียงฟู่ๆ Murmur) 2. เยื่อหัวใจอักเสบ(Endocarditis) 3. ลิ้นหัวใจรั่ว (Cardiac Valve Stenosis) 4. ลิ้นหัวใจโป่ง-โรคลิ้นหัวใจยาว (Heart Valve Prolapse)
2. หัวใจขาดเลือด(Angina Pectoris) <ul style="list-style-type: none"> 2.1 กล้ามเนื้อหัวใจขาดเลือดไปเลี้ยง (Angina Pectoris) 2.2 โรคกล้ามเนื้อหัวใจตายเฉียบพลัน (Acute Myocardial Infarction หรือ AMI) 	
3. เยื่อหัวใจอักเสบ(Endocarditis) 4. Ventricular Hypertrophy 5. Atrial Enlargement หรือ Hypertrophy 6. ผลของการใช้ยาโดยเฉพาะยาโรคหัวใจ 7. ภาวะเกลือและแร่ธาตุไม่สมดุล	

2.2 การแปลงเวฟเล็ด

ในทุกหนทุกแห่งรอบๆ ตัวเราประกอบไปด้วยสัญญาณต่างๆ มากมายที่มนุษย์นำมาใช้ในการวิเคราะห์ เช่น การสั่นของแผ่นดินไหว เสียงพูดของมนุษย์ การสั่นของเครื่องยนต์ รูปภาพทางการแพทย์ ข้อมูลทางการเงิน การบีบอัดข้อมูล และการจัดสัญญาณรบกวน เป็นต้น การวิเคราะห์สัญญาณต่างๆ เหล่านี้จะใช้ทฤษฎีเวฟเล็ดเป็นเครื่องมือสำหรับอธิบายลักษณะโดยทั่วไปของสัญญาณซึ่งมีความสำคัญต่อสาขาการประมวลผลสัญญาณมาก ทั้งนี้เนื่องจากเวฟเล็ดจะเป็นรูปคลื่นที่มีประสิทธิภาพในช่วงจำกัดซึ่งมีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ทำให้เหมาะที่จะใช้ในการวิเคราะห์

2.2.1 ประวัติของเวฟเล็ด

ตามประวัติศาสตร์การวิเคราะห์เวฟเล็ดเป็นวิธีการใหม่โดยโครงสร้างรากฐานทางคณิตศาสตร์ของเวฟเล็ดมีที่มาจากแปลงฟูเรียร์ซึ่งเป็นผลงานของ Joseph Fourier ในศตวรรษที่ 19 [10] ด้วยเหตุที่ฟูเรียร์อยู่บนพื้นฐานของทฤษฎีการวิเคราะห์ความถี่ จึงทำให้การพิสูจน์มีความสำคัญและมีอิทธิพลเป็นอย่างมากต่อที่มาของการแปลงเวฟเล็ด

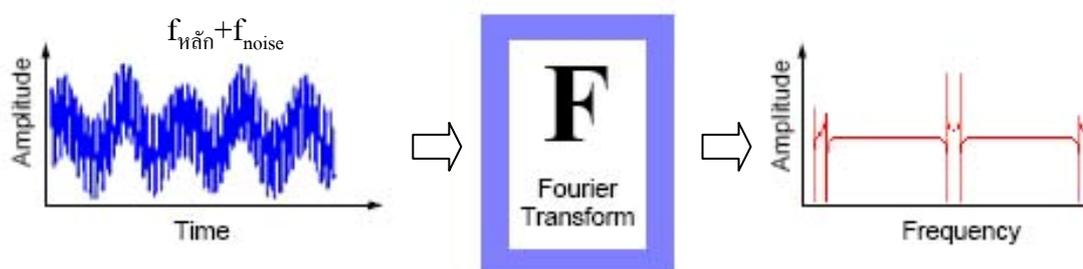
บันทึกครั้งแรกที่อ้างถึงเทอม “เวฟเล็ด” คือในปีค.ศ.1909 ในงานวิทยานิพนธ์ของ Alfred Harr แนวคิดของเวฟเล็ดในรูปแบบที่แสดงตามทฤษฎี ถูกเสนอขึ้นครั้งแรกโดย Jean Morlet และคณะที่ Marseille Theoretical Physics Center ที่ทำงานภายใต้ Alex Grossmann ในประเทศฝรั่งเศส

ทฤษฎีของการวิเคราะห์เวฟเล็ดที่ได้ถูกพัฒนาหลักสำคัญโดย Y. Meyer และเพื่อนร่วมงาน ได้ถูกรับรองโดยทฤษฎีการแพร่ หลักการของทฤษฎีนี้ได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้ในงานของ Stephane Mallat ในปีค.ศ.1988 จากนั้นมางานวิจัยเวฟเล็ดจึงได้กลายเป็นระดับประเทศ โดยเฉพาะอย่างยิ่งงานวิจัยในสหรัฐอเมริกา ซึ่งนำทีมโดยงานของนักวิทยาศาสตร์ เช่น Ingrid Daubechies, Ronald Coifman และ Victor Wickerhauser

จากประวัติความเป็นมาของการแปลงเวฟเล็ดโดยสังเขปที่ได้กล่าวมาข้างต้น ในหัวข้อต่อไปนี้จะกล่าวถึงวิวัฒนาการของการทฤษฎีพื้นฐานของการวิเคราะห์สัญญาณ ซึ่งก็คือการแปลงฟูเรียร์ จนกระทั่งมาเป็นทฤษฎีการแปลงเวฟเล็ดว่ามีความเป็นมาอย่างไรเกิดปัญหาอะไรจึงต้องมีทฤษฎีเวฟเล็ด

2.2.2 การวิเคราะห์ฟูรีเยร์ (Fourier Analysis)

เครื่องมือสำหรับการวิเคราะห์สัญญาณซึ่งเป็นที่รู้จักโดยทั่วไปคือ การวิเคราะห์ฟูรีเยร์ ซึ่งเป็นการแยกสัญญาณออกเป็นส่วนประกอบของ สัญญาณ Sinusoid ที่ความถี่ต่างกัน อีกทางหนึ่งในการวิเคราะห์ฟูรีเยร์ คือเทคนิคทางคณิตศาสตร์ สำหรับการแปลง (Transforming) สัญญาณจากฐานเวลา (Time-based) ไปเป็นฐานความถี่ (Frequency-based)



ภาพที่ 2-7 แสดงการแปลงฟูรีเยร์

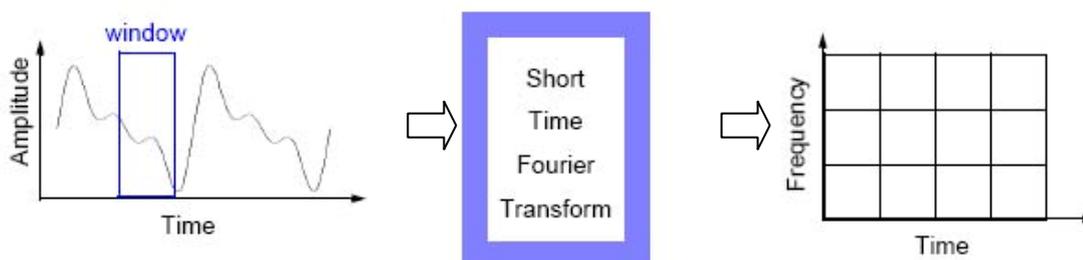
การวิเคราะห์ฟูรีเยร์เป็นประโยชน์อย่างมากในการวิเคราะห์สัญญาณโดยทั่วไป เพราะส่วนประกอบความถี่ของสัญญาณมีความสำคัญอย่างยิ่ง ดังนั้นทำไมเราจึงจำเป็นต้องใช้เทคนิคอื่น เช่น การวิเคราะห์เวฟเล็ตอีก

การวิเคราะห์ฟูรีเยร์ มีข้อเสียที่สำคัญในการเปลี่ยนมาอยู่ในโดเมนของความถี่ ซึ่งจะทำให้รายละเอียดข้อมูลแบบเวลาจะสูญเสียไป เมื่อมองเป็นการแปลงสัญญาณของฟูรีเยร์ ทำให้เป็นไปได้ที่จะบอกว่าเมื่อไรที่รายละเอียดของเหตุการณ์จะปรากฏขึ้น

เนื่องจากการแปลงฟูรีเยร์เป็นการแปลงสัญญาณจากโดเมนเวลาไปเป็นโดเมนความถี่ ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จากการทรานฟอร์มจะมีจำนวนข้อมูลเป็นอนันต์ ดังนั้นเมื่อเกิดการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณอินพุตที่ช่วงเวลาใดๆ ก็จะมีผลทำให้สเปกตรัมของสัญญาณตลอดย่านความถี่เปลี่ยนไป หรือทำให้สัมประสิทธิ์ของการแปลงเปลี่ยนไปนั่นเอง นอกจากนี้การใช้การแปลงฟูรีเยร์ยังไม่สามารถเลือกทำการวิเคราะห์สัญญาณเฉพาะช่วงเวลาหรือเฉพาะช่วงความถี่ใดๆ ได้ ดังนั้นการแปลงฟูรีเยร์จึงให้ข้อมูลที่มากเกินไปจนเกินไป นอกจากนั้นในทางปฏิบัติสัญญาณอินพุตจะไม่คงที่ (Non-Stationary Signal) ซึ่งถ้าใช้การแปลงฟูรีเยร์จะทำให้สิ้นเปลืองเวลาในการคำนวณเพราะต้องคำนวณใหม่ตลอดทั้งย่าน ข้อมูลจะมีมากเกินไปจนเกินไปในการคำนวณใหม่ในแต่ละครั้ง ดังนั้นการแปลงฟูรีเยร์จึงเหมาะสมสำหรับสัญญาณที่คงที่ (Stationary Signal)

2.2.3 การวิเคราะห์ฟูรีเยร์ในช่วงเวลาสั้น ๆ (Short-Time Fourier Analysis)

ในความพยายามที่จะแก้ข้อบกพร่องนี้ให้ถูกต้อง Dennis Gabor ในปี 1946 ได้ปรับปรุงการแปลงฟูรีเยร์ในการวิเคราะห์สัญญาณเฉพาะในช่วงเวลาสั้น ๆ ซึ่งเรียกเทคนิคนี้ว่า การทำวินโดว์ (Windowing) สัญญาณ การปรับปรุงของ Gabor นี้เรียกว่า การแปลงฟูรีเยร์ในช่วงเวลาสั้น ๆ (Short-Time Fourier Transform (STFT)) เป็นการทำให้สัญญาณเป็นฟังก์ชัน 2 มิติในแกนของเวลาและความถี่

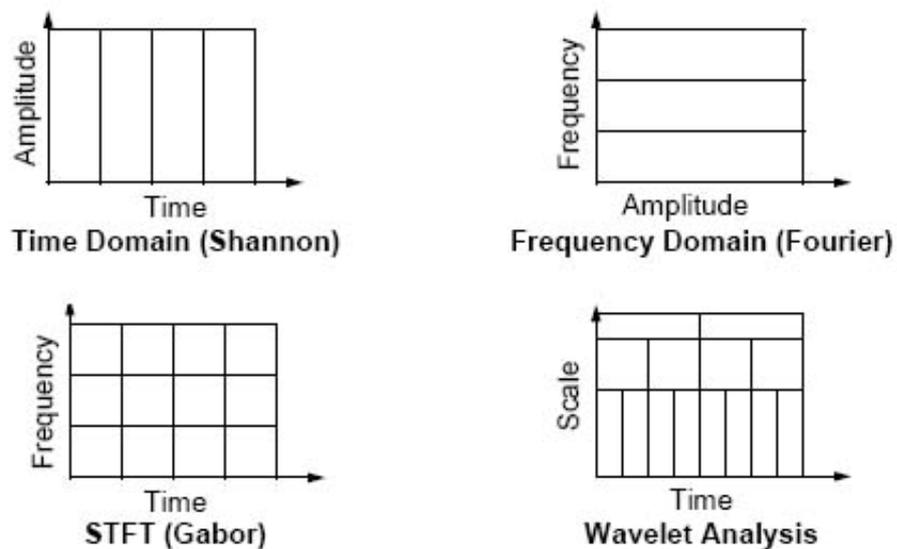


ภาพที่ 2-8 แสดงการวิเคราะห์ฟูรีเยร์ในช่วงเวลาสั้น ๆ ที่มีลักษณะของระนาบเวลาและความถี่แบบคงที่

การวิเคราะห์ฟูรีเยร์ในช่วงเวลาสั้น ๆ (STFT) แสดงชนิดของการผสมกันของการมองสัญญาณในแกนเวลาและความถี่ โดยให้รายละเอียดทั้งเวลาและความถี่ของสัญญาณที่เกิดขึ้น อย่างไรก็ตามสามารถบรรจุข้อมูลที่ถูกต้องค่าหนึ่งได้อย่างจำกัด เพราะความถูกต้องนี้จะถูกกำหนดโดยขนาดของวินโดว์ การวิเคราะห์ STFT จะมีลักษณะของช่วงการวิเคราะห์ที่คงที่ดังรูป 2-8 (ช่วงเวลาและความถี่คงที่) ทำให้ฟังก์ชันหน้าต่างไม่มีการเปลี่ยนแปลง ซึ่งไม่เหมาะสมในทางปฏิบัติ เนื่องจากสัญญาณในทางปฏิบัตินั้นสัญญาณความถี่สูงจะมีช่วงเวลาแคบ ในขณะที่สัญญาณความถี่ต่ำจะมีช่วงคาบเวลาที่กว้าง เมื่อกระทำการแปลงฟูรีเยร์ในช่วงเวลาสั้น ๆ อาจจะทำให้ข้อมูลที่ได้จาก การแปลงมีจำนวนมากหรือน้อยเกินไป ดังนั้นจึงได้มีการแปลงในรูปแบบใหม่ซึ่งก็คือ “การแปลงเวฟเล็ต” ที่สามารถกระทำการแปลงผ่านฟังก์ชันหน้าต่างโดยสามารถเลื่อนตำแหน่งและปรับเปลี่ยนช่วงเวลาให้เหมาะสมกับช่วงความถี่ที่จะวิเคราะห์ได้

2.2.4 การวิเคราะห์เวฟเล็ต (Wavelet Analysis)

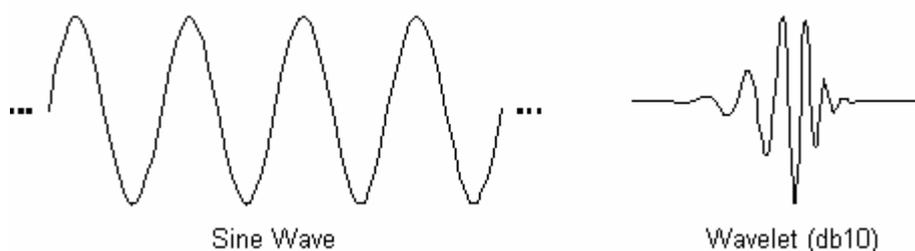
การวิเคราะห์เวฟเล็ตเป็นระดับการพัฒนาต่อมาจากการแปลงฟูรีเยร์และการวิเคราะห์ฟูรีเยร์ในช่วงเวลาสั้น ๆ ที่สามารถปรับเปลี่ยนขนาดของวินโดว์ได้ กล่าวคือสามารถปรับเปลี่ยนช่วงเวลาให้เหมาะสมกับช่วงความถี่ที่จะวิเคราะห์ได้ โดยที่สัญญาณความถี่สูงจะมีช่วงคาบเวลาในการ



ภาพที่ 2-9 ลักษณะของระนาบเวลาและความถี่สำหรับการวิเคราะห์สัญญาณ

2.2.5 ลักษณะและตระกูลของเวฟเล็ต

ลักษณะพิเศษของฟังก์ชันเวฟเล็ตจะมีลักษณะของการออสซิลเลต (Oscillation) ตามแนวแกนอนและมีแอมพลิจูด (Amplitude) ที่ลดลงสู่ศูนย์ทั้งทางด้านบวกและด้านลบซึ่งแตกต่างกับฟังก์ชันไซน์และโคไซน์ซึ่งแผ่ไปตามแกนแนวนอนไปสู่อนันต์ดังภาพที่ 2-10 ได้แสดงรูปคลื่นไซน์และเวฟเล็ต Daubechies10



ภาพที่ 2-10 คลื่นไซน์และเวฟเล็ต Daubechies 10

สัญญาณไซน์ (Sine) จะเป็นฟังก์ชันพื้นฐาน (Basis Function) ของการวิเคราะห์ฟูรีเยร์ โดยการวิเคราะห์ฟูรีเยร์ประกอบด้วยการแตกสัญญาณออกมาเป็นคลื่นไซน์ในหลายๆ ความถี่ทำให้ไม่สามารถเลือกการทรานส์ฟอร์มได้เฉพาะช่วงเวลาและช่วงความถี่ที่สนใจ จึงไม่เหมาะสำหรับที่จะนำไปใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณที่มีลักษณะไม่คงที่ ซึ่งต่างกับการวิเคราะห์การแปลงเวฟเล็ต ซึ่งมีฟังก์ชันพื้นฐานเป็นคลื่นขนาดเล็กที่เรียกว่า เวฟเล็ต ลักษณะของเวฟเล็ตจะเป็นคลื่นที่มีการเปลี่ยนแปลงอย่างต่อเนื่อง และมีขนาดของคลื่นลดลงสู่ศูนย์อย่างรวดเร็วทั้งสองด้าน ทำให้สามารถเลือกช่วงเวลาและความถี่ที่ต้องการพิจารณาได้ ซึ่งเหมาะที่จะนำไปวิเคราะห์สัญญาณที่มีลักษณะไม่คงที่

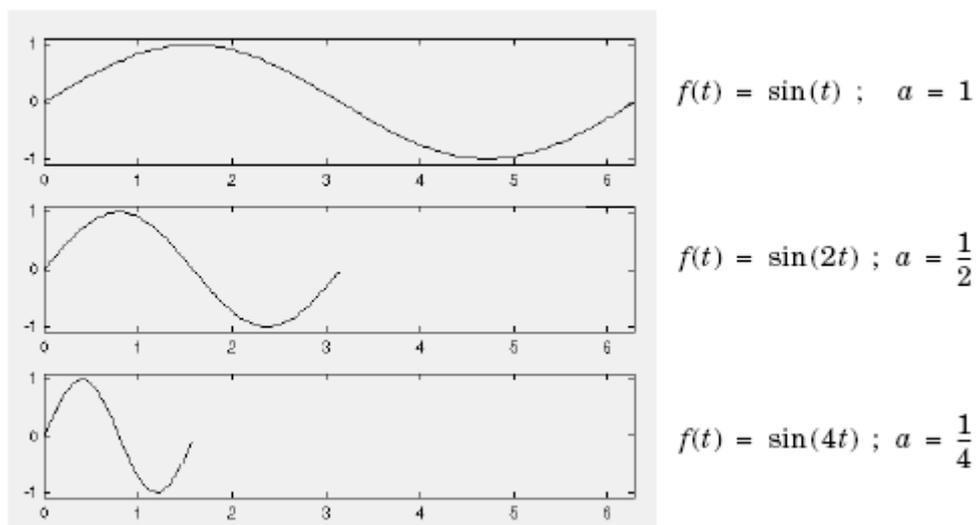
การนำเวฟเล็ตหลายๆอันมารวมกันเป็นเซตเพื่ออธิบายสัญญาณใดๆ โดยที่คลื่นเวฟเล็ตแต่ละตัวจะมีโครงสร้างมาจากฟังก์ชันเดียวกัน ฟังก์ชันนี้จะเป็นเวฟเล็ตต้นแบบที่เรียกว่า “เวฟเล็ตแม่” (Mother Wavelet) คลื่นเวฟเล็ตแต่ละอันจะอยู่ในเซตของเวฟเล็ตนี้โดยคลื่นแต่ละคลื่นจะเกิดจากการสเกล (Scaling: a) และการเลื่อนตำแหน่ง (Translation หรือ Shifting: b) ของเวฟเล็ตแม่ การสเกลจะหมายถึงการหดเข้า (Compressing) หรือการขยายออก (Dilation) ในที่นี้จะให้ “ a ” แทนพารามิเตอร์ของการหดหรือขยาย ซึ่งจะเป็นการเปลี่ยนความถี่ของเวฟเล็ตแม่นั่นเอง ส่วนการเลื่อนตำแหน่งกำหนดโดยพารามิเตอร์ “ b ” จะหมายถึงการเลื่อนตำแหน่งการเกิดของคลื่นเวฟเล็ตบนแกนเวลา ดังภาพที่ 2-8 ซึ่งจะแสดงเวฟเล็ตที่ถูกสเกลและถูกเลื่อนตำแหน่งไปที่ค่า “ a ” และ “ b ” ต่างๆกัน และเวฟเล็ตที่ถูกสเกลจะต้องทำการ Normalize ด้วย $1/\sqrt{a}$ เสมอ เพื่อให้เวฟเล็ตที่ถูกสเกลไปแล้วยังคงมีพลังงานเท่ากับ เวฟเล็ตแม่ ดังนั้นถ้าให้ $\psi(t)$ เป็นฟังก์ชันเวฟเล็ตแม่ จะสามารถเขียนเป็นสมการทั่วไปของเวฟเล็ตที่ตำแหน่ง a, b ใดๆซึ่งสัมพันธ์กับเวฟเล็ตแม่ได้ดังนี้

$$\psi_{b,a}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) = \psi(\text{scale}, \text{position}, t) \quad (2-1)$$

เพื่อให้เห็นภาพพจน์ได้ชัดเจนยิ่งขึ้น จะขออธิบายถึงเวฟเล็ตที่มีการสเกลและเลื่อนตำแหน่งดังนี้

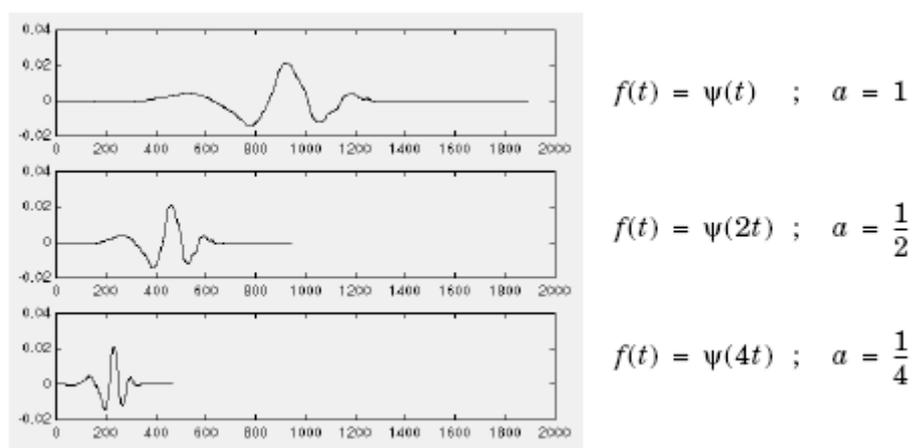
2.2.5.1 ขนาด (Scaling)

การวิเคราะห์เวฟเล็ตจะแสดงให้เห็นถึงเวลาและขนาดของสัญญาณ การสเกล (Scaling) จะหมายถึงการหดเข้า (Compressing) หรือการขยายออก (Dilation) ซึ่งเราจะให้ “ a ” แทนด้วยพารามิเตอร์ของการหดหรือขยายซึ่งจะเป็นการเปลี่ยนความถี่ของเวฟเล็ตแม่นั่นเอง หรืออาจเรียก “ a ” ว่าเป็นตัวประกอบขนาด (Scale Factor) และถ้าพิจารณาสัญญาณไซน์ที่มีตัวประกอบขนาดแตกต่างกันจะมีลักษณะดังภาพที่ 2-11



ภาพที่ 2-11 ลักษณะสัญญาณไซน์ที่มีตัวประกอบแตกต่างกัน

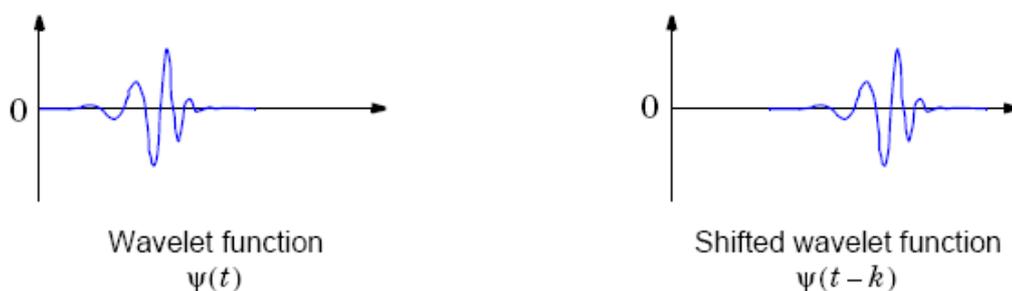
ตัวประกอบขนาด (a) จะมีผลในทางเดียวกันกับเวฟเล็ด ยิ่งถ้าตัวประกอบขนาดน้อยลงเท่าใด เวฟเล็ดจะถูกบีบอัดมากขึ้นเท่านั้น เมื่อพิจารณาเวฟเล็ดที่มีตัวประกอบแตกต่างกันจะปรากฏลักษณะดังภาพที่ 2-12



ภาพที่ 2-12 ลักษณะเวฟเล็ดที่มีตัวประกอบขนาดแตกต่างกัน

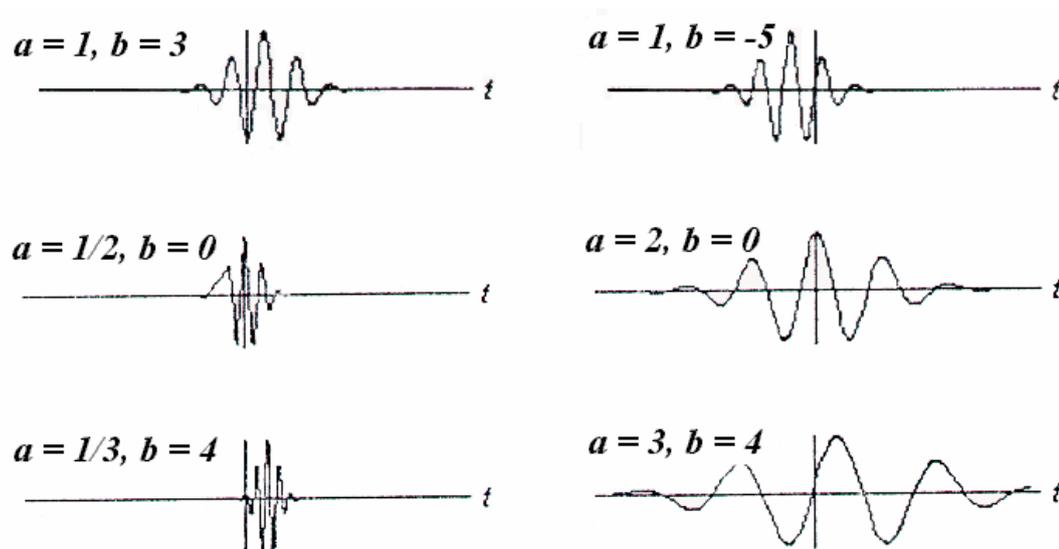
2.2.5.2 การเลื่อน (Shifting)

การเลื่อนของเวฟเล็ตจะมีความหมายง่ายๆ คือ การเลื่อนสัญญาณในทางคณิตศาสตร์ซึ่งการเลื่อนของฟังก์ชัน $\psi(t)$ ด้วย k จะแสดงได้โดย $\psi(t - k)$ การเลื่อนตำแหน่งจะกำหนดโดยพารามิเตอร์ “ k ” ซึ่งจะหมายถึงการเลื่อนตำแหน่งการเกิดคลื่นเวฟเล็ตบนแกนเวลา ในตำราบางเล่มจะแทนพารามิเตอร์ “ b ” เป็นการเลื่อนตำแหน่ง เมื่อพิจารณาเวฟเล็ตที่มีการเลื่อนที่ตำแหน่งใดๆ สามารถพิจารณาได้ดังภาพที่ 2-13



ภาพที่ 2-13 ลักษณะของเวฟเล็ตที่มีการเลื่อนตำแหน่ง

เพื่ออำนวยความสะดวกเข้าใจเราจะแสดงคลื่นเวฟเล็ตที่มีการสเกลและการเลื่อนตำแหน่งได้ดังภาพที่ 2-14



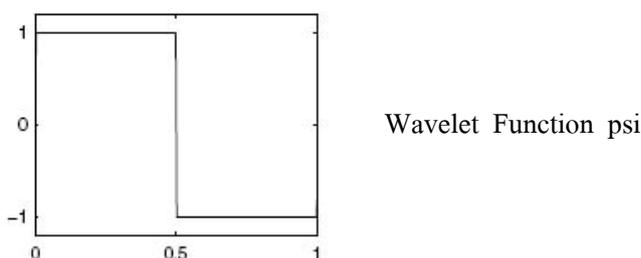
ภาพที่ 2-14 ลักษณะของเวฟเล็ตแม่ที่ถูกสเกลและเลื่อนตำแหน่งไปที่ค่า a, b ต่างๆกัน

2.2.5.3 ตระกูลของเวฟเล็ตแม่แบบต่างๆ

ตระกูลของเวฟเล็ตมีหลายชนิดที่สามารถเลือกนำไปใช้งานได้เหมาะสมได้ไม่ว่าจะเป็น Biorthogonal Wavelet และเวฟเล็ตเชิงตั้งฉากปกติ [11] เช่น Daubechies, Symmlet และ Coiflet เป็นต้น แต่ละตระกูลจะเป็นฟังก์ชันพื้นฐานที่มีรูปร่างลักษณะที่แตกต่างกันไป ซึ่งแต่ละตระกูลจะมีค่า Number of Vanishing Moments (NVM) ที่ยี่ชื่อตระกูลเช่น Daubechies 4,8,..., 20, Symmlet 4, 5, 6, ..., 10 และ Coiflet 1,2, ..., 5 เป็นต้น ถ้าค่า NVM มีค่ามากขึ้นลักษณะของฟังก์ชันพื้นฐานที่เลือกจะมีความราบเรียบ (Smooth) มากขึ้น ประโยชน์ของค่า NVM นี้ก็คือสามารถเลือกชนิดของเวฟเล็ตมาประยุกต์ใช้กับงานที่ต้องการได้อย่างหลากหลายและเหมาะสมมากขึ้น ตระกูลของเวฟเล็ตแม่ที่สำคัญและนิยมใช้กันอย่างแพร่หลายในปัจจุบันนี้ได้แก่

ก) Haar Wavelet

การวิเคราะห์เวฟเล็ตเพื่อนำไปวิเคราะห์สัญญาณในช่วงแรกๆ จะใช้ Harr Wavelet สำหรับการวิเคราะห์ ซึ่ง Harr Wavelet นี้จะเป็นเวฟเล็ตชนิดแรกสุดและง่ายที่สุด ลักษณะของเวฟเล็ตชนิดนี้จะคล้ายกับฟังก์ชันขั้นบันได ซึ่งแสดงดังภาพที่ 2-15

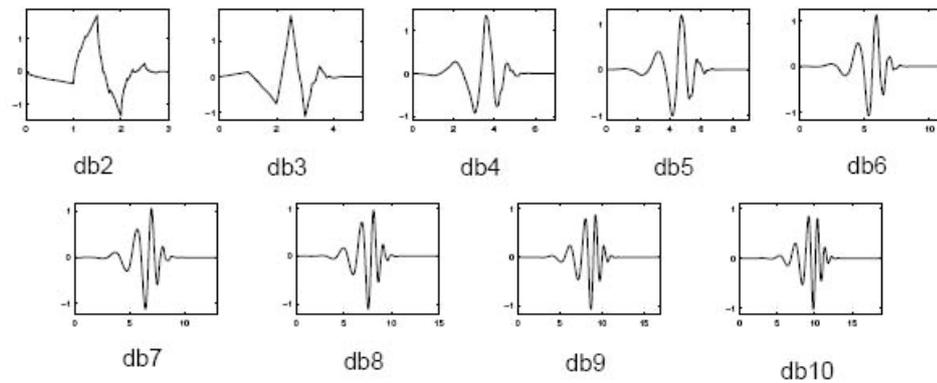


ภาพที่ 2-15 ลักษณะของ Harr Wavelet

ข) Daubechies Wavelet

เวฟเล็ตชนิด Daubechies ได้ถูกคิดค้นโดย Ingrid Daubechies ซึ่งเป็นนักวิจัยทางด้านเวฟเล็ตที่ประสบความสำเร็จและสำคัญคนหนึ่งของโลก เขาได้สร้างสิ่งที่เรียกว่า “ขอบเขตที่แน่นอนของเวฟเล็ตเชิงตั้งฉากปกติ” (Compactly-support Orthonormal Wavelet) ซึ่งเป็นการสร้างการวิเคราะห์เวฟเล็ตแบบไม่ต่อเนื่องในทางปฏิบัติขึ้นมาได้สำเร็จ และได้กำหนดค่า NVM ของตระกูลเวฟเล็ตขึ้นมาเพื่อสร้างความหลากหลายในการเลือกใช้งานได้อย่างเหมาะสม ค่า NVM นี้จะกำกับไว้หลังชื่อตระกูลของเวฟเล็ตเช่น Daubechies 4 ก็คือมีค่า NVM เท่ากับ 4

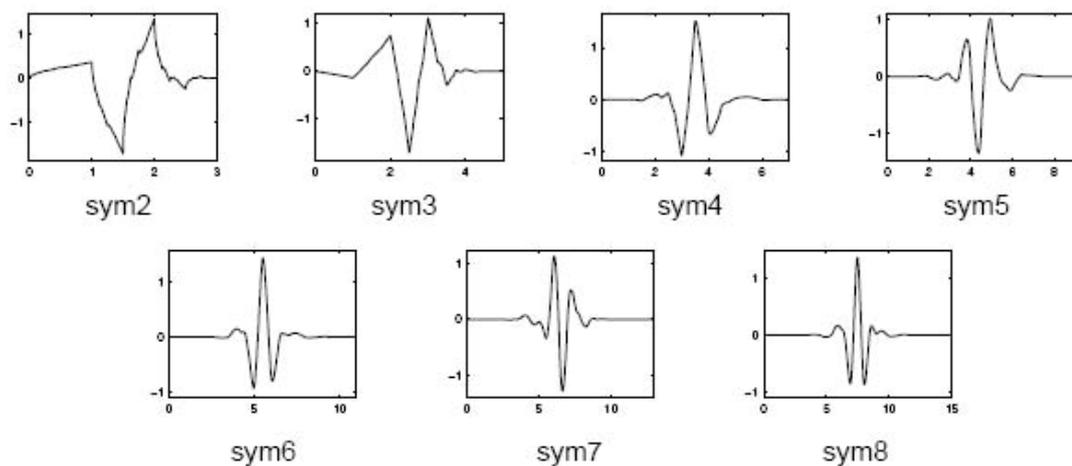
สำหรับเวฟเล็ตตระกูล Daubechies นี้จะมีลักษณะดังภาพที่ 2-16 ซึ่งมีหลายหลายรูปแบบตามค่า NVM



ภาพที่ 2-16 ลักษณะของ Daubechies Wavelet

ค) Symlets Wavelet

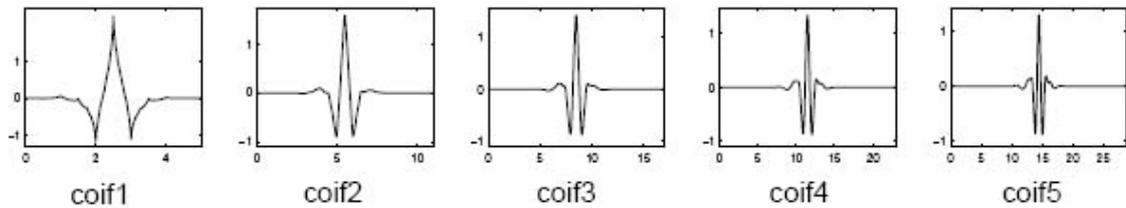
เวฟเลตชนิด Symlet จะมีสัดส่วนใกล้เคียงกับเวฟเลตที่ถูกเสนอโดย I. Daubechies ซึ่งได้ปรับปรุงมาจากเวฟเลตตระกูล Daubechies คุณสมบัติของเวฟเลตทั้งสองตระกูลนี้จะคล้ายคลึงกัน ลักษณะของเวฟเลตชนิดนี้จะแสดงดังภาพที่ 2-17



ภาพที่ 2-17 ลักษณะของ Symlet Wavelet

ง) Coiflets Wavelet

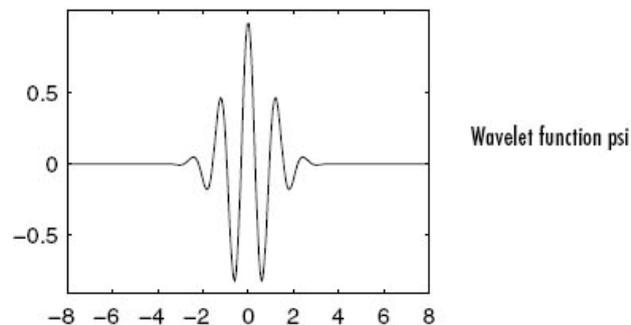
เวฟเลตชนิด Coiflet ถูกสร้างขึ้นโดย I. Daubechies โดยการเรียกร้องจาก R. Coifman ภายหลังจากที่ I. Daubechise ประสบความสำเร็จจากการสร้างเวฟเลตชนิด Daubechies มาแล้ว เวฟเลตชนิดนี้จะมีลักษณะดังภาพที่ 2-18



ภาพที่ 2-18 ลักษณะของ Coiflet Wavelet

จ) Morlet Wavelet

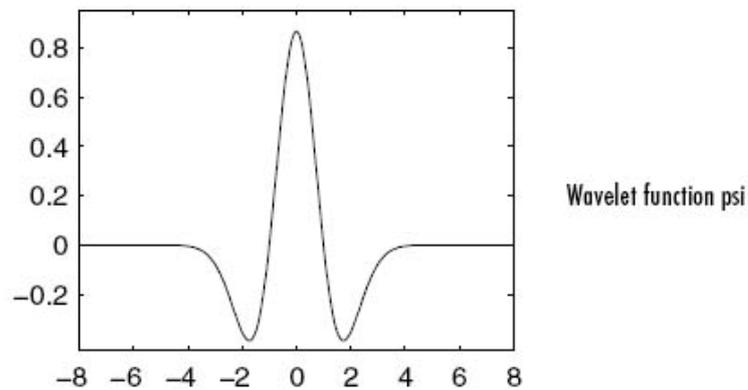
เวฟเลตชนิดนี้ไม่มีฟังก์ชันสเกลลิ่ง (Scaling Function) แต่จะมีความแน่นอน สามารถพิจารณา ลักษณะของเวฟเลตชนิดนี้ได้ดังภาพที่ 2-19



ภาพที่ 2-19 ลักษณะของ Morlet Wavelet

ฉ) Mexican Hat Wavelet

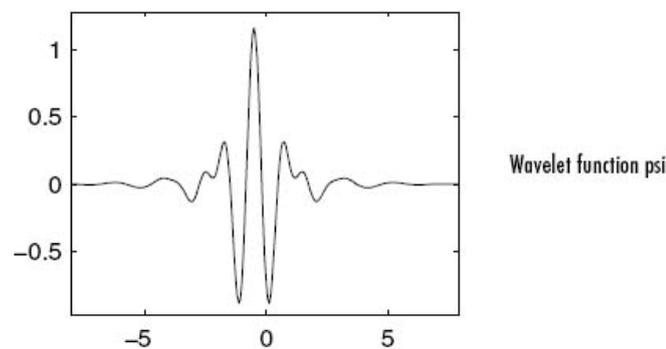
เวฟเลตชนิดนี้ไม่เป็นฟังก์ชันสเกลลิ่ง (Scaling Function) และมีที่มาจากฟังก์ชันอนุพันธ์อันดับที่สองของฟังก์ชันความหนาแน่นที่มีความน่าจะเป็นของ Gaussian (The Second Derivative Function of Gaussian Probability Density Function) ลักษณะของเวฟเลตชนิดนี้แสดงดังภาพที่ 2-20



ภาพที่ 2-20 ลักษณะของ Mexican Hat Wavelet

ช) Meyer Wavelet

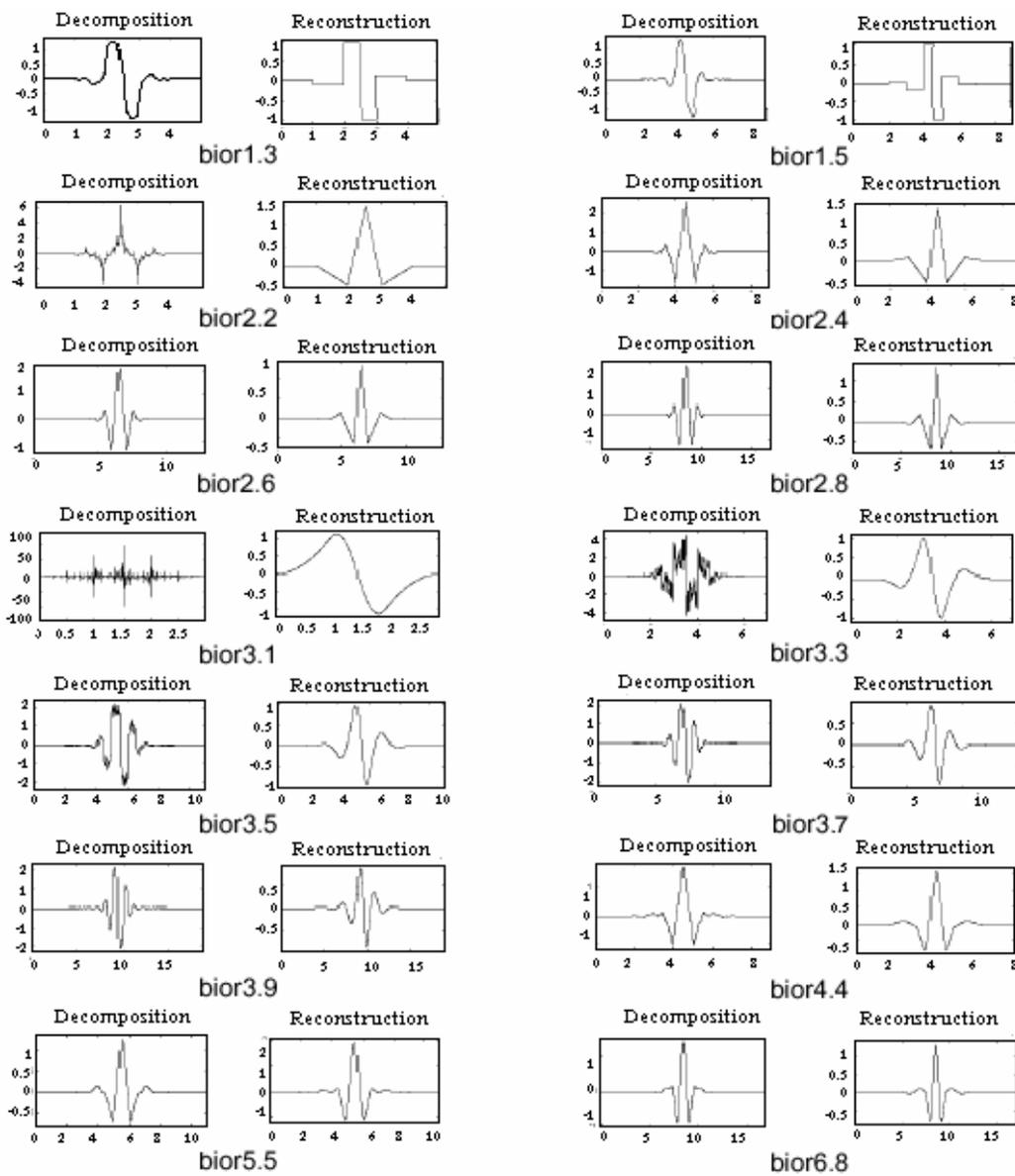
เวฟเล็ตชนิด Meyer และฟังก์ชันการสเกลลิงได้ถูกกำหนดไว้ในโดเมนความถี่ ซึ่งสามารถพิจารณาลักษณะของเวฟเล็ตชนิดนี้ได้จากภาพที่ 2-21



ภาพที่ 2-21 ลักษณะของ Meyer Wavelet

ช) Biorthogonal Wavelet

กลุ่มของเวฟเล็ตชนิดนี้จะแสดงคุณสมบัติของเฟสเชิงเส้น ซึ่งจำเป็นสำหรับการสร้างสัญญาณและภาพขึ้นใหม่ โดยการใช้ Wavelet 2 ตัว ตัวหนึ่งสำหรับแยกตัวประกอบ อีกตัวหนึ่งสำหรับการสร้างใหม่แทนอีกตัวหนึ่งที่เหมือนกัน ที่มีคุณสมบัติที่น่าสนใจ ลักษณะของ Biorthogonal Wavelet นี้แสดงดังภาพที่ 2-22



ภาพที่ 2-22 ลักษณะของ Biorthogonal Wavelet

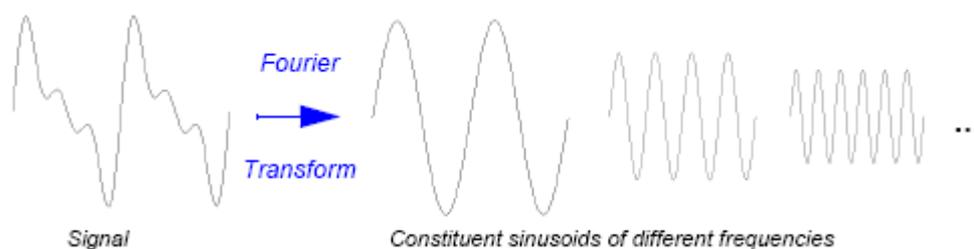
2.2.6 การแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง (Continuous Wavelet Transform: CWT)

ในทางคณิตศาสตร์กระบวนการวิเคราะห์ฟูเรียร์ จะถูกแสดง โดยการแปลงฟูเรียร์ (Fourier Transform)

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-j\omega t} dt \tag{2-2}$$

ซึ่งก็คือผลบวกตลอดทั้งช่วงเวลาของสัญญาณ $f(t)$ คูณด้วยเอ็กโพเนนเชียลเชิงซ้อน (เรียกว่าเอ็กโพเนนเชียลเชิงซ้อนนั้นสามารถแตกออกมาได้เป็นส่วนไซน์ค่าจริงและเชิงซ้อน)

ผลของการแปลงสัมประสิทธิ์ฟูเรียร์ $F(\omega)$ (Fourier Coefficient) ซึ่งเมื่อถูกคูณด้วยสัญญาณ Sine ที่มีความเร็วเชิงมุม ω ที่เหมาะสมแล้ว จะได้ส่วนประกอบสัญญาณ Sine ของสัญญาณต้นแบบ ซึ่งกระบวนการจะเห็นได้ดังภาพที่ 2-23



ภาพที่ 2-23 การแปลงฟูเรียร์ที่ประกอบด้วยสัญญาณไซน์ที่มีความถี่แตกต่างกัน

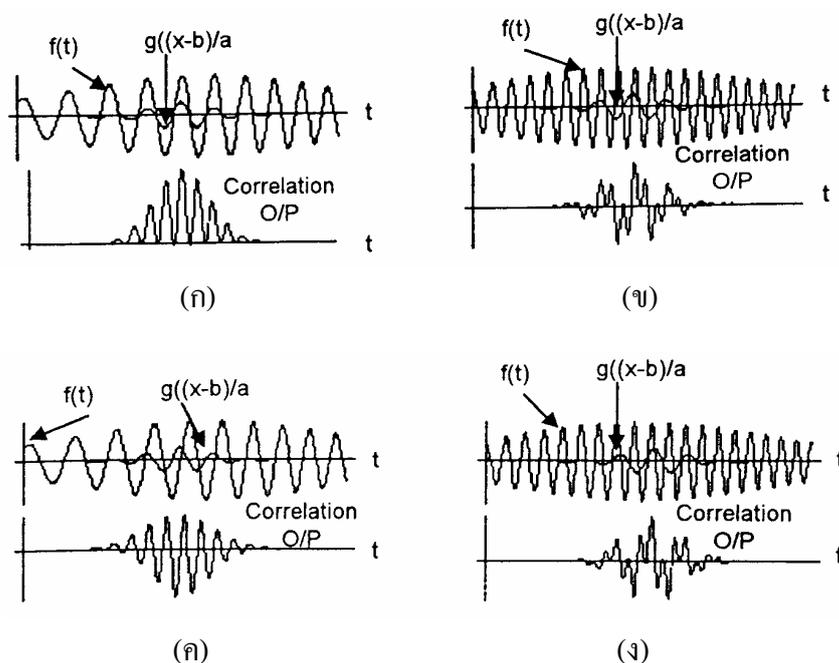
เช่นเดียวกัน การแปลงเวฟเล็ตที่มีความต่อเนื่อง (Continuous Wavelet Transform: CWT) กำหนดได้ว่าเป็นผลบวกตลอดช่วงเวลาของสัญญาณคูณด้วยขนาด และการเลื่อนของฟังก์ชันเวฟเล็ต ψ :

$$C(\text{scale}, \text{position}) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)\psi(\text{scale}, \text{position}, t)dt \quad (2-3)$$

หรือ

$$C(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)dt$$

โดยที่ “a” เป็นพารามิเตอร์ของการสเกลและ “b” เป็นพารามิเตอร์ของการเลื่อนตำแหน่ง ส่วน $c(a, b)$ จะเป็นสัญญาณอินพุตที่ขึ้นอยู่กับการแปรอิสระ t ซึ่งจะถูกส่ง (Map) ไปเป็นฟังก์ชัน 2 มิติที่ขึ้นอยู่กับการแปรอิสระ a และ b โดยที่ $c(a, b)$ จะเป็นค่าสัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ต (Wavelet Coefficient) เวฟเล็ตแม่ที่ถูกสเกลและเลื่อนตำแหน่งจะใช้เป็นตัวแทนสัญญาณได้ สัมประสิทธิ์ของเวฟเล็ตที่ตำแหน่ง a, b จะเป็นค่าแสดงความเหมือนกัน (Degree of Correlation) ระหว่างเวฟเล็ตแม่ที่ถูกสเกล (a) กับสัญญาณอินพุตที่ตำแหน่งเวลานั้น (b) ดังภาพที่ 2-24

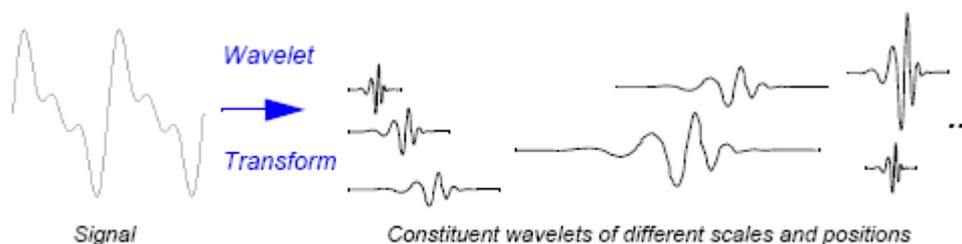


ภาพที่ 2-24 แสดงลักษณะของผลการ Correlation ระหว่าง $f(t), \psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$

จากภาพที่ 2-24 (ก) จะพบว่าคลื่นเวฟเลตจะมีความถี่และเฟสใกล้เคียงกับสัญญาณอินพุตมาก ทำให้ปรากฏคลื่นเอาท์พุทออกมามีค่าสูง แต่ในภาพที่ 2-24 (ข) คลื่นอินพุตจะมีค่าความถี่สูงกว่าคลื่นเวฟเลตทำให้เอาท์พุทมีค่าต่ำกว่ามาก และในขณะเดียวกันเมื่อลองพิจารณาเปรียบเทียบภาพที่ 2-24 (ก) กับภาพที่ 2-24 (ค) ซึ่งสัญญาณอินพุตมีความถี่เดียวกันแต่ทำการเปรียบเทียบที่ตำแหน่งต่างกัน โดยในภาพที่ 2-24 (ก) จะทำที่ตำแหน่งเฟสตรงกัน ซึ่งก็จะให้ผลการ Correlation ที่สูงกว่าภาพที่ 2-24 (ค) ซึ่งกระทำที่ตำแหน่งเฟสไม่ตรงกัน ส่วนในภาพที่ 2-24 (ง) ก็คล้ายกับภาพที่ 2-24 (ข) เพียงแต่เลื่อนตำแหน่งการเปรียบเทียบออกไป 180 องศา ซึ่งจะสังเกตเห็นว่าจะให้ผลลัพธ์ต่างกัน ดังนั้นจึงสามารถสรุปได้ว่า ถ้าคลื่นเวฟเลตมีความคล้ายกับสัญญาณอินพุตมากเท่าไรทั้งในด้านความถี่ ลักษณะและตำแหน่งเวลาในการเปรียบเทียบ ก็จะทำให้ได้ค่าของสัมประสิทธิ์ของการทรานส์ฟอร์มที่มาก เพราะฉะนั้นการทำการแปลงเวฟเลตจะเป็นการอธิบายสัญญาณ $f(t)$ ในรูปแบบของเวฟเลตโดเมน (Wavelet Domain) เทียบกับคลื่นเวฟเลตที่ค่า a, b ใดๆ

ผลลัพธ์ของการแปลงเวฟเลตแบบต่อเนื่อง (CWT) จะได้เป็นสัมประสิทธิ์เวฟเลต C หลายตัว ซึ่งเป็นฟังก์ชันของขนาดและตำแหน่ง

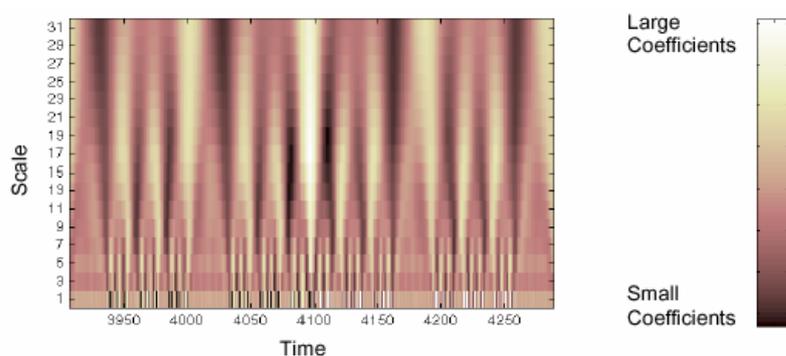
การคูณแต่ละสัมประสิทธิ์ด้วยขนาดและการเลื่อนเวฟเล็ตที่เหมาะสม จะมีส่วนประกอบเวฟเล็ตของสัญญาณต้นแบบซึ่งแสดงดังภาพที่ 2-25



ภาพที่ 2-25 การแปลงเวฟเล็ตซึ่งประกอบด้วยเวฟเล็ตที่มีขนาดและตำแหน่งแตกต่างกัน

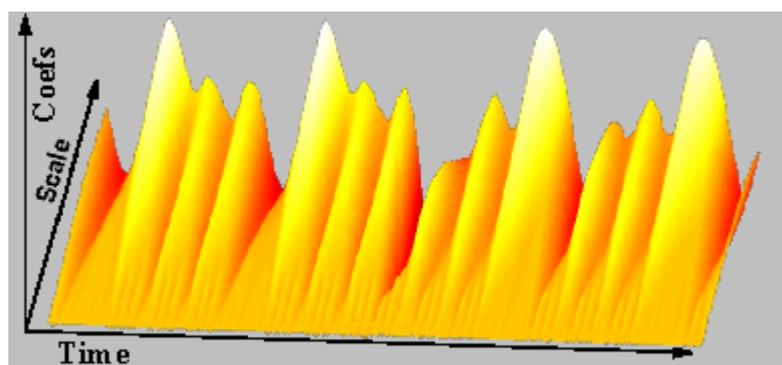
การแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่องเป็นผลรวมของสัญญาณเวลาทั้งหมดที่ถูกคูณด้วยเวฟเล็ตที่มีขนาด (Scale) และการเลื่อน กระบวนการนี้จะสร้างสัมประสิทธิ์เวฟเล็ตซึ่งเป็นฟังก์ชันของขนาดและตำแหน่ง การแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่องเป็นกระบวนการที่ง่ายต่อการพิจารณา

สัมประสิทธิ์จากการแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่องนี้จะเป็นสัมประสิทธิ์ที่ได้จากความแตกต่างของขนาดในส่วนของสัญญาณต่างๆกัน สัมประสิทธิ์ต่างๆนี้จะประกอบด้วยผลลัพธ์การทำซ้ำของสัญญาณต้นแบบที่ถูกกระทำบนเวฟเล็ต การพิจารณาสัมประสิทธิ์เหล่านี้สามารถทำได้โดยการพล็อตลงบนแกน x ที่แสดงตำแหน่งตลอดสัญญาณ (เวลา) และแกน y แสดงขนาด และสีที่จุด x-y แสดงจำนวนของสัมประสิทธิ์ที่ถูกสร้างขึ้นด้วยเครื่องมือทางกราฟฟิก จะปรากฏดังภาพที่ 2-26



ภาพที่ 2-26 สัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่องในลักษณะ 2 มิติ

สัมประสิทธิ์ที่พล็อตนี้ คล้ายกับพื้นผิวที่เป็นหลุมเป็นบ่อเมื่อมองจากด้านบน การพล็อตสัมประสิทธิ์การแปลงเวฟเล็ตที่มีความต่อเนื่องจะมีความถูกต้องในการพิจารณายิ่งขึ้นเมื่อมองในแกนเวลา-ขนาดของสัญญาณในลักษณะ 3 มิติซึ่งจะปรากฏดังภาพที่ 2-27



ภาพที่ 2-27 สัมประสิทธิ์เวฟเล็ตแบบต่อเนื่องในลักษณะ 3 มิติ

2.2.7 การแปลงเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วง (Discrete Wavelet Transform)

จากหัวข้อการแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่องที่ได้กล่าวมาข้างต้นจะพบว่าในทางปฏิบัติแล้วสัญญาณที่นำมาวิเคราะห์โดยคอมพิวเตอร์จะมีลักษณะแบบแบ่งช่วง หรือเป็นสัญญาณที่ถูกแซมปลิง (Sampling) เข้ามา ดังนั้นจึงได้มีพัฒนาการวิเคราะห์การแปลงเวฟเล็ตแบบไม่ต่อเนื่องขึ้น (Discrete Wavelet Transform: DWT) โดยจะใช้ตัวกรองในกระบวนการแปลง ซึ่งถูกพัฒนาขึ้นโดย Mallat ในปี 1988 [12] ระเบียบวิธีการของ Mallat เป็นแบบแผนที่รู้จักกันในกลุ่มผู้ที่ทำการแปลงสัญญาณที่เรียกว่า การเข้ารหัสแบบ 2 ช่องสัญญาณย่อย (Two-channel Subband Coder)

เพื่อให้ง่ายต่อความเข้าใจ ก่อนที่จะอธิบายทฤษฎีการแปลงเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วงจะขออธิบายถึงลักษณะของการวิเคราะห์สัญญาณแบบการวิเคราะห์สัญญาณแบบหลายระดับความละเอียด (Multiresolution Analysis) ก่อน ซึ่งการแปลงเวฟเล็ตจะมีคุณสมบัตินี้อยู่แล้ว

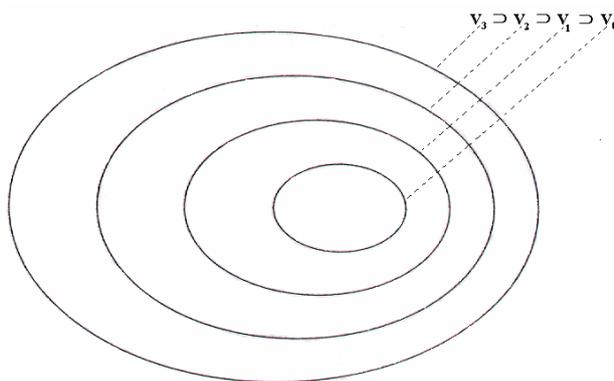
2.2.7.1 การวิเคราะห์สัญญาณแบบหลายระดับความละเอียด (Multiresolution Analysis)

ในปริภูมิ $L_2(R)$ จะเป็นสเปซหรือปริภูมิของสัญญาณใดๆที่เกิดจากการรวมกันของสัญญาณพื้นฐานย่อยที่เรียกว่า Basis Function ภายในปริภูมิ $L_2(R)$ จะปรากฏปริภูมิย่อย (Subspace) ของสัญญาณซ้อนทับกันอย่างต่อเนื่องดังสมการ 2-4

$$\dots \subset V_{-2} \subset V_{-1} \subset V_0 \subset V_1 \subset V_2 \subset \dots \subset L_2(R) \quad (2-4)$$

หรือ

$$V_j \subset V_{j+1} \quad \text{for all } j \in Z \quad (2-5)$$



ภาพที่ 2-28 แสดงการซ้อนทับของปริภูมิย่อยที่มีฟังก์ชันสเกลลิงแผ่ทั่วปริภูมิ

สมมุติให้ V_j เป็นสเปซของเวกเตอร์ที่มี j แสดงถึงระดับความละเอียด และจำนวนของ Basis Function ที่ประกอบขึ้นเป็นฟังก์ชันนั้น ถ้า j มีค่าสูงขึ้นก็แสดงว่าที่ระดับความละเอียดสูงขึ้นไปจะมีจำนวน Basis Function มากขึ้นด้วย สเปซของเวกเตอร์ที่มีความละเอียดสูงกว่าจะสามารถพิจารณาให้มีความละเอียดต่ำลงได้ และสามารถพิจารณาที่ระดับความละเอียดใดๆก็ได้ การโปรเจกต์สัญญาณจากระดับหนึ่งไปยังระดับที่ต่ำกว่าจะทำให้ข่าวสารหรือพลังงานของสัญญาณส่วนหนึ่งหายไป หรืออาจมองว่าแถบความถี่ของสัญญาณบางส่วนหายไป พลังงานหรือสัญญาณบางส่วนที่หายไปนี้จะถูกรวมใน Complementary Subspace : W_j ซึ่งสามารถพิจารณาได้ดังสมการที่ 2-6

$$V_j + W_j = V_{j+1} ; j \in ZZ; ZZ = \text{เซตของจำนวนเต็ม} \quad (2-6)$$

จากคุณสมบัติของ Two Scale Property [13] ซึ่งเป็นการลดระดับความละเอียดของสัญญาณลงมาหนึ่งระดับ กล่าวว่สัญญาณที่อยู่ใน V_{j+1} จะมีความถี่เป็นสองเท่าของสัญญาณใน V_j

$$f(x) \in V_j \quad \Leftrightarrow \quad f(2t) \in V_{j+1} , j \in Z \quad (2-7)$$

เมื่อ Z คือเซตของจำนวนเต็ม

การที่ฟังก์ชันพื้นฐานย่อยๆ (Basis Function) ประกอบกันเป็นสัญญาณการประมาณที่ระดับความละเอียด j ภายในสเปซ V_j จะเรียก Basis Function เหล่านี้ว่า “ฟังก์ชันสเกลลิ่ง” (Scaling Function: $\phi(t)$) ถ้าให้ปริภูมิอ้างอิง V_0 ปรากฏฟังก์ชันพื้นฐานต้นแบบ (Basis Function) จะได้ว่า

$$V_0 = \text{span}_k \{ \phi(t-k) \}, \quad k \in \mathbb{Z} \quad (2-8)$$

จากสมการที่ 2-8 สามารถกำหนด Basis Function สำหรับปริภูมิย่อย V_j ใดๆ ได้โดยสมการที่ 2-9

$$\phi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \cdot \phi(2^j t - k); \quad j, k \in \mathbb{Z} \quad (2-9)$$

โดยที่ $2^{j/2}$ เป็นการนอร์มอลไลซ์ (Normalization) ซึ่งมีเพื่อกำหนดให้ค่าพลังงานของฟังก์ชันพื้นฐานทุกๆ ฟังก์ชันในทุกๆ ปริภูมิย่อย V_j มีค่าเท่ากับหนึ่ง

ฟังก์ชันพื้นฐานที่เกิดขึ้นในปริภูมิย่อย V_j ใดๆ จะมีคุณสมบัติเชิงตั้งฉากปกติ (Orthonormal Property) ซึ่งจะหมายถึงผลของการ Inner Product ของเวฟเลตจะเป็นหนึ่งได้เมื่อเวฟเลตที่ระดับความละเอียดเดียวกันและตำแหน่งเดียวกันเท่านั้น

$$\langle \phi_{j,k}, \phi_{j,l} \rangle = \delta_{k,l}; \quad j, k, l \in \mathbb{Z} \quad (2-10)$$

$$\delta_{k,l} = \begin{cases} 1, & k = l \\ 0, & k \neq l \end{cases} \quad (2-11)$$

ถ้าสมมุติให้ $f(t) \in V_j$ จะสามารถแสดงฟังก์ชัน $f(t)$ ด้วยอนุกรม Scaling Function ได้คือ

$$f(t) = \sum_k c_j(k) \cdot \phi_{j,k}(t); \quad j, k \in \mathbb{Z} \quad (2-12)$$

เมื่อ $c_j(k)$ คือ Coarse Expansion Coefficients หรือสัมประสิทธิ์ที่คูณกับฟังก์ชันสเกลลิ่งที่ตำแหน่ง k ใดๆ ซึ่งสามารถหาค่าได้จาก

$$c_j(k) = \langle f(t), \phi_{j,k}(t) \rangle; \quad j, n \in \mathbb{Z} \quad (2-13)$$

ดังนั้นเมื่อ $\phi(t) \in V_0$ และ $V_0 \subset V_1$ จะสามารถแสดง Scaling Function $\phi(t)$ ในรูปของการรวมเชิงเส้นของ $\sqrt{2}\phi(2t - n) \in V_1$ ได้ดังนี้

$$\phi(t) = \sum_n h(n) \cdot \sqrt{2}\phi(2t - n); \quad n \in Z, h(k) \in L_2(Z) \quad (2-14)$$

จากคุณสมบัติเชิงตั้งฉาก จะสามารถหาค่า $h(n)$ ได้จาก

$$h(n) = \langle \phi(t), \sqrt{2}\phi(2t - n) \rangle; \quad n \in Z \quad (2-15)$$

จากสมการที่ 2-6 การวิเคราะห์สัญญาณที่ระดับความละเอียดต่ำลงจะทำให้พลังงานหรือสัญญาณบางส่วนหายไปอยู่ในสเปซอีกอันหนึ่งซึ่งเรียกว่า “สเปซเวกเตอร์แบบเวฟเล็ต” (Wavelet Vector Space: W_j) สเปซชนิดนี้จะคล้ายกับสเปซเวกเตอร์ V_j ซึ่งจะประกอบขึ้นจาก Basis Function ซึ่งจะเรียกว่า ฟังก์ชันเวฟเล็ต (Wavelet Function: $\psi(t)$) และสามารถเขียนสมการฟังก์ชันเวฟเล็ตที่ระดับความละเอียดใดๆ ได้ดังนี้

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \cdot \psi(2^j t - k); \quad j, k \in Z \quad (2-16)$$

ฟังก์ชันพื้นฐานที่เกิดขึ้นในปริภูมิย่อย W_j ใดๆ จะมีคุณสมบัติเชิงตั้งฉากปกติ (Orthonormal Property) จะได้ว่า

$$W_j = \text{span}_k \{ \psi_{j,k}(t) \}; \quad j, k \in Z \quad (2-17)$$

$$\langle \psi_{j,k}(t), \psi_{j,l}(t) \rangle = \delta_{k,l}; \quad j, k, l \in Z \quad (2-18)$$

$$\delta_{k,l} = \begin{cases} 1, & k = l \\ 0, & k \neq l \end{cases} \quad (2-19)$$

เนื่องจากปริภูมิ V_j และ W_j มีคุณสมบัติเป็นส่วนเติมเชิงตั้งฉากปกติซึ่งกันและกัน ดังนั้นความสัมพันธ์ระหว่างฟังก์ชันพื้นฐานในปริภูมิย่อย V_j และ W_j ใดๆ คือ

$$\langle \phi_{j,k}(t), \psi_{j,l}(t) \rangle = \int \phi_{j,k}(t) \psi_{j,l}(t) dt = 0 \quad (2-20)$$

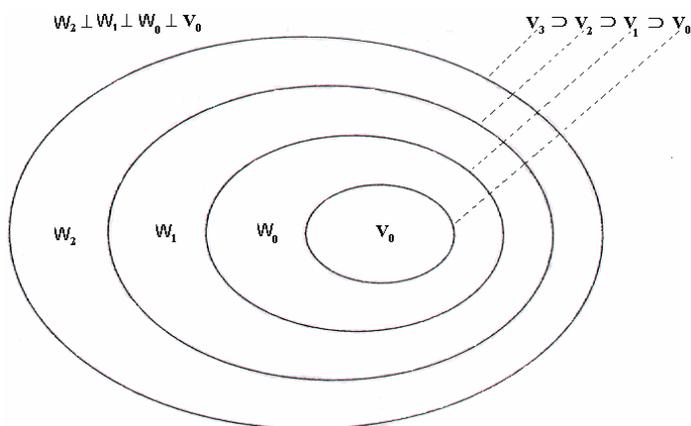
for all appropriate $j, k, l \in Z$

เช่นเดียวกัน Scaling Function ถ้าสมมติให้ $f(t) \in W_j$ แล้วสามารถแสดงฟังก์ชัน $f(t)$ ด้วยอนุกรมฟังก์ชันเวฟเล็ทได้คือ

$$f(t) = \sum_k d_j(k) \cdot \psi_{j,k}(t) ; \quad j, k \in Z \quad (2-21)$$

เมื่อ $d_j(k)$ คือ Detail Expansion Coefficient ซึ่งสามารถหาค่าได้จาก

$$d_j(k) = \langle f(t), \psi_{j,k}(t) \rangle ; \quad j, k \in Z \quad (2-22)$$



ภาพที่ 2-29 แสดงปริภูมิฟังก์ชันสเกลลิ่งและฟังก์ชันเวฟเล็ทกรณีตั้งฉากกัน

เนื่องจาก $W_0 \subset V_1$ ดังนั้นสามารถแสดงฟังก์ชันเวฟเล็ท $\psi(t)$ ในรูปของผลรวมเชิงเส้นของ $\sqrt{2}\phi(2t-n) \in V_1$ ได้ดังนี้

$$\psi(t) = \sum_n g(n) \cdot \sqrt{2}\phi(2t-n) ; \quad n \in Z, g(n) \in L_2(Z) \quad (2-23)$$

จากคุณสมบัติเชิงตั้งฉากปกติสามารถหาค่า $g(n)$ ได้จาก

$$g(n) = \langle \psi(t), \sqrt{2}\phi(2t - n) \rangle; n \in \mathbb{Z} \quad (2-24)$$

2.2.7.2 การแปลงเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วง

ถ้าพิจารณาให้ $f(t) \in L_2(\mathbb{R})$ และกำหนดให้ปริภูมิ $L_2(\mathbb{R})$ ถูกแยกออก (Decompose) เป็นปริภูมิย่อยถึงระดับ j แสดงโดยสมการ

$$L_2(\mathbb{R}) = V_j \oplus W_j \oplus W_{j+1} \oplus \dots \oplus W_{-1} \oplus W_0 \oplus W_1 \oplus \dots; j \in \mathbb{Z} \quad (2-25)$$

จากสมการที่ 2-25 แสดงให้เห็นว่าสัญญาณใดๆ $f(t) \in L_2(\mathbb{R})$ สามารถถูกกระจายออกในลักษณะของผลรวมของสัญญาณในสเปซย่อยที่ประกอบด้วยฟังก์ชันสเกลลิงกับสัญญาณในสเปซย่อยหลายๆชุดที่แต่ละชุดประกอบด้วยฟังก์ชันเวฟเล็ตที่มีการหดหรือการขยายความถี่ (Dyadic Wavelet) ดังนั้นสมการอนุกรมเวฟเล็ต (Wavelet Series Expansion) [14] สามารถแสดงได้ดังนี้

$$f(t) = \sum_k c_j(k) \phi_{j,k}(t) + \sum_k \sum_{j=j_0}^{\infty} d_j(k) \psi_{j,k}(t) \quad (2-26)$$

หรือ

$$f(t) = \sum_k c_j(k) 2^{j/2} \phi_{j,k}(2^j t - k) + \sum_k \sum_{j=j_0}^{\infty} d_j(k) 2^{j/2} \psi_{j,k}(2^j t - k) \quad (2-27)$$

การวิเคราะห์สัญญาณด้วยการคำนวณค่าของกลุ่มย่อย $c_j(k)$ และ $d_j(k)$ (Coarse and Detail Expansion Coefficients) เพื่อใช้เป็นข้อมูลสำหรับการประมวลผลในขบวนการอื่นๆ เราเรียกวิธีการนี้ว่า “การแปลงเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วง” (Discrete Wavelet Transform: DWT)

เมื่อพิจารณาสัญญาณ $f(t) \in V_{j+1}$ ที่สามารถแสดงด้วยอนุกรมของ Scaling Function ในปริภูมิย่อย V_{j+1} ได้คือ

$$f(t) = \sum_n c_{j+1}(n) \cdot \phi_{j+1}; \quad f(t) \in V_{j+1}, \quad j, n \in \mathbb{Z} \quad (2-28)$$

จากสมการที่ 2-5 ดังนั้นสัญญาณ $f(t) \in V_{j+1}$ สามารถแสดงด้วยอนุกรมของ Scaling และ Wavelet Function ในปริภูมิย่อย V_j และ W_j ได้โดยสมการ

$$\begin{aligned} f(t) &= \sum_k c_j(k) \phi_{j,k}(t) + \sum_k d_j(k) \psi_{j,k}(t) \\ &= \sum_k c_j(k) 2^{j/2} \phi(2^j t - k) + \sum_k d_j(k) 2^{j/2} \psi(2^j t - k) \end{aligned} \quad (2-29)$$

ถ้า $\phi_{j,k}(t)$ และ $\psi_{j,k}(t)$ เป็น Orthonormal เราสามารถพิจารณาสัมประสิทธิ์การสเกลที่ระดับ j ได้ดังนี้

$$c_j(k) = \langle f(t), \phi_{j,k}(t) \rangle = \int f(t) 2^{j/2} \phi(2^j t - k) dt \quad (2-30)$$

จากสมการที่ 2-14 ถ้าให้ $t = 2^j t - k$ แล้วแทนลงในสมการที่ 2-30 จะได้

$$c_j(k) = \int f(t) 2^{j/2} \sum_m h(n) \sqrt{2} \phi(2^{j+1} t - 2k - n) \quad (2-31)$$

เมื่อให้ $m = 2k + n$ จะได้

$$c_j(k) = \sum_m h(m - 2k) \int f(t) 2^{(j+1)/2} \phi(2^{j+1} t - m) \quad (2-32)$$

เมื่อพิจารณาสมการที่ 2-30 เราสามารถคำนวณหาค่า Coarse Expansion Coefficients ได้เป็น

$$c_j(k) = \sum_m h(m - 2k) c_{j+1}(m) \quad (2-33)$$

ในลักษณะเดียวกันเมื่อพิจารณาฟังก์ชันเวฟเลต เราสามารถคำนวณหาค่า Detail Expansion Coefficients ได้จากสมการ

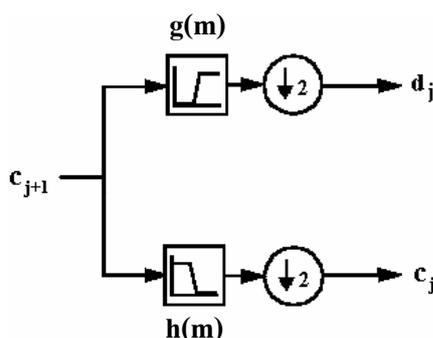
$$d_j(k) = \sum_m g(m - 2k) c_{j+1}(m) \quad (2-34)$$

จากสมการที่ 2-31 และ 2-32 สามารถแสดงให้อยู่ในรูปของการคอนโวลูชัน (Convolution) กับผลตอบสนองอิมพัลส์ในส่วนของตัวกรองความถี่ต่ำผ่าน (Low-pass Filter) และตัวกรองความถี่สูงผ่าน (High-pass Filter) ได้ดังนี้

$$c_j(k) = h(m) * c_{j+1}(m)|_{m=2k} \quad (2-35)$$

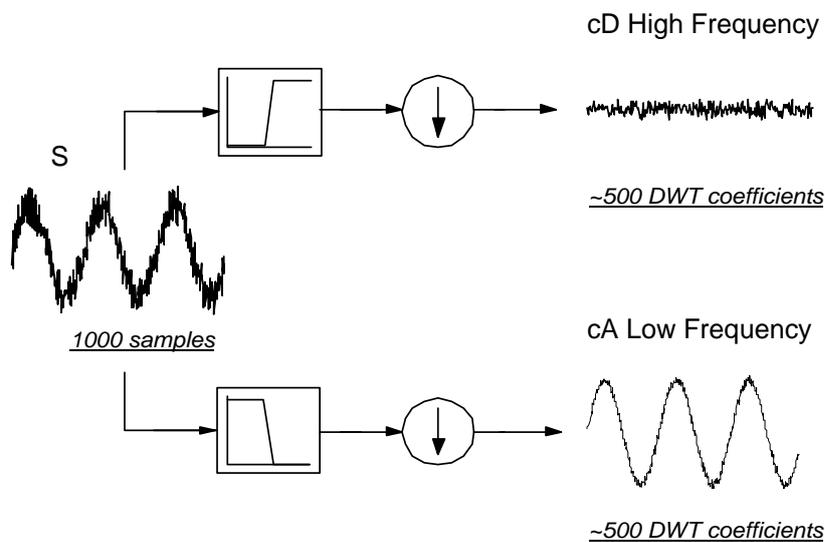
$$d_j(k) = g(m) * c_{j+1}(m)|_{m=2k} \quad (2-36)$$

จากสมการที่ 2-35 และ 2-36 สามารถแสดงให้อยู่ในรูปของการวิเคราะห์ฟิลเตอร์แบงก์แบบสองช่องสัญญาณ (Two-channel Analysis Filter Bank) ได้ดังภาพที่ 2-30



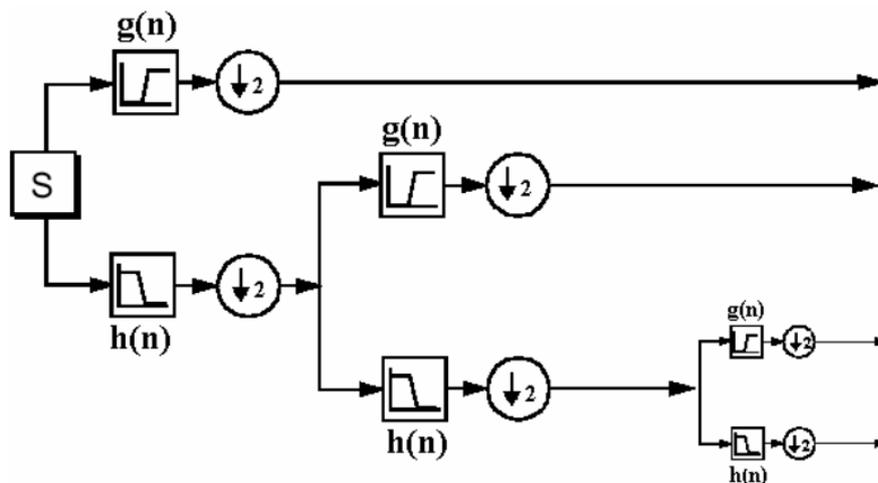
ภาพที่ 2-30 การวิเคราะห์ฟิลเตอร์แบงก์แบบสองช่องสัญญาณ

สำหรับหลาย ๆ สัญญาณจะมีส่วนความถี่ต่ำเป็นส่วนสำคัญมากที่สุด ซึ่งจะให้ลักษณะของสัญญาณ ในทางตรงกันข้าม ส่วนความถี่สูงจะบอกความแตกต่างกัน เมื่อพิจารณาเสียงมนุษย์ ถ้าคุณย้ายส่วนความถี่สูงออก เสียงจะต่างออกไป แต่ยังคงรู้ว่าพูดอะไร อย่างไรก็ตามถ้าหากคุณย้ายส่วนความถี่ต่ำออกไปมากพอแล้วจะกลายเป็นเสียงพึมพำเท่านั้น ดังนั้นการวิเคราะห์เวฟเล็ตจึงมักพูดถึงการประมาณค่า (Coarse) และรายละเอียด (Detail) ซึ่งค่าการประมาณจะเป็นส่วนของความถี่ต่ำและค่ารายละเอียดจะเป็นส่วนของความถี่สูง ถ้าสร้างสัญญาณการแปลงสัญญาณเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วงในขั้นตอนเดียว (1 ระดับการแปลง) เมื่อสัญญาณอินพุต 1000 แซมเปิ้ล สามารถแสดงได้ดังภาพที่ 2-31 โดย cA จะเป็นค่าการประมาณ (Coarse) และ cD จะเป็นค่ารายละเอียด (Detail)



ภาพที่ 2-31 การแปลงเวฟเลตแบบแบ่งช่วง 1 ระดับเมื่อสัญญาณอินพุตเท่ากับ 1000 แซมเปิ้ล

เมื่อพิจารณาการแยกส่วนประกอบหลายระดับ โดยการแยกส่วนประกอบที่สามารถกระทำซ้ำด้วยการประมาณค่าที่ต่อเนื่องตามระดับที่ต้องการ ยกตัวอย่างเช่นการแปลงเวฟเลตแบบแบ่งช่วงที่ 3 ระดับการแปลงดังภาพที่ 2-32



ภาพที่ 2-32 การแปลงเวฟเลตแบบแบ่งช่วงที่ 3 ระดับ

2.2.7.3 การแปลงกลับเวฟเลตแบบแบ่งช่วง (Inverse Discrete Wavelet Transform)

กลุ่มข้อมูลย่อย $c_j(k)$ และ $d_j(k)$ (Coarse and Detail Expansion Coefficients) ที่ได้จากการแปลงเวฟเลตแบบแบ่งช่วงสามารถที่จะสร้างกลับคืนได้อย่างสมบูรณ์โดยการแปลงกลับเวฟเลตแบบแบ่งช่วง (Inverse Discrete Wavelet Transform: IDWT) จากสมการที่ 2-33 และ 2-34

$$f(t) = \sum_k c_{j+1}(k) 2^{(j+1)/2} \phi(2^{j+1}t-k) \quad (2-37)$$

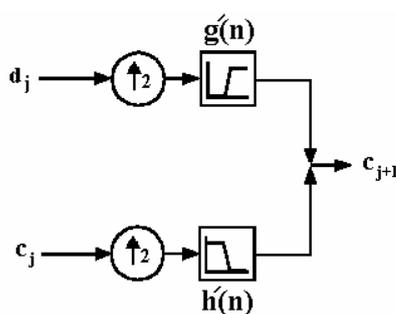
เมื่อแทนสมการที่ 2-14 และสมการที่ 2-23 ลงในสมการอนุกรมเวฟเลตสมการที่ 2-29 จะได้ว่า

$$f(t) = \sum_k c_j(k) \sum_n h(n) 2^{(j+1)/2} \phi(2^{j+1}t-2k-n) + \sum_k d_j(k) \sum_n g(n) 2^{(j+1)/2} \phi(2^{j+1}t-2k-n) \quad (2-38)$$

เราสามารถหาค่าสัมประสิทธิ์การแปลงกลับดังนี้

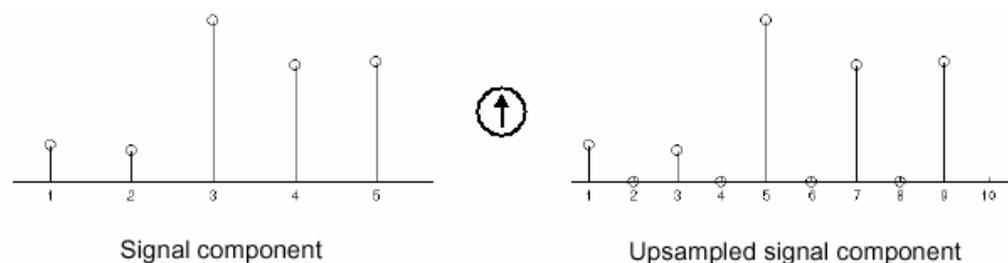
$$c_{j+1}(k) = \sum_m c_j(m) h(k-2m) + \sum_m d_j(m) g(k-2m) \quad (2-39)$$

สามารถแสดง Two-channel Synthesis Filter Bank ได้ดังภาพที่ 2-33



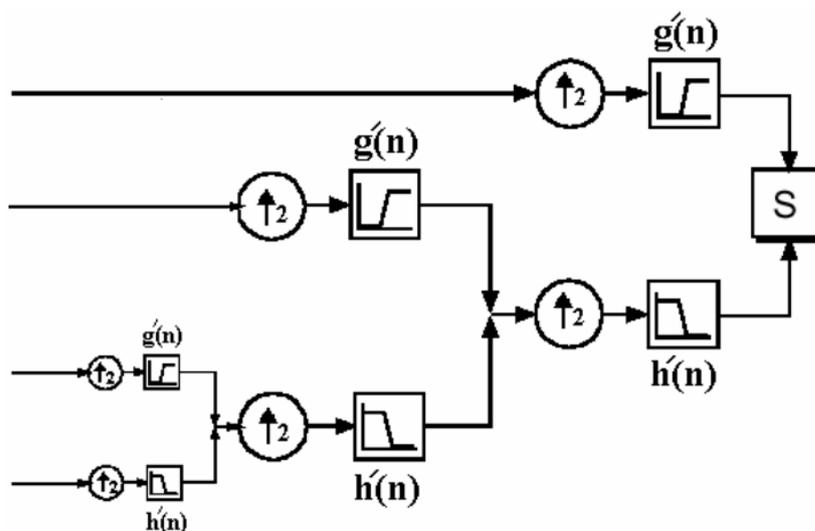
ภาพที่ 2-33 การสังเคราะห์ฟิลเตอร์แบงค์แบบสองช่องสัญญาณ

กระบวนการสังเคราะห์หรือการสร้างกลับการแปลงเวฟเลตแบบแบ่งช่วงจะสร้างสัมประสิทธิ์เวฟเลตขึ้นมาใหม่ ซึ่งจะเป็นการเพิ่มการสุ่มตัวอย่างโดยกระบวนการต่อส่วนของสัญญาณให้ยาวขึ้น โดยการเติมศูนย์ระหว่างตัวอย่างดังภาพที่ 2-34



ภาพที่ 2-34 การเพิ่มการสุ่มตัวอย่างในกระบวนการแปลงกลับแบบเต็มช่วง

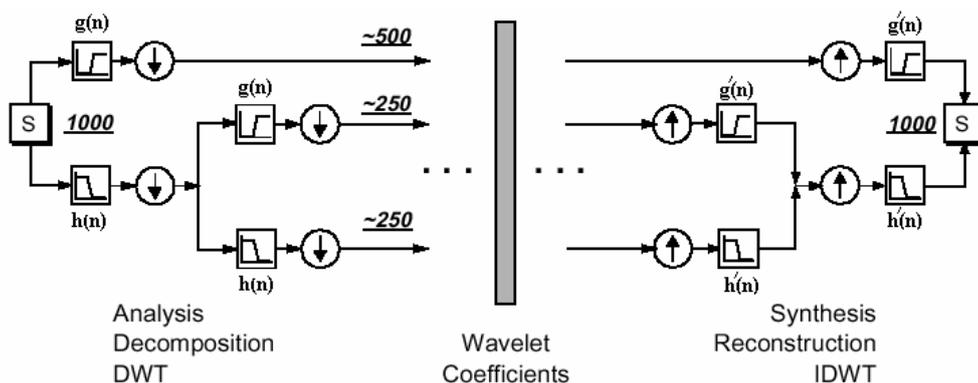
เมื่อพิจารณาการวิเคราะห์สัญญาณด้วยการแปลงกลับเวฟเล็ทแบบแบ่งช่วงแบบจะกระทำการสร้างกลับตามระดับการแปลงที่กำหนด ตัวอย่างเช่นการแปลงกลับแบบแบ่งช่วงที่ 3 ระดับก็สามารถทำได้ดังภาพที่ 2-35



ภาพที่ 2-35 การแปลงกลับเวฟเล็ทแบบแบ่งช่วงที่ 3 ระดับ

จากที่กล่าวมาข้างต้นจะพบว่าฟิลเตอร์แบงก์แบบสองช่องสัญญาณ (Two-channel Filter Banks) เป็นการแยกสัญญาณอินพุตออกเป็นสองส่วนโดยจะแบ่งเป็นส่วนของความถี่ต่ำและส่วนของความถี่สูงซึ่งก็คือ $h(n)$ และ $g(n)$ ตามลำดับ สำหรับการสังเคราะห์การสร้างกลับก็จะมีฟิลเตอร์แบงก์แบบสองช่องสัญญาณที่เป็นส่วนของความถี่ต่ำและส่วนของความถี่สูงซึ่งก็คือ $h'(n)$ และ $g'(n)$ ตามลำดับ ในส่วนการวิเคราะห์สัญญาณในส่วนความถี่ต่ำ $h(n)$ และความถี่สูง $g(n)$ กับส่วนการสังเคราะห์การสร้างกลับความถี่ต่ำ $h'(n)$ และความถี่สูง $g'(n)$ จะมีความสัมพันธ์กัน

เมื่อพิจารณากระบวนการแปลงเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วงจะสามารถแสดงกระบวนการวิเคราะห์-สังเคราะห์เวฟเล็ต แบบหลายขั้นตอน ได้ดังภาพที่ 2-36



ภาพที่ 2-36 กระบวนการวิเคราะห์-สังเคราะห์การแปลงเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วงที่มีหลายขั้นตอน เมื่อสัญญาณอินพุตเท่ากับ 1000 แซมเปิล

การเลือกชนิดของเวฟเล็ตเพื่อนำมาใช้ในการแปลงเวฟเล็ตเต็มหน่วยสามารถทำได้โดยการกำหนดค่าผลตอบสนองอิมพัลส์ (Impulse Response) ในส่วนของความถี่ต่ำ $h(n)$ และความถี่สูง $g(n)$ ซึ่งค่าผลตอบสนองอิมพัลส์ $h(n)$ ของเวฟเล็ตแต่ละชนิดและความสัมพันธ์ระหว่างผลตอบสนองอิมพัลส์ $h(n)$, $g(n)$, $h'(n)$ และ $g'(n)$ สามารถหาได้จากสมการที่ 2-40 ถึงสมการที่ 2-41

$$h(n) = (-1)^n g(n), \quad n \in \mathbb{R} \quad (2-40)$$

$$h'(n) = (-1)^{n+1} g(n), \quad n \in \mathbb{R} \quad (2-41)$$

2.3 ทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks)

เทคนิคที่นิยมใช้ในการแก้ปัญหาด้านปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) คือ ระบบโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) โดยเริ่มต้นปี ค.ศ. 1949 โดย Donald Hebb เขียนทฤษฎีเกี่ยวกับการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมและประยุกต์ใช้ในกระบวนการจำแนกแบบคู่ขนาน (PDP) และหลังจากนั้นเป็นต้นมาได้พัฒนามาโดยลำดับจนกระทั่งหลังปี ค.ศ. 1980 พัฒนาอย่างรวดเร็วมากจนกระทั่งมีการจัดกลุ่มต่างๆ อย่างมากมาย เพื่อการวิจัยและเพื่อธุรกิจการค้า

โครงข่ายประสาทเทียมมีแนวความคิดในการสอนที่คล้ายคลึงกับระบบสมองของมนุษย์ โดยหลักการพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียม เริ่มต้นจากแนวคิดการจำลองกระบวนการคิดในสมองมนุษย์ ซึ่งในสมองของคนนั้นจะประกอบไปด้วยเซลล์พิเศษหลายร้อยชนิดเรียกว่า นิวรอน (Neurons) ซึ่งรวมกันมีมากกว่าหนึ่งล้านเซลล์ นิวรอนถูกแบ่งเป็นกลุ่มๆ และสามารถเชื่อมต่อถึงกันได้เรียกว่าข่ายงาน (Networks) ซึ่งแต่ละข่ายงานก็จะทำหน้าที่ต่างๆ ไป

ขั้นตอนของการนำโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้สำหรับการพยากรณ์ก็มีลักษณะเช่นเดียวกับวิธีการพยากรณ์อื่นๆ ซึ่งจะต้องอาศัยข้อมูลป้อนเข้าเพื่อสร้างแบบจำลองในการพยากรณ์ข้อมูลในอนาคต ปรับปรุงให้เหมาะสมกับเงื่อนไขของตลาดที่มีการเปลี่ยนแปลงและมีความสามารถในการรวมการวิเคราะห์พื้นฐานและเทคนิคเพื่อสร้างแบบจำลอง โดยที่โครงข่ายประสาทเทียมจะพยายามลดจำนวนของการทำนายที่ผิดพลาดให้ต่ำที่สุด ซึ่งเป็นเหตุผลหลักที่มีการนำมันมาใช้ในการทำนายข้อมูลทางธุรกิจ นอกจากนี้ใช้ในการพยากรณ์แล้วยังสามารถนำมาใช้ในสาขาต่างๆ เช่น ด้านการแพทย์ (Medical) มีงานวิจัยศึกษาถึงการจำแนกเซลล์ที่เป็นมะเร็ง ด้านการทหาร มีงานวิจัยศึกษาถึงการจำแนกเรือรบที่ล้าเข้า่าน้ำ ด้านอุตสาหกรรม มีงานวิจัยศึกษาการทำนายของเสียจากกระบวนการผลิต เป็นต้น ปัจจุบันโครงข่ายประสาทเทียมได้ถูกประยุกต์ใช้หลายด้านแล้ว โดยเฉพาะอย่างยิ่งในวงการแพทย์โครงข่ายประสาทเทียมมีส่วนสำคัญอย่างมากในการจำแนกหรือวินิจฉัยโรค

2.3.1 คุณสมบัติของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยปมข้อมูลจำนวนมาก การจัดเรียงตัวของปมข้อมูลอาจจะเหมือนหรือต่างจากลักษณะทางกายวิภาคของสมองมนุษย์ก็ได้ แม้ว่าการเรียงตัวของปมข้อมูลจะมีความเหมือนอย่างผิวเผินกับเซลล์ประสาทในสมองมนุษย์ แต่ก็มีคุณสมบัติบางอย่างคล้ายคลึงกับสมองมนุษย์ เช่น สามารถสอนจากตัวอย่าง ประสบการณ์ สามารถปรับตัวเองเข้ากับสิ่งแวดล้อมได้อย่างดีและสามารถอนุมานจากสิ่งที่สอนไปสู่สิ่งที่ไม่เคยสอนมาก่อนได้ นั่นคือคุณสมบัติที่เรียกว่าความสามารถนการบ่งชี้ลักษณะทั่วไป (Generalization)

ดังนั้นสามารถแบ่งคุณสมบัติเป็น 2 ประการ คือ

1. การเรียนรู้ (Learning) โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้จากชุดการสอนที่เราป้อนให้เรียนรู้ การเรียนรู้สามารถแบ่งการเรียนรู้ออกเป็น 3 ประเภทใหญ่ๆ คือ [16]

1.1 การเรียนรู้ชนิดกำหนดเป้าหมายการเรียนรู้ (Supervised Learning) เป็นการสอนแบบมีข้อมูลเป้าหมายควบคุม เช่น ข่ายงาน Back Propagation ไม่สามารถพัฒนาการสอนจากข้อมูลรูปแบบใหม่ได้ (Non-Incremental Learning) กล่าวคือ แม้ข่ายงานจะมีความสามารถในการเรียกความจำจากสิ่งที่เคยสอน เพื่อนำไปประมวลผลข้อมูลที่มีรูปแบบคล้ายคลึงกัน ซึ่งเป็นคุณสมบัติของข่ายงานที่มีการเรียนรู้แบบมีการสอน แต่เมื่อต้องการนำไปใช้แก้ปัญหาในรูปแบบใหม่ จะต้องทำการฝึกหัดให้เรียนรู้รูปแบบของข้อมูลนั้นใหม่อีกครั้งและความจำในรูปแบบเดิมก็จะหายไป

1.2 การเรียนรู้ชนิดไม่กำหนดเป้าหมายการเรียนรู้ (Unsupervised Learning) เป็นการสอนโดยที่ไม่ต้องมีข้อมูลเป้าหมาย มีเพียงชุดการสอนเท่านั้น โดยโครงข่ายจะมีการปรับตัวเองเพื่อหาเป้าหมาย

1.3 การเรียนรู้เชิงบังคับ (Reinforcement Learning) เป็นการเรียนรู้ที่ให้คำตอบว่าผิดหรือถูกแต่ไม่ได้บอกคำตอบที่ถูกต้องคืออะไร

2. การระลึกหรือจดจำได้ โครงข่ายประสาทเทียมสามารถระลึกชุดการสอนและแบบทดสอบหรือชุดทั่วไป (General Set) ได้ดีในระดับที่ยอมรับได้ โดยชุดการทดสอบจะมีความแตกต่างจากชุดที่โครงข่ายประสาทเทียมได้สอนอยู่บ้าง ซึ่งความแตกต่างนี้เรียกว่า มีสิ่งรบกวน (Noise) หรือสิ่งกีดขวางของข้อมูลประเภทนั้นๆ ซึ่งเป็นลักษณะของสภาพความเป็นจริงที่เกิดขึ้น โครงข่ายประสาทเทียมนั้นมีความเหมาะสมที่จะใช้กับงานประเภทการรู้จำแบบ (Pattern Recognition) ซึ่งวิธีการทางคอมพิวเตอร์แบบดั้งเดิมที่เหมาะสมกับการคำนวณลักษณะเช่นนี้ไม่ได้

2.3.2 สารสนเทศที่ต้องใช้และผลลัพธ์ที่ได้ในโครงข่ายประสาทเทียม

2.3.2.1 ข้อมูลเข้า (Inputs) โครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำการประมวลผลเป็นตัวเลขเท่านั้น ถ้าข้อมูลเข้าเป็นเชิงคุณภาพหรือรูปภาพ ต้องแปลงข้อมูลให้กลายเป็นค่าเทียบเท่าที่เป็นตัวเลขหรือใส่รหัสข้อมูลเสียก่อน เพื่อง่ายต่อการสอนควรแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูป Boolean Value หากมีการพิจารณาการจำแนกด้วย Binary Classification

2.3.2.2 ข้อมูลออก (Outputs) คือ ผลลัพธ์ที่เกิดขึ้นจริง (Actual Outputs) จากกระบวนการสอนของโครงข่ายประสาทเทียม

2.3.2.3 ค่าน้ำหนัก (Weights) คือ สิ่งที่ได้จากการสอนของโครงข่ายประสาทเทียมหรือเรียกว่า ค่าความรู้ (Knowledge) ค่าน้ำหนักเป็นสิ่งที่สำคัญมากของโครงข่ายประสาทเทียม ค่าน้ำหนักนี้จะไม่มีการเปลี่ยนแปลงอีกต่อไป หลังจากสอนให้โครงข่ายประสาทเทียมสอนแล้ว จากนั้นจะนำค่าน้ำหนักนี้ไปใช้ในการระลึกข้อมูลอื่นๆ ที่มีอยู่ในรูปแบบเดียวกันรวมถึงค่าความ

อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) คือ การให้โครงข่ายมีการเรียนรู้ในระดับที่กำหนด โดยจะอยู่ระหว่างค่า 0 ถึง 1 ที่นิยมกันจะตั้งค่าอัตราการเรียนรู้ไว้ที่ 0.1 ถึง 1 [17]

ค่าโมเมนตัม (Momentum) เป็นค่าที่ช่วยไม่ให้โครงข่ายตกอยู่ที่ค่าต่ำสุดโดยจะอยู่ระหว่างค่า 0 ถึง 1 ถ้าค่าเข้าใกล้ 0 แสดงถึงระดับการเปลี่ยนค่าน้ำหนักอยู่ในระดับที่ต่ำสำหรับ Gradient และถ้าค่าเข้าใกล้ 1 แสดงถึงระดับการเปลี่ยนค่าน้ำหนักใหม่ให้อยู่ในระดับที่สูง [16]

Zhu, Noakes และ Green [18] ได้ให้คำแนะนำในการกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้ถือเป็นสิ่งสำคัญอย่างมากในการสอนโครงข่าย ควรเลือกและหาระดับค่าอัตราการเรียนรู้ให้เหมาะสมหากมีการกำหนดขนาดเล็กเกินไป จะทำให้โครงข่ายมีการใช้เสียเวลาในการสอน แต่ถ้าหากมีการกำหนดค่ามากจะทำให้โครงข่ายยากต่อการปรับระดับค่าน้ำหนักและการสอนจะไม่คงที่ สำหรับการตั้งค่าโมเมนตัมนี้มีส่วนช่วยให้โครงข่ายมีการสอนที่ดีขึ้น ควรตั้งไว้ที่ 0.5 เพราะอยู่ในระดับที่เหมาะสมและประหยัดเวลาในการสอน หากตั้งค่าโมเมนตัมไว้ใกล้ 0 จะไม่มีผลกระทบต่อการสอนเลย แต่ถ้าหากตั้งค่าไว้สูงเข้าใกล้ 1 จะทำให้การสอนมีค่าข้อมูลออกคู่เข้าค่าเป้าหมาย

Demuth และ Beals [16] ได้เสนอวิธีแก้ปัญหาสำหรับข่ายงานที่ไม่สามารถให้ค่าข้อมูลออกจริงตามข้อมูลเป้าหมายได้ นั่นคือค่าความผิดพลาดน้อยที่สุดที่ต้องการ (Error Goal) คือ 0 ไว้ดังนี้ ค่าโมเมนตัม (Momentum) ซึ่งช่วยไม่ให้ข่ายงานตกอยู่ที่ค่าต่ำสุดเฉพาะที่ จึงกำหนดให้เท่ากับ 0.95 โดยทั่วไปถ้าอัตราส่วนค่าคลาดเคลื่อนใหม่มากกว่าค่าคลาดเคลื่อนเก่า เกินอัตราส่วนที่กำหนดไว้คือ 1.04 ค่าน้ำหนัก ค่าตั้งจุดทำงาน ข้อมูลออก และค่าคลาดเคลื่อนอันใหม่จะถูกยกเลิก ค่าอัตราการเรียนรู้จะถูกทำให้ลดลง โดยการคูณด้วย 0.7 แต่ถ้าค่าคลาดเคลื่อนใหม่น้อยกว่าค่าคลาดเคลื่อนเก่า ค่าน้ำหนักและค่าอื่นๆ อันใหม่จะยังคงอยู่ และค่าอัตราการเรียนรู้จะทำให้เพิ่มขึ้นโดยการคูณด้วย 1.05

2.3.2.4 ฟังก์ชันผลรวม (Summation Functions) เป็นผลรวมของค่าข้อมูลเข้า (x_i) และค่าน้ำหนัก (w_i) ของข้อมูลนั้น

$$Y = \sum_{i=1}^n w_i x_i \quad (2-42)$$

2.3.2.5 ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Functions) เป็นการคำนวณหาขีดระดับของการส่งข้อมูล ซึ่งแสดงถึงศักยภาพการกระทำ (Action Potential) ของโครงข่ายประสาทเทียมว่าเมื่อ

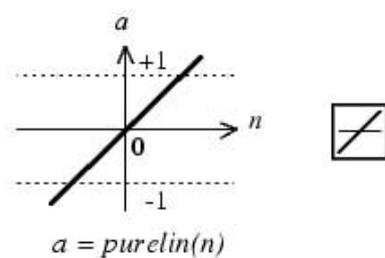
$$\text{ข้อมูลออก(OUT)} = F(\text{NET}) \quad (2-43)$$

ฟังก์ชันที่นิยมใช้ได้แก่ ฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear Function) ฟังก์ชันขั้นบันได (Binary-Threshold Unit/Step Function) ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) และฟังก์ชันไฮเพอร์บอลิก (Hyperbolic Function) ทั้งนี้การเลือกฟังก์ชันการแปลงต้องคำนึงถึงค่าพารามิเตอร์ๆ ของสมการด้วย เช่น ค่าขีดจำกัด (T หรือ Threshold) โดยค่าที่กำหนดต้องมีการทดลองมาก่อน [16] ในแต่ละฟังก์ชันนั้นมีการแปลงค่าไม่เหมือนกัน คือ

ฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear Function) เขียนในรูปสมการดังนี้

$$\text{ข้อมูลออก(OUT)} = X \text{ หรือ } F(\text{NET}) \quad (2-44)$$

ให้ผลลัพธ์ออกทุกค่าคือ X ใดๆ ดังภาพที่ 2-37



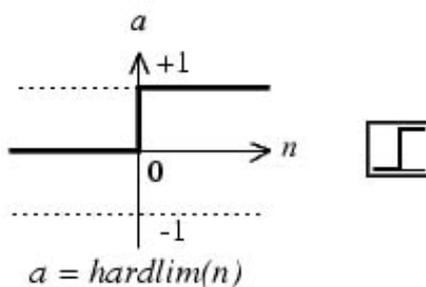
Linear Transfer Function

ภาพที่ 2-37 แสดงฟังก์ชันการแปลงค่า Linear

ฟังก์ชันขั้นบันได (Binary-Threshold Unit/ Step Function) เขียนในรูปสมการดังนี้

$$\text{ข้อมูลออก(out)} = \begin{cases} 0 & ; F(\text{Net}) \leq T \\ 1 & ; F(\text{Net}) > T \end{cases} \quad (2-45)$$

ให้ผลลัพธ์ออกคือ 0 หรือ 1 ดังภาพที่ 2-38

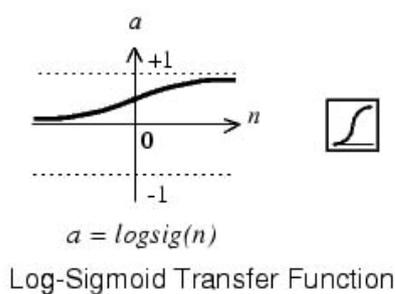


ภาพที่ 2-38 แสดงฟังก์ชันการแปลงค่าของ Hard-Limit

ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) เขียนในรูปสมการดังนี้

$$\text{ข้อมูลออก(OUT)} = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2-46)$$

ให้ผลลัพธ์ออกคือ อยู่ระหว่างค่า 0 ถึง 1 ดังภาพที่ 2-39

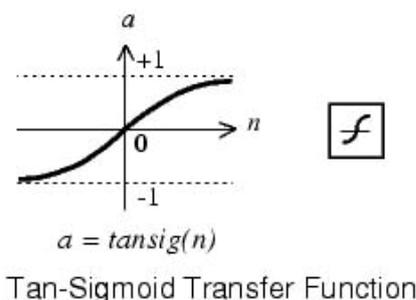


ภาพที่ 2-39 แสดงฟังก์ชันการแปลงค่า Log-Sigmoid

ฟังก์ชันไฮเพอร์บอลิก (Hyperbolic Function) เขียนในรูปสมการดังนี้

$$\text{ข้อมูลออก(OUT)} = \tanh(X) \quad (2-47)$$

ให้ผลลัพธ์ออกคือ อยู่ระหว่างค่า -1 ถึง 1 ดังภาพที่ 2-40



ภาพที่ 2-40 แสดงฟังก์ชันการแปลงค่าของ Tan-Sigmoid

จุดประสงค์ของการแปลงค่า เพื่อให้ผลลัพธ์ที่ได้ออกมาถูกปรับเป็นข้อมูลออกที่มีค่าอยู่ภายในเกณฑ์ที่กำหนด มิเช่นนั้นค่าข้อมูลออกที่ได้จะเป็นค่าที่ใหญ่จนเกินไป

2.3.3 ข่ายงาน Back Propagation (Back Propagation Networks)

ข่ายงาน Back Propagation (ย่อจาก Back-Error Propagation) ได้ถูกคิดค้นขึ้นครั้งแรกในปี ค.ศ. 1974 โดยพอล เวอร์บอส (Paul Werbos) ได้รับการพัฒนาต่อมาในปี ค.ศ. 1986 โดยเดวิด รูเมลฮาร์ท (David Rumelhart) และคณะได้ศึกษาทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมแบบไปข้างหน้า (Feed Forward) และแบบย้อนกลับ (Feed Backward) ตลอดจนพิจารณาถึงการกำหนดค่าน้ำหนักในการควบคุมชั้นข้อมูลเข้า ได้รับความนิยมนอย่างมากจนกระทั่งเป็นโครงข่ายที่ได้มีการนำไปประยุกต์ใช้ในงานด้านต่างๆ มากที่สุดในปัจจุบัน [17]

Back Propagation เป็นข่ายงานที่มีชั้นไม่ต่ำกว่า 3 ชั้นคือ ชั้นข้อมูลเข้า ชั้นข้อมูลออกและชั้นแอบแฝง การเชื่อมโยงระหว่างชั้นของเซลล์ประสาทเป็นแบบไปข้างหน้า (Feed Forward) แบบตามลำดับชั้น (Hierarchical) และแบบครบส่วน (Fully-Connected) ไม่มีการเชื่อมโยงภายในชั้น มีการเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised Learning) ในการกำหนดขนาดของโครงข่าย (Networks) ของแต่ละชั้นก็มีข้อกำหนดคือ ในส่วนของชั้นข้อมูลเข้าขึ้นอยู่กับจำนวนหลักของข้อมูลที่ต้องการป้อนเข้าสู่โครงข่ายประสาท ส่วนชั้นข้อมูลออก (Output Layers) ก็ขึ้นอยู่กับจำนวนผลลัพธ์ที่ต้องการให้ระบบตอบสนองหรือรู้จำ (Recognition) และในส่วนของชั้นแอบแฝงจะกำหนดจำนวนนิเวศตามความสามารถของโครงข่ายและความเร็วในการเรียนรู้ (Learning) และการรู้จำ (Recognition) โดยจำนวนของนิเวศจะมีผลต่อค่าผิดพลาด (Error) ของโครงข่ายด้วย ซึ่งก็ต้องอาศัยการทดลองหาค่าที่เหมาะสม

ในช่วงการสอน (Training) ปมข้อมูลในชั้นข้อมูลเข้าจะทำการส่งข้อมูลขึ้นไปยังชั้นถัดไปเรื่อยๆ จนกระทั่งข้อมูลถึงชั้นข้อมูลออก เนตเวิร์กคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนของข้อมูลออก และจะทำการส่งค่าความคลาดเคลื่อนนั้นย้อนกลับ (Feed Backward) ลงมายังปมข้อมูลในชั้นต่ำกว่า หรืออาจกล่าวได้ว่าการแพร่ของความคลาดเคลื่อนของข้อมูลออกแบบย้อนกลับ (Back Propagation) จากชั้นข้อมูลออกสู่ชั้นแอบแฝงจนถึงชั้นข้อมูลเข้า เพื่อปรับค่าน้ำหนักระหว่างชั้น โดยกฎผลต่างรูปทั่วไป (Generalized Delta Rule)

สำหรับอัลกอริทึมการสอนแบบแพร่กระจายย้อนกลับมีหน้าที่ทำให้ Gradient มีค่าลดลงอย่างรวดเร็วในการวนซ้ำในแต่ละครั้ง ดังสมการที่ 2-48

$$x_{k-1} = x_k - \alpha_k g_k \quad (2-48)$$

โดยที่ x_k แทน เวกเตอร์ปัจจุบันของค่าน้ำหนัก (Weight) และค่าความเอนเอียง (Bias)

g_k แทน เวกเตอร์ปัจจุบันของ Gradient

α_k แทน อัตราการเรียนรู้

การทำให้ Gradient ลดลงนั้นมี 2 วิธี คือ Incremental Mode และ Batch Mode โดยวิธีแรก Gradient จะถูกคำนวณและค่าน้ำหนักจะปรับหลังจากข้อมูลเข้าแต่ละค่าป้อนเข้าโครงข่าย ส่วนวิธีหลัง Gradient จะถูกคำนวณและค่าน้ำหนักจะปรับก่อนที่ข้อมูลเข้าทุกค่าป้อนเข้าโครงข่าย โดย Demuth และ Beale [16] ได้ให้ข้อพิจารณาการเลือกใช้อัลกอริทึมแบ่งได้ดังนี้

1. Time คือ เวลาที่เสียไปในการสอนโครงข่าย เพราะบางอัลกอริทึมใช้เวลาที่ต่างกัน
2. Convergence คือ ค่าข้อมูลออกสู่ค่าเป้าหมาย ทำให้ค่าความผิดพลาดต่ำ
3. Momentum ในบางโครงข่ายมีการกำหนดและไม่กำหนดค่าโมเมนตัม ซึ่งมีผลกระทบต่อค่า Gradient เช่น Traingda เหมาะสมกับโครงข่ายที่ไม่มีค่าโมเมนตัม เป็นต้น
4. Early Stopping เป็นการหยุดก่อนที่จะครบจำนวนรอบของการวนซ้ำตามที่กำหนด โดยจะหยุดเมื่อค่า Gradient เพิ่มขึ้น

ทั้งนี้ Demuth และ Beale [16] ได้สรุปเกี่ยวกับอัลกอริทึมของการสอนแบบแพร่กระจายย้อนกลับที่สำคัญ ดังตารางที่ 2-2

ตารางที่ 2-2 คุณลักษณะของอัลกอริทึมต่างๆ

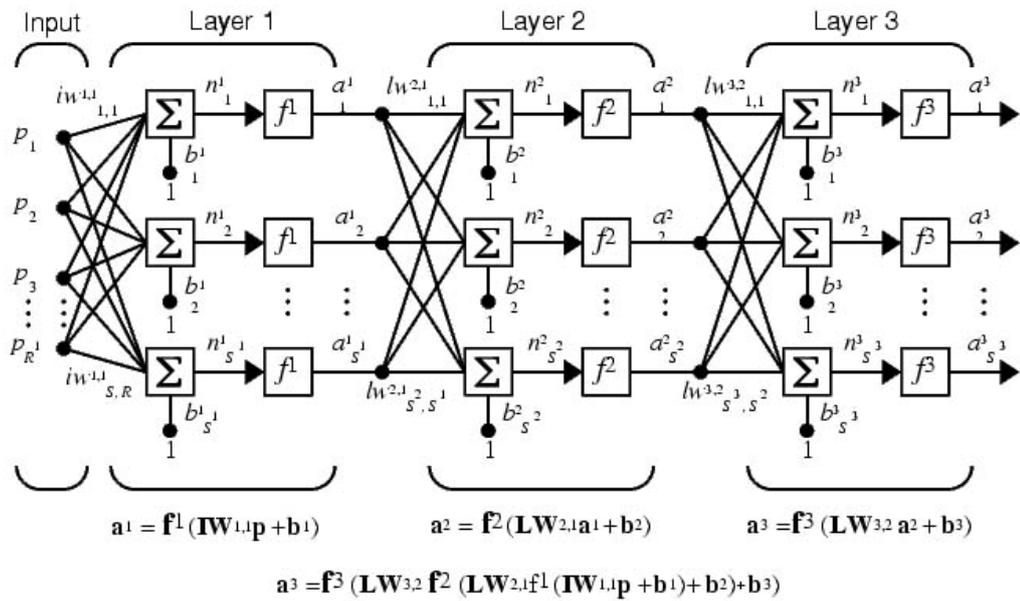
อัลกอริทึม	คุณลักษณะ
Traingd	ทำให้ Gradient ลดลงอย่างปกติ มีผลตอบสนองช้า เหมาะสำหรับวิธี Incremental Mode
Traingdm	Gradient ลดลงแบบมีโมเมนตัม จะให้ผลตอบสนองเร็วกว่า Traingd เหมาะสำหรับวิธี Incremental Mode
Traingdx	Gradient ลดลงแบบมีอัตราการเรียนรู้ จะให้ผลตอบสนองเร็วกว่า Traingd เหมาะสำหรับวิธี Batch Mode
Trainrp	เหมาะสมกับเน็ตเวิร์กที่ออกแบบลักษณะ Resilient Back-Propagation จะให้ผลตอบสนองได้เร็วและง่ายกับวิธี Batch Mode ตลอดจนมีความต้องการใช้พื้นที่การเก็บข้อมูลน้อย
Trainlm	เป็นอัลกอริทึมแบบ Levenberg-Marquardt ให้ผลตอบสนองเร็วกว่าหากเน็ตเวิร์กมีขนาดที่เหมาะสม มีลักษณะหน่วยความจำที่ลดลงสำหรับข้อมูลการสอนที่มีขนาดใหญ่ มีคุณสมบัติ Early Stopping
Trainbpx	เหมาะสมกับเน็ตเวิร์กที่ออกแบบลักษณะ Back-Propagation ที่มีการกำหนดอัตราการเรียนรู้และค่าโมเมนตัม เป็นอัลกอริทึมที่นิยมใช้กับการเรียนรู้แบบมีการสอน

สำหรับอัลกอริทึมการสอนแบบแพร่กระจายย้อนกลับ จะเริ่มสุ่มค่าน้ำหนักและข้อมูลนำเข้าจะถูกส่งไปยังโครงข่ายและคำนวณค่าผลลัพธ์โดยการใช้กลุ่มของน้ำหนักที่ถูกกำหนด จากนั้นค่าผลลัพธ์ที่ถูกคำนวณจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับค่าผลลัพธ์เป้าหมาย เพื่อคำนวณหาค่าความผิดพลาดกำลังสอง (Sum Squared Error Signal) ค่าความผิดพลาดนี้จะถูกนำย้อนกลับไปยังโครงข่ายเพื่อทำการเปลี่ยนแปลงค่าน้ำหนักของแต่ละชั้น ซึ่งจะทำให้ค่าความผิดพลาดลดลงขั้นตอนเหล่านี้จะถูกทำซ้ำไปตลอดจนครบจำนวนข้อมูลนำเข้า แล้วจึงย้อนกลับไปยังกรณีเริ่มต้นอีกครั้ง และทำเช่นนี้ไปเรื่อยๆ วงจรของการวนซ้ำจะหยุดต่อเมื่อค่าความผิดพลาดทั้งหมดลดลงไปต่ำกว่าค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้ (Pre-Determined Threshold) ดังภาพที่ 2-41

ในส่วนการสอนนี้มีการทำงานที่ค่อนข้างซับซ้อนและมีการคำนวณหลายขั้นตอน ดังนั้นผลที่ได้ อาจมีความผิดพลาดได้ ดังนั้นจึงมีวิธีการทดสอบการทำงานของข่ายงานโดย

1. สังเกตค่า SSE ของโครงข่ายว่าลดลงเรื่อยๆ หรือไม่ในการวนซ้ำของแต่ละรอบ
2. สังเกตค่าของข้อมูลออกว่ามีการลู่เข้าตามข้อมูลนำเข้าหรือไม่หรือเข้าใกล้ค่าเป้าหมาย

(Target Value)



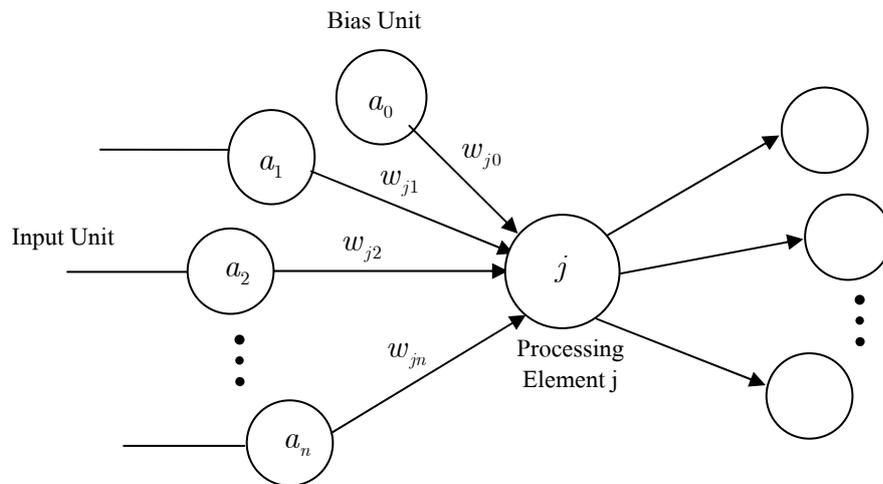
ภาพที่ 2-41 Back-Propagation Neural Networks

2.3.4 ขั้นตอนการสอนแบบแพร่กระจายย้อนกลับ [19]

การสอนแบบแพร่กระจายย้อนกลับของระบบโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย 2 ขั้นตอน คือ

2.3.4.1 การแพร่กระจายแบบเดินหน้า (Forward Propagation)

ขั้นตอนนี้เริ่มเมื่อโครงข่ายประสาทเทียมได้รับข้อมูลเข้าและทำการคำนวณผลรวมของผลลัพธ์ที่เข้ามายังหน่วยประมวลผล จากนั้นทำการแพร่เดินหน้า



ภาพที่ 2-42 ขั้นตอนการแพร่เดินหน้า

จากภาพที่ 2-42 เป็นการคำนวณผลรวมของผลลัพธ์ที่เข้ามายังหน่วย j ดังสมการ

$$S_j = \sum_{i=1}^n a_i w_{ji} \quad (2-49)$$

โดยที่ a_i คือ ข้อมูลจากหน่วยที่ i

w_{ji} คือ ค่าน้ำหนักจากหน่วยที่ i ไปยังหน่วยที่ j

จากนั้นจะทำการแปลงค่าข้อมูลโดยคำนวณหาค่า $f(S_j)$ หากแปลงค่าด้วยฟังก์ชัน Tan-Sigmoid จะได้สมการของซิกมอยด์คือ

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2-50)$$

ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จากสมการจะเป็นค่าระหว่าง 0 ถึง 1 และเมื่อ x เป็นค่าผลรวมของหน่วยที่ j ดังนั้น

$$f(S_j) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2-51)$$

เมื่อได้รับค่า $f(S_j)$ แล้ว ค่า $f(S_j)$ จะกลายเป็นผลลัพธ์ของหน่วยที่ j ซึ่งก็คือค่า a_j โดยจะส่งค่าออกไปยังหน่วยอื่นๆ ด้วยค่า a_j ที่เท่ากัน สำหรับชั้นข้อมูลนำเข้าจะเป็นชั้นพิเศษ โดยที่หน่วยประมวลผลในชั้นนี้จะไม่ทำการคำนวณผลรวมจากข้อมูลนำเข้าและจะไม่ทำการแปลงข้อมูลเนื่องจากแต่ละหน่วยประมวลผลจะใช้ค่าของข้อมูลนำเข้าเป็นค่าของตัวเอง

จากภาพที่ 2-42 หน่วยเอนเอียง (Bias Unit) เป็นหน่วยที่มีค่าเป็น 1 และเชื่อมโยงกับหน่วยอื่นๆ ทุกหน่วย และค่าน้ำหนักของหน่วยนี้จะถูกปรับในระหว่างการสอน (Training) เช่นกัน หน่วยนี้จะให้ค่าคงที่กับหน่วยอื่นๆ ซึ่งบางครั้งทำให้เวลาของการสอน (Convergence Time) ของโครงข่ายประสาทเทียมเร็วขึ้น หน่วยเอนเอียงมีผลต่อระดับการกระตุ้น (Threshold) ของหน่วยอื่น

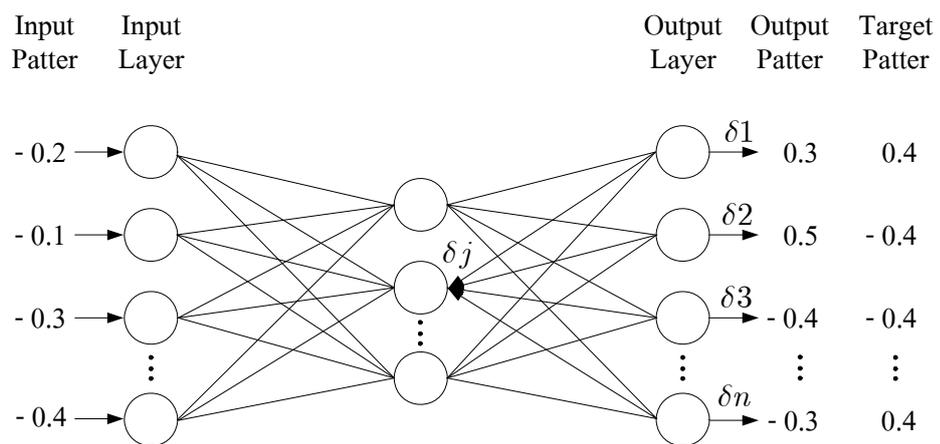
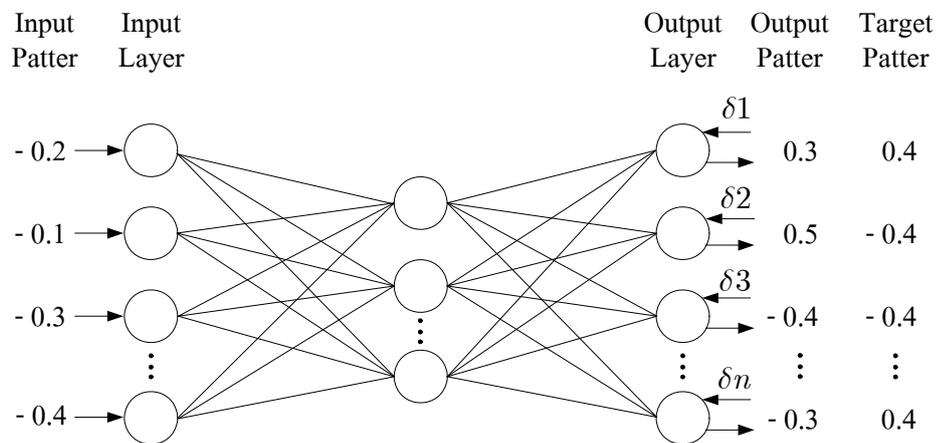
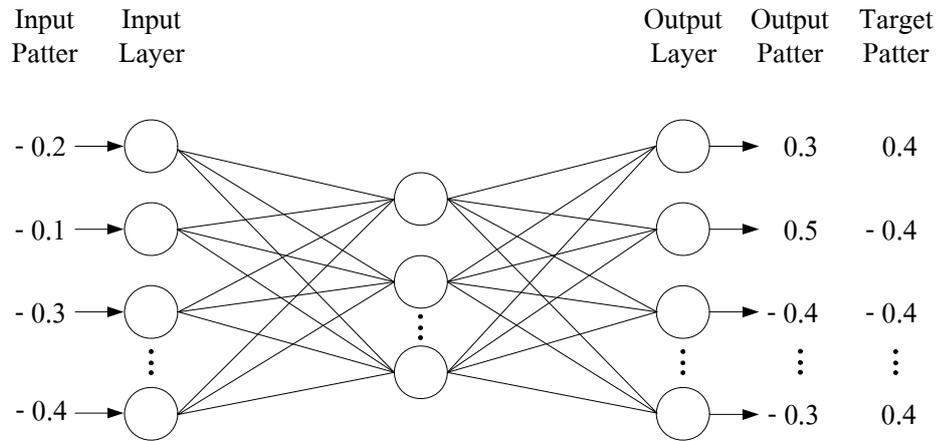
$$C = w_{j0} \quad (2-52)$$

$$S_j = \sum_{i=1}^n a_i w_{ji} \quad (2-53)$$

ดังนั้นผลรวมของหน่วยที่ j จะเท่ากับ $S + C$ ซึ่งจะทำให้กราฟของสมการซิกมอยด์ซยับไปทางซ้าย C หน่วย ด้วยวิธีนี้จะทำให้ระดับการกระตุ้นของหน่วยเป้าหมายเปลี่ยนไป เหตุที่ต้องใช้สมการซิกมอยด์ เนื่องจากต้องการให้ค่าที่ต้องใช้คำนวณในขั้นตอนทั้งหมดมีค่าน้อยๆ เพื่อให้ความซับซ้อนในการคำนวณลดน้อยลง และต้องการให้ระดับการกระตุ้นเป็นแบบอ่อน (Soft Threshold) มากกว่ากระตุ้นแบบแข็ง (Hard Threshold)

2.3.4.2 การแพร่กระจายแบบย้อนกลับ (Backward Propagation)

ภาพที่ 2-43 แสดงขั้นตอนการแพร่กระจายย้อนกลับ วิธีนี้ค่าความผิดพลาด δ จะถูกคำนวณสำหรับทุกหน่วยและคำนวณค่าน้ำหนักที่จะเปลี่ยนไปทุกการเชื่อมโยง การคำนวณนี้เริ่มที่ชั้นแสดงผลลัพธ์และแพร่ย้อนกลับไปยังชั้นข้อมูลนำเข้า ชั้นปรับปรุงความผิดพลาดเกิดหลังจากที่ดำเนินการแพร่เดินหน้าแล้ว หน่วยประมวลผลแต่ละหน่วยในชั้นแสดงผลลัพธ์จะให้ค่าผลลัพธ์เพื่อที่จะเปรียบเทียบกับผลลัพธ์เป้าหมายในชุดการสอนดังภาพที่ 2-43 (a) ความแตกต่างที่เกิดขึ้นคือค่าความผิดพลาดสำหรับแต่ละหน่วยในชั้นแสดงผลลัพธ์ภาพที่ 2-43 (b) ค่าน้ำหนักของทุกการเชื่อมโยงไปยังชั้นแสดงผลลัพธ์จะถูกปรับ จากนั้นค่าความผิดพลาดของหน่วยในชั้นแอบแฝงที่ต่ำกว่าชั้นแสดงผลลัพธ์ดังภาพที่ 2-43 (c) จะถูกคำนวณ แล้วค่าน้ำหนักของทุกการเชื่อมโยงไปยังชั้นแอบแฝงจะถูกปรับ กระบวนการนี้จะดำเนินไปจนกว่าชั้นสุดท้ายจะถูกปรับค่าน้ำหนัก



ภาพที่ 2-43 ขั้นตอนการแพร่กระจายย้อนกลับ

ค่า δ_i คือค่าความผิดพลาด สามารถหาได้จากการคำนวณง่ายๆ การคำนวณค่าความผิดพลาดจะได้จากสมการ

$$\delta_j = (t_i - a_j)f'(S_j) \quad (2-54)$$

โดยที่ t_i คือ ค่าเป้าหมายของหน่วยที่ i
 a_j คือ ค่าผลลัพธ์ของหน่วยที่ j
 $f'(x)$ คือ อนุพันธ์ของซิกมอยด์ฟังก์ชัน
 S_j คือ ผลรวมของข้อมูลนำเข้ามาหน่วยที่ j
 k คือ จำนวนครั้งในการทำซ้ำ

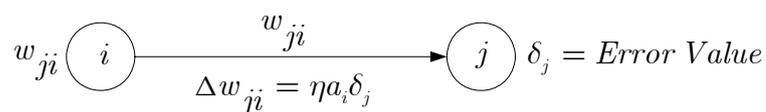
ค่าความผิดพลาดจะได้จาก

$$\delta_j = \left(\sum_{i=1}^n \delta_k w_{kj} \right) f'(S_j) \quad (2-55)$$

การปรับค่าน้ำหนักจะปรับโดยใช้ค่าของ δ ทุกหน่วยที่รับผลลัพธ์จากหน่วยที่ j ค่าน้ำหนักแต่ละค่าจะถูกปรับโดยนำค่า δ ของหน่วยที่รับจากข้อมูลนำเข้าจากการเชื่อมโยงนั้น ค่าน้ำหนักจะถูกปรับโดยสมการ

$$w_{ji}^{new} = w_{ji}^{old} + \Delta w_{ji} \quad (2-56)$$

$$\Delta w_{ji} = \eta \delta_j a_i \quad (2-57)$$



ภาพที่ 2-44 การปรับค่าน้ำหนัก

ภาพที่ 2-44 แสดงถึงการปรับค่าน้ำหนัก w_{ji} ซึ่งค่านี้ขึ้นกับตัวแปร 3 ตัวคือ η , δ_i และ a_i ตัวแปร η คือค่าสัมประสิทธิ์การสอน ซึ่งจะถูกกำหนดโดยผู้ใช้ ถ้าค่า η มาก จะทำให้โครงข่ายไม่คงที่และการสอนไม่เป็นที่น่าพอใจ ถ้าเล็กเกินไปจะทำให้การสอนช้า นอกจากค่า η แล้ว ยังมีค่าโมเมนต์ α เพื่อช่วยให้การสอนเร็วขึ้น ดังนั้นค่าน้ำหนักจะถูกปรับดังสมการนี้

$$\Delta w_{ji}(k+1) = \eta \delta_i a_i + \alpha (\Delta w_{ji}(k)) \quad (2-30)$$

2.3.5 ขอบข่ายการประยุกต์โครงข่ายประสาทเทียม (Application Areas of Artificial Neural Networks)

โครงข่ายประสาทเทียมได้ถูกนำไปประยุกต์ในการแก้ปัญหาในงานด้านต่างๆ เป็นจำนวนมาก โดยส่วนใหญ่ คือ การจดจำรูปแบบและจัดประเภทผู้ผลลัพท์ การหาค่าที่เหมาะสมที่สุด การควบคุมและอยู่ระหว่างการขยายการประยุกต์ไปสู่งานด้านอื่นๆ อย่างรวดเร็ว เช่น การประมวลผลฐานข้อมูล การตัดสินใจ การวินิจฉัยโรค งานแปลภาษา เป็นต้น แต่ในที่นี้จะกล่าวถึงตัวอย่างขอบข่ายการประยุกต์ 3 ด้านใหญ่ ๆ ได้แก่

2.3.5.1 การจดจำและการจำแนกประเภทรูปแบบ (Pattern Recognition and Classification) แต่เดิมงานทางด้านการจดจำรูปแบบ (Pattern Recognition) หมายถึง การอ่านอักษรเขียน การอ่านแผนที่ภูมิอากาศ หรือการถอดคำสุนทรพจน์ เป็นต้น ต่อมาเป้าหมายของงานเริ่มขยายไปสู่การเลียนแบบฟังก์ชันระบบประสาทรับรู้สีกทางชีวภาพ ซึ่งจะสามารถรับรู้รูปแบบของสิ่งต่างๆ ได้ ลักษณะคล้ายกับการส่งสัญญาณความรู้สีกจากเซลล์ประสาทต่างๆ รอบตัวสู่ระบบเส้นประสาทส่วนกลาง การประยุกต์โครงข่ายประสาทเทียมในขอบข่ายงานด้านนี้ ได้มีการพัฒนามากกว่า 30 ปีแล้ว

2.3.5.2 การหาค่าที่เหมาะสมที่สุด (Optimization) วัตถุประสงค์ของการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด คือ การจัดสรรทรัพยากรที่มีอยู่จำกัดไปสู่งานโดยให้ ค่าใช้จ่ายต่ำที่สุด (หรือเงื่อนไขอื่นๆ) โดยวิธีการต่างๆ เช่น การทดลองความเป็นไปได้ทั้งหมด แล้วสรุปหาผลลัพท์ที่ดีที่สุด ซึ่งเป็นการสิ้นเปลืองเวลามาก โครงข่ายประสาทเทียมได้เข้ามาเป็นทางเลือกหนึ่ง ด้วยความสามารถในการคำนวณ ด้วยความเร็วสูงจากปมข้อมูลจำนวนมาก และการเชื่อมโยงระหว่างแต่ละปมข้อมูล ทำให้สามารถเชื่อมหาความสัมพันธ์ของเงื่อนไขต่างๆ ได้เป็นอย่างดี

2.3.5.3 การควบคุม (Control) เป้าหมายพื้นฐานในการควบคุม คือ การจัดเตรียมสัญญาณที่เหมาะสมสำหรับกระบวนการที่มี เพื่อให้ได้ผลตามต้องการ แม้ว่าในงานด้านควบคุมทาง

2.3.6 ข้อดีและข้อจำกัด (Advantages & Disadvantages)

2.3.6.1 ข้อดีของโครงข่ายประสาทเทียม

เทคนิคของโครงข่ายประสาทเทียม มีความสามารถที่เหมาะสมกับการนำมาประยุกต์ใช้กับงานด้านต่างๆ หลายประการ ได้แก่ ความสามารถในการจดจำรูปแบบ การสอน การจำแนกประเภท การลงความเห็น สรุป และการรับรู้ข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ การประยุกต์โครงข่ายประสาทเทียมในงานบางประเภทนั้น ซ้อนกับเทคนิคทางปัญญาประดิษฐ์อื่นๆ แต่โครงข่ายประสาทเทียมจะทำได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงกว่า เพราะระบบที่สามารถสอนเองได้เหมาะสมสำหรับการใช้งานจริงมากกว่าระบบที่มาจากการโปรแกรม โดยเฉพาะในงานจดจำรูปแบบคำพูดได้ชี้ให้เห็นถึงข้อดีอย่างชัดเจนของโครงสร้างการประมวลผลแบบขนาน

โครงข่ายประสาทเทียม มีทักษะในการแก้ปัญหาคล้ายคลึงกับมนุษย์ ซึ่งเป็นสิ่งที่เทคนิคการวิเคราะห์ทางตรรกในระบบผู้เชี่ยวชาญและเทคโนโลยีทางซอฟต์แวร์ในปัจจุบันสามารถทำได้ยาก ตัวอย่างเช่น โครงข่ายประสาทเทียมสามารถทำการวิเคราะห์ข้อมูลจำนวนมาก เพื่อสร้างรูปแบบและคุณลักษณะต่างๆ ที่ไม่สามารถกำหนดเป็นกฎที่ตายตัวได้ อีกทั้งทักษะในการตีความ เพื่อรับรูปข้อมูลที่ไม่ชัดเจนหรือไม่สมบูรณ์ ด้วย “ความคลุมเครือ” ลักษณะการทำงานต่างๆ เหล่านี้ได้พิสูจน์มาแล้วว่าสิ่งที่เกินความสามารถสำหรับเทคนิคทางปัญญาประดิษฐ์แบบเดิม ซึ่งเป็นรูปแบบวิธีการทางตรรกหรือระบบสัญลักษณ์

ข้อดีของโครงข่ายประสาทเทียมที่เห็นได้ชัดเจน คือ ความสามารถในการเลียนแบบพฤติกรรมมนุษย์ ดังนั้น จึงไม่แปลกที่โครงข่ายประสาทเทียมจะมีข้อจำกัดในการทำงานที่มนุษย์ไม่ถนัด เช่น การคำนวณหรือการประมวลผลทางคณิตศาสตร์ ซึ่งเป็นงานที่ระบบคำนวณแบบอนุกรม (Serial) สามารถทำได้ดี

ข้อดีอื่นๆ ของโครงข่ายประสาทเทียมที่สำคัญ คือ

1. ความสามารถในการทำงานภายใต้ความผิดพลาด (Fault Tolerance) เนื่องจากมีปมข้อมูลจำนวนมากทำการประมวลผลโดยเชื่อมโยงกับปมข้อมูลอื่นแบบขนาน ความผิดพลาดที่เกิดขึ้นบางปมข้อมูลจึงไม่ส่งผลกระทบต่อการทำงานโดยรวมของข่ายงาน

2. การสรุปความเห็น (Generalization) แม้ว่าข้อมูลเข้าที่ได้รับมีความไม่ชัดเจนหรือไม่สมบูรณ์ด้วยสิ่งรบกวนต่างๆ แต่โครงข่ายประสาทเทียมก็สามารถทำการประมวล เพื่อสรุปความเห็นว่าผลลัพธ์ที่ควรเป็นอย่างไร

3. ความยืดหยุ่น (Adaptability) ข่ายงานสามารถสอนและปรับเปลี่ยนรูปแบบต่างๆ ตามปัจจัยแวดล้อมและวัตถุประสงค์ที่เปลี่ยนไป

ระบบการคำนวณแบบโครงข่ายประสาทเทียม เป็นวิธีการคำนวณที่แตกต่างไปจากระบบการคำนวณแบบเดิม ซึ่งจากความแตกต่างนี้ ทำให้ข่ายงานระบบประสาทสามารถนำไปใช้ในงานที่ระบบการคำนวณแบบเก่าๆ สำหรับการใช้งานในอีกทางเลือกหนึ่ง คือ การประยุกต์โครงข่ายประสาทเทียมกับระบบทางปัญญาประดิษฐ์อื่นๆ เพื่อการสร้างระบบที่มีศักยภาพมากขึ้น สำหรับการแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนและต้องการคุณสมบัติพิเศษหลายๆ ด้านในการทำระบบดังกล่าว ได้แก่ อัจฉริยะแบบผสม (Hybrid Intelligent System)

ข้อจำกัดของโครงข่ายประสาทเทียม คือ ขาดความสามารถในเชิงตรรก การแสดงผลเป็นเรื่องที่ทำได้ยาก เนื่องจากความไม่ชัดเจนในการแปลความจากค่าน้ำหนักการเชื่อมโยง ดังจะเห็นได้ว่าการจดจำรูปแบบนั้น เป็นเรื่องที่ยากหรือแทบเป็นไปไม่ได้ที่จะอธิบายเหตุผลของการแสดงผล อีกทั้งด้วยเงื่อนไขทางด้านค่าใช้จ่ายและความสามารถของเทคโนโลยีทางฮาร์ดแวร์ในปัจจุบัน ได้ทำให้การประยุกต์จำกัดอยู่ทางซอฟต์แวร์เป็นส่วนใหญ่และประการสุดท้าย ปัญหาจากการสอนให้ข่ายงานสอนคือ ต้องเสียเวลาเป็นอย่างมากอีกทั้งความต้องการข้อมูลจำนวนมาก ในการใช้สำหรับสอนและทดสอบข่ายงาน เหล่านี้เป็นข้อจำกัด ซึ่งเป็นปัจจัยที่สำคัญที่ทำให้การประยุกต์โครงข่ายประสาทเทียมไม่แพร่หลายเท่าที่ควรจะเป็น

บทที่ 3

วิธีการดำเนินการวิจัย

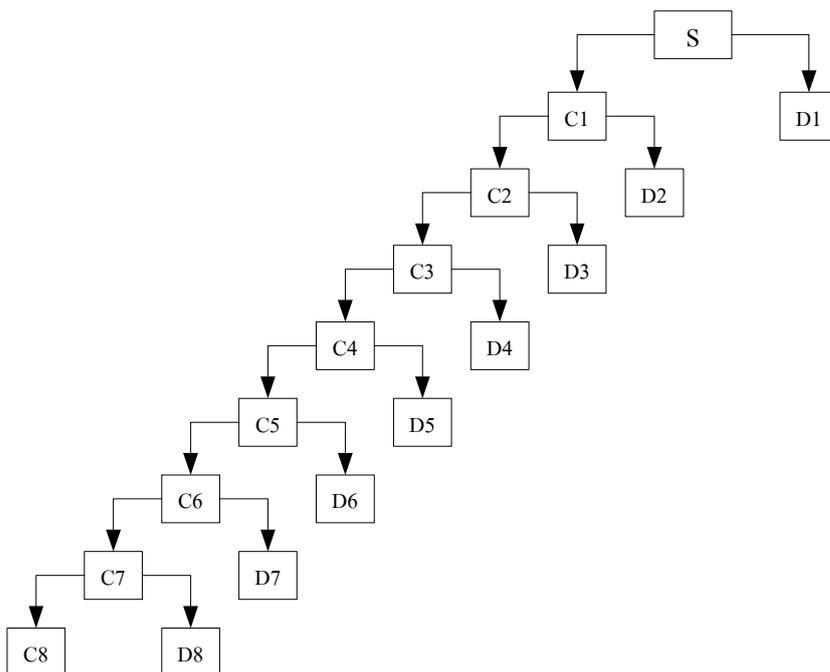
ในวิธีการดำเนินการวิจัย ผู้วิจัยได้วิเคราะห์ลักษณะของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจและสัญญาณคลื่นเสียงหัวใจโดยใช้การแปลงเวฟเล็ต และออกแบบสร้างแบบจำลองความสัมพันธ์ทางเวลาระหว่างสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจและคลื่นเสียงหัวใจโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม โดยผู้วิจัยได้จัดแบ่งเนื้อหาในวิธีการดำเนินการวิจัย ดังหัวข้อต่อไปนี้

- 3.1 การแยกสัมประสิทธิ์คลื่นไฟฟ้าหัวใจและคลื่นเสียงหัวใจโดยใช้การแปลงเวฟเล็ต
- 3.2 การออกแบบเพื่อสร้างแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม
- 3.3 วิธีการดำเนินการทดลองและเก็บรวบรวมข้อมูล
- 3.4 สถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์

3.1 การแยกสัมประสิทธิ์คลื่นไฟฟ้าหัวใจและคลื่นเสียงหัวใจโดยใช้การแปลงเวฟเล็ต

ในงานวิจัยนี้ใช้หลักการแปลงเวฟเล็ตแบบแบ่งช่วง (Discrete Wavelet Transform : DWT) สำหรับแยกสัมประสิทธิ์ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจและคลื่นเสียงของหัวใจ กล่าวคือเป็นการวิเคราะห์สัญญาณด้วยการจำแนกคลื่นไฟฟ้าหัวใจและคลื่นเสียงหัวใจออกเป็นกลุ่มย่อย $c_j(k)$ และ $d_j(k)$ (Coarse and Detail Expansion Coefficients) โดยสัมประสิทธิ์ $c_j(k)$ คือ การประมาณค่า (Coarse) จะเป็นตัวแทนส่วนของความถี่ต่ำ และสัมประสิทธิ์ $d_j(k)$ คือ ค่ารายละเอียด (Detail) เป็นตัวแทนส่วนของความถี่สูง ในที่นี้แยกสัมประสิทธิ์ของทั้งสองสัญญาณออกมาเป็น 8 ระดับชั้นด้วยกัน เวฟเล็ตแม่ที่ใช้คือชนิด Daubechies 1 เนื่องจากมีลักษณะคล้ายกับรูปคลื่น P, QRS และ T ของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ พิจารณาส่วนที่เป็นความถี่ต่ำ (สัญญาณโดยทั่วไปจะประกอบด้วยส่วนความถี่ต่ำ) เลือกสัญญาณที่คงลักษณะสำคัญของสัญญาณต้นแบบ โดยขนาดข้อมูลต่ำที่สุด เพื่อใช้เป็นข้อมูลสำหรับการประมวลผลในขบวนการเรียนรู้ต่อไป

กระบวนการแยกสัมประสิทธิ์ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจนั้น จะเริ่มจากการนำคลื่นไฟฟ้าหัวใจต้นแบบมาผ่านกระบวนการแปลงเวฟเล็ตแบบแบ่งชั้น และแยกย่อยลงไปเรื่อยๆจนถึงระดับชั้นที่ 8 แสดงดังภาพที่ 3-1



ภาพที่ 3-1 การแปลงเวฟเล็ดแบบแบ่งช่วงที่ 8 ระดับ

โดยทั่วไปอัตราการเดินของหัวใจของคนปกติจะมีอัตราประมาณ 80 ครั้งต่อนาที ในงานวิจัยนี้ได้ใช้อัตราการเดินนี้เป็นมาตรฐานของทุกๆ สัญญาณที่ทำการประมวลผลในงานวิจัยนี้ ซึ่งสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีอัตราการเดินปกติอยู่ที่ 80 ครั้งต่อนาที นั้นหมายความว่า 1 คาบสัญญาณของคลื่นไฟฟ้าหัวใจนั้นจะใช้เวลา 0.75 วินาที หากสมมติให้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ได้รับการบันทึกมานั้นถูกสุ่มด้วยอัตรา 8000 ครั้งต่อวินาที ดังนั้นใน 1 คาบของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจจะต้องมีจำนวนสัญญาณทั้งหมด 6000 จุด อย่างไรก็ตามหากสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจนั้นๆ มีอัตราการเดินไม่เท่ากับ 80 ครั้งต่อนาที นั้นก็หมายความว่าจำนวนความยาวของสัญญาณใน 1 คาบของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจอาจจะน้อยกว่าหรือมากกว่า 6000 จุดก็ได้

หากกำหนดให้ $h(n)$ คือสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่อัตราการเดินหัวใจใดๆ (ก่อนที่จะทำการปรับ) 1 คาบสัญญาณ โดยสมมติให้มีความยาวเท่ากับ N จุด ดังนั้นสมการการแปลงฟูเรียร์แบบไม่ต่อเนื่อง (Discrete Fourier Transform) ของ $h(n)$ สามารถเขียนได้ดังนี้คือ

$$H(k) = \sum_{n=0}^{n-1} h(n) \exp\left(-j2\pi kn/N\right) \quad (3-1)$$

โดยที่ k เป็นดัชนีชี้ความถี่ดิจิทัลซึ่งมีความสัมพันธ์กับความถี่ดิจิทัลที่มีค่าเท่ากับ $\frac{kf_s}{N}$ โดย $0 \leq k \leq N - 1$ ดังนั้นอัตราส่วนระหว่างจำนวนจุดของ 1 คาบสัญญาณที่ได้มาจากอัตราการเดินใดๆ กับจำนวนจุดของ 1 คาบสัญญาณที่มาจากอัตราการเดิน 80 ครั้งต่อวินาที จึงสามารถเขียนได้เป็น

$$\alpha = \frac{N_n}{N} \quad (3-2)$$

โดยสมมติให้ N_n คือจำนวนจุดสัญญาณใน 1 คาบของสัญญาณหัวใจที่มีอัตราการเดินของหัวใจเท่ากับ 80 ครั้งต่อวินาที (ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเท่ากับ 8000 ครั้งต่อวินาที) นั่นคือ N_n มีค่าเท่ากับ 6000 จากที่ได้กล่าวมาแล้วข้างต้น N จึงอาจจะมีค่ามากกว่าหรือน้อยกว่า N_n นั่นคือ ถ้า $\alpha > 1$ หมายความว่า อัตราการเดินของหัวใจของสัญญาณ $h(n)$ มีค่าสูงกว่าอัตราการเดินมาตรฐาน และในทางตรงกันข้าม อัตราการเดินของหัวใจของสัญญาณ $h(n)$ มีค่าต่ำกว่าอัตราการเดินมาตรฐานเมื่อ $\alpha < 1$ เพื่อเป็นการปรับให้ค่า $\alpha = 1$ หรือพูดอีกนัยหนึ่งก็คือ ปรับให้จำนวนจุดใน 1 คาบของสัญญาณ $h(n)$ ให้มีจำนวนเท่ากับ N_n นั้นทำได้โดยการเปลี่ยนอัตราการสุ่มสัญญาณ นั่นคือ หาก $\alpha > 1$ ต้องสุ่มสัญญาณด้วยอัตราที่ต่ำกว่า 8000 ครั้งต่อวินาที และหาก $\alpha < 1$ ต้องสุ่มสัญญาณด้วยอัตราที่มากกว่า 8000 ครั้งต่อวินาที แต่เนื่องจากสัญญาณได้ถูกสุ่มมาแล้วด้วยอัตรา 8000 ครั้งต่อวินาที ดังนั้นการปรับเปลี่ยนอัตราการสุ่มสัญญาณดังกล่าวจึงไม่สามารถทำได้ อย่างไรก็ตามวิธีการที่ให้ผลเช่นเดียวกันแต่สามารถทำได้นั้นก็คือ ทำการสังเคราะห์สัญญาณ $h(n)$ ขึ้นมาใหม่โดยใช้องค์ประกอบทางความถี่เดิมของสัญญาณ $h(n)$ โดยให้ระยะห่างระหว่างจุดของสัญญาณสังเคราะห์ขึ้นมาใหม่ปรับเปลี่ยนไปให้สอดคล้องกับค่าตัวแปร α นั่นคือ

$$T_n = \frac{1}{(8000\alpha)} \quad (3-3)$$

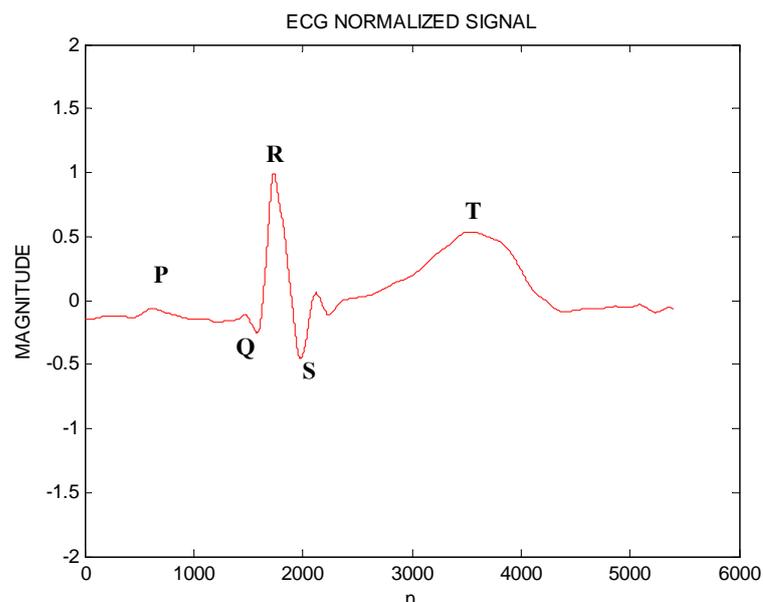
สมมติให้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 1 คาบสัญญาณที่สังเคราะห์ขึ้นมาใหม่จากองค์ประกอบทางความถี่เดิมของสัญญาณ $h(n)$ คือ $h_n(n)$ ซึ่งสามารถแสดงได้ดังสมการต่อไปนี้

$$h_n(n) = \sum_{k=0}^K |H(k)| \cos(2\pi k \frac{f_s}{N} n T_n + \angle H(k)) \quad \text{โดยที่ } 0 \leq n \leq N_n - 1 \quad (3-4)$$

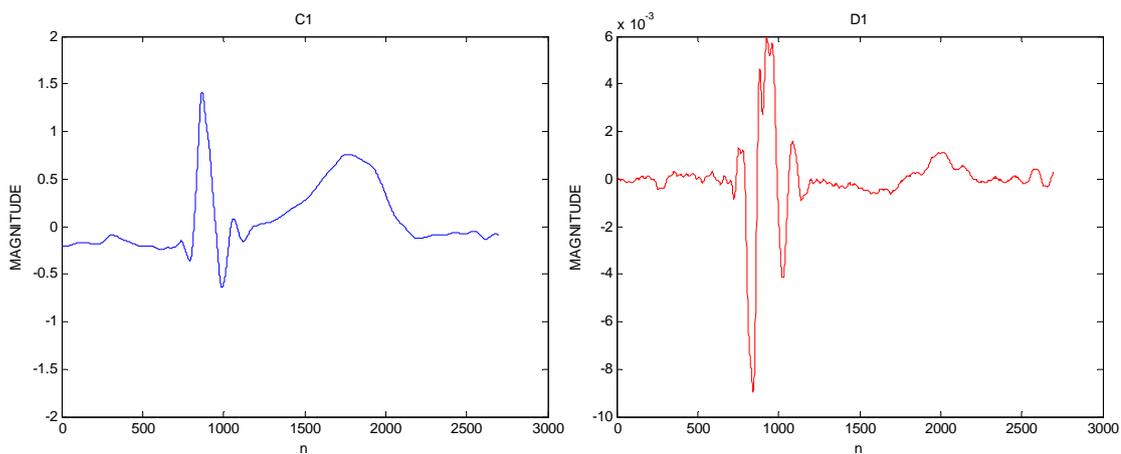
เมื่อ $|H(k)|$ คือขนาดขององค์ประกอบความถี่ $H(k)$, $\angle H(k)$ คือเฟสขององค์ประกอบความถี่ $H(k)$ และ K คือดัชนีความถี่ดิจิทัลสูงสุดที่ครอบคลุมสเปกตรัมความถี่ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ (ปกติจะมีช่วงประมาณ 0-100 Hz [9])

ในส่วนสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจนั้นประกอบด้วยคลื่น P, QRS และ T ซึ่งเป็นข้อมูลที่สำคัญในการวิเคราะห์ระบบการทำงานของหัวใจ สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการปรับอัตราการเต้นของหัวใจแล้ว ผู้วิจัยได้ทำการเลือกช่วงสัญญาณที่ปรากฏลักษณะคลื่น P (P wave) ซึ่งเกิดจากการทำงานของหัวใจห้องบน, คลื่น QRS (QRS Complex) เกิดจากการทำงานของหัวใจห้องล่าง และสัญญาณ R จะมีขนาดสูงที่สุด เนื่องจากหัวใจห้องล่างจะบีบโลหิตส่งไปยังทุกส่วนของร่างกายผ่านผนังของหัวใจห้องล่างซึ่งมีความหนามากกว่าส่วนอื่นๆ, และคลื่น T (T Wave) เกิดจากการคลายตัวของกล้ามเนื้อหัวใจห้องล่าง และมีขนาดประมาณ 30 เปอร์เซ็นต์ของคลื่น R มีจำนวนข้อมูล 5400 จุด มาทำการวิจัย แสดงดังภาพที่ 3-2 ส่วนสัญญาณที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ตทั้ง 8 ระดับ นั้นคือ C1-C8 จะเป็นตัวแทนของส่วนความถี่ต่ำ และ D1-D8 เป็นตัวแทนของส่วนความถี่สูง แสดงดังภาพที่ 3-3 ถึง 3-10

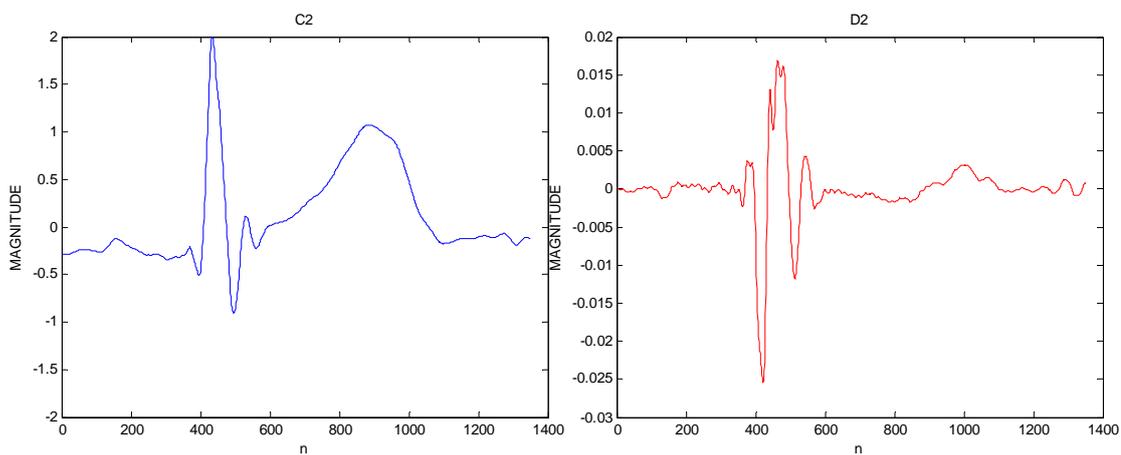
จากภาพที่ 3-10 พิจารณาสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจจะเห็นว่าที่ระดับชั้นที่ 8 สัญญาณจะมีการเปลี่ยนแปลงรูปร่างและขนาดของคลื่น P, QRS และ T ก่อนข้างมาก ทำให้คุณลักษณะของคลื่นที่สำคัญขาดหายไป ไม่เหมาะที่จะนำมาวิเคราะห์ เมื่อพิจารณาระดับชั้นที่ต่ำกว่าลงมา พบว่าที่ระดับชั้นที่ 5 สัญญาณมีการเปลี่ยนแปลงน้อยและขนาดข้อมูลน้อยเมื่อเทียบกับสัญญาณต้นแบบเหมาะสมที่จะนำมาวิเคราะห์ความสัมพันธ์ทางเวลาระหว่างคลื่นไฟฟ้าหัวใจและคลื่นเสียงหัวใจ



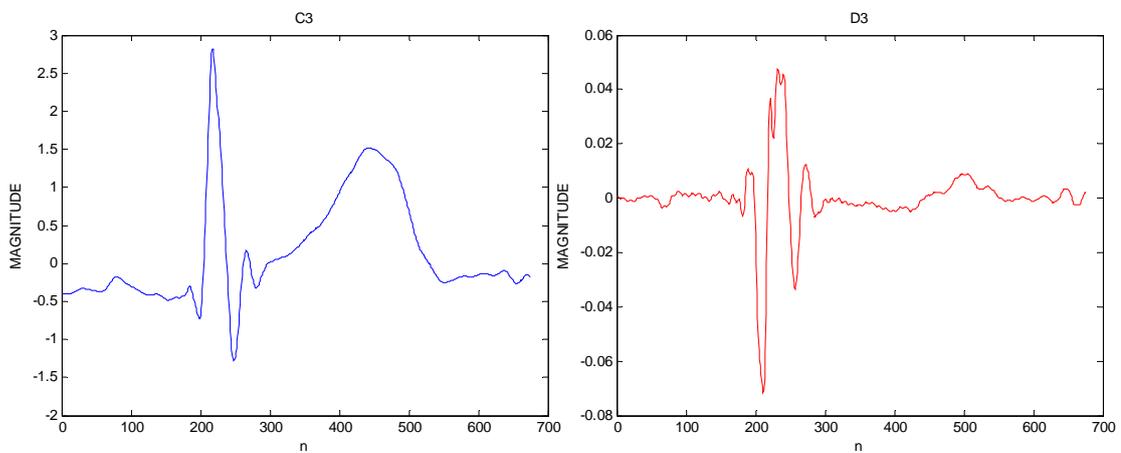
ภาพที่ 3-2 คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ 1 ช่วงเวลา



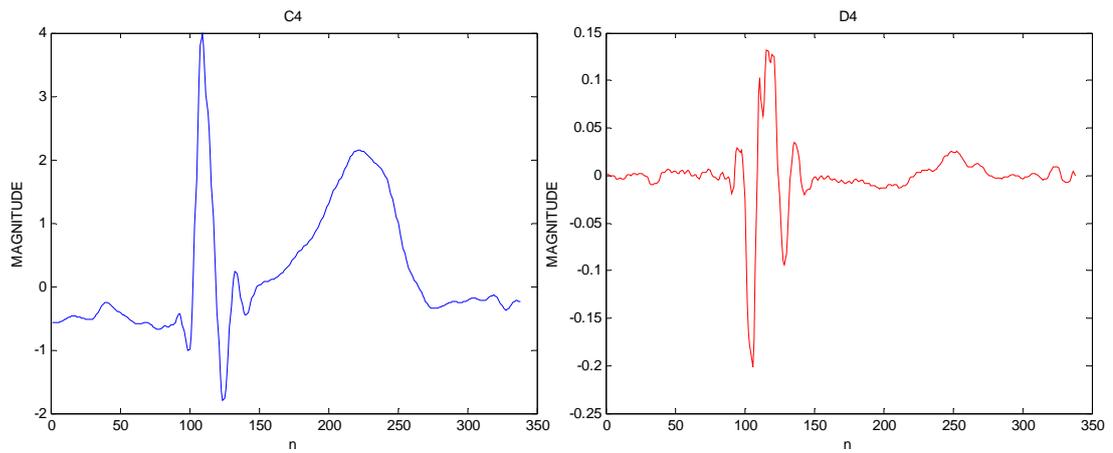
ภาพที่ 3-3 คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเลตช่วงระดับที่ 1



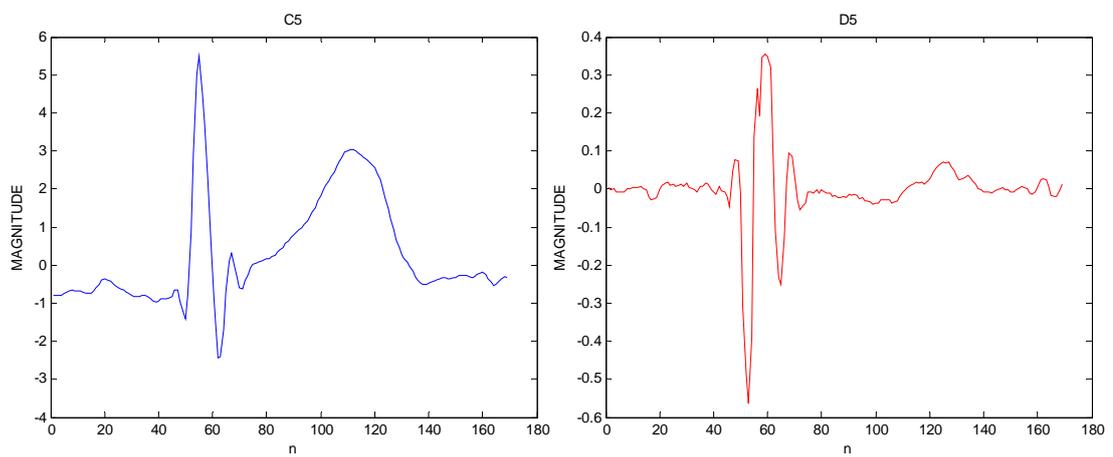
ภาพที่ 3-4 คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเลตช่วงระดับที่ 2



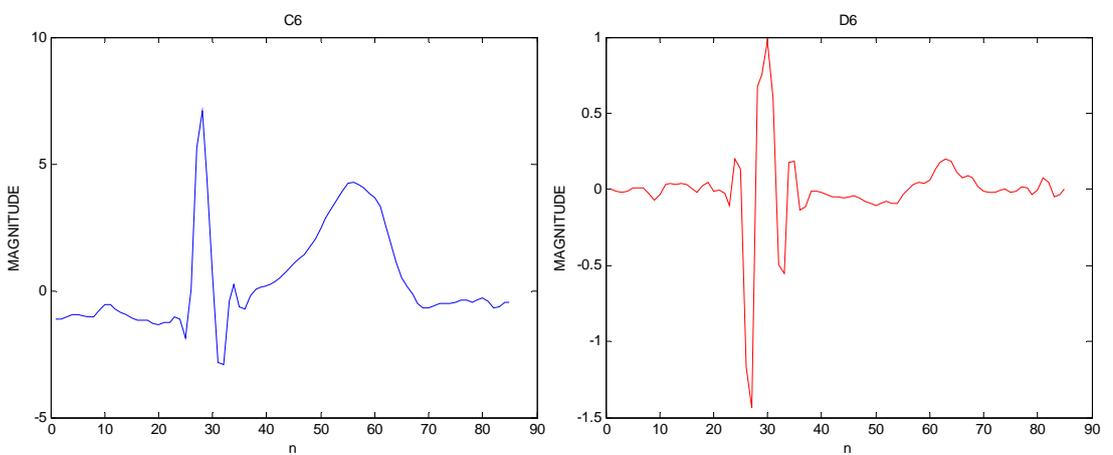
ภาพที่ 3-5 คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเลตช่วงระดับที่ 3



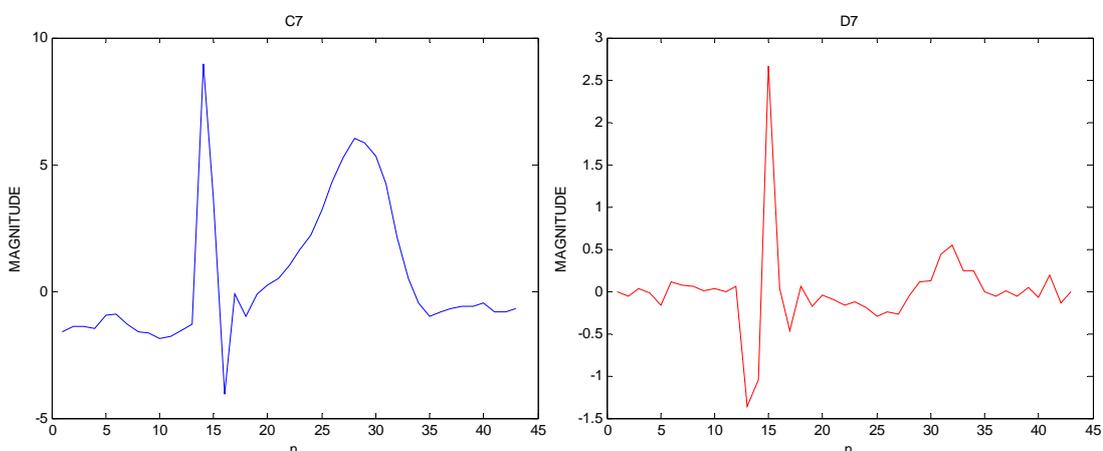
ภาพที่ 3-6 คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเลตช่วงระดับที่ 4



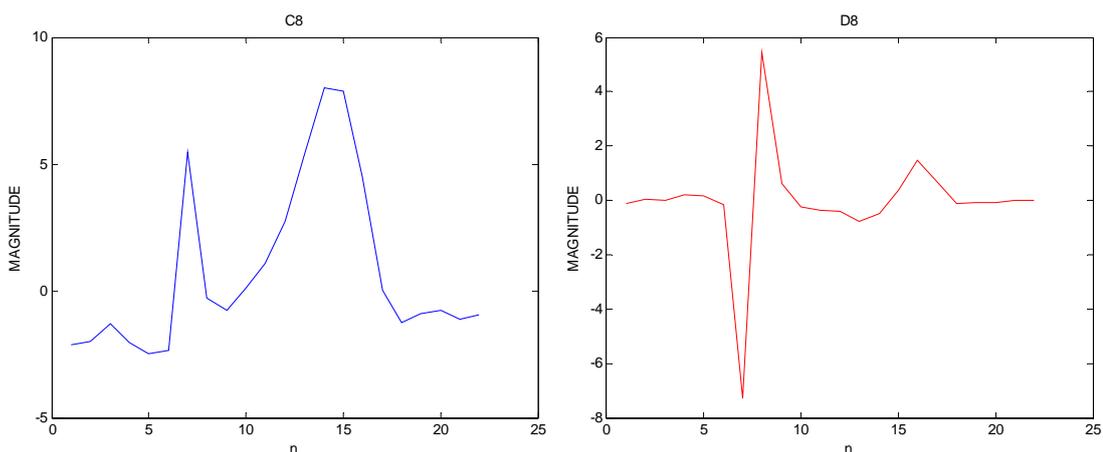
ภาพที่ 3-7 คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเลตช่วงระดับที่ 5



ภาพที่ 3-8 คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเลตช่วงระดับที่ 6

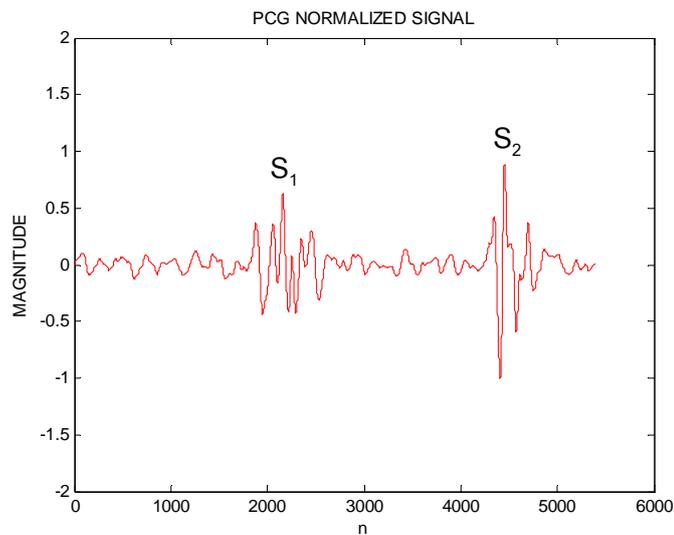


ภาพที่ 3-9 คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดช่วงระดับที่ 7

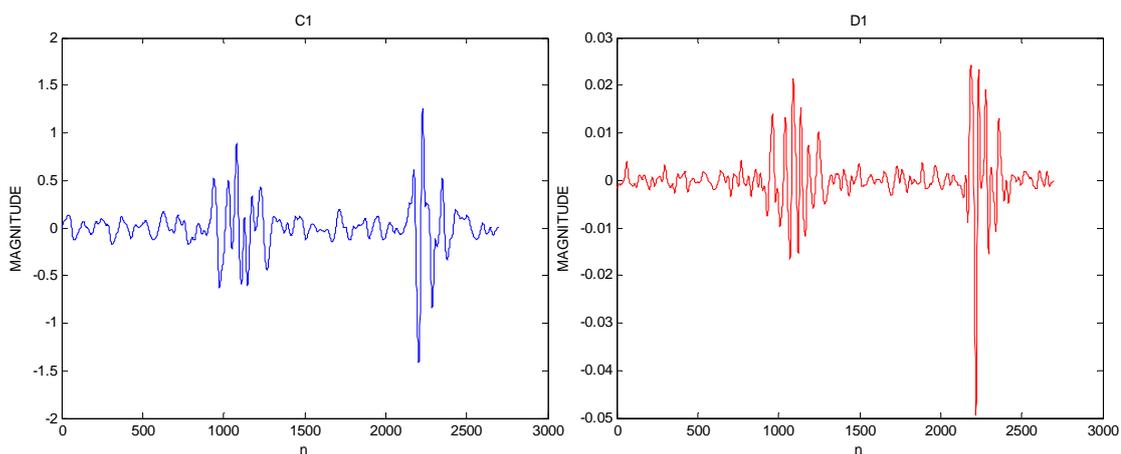


ภาพที่ 3-10 คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดช่วงระดับที่ 8

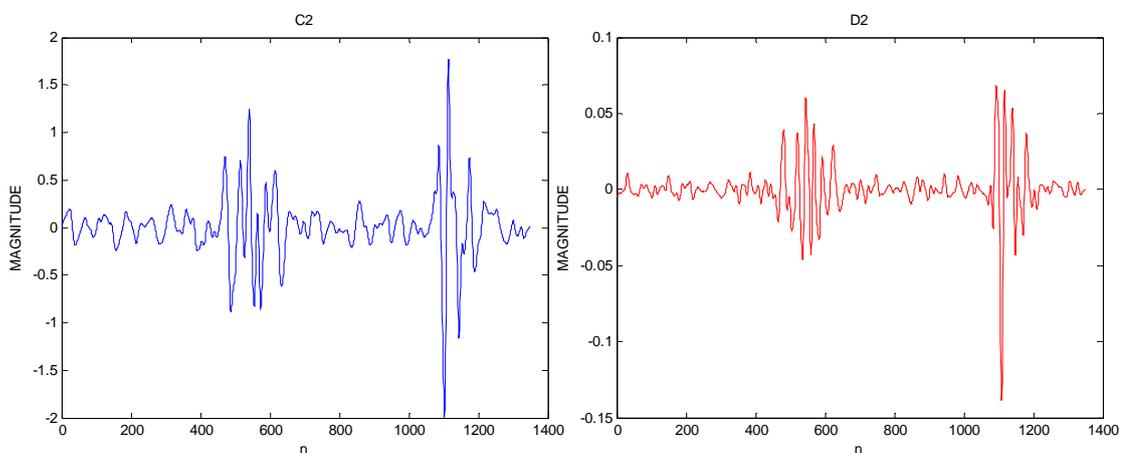
จากภาพที่ 3-11 แสดงสัญญาณคลื่นเสียงหัวใจที่ผ่านการปรับอัตราการเต้นของหัวใจที่ 80 ครั้งต่อนาที ผู้วิจัยพิจารณาเลือกขนาดของสัญญาณที่ 5400 จุดและเลือกสัญญาณที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดระดับชั้นที่ 5 มาทำการวิเคราะห์ เพื่อให้สอดคล้องกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่นำมาวิเคราะห์ร่วมกัน สัญญาณคลื่นเสียงของหัวใจประกอบด้วยคลื่น S_1 ซึ่งเกิดจากการไหลเวียนโลหิตที่เกี่ยวข้องเนื่องกับการปิด Atrio-ventricular Valves เมื่อการเริ่มบีบตัวของหัวใจ และ S_2 เกิดจากการไหลเวียนโลหิตที่เกี่ยวข้องเนื่องกับการปิด Semilunar Valves ในการเปลี่ยนแปลงระหว่างการบีบตัวและคลายตัวของหัวใจห้องล่าง ซึ่งเป็นข้อมูลที่สำคัญในการวิเคราะห์ระบบการทำงานของหัวใจ และสัญญาณที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ดทั้ง 8 ระดับแสดงดังภาพที่ 3-12 ถึง 3-19



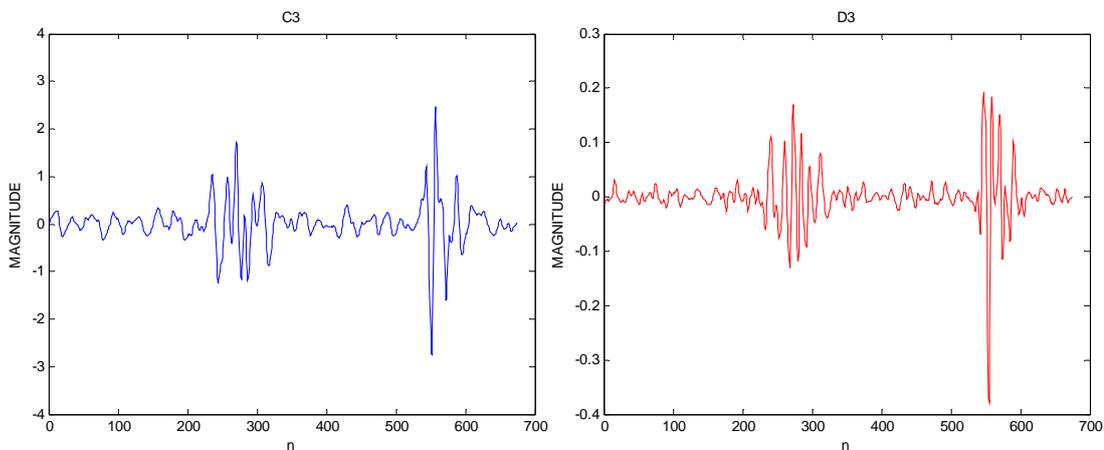
ภาพที่ 3-11 คลื่นเสียงหัวใจที่ 1 ช่วงเวลา



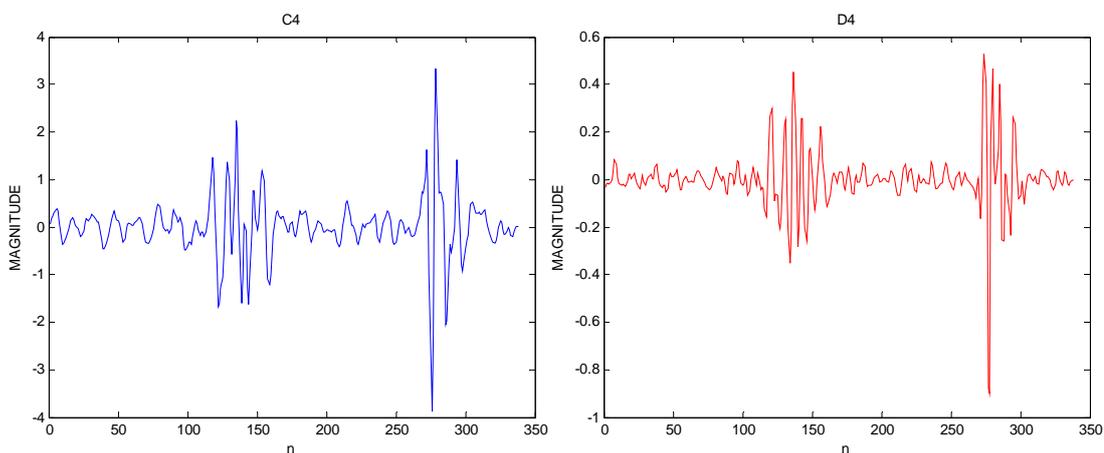
ภาพที่ 3-12 คลื่นเสียงหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเลตช่วงระดับที่ 1



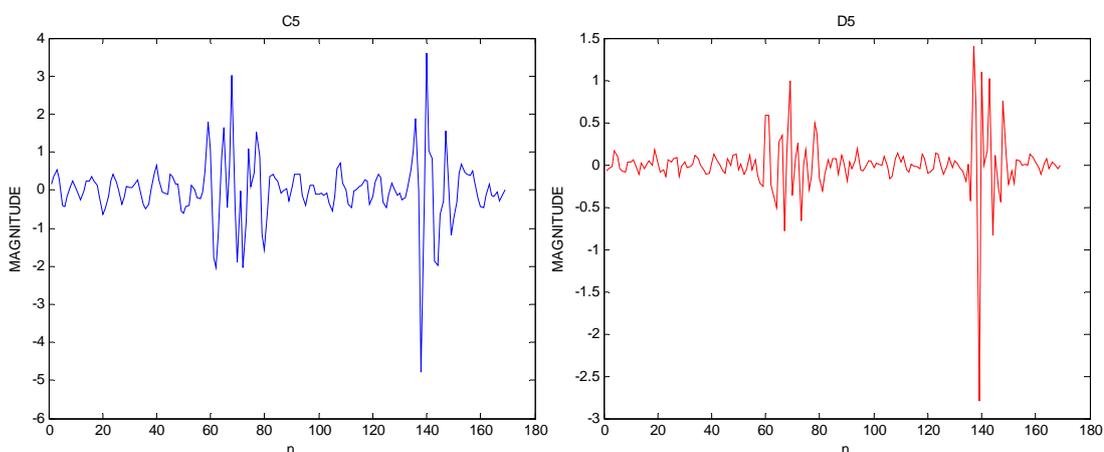
ภาพที่ 3-13 คลื่นเสียงหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเลตช่วงระดับที่ 2



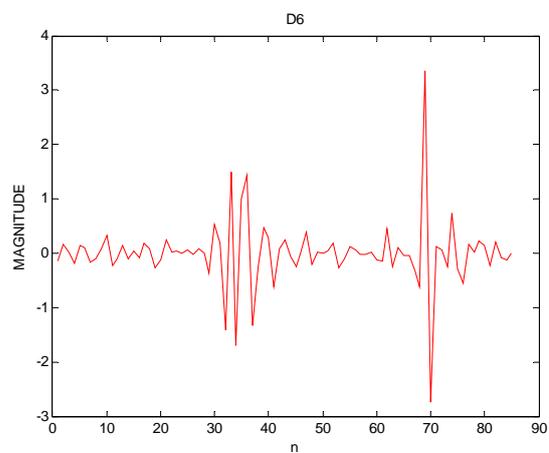
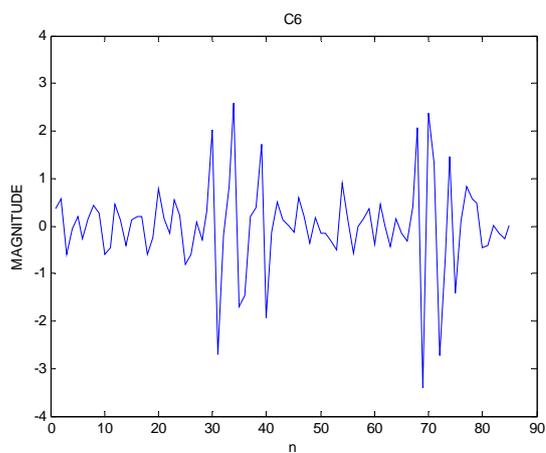
ภาพที่ 3-14 คลื่นเสียงหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ตช่วงระดับที่ 3



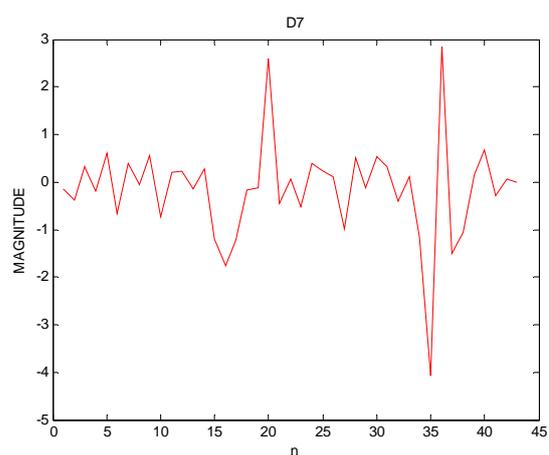
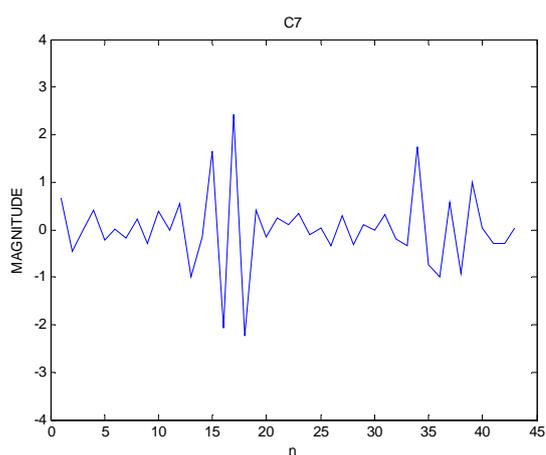
ภาพที่ 3-15 คลื่นเสียงหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ตช่วงระดับที่ 4



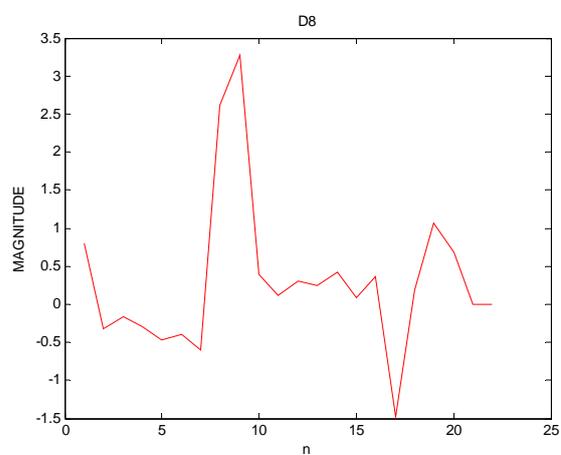
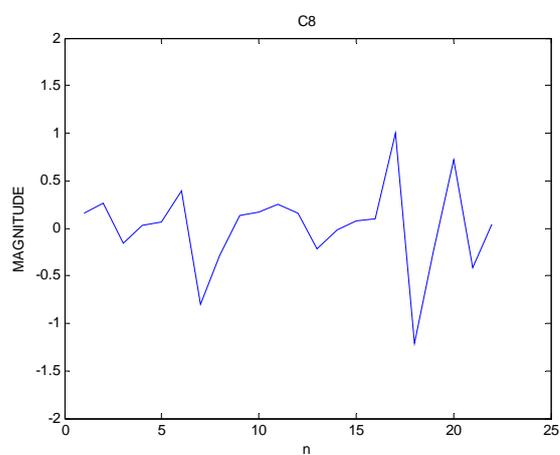
ภาพที่ 3-16 คลื่นเสียงหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ตช่วงระดับที่ 5



ภาพที่ 3-17 คลื่นเสียงหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ตช่วงระดับที่ 6



ภาพที่ 3-18 คลื่นเสียงหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ตช่วงระดับที่ 7



ภาพที่ 3-19 คลื่นเสียงหัวใจที่ผ่านการแปลงเวฟเล็ตช่วงระดับที่ 8

3.2 การสร้างแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

การสร้างแบบจำลองเพื่อหาความสัมพันธ์ทางเวลาระหว่างคลื่นไฟฟ้าหัวใจและคลื่นเสียงหัวใจโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม โดยผู้วิจัยได้ออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมไว้ 4 รูปแบบ คือ

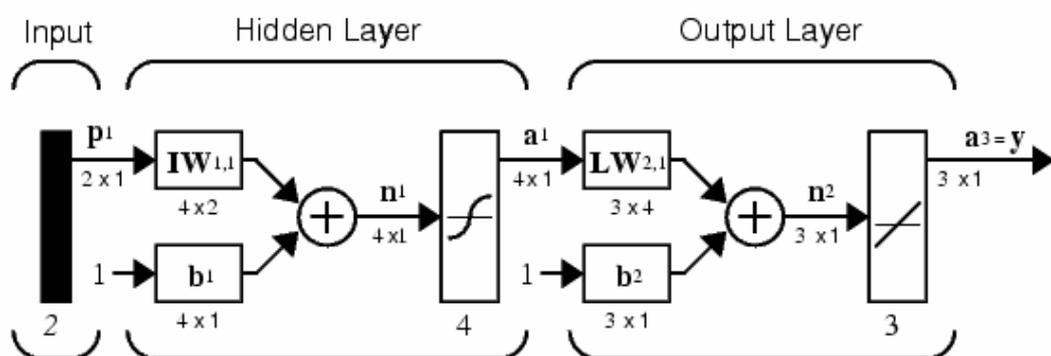
- 3.2.1 ข่ายงานการแพร่ย้อนกลับแบบป้อนไปข้างหน้า
- 3.2.2 ข่ายงานแบบป้อนไปข้างหน้าหน่วยเวลาชั้นข้อมูลเข้า
- 3.2.3 ข่ายงานแบบป้อนไปข้างหน้ากระจายการหน่วยเวลา
- 3.2.4 ข่ายงานแบบป้อนไปข้างหน้ามีการแพร่ย้อนกลับจากชั้นข้อมูลออก

เพื่อนำผลที่ได้จากโครงข่ายมาพิจารณาหาแบบจำลองที่ดีที่สุด โดยแต่ละโครงข่ายมีรายละเอียดดังนี้

3.2.1 ข่ายงานการแพร่ย้อนกลับ แบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น (Feedforward

Backpropagation Network :NEWFF)

เป็นข่ายงานที่มีชั้นไม่ต่ำกว่า 3 ชั้นคือ ชั้นข้อมูลเข้า (Input Layer) ชั้นข้อมูลออก (Output Layer) และชั้นแอบแฝง (Hidden Layer) การเชื่อมโยงระหว่างชั้นเซลล์ประสาทเป็นแบบไปข้างหน้า (Feed Forward) แบบตามลำดับชั้น (Hierarchical) และแบบครบส่วน (Fully-Connected) ไม่มีการเชื่อมโยงภายในชั้น มีการเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised Learning) มีโครงสร้างข่ายงานเบื้องต้นดังภาพที่ 3-20



ภาพที่ 3-20 แสดงโครงสร้างข่ายงานการแพร่ย้อนกลับแบบป้อนไปข้างหน้า

ในช่วงการเรียนรู้ (Training) ปมข้อมูลในชั้นข้อมูลเข้าจะทำการส่งข้อมูลขึ้นไปยังชั้นถัดไปเรื่อยๆ จนกระทั่งข้อมูลถึงชั้นข้อมูลออก โครงข่ายจะคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนของข้อมูลออก และจะทำการส่งค่าความคลาดเคลื่อนนั้นย้อนกลับ (Feed Backward) ลงมายังปมข้อมูลในชั้นต่ำกว่า หรืออาจกล่าวได้ว่าการแพร่ของความคลาดเคลื่อนของข้อมูลออกแบบย้อนกลับ (Back Propagation) จากชั้นข้อมูลออกสู่ชั้นแอบแฝงจนถึงชั้นข้อมูลเข้า เพื่อปรับค่าน้ำหนักระหว่างชั้น โดยกฎผลต่างรูปทั่วไป (Generalized Delta Rule)

สำหรับอัลกอริทึมการสอนแบบแพร่กระจายย้อนกลับมีหน้าที่ทำให้ Gradient มีค่าลดลงอย่างรวดเร็วในการวนซ้ำในแต่ละครั้ง ดังสมการที่ 3-6

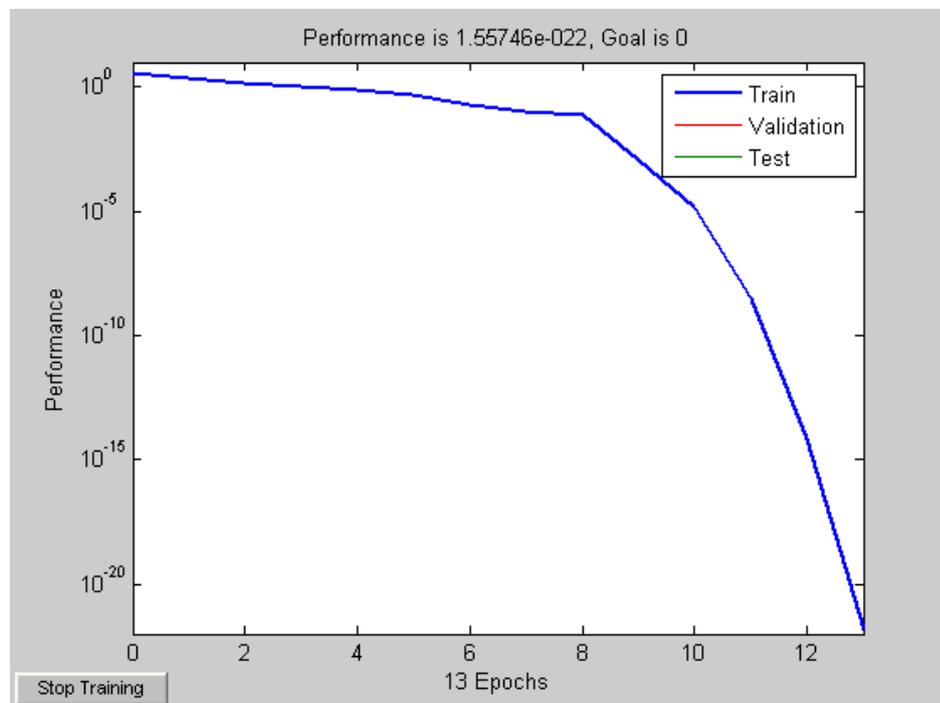
$$x_{k+1} = x_k - \alpha_k g_k \quad (3-5)$$

โดยที่ x_k แทน เวกเตอร์ปัจจุบันของค่าน้ำหนัก (Weight) และค่าความเอนเอียง (Bias)
 g_k แทน เวกเตอร์ปัจจุบันของ Gradient
 α_k แทน อัตราการเรียนรู้

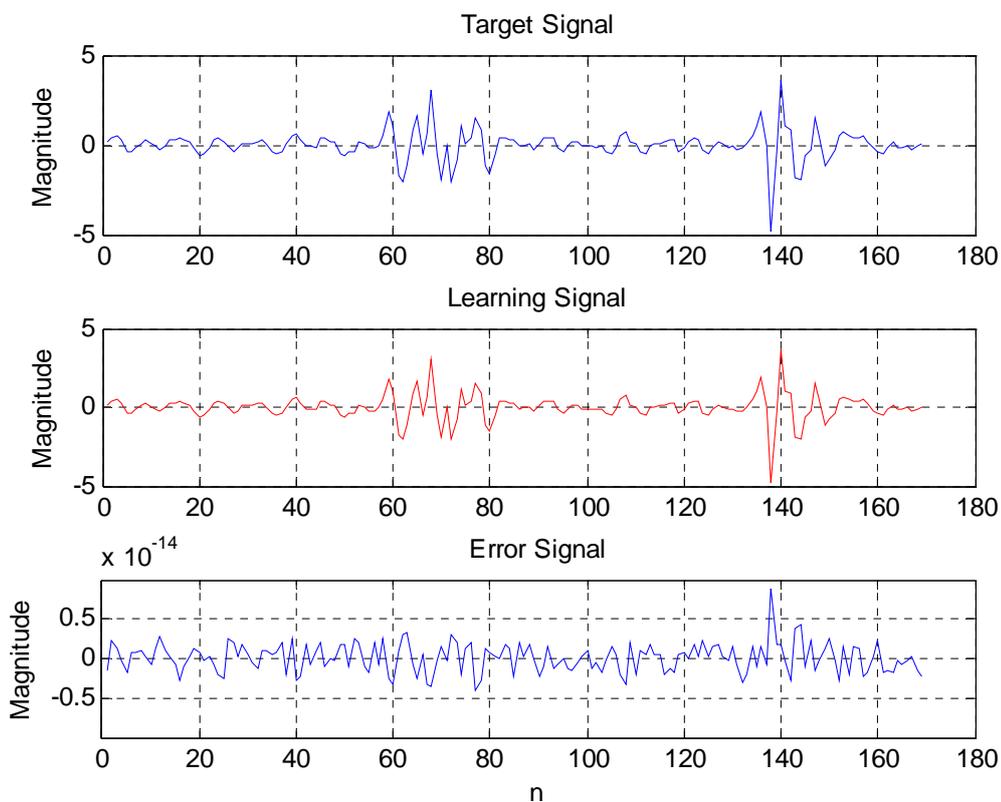
โดยออกแบบให้มีชั้นข้อมูลเข้ามีจำนวน 1 ปม (ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ระดับ 5) ในส่วนชั้นแอบแฝง (Hidden Layer) ชั้นที่หนึ่งมีจำนวน 30 ปม และชั้นแอบแฝงชั้นที่สองมีจำนวน 10 ปม และชั้นข้อมูลออกจำนวน 169 ปม รูปแบบคำสั่งที่ใช้เป็นดังนี้

```
A = cA5_p10;           (ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ระดับ 5)
B = cAP5_p10;          (ข้อมูลคลื่นเสียงหัวใจที่ระดับ 5)
net = newff(minmax(A),[1 30 10 169],{'logsig' 'tansig' 'tansig' 'purelin'},'trainlm');
net.inputWeights{1,1}.delays = [0 2 4 6 8 10];
net.trainParam.mem_reduce = 1;
net.trainParam.show = 10;
net.trainParam.epochs = 100;
net = train(net,A,B);
```

ในการเรียนรู้ของระบบประสาทที่ใช้การสอนแบบแพร่กระจายย้อนกลับ (Back Propagation) แบบ Trainlm ซึ่งเป็นอัลกอริทึมแบบ Lavenberg-Marquardt เพื่อปรับค่าน้ำหนักระหว่างชั้น โดยเลือกใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนรูปแบบลอจิสติกมอยด์ (Log-Sigmoid) ในชั้นข้อมูลเข้า ส่วนในชั้นข้อมูลแอมแปงใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนรูปแบบแทนซิกมอยด์ (Tan-Sigmoid) และชั้นข้อมูลออกใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนรูปแบบเชิงเส้น (Purelin) เพื่อให้ผลลัพธ์ที่ได้ออกมาถูกปรับเป็นข้อมูลออกที่มีค่าอยู่ในเกณฑ์ที่กำหนด กำหนดให้ค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error) ของระบบ เท่ากับ 0 การดูเข้าของการรู้จำระบบประสาท แสดงดังภาพที่ 3-21 ส่วนภาพที่ 3-22 แสดงสัญญาณที่ได้จากการรู้จำเทียบกับสัญญาณต้นแบบ เปรียบเทียบออกมาเป็นสัญญาณความผิดพลาด



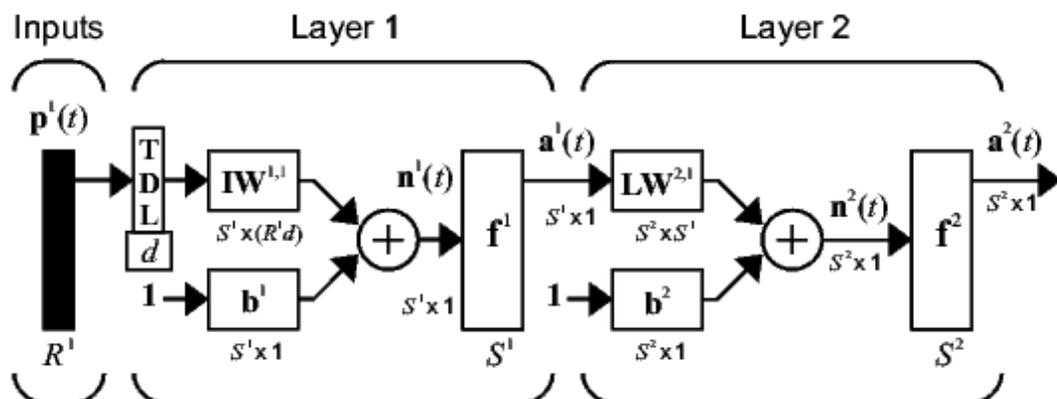
ภาพที่ 3-21 แสดงการดูเข้าของระบบประสาทรูปแบบ NEWFF



ภาพที่ 3-22 แสดงสัญญาณที่ได้จากการรู้จำเทียบกับสัญญาณที่ต้องการ

3.2.2 ข่ายงานแบบป้อนไปข้างหน้าหน่วงเวลาชั้นข้อมูลเข้า (Feedforward Input-Delay Backpropagation Network : NEWFFTD)

ประกอบด้วยข่ายงานแบบป้อนไปข้างหน้ากับชุดหน่วงเวลา (Time-Delay Line) ทางชั้นข้อมูลเข้า แสดงดังภาพที่ 3-23



ภาพที่ 3-23 ข่ายงานแบบป้อนไปข้างหน้าหน่วงเวลาชั้นข้อมูลเข้า

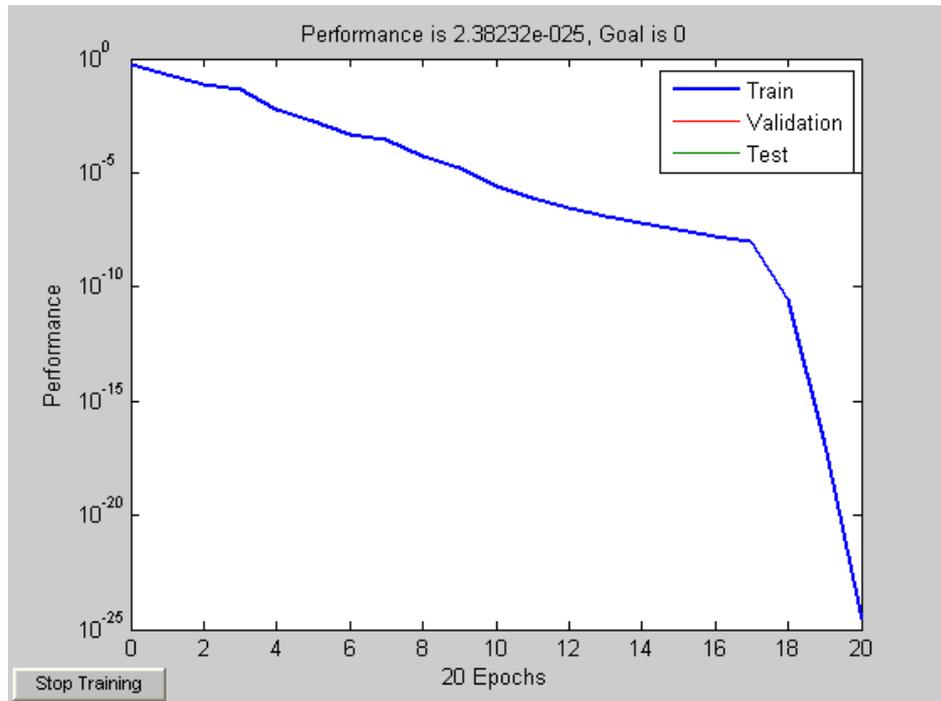
ออกแบบให้มีชั้นข้อมูลเข้าจำนวน 1 ปม (ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ระดับ 5) ในส่วนชั้น แอปแผลงมีจำนวน 10 ปม และชั้นข้อมูลออกจำนวน 1 ปม ชุดหน่วงเวลา 0 ถึง 100 โดยชุดข้อมูล เข้าต้องจัดให้อยู่ในรูป Cell Array เพื่อให้ตรงตามคำสั่งที่ใช้ รูปแบบคำสั่งที่ใช้เป็นดังนี้

```

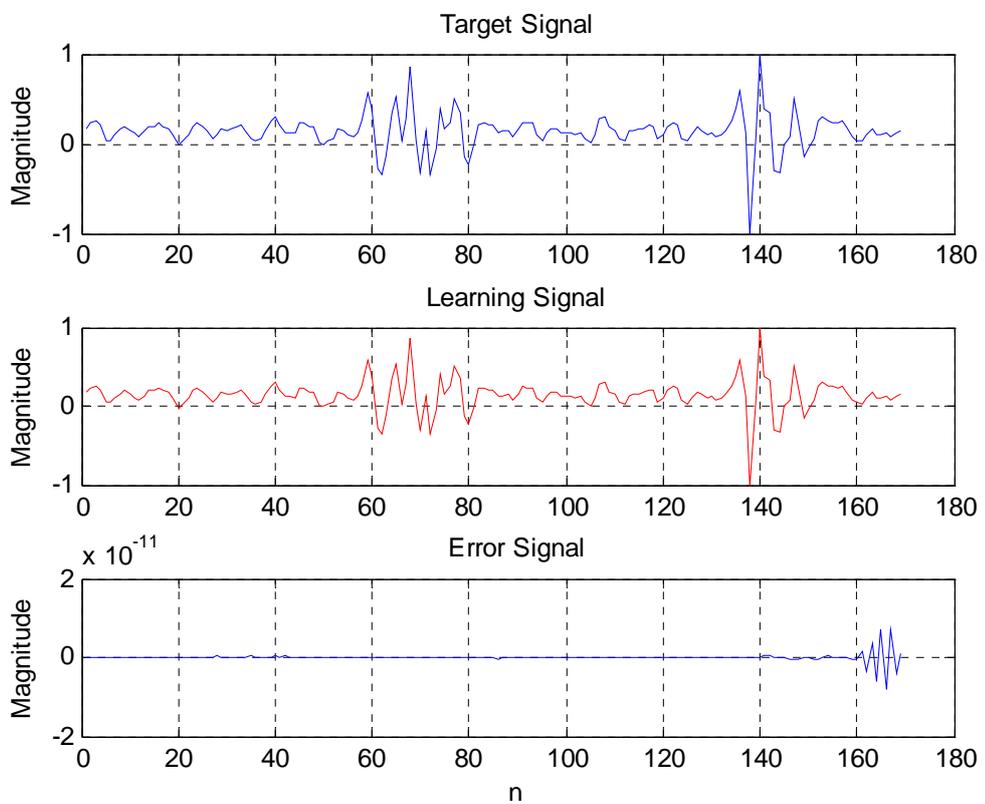
PD1 = [cA5_p10]';           (ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ระดับ 5)
SD1 = [cAP5_p10]';        (ข้อมูลคลื่นเสียงหัวใจที่ระดับ 5)
[u,us] = mapminmax(PD1);
[y,ys] = mapminmax(SD1);
y = con2seq(y); u=con2seq(u);   (จัดชุดข้อมูลเป็น Cell Array)
%Create NEWFFTD network
net = newfftd([-1 1],[1:100],[10 1],{'tansig' 'purelin'});
net.trainFcn = 'trainlm';
net.trainParam.mem_reduce = 1;
net.trainParam.show = 10;
net.trainParam.epochs = 100;
net = train(net,u,y);

```

ในการเรียนรู้ของระบบประสาทใช้การสอนแบบแพร่กระจายย้อนกลับ (Back Propagation) แบบ Trainlm ซึ่งเป็นอัลกอริทึมแบบ Lavenberg-Marquardt เพื่อปรับค่าน้ำหนักระหว่างชั้น เลือกใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนรูปแบบฟังก์ชันแทนซิก (Tansig Function) และฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear Function) เป็นตัวคำนวณหาจีระดับของการส่งข้อมูลระหว่างชั้นข้อมูลแอปแผลงกับชั้นข้อมูลออก กำหนดให้ค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error) ของระบบเท่ากับ 0 การรู้เข้าของการ รู้จาาระบบประสาท แสดงดังภาพที่ 3-24 ส่วนภาพที่ 3-25 แสดงสัญญาณที่ได้จากการรู้จาเทียบกับ สัญญาณต้นแบบ เปรียบเทียบออกมาเป็นสัญญาณความผิดพลาด



ภาพที่ 3-24 แสดงการลู่เข้าของระบบประสาทรูปแบบ NEWFFTD

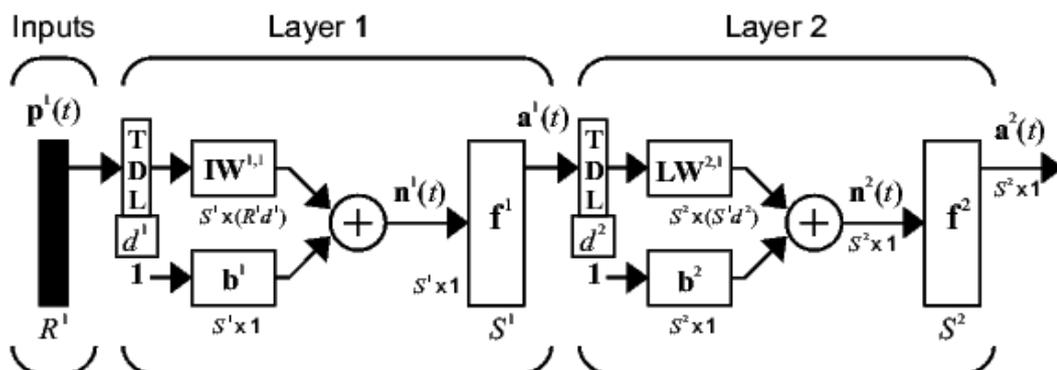


ภาพที่ 3-25 แสดงสัญญาณที่ได้จากการรู้จำเทียบกับสัญญาณที่ต้องการ

3.2.3 ข่ายงานแบบป้อนไปข้างหน้ากระจายการหน่วงเวลา (Distributed Time-Delay Network)

Network : NEWDTDNN)

มีชุดหน่วงเวลา(Tapped Delay Line) ที่ชั้นข้อมูลเข้าและส่วนที่แพร่ไปยังข่ายงานอื่นๆ แสดงดังภาพที่ 3-26



ภาพที่ 3-26 ข่ายงานแบบป้อนไปข้างหน้ากระจายการหน่วงเวลา

ออกแบบให้มีชั้นข้อมูลเข้าจำนวน 1 ปม (ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ระดับ 5) ในส่วนชั้นแอบแฝงมีจำนวน 10 ปม และชั้นข้อมูลออกจำนวน 1 ปม โดยชุดข้อมูลเข้าต้องจัดให้อยู่ในรูป Cell Array เพื่อให้ตรงตามคำสั่งที่ใช้ มีชุดหน่วงเวลาจำนวน 2 ชุด ช่วงแรก 0 ถึง 40 ชุดที่สอง 0 ถึง 30 รูปแบบคำสั่งที่ใช้เป็นดังนี้

```

PD1 = [cA5_p10]';           (ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ระดับ 5)
SD1 = [cAP5_p10]';        (ข้อมูลคลื่นเสียงหัวใจที่ระดับ 5)
[u,us] = mapminmax(PD1);
[y,ys] = mapminmax(SD1);
y = con2seq(y); u=con2seq(u); (จัดชุดข้อมูลให้อยู่ในรูป Cell Array)
%Create NEWDTDNN network
d1 = 0:40;
d2 = 0:30;
net = newtdnn([-1 1],{d1,d2},[10 1],{'tansig' 'purelin'});
net.trainFcn = 'trainlm';

```

```

net.trainParam.mem_reduce = 1;

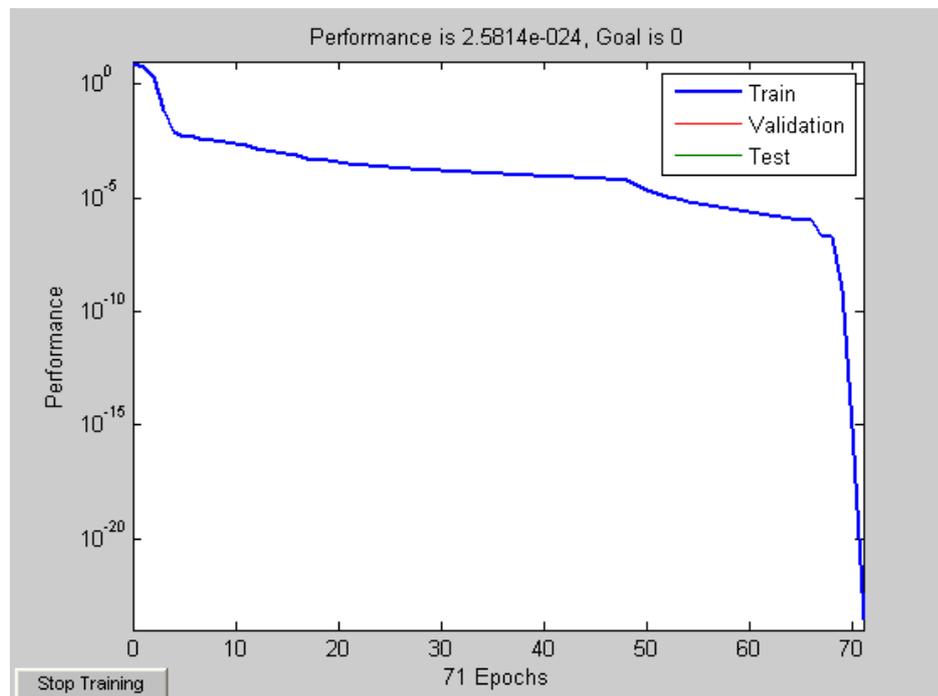
net.trainParam.show = 10;

net.trainParam.epochs = 100;

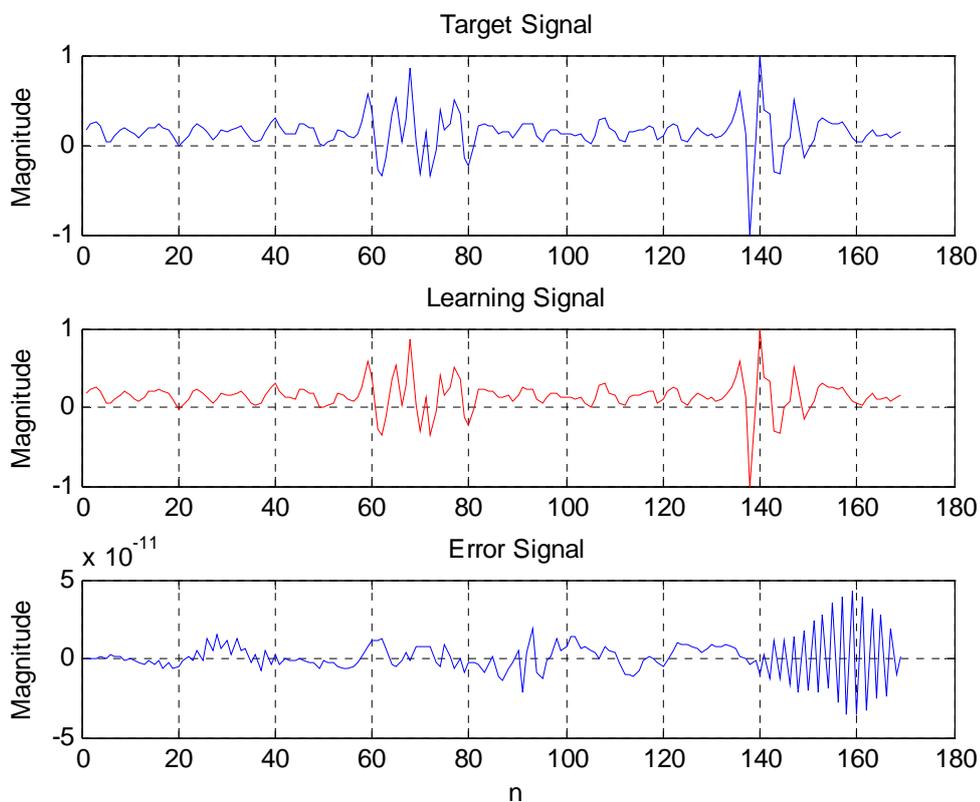
net = train(net,u,y);

```

ในการเรียนรู้ของระบบประสาทใช้การสอนแบบแพร่กระจายย้อนกลับ (Back Propagation) แบบ Trainlm ซึ่งเป็นอัลกอริทึมแบบ Lavenberg-Marquardt เพื่อปรับค่าน้ำหนักระหว่างชั้น เลือกใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนรูปแบบฟังก์ชันแทนซิก (Tansig Function) และฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear Function) เป็นตัวคำนวณหาขีดระดับของการส่งข้อมูลระหว่างชั้นข้อมูลแฝงกับชั้นข้อมูลออก กำหนดให้ Mean Square Error ของระบบเท่ากับ 0 การดูเข้าของการรู้จำระบบประสาท แสดงดัง ภาพที่ 3-27 ส่วนภาพที่ 3-28 แสดงสัญญาณที่ได้จากการรู้จำเทียบกับสัญญาณต้นแบบ เปรียบเทียบ ออกมาเป็นสัญญาณความผิดพลาด



ภาพที่ 3-27 แสดงการดูเข้าของระบบประสาทรูปแบบ NEWTDNN



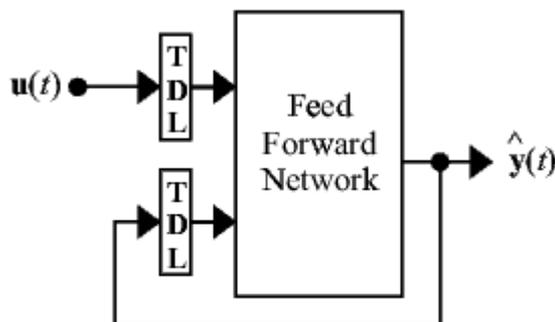
ภาพที่ 3-28 แสดงสัญญาณที่ได้จากการรู้จำเทียบกับสัญญาณที่ต้องการ

3.2.4 ข่ายงานแบบป้อนไปข้างหน้ามีการแพร่ย้อนกลับจากชั้นข้อมูลออก (Feedforward Backpropagation Network with Feedback from Output to Input : NEWNARX)

จะมีการหน่วงเวลาของชั้นข้อมูลเข้าและข้อมูลที่ป้อนย้อนกลับจากชั้นข้อมูลออก ดังภาพที่ 3-29 รูปแบบ NEWNARX แสดงเป็นสมการได้ดังนี้

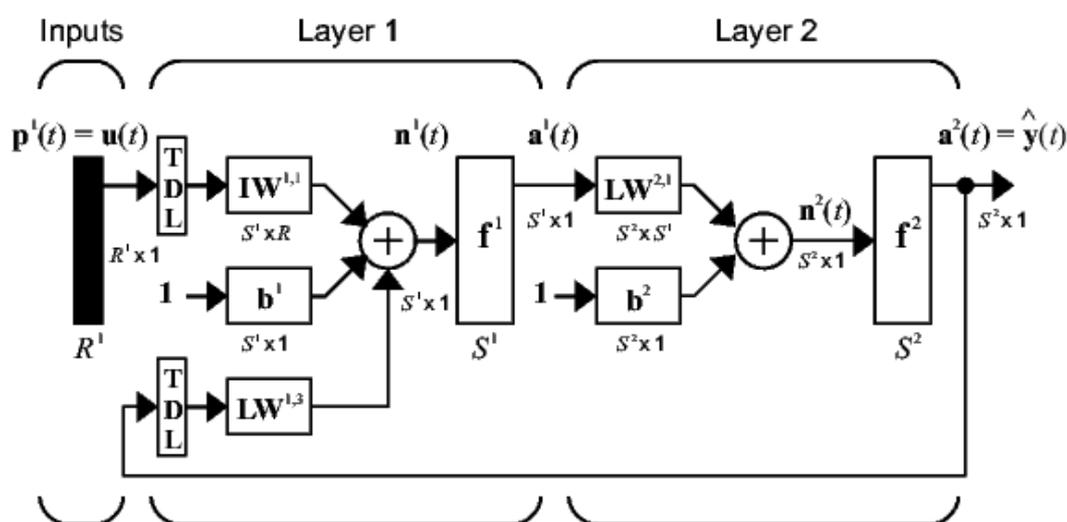
$$y(t) = f(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n_y), u(t-1), u(t-2), \dots, u(t-n_u)) \quad (3-6)$$

เมื่อค่าต่อไปขึ้นอยู่กับสัญญาณขาออก $y(t)$ เป็นการถอยหลังของค่าก่อนหน้าที่สัญญาณขาออกและค่าก่อนหน้าของสัญญาณขาเข้า โครงสร้างแสดงดังภาพที่ 3-30



Parallel Architecture

ภาพที่ 3-29 โครงสร้างข่ายงานแบบ NEWNARX



ภาพที่ 3-30 ข่ายงานแบบป้อนไปข้างหน้ามีการแพร่ย้อนกลับจากชั้นข้อมูลออก

ออกแบบให้มีชั้นข้อมูลเข้าจำนวน 1 ปม (ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ระดับ 5) ในส่วนชั้น แอบแฝงมีจำนวน 40 ปม และชั้นข้อมูลออกจำนวน 1 ปม โดยชุดข้อมูลเข้าต้องจัดให้อยู่ในรูป Cell Array เพื่อให้ตรงตามคำสั่งที่ใช้ มีชุดหน่วยเวลาจำนวน 2 ชุด ช่วงแรก 1 ถึง 20 ชุดที่สอง 20 ถึง 40 รูปแบบคำสั่งที่ใช้เป็นดังนี้

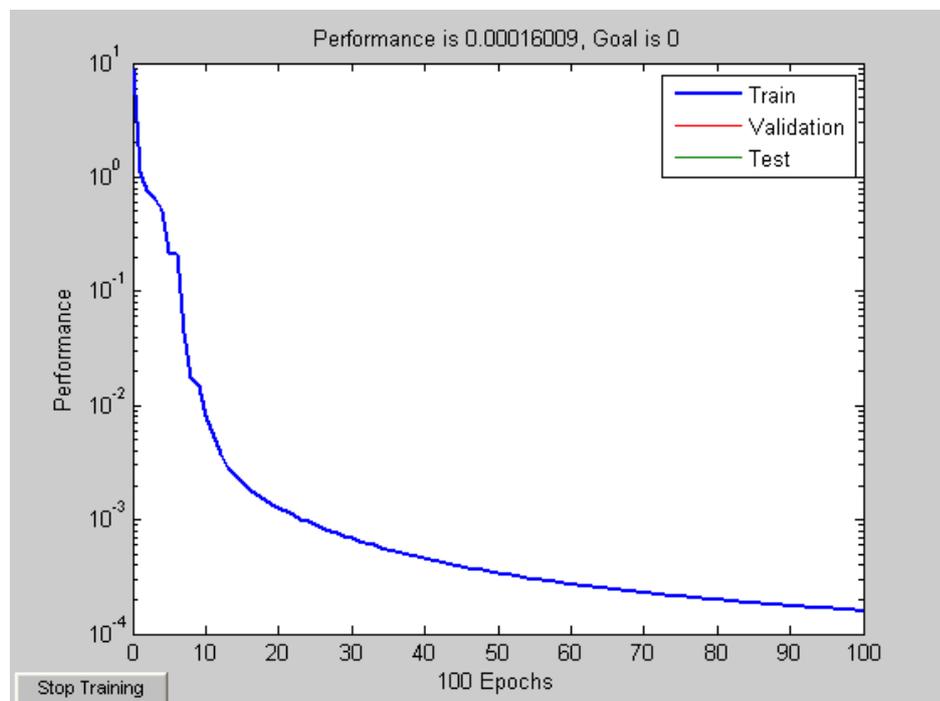
```
PD1 = cA5_p10';           (ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ระดับ 5)
SD1 = cAP5_p10';         (ข้อมูลคลื่นเสียงหัวใจที่ระดับ 5)
[u,us] = mapminmax(PD1);
[y,ys] = mapminmax(SD1);
```

```

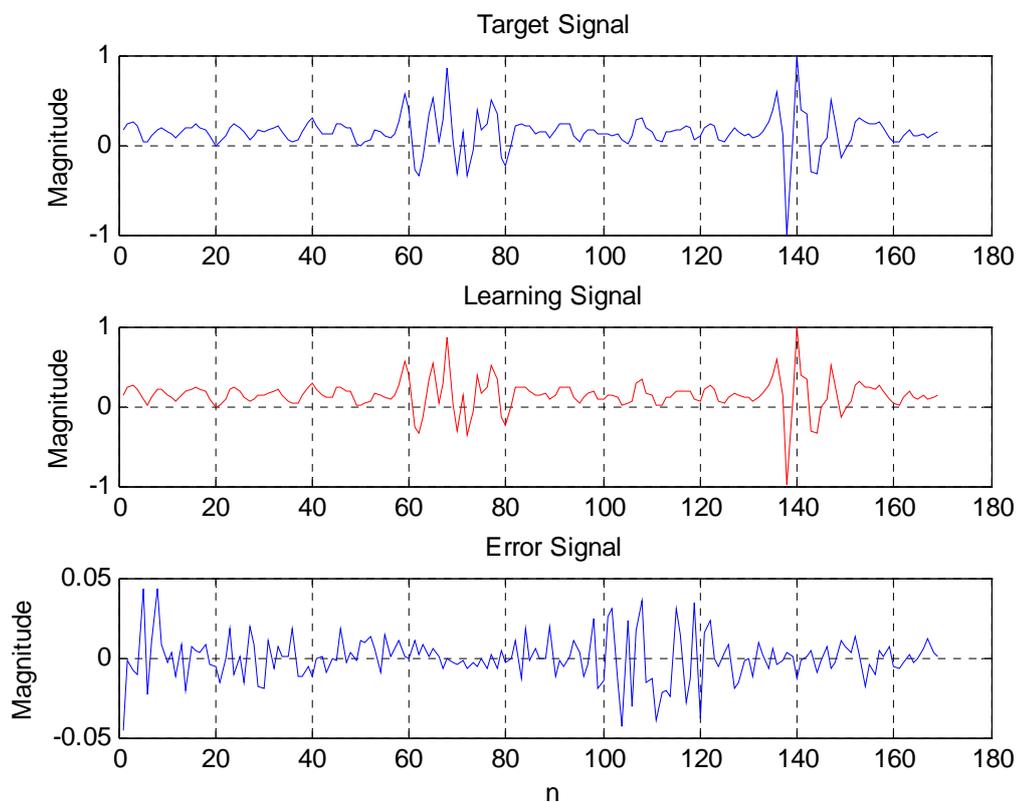
y = con2seq(y); u=con2seq(u);           (จัดข้อมูลให้อยู่ในรูป Cell Array)
%Create parallel NARX network
net = newnrx(minmax(u),[1:20],[20:40],[40 1],{'tansig' 'purelin'});
net.trainFcn = 'trainlm';
net.trainParam.mem_reduce = 1;
net.trainParam.show = 10;
net.trainParam.epochs = 100;
net = train(net,u,y);

```

ในการเรียนรู้ของระบบประสาทใช้การสอนแบบแพร่กระจายย้อนกลับ (Back Propagation) แบบ Trainlm ซึ่งเป็นอัลกอริทึมแบบ Lavenberg-Marquardt เพื่อปรับค่าน้ำหนักระหว่างชั้น เลือกใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนรูปแบบฟังก์ชันแทนซิก (Tansig Function) และฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear Function) เป็นตัวคำนวณหาขีดระดับของการส่งข้อมูลระหว่างชั้นข้อมูลแฝงกับชั้นข้อมูลออก กำหนดให้ค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error) ของระบบเท่ากับ 0 การดูเข้าของการรู้จำระบบประสาท แสดงดังภาพที่ 3-31 ส่วนภาพที่ 3-32 แสดงสัญญาณที่ได้จากการรู้จำเทียบกับสัญญาณต้นแบบ เปรียบเทียบออกมาเป็นสัญญาณความผิดพลาด



ภาพที่ 3-31 แสดงการดูเข้าของระบบประสาทรูปแบบ NEWNARX

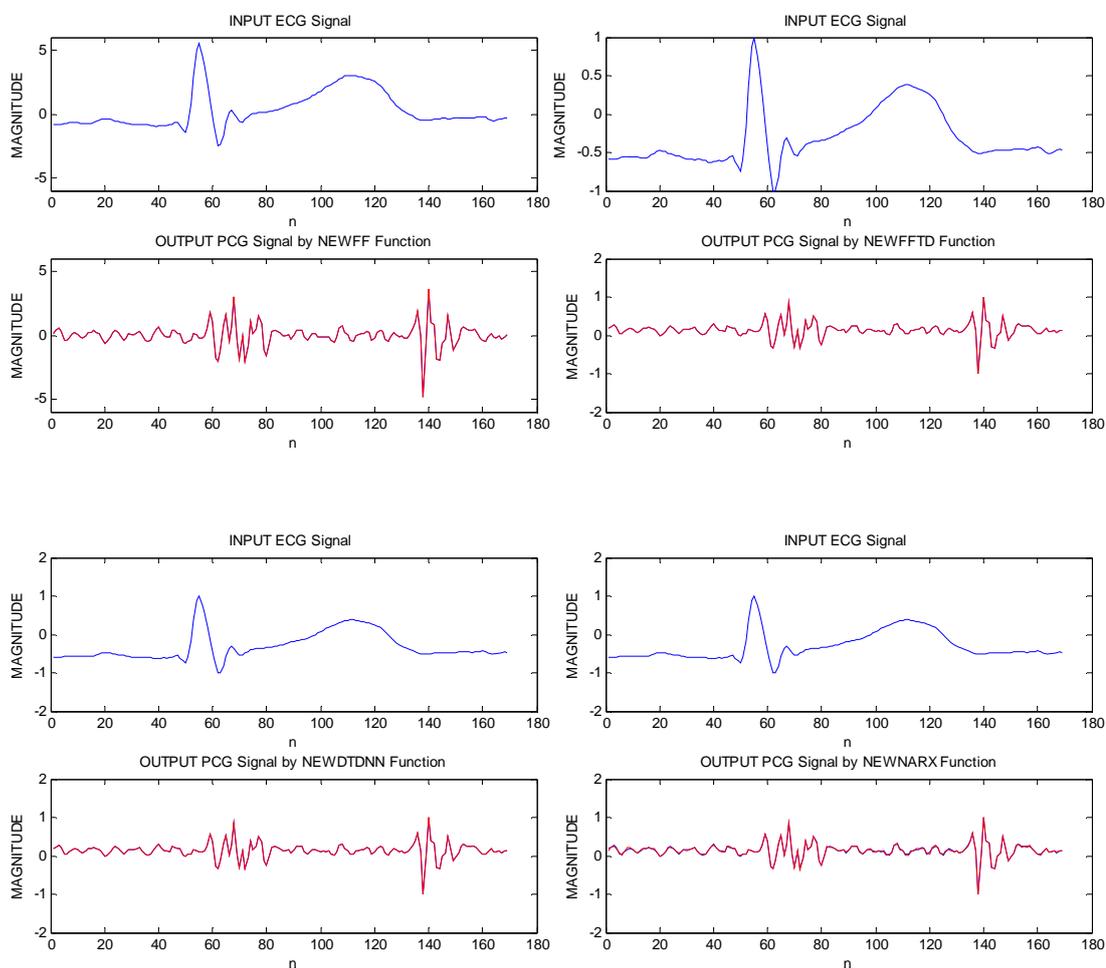


ภาพที่ 3-32 แสดงสัญญาณที่ได้จากการรู้จำเทียบกับสัญญาณที่ต้องการ

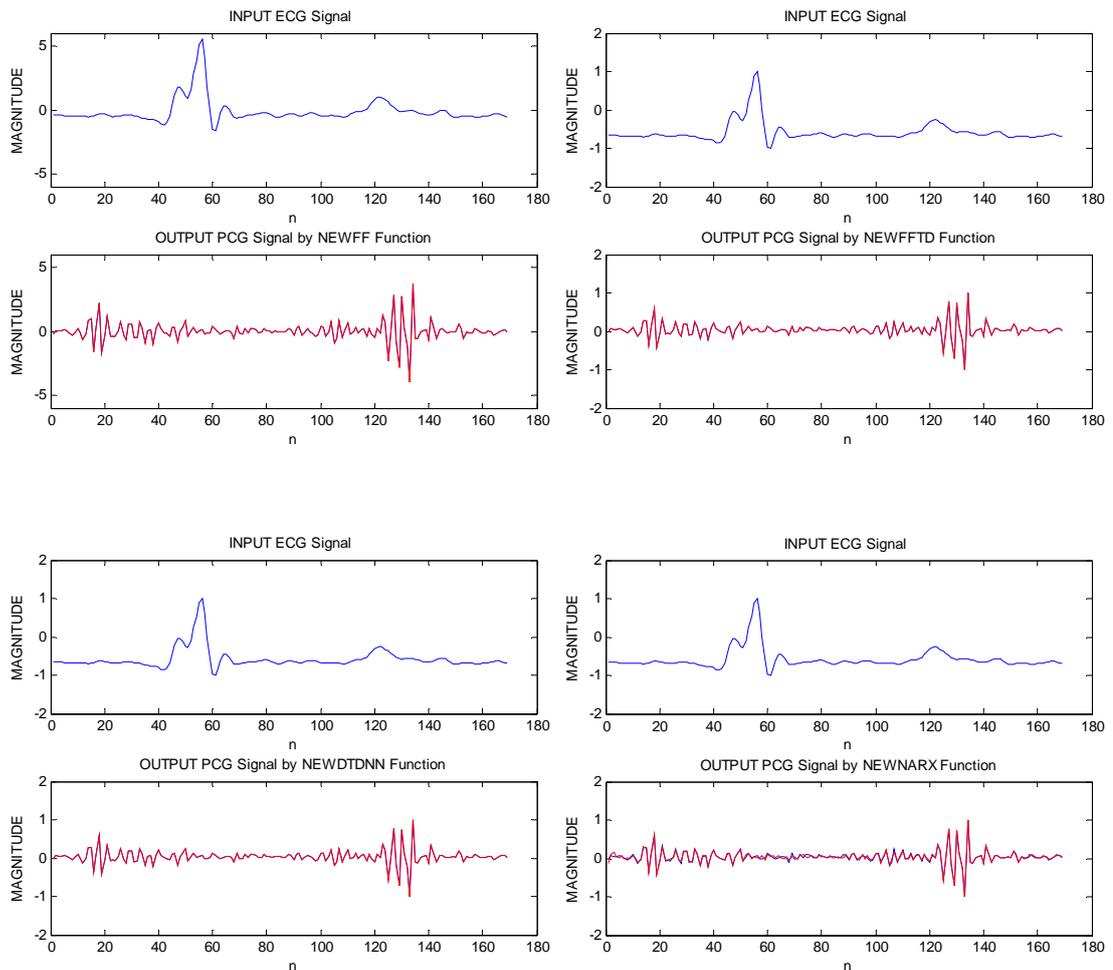
จากการออกแบบแบบจำลองความสัมพันธ์ทางเวลาระหว่างสัญญาณ ECG และ PCG โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมนั้น ได้แบบจำลองออกมา 4 รูปแบบด้วยกัน คือ NEWFF NEWFFTD NEWDTDNN และ NEWNARX ซึ่งสามารถเรียนรู้จำสัญญาณต้นแบบได้ ผู้วิจัยจึงนำโครงข่ายทั้ง 4 รูปแบบไปทดสอบกับชุดข้อมูลที่เตรียมไว้ วิธีการดำเนินการทดลองดังหัวข้อที่ 3.3

3.3 วิธีการดำเนินการทดลองและเก็บรวบรวมข้อมูล

ในการดำเนินการวิจัยใช้ชุดข้อมูลที่เป็นคนปกติจำนวน 10 คน และคนผิดปกติจำนวน 10 คน โดยชุดข้อมูล 1 ชุดจะประกอบด้วย คลื่นไฟฟ้าหัวใจจำนวน 169 จุด และคลื่นเสียงหัวใจจำนวน 169 จุด นำเข้าไปเรียนรู้ (Train) ในโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 4 รูปแบบ ทั้ง NEWFF NEWFFTD NEWDTDNN และ NEWNARX ดังนั้นจึงได้แบบจำลองแบ่งออกเป็น 4 รูปแบบด้วยกัน หนึ่งรูปแบบประกอบด้วย แบบจำลองคนปกติจำนวน 10 แบบ และแบบจำลองคนผิดปกติจำนวน 10 แบบ ขอยกตัวอย่างผลการเรียนรู้ของแบบจำลองที่ใช้รูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมตามที่กล่าวมาข้างต้น แบบจำลองของคนปกติแสดงดังภาพที่ 3-33 ส่วนคนผิดปกติแสดงดังภาพที่ 3-34

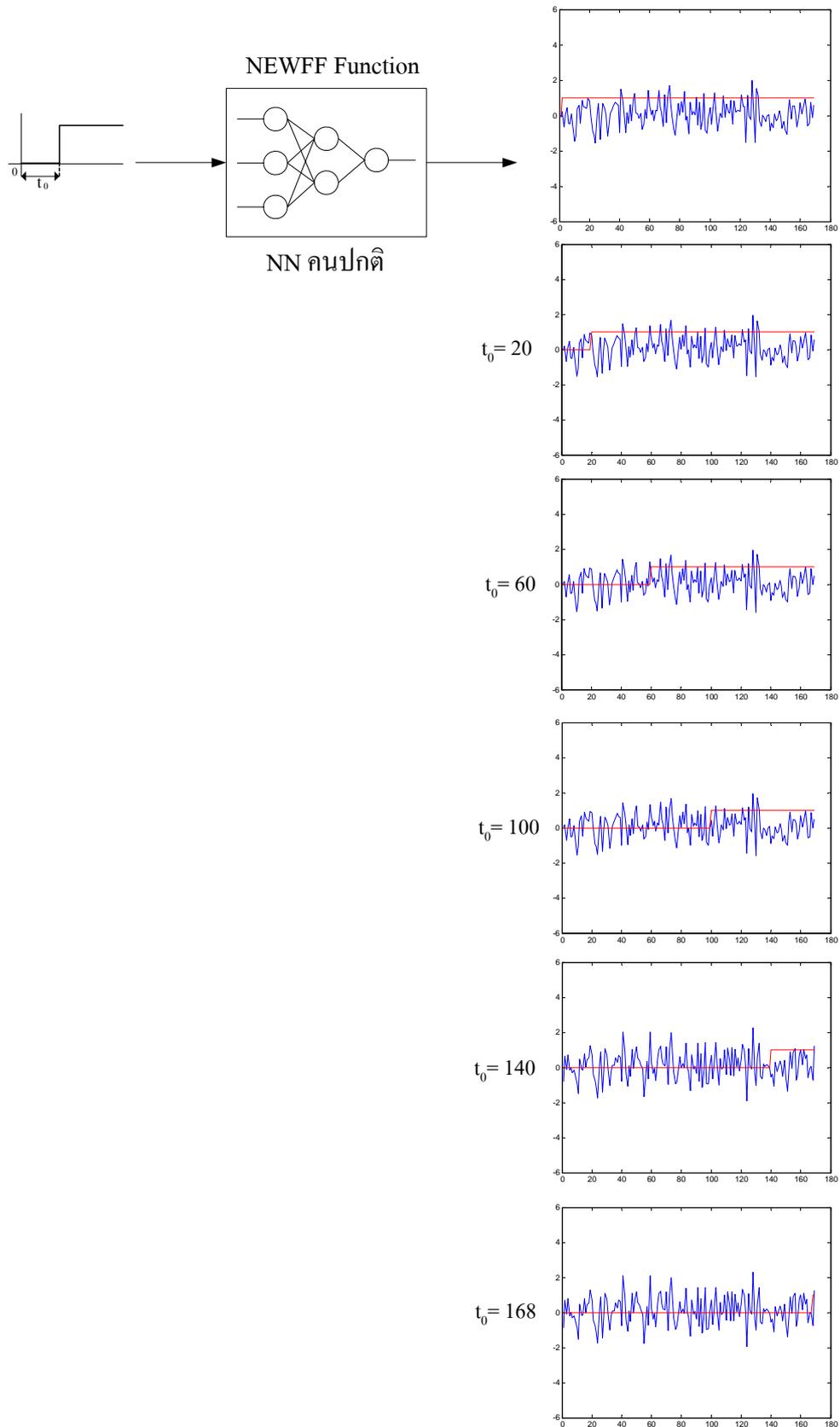


ภาพที่ 3-33 สัญญาณที่ได้จากการเรียนรู้ของคนปกติ โดยพล็อตเปรียบเทียบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจ (ข้อมูลเข้า)

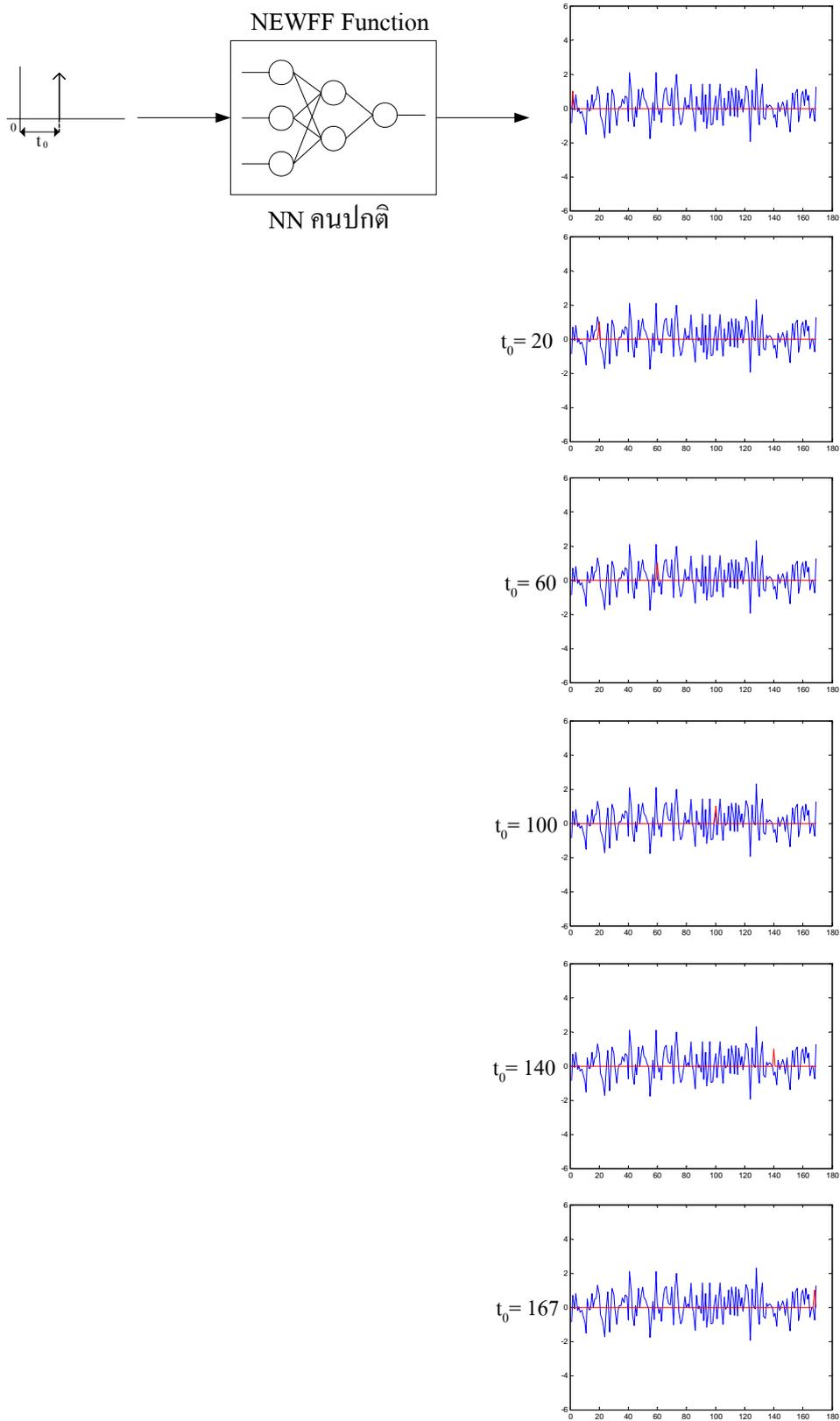


ภาพที่ 3-34 สัญญาณที่ได้จากการเรียนรู้ของคนผิดปกติ โดยพล็อตเปรียบเทียบกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจ (ข้อมูลเข้า)

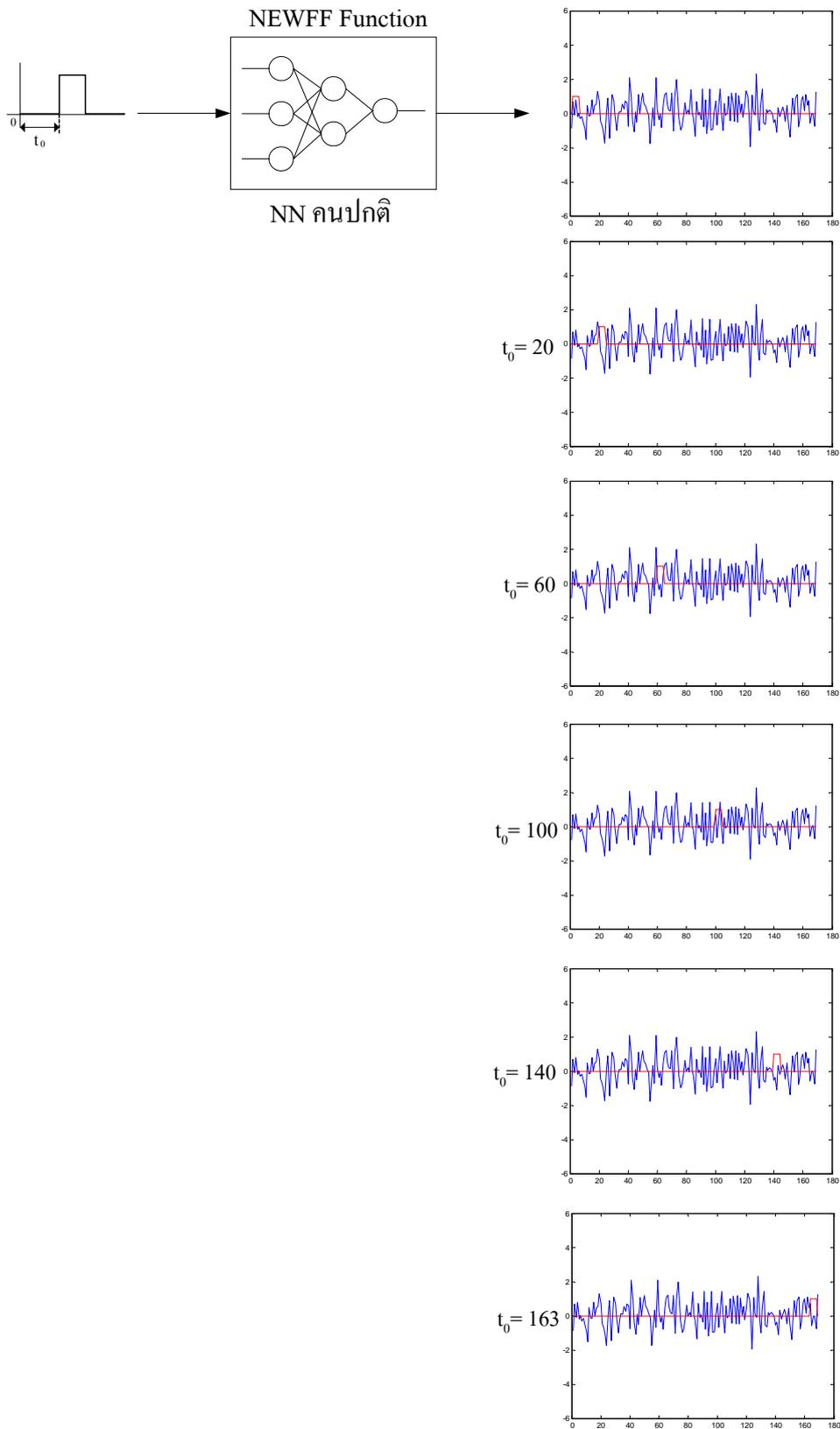
จากนั้นนำแบบจำลองที่ได้ในแต่ละรูปแบบมาทดสอบหาความสัมพันธ์ระหว่างกลุ่มคนประเภทเดียวกัน เพื่อจำแนกกลุ่มคนปกติและคนผิดปกติ วิธีการก็นำสัญญาณพื้นฐาน เช่น สัญญาณอิมพัลส์ (Impulse) สัญญาณขั้นบันได (Unit-step) สัญญาณพัลส์ (Pulse) และสัญญาณไซน์ (Sine) ซึ่งมีขนาดหนึ่งหน่วย ป้อนเข้าไปในแบบจำลองที่ทำการเรียนรู้แล้ว ดูลักษณะการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณโดยเปรียบเทียบทีละตำแหน่ง ขอยกตัวอย่างผลที่ได้จากแบบจำลองรูปแบบฟังก์ชัน NEWFF ของคนปกติ แสดงดังภาพที่ 3-35 ถึงภาพที่ 3-38



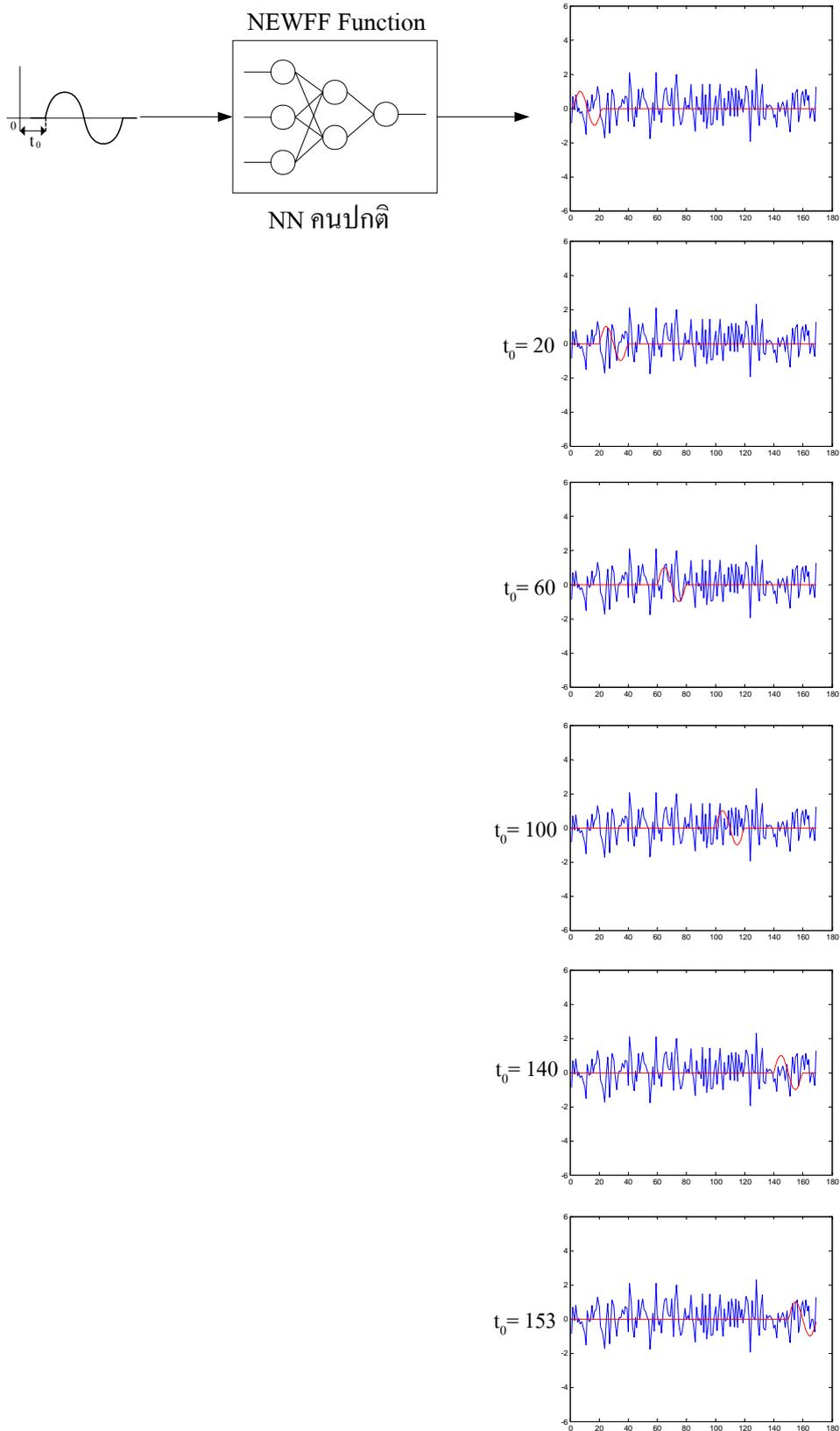
ภาพที่ 3-35 แสดงการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณเมื่อป้อน Unit-step เข้าแบบจำลองรูปแบบ NEWFF



ภาพที่ 3-36 แสดงการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณเมื่อป้อน Impulse เข้าแบบจำลองรูปแบบ NEWFF



ภาพที่ 3-37 แสดงการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณเมื่อป้อน Pulse เข้าแบบจำลองรูปแบบ NEWFF



ภาพที่ 3-38 แสดงการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณเมื่อป้อน Sine เข้าแบบจำลองรูปแบบ NEWFF

ภาพที่ 3-35 แสดงการป้อนสัญญาณ Unit-step ขนาดหนึ่งหน่วย เข้าไปในแบบจำลองรูปแบบ NEWFF ของคนปกติ เพื่อดูลักษณะการตอบสนองของโครงข่ายเมื่อเลื่อนสัญญาณ Unit-step ไปที่ตำแหน่ง จากรูปแสดงการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณขาออก เมื่อสัญญาณขาเข้าคือตำแหน่งที่ 0, 20, 60, 100, 140 และตำแหน่งสุดท้ายที่ 168

ภาพที่ 3-36 แสดงการป้อนสัญญาณ Impulse ขนาดหนึ่งหน่วย เข้าไปในแบบจำลองรูปแบบ NEWFF ของคนปกติ เพื่อดูลักษณะการตอบสนองของโครงข่ายเมื่อเลื่อนสัญญาณ Impulse ไปที่ตำแหน่ง จากรูปแสดงการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณขาออก เมื่อสัญญาณขาเข้าคือตำแหน่งที่ 0, 20, 60, 100, 140 และตำแหน่งสุดท้ายที่ 167

ภาพที่ 3-37 แสดงการป้อนสัญญาณ Pulse ขนาดหนึ่งหน่วย เข้าไปในแบบจำลองรูปแบบ NEWFF ของคนปกติ เพื่อดูลักษณะการตอบสนองของโครงข่ายเมื่อเลื่อนสัญญาณ Pulse ไปที่ตำแหน่ง จากรูปแสดงการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณขาออก เมื่อสัญญาณขาเข้าคือตำแหน่งที่ 0, 20, 60, 100, 140 และตำแหน่งสุดท้ายที่ 163

ภาพที่ 3-38 แสดงการป้อนสัญญาณ Sine ขนาดหนึ่งหน่วย เข้าไปในแบบจำลองรูปแบบ NEWFF ของคนปกติ เพื่อดูลักษณะการตอบสนองของโครงข่ายเมื่อเลื่อนสัญญาณ Sine ไปที่ตำแหน่ง จากรูปแสดงการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณขาออก เมื่อสัญญาณขาเข้าคือตำแหน่งที่ 0, 20, 60, 100, 140 และตำแหน่งสุดท้ายที่ 153

ซึ่งจากการป้อนสัญญาณพื้นฐานทั้ง 4 รูปแบบเข้าไปในโครงข่ายเมื่อสังเกตด้วยตาเปล่าจะเห็นการเปลี่ยนแปลงไม่ค่อยชัดเจนเพื่อให้เห็นภาพพจน์ได้ดียิ่งขึ้น ผู้วิจัยจึงได้นำพารามิเตอร์ผลรวมความผิดพลาดกำลังสองเข้ามาช่วยในการวิเคราะห์

3.4 สถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์

เพื่อให้เห็นผลที่ชัดเจน ในการวิเคราะห์ผลการตอบสนองของโครงข่าย จึงใช้พารามิเตอร์ช่วยคำนวณหาผลรวมความผิดพลาดกำลังสอง (Sum Squared Error) ของการเปลี่ยนแปลงสัญญาณ โดยสมการคือ

$$SSE = \sum_{i=1}^n (x_i - x_{i-1})^2 \quad \text{เมื่อ } n = 0, 1, 2, \dots, k \quad (3-7)$$

- โดยที่ x_i คือ ค่าที่ได้จากการป้อนสัญญาณพื้นฐาน ณ ตำแหน่ง $i = 1, 2, 3, \dots, n$
 i คือ ตำแหน่งของการป้อนสัญญาณพื้นฐาน
 n คือ จำนวนครั้งของการป้อนสัญญาณพื้นฐาน

ผลที่ได้จากการทดสอบป้อนสัญญาณพื้นฐานเข้าแบบจำลองทั้ง 4 รูปแบบจะขอกกล่าวต่อไปบทที่ 4

บทที่ 4

ผลของการวิจัย

ในบทนี้จะอธิบายเกี่ยวกับการทดลอง และผลการทดลองวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง ความสัมพันธ์ทางเวลาระหว่างสัญญาณ ECG และ PCG โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งจากการทดลองสามารถออกแบบแบบจำลองได้ 4 รูปแบบด้วยกันคือ NEWFF NEWFFTD NEWDTDNN และ NEWNARX ผู้วิจัยได้ทำการเปรียบเทียบลักษณะคลื่นเสียงหัวใจต้นแบบกับคลื่นเสียงหัวใจที่ได้จากแบบจำลองแต่ละรูปแบบ ซึ่งประกอบด้วยชุดข้อมูลคนปกติจำนวน 10 คน และชุดข้อมูลคนผิดปกติจำนวน 10 คน สำหรับการจำแนกกลุ่มคนนั้นผู้วิจัยทำการวิเคราะห์จากการป้อนสัญญาณพื้นฐาน 4 รูปแบบ คือ สัญญาณอิมพัลส์ (Impulse) สัญญาณขั้นบันได (Unit-step) สัญญาณพัลส์ (Pulse) และสัญญาณไซน์ (Sine) ซึ่งมีขนาดหนึ่งหน่วย ป้อนเข้าไปในแบบจำลองทั้ง 4 รูปแบบที่ทำการเรียนรู้แล้ว เปรียบเทียบลักษณะการตอบสนองของแบบจำลองจากกลุ่มคนทั้งสองกลุ่ม

4.1 ผลการวิเคราะห์ข้อมูล

ในส่วนนี้จะเป็นการเปรียบเทียบผลการเรียนรู้ของแต่ละโครงข่าย คือ NEWFF NEWFFTD NEWDTDNN และ NEWNARX โดยหาค่าเฉลี่ยผิดพลาดกำลังสองระหว่างคลื่นเสียงหัวใจต้นแบบกับคลื่นเสียงหัวใจที่ได้จากแบบจำลองความสัมพันธ์ทางเวลาระหว่างสัญญาณ ECG และ PCG จากชุดข้อมูลกลุ่มคนปกติจำนวน 10 คน ดังตารางที่ 4-1 และกลุ่มคนผิดปกติจำนวน 10 คน ดังตารางที่

ตารางที่ 4-1 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการเรียนรู้ของโครงข่ายทั้ง 4 โครงข่าย จากกลุ่มคนปกติ
จำนวน 10 คน

รูปแบบ	MSE (Mean Squared Error)									
	คนที่ 1	คนที่ 2	คนที่ 3	คนที่ 4	คนที่ 5	คนที่ 6	คนที่ 7	คนที่ 8	คนที่ 9	คนที่ 10
NEWFF	8.7587 e-027	3.5499 e-020	8.9827 e-031	1.3361 e-030	5.9239 e-030	3.6172 e-031	2.8783 e-025	1.2923 e-031	3.3288 e-030	3.0295 e-028
NEWFFTD	4.6478 e-029	1.3578 e-028	5.713 e-027	1.2891 e-025	9.8929 e-025	1.8189 e-028	1.4735 e-031	2.0812 e-031	1.4339 e-024	3.5678 e-029
NEWDTDNN	3.7936 e-025	3.9384 e-026	1.5299 e-029	1.4669 e-029	7.1987 e-024	2.4604 e-029	1.4616 e-026	1.6363 e-029	1.4522 e-022	2.7441 e-023
NEWNARX	2.7260 e-004	9.9049 e-005	9.9049 e-005	3.7881 e-004	1.6392 e-004	0.0011	0.0014	3.2902 e-004	1.9738 e-004	0.0012

ตารางที่ 4-2 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการเรียนรู้ของโครงข่ายทั้ง 4 โครงข่าย จากกลุ่มคนผิดปกติ
จำนวน 10 คน

รูปแบบ	MSE (Mean Squared Error)									
	คนที่ 1	คนที่ 2	คนที่ 3	คนที่ 4	คนที่ 5	คนที่ 6	คนที่ 7	คนที่ 8	คนที่ 9	คนที่ 10
NEWFF	5.8208 e-031	4.9542 e-031	2.3647 e-031	1.2287 e-024	5.7144 e-029	5.9397 e-031	1.115 e-030	1.3368 e-028	1.8626 e-030	2.8581 e-027
NEWFFTD	2.7438 e-029	3.503 e-024	1.3012 e-022	5.395 e-028	6.358 e-024	7.8123 e-024	0	3.8518 e-025	2.7783 e-029	0.0001
NEWDTDNN	5.7776 e-027	3.8954 e-029	1.5965 e-026	1.8909 e-029	2.9665 e-025	1.1563 e-028	1.9320 e-024	1.1448 e-029	1.7807 e-006	4.8404 e-023
NEWNARX	0.0010	3.7169 e-004	6.4554 e-004	2.6141 e-005	4.8896 e-006	1.2873 e-004	0.0018	4.5791 e-004	0.0010	0.0016

เมื่อนำผลการทดลองจากตารางที่ 4-1 และตารางที่ 4-2 มาพิจารณาพบว่ารูปแบบฟังก์ชัน NEWFF ให้ผลการเรียนรู้ดีที่สุด คือ มีค่าผิดพลาดของกลุ่มคนปกติเฉลี่ยประมาณ 3.55×10^{-21} และกลุ่มคนผิดปกติมีค่าเฉลี่ยประมาณ 1.23×10^{-25} เมื่อเปรียบเทียบกับฟังก์ชันรูปแบบอื่นๆ และเมื่อพิจารณารูปแบบฟังก์ชัน NEWNARX พบว่ามีค่าความผิดพลาดของกลุ่มคนปกติเฉลี่ยประมาณ 5.24×10^{-4} และกลุ่มคนผิดปกติเฉลี่ยประมาณ 7.03×10^{-4} ซึ่งถือว่ามีความผิดพลาดสูงกว่าฟังก์ชันอื่นๆ ที่ออกแบบมา

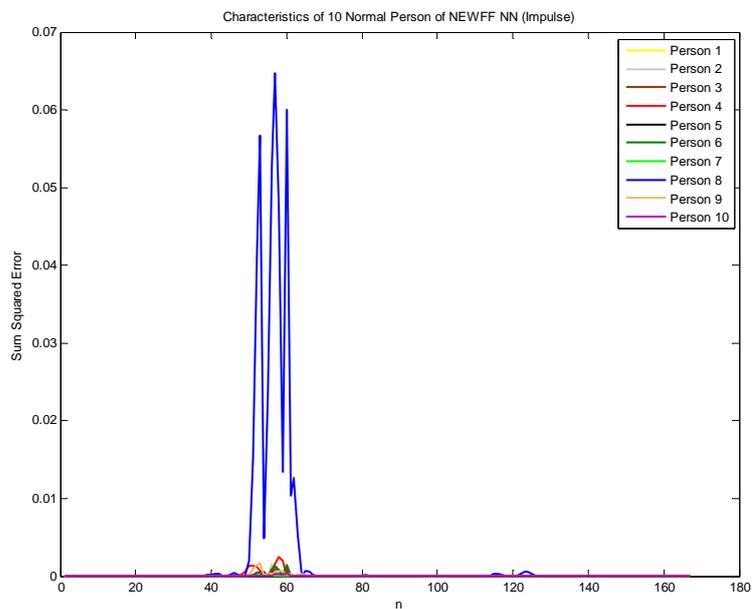
ในส่วนต่อมา นำแบบจำลองที่ได้ในแต่ละรูปแบบมาทดสอบหาความสัมพันธ์ระหว่างกลุ่มคน เพื่อจำแนกกลุ่มคนปกติและคนผิดปกติ วิธีการก็นำสัญญาณพื้นฐาน คือสัญญาณอิมพัลส์ (Impulse) สัญญาณขั้นบันได (Unit-step) สัญญาณพัลส์ (Pulse) มีความกว้าง 5 ตำแหน่งข้อมูล และสัญญาณไซน์ (Sine) ซึ่งมีขนาดหนึ่งหน่วย ป้อนเข้าไปในแบบจำลองที่ทำการเรียนรู้แล้ว พิจารณาการตอบสนองของแบบจำลองเมื่อสัญญาณพื้นฐานเลื่อนไปที่ละตำแหน่ง ในส่วนการจำแนกกลุ่มบุคคลนั้น พิจารณาจากการนำชุดข้อมูลคนปกติจำนวน 10 คน มาทำการวิเคราะห์ที่ได้ขอบเขตของกลุ่มคนปกติแบ่งตามรูปแบบของแบบจำลองดังตารางที่ 4-3 ถ้านอกเหนือจากขอบเขตนี้พิจารณาว่าเป็นคนผิดปกติ ผลที่ได้จากแบบจำลองทั้ง 4 รูปแบบ แสดงดังภาพที่ 4-1 ถึงภาพที่ 4-16

ตารางที่ 4-3 ขอบเขตการจำแนกกลุ่มคนปกติ-คนผิดปกติของแบบจำลองรูปแบบต่างๆ

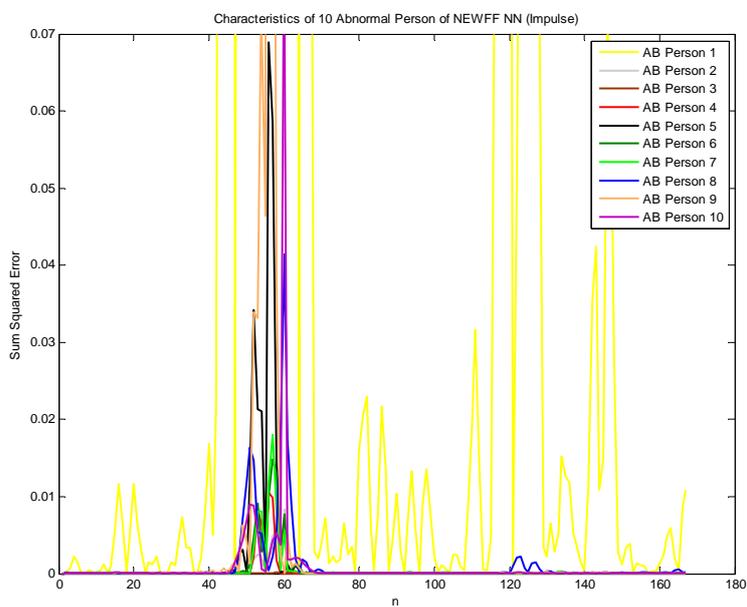
แบบจำลอง สัญญาณ	NEWFF (SSE)	NEWFFTD (SSE)	NEWDTDNN (SSE)	NEWNARX (SSE)
Impulse	0-0.003	0-200	0-10,000	0-7,000
Pulse	0-0.1	0-500	0-5,000	0-6,000
Unit-step	0-1	0-500	0-5,000	0-5,000
Sine	0-0.5	0-400	0-3,000	0-4,000

ภาพที่ 4-1 แสดงผลตอบสนองของแบบจำลองรูปแบบ NEWFF เมื่อป้อนสัญญาณเข้าเป็นสัญญาณอิมพัลส์ ภาพที่ 4-1 (ก) เป็นผลจากกลุ่มคนปกติ พิจารณาค่า SSE ที่ช่วง 0-0.003 พบว่ามีกราฟของคนปกติที่อยู่ในขอบเขตนี้จำนวน 9 คน คือคนที่ 1 2 3 4 5 6 7 9 และ 10 ส่วนคนที่ 8 มีค่าแตกต่างออกจากกลุ่ม เมื่อพิจารณากลับไปยังสัญญาณต้นแบบ (ภาคผนวก ก) พบว่า T-wave มีขนาดต่ำกว่าสัญญาณต้นแบบอื่นๆ ในกลุ่ม และภาพที่ 4-1 (ข) เป็นผลจากกลุ่มคนผิดปกติ เมื่อพิจารณาที่ขอบเขตเดียวกันพบว่าในกลุ่มคนผิดปกติจะมีค่า SSE สูงกว่ากลุ่มคนปกติอย่างเห็นได้ชัด ในที่นี้พิจารณาว่าเป็นคนผิดปกติ พบว่ามีกราฟที่สูงกว่าขอบเขต 0-0.003 จำนวน 9 คน คือคนที่ 1 2 4 5 6 7 8 9 และ 10 ส่วนคนที่ 3 อยู่ในช่วงขอบเขตของคนปกติ เมื่อพิจารณาสัญญาณต้นแบบ (ภาคผนวก ก) พบว่าสัญญาณมีความใกล้เคียงกับกลุ่มคนปกติ

สรุปได้ว่าแบบจำลองรูปแบบ NEWFF เมื่อทดสอบด้วยสัญญาณอิมพัลส์สามารถจำแนกกลุ่มคนปกติได้ 90 เปอร์เซ็นต์ และกลุ่มคนผิดปกติได้ 90 เปอร์เซ็นต์เช่นกัน

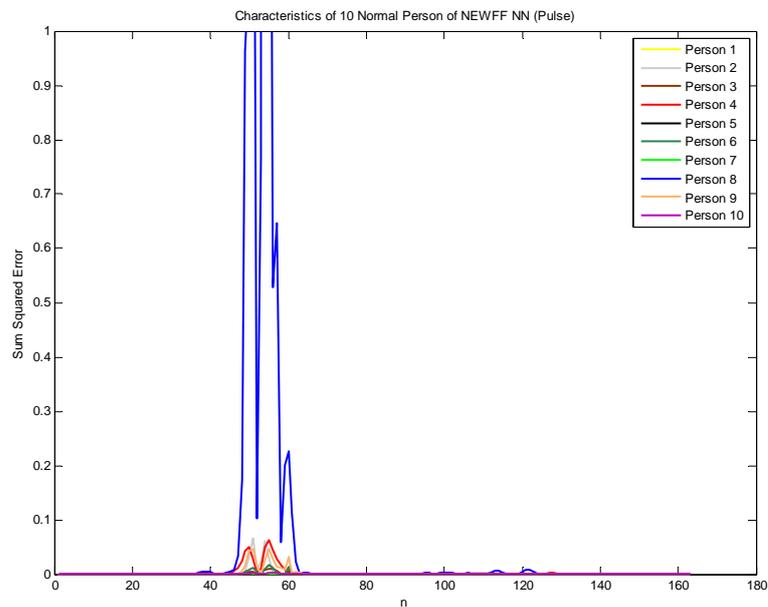


(ก) กลุ่มคนปกติ

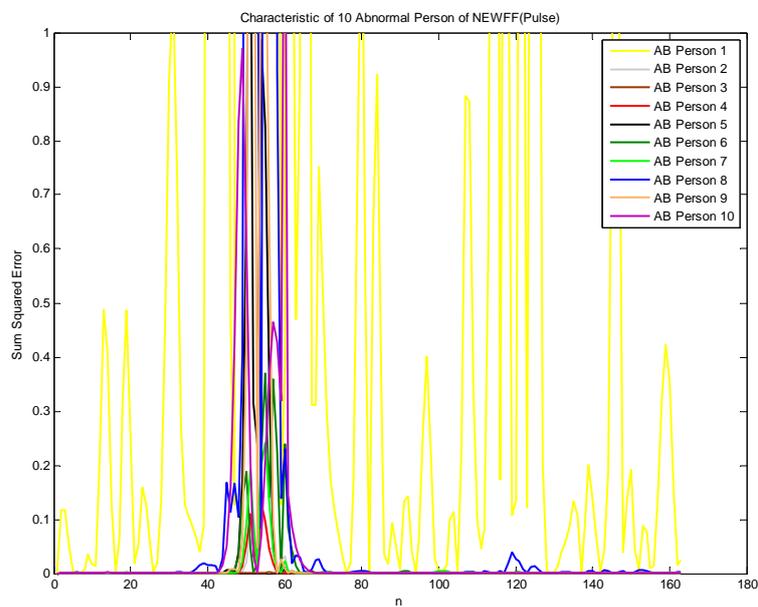


(ข) กลุ่มคนผิดปกติ

ภาพที่ 4-1 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Impulse เข้าโครงข่าย NEWFF ของคนปกติ และคนผิดปกติ



(ก) กลุ่มคนปกติ



(ข) กลุ่มคนผิดปกติ

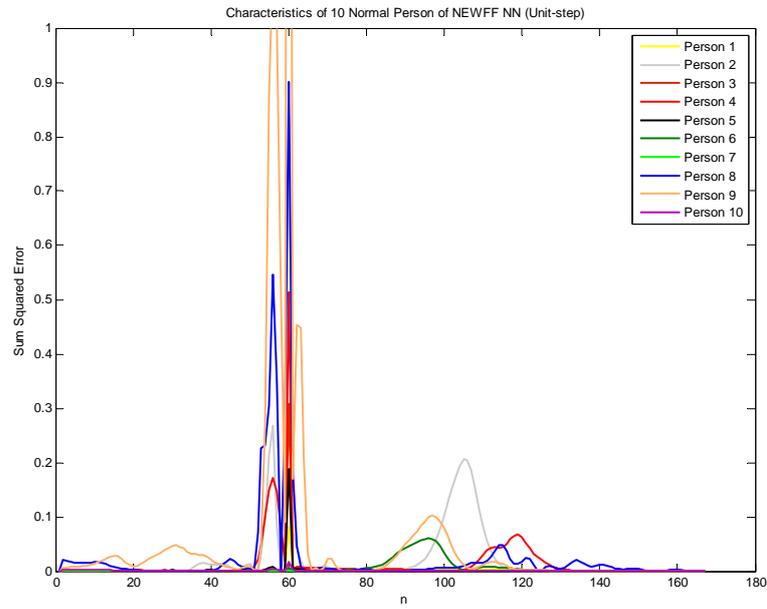
ภาพที่ 4-2 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Pulse เข้าโครงข่าย NEWFF ของคนปกติ และคนผิดปกติ

ภาพที่ 4-2 แสดงผลตอบสนองของแบบจำลองรูปแบบ NEWFF เมื่อป้อนสัญญาณเข้าเป็นสัญญาณพัลส์ ความกว้างขนาด 5 ตำแหน่งข้อมูล (จากการทดสอบหาช่วงที่เหมาะสม) ภาพที่ 4-2 (ก) เป็นผลจากกลุ่มคนปกติ พิจารณาค่า SSE ที่ช่วง 0-0.1 พบว่ามีกราฟของคนปกติที่อยู่ในขอบเขตนี้จำนวน 9 คน คือคนที่ 1 2 3 4 5 6 7 9 และ 10 ส่วนคนที่ 8 มีค่าแตกต่างออกจากกลุ่ม เมื่อพิจารณากลับไปยังสัญญาณต้นแบบ (ภาคผนวก ก) พบว่า T-wave มีขนาดต่ำกว่าสัญญาณต้นแบบอื่นๆ ในกลุ่ม และภาพที่ 4-2 (ข) เป็นผลจากกลุ่มคนผิดปกติ เมื่อพิจารณาที่ขอบเขตเดียวกันพบว่าในกลุ่มคนผิดปกติจะมีค่า SSE สูงกว่ากลุ่มคนปกติอย่างชัดเจน ในที่นี้พิจารณาว่าเป็นคนผิดปกติ พบว่ามีกราฟที่สูงกว่าขอบเขต 0-0.1 จำนวน 9 คน คือคนที่ 1 2 4 5 6 7 8 9 และ 10 ส่วนคนที่ 3 อยู่ในช่วงขอบเขตของคนปกติ เมื่อพิจารณาสัญญาณต้นแบบ (ภาคผนวก ก) พบว่าสัญญาณมีความใกล้เคียงกับกลุ่มคนปกติ

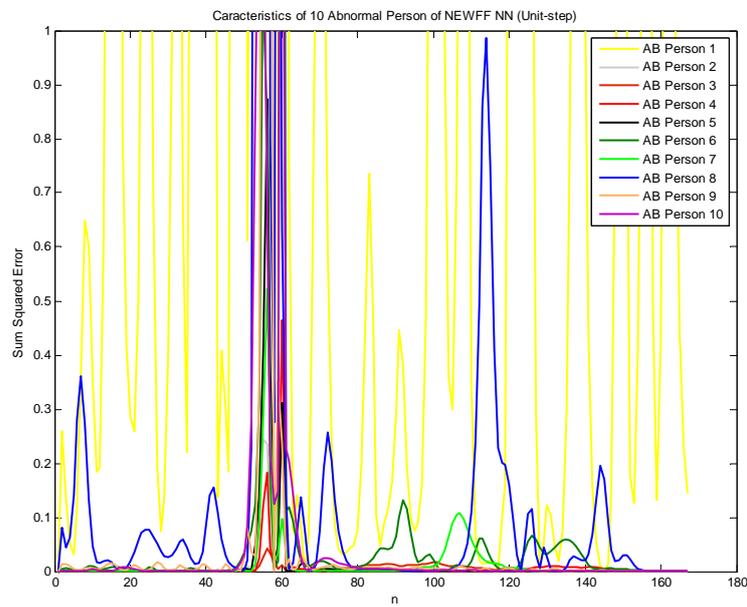
สรุปได้ว่าแบบจำลองรูปแบบ NEWFF เมื่อทดสอบด้วยสัญญาณพัลส์สามารถจำแนกกลุ่มคนปกติได้ 90 เปอร์เซ็นต์ และกลุ่มคนผิดปกติได้ 90 เปอร์เซ็นต์เช่นกัน

ภาพที่ 4-3 แสดงผลตอบสนองของแบบจำลองรูปแบบ NEWFF เมื่อป้อนสัญญาณเข้าเป็นสัญญาณขั้นบันได ภาพที่ 4-3 (ก) เป็นผลจากกลุ่มคนปกติ พิจารณาค่า SSE ที่ช่วง 0-1 พบว่ามีกราฟของคนปกติที่อยู่ในขอบเขตนี้จำนวน 9 คน คือคนที่ 1 2 3 4 5 6 7 8 และ 10 ส่วนคนที่ 9 จะมีผลแตกต่างออกจากกลุ่ม เมื่อพิจารณาสัญญาณต้นแบบ (ภาคผนวก ก) พบว่ารูปคลื่น S_2 มีขนาดเล็กกว่าสัญญาณต้นแบบอื่นๆ ในกลุ่ม และภาพที่ 4-3 (ข) เป็นผลจากกลุ่มคนผิดปกติ เมื่อพิจารณาที่ขอบเขตเดียวกันพบว่าในกลุ่มคนผิดปกติจะมีค่า SSE สูงกว่ากลุ่มคนปกติอย่างชัดเจน ในที่นี้พิจารณาว่าเป็นคนผิดปกติ พบว่ามีกราฟที่สูงกว่าขอบเขต 0-1 จำนวน 9 คน คือคนที่ 1 2 4 5 6 7 8 9 และ 10 ส่วนคนที่ 3 อยู่ในช่วงขอบเขตของคนปกติ เมื่อพิจารณาสัญญาณต้นแบบ (ภาคผนวก ก) พบว่าสัญญาณมีความใกล้เคียงกับกลุ่มคนปกติ

สรุปได้ว่าแบบจำลองรูปแบบ NEWFF เมื่อทดสอบด้วยสัญญาณขั้นบันไดสามารถจำแนกกลุ่มคนปกติได้ 90 เปอร์เซ็นต์ และกลุ่มคนผิดปกติได้ 90 เปอร์เซ็นต์เช่นกัน

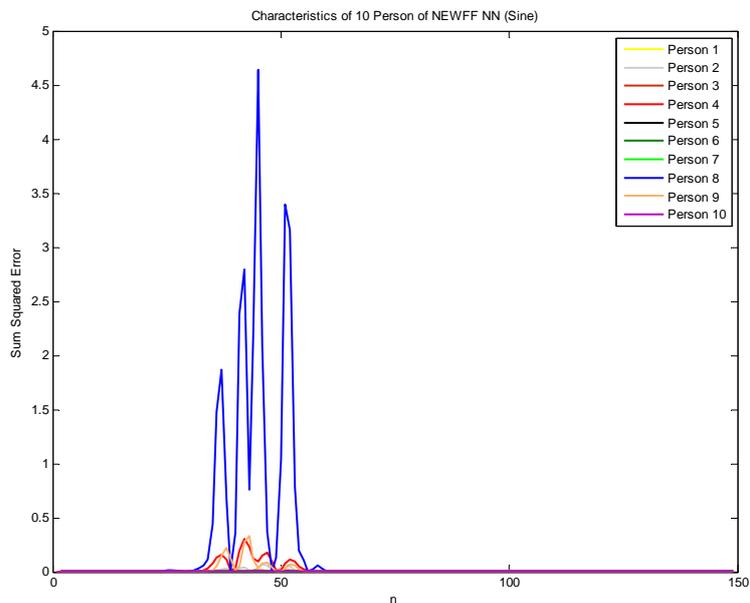


(ก) กลุ่มคนปกติ

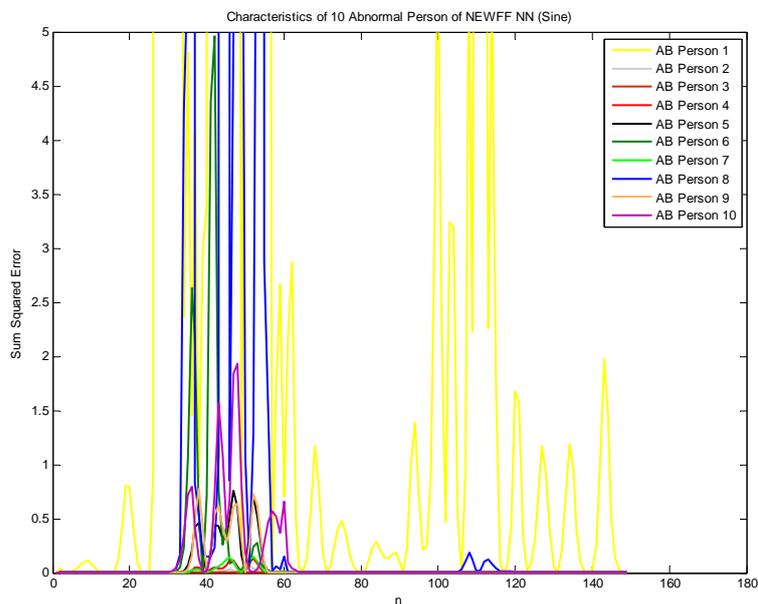


(ข) กลุ่มคนผิดปกติ

ภาพที่ 4-3 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Unit-step เข้าโครงข่าย NEWFF ของคนปกติและคนผิดปกติ

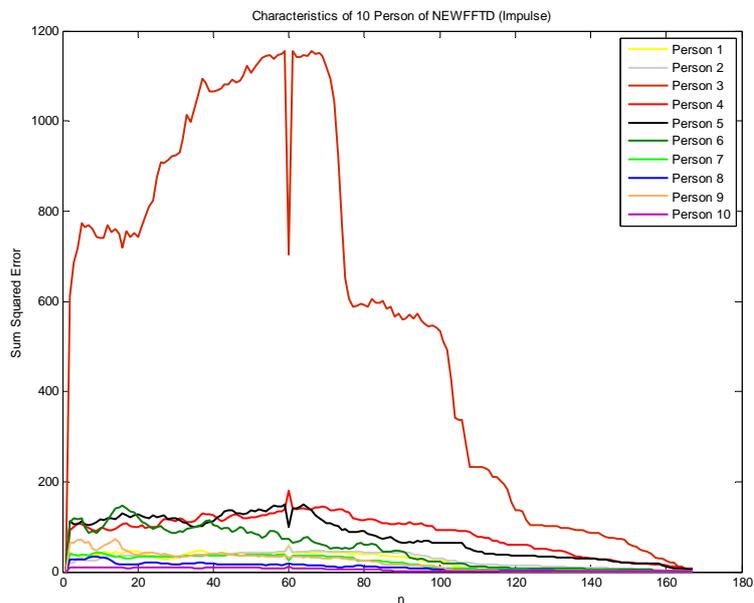


(ก) กลุ่มคนปกติ

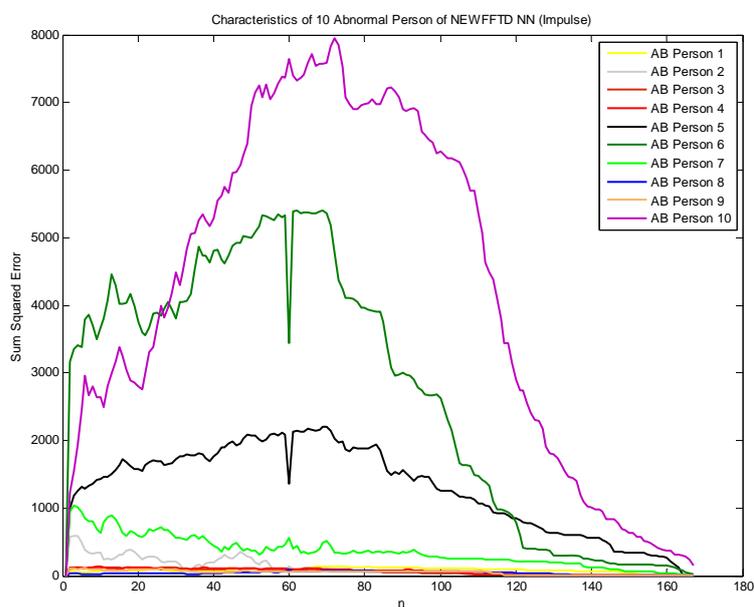


(ข) กลุ่มคนผิดปกติ

ภาพที่ 4-4 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Sine เข้าโครงข่าย NEWFF ของคนปกติและคนผิดปกติ



(ก) กลุ่มคนปกติ



(ข) กลุ่มคนผิดปกติ

ภาพที่ 4-5 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Impulse เข้าโครงข่าย NEWFFTD ของคนปกติและคนผิดปกติ

ภาพที่ 4-3 แสดงผลตอบสนองของแบบจำลองรูปแบบ NEWFF เมื่อป้อนสัญญาณเข้าเป็นสัญญาณขั้นบันได ภาพที่ 4-3 (ก) เป็นผลจากกลุ่มคนปกติ พิจารณาค่า SSE ที่ช่วง 0-1 พบว่ามีกราฟของคนปกติที่อยู่ในขอบเขตนี้จำนวน 9 คน คือคนที่ 1 2 3 4 5 6 7 8 และ 10 ส่วนคนที่ 9 จะมีผลแตกต่างออกจากกลุ่ม เมื่อพิจารณาสัญญาณต้นแบบ (ภาคผนวก ก) พบว่ารูปคลื่น S_2 มีขนาดเล็กกว่าสัญญาณต้นแบบอื่นๆ ในกลุ่ม และภาพที่ 4-3 (ข) เป็นผลจากกลุ่มคนผิดปกติ เมื่อพิจารณาที่ขอบเขตเดียวกันพบว่าในกลุ่มคนผิดปกติจะมีค่า SSE สูงกว่ากลุ่มคนปกติอย่างชัดเจน ในที่นี้พิจารณาว่าเป็นคนผิดปกติ พบว่ามีกราฟที่สูงกว่าขอบเขต 0-1 จำนวน 9 คน คือคนที่ 1 2 4 5 6 7 8 9 และ 10 ส่วนคนที่ 3 อยู่ในช่วงขอบเขตของคนปกติ เมื่อพิจารณาสัญญาณต้นแบบ (ภาคผนวก ก) พบว่าสัญญาณมีความใกล้เคียงกับกลุ่มคนปกติ

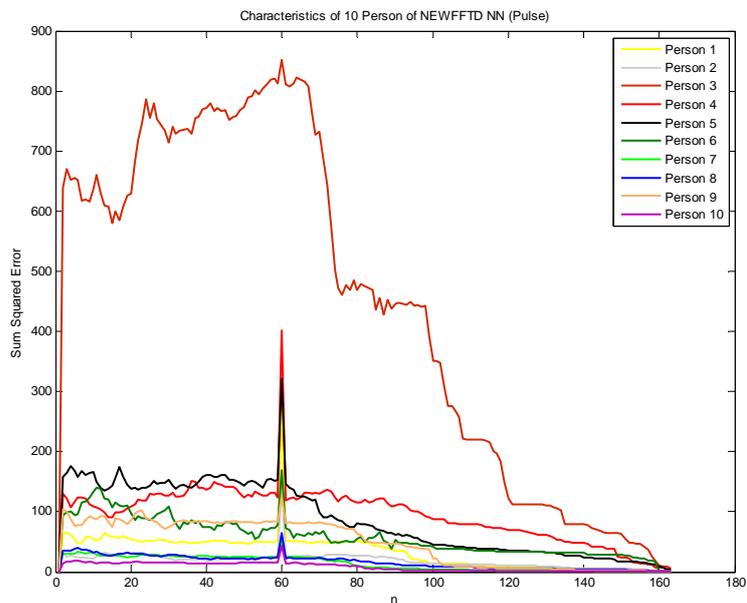
สรุปได้ว่าแบบจำลองรูปแบบ NEWFF เมื่อทดสอบด้วยสัญญาณขั้นบันไดสามารถจำแนกกลุ่มคนปกติได้ 90 เปอร์เซ็นต์ และกลุ่มคนผิดปกติได้ 90 เปอร์เซ็นต์เช่นกัน

ภาพที่ 4-4 แสดงผลตอบสนองของแบบจำลองรูปแบบ NEWFF เมื่อป้อนสัญญาณเข้าเป็นสัญญาณซายน์ ภาพที่ 4-4 (ก) เป็นผลจากกลุ่มคนปกติ พิจารณาค่า SSE ที่ช่วง 0-0.5 พบว่ามีกราฟของคนปกติที่อยู่ในขอบเขตนี้จำนวน 9 คน คือคนที่ 1 2 3 4 5 6 7 9 และ 10 ส่วนคนที่ 8 มีค่าแตกต่างออกจากกลุ่ม เมื่อพิจารณาสัญญาณต้นแบบ (ภาคผนวก ก) พบว่า T-wave มีขนาดต่ำกว่าสัญญาณต้นแบบอื่นๆ ในกลุ่ม และภาพที่ 4-4 (ข) เป็นผลจากกลุ่มคนผิดปกติ เมื่อพิจารณาที่ขอบเขตเดียวกันพบว่าในกลุ่มคนผิดปกติจะมีค่า SSE สูงกว่ากลุ่มคนปกติ ในที่นี้พิจารณาว่าเป็นคนผิดปกติ พบว่ามีกราฟที่สูงกว่าขอบเขต 0-0.5 จำนวน 6 คน คือคนที่ 1 5 6 8 9 และ 10 ส่วนคนที่ 2 3 4 7 อยู่ในช่วงขอบเขตของคนปกติ

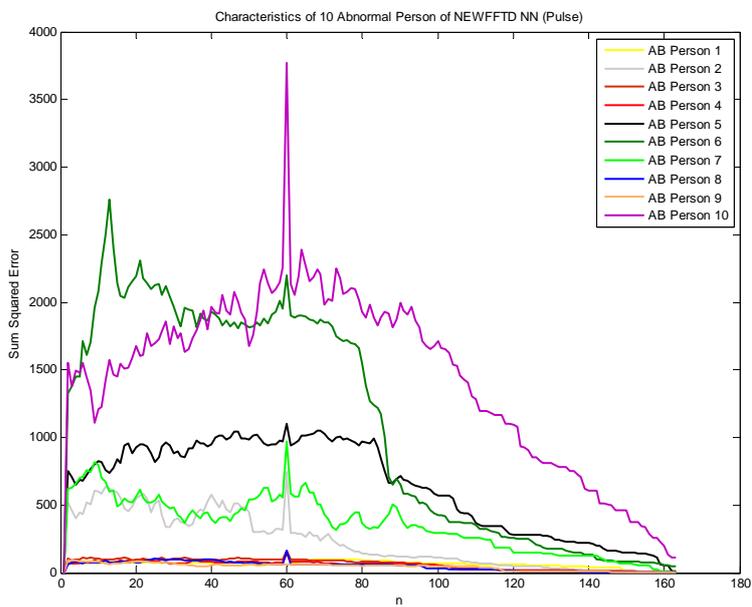
สรุปได้ว่าแบบจำลองรูปแบบ NEWFF เมื่อทดสอบด้วยสัญญาณซายน์สามารถจำแนกกลุ่มคนปกติได้ 90 เปอร์เซ็นต์ และกลุ่มคนผิดปกติได้ 60 เปอร์เซ็นต์

ภาพที่ 4-5 แสดงผลตอบสนองของแบบจำลองรูปแบบ NEWFFTD เมื่อป้อนสัญญาณเข้าเป็นสัญญาณอิมพัลส์ โดยภาพที่ 4-5 (ก) เป็นผลจากกลุ่มคนปกติ พิจารณาค่า SSE ที่ช่วง 0-200 พบว่ามีกราฟของคนปกติที่อยู่ในขอบเขตจำนวน 9 คน คือคนที่ 1 2 4 5 6 7 8 9 และ 10 ส่วนคนที่ 3 จะมีผลแตกต่างออกจากกลุ่ม ภาพที่ 4-5 (ข) เป็นผลจากกลุ่มคนผิดปกติ เมื่อพิจารณาที่ขอบเขตเดียวกันพบว่ามีกราฟที่สูงกว่าขอบเขต 0-200 จำนวน 5 คน คือคนที่ 1 3 4 8 และ 9 ในที่นี้พิจารณาว่าเป็นคนผิดปกติ ส่วนคนที่ 2 5 6 7 และ 10 อยู่ในช่วงขอบเขตของคนปกติ

สรุปได้ว่าแบบจำลองรูปแบบ NEWFFTD เมื่อทดสอบด้วยสัญญาณอิมพัลส์สามารถจำแนกกลุ่มคนปกติได้ 90 เปอร์เซ็นต์ และกลุ่มคนผิดปกติได้ 50 เปอร์เซ็นต์

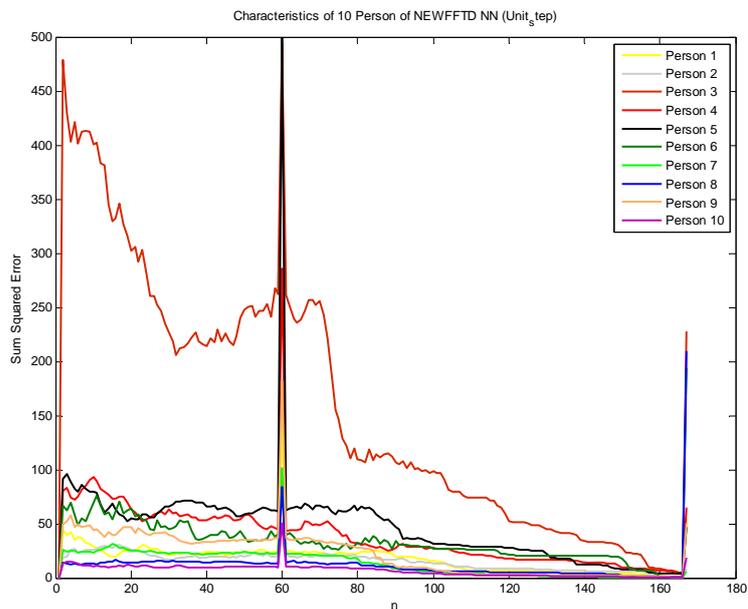


(ก) กลุ่มคนปกติ

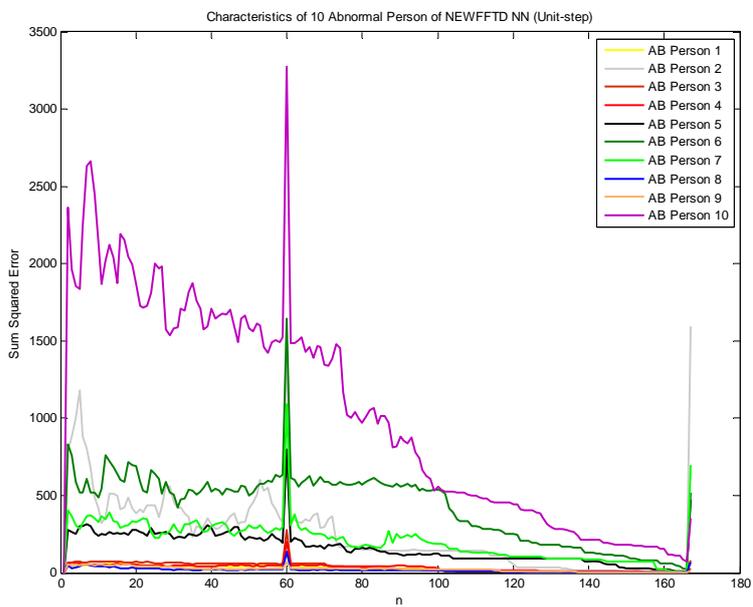


(ข) กลุ่มคนผิดปกติ

ภาพที่ 4-6 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Pulse เข้า โครงข่าย NEWFFTD ของคนปกติ และคนผิดปกติ

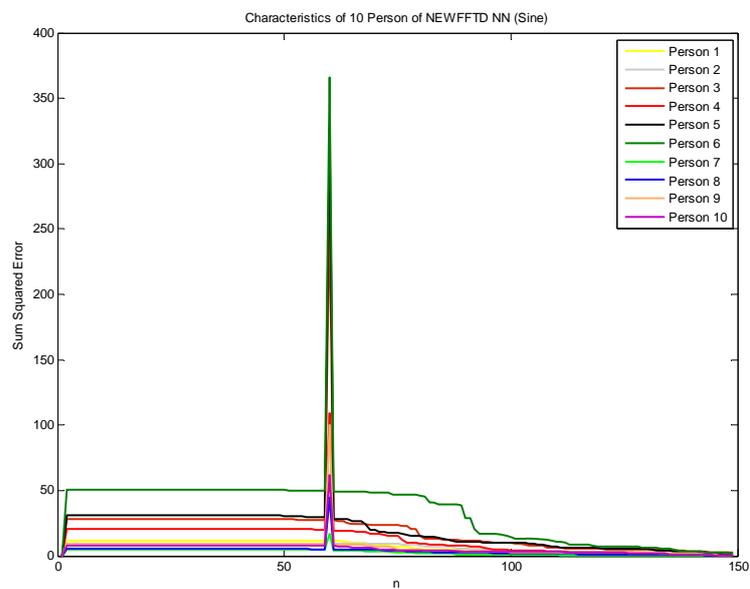


(ก) กลุ่มคนปกติ

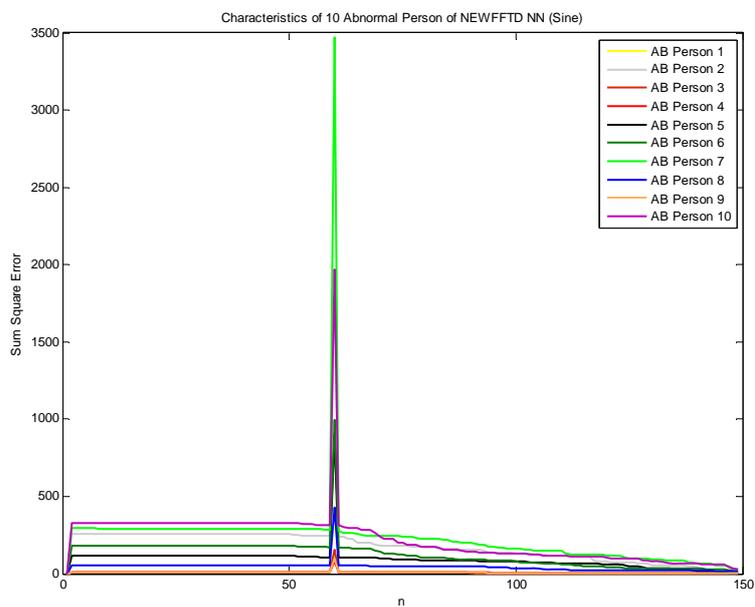


(ข) กลุ่มคนผิดปกติ

ภาพที่ 4-7 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Unit-step เข้าโครงข่าย NEWFFTD ของคนปกติและคนผิดปกติ



(ก) กลุ่มคนปกติ



(ข) กลุ่มคนผิดปกติ

ภาพที่ 4-8 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Sine เข้าโครงข่าย NEWFFTD ของคนปกติ และคนผิดปกติ

ภาพที่ 4-6 แสดงผลตอบสนองของแบบจำลองรูปแบบ NEWFFTD เมื่อป้อนสัญญาณเข้าเป็นสัญญาณพัลส์ ความกว้างขนาด 5 ตำแหน่งข้อมูล (จากการทดสอบหาช่วงที่เหมาะสม) ภาพที่ 4-6 (ก) เป็นผลจากกลุ่มคนปกติ พิจารณาค่า SSE ที่ช่วง 0-500 พบว่ามีกราฟของคนปกติที่อยู่ในขอบเขตจำนวน 9 คน คือคนที่ 1 2 4 5 6 7 8 9 และ 10 ส่วนคนที่ 3 จะมีผลแตกต่างออกจากกลุ่ม ภาพที่ 4-6 (ข) เป็นผลจากกลุ่มคนผิดปกติ เมื่อพิจารณาที่ขอบเขตเดียวกันพบว่ามีกราฟที่สูงกว่าขอบเขต 0-500 จำนวน 5 คน คือคนที่ 2 5 6 7 10 ในที่นี้พิจารณาว่าเป็นคนผิดปกติ ส่วนคนที่ 1 3 4 8 9 อยู่ในช่วงขอบเขตของคนปกติ

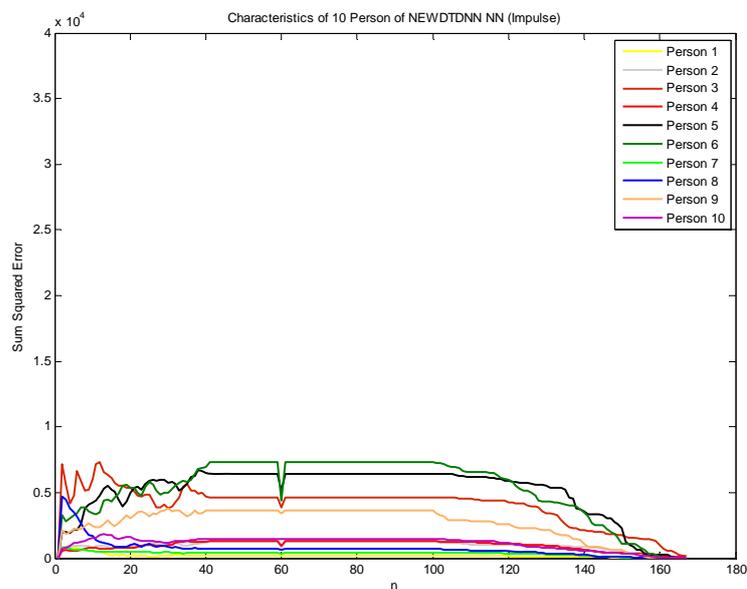
สรุปได้ว่าแบบจำลองรูปแบบ NEWFFTD เมื่อทดสอบด้วยสัญญาณพัลส์ สามารถจำแนกกลุ่มคนปกติได้ 90 เปอร์เซ็นต์ และกลุ่มคนผิดปกติได้ 50 เปอร์เซ็นต์

ภาพที่ 4-7 แสดงผลตอบสนองของแบบจำลองรูปแบบ NEWFFTD เมื่อป้อนสัญญาณเข้าเป็นสัญญาณขั้นบันได ภาพที่ 4-7 (ก) เป็นผลจากกลุ่มคนปกติ พิจารณาค่า SSE ที่ช่วง 0-500 พบว่ามีกราฟของคนปกติที่อยู่ในขอบเขตจำนวน 9 คน คือคนที่ 1 2 4 5 6 7 8 9 และ 10 ส่วนคนที่ 3 จะมีผลแตกต่างออกจากกลุ่ม ภาพที่ 4-7 (ข) เป็นผลจากกลุ่มคนผิดปกติ เมื่อพิจารณาที่ขอบเขตเดียวกันพบว่ามีกราฟที่สูงกว่าขอบเขต 0-500 จำนวน 5 คน คือคนที่ 2 5 6 7 10 ในที่นี้พิจารณาว่าเป็นคนผิดปกติ ส่วนคนที่ 1 3 4 8 9 อยู่ในช่วงขอบเขตของคนปกติ

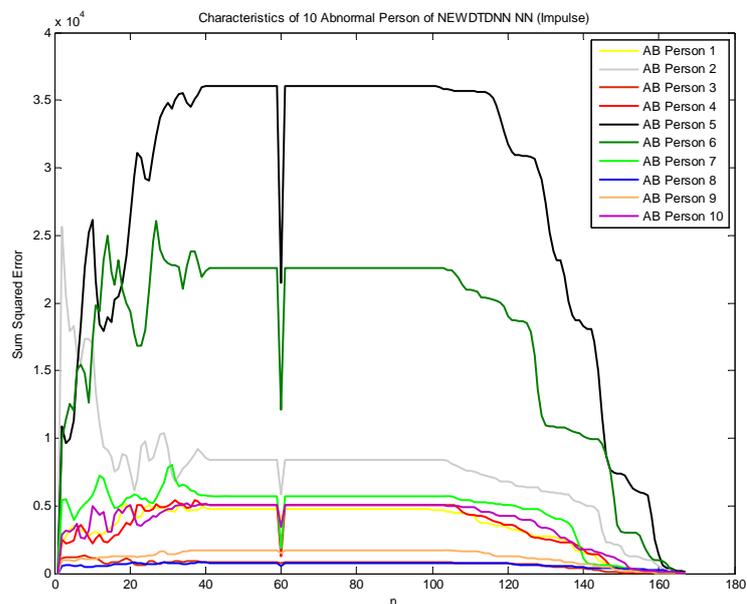
สรุปได้ว่าแบบจำลองรูปแบบ NEWFFTD เมื่อทดสอบด้วยสัญญาณขั้นบันได สามารถจำแนกกลุ่มคนปกติได้ 90 เปอร์เซ็นต์ และกลุ่มคนผิดปกติได้ 50 เปอร์เซ็นต์

ภาพที่ 4-8 แสดงผลตอบสนองของแบบจำลองรูปแบบ NEWFFTD เมื่อป้อนสัญญาณเข้าเป็นสัญญาณซายน์ ภาพที่ 4-8 (ก) เป็นผลจากกลุ่มคนปกติ พิจารณาค่า SSE ที่ช่วง 0-400 พบว่ามีกราฟของคนปกติที่อยู่ในขอบเขตจำนวน 10 คน และภาพที่ 4-8 (ข) เป็นผลจากกลุ่มคนผิดปกติ เมื่อพิจารณาที่ขอบเขตเดียวกัน พบว่ามีกราฟที่สูงกว่าขอบเขตจำนวน 6 คน คือคนที่ 2 5 6 7 8 และ 10 ในที่นี้พิจารณาว่าเป็นคนผิดปกติ ส่วนคนที่ 1 3 4 9 อยู่ในช่วงขอบเขตของคนปกติ

สรุปได้ว่าแบบจำลองรูปแบบ NEWFFTD เมื่อทดสอบด้วยสัญญาณซายน์สามารถจำแนกกลุ่มคนปกติได้ 100 เปอร์เซ็นต์ และกลุ่มคนผิดปกติได้ 60 เปอร์เซ็นต์



(ก) กลุ่มคนปกติ



(ข) กลุ่มคนผิดปกติ

ภาพที่ 4-9 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Impulse เข้าโครงข่าย NEWTDNN ของคนปกติและคนผิดปกติ

ภาพที่ 4-9 แสดงผลตอบสนองของแบบจำลองรูปแบบ NEWDTDNN เมื่อป้อนสัญญาณเข้าเป็นสัญญาณอิมพัลส์ ภาพที่ 4-9 (ก) เป็นผลจากกลุ่มคนปกติ พิจารณาค่า SSE ที่ช่วง 0-10,000 พบว่ามีกราฟของคนปกติที่อยู่ในช่วงขอบเขตจำนวน 10 คน และภาพที่ 4-9 (ข) เป็นผลจากกลุ่มคนผิดปกติ เมื่อพิจารณาที่ขอบเขตเดียวกัน พบว่าในกลุ่มคนผิดปกติจะมีกราฟที่อยู่ในช่วงขอบเขตจำนวน 7 คน คือคนที่ 1 3 4 7 8 9 และ 10 ซึ่งพิจารณาว่าอยู่ในเกณฑ์ของคนปกติ ส่วนคนที่ 2 5 6 มีขนาดที่สูงกว่าขอบเขตอย่างชัดเจน ซึ่งพิจารณาว่าเป็นคนผิดปกติ

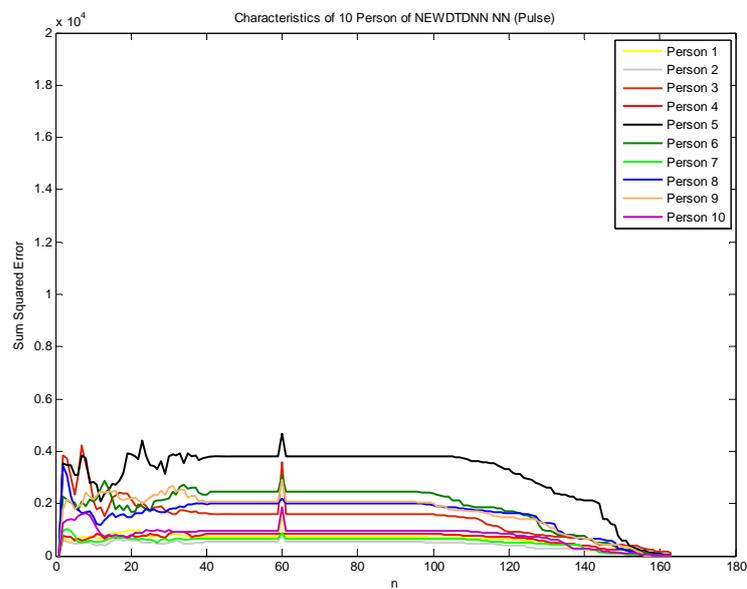
สรุปได้ว่าแบบจำลองรูปแบบ NEWDTDNN เมื่อทดสอบด้วยสัญญาณอิมพัลส์ สามารถจำแนกกลุ่มคนปกติได้ 100 เปอร์เซ็นต์ และกลุ่มคนผิดปกติได้ 30 เปอร์เซ็นต์

ภาพที่ 4-10 แสดงผลตอบสนองของแบบจำลองรูปแบบ NEWDTDNN เมื่อป้อนสัญญาณเข้าเป็นสัญญาณพัลส์ ความกว้างขนาด 5 ตำแหน่งข้อมูล (จากการทดสอบหาช่วงที่เหมาะสม) ภาพที่ 4-10 (ก) เป็นผลจากกลุ่มคนปกติ พิจารณาค่า SSE ที่ช่วง 0- 5,000 พบว่ามีกราฟของคนปกติที่อยู่ในช่วงขอบเขตจำนวน 10 คน และภาพที่ 4-10 (ข) เป็นผลจากกลุ่มคนผิดปกติ เมื่อพิจารณาที่ขอบเขตเดียวกันพบว่าในกลุ่มคนผิดปกติจะมีกราฟที่อยู่ในช่วงขอบเขตของคนปกติจำนวน 8 คน คือคนที่ 1 2 3 4 7 8 9 และ 10 ส่วนคนที่ 5 6 จะมีขนาดที่สูงกว่าขอบเขตอย่างชัดเจน ซึ่งพิจารณาเป็นคนผิดปกติ

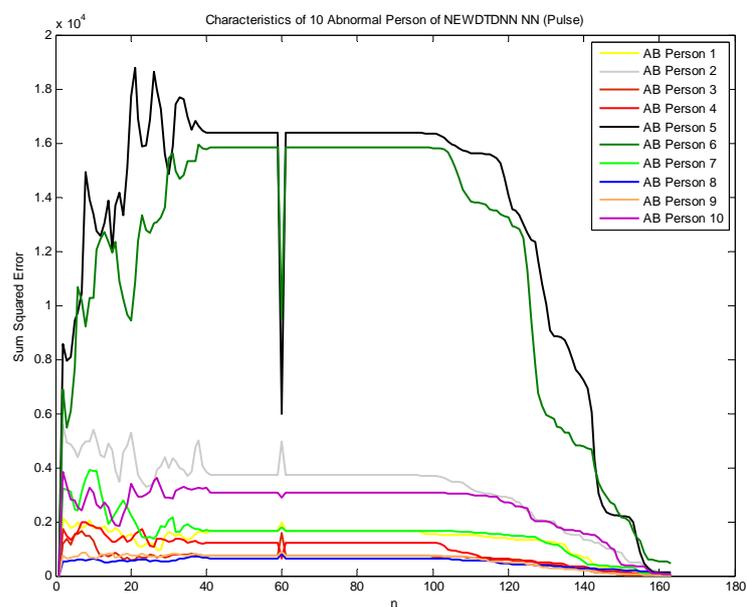
สรุปได้ว่าแบบจำลองรูปแบบ NEWDTDNN เมื่อทดสอบด้วยสัญญาณพัลส์สามารถจำแนกกลุ่มคนปกติได้ 100 เปอร์เซ็นต์ และกลุ่มคนผิดปกติได้ 20 เปอร์เซ็นต์

ภาพที่ 4-11 แสดงผลตอบสนองของแบบจำลองรูปแบบ NEWDTDNN เมื่อป้อนสัญญาณเข้าเป็นสัญญาณขั้นบันได ภาพที่ 4-11 (ก) เป็นผลจากกลุ่มคนปกติ พิจารณาค่า SSE ที่ช่วง 0-5,000 พบว่ามีกราฟของคนปกติที่อยู่ในช่วงขอบเขตจำนวน 10 คน และภาพที่ 4-11 (ข) เป็นผลจากกลุ่มคนผิดปกติ เมื่อพิจารณาที่ขอบเขตเดียวกัน พบว่ามีกราฟที่อยู่ในช่วงขอบเขตของคนปกติจำนวน 8 คน คือคนที่ 1 3 4 5 7 8 9 และ 10 ส่วนคนที่ 2 6 จะมีขนาดที่สูงกว่าขอบเขตอย่างชัดเจน ซึ่งพิจารณาเป็นคนผิดปกติ

สรุปได้ว่าแบบจำลองรูปแบบ NEWDTDNN เมื่อทดสอบด้วยสัญญาณขั้นบันได สามารถจำแนกกลุ่มคนปกติได้ 100 เปอร์เซ็นต์ และกลุ่มคนผิดปกติได้ 20 เปอร์เซ็นต์

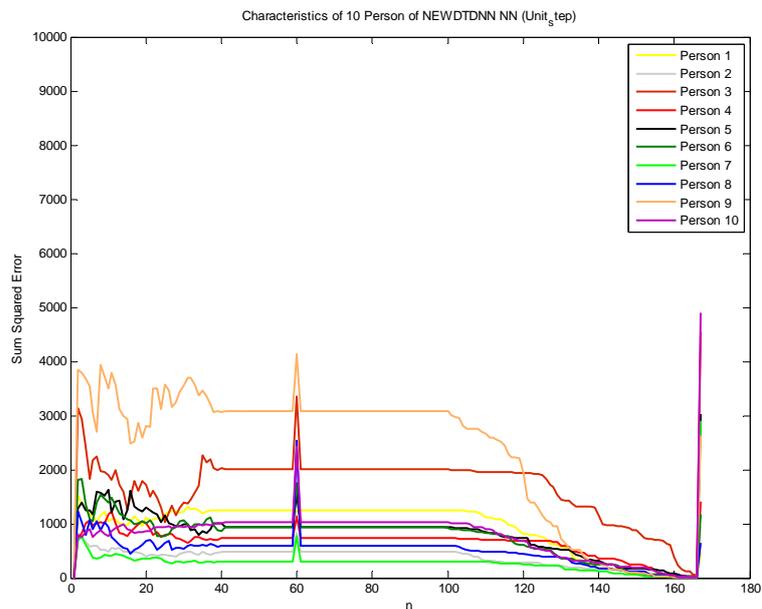


(ก) กลุ่มคนปกติ

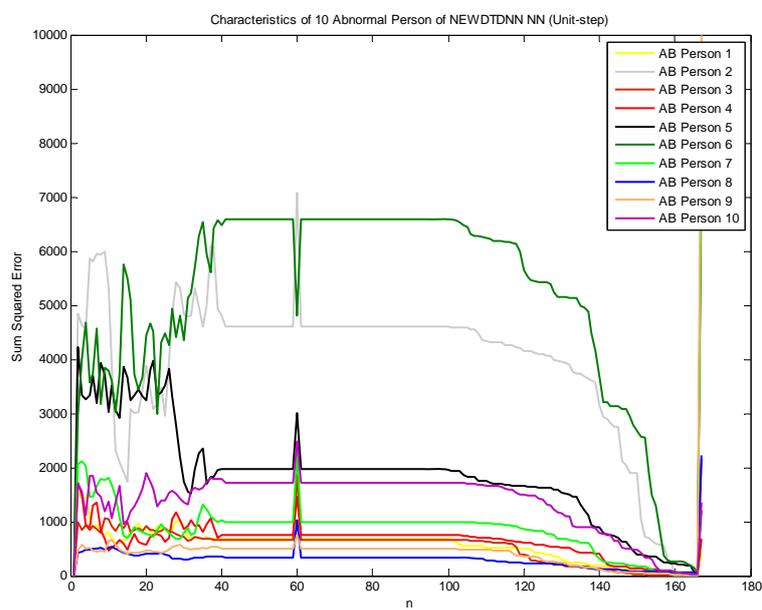


(ข) กลุ่มคนผิดปกติ

ภาพที่ 4-10 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Pulse เข้าโครงข่าย NEWDTDNN ของคนปกติและคนผิดปกติ

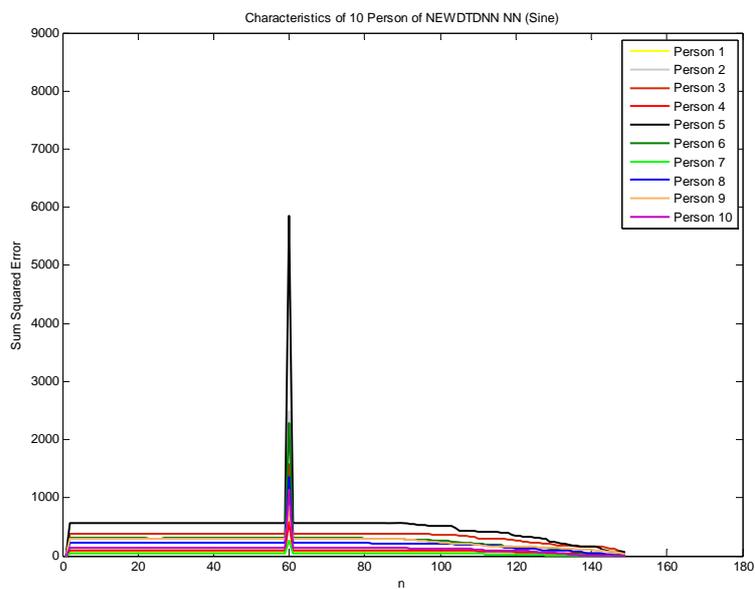


(ก) กลุ่มคนปกติ

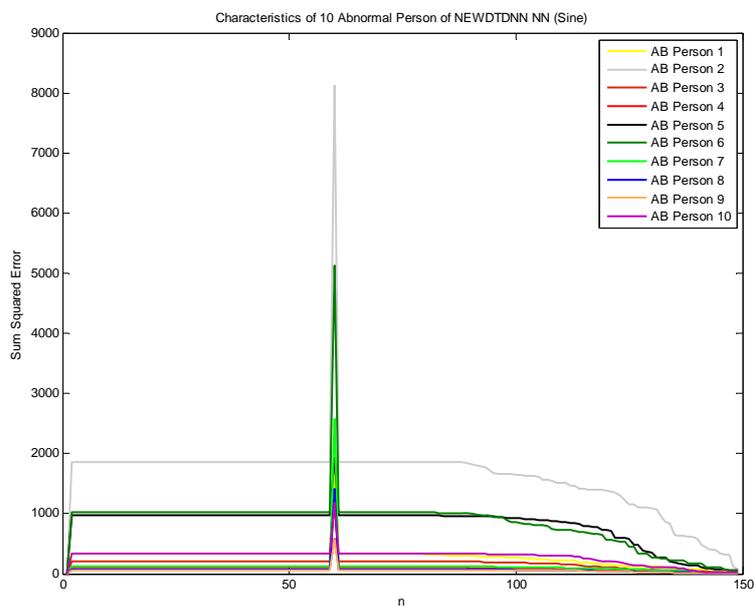


(ข) กลุ่มคนผิดปกติ

ภาพที่ 4-11 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Unit-step เข้าโครงข่าย NEWDTDNN ของ คนปกติและคนผิดปกติ



(ก) กลุ่มคนปกติ



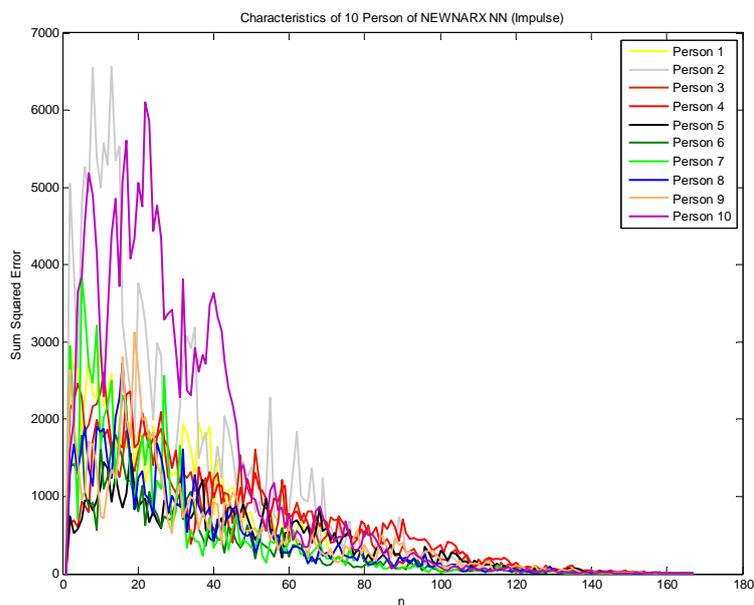
(ข) กลุ่มคนผิดปกติ

ภาพที่ 4-12 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Sine เข้าโครงข่าย NEWDTDNN ของคนปกติและคนผิดปกติ

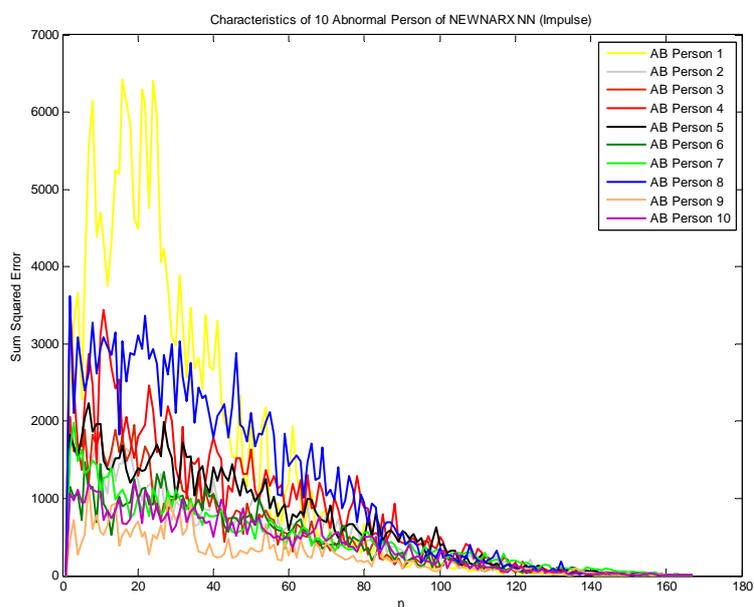
ภาพที่ 4-12 แสดงผลตอบสนองของแบบจำลองรูปแบบ NEWDTDNN เมื่อป้อนสัญญาณเข้าเป็นสัญญาณชายน้ โดยภาพที่ 4-12 (ก) เป็นผลจากกลุ่มคน เมื่อพิจารณาค่า SSE ที่ช่วง 0-3,000 ปกติ พบว่ามีกราฟของคนปกติที่อยู่ในช่วงขอบเขตจำนวน 9 คน คือคนที่ 1 2 3 4 6 7 8 9 และ 10 ส่วนคนที่ 5 จะมีขนาดสูงกว่าขอบเขต และภาพที่ 4-12 (ข) เป็นผลจากกลุ่มคนผิดปกติ เมื่อพิจารณาที่ขอบเขตเดียวกันพบว่ามีกราฟที่อยู่ในช่วงขอบเขตของคนปกติจำนวน 8 คน คือคนที่ 1 3 4 5 7 8 9 และ 10 ส่วนคนที่ 2 6 จะมีขนาดที่สูงกว่าขอบเขต ซึ่งพิจารณาเป็นคนผิดปกติ

สรุปได้ว่าแบบจำลองรูปแบบ NEWDTDNN เมื่อทดสอบด้วยสัญญาณชายน้ สามารถจำแนกกลุ่มคนปกติได้ 90 เปอร์เซ็นต์ และกลุ่มคนผิดปกติได้ 20 เปอร์เซ็นต์

ในส่วนผลการตอบสนองของแบบจำลองรูปแบบ NEWNARX เมื่อทดสอบด้วยสัญญาณอิมพัลส์ สัญญาณพัลส์ สัญญาณขั้นบันได และสัญญาณชายน้ แสดงดังภาพที่ 4-13 ถึงภาพที่ 4-16 ตามลำดับ จากภาพที่ 4-13 ถึงภาพที่ 4-16 นั้นเมื่อพิจารณาผลที่ได้จากกลุ่มคนปกติและกลุ่มคนผิดปกติทั้งสองกลุ่มเปรียบเทียบกัน พบว่ากลุ่มคนทั้งสองกลุ่มมีผลการตอบสนองที่คล้ายกัน ทำให้ไม่สามารถจำแนกกลุ่มคนออกมาได้ ซึ่งสามารถสรุปได้ว่าโครงข่ายแบบ NEWNARX เมื่อป้อนสัญญาณพื้นฐานทั้ง 4 รูปแบบไม่สามารถจำแนกกลุ่มคนได้

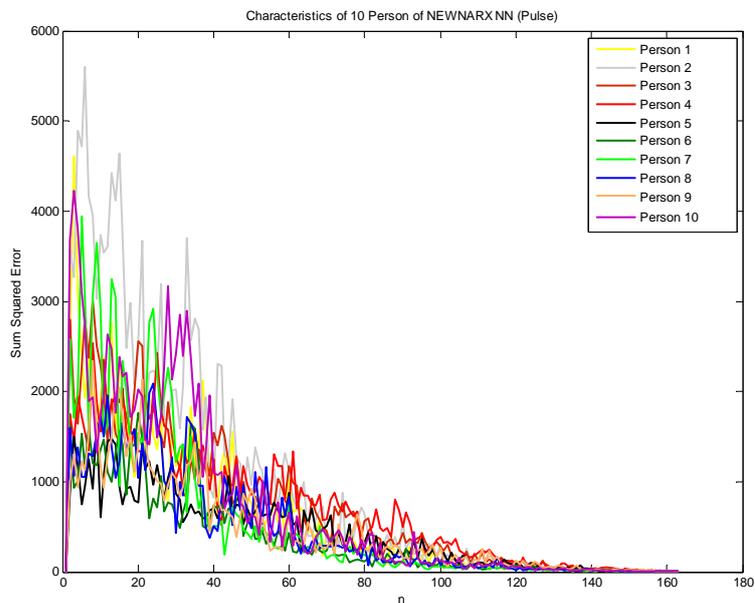


(ก) กลุ่มคนปกติ

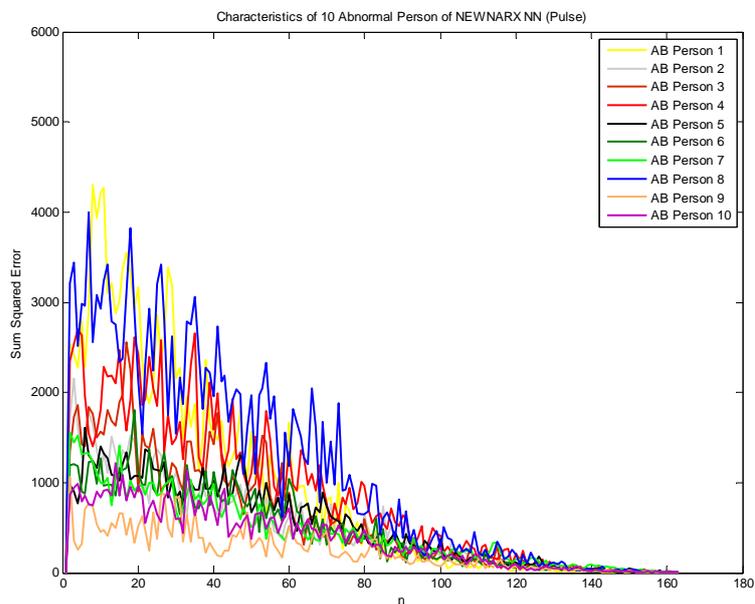


(ข) กลุ่มคนผิดปกติ

ภาพที่ 4-13 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Impulse เข้าโครงข่าย NEWNARX ของคนปกติและคนผิดปกติ

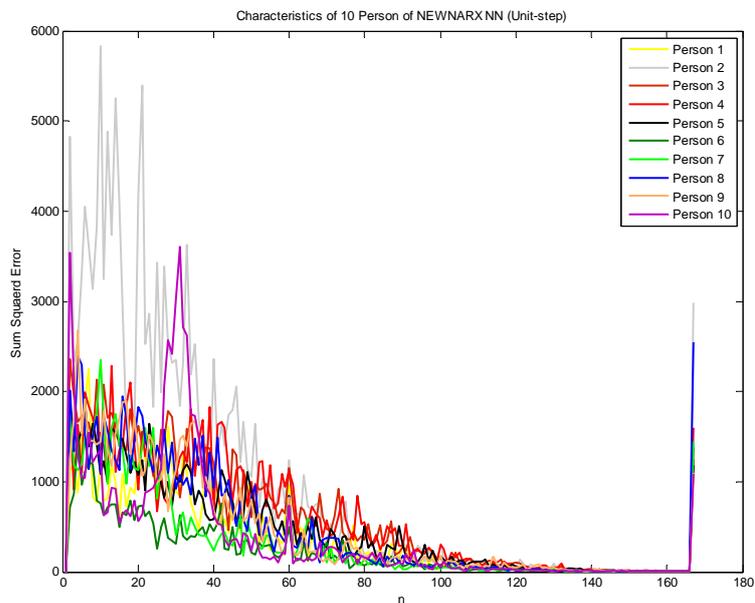


(ก) กลุ่มคนปกติ

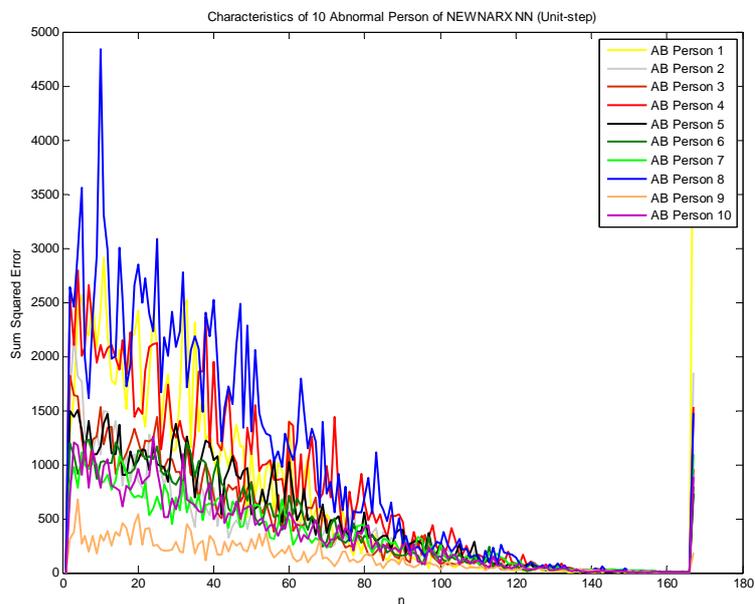


(ข) กลุ่มคนผิดปกติ

ภาพที่ 4-14 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Pulse เข้าโครงข่าย NEWNARX ของคนปกติและคนผิดปกติ

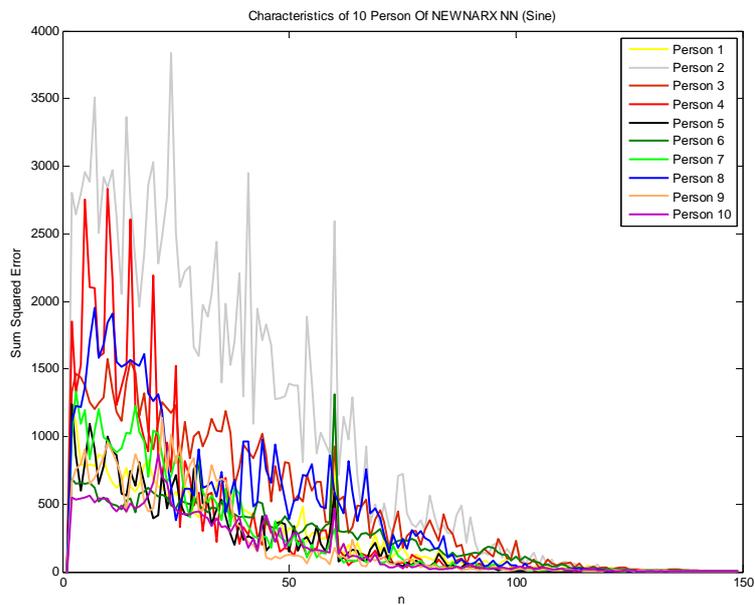


(ก) กลุ่มคนปกติ

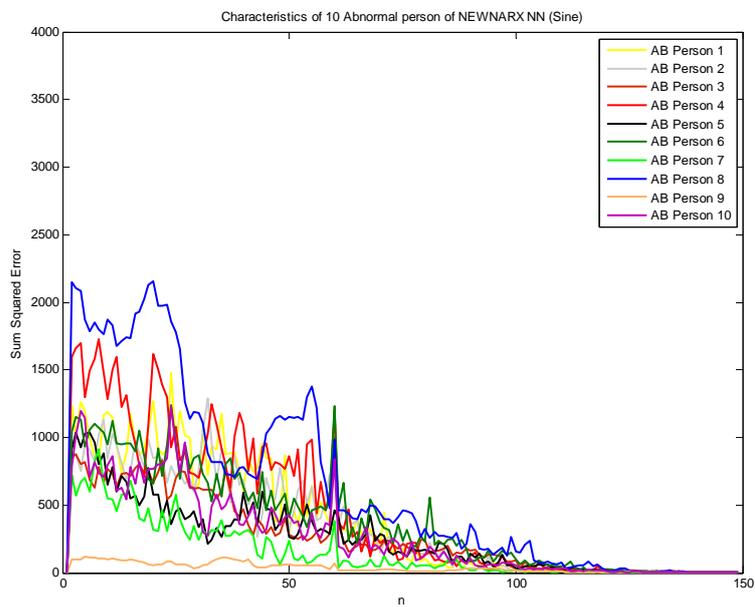


(ข) กลุ่มคนผิดปกติ

ภาพที่ 4-15 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Unit-step เข้าโครงข่าย NEWNARX ของคนปกติและคนผิดปกติ



(ก) กลุ่มคนปกติ



(ข) กลุ่มคนผิดปกติ

ภาพที่ 4-16 กราฟเปรียบเทียบผลจากการป้อนสัญญาณ Sine เข้าโครงข่าย NEWNARX ของคนปกติและคนผิดปกติ

ในการทดสอบแบบจำลอง เพื่อจำแนกกลุ่มคนปกติ-คนผิดปกติเบื้องต้น โดยการป้อนสัญญาณพื้นฐาน คือ สัญญาณอิมพัลส์ สัญญาณพัลส์ สัญญาณขั้นบันได สัญญาณไซน์ เข้าไปในแบบจำลองทั้ง 4 รูปแบบที่สร้างไว้คือ NEWFF NEWFFTD NEWDTDNN NEWNARX สามารถเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกกลุ่มคนได้ดังตารางที่ 4-4 ดังนี้

ตารางที่ 4-4 เปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกกลุ่มคนของแบบจำลองรูปแบบต่างๆ

สัญญาณ	NEWFF		NEWFFTD		NEWDTDNN		NEWNARX	
	ปกติ (%)	ผิดปกติ (%)						
Impulse	90	90	90	50	100	30	-	-
Pulse	90	90	90	50	100	20	-	-
Unit-Step	90	90	90	50	100	20	-	-
Sine	90	60	100	60	90	20	-	-

จากตารางที่ 4-1 ถึงตารางที่ 4-4 สามารถสรุปได้ว่าแบบจำลองรูปแบบ NEWFF เมื่อทดสอบป้อนด้วยสัญญาณพัลส์ จะมีประสิทธิภาพในการจำแนกกลุ่มคนปกติ-คนผิดปกติได้ดีที่สุด

บทที่ 5

สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้นำเสนอการสร้างแบบจำลองความสัมพันธ์ทางเวลาระหว่างสัญญาณ ECG และ PCG โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม กระบวนการในการสร้างแบบจำลองของวิทยานิพนธ์นี้ได้ใช้การแปลงเวฟเล็ตช่วยในการแยกแยะประสิทธิภาพคลื่นไฟฟ้าหัวใจและคลื่นเสียงหัวใจ เพื่อลดขนาดของข้อมูลในขณะที่สัญญาณยังคงลักษณะที่สำคัญอยู่ ร่วมกับการรู้จำโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ประโยชน์ในการสร้างแบบจำลองความสัมพันธ์ทางเวลาระหว่างคลื่นไฟฟ้าหัวใจและคลื่นเสียงหัวใจนั้น เพื่อแยกแยะคนปกติ – คนป่วยเบื้องต้น ซึ่งเป็นการจำแนกก่อนที่จะให้แพทย์ตรวจวินิจฉัยอีกครั้งหนึ่ง และยังไม่มียานวิจัยใดนำสัญญาณทั้งสองนี้มาวิเคราะห์ร่วมกัน

วิธีการคือนำคลื่นไฟฟ้าหัวใจและคลื่นเสียงหัวใจจากชุดข้อมูลคนปกติจำนวน 10 คน และคนผิดปกติจำนวน 10 คน มาทำการแปลงเวฟเล็ตด้วยเวฟเล็ตแม่ตระกูล Daubechies 1 ซึ่งจะมีประสิทธิภาพในการลดขนาดข้อมูล เลือกพิจารณาส่วนความถี่ต่ำ ชุดข้อมูล 1 ชุดจะประกอบด้วยคลื่นไฟฟ้าหัวใจจำนวน 169 จุด และคลื่นเสียงหัวใจจำนวน 169 จุด มาสร้างแบบจำลองความสัมพันธ์ทางเวลาโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมได้ 4 รูปแบบ คือ NEWFF NEWFFTD NEWDTDNN และ NEWNARX จากการเปรียบเทียบสัญญาณที่ได้จากแบบจำลองกับสัญญาณต้นแบบปรากฏว่าโครงข่ายรูปแบบ NEWFF มีค่าความผิดพลาดต่ำที่สุด คือในกลุ่มคนปกติเฉลี่ยประมาณ 3.55×10^{-21} และกลุ่มคนผิดปกติมีค่าเฉลี่ยประมาณ 1.23×10^{-25} ส่วนโครงข่ายที่ให้ค่าความผิดพลาดมากที่สุด คือ โครงข่ายรูปแบบ NEWNARX มีค่าความผิดพลาดของกลุ่มคนปกติเฉลี่ยประมาณ 5.24×10^{-4} และกลุ่มคนผิดปกติเฉลี่ยประมาณ 7.03×10^{-4} จากนั้นนำแบบจำลองที่ได้ทั้ง 4 รูปแบบมาทำการจำแนกกลุ่มคน

โดยนำสัญญาณพื้นฐานคือ สัญญาณอิมพัลส์ (Impulse) สัญญาณขั้นบันได (Unit-step) สัญญาณพัลส์ (Pulse) และสัญญาณไซน์ (Sine) ซึ่งมีขนาดหนึ่งหน่วย ป้อนเข้าไปในแบบจำลองที่ทำการเรียนรู้แล้วดูลักษณะการตอบสนองของสัญญาณโดยเปรียบเทียบทีละตำแหน่ง นำผลการตอบสนองที่ได้จากแต่ละบุคคลมาถือรวมกัน โดยใช้การพิจารณาขนาดเป็นเกณฑ์ในการหาความสัมพันธ์ระหว่างกลุ่มคนประเภทเดียวกัน เพื่อจำแนกกลุ่มคนปกติและคนผิดปกติ

ผลการทดสอบปรากฏว่าเมื่อนำผลตอบสนองที่ได้จากการป้อนสัญญาณอิมพัลส์ ขนาดหนึ่งหน่วย เข้าแบบจำลองรูปแบบ NEWFF มาพล็อตร่วมกัน พิจารณาที่ขอบเขตช่วง 0-0.003 สามารถจำแนกเป็นกลุ่มคนปกติได้จำนวน 9 คนจากทั้งหมด 10 คน คิดเป็น 90 เปอร์เซ็นต์จากทั้งหมด และจำแนกกลุ่มคนผิดปกติได้จำนวน 9 คนจาก 10 คน คิดเป็น 90 เปอร์เซ็นต์

ในทำนองเดียวกันเมื่อนำผลตอบสนองที่ได้จากการป้อนสัญญาณพัลส์ขนาดหนึ่งหน่วย ที่ความกว้าง 5 ตำแหน่งข้อมูล เข้าแบบจำลองรูปแบบ NEWFF มาพล็อตร่วมกัน พิจารณาที่ขอบเขตช่วง 0-0.1 สามารถจำแนกกลุ่มคนปกติได้จำนวน 9 คน จาก 10 คน คิดเป็น 90 เปอร์เซ็นต์ และกลุ่มคนผิดปกติได้จำนวน 9 คน จาก 10 คน คิดเป็น 90 เปอร์เซ็นต์ และเมื่อนำผลตอบสนองที่ได้จากการป้อนสัญญาณขั้นบันไดเข้าแบบจำลองรูปแบบ NEWFF มาพล็อตร่วมกัน พิจารณาที่ขอบเขตช่วง 0-1 พบว่าสามารถจำแนกกลุ่มคนปกติได้ 9 คนจาก 10 คน คิดเป็น 90 เปอร์เซ็นต์ และกลุ่มคนผิดปกติ 9 คนจาก 10 คนคิดเป็น 90 เปอร์เซ็นต์ เช่นเดียวกัน

ในขณะที่ผลการทดสอบป้อนสัญญาณพื้นฐานเข้าแบบจำลองรูปแบบอื่นๆ จะให้ผลการจำแนกที่ต่ำกว่าผลดังที่กล่าวมาข้างต้น

5.2 อภิปรายผลการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้เปรียบเทียบแบบจำลองที่ใช้โครงข่ายแบบ NEWFF NEWFFTD NEWDTDNN และ NEWNARX ปรากฏว่าโครงข่ายแบบ NEWFF ที่ใช้สถาปัตยกรรม 1-30-10-169 มีชุดหน้าต่างเวลาช่วง 0 2 4 6 8 10 ใช้การแพร่กระจายย้อนกลับแบบ Trainlm เพื่อปรับค่าน้ำหนักระหว่างชั้น โดยเลือกใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนรูปแบบลอจิสติกมอยด์ (Log-Sigmoid) ในชั้นข้อมูลเข้า ส่วนในชั้นข้อมูลแอมพลิจูดใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนรูปแบบแทนซิกมอยด์ (Tan-Sigmoid) และชั้นข้อมูลออกใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนรูปแบบเชิงเส้น (Purelin) เหมาะที่จะนำมาสร้างแบบจำลองความสัมพันธ์ทางเวลา ระหว่างสัญญาณ ECG และ PCG เนื่องจากมีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด และในทำนองเดียวกันแบบจำลองรูปแบบ NEWFF สามารถจำแนกกลุ่มคนปกติ-คนผิดปกติได้ถึง 90 เปอร์เซ็นต์ เมื่อทดสอบผลการตอบสนองด้วยสัญญาณอิมพัลส์ สัญญาณพัลส์ หรือสัญญาณขั้นบันได แต่เมื่อพิจารณาขอบเขตที่ใช้เป็นเกณฑ์การตัดสินใจจำแนกกลุ่มคน พบว่าการทดสอบด้วยสัญญาณพัลส์จะให้ขอบเขตพิจารณาที่ชัดเจนที่สุด

5.3 ข้อเสนอแนะ

5.3.1 พัฒนาแบบจำลองความสัมพันธ์ระหว่างสัญญาณ ECG และ PCG ในรูปแบบอื่นๆ

5.3.2 ทดสอบหาผลการตอบสนองทั้งทางเวลาและความถี่โดยใช้สัญญาณพื้นฐาน ซึ่งอาจจะมองเห็นการจำแนกกลุ่มคนได้ดีกว่า

5.3.3 นำคลื่นไฟฟ้าหัวใจจาก Lead อื่นๆ มาวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ระหว่างสัญญาณ ECG และ PCG

5.3.4 ปรับปรุงการวัดสัญญาณ ECG และ PCG ให้คุณภาพดีขึ้น

5.3.5 พัฒนารูปแบบการทดสอบหัวใจในสภาวะอื่นๆ ได้

5.3.6 นำคลื่นไฟฟ้าหัวใจและคลื่นเสียงหัวใจที่อัตราการเต้นของหัวใจที่แตกต่างจาก 80 ครั้งต่อนาที มาวิเคราะห์หาความสัมพันธ์กัน

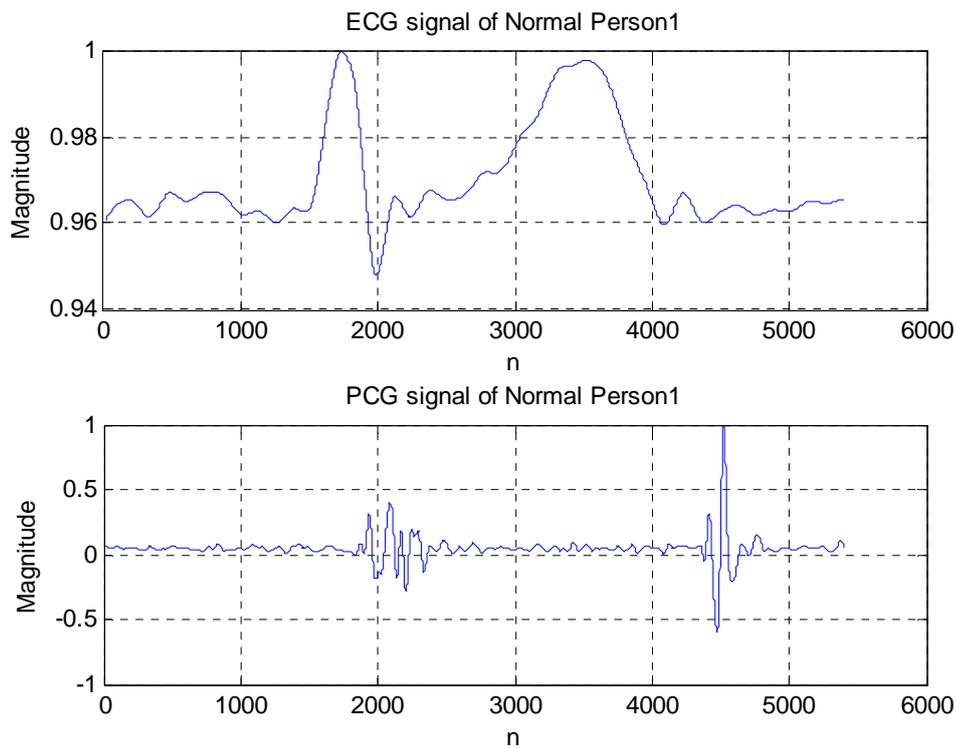
เอกสารอ้างอิง

1. ชมพูนุช อ่องจรีต. คลื่นไฟฟ้าหัวใจทางคลินิก. กรุงเทพมหานคร : สำนักพิมพ์จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2539.
2. Masami, I., et al. "An Identification Method for Continuous-time Transfer Function based on Nonlinear Optimization." IEEE Trans. (2002) : 1978-1983.
3. Johansson, R. "Identification of Continuous-Time Models." IEEE Transactions on Signal Processing. (1994) : 887-897.
4. Liang, H., et al. "A Heart Sound Segmentation Algorithm using Wavelet Decomposition and Reconstruction." 19th International Conference IEEE/EMBS. (Nov 1997) : 1630-1633.
5. Hull, J.R., and Pendse, H.P. "A Neural Network Algorithm using Wavelets and Auto Regressive Inputs for System Identification." IEEE Trans. (1997) : 728-732.
6. Iwata, A., et al. "Algorithm for Detecting the First and the Second Heart Sounds by Spectral Tracking." Med. & Biol. Eng. & Comput. (Jan 1980) : 19-26.
7. Alexakis, C., et al. "Classification of SAECG by Auto-Regressive Modeling and Neural Networks." IEEE AFRICON 2004. (2004) : 841-844.
8. ณรงค์ศักดิ์ วิริยะนันทศักดิ์ และนวกัก เอื้ออนันต์. "การวิเคราะห์คุณลักษณะของสัญญาณไฟฟ้าหัวใจโดยการแปลงเวฟเล็ตและโครงข่ายประสาทเทียม." EECON-25. (2545) : 15-19.
9. Rangayyan, R. M. Biomedical Signal Analysis : A Case-Study Approach. United States of America : John Wiley & sons, 2002.
10. Michel Misiti, et al. Wavelet Toolbox For use with MATLAB. Massachusetts : The Mathworks Inc, 1996.
11. Daubechies, I. Ten Lectures on Wavelets : CBMS-NSF Regional Conference Series on Applied Mathematics. Vol.16 : SIAM, 1992.
12. Mallat, S. "A theory for Multiresolution Signal Decomposition the Wavelet Representation." IEEE Pattern Anal. and Machine Intell., vol. 11, no.7. (1989) : 674-693.

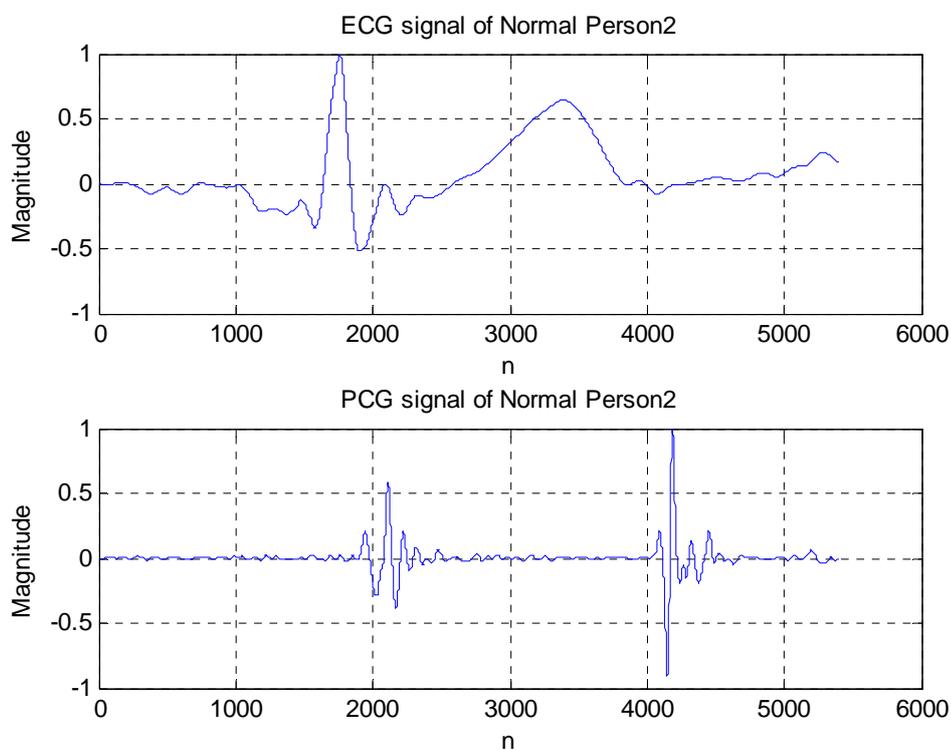
13. Motard, R.L., and Joseph, B. Wavelet Applications Chemical Engineering. Boston : Kluwer Academic Publishers, 1994.
14. Strang, G., and Nguyen, T. Wavelets and Filter Banks. Massachusetts. Wellesley : Wellesley-Cambridge Press, 1997.
15. C. Sidney Burrus., and Haitao Guo. Introduction to Wavelet and Wavelet Transforms. Texas : Rice University Houston, 1997.
16. Demuth, H., and Beale, M. Neural Network Toolbox. for use with Matlab. Massachusetts : The Mathworks Inc, 2001.
17. Ripley, B. D. Pattern Recognition & Neural Networks. Cambridge : Cambridge Press, 1996.
18. Zhu, K., Noakes, P.D. and Green, A.D.P., “Training Neural Networks for ECG Feature Recognition.” International Neural Networks Conf. Paris, (July 1990) : 9-13.
19. Mitchell, T. Machine Learning. New York : McGraw Hill, 1997.

ภาคผนวก ก

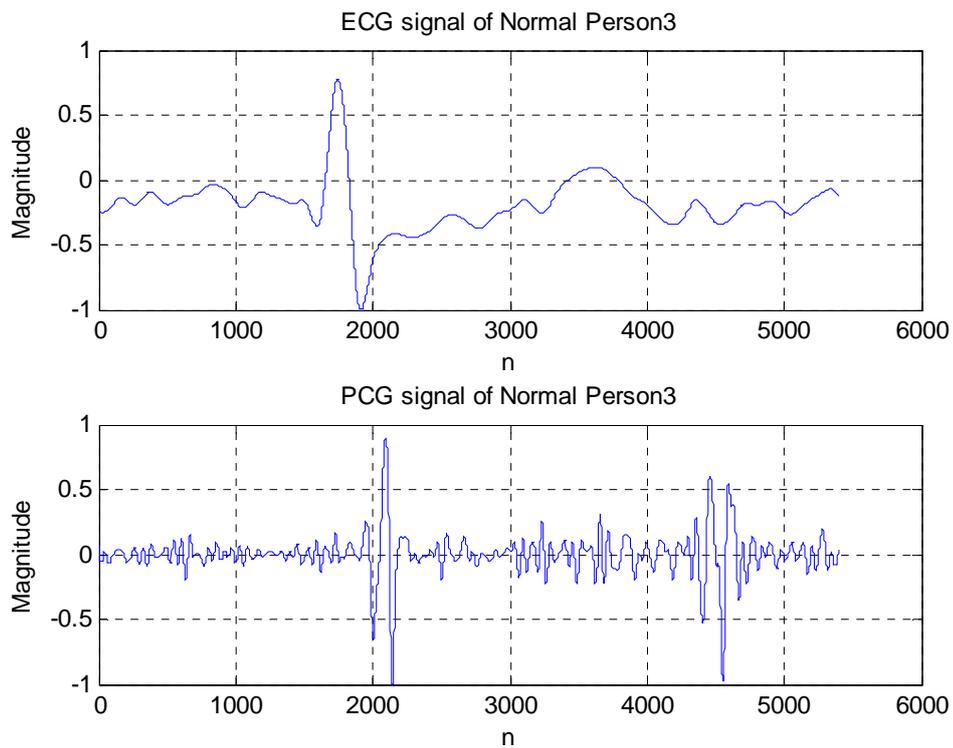
สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG



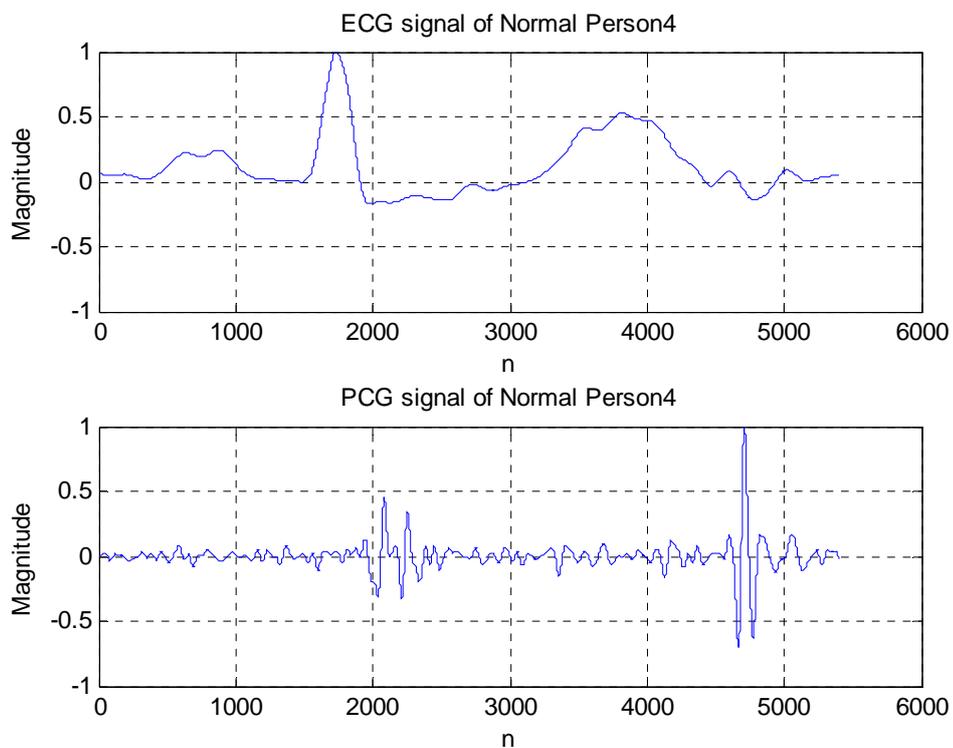
ภาพที่ ก-1 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนปกติคนที่ 1



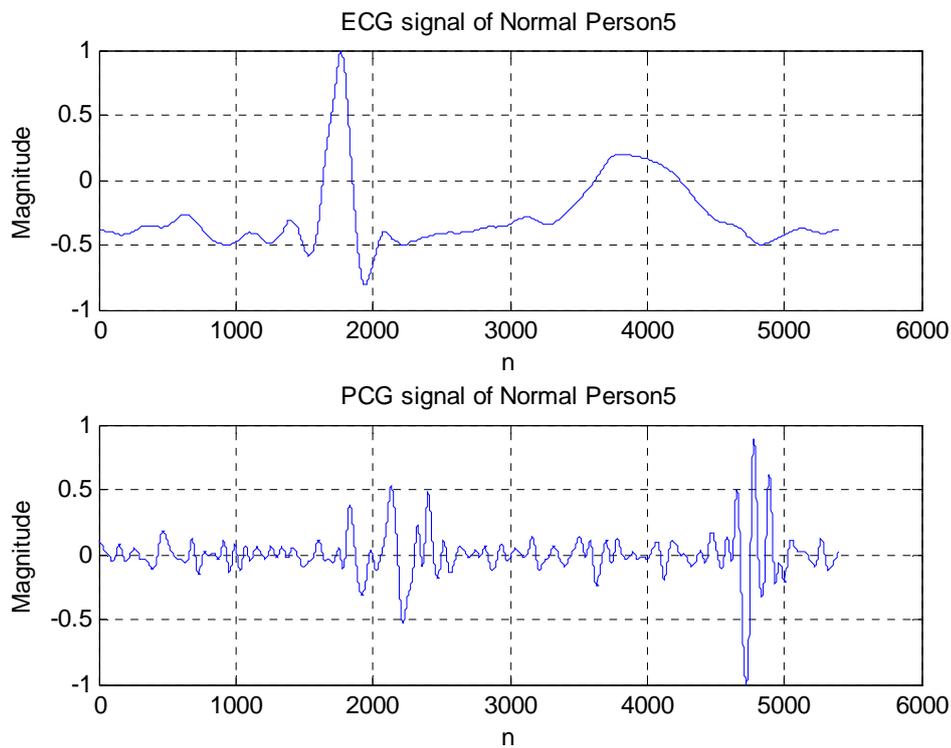
ภาพที่ ก-2 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนปกติคนที่ 2



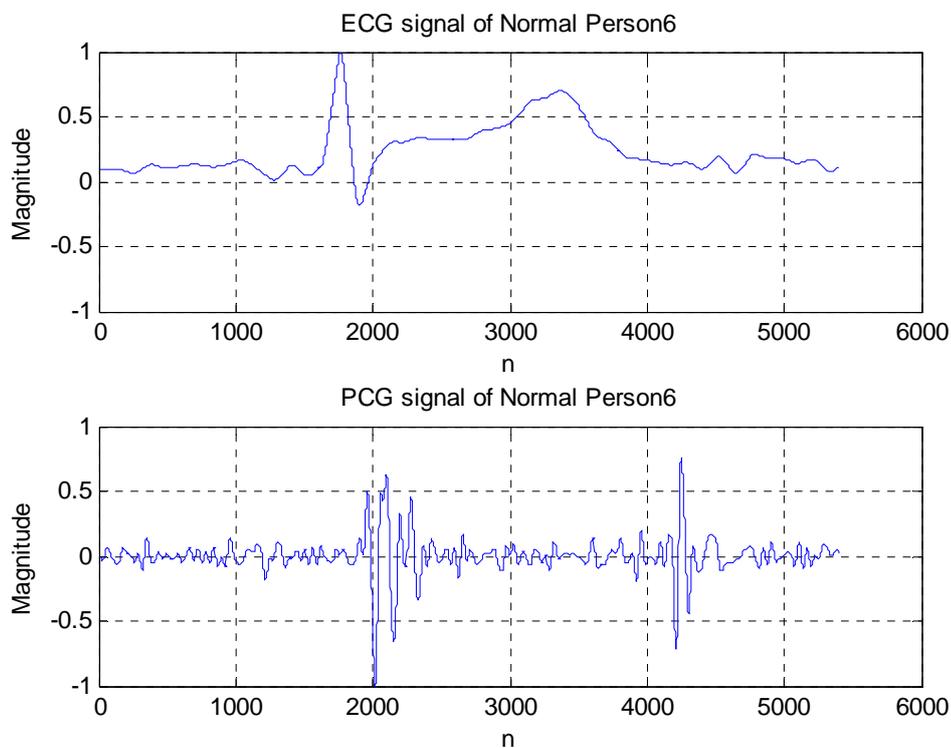
ภาพที่ ก-3 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนปกติคนที่ 3



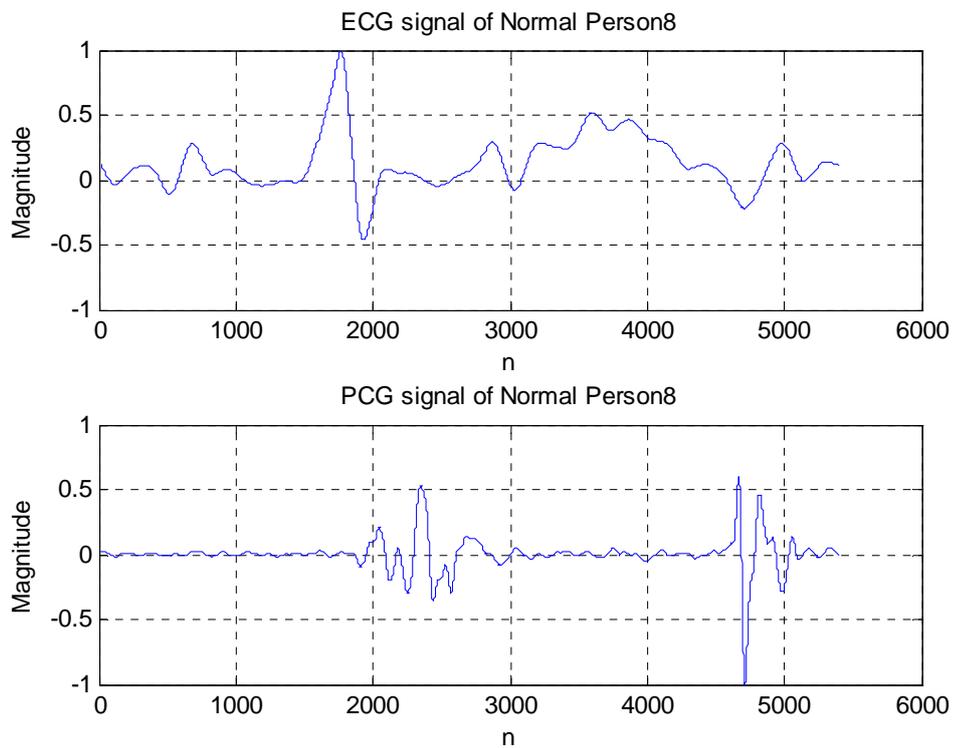
ภาพที่ ก-4 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนปกติคนที่ 4



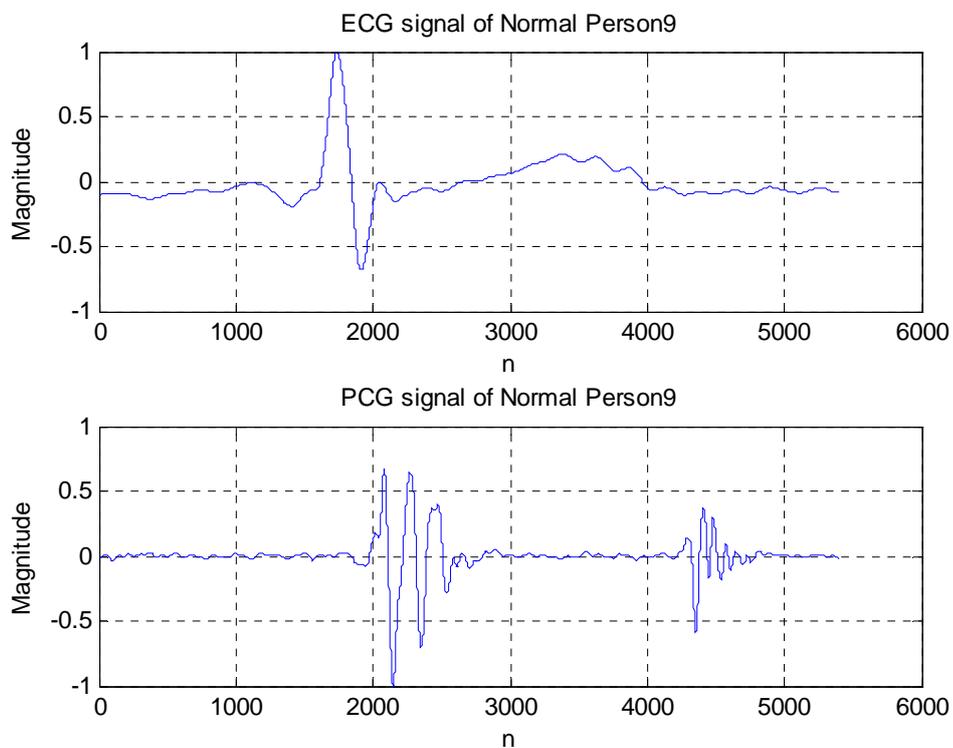
ภาพที่ ก-5 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนปกติคนที่ 5



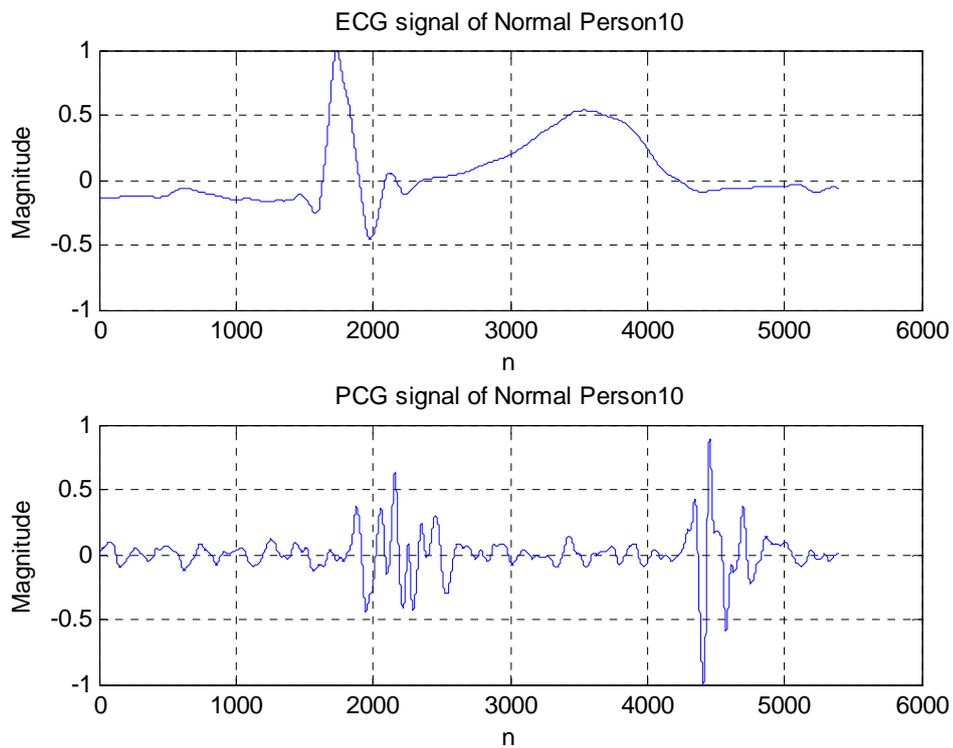
ภาพที่ ก-6 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนปกติคนที่ 6



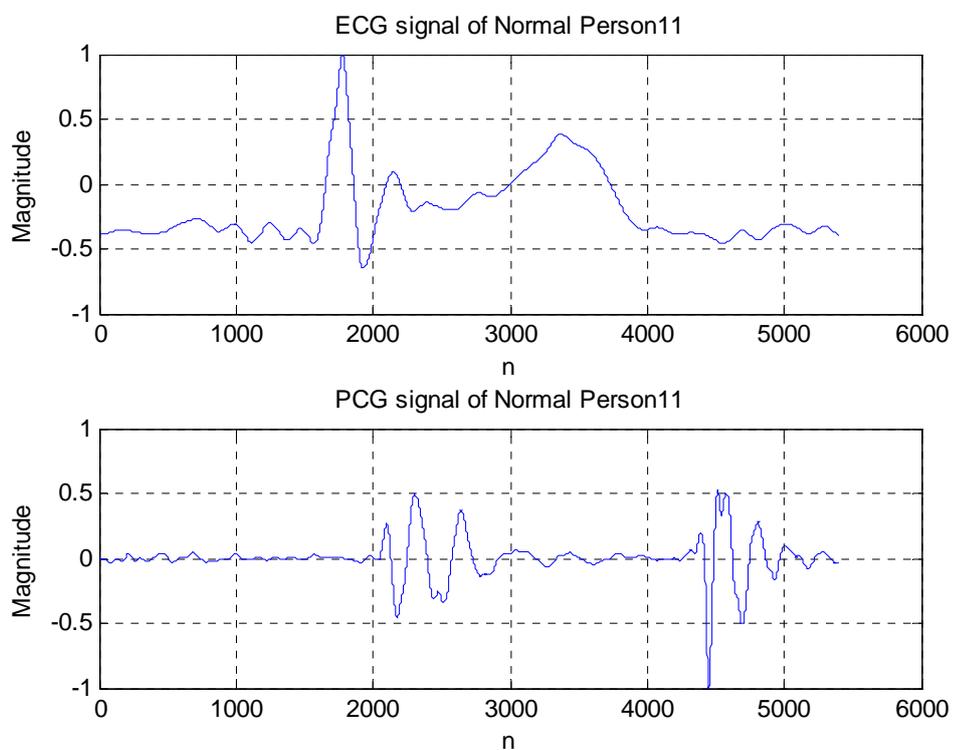
ภาพที่ ก-7 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนปกติคนที่ 7



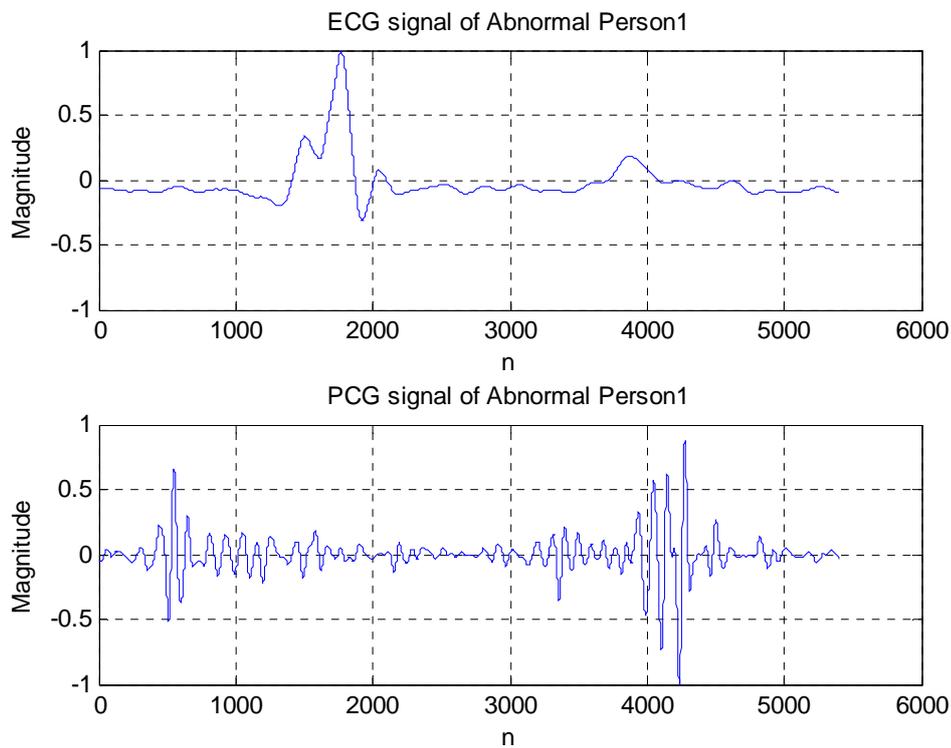
ภาพที่ ก-8 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนปกติคนที่ 8



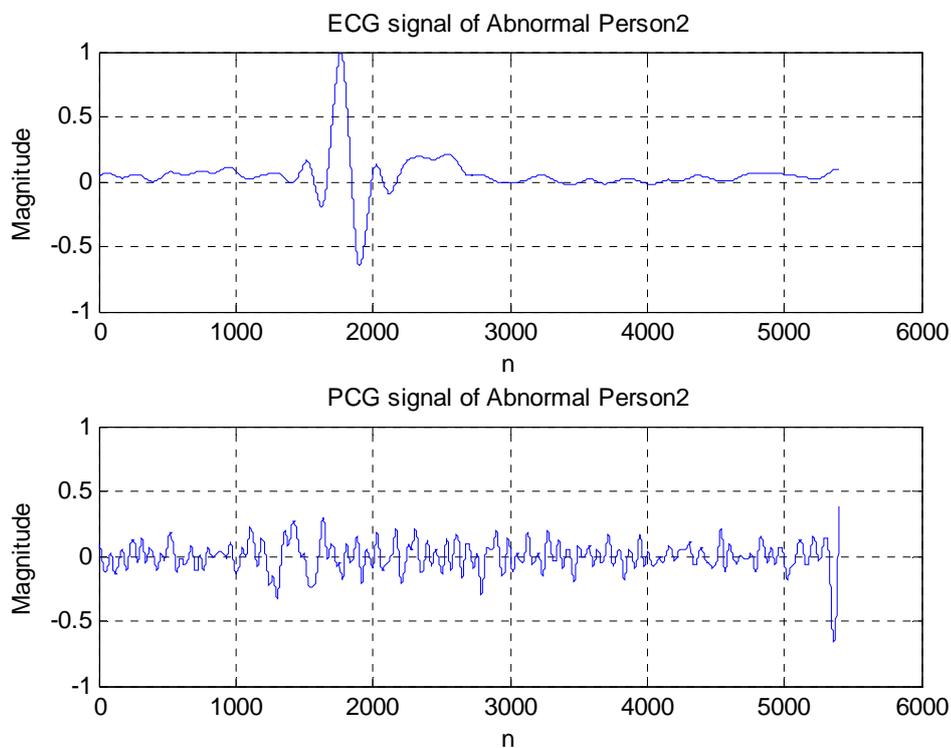
ภาพที่ ก-9 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนปกติคนที่ 9



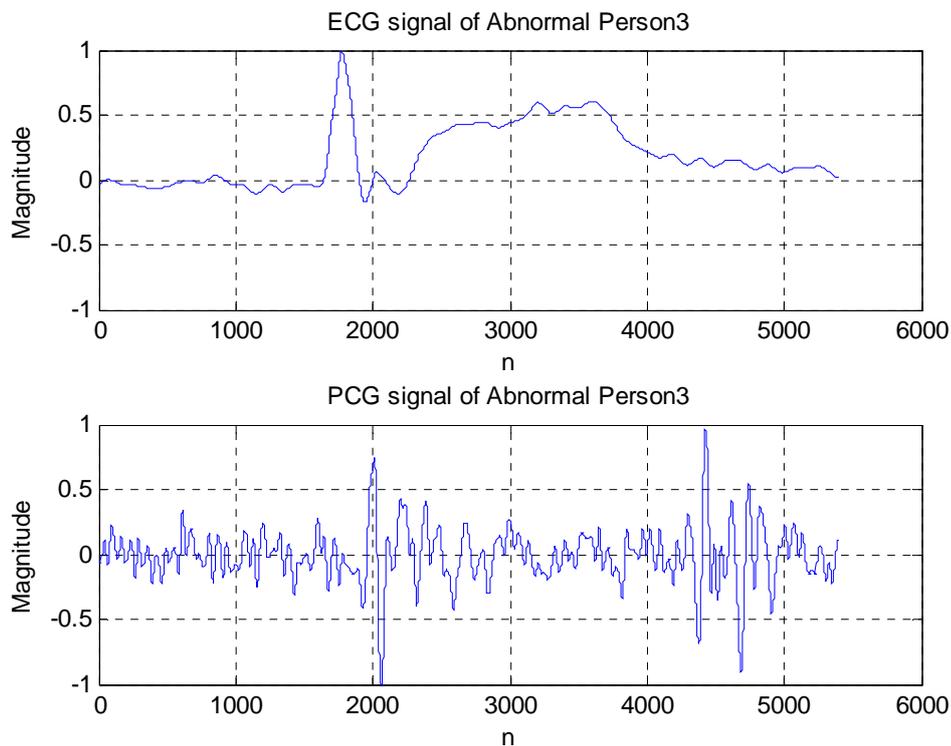
ภาพที่ ก-10 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนปกติคนที่ 10



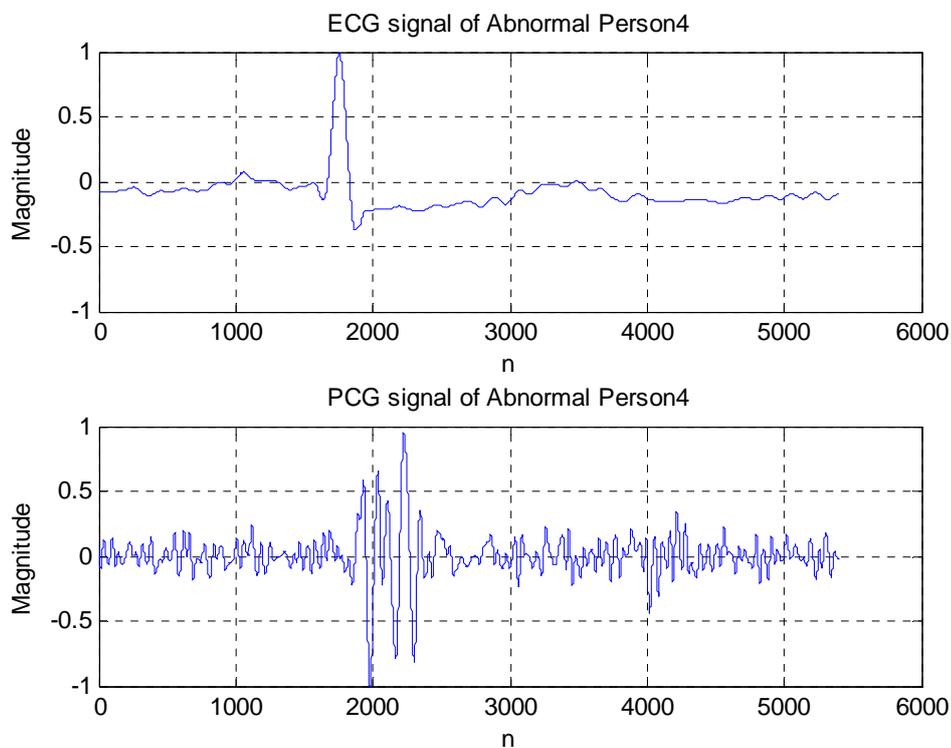
ภาพที่ ก-11 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนผิดปกติคนที่ 1



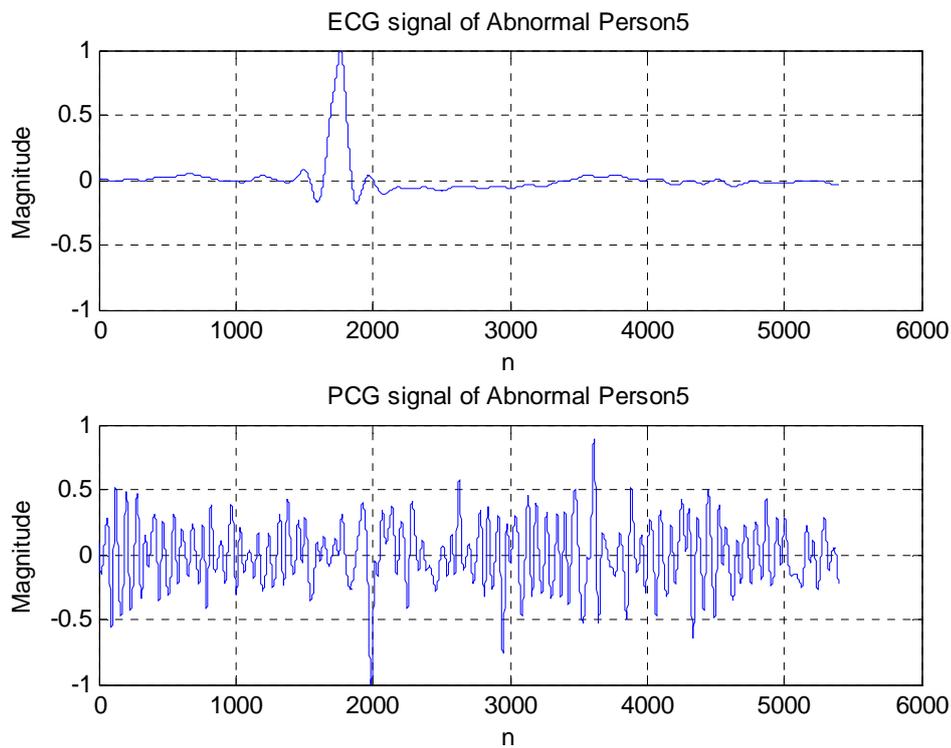
ภาพที่ ก-12 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนผิดปกติคนที่ 2



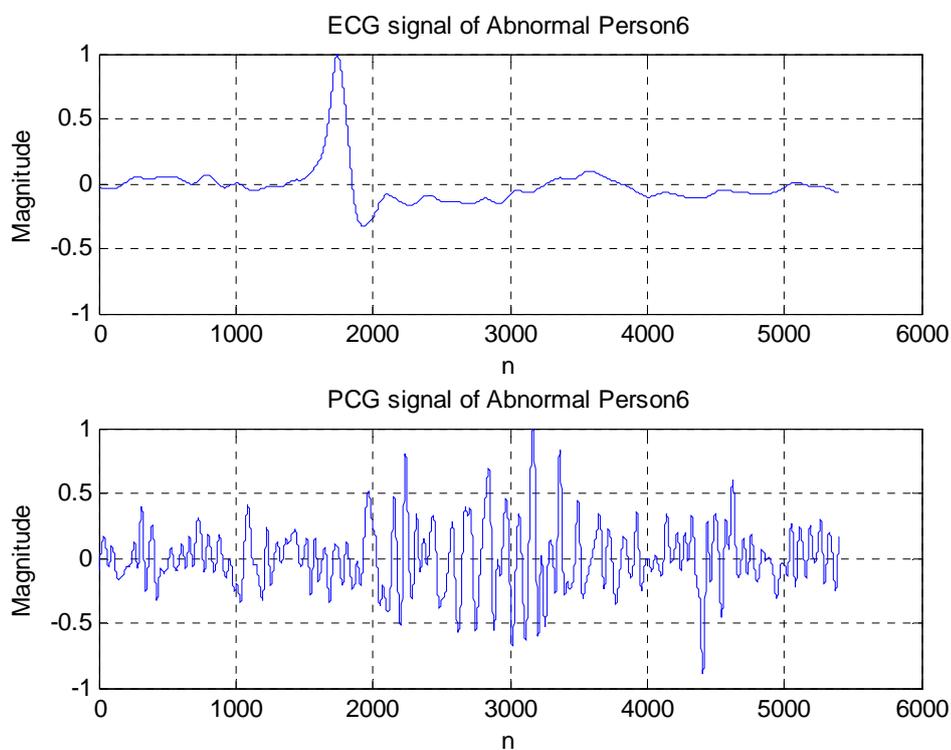
ภาพที่ ก-13 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนผิดปกติคนที่ 3



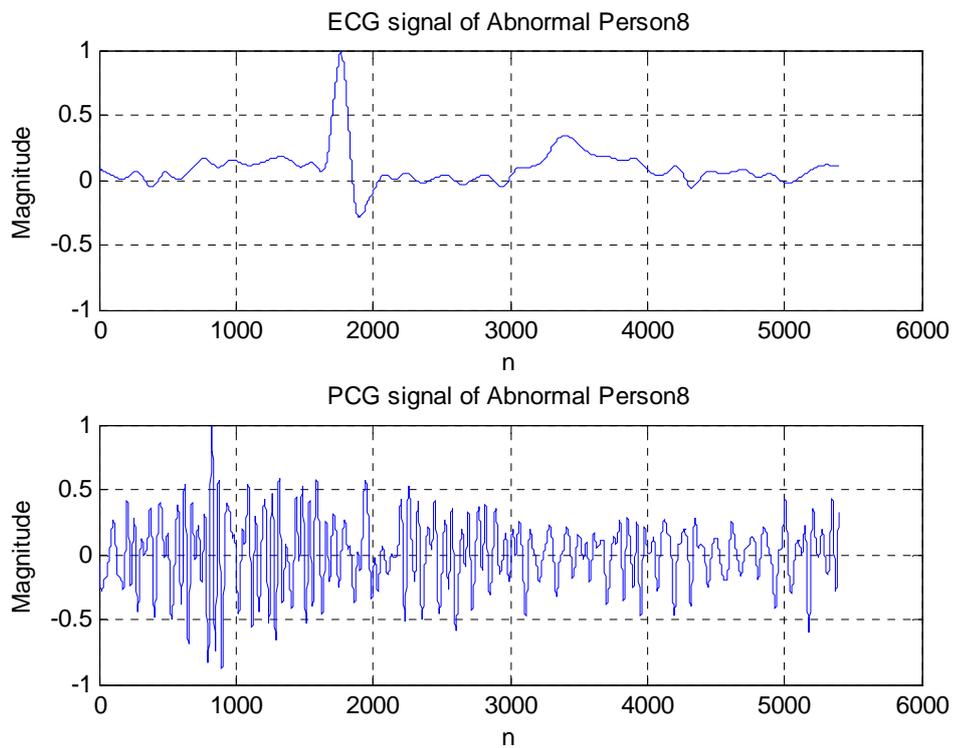
ภาพที่ ก-14 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนผิดปกติคนที่ 4



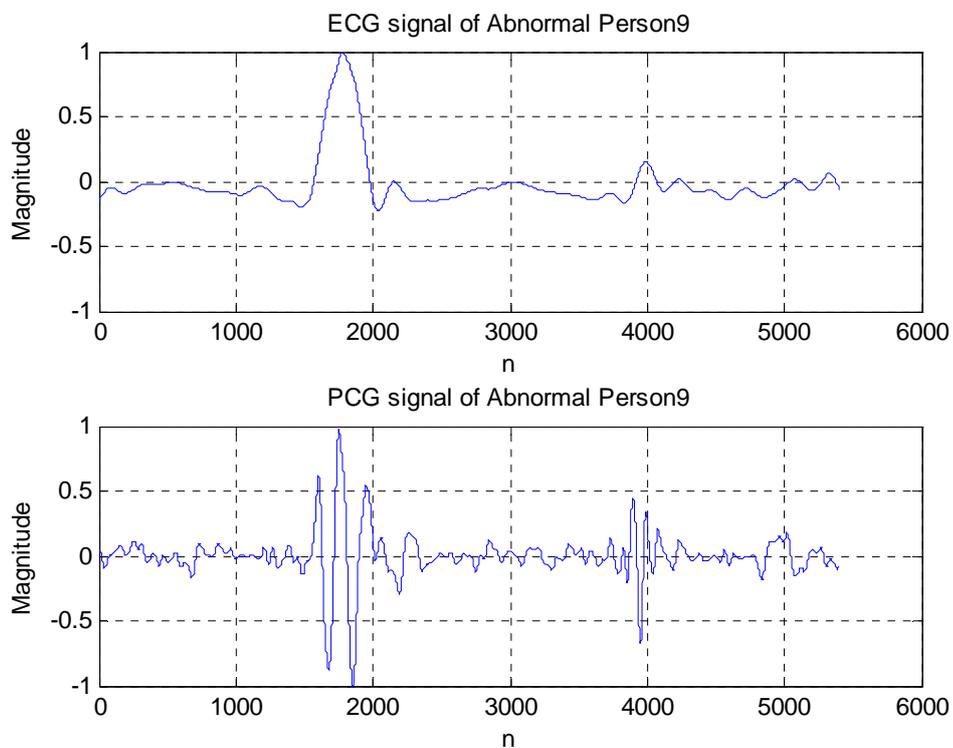
ภาพที่ ก-15 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนผิดปกติคนที่ 5



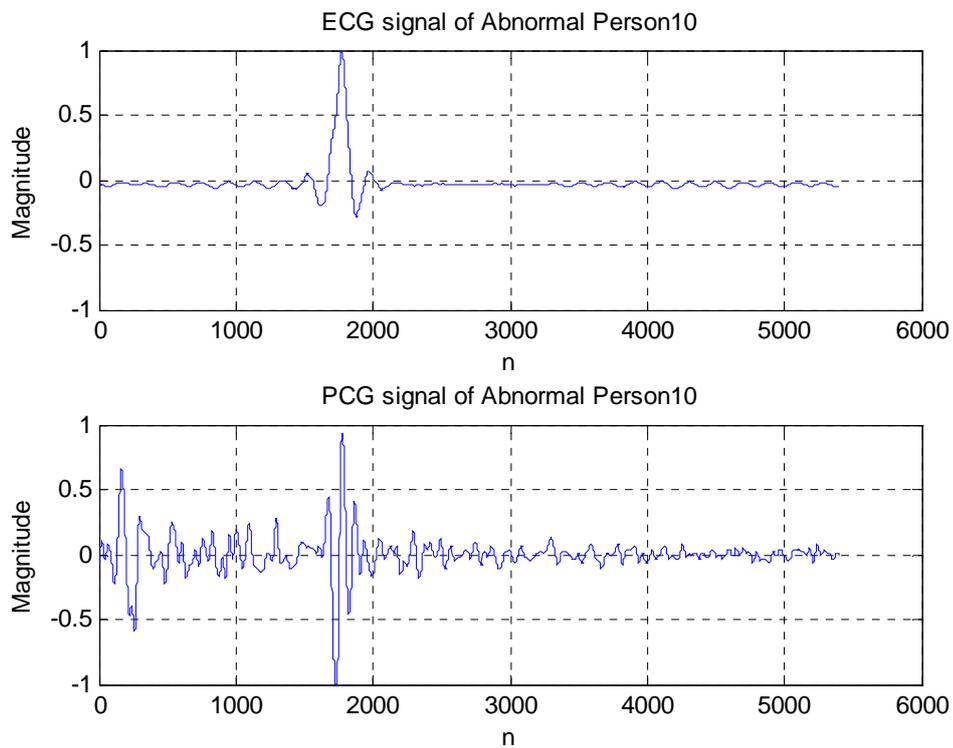
ภาพที่ ก-16 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนผิดปกติคนที่ 6



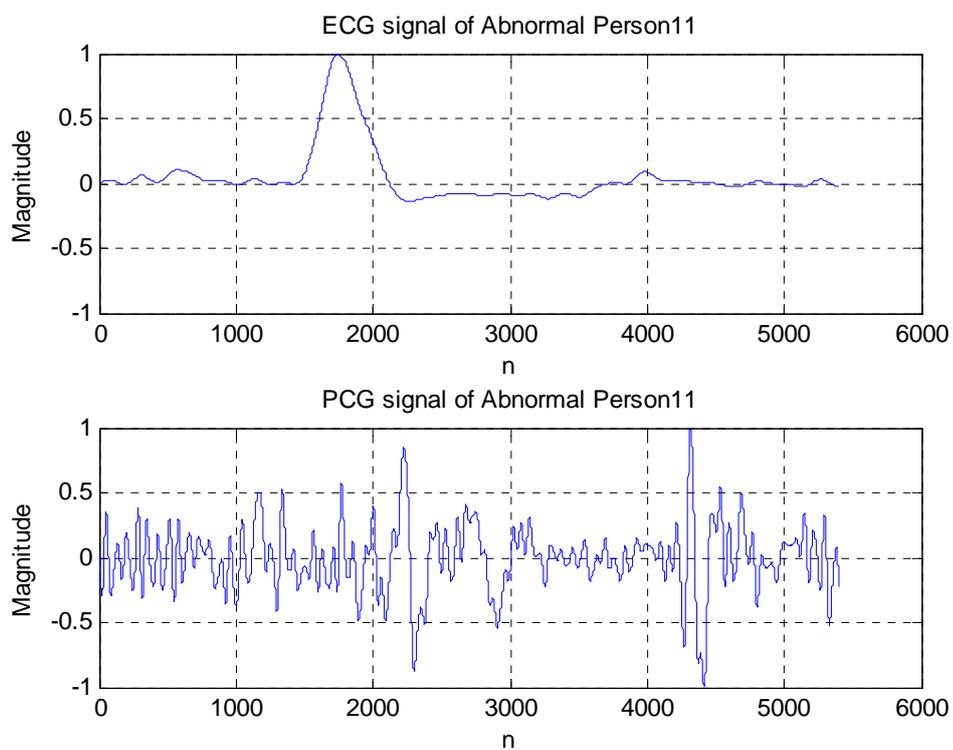
ภาพที่ ก-17 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนผิดปกติคนที่ 7



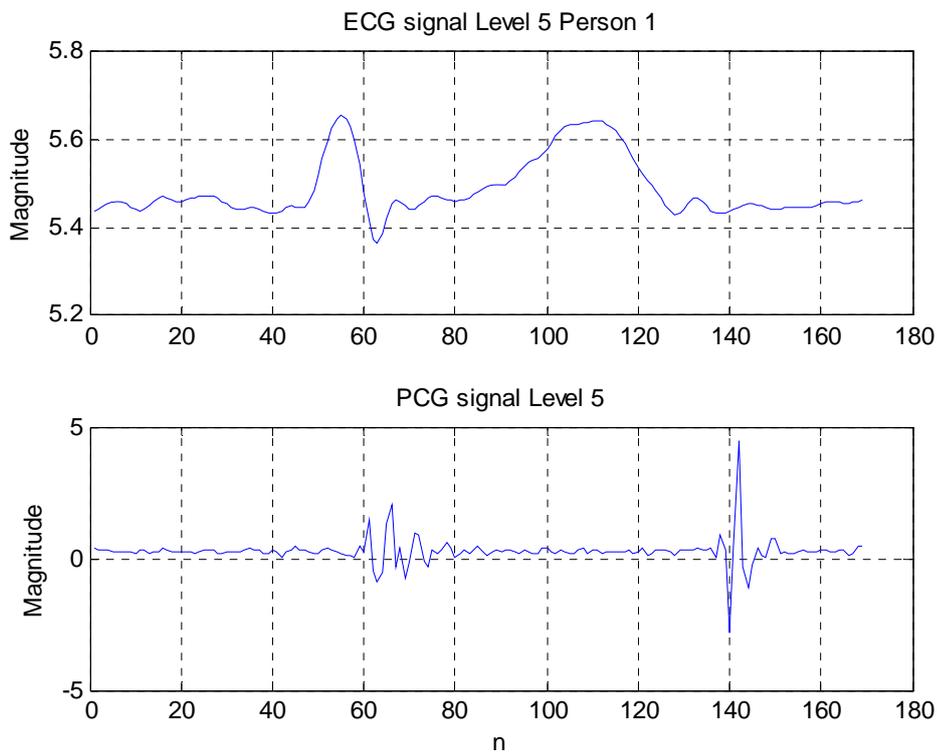
ภาพที่ ก-18 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนผิดปกติคนที่ 8



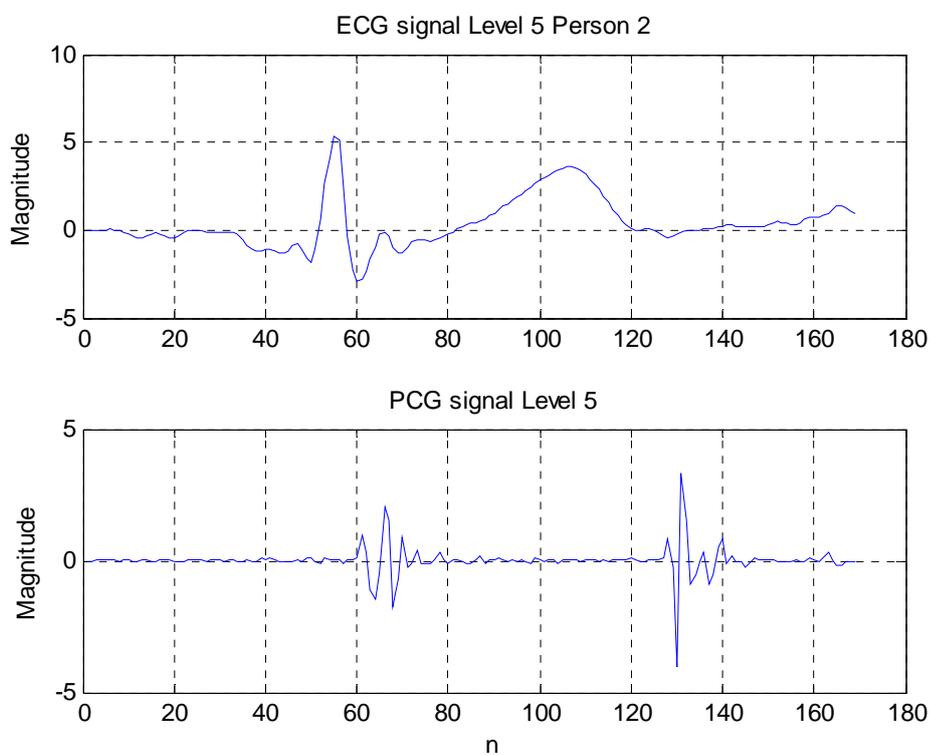
ภาพที่ ก-19 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนผิดปกติคนที่ 9



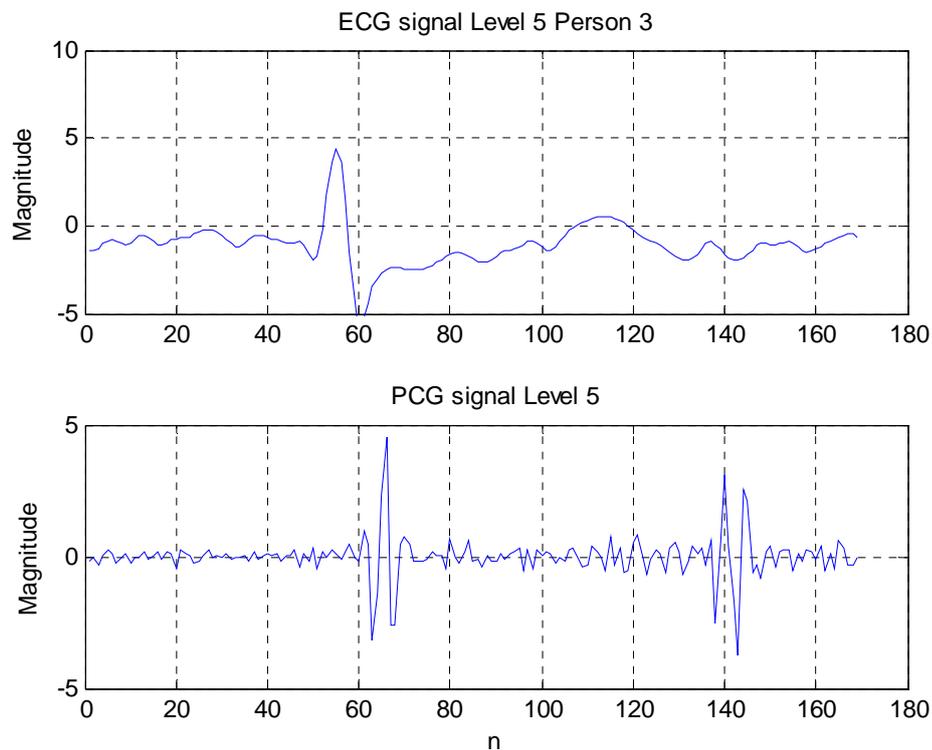
ภาพที่ ก-20 สัญญาณต้นแบบ ECG และ PCG ของคนผิดปกติคนที่ 10



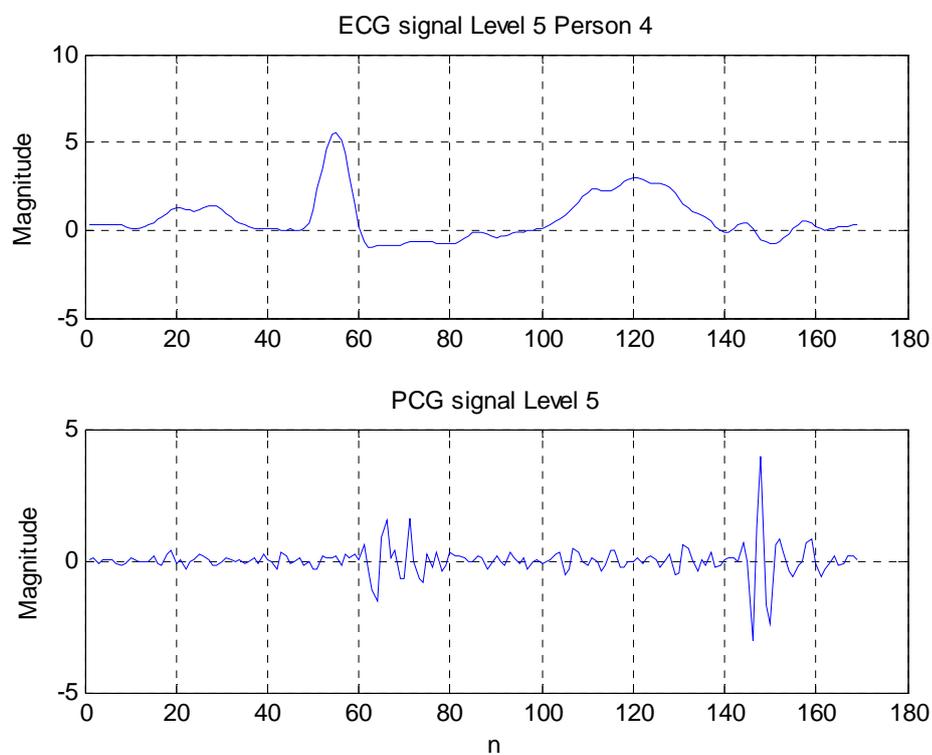
ภาพที่ ก-21 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเลตที่ระดับ 5 ของคนปกติคนที่ 1



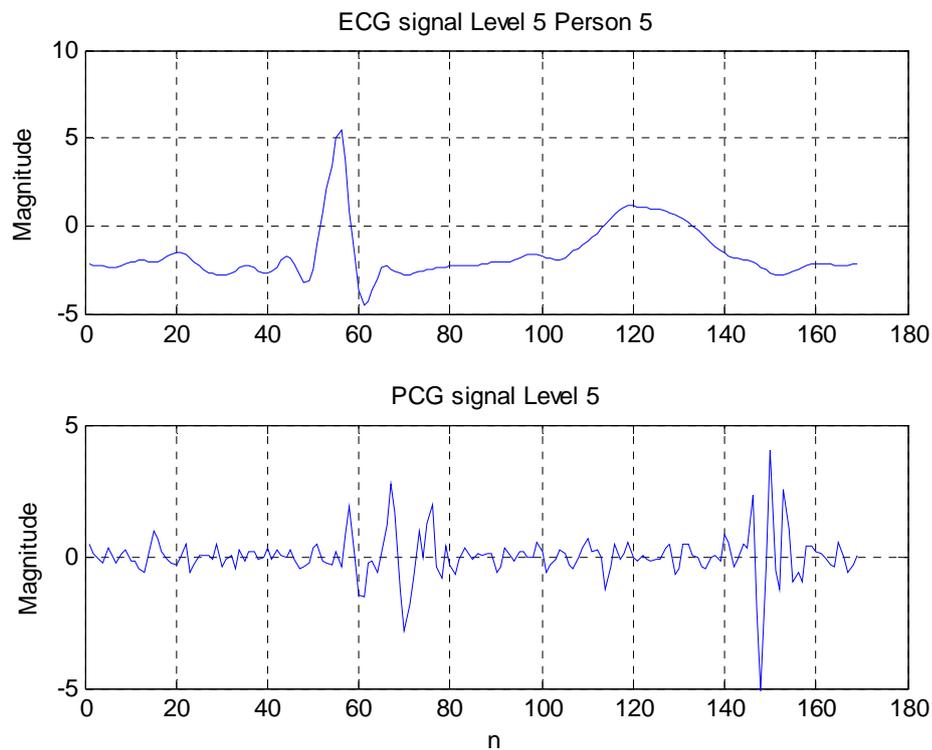
ภาพที่ ก-22 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเลตที่ระดับ 5 ของคนปกติคนที่ 2



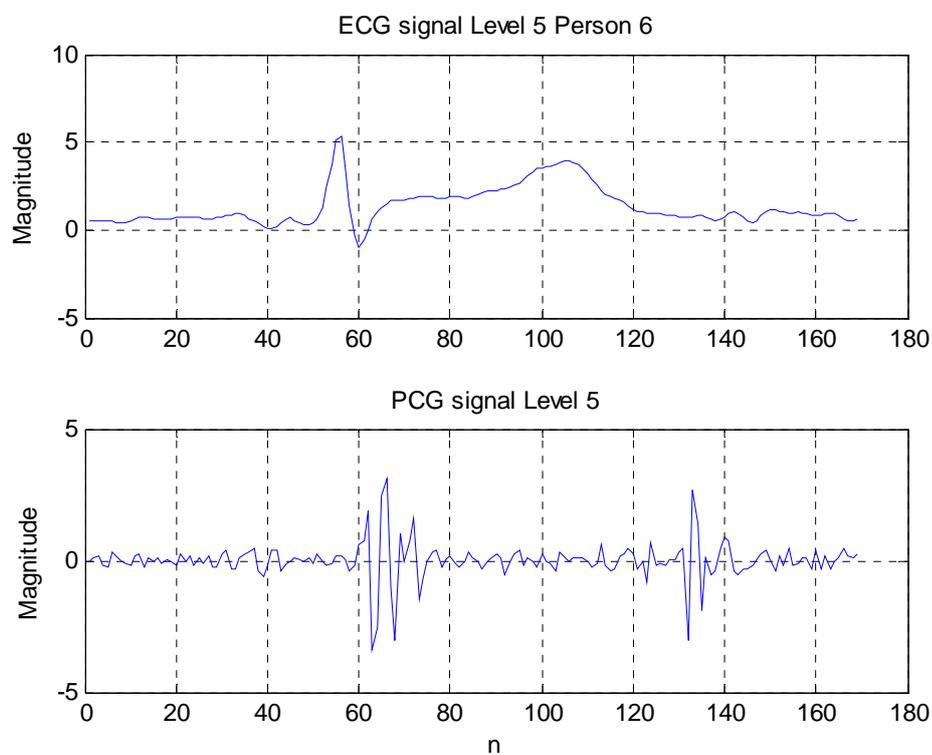
ภาพที่ ก-23 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเลตที่ระดับ 5 ของคนปกติคนที่ 3



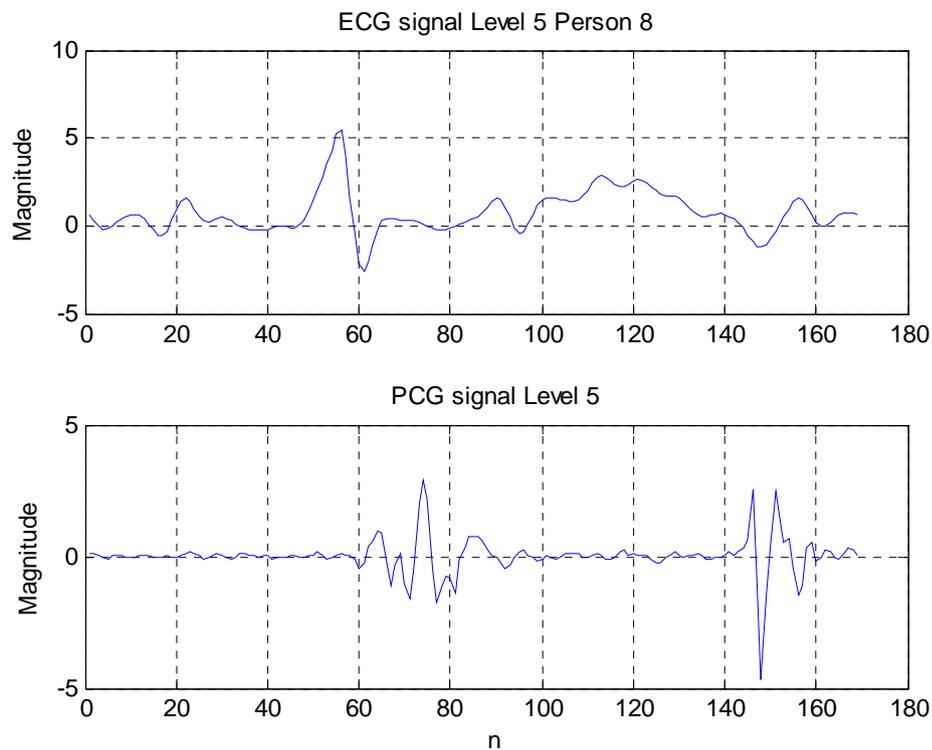
ภาพที่ ก-24 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเลตที่ระดับ 5 ของคนปกติคนที่ 4



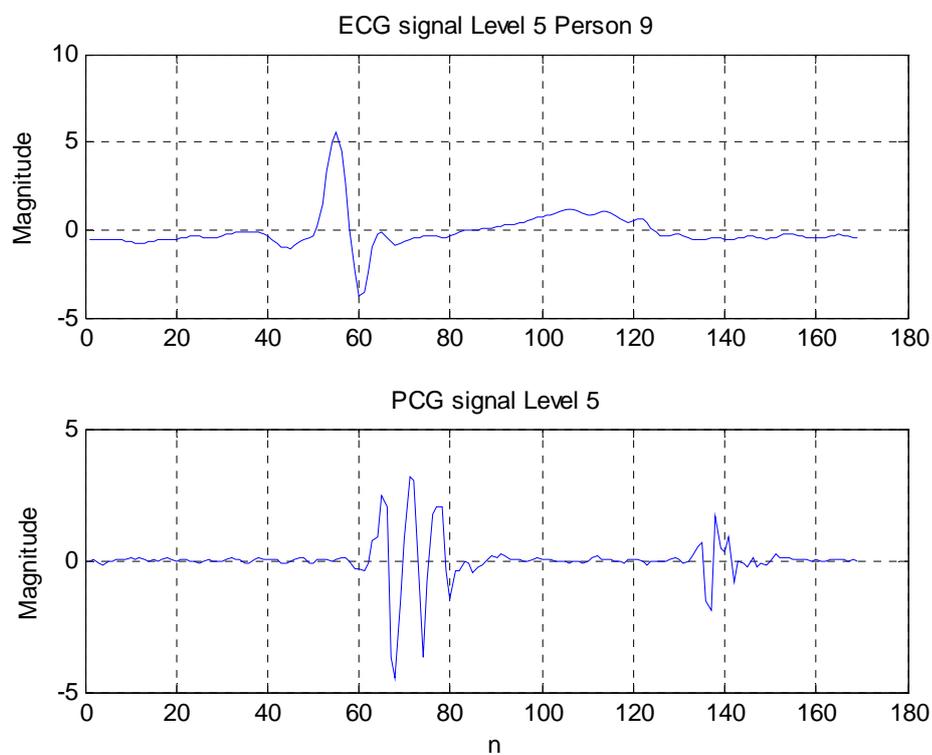
ภาพที่ ก-25 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเลตที่ระดับ 5 ของคนปกติคนที่ 5



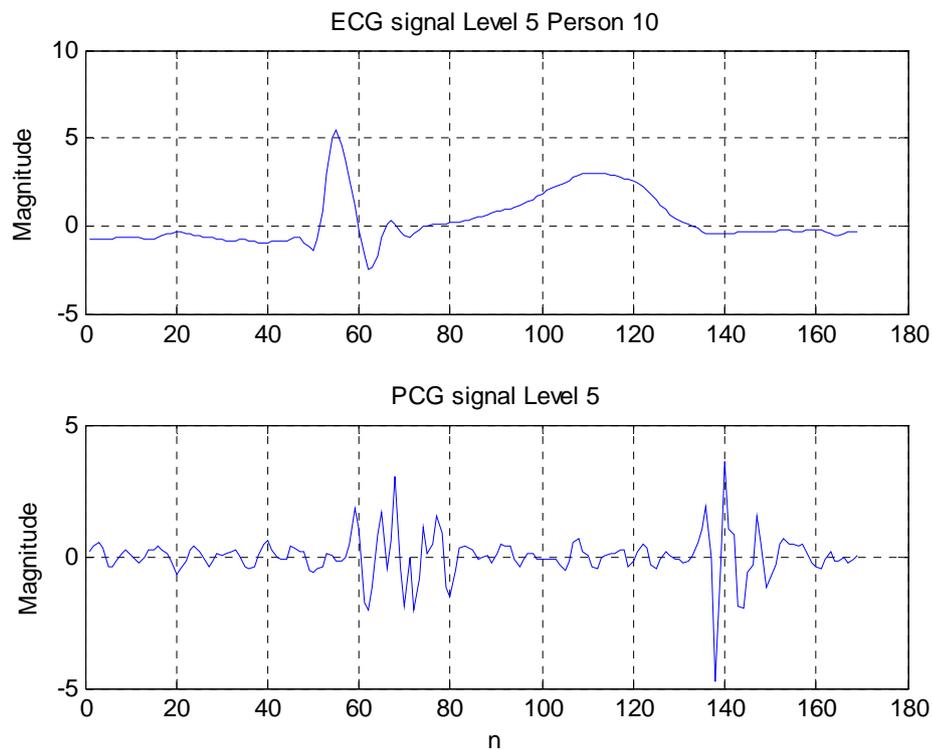
ภาพที่ ก-26 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเลตที่ระดับ 5 ของคนปกติคนที่ 6



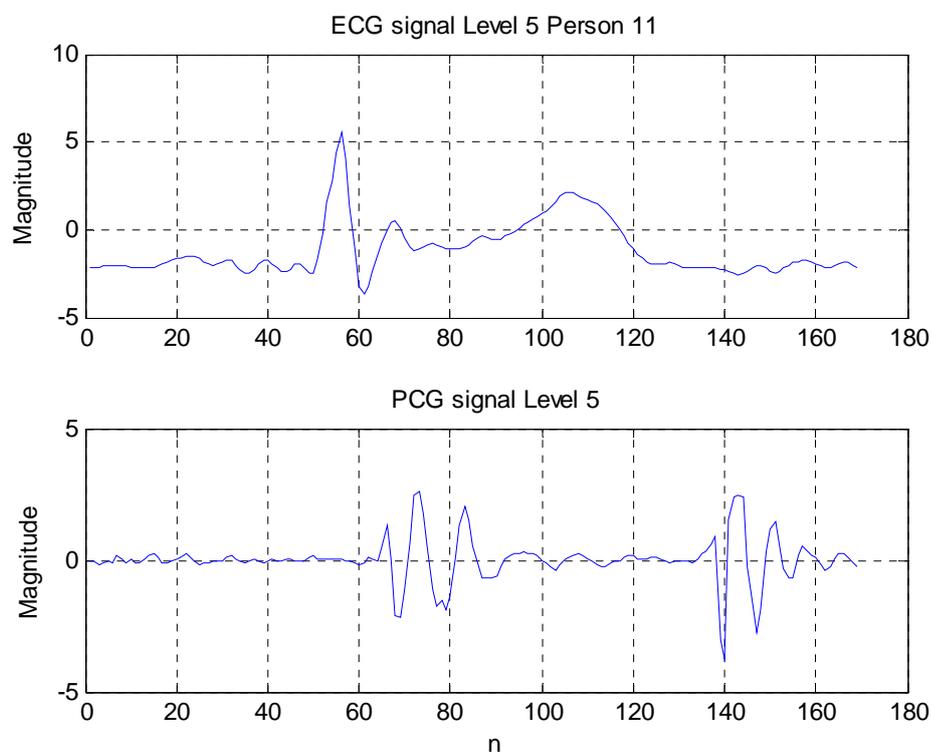
ภาพที่ ก-27 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเฉียดที่ระดับ 5 ของคนปกติคนที่ 7



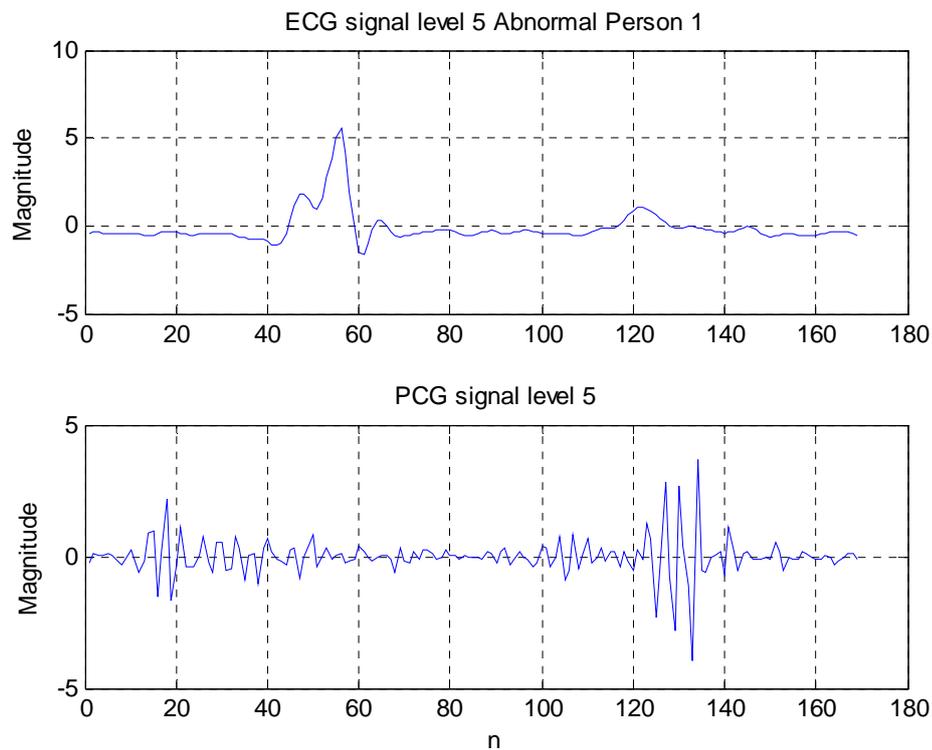
ภาพที่ ก-28 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเฉียดที่ระดับ 5 ของคนปกติคนที่ 8



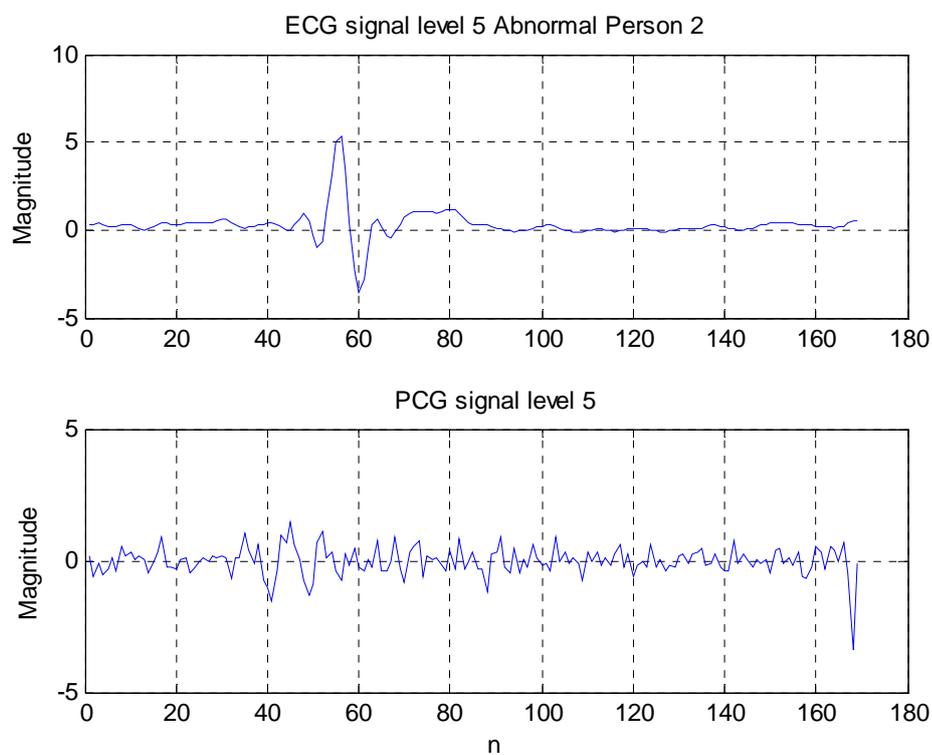
ภาพที่ ก-29 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเลตที่ระดับ 5 ของคนปกติคนที่ 9



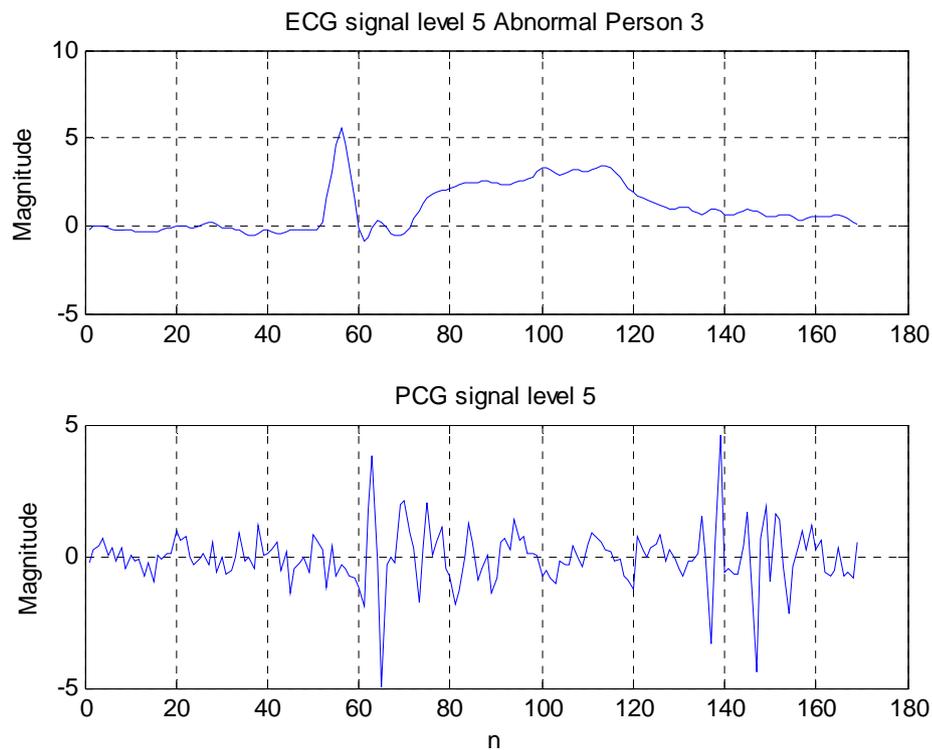
ภาพที่ ก-30 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเลตที่ระดับ 5 ของคนปกติคนที่ 10



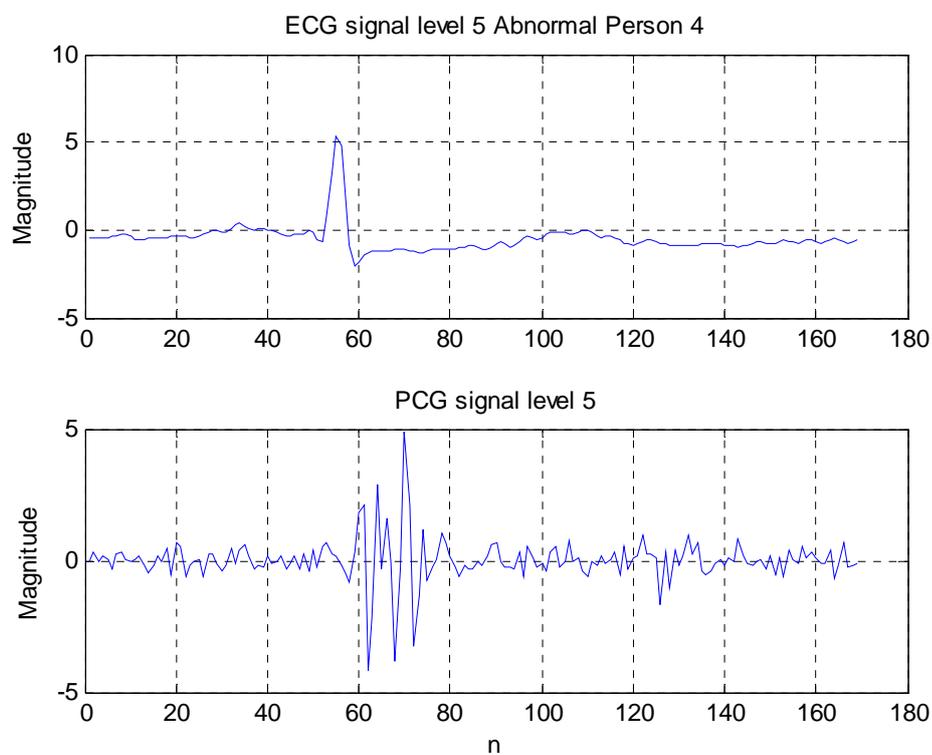
ภาพที่ ก-31 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเลตที่ระดับ 5 ของคนผิดปกติคนที่ 1



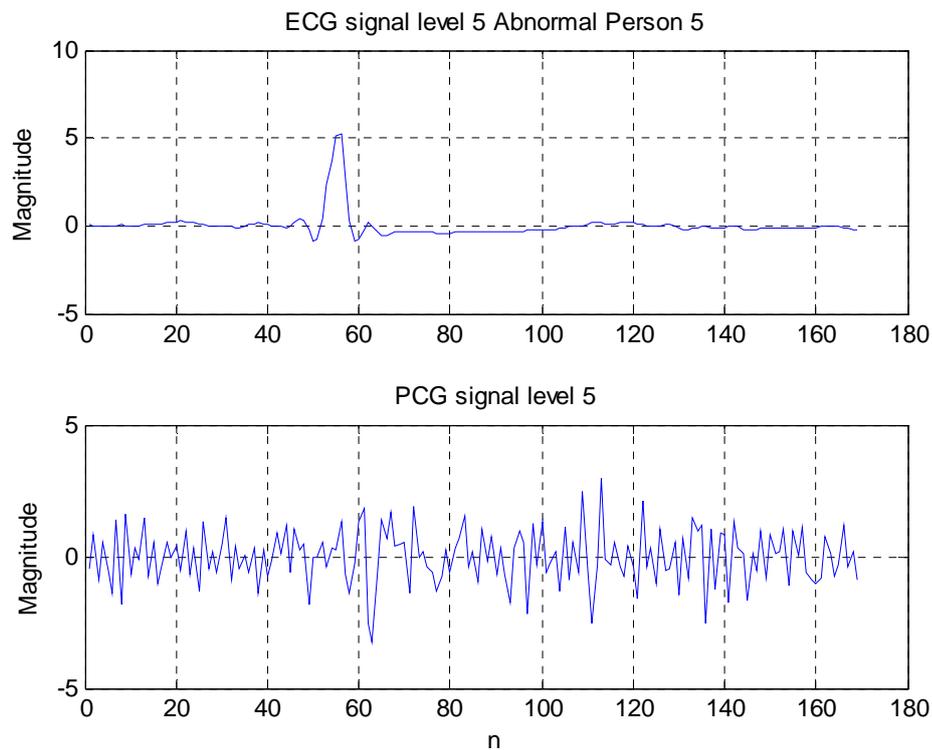
ภาพที่ ก-32 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเลตที่ระดับ 5 ของคนผิดปกติคนที่ 2



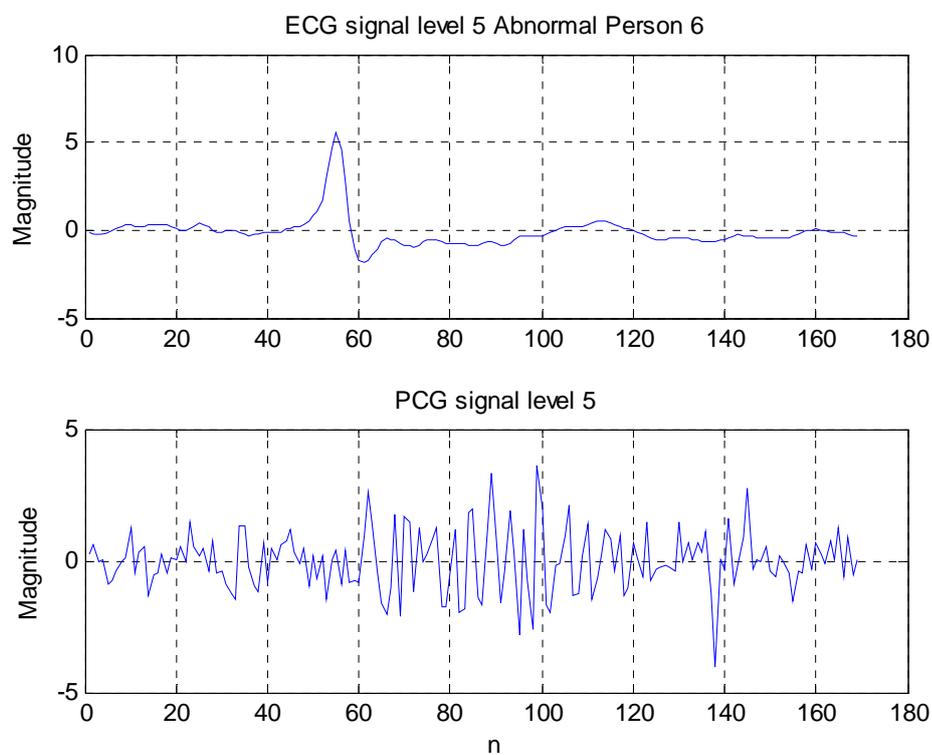
ภาพที่ ก-33 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเลตที่ระดับ 5 ของคนผิดปกติคนที่ 3



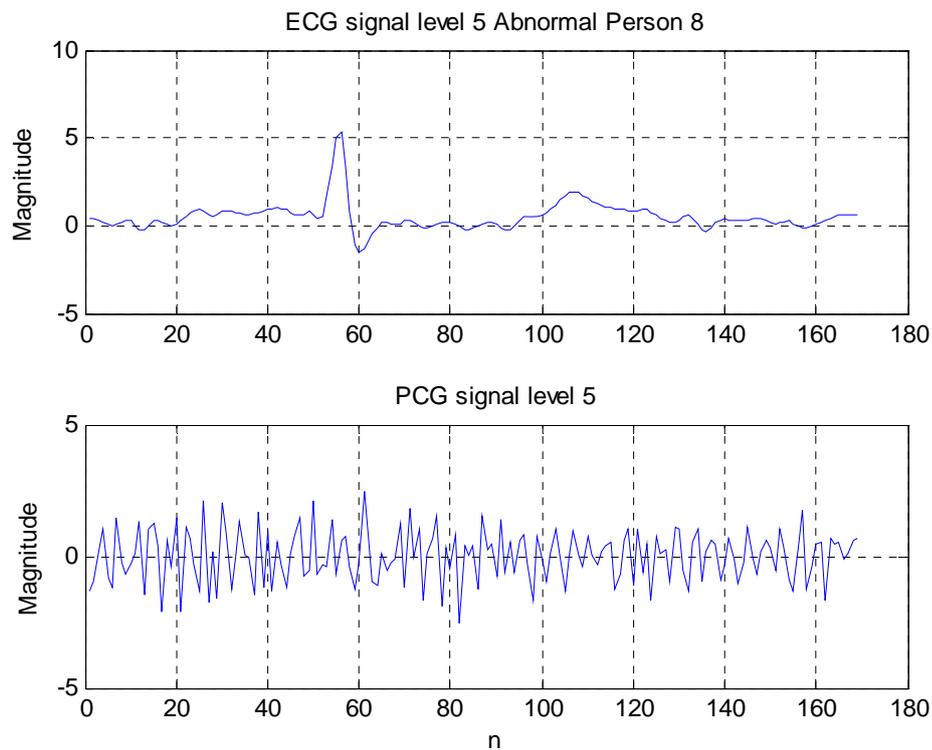
ภาพที่ ก-34 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเลตที่ระดับ 5 ของคนผิดปกติคนที่ 4



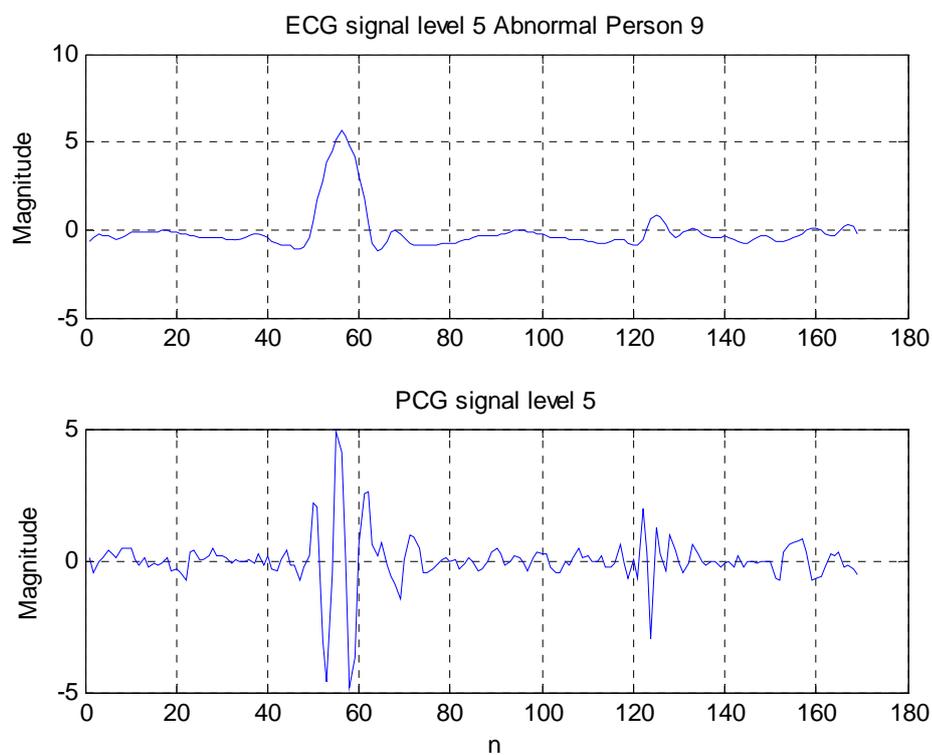
ภาพที่ ก-35 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเลตที่ระดับ 5 ของคนผิดปกติคนที่ 5



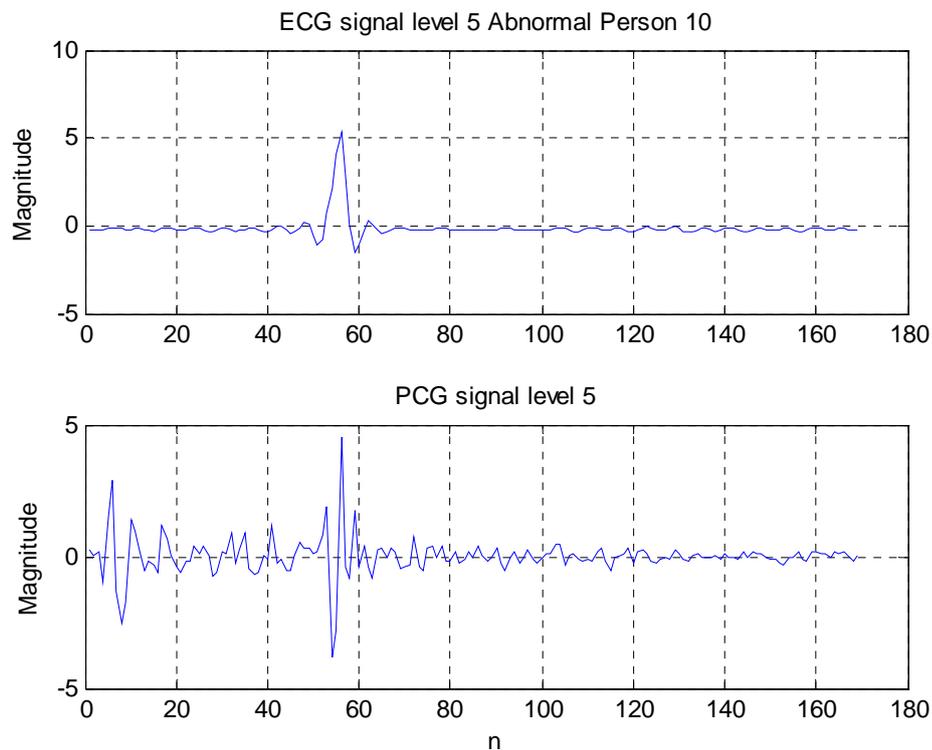
ภาพที่ ก-36 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเลตที่ระดับ 5 ของคนผิดปกติคนที่ 6



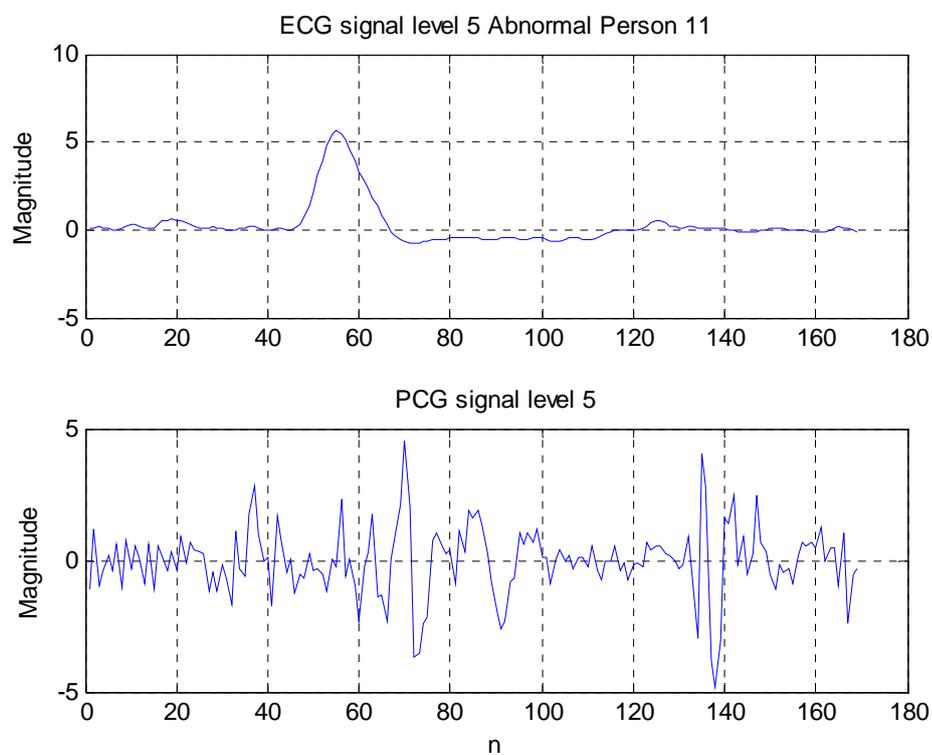
ภาพที่ ก-37 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเลตที่ระดับ 5 ของคนผิดปกติคนที่ 7



ภาพที่ ก-38 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเลตที่ระดับ 5 ของคนผิดปกติคนที่ 8



ภาพที่ ก-39 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเลตที่ระดับ 5 ของคนผิดปกติคนที่ 9



ภาพที่ ก-40 สัญญาณ ECG และ PCG ที่ผ่านการแปลงเวฟเลตที่ระดับ 5 ของคนผิดปกติคนที่ 10

ประวัติผู้วิจัย

ชื่อ : นางสาวภาณี น้อยยิ่ง
ชื่อวิทยานิพนธ์ : การสร้างแบบจำลองความสัมพันธ์ทางเวลาระหว่างสัญญาณ ECG และ PCG โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม
สาขาวิชา : วิศวกรรมไฟฟ้า

ประวัติ

ประวัติส่วนตัวเกิดวันที่ 11 กรกฎาคม พ.ศ.2521 ที่จังหวัดราชบุรี ปัจจุบันอาศัยอยู่ที่บ้านเลขที่ 852/39 หมู่บ้านเนรมิตรนิเวศน์ ซอยเขมาเนรมิตร 36 แขวงบางซื่อ เขตบางซื่อ กรุงเทพฯ 10800

ประวัติการศึกษา สำเร็จการศึกษาระดับประกาศนียบัตรวิชาชีพ สาขาวิชาอิเล็กทรอนิกส์ จากวิทยาลัยเทคนิคราชบุรี เมื่อปี พ.ศ. 2539 และสำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรี สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า จากภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ เมื่อปี พ.ศ. 2544

ประวัติการทำงาน เริ่มทำงานเมื่อ พ.ศ. 2545 จนถึงปัจจุบันในตำแหน่งอาจารย์พิเศษที่หน่วยการศึกษา ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ