

ระบบการจำแนกบุคคลโดยโดเมนความถี่ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

HUMAN IDENTIFICATION SYSTEM BASED FREQUENCY DOMAIN
OF ECG SIGNAL

สุขรักษ์ แซ่เจีย
SUKKHARAK SAECHIA

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2550

HMRTL-2307-EM-M-010-011

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

ระบบการจำแนกบุคคลโดยโดเมนความถี่ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

HUMAN IDENTIFICATION SYSTEM BASED FREQUENCY DOMAIN
OF ECG SIGNAL



สุขรักษ์ แซ่เจี้ย

SUKKHARAK SAECHIA

เลขหมู่.....
เลขทะเบียน..... 76743
วัน,เดือน,ปี..... - 6 S.ค. 2550

b. 11848221
i.

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ.2550

KMITL-2007-EN-M-010-011

**HUMAN IDENTIFICATION SYSTEM BASED FREQUENCY
DOMAIN OF ECG SIGNAL**

SUKKHARARK SAECHIA

**A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING IN TELECOMMUNICATIONS ENGINEERING
SCHOOL OF GRADUATE STUDIES
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**

2007

KMITL-2007-EN-M-010-011

COPYRIGHT 2007

SCHOOL OF GRADUATE STUDIES

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

บัณฑิตวิทยาลัย
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ใบรับรองวิทยานิพนธ์

หัวข้อวิทยานิพนธ์ ระบบการจำแนกบุคคลโดยโดเมนความถี่ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ
Human Identification System Based Frequency Domain of ECG Signal

นักศึกษา นายสุชรักษ์ แซ่เจี๋ย

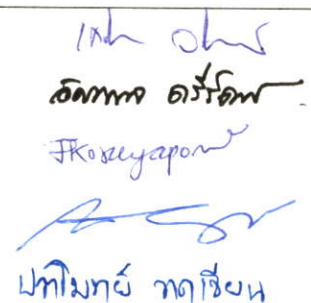
รหัสประจำตัว 48060928

ปริญญา วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชา วิศวกรรมโทรคมนาคม

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ รศ.ดร.ปราโมทย์ วาดเขียน

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม ผศ.ดร.จิรัสสุดา โกษียาภรณ์

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์		ลายมือชื่อ
ผศ.เกรียงไกร	วงศ์โรจนภรณ์	
ผศ.อักรพล	ตรีรัตน์	
ผศ.ดร.จิรัสสุดา	โกษียาภรณ์	
ผศ.ดร.พีระพล	บุวภูษิตานนท์	
รศ.ดร.ปราโมทย์	วาดเขียน	

วัน/เดือน/ปี ที่สอบ 24 กรกฎาคม 2550 เวลา 14.00-16.00 น.

สถานที่สอบ ณ อาคาร 12 ชั้น ชั้น 4 (ห้อง E12-403)


บัณฑิตวิทยาลัยรับรองแล้ว
(รศ.ดร.จารุวัตร เจริญสุข)
คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

วันที่.....๑๐.....เดือน.....กันยายน.....พ.ศ. ๒๕๕๐.....

หัวข้อวิทยานิพนธ์	ระบบการจำแนกบุคคลโดยโดเมนความถี่ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ
นักศึกษา	นายสุชรักษ์ แซ่เจี๋ย
รหัสนักศึกษา	48060928
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมโทรคมนาคม
พ.ศ.	2550
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	รศ.ดร. ปราโมทย์ วาดเขียน
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม	ดร.จิรสุตา โกษียาภรณ์

บทคัดย่อ

ในบทความนี้ได้นำเสนอการจำแนกบุคคลแนวใหม่โดยใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ โดยใช้หลักการพิจารณาว่าหัวใจของแต่ละบุคคลเป็นเสมือนระบบที่ทำงานหลักเหมือนกันแต่มีส่วนรายละเอียดที่แตกต่างกัน ซึ่งมีสัญญาณหัวใจเป็นเสมือนผลตอบสนองอิมพัลส์ของระบบ โดยสัญญาณหัวใจที่ได้จากการบันทึกจะถูกปรับให้ค่าอยู่ในอัตราการเดินมาตรฐาน 80 ครั้งต่อนาที วิธีการแปลงฟูเรียร์จะถูกนำมาใช้เพื่อดึงลักษณะเด่นที่มีอยู่ในโดเมนความถี่ของสัญญาณหัวใจ 1 คาบสัญญาณซึ่งประกอบไปด้วย 3 ส่วน คือ P - wave, QRS - wave และ T - wave นอกจากนี้แล้วยังใช้วิธีการดึงลักษณะเด่นในโดเมนความถี่ของสัญญาณที่มีอยู่ในแต่ละส่วนของ P - wave, QRS-wave และ T - wave ด้วย ซึ่งลักษณะเด่นเหล่านี้จะนำมาผ่านกระบวนการเรียนรู้ด้วยนิวรอลเน็ตเวิร์คเพื่อทำการตัดสินใจแยกแยะตัวบุคคล ผลที่ได้พบว่าการแบ่งสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจออกเป็น 3 ส่วนของสัญญาณมีประสิทธิภาพในการแยกแยะได้ดีกว่าการใช้สัญญาณทั้ง 1 คาบ

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จได้อย่างดี ด้วยคำแนะนำ และคำปรึกษาจาก รศ.ดร. ปราโมทย์ วาดเขียน และดร.จิรัสสา โกษียาภรณ์ ซึ่งเป็นอาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ ข้าพเจ้ารู้สึกทราบบ้างในความอนุเคราะห์จากท่านอาจารย์ทั้งสองท่าน และขอขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

ขอกราบพระคุณคณาจารย์ภาควิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ทุก ๆ ท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาให้กับข้าพเจ้า

ขอขอบคุณคุณวุฒ สุ พันไพศาล และพี่ๆ น้องๆ ในภาควิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบังทุกคน ที่ให้คำแนะนำและความช่วยเหลือ ในการทำวิจัย, การศึกษา, และการทดลอง

ขอขอบคุณบัณฑิตศึกษาและบัณฑิตวิทยาลัย คณะวิศวกรรมศาสตร์ที่ช่วยอำนวยความสะดวกเรื่องอุปกรณ์การเรียนและการนำเสนอวิทยานิพนธ์

สุดท้ายนี้ข้าพเจ้าขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา และครอบครัวของข้าพเจ้าที่เป็นกำลังใจ และให้การสนับสนุนในทุกเรื่องๆ ทำให้ข้าพเจ้าสามารถทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงด้วยดี

คุณค่าและประโยชน์อันพึงมาจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอบแต่ผู้มีพระคุณทุกท่าน

สุชรักษ์ แซ่เจ็ย

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VIII
สารบัญรูป.....	IX
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	1
1.3 สมมติฐานของการศึกษา.....	2
1.4 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย.....	2
1.5 ขอบเขตการวิจัย.....	5
1.6 ขั้นตอนการศึกษา.....	5
บทที่ 2 หลักการทำงานของหัวใจ และสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ.....	6
2.1 กล่าวนำ.....	6
2.2 ลักษณะกายวิภาคของหัวใจ.....	6
2.2.1 เยื่อหุ้มหัวใจ.....	7
2.2.2 หลอดเลือดหัวใจ.....	7
2.2.3 กล้ามเนื้อหัวใจ.....	7
2.2.4 ลิ้นหัวใจ และ ผนังห้องหัวใจ.....	8
2.3 คุณสมบัติการทำงานของหัวใจ.....	8
2.4 ลักษณะการทำงานเชิงกลของหัวใจ (Mechanical Operation of Heart).....	9
2.5 วัฏจักรการทำงานของหัวใจ (Cardiac cycle)	11
2.4.1 Atrial systole	11
2.4.2 Ventricular systole	11
2.4.3 Ventricular diastole	11

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
2.6 คลื่นไฟฟ้าหัวใจ.....	12
2.6.1 การเกิดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ.....	12
2.6.2 รูปร่างลักษณะของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ.....	14
2.6.3 การวัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ.....	15
2.7 การปรับอัตราการเดินของหัวใจ	18
2.8 Neural network.....	20
2.8.1 ส่วนประกอบของ Neurons	20
2.8.2 Neural Model	21
2.8.3 Network Architectures.....	24
2.8.4 Perceptron Learning Rule.....	25
2.8.4.1 Learning Rule.....	26
2.8.4.2 Perceptron Architecture.....	27
บทที่ 3 การจำแนกบุคคลโดยโดเมนความถี่ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ.....	31
3.1 กล่าวนำ.....	31
3.2 หลักการ.....	32
3.3 ขั้นตอนการประมวลผล.....	32
3.4 การเก็บสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ.....	34
3.4.1 การกำจัดสัญญาณรบกวนด้วยการแปลงเวฟเลท.....	34
3.4.2 การกำจัดค่าเฉลี่ยไฟตรง.....	34
3.4.3 การนอร์มอลไลซ์ทางขนาดของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ.....	35
3.4.4 การปรับอัตราการเดินของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ.....	35
3.5 การนอร์มอลไลซ์ทางขนาดของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ และการปรับอัตราการ เดินของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ.....	36
3.6 การวิเคราะห์ Discrete Fourier Transform ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้า หัวใจ.....	37

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
บทที่ 4 ผลการทดลองและการวิเคราะห์.....	38
4.1 กล่าวนำ.....	38
4.2 ตารางแสดงผลการจำแนกบุคคลโดยใช้ นิวรอลเน็ตเวิร์คของแต่ละบุคคลที่ถูกนำมา จำแนก.....	44
4.3 ผลของการ Training สัญญาณของนิวรอลเน็ตเวิร์ค เมื่อสัญญาณขาเข้าเป็นสัญญาณ คลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้ง 1 คาบสัญญาณของแต่ละบุคคลที่ถูกนำมาทำการจำแนก.....	54
4.4 ผลของการ Training สัญญาณของนิวรอลเน็ตเวิร์ค เมื่อสัญญาณขาเข้าเป็นสัญญาณ คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ถูกแบ่งออกเป็นสามสัญญาณย่อยๆ ของแต่ละบุคคลที่ถูกนำมาทำ การจำแนก.....	59
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ.....	105
เอกสารอ้างอิง.....	107
ภาคผนวก	109
โค้ด โปรแกรมเมทเลบ และ ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่.....	110
ประวัติผู้เขียน.....	150

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
4.1 แสดงผลของการจำแนกบุคคล (ผู้ทดสอบคนที่ 1)	45
4.2 แสดงผลของการจำแนกบุคคล (ผู้ทดสอบคนที่ 2).....	46
4.3 แสดงผลของการจำแนกบุคคล (ผู้ทดสอบคนที่ 3).....	47
4.4 แสดงผลของการจำแนกบุคคล (ผู้ทดสอบคนที่ 4).....	48
4.5 แสดงผลของการจำแนกบุคคล (ผู้ทดสอบคนที่ 5).....	49
4.6 แสดงผลของการจำแนกบุคคล (ผู้ทดสอบคนที่ 6).....	50
4.7 แสดงผลของการจำแนกบุคคล (ผู้ทดสอบคนที่ 7).....	51
4.8 แสดงผลของการจำแนกบุคคล (ผู้ทดสอบคนที่ 8).....	52
4.9 แสดงผลของการจำแนกบุคคล (ผู้ทดสอบคนที่ 9).....	53
4.10 แสดงผลของการจำแนกบุคคล (ผู้ทดสอบคนที่ 10).....	54

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
1.1 ระบบที่ถูกพิจารณาเป็นหัวใจของแต่ละบุคคล.....	3
1.2 แสดงส่วนประกอบใน 1 คาบของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ.....	3
1.3 บล็อกไดอะแกรมของหลักการที่นำเสนอ.....	4
1.4 Single layer Multiple - Input Neural Network.....	5
2.1 แสดงลักษณะของหลอดเลือดหัวใจ.....	7
2.2 แสดงลักษณะของลิ้นหัวใจ.....	8
2.3 แสดงระบบสื่อนำของหัวใจ.....	9
2.4 แสดงลักษณะการทำงานเชิงกลของหัวใจ.....	10
2.5 แสดงวัฏจักรการทำงานของหัวใจ.....	12
2.6 แสดงระบบสื่อนำให้เกิดคลื่นไฟฟ้าของหัวใจ.....	14
2.7 แสดงรายละเอียดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่เป็นปกติ.....	14
2.8 Bipolar recording.....	15
2.9 Unipolar limb lead.....	16
2.10 unipolar chest lead.....	17
2.11 Einthoven's triangle.....	17
2.12 Einthoven hexaxial system.....	17
2.13 บล็อกไดอะแกรมของหลักการที่นำเสนอ.....	20
2.14 Single-Input Neuron.....	21
2.15 แสดง Hard limit transfer function and Single-Input hard limit Neuron.....	22
2.16 Linear Transfer Function.....	22
2.17 Multiple -Input Neuron.....	23
2.18 Layer of S Neurons.....	24
2.19 Three-Layer Network.....	25
2.20 Perceptron network.....	27
2.21 Single-Neuron perceptron.....	28
3.1 ระบบที่ถูกพิจารณาเป็นหัวใจของแต่ละบุคคล.....	32
3.2 แสดงส่วนประกอบใน 1 คาบของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ.....	32
3.3 บล็อกไดอะแกรมแสดงระบบ.....	33
3.4 บล็อกไดอะแกรมแสดงขั้นตอนการกำจัดสัญญาณรบกวนด้วยเวฟเลท.....	34

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.5	บล็อกไดอะแกรมแสดงขั้นตอนการกำจัดสัญญาณไฟตรง..... 34
3.6	บล็อกไดอะแกรมแสดงขั้นตอนการนอร์มอลไลซ์ทางขนาดของสัญญาณ..... 35
3.7	บล็อกไดอะแกรมแสดงขั้นตอนการปรับอัตราการเดินทางของหัวใจ..... 36
3.8	บล็อกไดอะแกรมแสดงขั้นตอนการแบ่งสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจออกเป็น 3 สัญญาณ..... 37
4.1	สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจก่อนการแปลงเวฟเลต(ด้านบน) และหลังจากการแปลงเวฟเลต (ด้านล่าง) 39
4.2	สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจก่อนการกำจัดDC (ด้านบน) และหลังจากการกำจัด DC (ด้านล่าง)..... 39
5.3	สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจก่อนการกำจัดDC (ด้านบน) และหลังจากการกำจัด DC (ด้านล่าง)..... 40
4.4	สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจก่อนการทำ Amplitude Normalize (ด้านบน) และหลังจากการทำ Amplitude Normalize (ด้านล่าง)..... 40
4.5	สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจก่อนการทำการปรับอัตราการเดินทางของหัวใจ (ด้านบน) และหลังจากการทำการปรับอัตราการเดินทางของหัวใจ (ด้านล่าง)..... 41
4.6	สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการปรับอัตราการเดินทางของหัวใจ (ด้านบน) และสเปกตรัมที่ได้จากการแปลงฟูเรียร์ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้ง 1 คาบสัญญาณ (ด้านล่าง)..... 41
4.7	แสดงผลของการการรู้จำสัญญาณของนิวโรลเน็ตเวิร์ค เมื่อสัญญาณขาเข้าเป็นสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้ง 1 คาบสัญญาณ..... 42
4.8	แสดงผลของการตัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจออกเป็นสัญญาณย่อยๆ 3 สัญญาณ คือ P wave, QRS wave และ T wave..... 42
4.9	สเปกตรัมที่ได้จากการแปลงฟูเรียร์ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบแบ่งออกเป็นสัญญาณย่อย 3 สัญญาณ คือ P wave, QRS wave และ T wave ตามลำดับ..... 43
4.10	แสดงผลของการการรู้จำสัญญาณของนิวโรลเน็ตเวิร์ค เมื่อสัญญาณขาเข้าเป็นสัญญาณ P wave..... 43
4.11	แสดงผลของการการรู้จำสัญญาณของนิวโรลเน็ตเวิร์ค เมื่อสัญญาณขาเข้าเป็นสัญญาณQRS wave..... 44
4.12	แสดงผลของการการรู้จำสัญญาณของนิวโรลเน็ตเวิร์ค เมื่อสัญญาณขาเข้าเป็นสัญญาณT wave..... 44

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ทุกวันนี้การจำแนกบุคคลเป็นสิ่งจำเป็นในงานหลายๆอย่างโดยเฉพาะงานที่ต้องการความปลอดภัยสูง ยกตัวอย่างเช่น การตรวจสอบบุคคลก่อนเข้าออกสถานที่ต่างๆ ดังนั้นจึงทำให้ต้องหาวิธีการป้องกันชนิดอื่น แทนการใช้ระบบป้องกันแบบธรรมดา ยิ่งไปกว่านั้นงานที่ต้องการความปลอดภัยสูงมากๆ จะต้องหาวิธีการป้องกันที่ซับซ้อนมากยิ่งขึ้นไปอีก

โดยส่วนใหญ่แล้ววิธีการที่จะใช้ทำระบบจำแนกบุคคลนั้นจะต้องใช้อวัยวะของตัวบุคคลที่ต้องการจะจำแนกร่วมด้วย และเครื่องตรวจสอบจะดึงลักษณะสำคัญของแต่ละบุคคลออกมาเพื่อใช้ในการตัดสินใจ ยกตัวอย่างเช่น เครื่องตรวจจำแนกรูปหน้าของแต่ละบุคคล Human face identification, เครื่องตรวจจับเสียง, เครื่องจำแนกลายฝ่ามือ, เครื่องตรวจสอบม่านตา, เครื่องตรวจสอบลายนิ้วมือ และยังสามารถใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจในการจำแนกนี้ได้ด้วย

สำหรับในวิทยานิพนธ์นี้ได้นำเสนอวิธีการปรับปรุงการจำแนกบุคคลแบบใหม่โดยใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ โดยใช้หลักการแปลงฟูเรียร์เป็นเครื่องมือในการดึงลักษณะเด่นที่มีอยู่ในสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจออกมา ซึ่งจากหลักการดังกล่าว ในงานวิทยานิพนธ์ชิ้นนี้ได้มีการจำลองการทำงานของระบบการจำแนกบุคคลโดยใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยโปรแกรมคอมพิวเตอร์อีกด้วย

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

เนื่องจากวิธีการจำแนกบุคคลโดยสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจนี้เป็นเทคนิคใหม่ยังไม่แพร่หลายเท่ากับวิธีการอื่นๆที่กล่าวมาข้างต้น จึงเป็นที่น่าสนใจที่จะนำไปศึกษาเพื่อนำไปพัฒนาและประยุกต์ใช้งานในด้านอื่นๆ ยกตัวอย่างเช่น สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในทางการแพทย์ คือสามารถนำไปใช้ระบุว่าเป็นโรคหัวใจประเภทใด ซึ่งจะใช้ลักษณะของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจนี้เป็นตัวบ่งบอก หรือ จะนำไปประยุกต์ใช้ในงานด้านความปลอดภัย เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพให้มีความถูกต้องมากยิ่งขึ้นเพื่อรองรับงานที่ต้องการความปลอดภัยในระดับสูงหรืออาจจะนำไปใช้ร่วมกับวิธีการเดิมๆ ที่ใช้กันอยู่ในปัจจุบัน

ดังนั้นจึงมีการทำวิทยานิพนธ์เรื่องนี้ขึ้นมา เพื่อที่จะขยายงานวิจัยด้านนี้ให้แพร่หลายเป็นที่รู้จักมากขึ้น และสามารถนำสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจนี้ไปประยุกต์ใช้งานด้านอื่นต่อไป

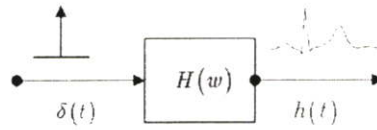
1.3 สมมติฐานของการศึกษา

เมื่อไม่นานมานี้ Lena Biel และผู้ร่วมวิจัย [7] ได้ทำการวิจัยเกี่ยวกับการจำแนกบุคคลโดยใช้สัญญาณไฟฟ้าหัวใจ โดยใช้เทคนิคดึงลักษณะสำคัญของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจทางเวลาในการตัดสินใจ นอกจากนี้ Masaki Kyoso และผู้ร่วมวิจัย [8] ได้ทำการวิจัยระบบจำแนกบุคคลโดยใช้การเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ที่แสดงลักษณะสำคัญของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจของผู้ป่วยกับค่าสัมประสิทธิ์ที่เก็บไว้ โดยที่ค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้นี้มาจากการแปลงปลิงสัญญาณไฟฟ้าหัวใจ โดยที่งานวิจัยทั้งสองนี้จะทำการเก็บรวบรวมลักษณะเด่นสำคัญของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ยกตัวอย่างเช่น ค่าขนาดของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ, เวฟนอท(Wave notch), ค่าคาบของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ เพื่อนำไปใช้ในการตัดสินใจของระบบจำแนกบุคคล แต่อย่างไรก็ตามทั้งสองเทคนิคนี้ยังขาดการทำความเข้าใจ และนอกจากนั้นยังไม่กล่าวถึงการเตรียมสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจก่อนการทำการจำแนก ซึ่งอาจจะส่งผลต่อค่าความถูกต้องของระบบที่ใช้ในการจำแนกบุคคล

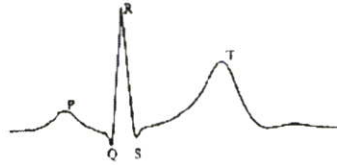
สำหรับในงานวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการปรับปรุงการจำแนกบุคคลแบบใหม่โดยใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ โดยใช้หลักการแปลงฟูเรียร์เป็นเครื่องมือในการดึงลักษณะเด่นที่มีอยู่ในสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 1 คาบสัญญาณออกมา ซึ่งนอกจากจะนำสัญญาณทั้ง 1 คาบสัญญาณไปทำการดึงลักษณะเด่นที่มีอยู่ในโดเมนความถี่แล้ว ยังใช้วิธีการแบ่งสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจออกเป็นส่วนๆ คือ ส่วนของ P-wave, QRS-wave และ T-wave ตามลำดับ แล้วนำไปทำการจำแนกลักษณะเด่นที่มีอยู่ในโดเมนความถี่เช่นเดียวกัน และอีกสิ่งหนึ่งที่สำคัญ และควรจะกล่าวถึงก็คือสัญญาณไฟฟ้าหัวใจต่างๆที่ได้รับการบันทึกมานั้นอาจจะได้มาจากหัวใจที่มีอัตราการเต้นที่ไม่เท่ากัน ดังนั้นสัญญาณเหล่านี้จึงต้องควรถูกปรับอัตราการเต้นให้อยู่ในอัตราการเต้นหัวใจในสภาวะปกติซึ่งในที่นี้สมมติให้มีค่าเป็น 80 ครั้งต่อนาที และในส่วนการจำแนกบุคคลนั้นจะใช้โครงข่ายนิวรอลทำหน้าที่ในการจำแนกและตัดสินใจ ว่าเป็นสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่เป็นของบุคคลที่เราต้องการจะจำแนกใช่หรือไม่

1.4 ทฤษฎีหรือแนวคิดที่ใช้ในการวิจัย

ในงานวิจัยนี้เราจะอนุมานว่าหัวใจถือเป็นระบบชนิดหนึ่งซึ่งมีอิมพัลส์เป็นอินพุตและสัญญาณไฟฟ้าหัวใจเป็นเอาต์พุต แสดงได้ดังรูปที่ 1.1 โดยทั่วไปสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจประกอบไปด้วยสัญญาณสามส่วนคือ ส่วน P-wave, QRS-wave และ T-wave ดังแสดงในรูปที่ 1.2



รูปที่ 1.1 ระบบที่ถูกพิจารณาเป็นหัวใจของแต่ละบุคคล



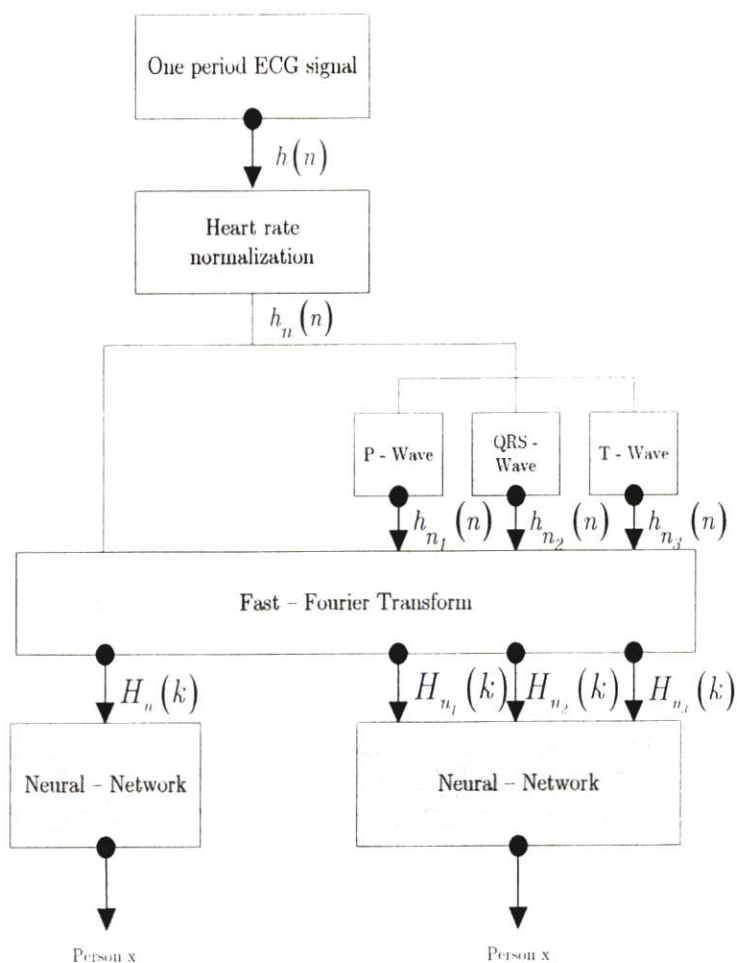
รูปที่ 1.2 แสดงส่วนประกอบใน 1 คาบของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

1.4.1 การปรับอัตราการเต้นของหัวใจ

เป็นที่ทราบกันดีอยู่แล้วว่าอัตราการเต้นของหัวใจของคนปกติจะอยู่ที่ประมาณ 80 ครั้งต่อนาที ดังนั้นในบทความนี้จะใช้อัตราการเต้น 80 ครั้งต่อนาทีเป็นมาตรฐานของทุกๆสัญญาณที่ทำการประมวลผลในบทความนี้ สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีอัตราการเต้นปกติอยู่ที่ 80 ครั้งต่อนาทีนั้นหมายความว่า 1 คาบสัญญาณของคลื่นไฟฟ้าหัวใจนั้นจะใช้เวลา 0.75 วินาที หากสมมติให้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ได้รับการบันทึกมานั้นถูกสุ่มด้วยอัตรา 8000 ครั้งต่อวินาที ดังนั้นใน 1 คาบของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจจะต้องมีจำนวนสัญญาณทั้งหมด 6000 จุด อย่างไรก็ตามหากสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจนั้นมีอัตราการเต้นไม่เท่ากับ 80 ครั้งต่อนาที นั่นก็หมายความว่าจำนวนความยาวของสัญญาณใน 1 คาบของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจอาจจะน้อยกว่าหรือมากกว่า 6000 จุดก็ได้

1.4.2 วิธีการจำแนกบุคคลโดยใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

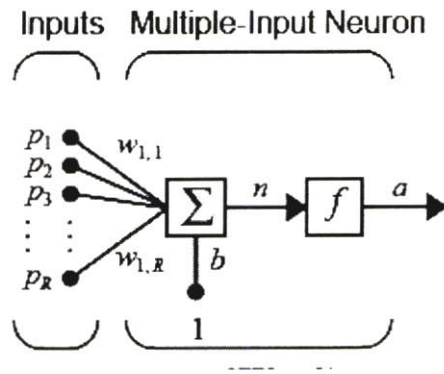
โดยทั่วไปสัญญาณที่อยู่ในโดเมนเวลานั้นจะมีความซ้ำซ้อนของข้อมูลเกิดขึ้นอยู่ ซึ่งวิธีการที่ใช้ในการลดความซ้ำซ้อนของข้อมูลนั้นก็อยู่ด้วยกันหลายวิธี แต่ในบทความนี้จะใช้การแปลงฟูเรียร์เป็นเครื่องมือในการดึงลักษณะเด่นที่มีอยู่ในโดเมนความถี่ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ(ที่ได้ถูกปรับอัตราการเต้นให้อยู่ในอัตราการเต้นมาตรฐานแล้ว) 1 คาบสัญญาณ นอกจากนี้ยังใช้วิธีการดึงลักษณะเด่นเฉพาะในแต่ละส่วนของสัญญาณคือในส่วนของ P - wave, QRS - wave และ T - wave ซึ่งลักษณะเด่นที่มีอยู่ในโดเมนความถี่นั้นจะนำไปผ่านการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายนิรเวอร์อลเพื่อใช้ในการตัดสินใจ บล็อกไดอะแกรมของหลักการที่นำเสนอ นั้นแสดงได้ดังรูปที่ 1.3



รูปที่ 1.3 บล็อกไดอะแกรมของหลักการที่นำเสนอ

1.4.3 โครงข่ายนิวรอล (Neural Network)

ในบทความนี้ได้นำวิธีการเรียนรู้ และตัดสินใจโดยใช้โครงข่ายนิวรอลมาเป็นกลไกการวิเคราะห์และจำแนกกลุ่มข้อมูล ซึ่งกลุ่มข้อมูลที่นำไปผ่านโครงข่ายนิวรอลเรียนรู้นั้นแบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม คือ กลุ่มตัวอย่างแรกเป็นกลุ่มของบุคคลที่ต้องการ ส่วนกลุ่มที่สองเป็นของบุคคลอื่นๆ (ไม่ต้องการ) โดยโครงข่ายนิวรอลที่ใช้บทความนี้เป็นแบบหลายสัญญาณขาเข้า (Multiple-input neurons), มีโครงข่ายแบบหนึ่งเลเยอร์ (Single-layer network) และใช้กฎการเรียนรู้แบบเพอร์เซพตรอนช่วยในการตัดสินใจ ดังแสดงในรูปที่ 1.4



รูปที่ 1.4 Single layer Multiple - Input Neural network

1.5 ขอบเขตการวิจัย

ในงานวิจัยฉบับนี้ได้นำเสนอระบบการจำแนกบุคคลโดยโดเมนความถี่ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ โดยมีขอบเขตในการวิจัยดังนี้

1. จะทำการศึกษาเกี่ยวกับทฤษฎีของคลื่นสัญญาณไฟฟ้าหัวใจ และ วิธีการเก็บสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ และทำการเก็บสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ในสภาวะต่างๆ
2. ศึกษาและนำเสนอทฤษฎีที่ใช้ในการเตรียมคลื่นไฟฟ้าหัวใจเบื้องต้น (Pre- processing)
3. เขียนโปรแกรมในการเตรียมสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจเบื้องต้น และการแยกลักษณะเด่นของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ด้วยการแปลงฟูเรียร์
4. ศึกษาและนำโครงข่ายนิเวรอลมาใช้ในการจำแนกและตัดสินใจว่าสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่เป็นอินพุทของระบบจำแนก เป็นสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่เป็นของบุคคลที่เราต้องการจะจำแนกใช่หรือไม่

1.6 ขั้นตอนของการศึกษา

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้แบ่งเนื้อหาออกเป็น 6 ขั้นตอน คือ

ขั้นตอนที่ 1 ศึกษาความเป็นมาของงานวิจัย ความมุ่งหมาย และวัตถุประสงค์ สมมติฐาน ทฤษฎีที่ใช้ ขอบเขตของการวิจัย และขั้นตอนการศึกษา

ขั้นตอนที่ 2 ศึกษาทฤษฎีพื้นฐานที่ใช้ในการวิจัย ทฤษฎีของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ทฤษฎีที่ใช้ในการปรับปรุงสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ และทฤษฎีของโครงข่ายนิเวรอล

ขั้นตอนที่ 3 ศึกษาทฤษฎีของสัญญาณและระบบ และ ทฤษฎีของการรู้จำ

ขั้นตอนที่ 4 ศึกษาขั้นตอนในการทำงานของระบบการจำแนกบุคคล และ วิธีการจำลองระบบการจำแนกบุคคลโดยใช้โปรแกรมแมทแล็บ

ขั้นตอนที่ 5 แสดงผลการทดลองจากการประมวลผลโดยโปรแกรมแมทแล็บ

ขั้นตอนที่ 6 บทสรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

บทที่ 2

หลักการการทำงานของหัวใจ และสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

2.1 กล่าวนำ

ประวัติความเป็นมาของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจเริ่มขึ้นเมื่อปี ค.ศ.1600 ได้มีนักฟิสิกส์ชื่อ William Gilbert เป็นผู้คิดค้นทฤษฎี Magnetic philosophy และได้อธิบายคำว่า electrica สำหรับวัตถุที่มีไฟฟ้าสถิต (static electricity) ต่อมาได้มีนักวิทยาศาสตร์มากมายได้นำแนวคิดนี้ไปทำการศึกษา และวิจัยเกี่ยวกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจ และวิธีการบันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ จนกระทั่งปี ค.ศ. 1893 Willem Einthoven ได้ เสนอคำว่า electrocardiogram ขึ้นมา และได้มีการพัฒนาเครื่องวัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจเรื่อยมาจนกระทั่งเป็นเครื่องวัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่แพทย์ใช้กันอยู่ในปัจจุบัน ปกติโดยทั่วไปสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจนั้น ส่วนใหญ่จะใช้ในการวินิจฉัยผู้ป่วยที่เป็นโรคเกี่ยวกับหัวใจ ในปัจจุบันนักวิทยาศาสตร์ได้ทำการศึกษาวิจัยที่จะนำสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจไปประยุกต์ใช้ในจุดประสงค์อื่นๆ ด้วย ยกตัวอย่างเช่น ใช้ในการทำเครื่องจำแนกบุคคลโดยจะรวบรวมลักษณะเฉพาะของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ เพื่อใช้ในการตัดสินใจเพื่อระบุตัวบุคคลที่ต้องการจำแนก

2.2 ลักษณะกายวิภาคของหัวใจ

หัวใจเป็นอวัยวะที่ประกอบด้วยกล้ามเนื้อ (muscle organ) มีลักษณะเป็นรูปกรวยสั้น (coneshaped) กว้างประมาณ 3.5 นิ้ว ยาวประมาณ 5 นิ้ว ในวัยรุ่นชายจะมีน้ำหนักประมาณ 250-390 กรัม ในวัยรุ่นหญิงจะหนักประมาณ 200-275 กรัม ตั้งอยู่บริเวณกึ่งกลางของช่องอกอยู่ระหว่างปอดทั้งสองข้าง 2 ใน 3 ส่วนของหัวใจจะอยู่ทางด้านซ้ายของเส้นกึ่งกลางลำตัว ส่วนฐานของหัวใจอยู่ในระดับใต้กระดูกซี่โครงซี่ที่ 2 ส่วนยอดของหัวใจหรือเรียกว่าเอเป็กซ์ (apex) อยู่ในระดับช่องซี่โครงซี่ที่ 5 โดยเฉียงมาทางด้านซ้ายและชี้ไปทางด้านหน้าตรงกับเส้นกึ่งกลางกระดูกไหปลาร้าซึ่งตำแหน่งของเอเป็กซ์นี้อาจเปลี่ยนแปลงได้เล็กน้อยขณะหัวใจบีบตัวและคลายตัว ส่วนบริเวณฐานของหัวใจจะไม่เคลื่อนไหวเนื่องจากถูกยึดติดกับหลอดเลือดขนาดใหญ่ หัวใจทำหน้าที่บีบตัวดันเลือดไปเลี้ยงส่วนต่างๆของร่างกายและคลายตัวให้เลือดที่ไหลไปเลี้ยงส่วนต่างๆ แล้วกลับเข้าสู่หัวใจพร้อมกับส่งและรับเลือดไปที่ปอด เพื่อทำการแลกเปลี่ยนแก๊สออกซิเจนและคาร์บอนไดออกไซด์หัวใจทำหน้าที่เหมือนปั๊ม (pump) นั่นเอง

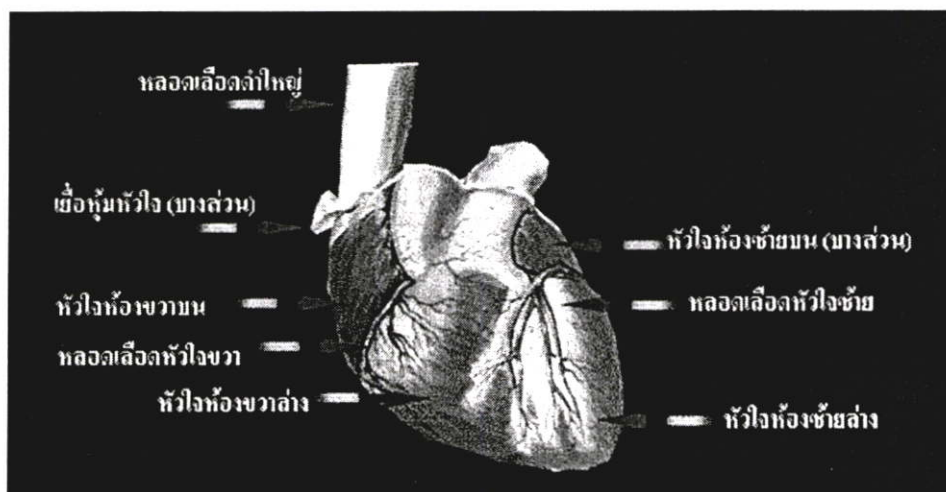
เราสามารถแบ่งหัวใจออกตามลักษณะ (กายวิภาค) และตามหน้าที่ได้ ดังนี้

2.2.1 เยื่อหุ้มหัวใจ

เป็นเยื่อบางๆ ใสๆ ห่อหุ้มหัวใจไว้ เยื่อหุ้มหัวใจเป็นอวัยวะที่สำคัญแต่ไม่จำเป็นถึงชีวิต ในกรณีที่ เป็นโรค เราอาจทำการผ่าตัดเอาเยื่อหุ้มหัวใจทิ้งได้

2.2.2 หลอดเลือดหัวใจ

จะอยู่บริเวณภายนอกหัวใจ (เยื่อหุ้มหัวใจ) ส่งแขนงเล็กๆลงไปเลี้ยงกล้ามเนื้อหัวใจ หลอดเลือดหัวใจมีเส้นใหญ่ๆ อยู่ 2 เส้น คือ ขวา (right coronary artery) เลี้ยงหัวใจด้านขวา และซ้าย (left coronary artery) เลี้ยงหัวใจด้านซ้ายเป็นส่วนใหญ่ ด้านซ้ายจะแตกแขนงใหญ่ๆ 2 แขนง คือ left anterior descending artery และ left circumflex artery ซึ่งจะมีแขนงเล็กๆ อีกมากมาย แสดงได้ดังรูปที่ 2.1



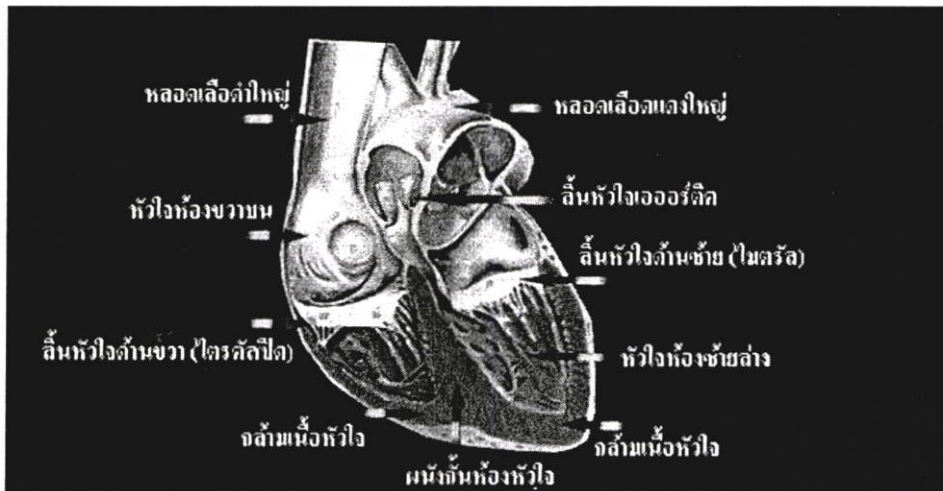
รูปที่ 2.1 แสดงลักษณะของหลอดเลือดหัวใจ

2.2.3 กล้ามเนื้อหัวใจ

เป็นส่วนที่ทำหน้าที่ในการบีบตัวไล่เลือดไปเลี้ยงส่วนต่างๆของร่างกาย และขยายตัวเพื่อรับเลือดกลับเข้าสู่หัวใจ จึงเป็นส่วนที่มีความสำคัญอย่างมาก หากกล้ามเนื้อหัวใจบีบตัวหรือคลายตัวผิดปกติแล้วก็จะทำให้เกิดปัญหาต่างๆตามมา ซึ่งส่วนมากอาจไม่สามารถแก้ไขให้กลับเป็นปกติได้ การทำงานของกล้ามเนื้อหัวใจต้องอาศัยพลังงานที่ได้จากสารอาหารที่ถูกนำมาโดยหลอดเลือดหัวใจ ดังนั้นโรคของหลอดเลือดหัวใจจึงมีผลต่อกล้ามเนื้อหัวใจโดยตรง

2.2.4 ลิ้นหัวใจ และ ผนังกันห้องหัวใจ

หัวใจคนเรามี 4 ห้องแบ่ง ชาย-ขวา โดยผนังของกล้ามเนื้อหัวใจ และแบ่งห้อง บน-ล่าง โดย ลิ้นหัวใจ เลือกระหว่างห้องซ้าย-ขวาจึงไม่ปะปนกัน ลิ้นหัวใจทำหน้าที่ให้เลือดไหลผ่านและไม่ไหลย้อนกลับ ดังแสดงในรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.2 แสดงลักษณะของลิ้นหัวใจ

2.3 คุณสมบัติการทำงานของหัวใจ

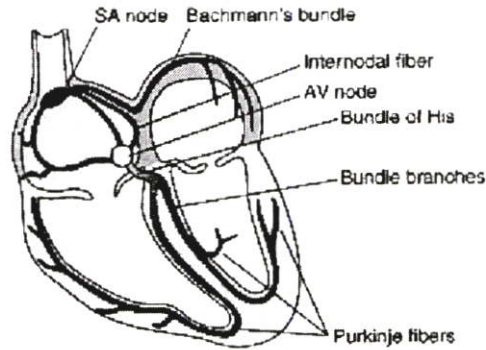
หัวใจมีคุณสมบัติหลายอย่างซึ่งเป็นลักษณะพิเศษดังต่อไปนี้

2.3.1 กล้ามเนื้อหัวใจสามารถทำงานได้ด้วยตนเอง (Automatically) เนื่องจากมีศักย์กิริยาทำงาน (Action Potential)

2.3.2 การทำงานมีความต่อเนื่อง (Continuous) คุณสมบัติเช่นนี้เป็นลักษณะธรรมชาติของกล้ามเนื้อหัวใจ การบีบตัวของหัวใจเรียกว่าซิสโตล (Systole) และการคลายตัวเรียกว่า ไดแอสโตล (Diastole) แล้วตามด้วยระยะพัก การทำงานครบวงจร เช่นนี้เรียกว่า วงจรการทำงานของหัวใจ (Cardiac Cycle)

2.3.3 มีสภาพนำ (Conductivity) ซึ่งเป็นเนื้อเยื่อที่มีคุณสมบัติอยู่ระหว่างคุณสมบัติของกล้ามเนื้อและประสาท ทำหน้าที่นำคำสั่งไปยังส่วนต่างๆ ของหัวใจ เพื่อให้การทำงานเป็นจังหวะและพร้อมเพรียงกัน ถึงแม้ว่ากล้ามเนื้อหัวใจจะทำงานได้เอง แต่ในร่างกายจะต้องมีระบบสื่อนำเป็นตัวเริ่มทำให้เกิดพลังประสาท ดังแสดงในรูปที่ 2.3 ระบบสื่อนำที่กล่าวนี้ ประกอบด้วยกลุ่มเซลล์อยู่ที่บริเวณหัวใจห้องบนขวา (Right Atrium) ใกล้กับรูเปิดของหลอดเลือดซูปิเรียเวนาคาวา (Superior Vena Cava) เรียกว่า ไสโน-เอเทรียลโนด (Sinoatrial Node: SA Node) ทำหน้าที่สร้างคลื่นไฟฟ้ากระตุ้นเพื่อให้เกิดการบีบตัวของหัวใจห้องบนและนำคลื่นไฟฟ้าส่งต่อไปยังกลุ่มเซลล์ที่บริเวณส่วนบนของหัวใจห้องล่างขวา (Right Ventricle) เรียกว่าเอเทรโอเวนตริคูลาร์โนด

(Atrioventricular Node:AV Node) โดยที่กลุ่มเซลล์นี้มีส่วนของเนื้อเยื่อที่เรียกว่า บันเดิลออฟฮิส (Bundle of His) และส่วนของเส้นใยพิเศษเรียกว่า เพอร์คินจ์ (Purkinje Fibers) ทำหน้าที่เป็นสื่อนำสัญญาณจากกลุ่มเซลล์ที่บริเวณส่วนบนของหัวใจห้องล่างขวาผ่านไปยังกล้ามเนื้อหัวใจห้องล่าง ระบบสื่อนำตั้งแต่กลุ่มเซลล์ที่บริเวณส่วนบนของหัวใจห้องล่างขวาลงมาเรียกว่า ระบบเพอร์คินจ์ (Purkinje' s System)



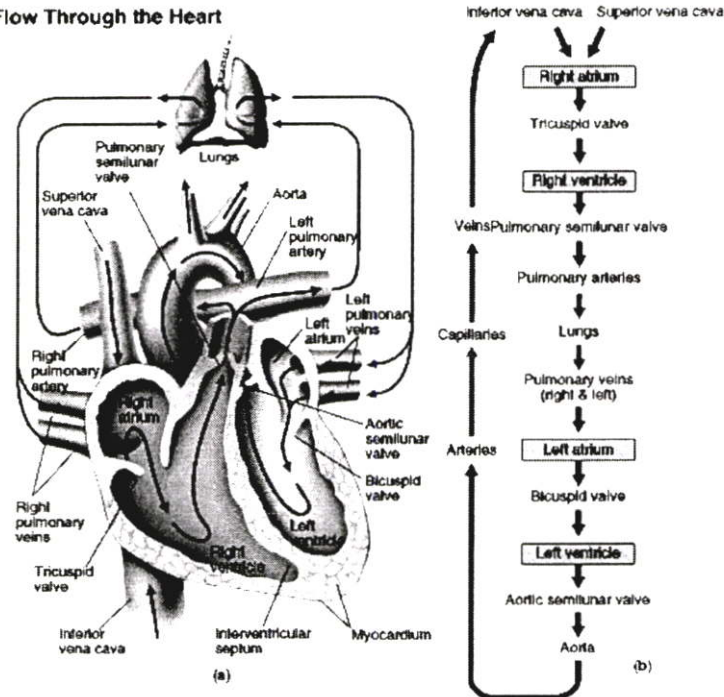
รูปที่ 2.3 แสดงระบบสื่อนำของหัวใจ

2.3.4 กล้ามเนื้อหัวใจมีระยะคืออนาน ในระยะบีบตัวกล้ามเนื้อยังอยู่ในภาวะดีโพลาไรส์ (Depolarize) ซึ่งเป็นระยะแรกที่เซลล์กล้ามเนื้อหัวใจถูกกระตุ้นและรีโพลาไรส์ (Re-polarize) เป็นช่วงที่กลับคืนสู่สภาวะปกติ จึงยังไม่สนองต่อการกระตุ้นระยะนี้เรียกว่า ระยะแอบโซลูทรีเฟรคทอรี (Absolute Refractory Period) ซึ่งใช้เวลาประมาณ 0.25 วินาที แต่ต่อมาในระยะต้นของการคลายตัวนั้น กล้ามเนื้อหัวใจมีการสนองต่อการกระตุ้น (Excitability) มากขึ้น แต่ก็ยังคงอยู่ ต้องทำการกระตุ้นด้วยตัวกระตุ้นที่แรงมากพอ จึงสามารถตอบสนองได้เรียกระยะนี้ว่าระยะรีเลทีฟรีเฟรคทอรี (Relative Refractory Period) ซึ่งใช้เวลาประมาณ 0.05 วินาที

2.4 ลักษณะการทำงานเชิงกลของหัวใจ (Mechanical Operation of Heart)

ในการทำงานเลือดดำจากส่วนต่างๆ ของร่างกายจะไหลกลับเข้าสู่หัวใจผ่านหลอดเลือดดำอินฟีเรียร์เวนาคาวา (Inferior Vena Cava) และซูปิเรียร์เวนาคาวา เข้าสู่หัวใจห้องบนขวา (Right Atrial, RA) จากนั้นหัวใจห้องบนขวาจะบีบตัวส่งเลือดให้ไหลลงสู่หัวใจห้องล่างขวา (Right Ventricle, RV) และถูกฉีดออกไปสู่ปอดเพื่อทำการรับออกซิเจนให้เปลี่ยนเป็นเลือดดี แล้วส่งกลับเข้ามายังหัวใจห้องบนซ้าย (Left Atrial, LA) ทางหลอดเลือดแดงพัลโมนารีเวน (Pulmonary Vein) และไหลผ่านลงสู่หัวใจห้องล่างซ้าย (Left Ventricle, LV) โดยการบีบตัวของหัวใจห้องบนซ้ายต่อจากนั้นเลือดแดงจะถูกฉีดไปเลี้ยงร่างกายผ่านทางเส้นเลือดแดงใหญ่(Aorta) ดังแสดงในรูปที่ 2.4

► Blood Flow Through the Heart



รูปที่ 2.4 แสดงลักษณะการทำงานของหัวใจ

การทำงานของหัวใจแบ่งได้เป็นช่วงจังหวะต่างๆ ดังต่อไปนี้

2.4.1 ช่วงที่การบีบตัวส่งเลือดออกไปของหัวใจสิ้นสุดลง และกำลังรอจังหวะการบีบตัวครั้งต่อไป ช่วงนี้เป็นช่วงที่เลือดไหลเข้าสู่หัวใจ สภาพหัวใจขณะนี้จะถือว่าเป็นสภาวะพัก (Resting State) ของหัวใจ

2.4.2 เป็นช่วงที่เกิดขึ้นหลังจากระยะพักเสร็จสิ้นลง ในช่วงนี้หัวใจห้องบน (Atrial) เริ่มหดตัว ทำให้ความดันภายในหัวใจห้องบนเพิ่มขึ้นเล็กน้อย และด้วยความดันนี้ทำให้เลือดไหลจากหัวใจห้องบนเข้าสู่หัวใจห้องล่าง (Ventricle)

2.4.3 เมื่อความดันในหัวใจห้องล่างเพิ่มมากขึ้นจะทำให้ลิ้น (valve) ที่กั้นระหว่างหัวใจห้องบนกับห้องล่างทั้งด้านขวา (Tricuspid Valve) และ ด้านซ้าย (Mitral Valve) ปิด ดังนั้นปริมาตรของหัวใจห้องล่างจะไม่เปลี่ยนแปลง ในขณะที่หัวใจห้องล่างเริ่มหดตัวนั้นความดันในเส้นเลือดดำจากหัวใจห้องบนขวา (Pulmonary Artery) เท่ากับ 7 มิลลิเมตรปรอท ขณะที่ในเส้นเลือดแดงใหญ่ซึ่งนำเลือดจากหัวใจห้องล่างซ้ายส่งไปยังร่างกายมีความดันเท่ากับ 80 มิลลิเมตรปรอท ลิ้นปิด-เปิดของเส้นเลือดแดงใหญ่ (Aorta Valve) และเส้นเลือดดำใหญ่ (Pulmonary Valve) จะปิดอยู่จนกระทั่งความดันเพิ่มขึ้นจนเพียงพอ

2.4.4 เมื่อความดันในหัวใจห้องล่างซ้ายเพิ่มขึ้นจนมากกว่าความดันในเส้นเลือดแดงใหญ่ ลิ้นหัวใจของเส้นเลือดแดงใหญ่จะเปิด และหัวใจห้องล่างซ้ายจะสูบฉีดเลือดผ่านเส้นเลือดแดงใหญ่เข้าสู่ระบบไปเลี้ยงร่างกาย ความดันจะขึ้นถึงจุดสูงสุดประมาณ 125 มิลลิเมตรปรอท หลังจากเลือด

ส่วนใหญ่ถูกขับออกไปสู่ร่างกายแล้ว กล้ามเนื้อของหัวใจห้องล่างซ้ายจะหดลง ความดันในหัวใจห้องล่างและในเส้นเลือดแดงใหญ่จะเริ่มตกลง

2.4.5 เมื่อความดันในหัวใจห้องล่างตกลงจนถึงค่าหนึ่ง ความดันในเส้นเลือดแดงใหญ่และเส้นเลือดดำใหญ่จะมากกว่าความดันในหัวใจ (Chambers) ลิ้นปิด-เปิดของหลอดเลือดแดงและหลอดเลือดดำจะปิด ที่จุดนี้การสูบฉีดเลือดออกจากหัวใจจะหยุดลงขณะที่หัวใจห้องล่างกำลังพองตัว ความดันจะยังคงตกลงเรื่อยๆ

2.4.6 เมื่อความดันในหัวใจห้องล่างตกลงต่ำกว่าความดันในหัวใจห้องบน ลิ้นหัวใจจะเปิดและเลือดจะเริ่มไหลเข้าสู่หัวใจห้องล่างอย่างรวดเร็ว และจะช้าลงเมื่อหัวใจห้องล่างเริ่มเพิ่มขนาดขึ้นสูงสุดขณะนี้เป็นช่วงของระยะพักของหัวใจดังที่กล่าวไว้ในข้อ (2.4.1) และครบวงจรการเต้นของหัวใจจะรอบต่อไปก็จะเริ่มใหม่อีกครั้ง

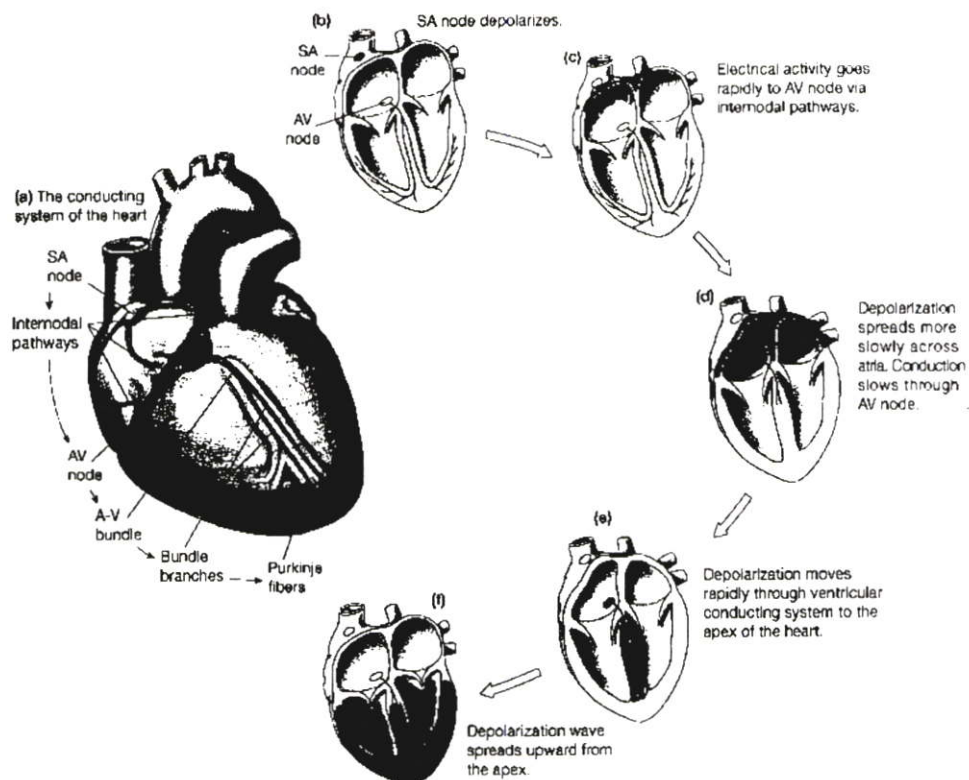
2.5 วัฏจักรการทำงานของหัวใจ (Cardiac cycle)

วัฏจักรการทำงานของหัวใจคือ การที่หัวใจบีบตัว (systole) 1 ครั้ง และคลายตัว (diastole) 1 ครั้ง เท่ากับ 1 รอบการทำงานของหัวใจ ซึ่งแบ่งเป็น 3 ช่วง ดังแสดงในรูปที่ 2.5

2.5.1 Atrial systole เมื่อศักย์ไฟฟ้าเกิดขึ้นที่ SA node กระจายมาถึง atrium ทั้ง 2 ข้าง จะส่งผลให้เกิด atrial depolarization และการหดตัวของกล้ามเนื้อหัวใจห้องบนทั้ง 2 ข้าง ซึ่งช่วงนี้ถ้าวัด ECG จะได้รูปเป็น P-wave และได้ยินเสียงหัวใจเสียงที่ 4

2.5.2 Ventricular systole ศักย์ไฟฟ้าจาก SA node จะวิ่งผ่าน AV node, bundle of His Purkinje cell และ ventricular cell ส่งผลให้ ventricular depolarization และมีการหดตัวของหัวใจ ห้องล่างทั้ง 2 ห้อง ระยะนี้มีการทำงานของหัวใจซึ่งแบ่งเป็น 3 ช่วง คือ Isovolumetric contraction, rapid ejection และ reduced ejection ซึ่งจะตรงกับ ECG ช่วง QRS wave และได้ยินเสียงของหัวใจเสียงที่ 1 และ 2 ซึ่งเป็นเสียงของ A-V valve และ Pulmonary valve ปิดตามลำดับ ช่วงนี้หัวใจห้องบนก็เกิดการคลายตัวด้วย

2.5.3 Ventricular diastole เป็นช่วงหัวใจห้องล่างคลายตัว ประกอบด้วย 3 ช่วง คือ isovolumetric relaxation, rapid filling และ reduced filling ซึ่งจะตรงกับ T-wave และได้ยินเสียงหัวใจเสียงที่ 3



รูปที่ 2.5 แสดงวัฏจักรการทำงานของหัวใจ

2.6 คลื่นไฟฟ้าหัวใจ

สัญญาณไฟฟ้าหัวใจเกิดจากการทำงานของหัวใจ ซึ่งมีเซลล์ประสาทและเซลล์กล้ามเนื้ออยู่ พิจารณาหัวใจเป็นเสมือนเครื่องกำเนิดไฟฟ้า ซึ่งบรรจุอยู่ภายในก้อนตัวนำคือร่างกาย ศักย์ไฟฟ้าที่เกิดขึ้นจะกระจายออกจากขั้วบวกไปตามส่วนต่างๆ ที่อยู่บนผิวหนังของร่างกายและเข้าที่ขั้วลบสามารถวัดศักย์ไฟฟ้าตกคร่อมระหว่างจุดใดๆ ที่อยู่บนผิวหนังของร่างกายได้ ศักย์ไฟฟ้าจากหัวใจที่วัดได้ระหว่างจุดต่างๆ จะไม่เหมือนกันขึ้นอยู่กับมุมและระยะทางของตำแหน่งที่วัดกระทำต่อแกนหัวใจ ศักย์ไฟฟ้าที่วัดได้นี้เรียกว่า คลื่นไฟฟ้าหัวใจ (Electrocardiogram) หรือ ECG

2.6.1 การเกิดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

พิจารณาการเกิดคลื่นไฟฟ้าหัวใจ เริ่มจาก SA node (Sinoatrial node) มีตำแหน่งอยู่บริเวณส่วนบนของหัวใจห้องบนขวา SA node นี้เป็นเสมือนวงจรสร้างคลื่นไฟฟ้าในวงจรอิเล็กทรอนิกส์ คือ จะเกิดคลื่นไฟฟ้าออกมาอย่างต่อเนื่อง สำหรับผู้ใหญ่ในขณะที่พักผ่อนจะให้อัตราประมาณ 70 ครั้งต่อนาที คลื่นไฟฟ้าที่สร้างขึ้นจาก SA node จะมีค่าเปลี่ยนแปลงตามสิ่งเร้าภายนอก เช่นถ้ามีการตกใจ SA node ก็จะทำให้อัตราของคลื่นไฟฟ้าเพิ่มขึ้นเป็นต้น คลื่นไฟฟ้าที่เกิดจาก SA node นี้จะแผ่ผ่านเส้นประสาทของหัวใจจากส่วนบนลงไปส่วนล่าง เมื่อคลื่นไฟฟ้าแผ่ออกรอบๆ SA node ผ่าน

กล้ามเนื้อหัวใจห้องบนก็จะทำให้เกิดการบีบตัวของหัวใจส่วนบน และคลื่นไฟฟ้าจะส่งมาที่ AV node (Atrioventricular node) แล้วส่งผ่านไปตาม Bundle of His Perkinje Fibers และในที่สุดมาถึงกล้ามเนื้อหัวใจห้องล่างทำให้หัวใจห้องล่างบีบตัว ช่วงเวลาที่ใช้ในการส่งผ่านคลื่นจาก SA node ถึง AV node เรียกว่า Atrioventricular conduction time โดยทั่วไปมีค่าประมาณ 0.12 – 0.22 วินาที

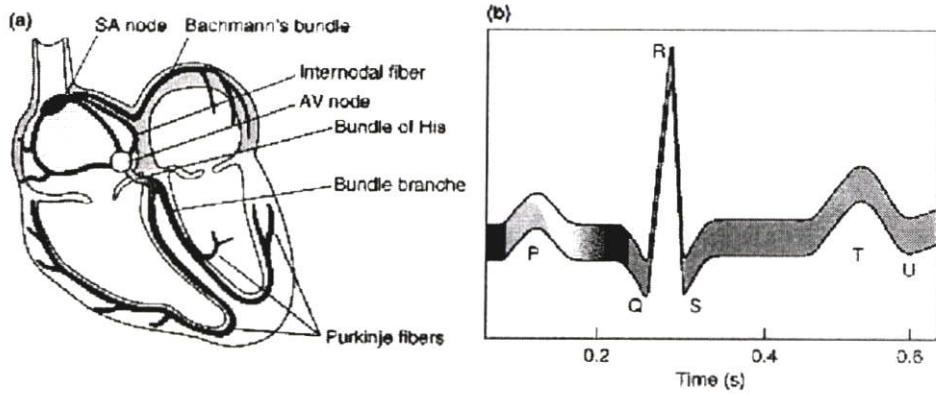
เมื่อ SA node อยู่ที่บริเวณสูงสุดทางขวาของหัวใจ การกระตุ้นหัวใจห้องบนของ SA node จึงแผ่ลงสู่ข้างล่างและบางส่วนแผ่ไปทางซ้าย หัวใจห้องบนมีโครงสร้างของผนังที่บางกว่าและมีมวลของกล้ามเนื้อน้อยกว่า จึงทำให้การแผ่ทางคลื่นไฟฟ้าที่เกิดจากดีโพลาไรเซชันของมันปรากฏเพียงเล็กน้อย ทิศทางการแผ่ทางไฟฟ้าของกล้ามเนื้อหัวใจห้องบนทั้งหมดจะพุ่งลงล่างเฉียงไปทางซ้าย โดยปกติจะมีทิศทางเข้าสู่ขั้วบวกทั้ง Lead I และ aVF แต่ปริมาณทางคลื่นไฟฟ้าทั้งหมดจะมีค่าไม่มากนัก เพราะวากล้ามเนื้อหัวใจห้องบนมวลน้อย ดังนั้นคลื่นไฟฟ้าที่ได้รับจะมีการเบี่ยงเบนขึ้นบนเพียงเล็กน้อย ซึ่งได้รูปคลื่นไฟฟ้าเรียกว่าคลื่น P (P wave)

ต่อมาเมื่อคลื่นของดีโพลาไรส์มาถึง AV Node จะมีการหน่วงเวลา ระหว่างช่วงเวลานี้ปรากฏการณ์ทางคลื่นไฟฟ้าจากหัวใจห้องบนเคลื่อนผ่าน AV Node ช้ามาก และจากนั้นจะเข้าสู่ระบบสื่อนำของหัวใจห้องล่าง (Ventricular conduction system) ได้แก่ Common bundle of His และ Bundles branches ตามลำดับ เนื่องจากโครงสร้างของ Common bundle of His มีขนาดเล็กจึงไม่สามารถมองเห็นการเปลี่ยนแปลงของคลื่นไฟฟ้าได้

เมื่อคลื่นไฟฟ้าของดีโพลาไรส์ผ่าน AV Node , His bundle และช่วงต้นๆ ของ Bundle branches ไปแล้ว ช่วงแรกของดีโพลาไรส์ของหัวใจห้องล่างเกิดขึ้นที่กล้ามเนื้อหัวใจที่เป็นผนังร่วมของหัวใจห้องซ้ายและขวาซึ่งอยู่ภายในหัวใจ ทิศทางของคลื่นไฟฟ้ามีทิศทางจากซ้ายไปขวาและมีขนาดเล็กกว่าเมื่อเทียบกับดีโพลาไรส์ ที่เกิดจากกล้ามเนื้อหัวใจส่วนที่เป็นผนังอิสระด้านนอก จากการตรวจหาคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผิวหนังปรากฏว่า ที่ Lead I คลื่นไฟฟ้ามีการเบี่ยงเบนลงล่างเล็กน้อย ได้รูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจเรียกว่า คลื่น Q (Q wave) ส่วนที่ Lead aVF มีการเบี่ยงเบนขึ้นเล็กน้อย

จากนั้นดีโพลาไรส์จะแผ่ไปตามระบบสื่อนำของหัวใจในที่สุดก็ถึงกล้ามเนื้อหัวใจที่เป็นผนังอิสระทั้งห้องซ้ายและขวา โดยทั่วไปดีโพลาไรส์ของกล้ามเนื้อหัวใจห้องล่างทั้งสองจะเกิดขึ้นพร้อมกัน หัวใจห้องล่างซ้ายซึ่งมีมวลมากกว่าจึงมีการกระทำทางไฟฟ้ามากกว่า ดังนั้นผลรวมทางคลื่นไฟฟ้าจึงมีทิศทางลงล่างเฉียงไปทางซ้ายและเนื่องจากกล้ามเนื้อหัวใจส่วนนี้มีมวลมากทำให้ได้รับคลื่นไฟฟ้าเบี่ยงเบนขึ้นบนได้มากทั้งใน Lead I และ aVF ได้รูปคลื่นไฟฟ้าเรียกว่า คลื่น R (R Wave)

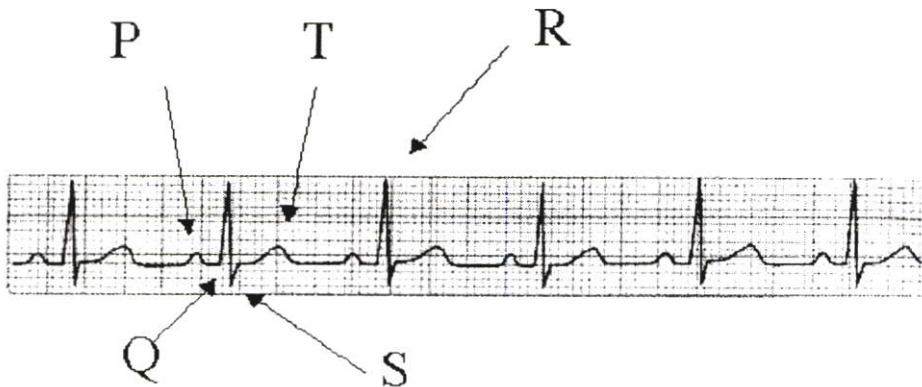
ดีโพลาไรส์ยังคงแผ่ต่อไปในส่วนที่เหลือของหัวใจห้องล่างทั้งสองข้างบริเวณสุดท้ายที่จะมีปฏิกิริยาก็คือตำแหน่งสูงสุดของผนังหัวใจอิสระห้องล่างซ้ายหรือบริเวณที่โลหิตไหลจากหัวใจห้องล่างขวาดังแสดงในรูปที่ 2.6



รูปที่ 2.6 แสดงระบบสื่อนำให้เกิดคลื่นไฟฟ้าของหัวใจ

2.6.2 รูปร่างลักษณะของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

ลักษณะของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ปกติแสดงได้ดังภาพ 8 ภาพคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่บันทึกได้ จะเริ่มตั้งแต่ก่อนการบีบตัวของหัวใจจนกระทั่งมีการคลายตัวในแต่ละครั้ง ดังนั้นจึงเกิดสัญญาณขึ้นเป็นจังหวะ โดยมีความถี่เท่ากับอัตราการเต้นของหัวใจ สามารถแสดงได้ดังในรูปที่ 2.7



รูปที่ 2.7 แสดงรายละเอียดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่เป็นปกติ

ภาพคลื่นไฟฟ้าหัวใจในแต่ละจังหวะประกอบด้วยคลื่นไฟฟ้าย่อย 3 คลื่นคือ

1. ช่วงคลื่น P เป็นผลรวมทางไฟฟ้าขบวนการดีโพลาร์ไรส์ที่เกิดขึ้นที่หัวใจห้องบนทั้งซ้ายและขวา ซึ่งเกิดก่อนที่หัวใจทั้งสองห้องจะมีการบีบตัว
2. ช่วงคลื่น QRS เป็นผลรวมทางไฟฟ้าจากขบวนการดีโพลาร์ไรส์ของหัวใจห้องล่างด้านซ้ายและขวาซึ่งเกิดขึ้นก่อนที่หัวใจทั้งสองข้างจะมีการบีบตัว โดยที่ขนาดของคลื่นสัญญาณ R สำหรับการทำงานปกติของหัวใจมีค่าประมาณ 1 มิลลิโวลต์

3. ช่วงคลื่น T เป็นผลรวมทางไฟฟ้าจากขบวนการดีโพลาร์ไรส์ของหัวใจห้องล่างด้านซ้าย และขวาซึ่งเกิดขึ้นก่อนที่หัวใจทั้งสองห้องจะมีการคลายตัว โดยขนาดของสัญญาณ T มีค่าประมาณ 1/3 ของขนาดของสัญญาณ R

สำหรับขบวนการรีโพลาร์ไรส์ของหัวใจห้องบน อาจเกิดขึ้นในช่วงระหว่างที่หัวใจห้องล่างมีการบีบตัว แต่ค่าขนาดจะไม่ปรากฏเนื่องจากค่าของสัญญาณช่วงคลื่น QRS มีค่ามากกว่า

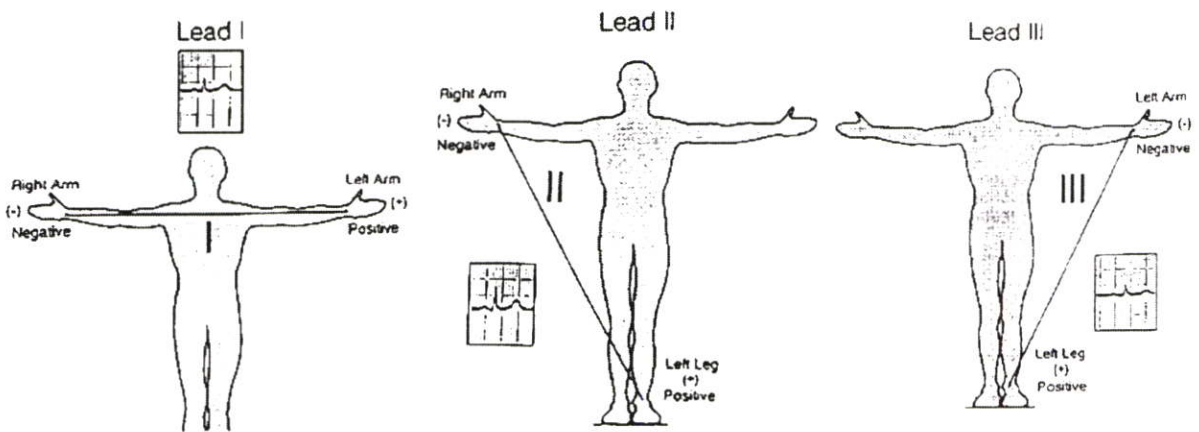
2.6.3 การวัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ มี 2 ลักษณะด้วยกันคือ

2.6.3.1 Bipolar recording เป็นการบันทึกการเปลี่ยนแปลงศักย์ไฟฟ้าของหัวใจ โดยการติดขั้วบันทึกซึ่งเป็น active หรือ exploring electrode 2 ขั้วบนแขนหรือขาที่ต้องการบันทึก คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่บันทึกได้เรียกว่า bipolar limb lead หรือ standard limb lead ซึ่งประกอบด้วย Lead I, II และ III โดยมีขั้วบันทึกในตำแหน่งต่างๆ ตามรูปที่ 2.8

Lead I เป็นการบันทึกการเปลี่ยนแปลงศักย์ไฟฟ้าของหัวใจระหว่างแขนขวากับแขนซ้าย โดยมีขั้วลบบนแขนขวาและขั้วบวกอยู่บนแขนซ้าย

Lead II เป็นการบันทึกการเปลี่ยนแปลงศักย์ไฟฟ้าของหัวใจระหว่างแขนขวากับขาซ้าย โดยมีขั้วลบบนแขนขวาและขั้วบวกอยู่บนขาซ้าย

Lead III เป็นการบันทึกการเปลี่ยนแปลงศักย์ไฟฟ้าของหัวใจระหว่างแขนซ้ายกับขาซ้าย โดยมีขั้วลบบนแขนซ้ายและขั้วบวกอยู่บนขาซ้าย



รูปที่ 2.8 Bipolar recording

2.6.3.2 Unipolar recording เป็นการบันทึกการเปลี่ยนแปลงศักย์ไฟฟ้าของหัวใจโดยขั้วบันทึกซึ่งเป็น active หรือ exploring electrode (ขั้วบวก) วางลงบนบริเวณที่ต้องการบันทึก ส่วนอีก

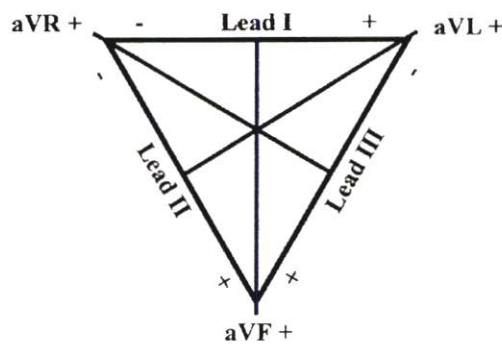
ขั้วหนึ่ง (ขั้วลบ) ต่อกับ indifference electrode คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่บันทึกได้เรียกว่า unipolar lead ซึ่งประกอบด้วย 3 unipolar limb lead และ 6 unipolar chest lead ซึ่งมีตำแหน่งบันทึกต่างๆ ดังนี้

1 Unipolar limb lead มี 3 lead คือ

- aVR (Augment voltage right) เป็นการบันทึกการเปลี่ยนแปลงศักย์ไฟฟ้าของหัวใจบริเวณแขนขวาโดยวาง exploring electrode บริเวณแขนขวาส่วน indifference electrode ต่อกับแขนซ้ายและขาซ้าย

- aVL (Augment voltage left) เป็นการบันทึกการเปลี่ยนแปลงศักย์ไฟฟ้าของหัวใจบริเวณแขนซ้ายโดยวาง exploring electrode บริเวณแขนซ้าย ส่วน indifference electrode ต่อกับแขนขวาและขาซ้าย

- aVF (Augment voltage foot) เป็นการบันทึกการเปลี่ยนแปลงศักย์ไฟฟ้าของหัวใจบริเวณขาซ้ายโดยวาง exploring electrode บริเวณขาซ้าย ส่วน indifference electrode ต่อกับแขนขวาและแขนซ้าย ตามรูปที่ 2.9



รูปที่ 2.9 Unipolar limb lead

2 Unipolar chest lead เป็นการบันทึกการเปลี่ยนแปลงศักย์ไฟฟ้าของหัวใจในส่วนต่างๆ ในแนวตัดขวาง (horizontal plane) ในระดับใจกลางหัวใจซึ่งอยู่ประมาณระดับ AV node โดยต่อขั้วลบเข้ากับ neutral reference lead ซึ่งเกิดจากการต่อ limb lead ทั้ง 3 lead เข้าด้วยกัน ส่วนขั้วบวกหรือ exploring electrode จะติดกับบริเวณต่างๆ บนผนังทรวงอกซึ่งสามารถบันทึกการเปลี่ยนแปลงศักย์ไฟฟ้าของหัวใจในส่วนต่างๆ ได้ unipolar chest lead มี 6 lead แสดงได้ดังรูปที่ 2.10

V_1 บริเวณ intercostal space ที่ 4 ติดขอบ sternum ด้านขวา

V_2 บริเวณ intercostal space ที่ 4 ติดขอบ sternum ด้านซ้าย

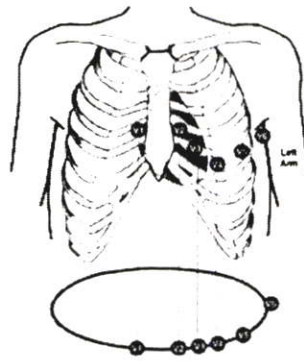
V_3 บริเวณกึ่งกลางระหว่าง V_2 กับ V_4

V_4 บริเวณ intercostal space ที่ 5 ติดกับ left mid clavicular line

V_5 บริเวณ left anterior axillary line ระดับเดียวกับ V_4

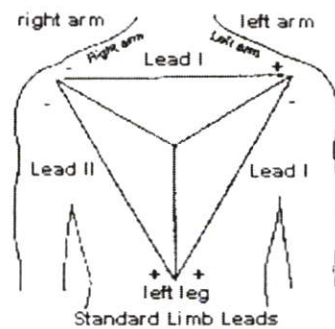
V_6 บริเวณ left mid axillary line ระดับเดียวกับ V_4

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

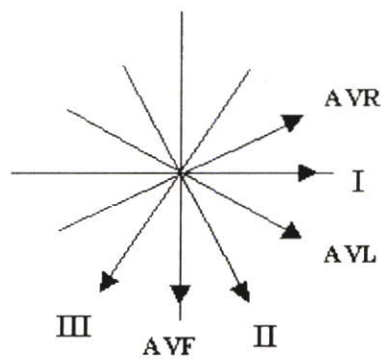


รูปที่ 2.10 unipolar chest lead

ใน standard limb lead เป็นการบันทึกในแนว frontal plane สามารถนำทิศทางและแนวแรงของ lead I lead II และ lead III มาเขียนเป็นรูปสามเหลี่ยมด้านเท่าเรียกว่า Einthoven's triangle ดังภาพ ซึ่งตาม Einthoven's law ขนาดของแนวแรงใน lead II จะเท่ากับ lead I + III และแนวแรงของ standard limb lead ทั้งหมดสามารถนำมาเขียนเป็น hexaxial system ได้ทั้ง Einthoven's triangle และ hexaxial system ตามรูปที่ 2.11 และรูปที่ 2.12 ตามลำดับ มีประโยชน์ในการหาแกนไฟฟ้าของหัวใจ (mean electrical axis)



รูปที่ 2.11 Einthoven's triangle



รูปที่ 2.12 Einthoven hexaxial system

2.7 การปรับอัตราการเดินของหัวใจ

โดยทั่วไปอัตราการเดินของหัวใจของคนปกติจะมีอัตราประมาณ 80 ครั้งต่อนาที ในงานวิจัยนี้ได้ใช้อัตราการเดินนี้เป็นมาตรฐานของทุกๆสัญญาณที่ทำการประมวลผลใน ซึ่งสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีอัตราการเดินปกติอยู่ที่ 80 ครั้งต่อนาที นั้นหมายความว่า 1 คาบสัญญาณของคลื่นไฟฟ้าหัวใจนั้นจะใช้เวลา 0.75 วินาที หากสมมติให้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ได้รับการบันทึกมานั้นถูกสุ่มด้วยอัตรา 8000 ครั้งต่อวินาที ดังนั้นใน 1 คาบของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจจะต้องมีจำนวนสัญญาณทั้งหมด 6000 จุด อย่างไรก็ตามหากสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจนั้นๆมีอัตราการเดินไม่เท่ากับ 80 ครั้งต่อนาที นั่นก็หมายความว่าจำนวนความยาวของสัญญาณใน 1 คาบของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจอาจจะน้อยกว่าหรือมากกว่า 6000 จุดก็ได้

หากกำหนดให้ $h(n)$ คือสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่อัตราการเดินหัวใจใดๆ (ก่อนที่จะผ่านการปรับ) 1 คาบสัญญาณ โดยสมมติให้มีความยาวเท่ากับ N จุด ดังนั้นสมการการแปลงฟูเรียร์แบบไม่ต่อเนื่อง (discrete Fourier transform) ของ $h(n)$ สามารถเขียนได้ดังนี้คือ

$$H(k) = \sum_{n=0}^{N-1} h(n) \exp(-j2\pi kn/N) \quad (2.1)$$

โดยที่ k เป็นดัชนีชี้ความถี่ดิจิทัลซึ่งมีความสัมพันธ์กับความถี่ดิจิทัลที่มีค่าเท่ากับ kf_s/N โดย $0 \leq k \leq N-1$ โดยสมมติให้ N_n คือจำนวนจุดสัญญาณใน 1 คาบของสัญญาณหัวใจที่มีอัตราการเดินของหัวใจเท่ากับ 80 ครั้งต่อนาที (ที่อัตราสุ่มสัญญาณเท่ากับ 8000 ครั้งต่อวินาที) นั่นคือ N_n มีค่าเท่ากับ 6000 จากที่ได้กล่าวมาแล้วข้างต้น N จึงอาจจะมีค่ามากกว่าหรือน้อยกว่า N_n ดังนั้น อัตราส่วนระหว่างจำนวนจุดของ 1 คาบสัญญาณที่ได้มาจากอัตราการเดินใดๆ กับจำนวนจุดของ 1 คาบสัญญาณที่มาจากอัตราการเดิน 80 ครั้งต่อนาที จึงสามารถเขียนได้เป็น

$$\alpha = N_n/N \quad (2.2)$$

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 นั้นทำได้โดยการเปลี่ยนอัตราสุ่มสัญญาณ นั่นคือ หาก $\alpha > 1$ ต้องสุ่มสัญญาณด้วยอัตราที่ต่ำกว่า 8000 ครั้งต่อวินาที และ หาก $\alpha < 1$ ต้องสุ่มสัญญาณด้วยอัตราที่มากกว่า 8000 ครั้งต่อวินาที แต่เนื่องจากสัญญาณได้ถูกสุ่มมาแล้วด้วยอัตรา

8000 ครั้งต่อวินาที ดังนั้นการปรับเปลี่ยนอัตราการสุ่มสัญญาณดังกล่าวจึงไม่สามารถทำได้ อย่างไรก็ตามวิธีการที่สามารถให้ผลเดียวกันแต่สามารถทำได้นั้นก็คือ ทำการสังเคราะห์สัญญาณ $h(n)$ ขึ้นมาใหม่โดยใช้องค์ประกอบทางความถี่เดิมของสัญญาณ $h(n)$ โดยให้ระยะห่างระหว่างจุดของสัญญาณสังเคราะห์ขึ้นมาใหม่ปรับเปลี่ยนไปให้สอดคล้องกับค่าตัวแปร α นั่นคือ

$$T_n = \frac{T_s}{\alpha} \quad (2.3)$$

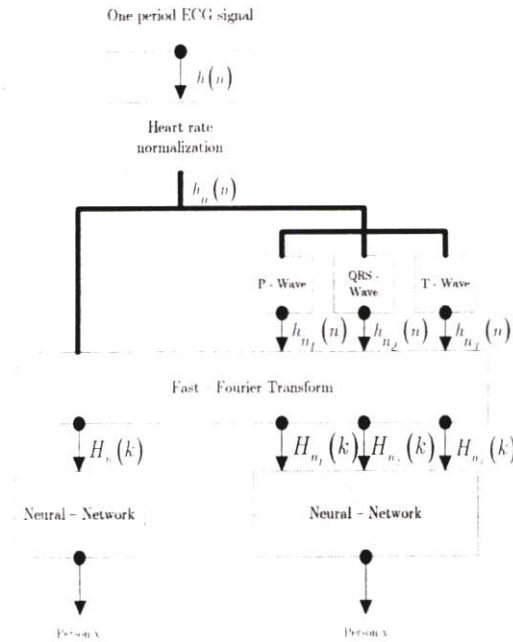
สมมติให้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 1 คาบสัญญาณที่สังเคราะห์ขึ้นมาใหม่จากองค์ประกอบทางความถี่เดิมของสัญญาณ $h(n)$ คือ $h_n(n)$ ซึ่งสามารถแสดงได้ดังสมการต่อไปนี้

$$h_n(n) = \sum_{k=0}^K |H(k)| \cos(2\pi k \frac{f_s}{N} n T_n + \angle H(k)) \quad (2.4)$$

$$0 \leq n \leq N_n - 1$$

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

โดยทั่วไปสัญญาณที่อยู่ในโดเมนเวลานั้นจะมีความซับซ้อนของข้อมูลเกิดขึ้นอยู่ ซึ่งวิธีการที่ใช้ในการลดความซับซ้อนของข้อมูลนั้นก็มียู่ด้วยกันหลายวิธี แต่ในงานวิจัยนี้จะใช้การแปลงฟูเรียร์เป็นเครื่องมือในการดึงลักษณะเด่นที่มีอยู่ในโดเมนความถี่ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ(ที่ได้ถูกปรับอัตราการเดินให้อยู่ในอัตราการเดินมาตรฐานแล้ว) 1 คาบสัญญาณ นอกจากนี้ยังใช้วิธีการดึงลักษณะเด่นเฉพาะในแต่ละส่วนของสัญญาณคือในส่วนของ P - wave, QRS - wave และ T - wave ซึ่งสัญญาณแต่ละส่วนนั้นจะถูกเรียกชื่อเป็น $h_{n1}(n), h_{n2}(n), h_{n3}(n)$ ตามลำดับ ลักษณะเด่นที่มีอยู่ในโดเมนความถี่นั้นจะนำไปผ่านการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายนิเวศเพื่อใช้ในการตัดสินใจตามบล็อกไดอะแกรมของหลักการที่นำเสนอได้ดังรูปที่ 2.13



รูปที่ 2.13 บล็อกไดอะแกรมของหลักการที่นำเสนอ

2.8 Neural network

เป็นกระบวนการที่ใช้กลไกการวิเคราะห์ และตัดสินใจในเรื่องราวต่างๆ ในอนาคต โครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์ค (neural network) ที่กล่าวถึงนี้ เราจะกล่าวถึงโครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์คที่เราจำลองขึ้นมาจากโครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์คที่มีอยู่จริงในสมองของมนุษย์ ซึ่งในสมัยก่อนเราจะนำเทคนิคนี้มาใช้ในการพยากรณ์เกี่ยวกับงานด้านการเงินเสียเป็นส่วนใหญ่ เช่น งานด้านการลงทุนในตลาดหุ้น เป็นต้น คือ เทคนิคนี้จะสามารถพยากรณ์แนวโน้มที่จะเกิดขึ้นในอนาคตของสิ่งที่เราต้องการจะพยากรณ์ว่าจะมีการเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางไหนบ้าง

2.8.1 ส่วนประกอบของ Neurons

สมองของคนเรานั้นจะประกอบไปด้วยอวัยวะส่วนที่ใช้เชื่อมต่อกัน ซึ่งเรียกกันว่า นิวรอล ซึ่ง 1 นิวรอล นี้จะสามารถแบ่งออกเป็นสามส่วนคือ

1. Dendrites ทำหน้าที่ในการนำสัญญาณไฟฟ้า
2. Cell body ทำหน้าที่ในการประมวลผลสัญญาณที่ได้รับมา
3. Axon ทำหน้าที่ส่งสัญญาณจาก cell body ไปให้กับ neural อื่นๆ

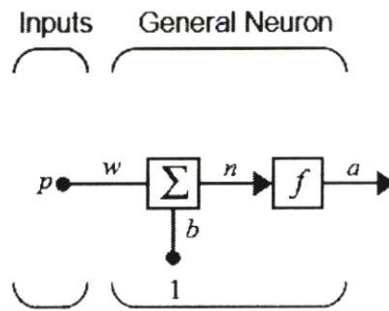
ดังนั้นก่อนที่จะเรามาทำการรู้จักกับเทคนิคที่เราสนใจนี้ เราควรจะทราบถึงความเกี่ยวข้องกันของโครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์คที่จำลองขึ้นมา กับโครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์คที่มีอยู่จริงก่อน เพื่อให้

เข้าใจถึงเทคนิคนี้ได้ดีขึ้น คือ ทั้งสองส่วนนั้นจะต้องมีส่วนที่ใช้ในการประมวลผลเหมือนกัน และ ส่วนที่ใช้เชื่อมต่อกันระหว่างนิวรอลนั้นต้องเป็นส่วนที่ใช้กำหนดฟังก์ชันที่ใช้ในโครงข่าย ในส่วน เรื่องความเร็วของโครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์คที่เราจำลองขึ้นมา นั้น ยังมีความเร็วสูงกว่าโครงข่าย นิวรอลเน็ตเวิร์คที่อยู่ในสมองของมนุษย์ ถึงอย่างไรก็ตามงานบางอย่างสมองของมนุษย์เราสามารถ ตัดสินใจได้เร็วกว่าโครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์คที่จำลองขึ้นมาหรือแม้กระทั่งคอมพิวเตอร์ เนื่องจาก นิวรอล ที่อยู่ในสมองของคนเรานั้นมีโครงสร้างแบบขนานและมีจำนวนมาก จึงสามารถทำงานได้ พร้อมกัน ดังนั้นการจำลองโครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์คขึ้นมาส่วนมากจึงประมวลผลโดยใช้ คอมพิวเตอร์ ซึ่งมีโครงสร้างแบบขนานอยู่แล้ว จึงเหมาะสมที่จะใช้โครงข่ายนิวรอลเน็ตเวิร์คที่ จำลองขึ้นมาในการประมวลผลงานด้าน VLSI , Optical devices และ parallel processors

จากที่กล่าวมาทั้งหมดแล้วนั้น ในงานวิจัยชิ้นนี้จึงเลือกเทคนิคนี้มาช่วยในการตัดสินใจว่า ข้อมูลที่รับมานั้นตรงกับข้อมูลที่เก็บไว้หรือไม่

2.8.2 Neural Model มี 2 แบบ

2.8.2.1 Single-Input Neuron เป็นโครงสร้างของนิวรอลที่มีสัญญาณขาเข้าเพียงตัวเดียว แสดงในรูปที่ 2.14



รูปที่ 2.14 Single-Input Neuron

$$a = f(wp + b) \quad (2.5)$$

- p : scalar input สัญญาณขาเข้าที่เป็นจำนวนจริง
- w : weight มีความสัมพันธ์กับความแข็งแรง ของ synapse
- b : bias
- n : net input
- Σ : summation มีความสัมพันธ์กับ cell body
- f : function มีความสัมพันธ์กับ cell body
- a : output มีความสัมพันธ์กับ สัญญาณที่ถูกส่งออกมาจาก axon

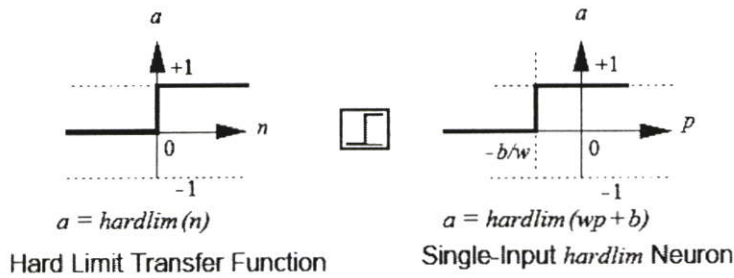
จากรูปที่ 2.14 พบว่าสัญญาณขาเข้า p จะถูกคูณด้วย ค่า weight w และจะผ่านบล็อก Σ ซึ่งจะถูกรวบรวมด้วย b แล้วผลที่ได้จะเป็น n net input ซึ่งเป็นสัญญาณขาเข้าที่เข้า function f แล้ว output ที่ได้คือ a

Transfer Functions

Transfer Functions ในที่นี้อาจจะเป็นแบบ linear หรือ nonlinear function ก็ได้ ยกตัวอย่าง เช่น hard limit transfer function, symmetrical hard limit, linear และ saturating

Hard limit transfer function

กำหนดให้สัญญาณขาออกของนิวรอลเท่ากับ 0 เมื่อ ค่า n มีค่าน้อยกว่า 0 หรือ กำหนดให้เท่ากับ 1 b เมื่อ n มีค่ามากกว่า 0 เราจะใช้ ฟังก์ชันนี้ในการสร้างนิวรอลที่ใช้ในการแยก สัญญาณขาเข้า ออกเป็นหลายประเภท ตามรูปที่ 2.15 และรูปที่ 2.16



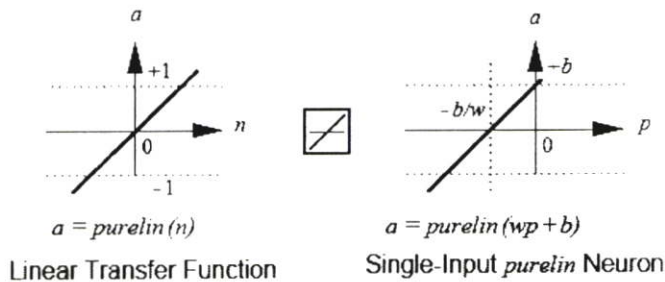
รูปที่ 2.15 แสดง Hard limit transfer function and Single-Input hard limit Neuron กราฟทาง

ขวาแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง input และ output ของ Single input hard limit neuron

Linear transfer function

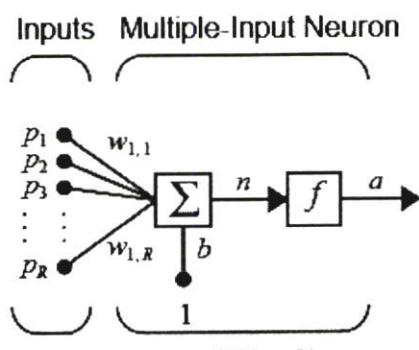
Output ของ Linear transfer function มีค่าเท่ากับ input ตามสมการที่

$$a = n \tag{2.6}$$



รูปที่ 2.16 Linear Transfer Function รูปด้านขวาแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง input และ output ของ Single-input linear neuron ที่ถูกไบอัส b

2.8.2.2 Multiple-Input neuron เป็นโครงสร้างของนิวรอน ที่มีสัญญาณขาเข้าหลายตัว แสดงในรูปที่ 2.17



รูปที่ 2.17 Multiple -Input Neuron

$$a = f(Wp + b) \quad (2.7)$$

p : vector input

W : matrix weight มีความสัมพันธ์กับความแข็งแรง ของ synapse

b : bias

n : net input

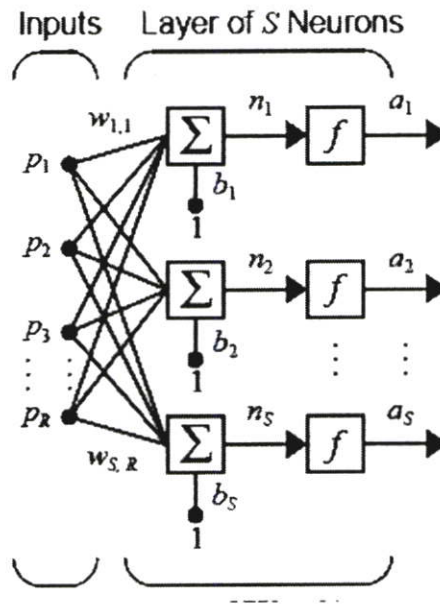
Σ : summation มีความสัมพันธ์กับ cell body

f : function มีความสัมพันธ์กับ cell body

a : output มีความสัมพันธ์กับ สัญญาณที่ถูกส่งออกมาจาก axon

2.8.3 Network Architectures

2.8.3.1 A Layer of Neurons: A single-layer network ของ S neurons แสดงในรูปที่ 2.18 แสดงได้ว่า R คือจำนวนสัญญาณขาเข้าทั้งหมด ที่ต่อเข้ากับนิวรอน ทุกตัว ที่ถูกคูณด้วยค่า weight ที่มีขนาด $S \times 1$



รูปที่ 2.18 Layer of S Neurons

$$a = f(Wp + b) \quad (2.8)$$

p : vector input

W : matrix weight มีความสัมพันธ์กับความแข็งแรง ของ synapse

b : vector bias

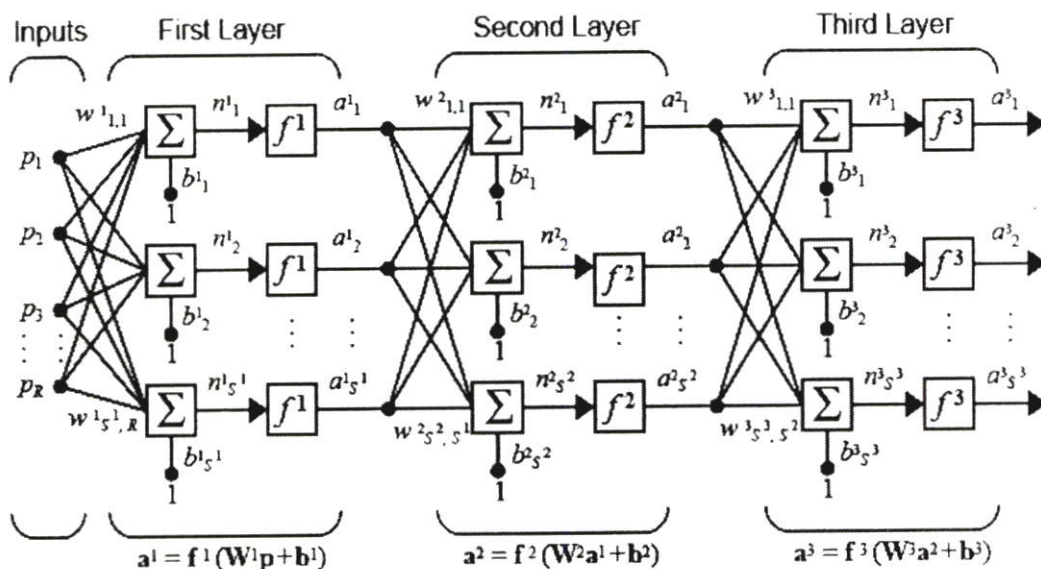
n : vector net input

Σ : summation มีความสัมพันธ์กับ cell body

f : function มีความสัมพันธ์กับ cell body

a : vector output มีความสัมพันธ์กับ สัญญาณที่ถูกส่งออกมาจาก axon

2.8.3.2 Multiple Layers of Neurons พิจารณา network ที่มีหลาย layer โดยที่แต่ละ layer มี vector weight, vector bias, vector net input, vector output เป็นของแต่ละ layer โดยที่ใช้ตัวแทนแต่ละ layer แสดงได้ดังรูปที่ 2.19



รูปที่ 2.19 Three-Layer Network

$$\mathbf{a}^3 = \mathbf{f}^3(\mathbf{W}^3 \mathbf{f}^2(\mathbf{W}^2 \mathbf{f}^1(\mathbf{W}^1 \mathbf{p} + \mathbf{b}^1) + \mathbf{b}^2) + \mathbf{b}^3) \quad (2.9)$$

จากที่กล่าวมาทั้งหมดนี้จะเป็น ชนิดและโครงสร้างของโครงข่ายนิวรอลซึ่งจะเห็นได้ว่าเราจะใช้ค่า weight matrix และ bias เป็นตัวคูณและบวกกับ input ตามลำดับ ดังนั้นในหัวข้อต่อไปเราจะกล่าวถึง การหาค่า weight matrix และ bias ซึ่งในงานวิจัยนี้จะกล่าวถึงกระบวนการ training perceptron network

2.8.4 Perceptron Learning Rule

ทุกวันนี้ Neural Network แบบ perceptron เป็นเทคนิคที่สำคัญที่ถูกเลือกมาใช้ในการคัดแยกประเภทของปัญหาต่างๆที่ต้องการศึกษา เพราะเป็นเทคนิคที่ค่อนข้างให้สัญญาณขาออก ที่ถูกต้อง, น่าเชื่อถือ, ใช้เวลาประมวลผลน้อย และง่ายต่อการทำความเข้าใจ

2.8.4.1 Learning Rule หมายความว่ากระบวนการที่ต้องการจะปรับปรุงค่า weights และ biases ของโครงข่าย หรืออาจกล่าวได้อีกนัยหนึ่งว่ากระบวนการนี้เป็น training algorithm กระบวนการนี้มีจุดประสงค์คือต้องการปรับปรุงค่า weights และค่า biases จนทำให้โครงข่าย นิวรอลเน็ตเวิร์คสามารถตัดสินใจได้ ซึ่งกระบวนการเรียนรู้นี้มีหลายชนิด แต่ถูกแยกเป็น 3 ประเภทใหญ่ คือ

1 *Supervised learning* เป็นกระบวนการที่ถูกกำหนดค่า training set ให้มีค่าเหมาะสมกับ ลักษณะของ network

$$\{p_1, t_1\}, \{p_2, t_2\}, \dots, \{p_Q, t_Q\}, \quad (2.10)$$

p_Q : input ของ network

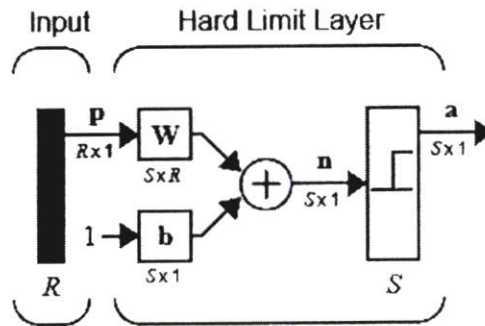
t_Q : target output ที่สอดคล้องกับ input

เมื่อสัญญาณขาเข้าถูกใส่ให้กับโครงข่ายแล้ว สัญญาณขาออกที่ได้จะถูกเปรียบเทียบกับ target output ต่อมา Learning rule จะทำหน้าที่ปรับปรุงค่า weights และ biases ของโครงข่าย ในทิศทางที่ทำให้ output ของ network มีค่าเข้าใกล้ target output

2 *Reinforcement learning* กระบวนการนี้จะเหมือนกับกระบวนการ Supervised learning ยกเว้น แทนที่จะใส่ค่าสัญญาณขาออกที่ต้องการให้กับแต่ละสัญญาณขาเข้าของโครงข่ายนิวรอล กระบวนการนี้จะทำการใส่คะแนน หรือจัดอันดับแทน (grade) โดยที่ grade นี้จะเป็นตัววัด ประสิทธิภาพของโครงข่ายของสัญญาณขาเข้า บางตัวเท่านั้น ดังนั้นกระบวนการนี้จะเหมาะสมกับการประยุกต์ใช้งานด้านระบบการควบคุม

3 *Unsupervised learning* กระบวนการนี้ค่า weights และ biases จะถูกปรับปรุง โดยผลของ สัญญาณขาเข้าของโครงข่าย เท่านั้น กระบวนการนี้จะไม่มีการกำหนด target output วิธีนี้จะเหมาะสมกับการประยุกต์ใช้งานด้าน vector quantization

2.8.4.2 Perceptron Architecture: ก่อนที่จะกล่าวถึง Perceptron Learning Rule จะอธิบายโครงข่ายแบบ perceptron ก่อน โดยรูปที่ 2.20 แสดงถึงโครงข่าย perceptron



รูปที่ 2.20 Perceptron network

โดยที่สัญญาณขาออก ของโครงข่ายแสดงได้โดยสมการ

$$a = \text{hard lim}(Wp + b) \quad (2.11)$$

ซึ่งการใช้ฟังก์ชันชนิดนี้ง่ายต่อการ training ก็ง่ายต่อการกำหนดค่า target output (0,1)

$$W = \begin{bmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & \cdots & w_{1,R} \\ w_{2,1} & w_{2,2} & \cdots & w_{2,R} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ w_{S,1} & w_{S,2} & \cdots & w_{S,R} \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

W : network weight matrix

$$w_i = \begin{bmatrix} w_{i,1} \\ w_{i,2} \\ \vdots \\ w_{i,R} \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

i : แสดงถึงแถวของ matrix

$$W = \begin{bmatrix} w^T_1 \\ w^T_2 \\ \vdots \\ w^T_s \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

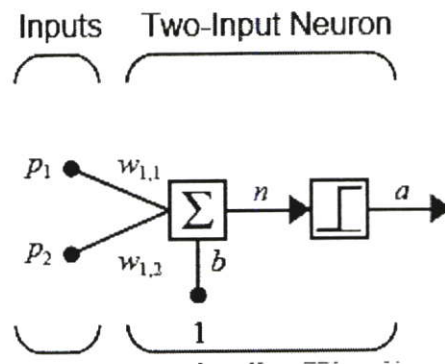
จากสมการ perceptron network เราแทนค่า w^T ลงในสมการพบว่าได้สมการใหม่เป็น

$$a_i = \text{hard lim}(n_i) = \text{hard lim}(w^T_i p + b_i) \quad (2.15)$$

จาก ทฤษฎีของ hard-limit transfer function เป็นไปตามสมการ

$$a = \text{hard lim}(n) = \begin{cases} 1 & n > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.16)$$

ดังนั้นถ้าผลคูณระหว่างค่า weights vector และ input vector มีค่ามากกว่า $-b$ แล้ว output จะมีค่าเท่ากับ 1 และในทางตรงกันข้ามก็จะมีค่าเท่ากับ 0 ดังนั้นจะพบว่านิรลแต่ละตัวในโครงข่ายจะทำหน้าที่แยกกลุ่มของสัญญาณขาเข้าทั้งหมดเป็นสองส่วน แสดงได้ดังรูปที่ 2.21



รูปที่ 2.21 Single-Neuron perceptron

สัญญาณขาออกของโครงข่ายเป็นไปตามสมการที่

$$\begin{aligned} a &= \text{hard lim}(n) = \text{hard lim}(Wp + b) \\ a &= \text{hard lim}(w^T_i p + b) = \text{hard lim}(w_{1,1}p_1 + w_{1,2}p_2 + b) \end{aligned} \quad (2.17)$$

การหาค่า decision boundary หาได้จากการนำ net input มีค่าเท่ากับ 0

$$n = \mathbf{w}^T \mathbf{p} + b = w_{1,1}p_1 + w_{1,2}p_2 + b = 0 \quad (2.18)$$

โดยเริ่มแรกจะทำการกำหนดค่า weights ขึ้นมาก่อน โดยที่ weight vector จะต้องตั้งฉากกับ boundary decision แล้วนำมาคูณกับ input vector แล้วนำค่า weights และค่า input เข้าไปแทนในสมการหาค่า b

ทำการทดสอบเครือข่ายโดยการนำ input vector เข้ามาแทนในสมการหาค่า net input แล้วนำไปผ่าน hard-limit transfer function เพื่อหาค่าสัญญาณขาออก แล้วนำมาเปรียบเทียบกับ ค่า target input ว่าตรงกันหรือไม่ ถ้าไม่ตรงจะต้องหา boundary decision ใหม่

Multiple-Neuron perceptron

เป็นที่สังเกตได้ว่าสำหรับ Multiple-Neuron perceptron จะมี decision boundary 1 เส้นต่อ neuron 1 อัน ดังนั้นสมการแทน decision boundary คือ

$$\mathbf{w}^T \mathbf{p} + b_i = 0 \quad (2.19)$$

Single-Neuron perceptron สามารถแบ่งกลุ่มของ input vector ได้เป็นสองกลุ่ม แต่ Multiple-Neuron perceptron สามารถแบ่งกลุ่มของ input vector ได้เป็น 2^S หลายกลุ่ม โดยที่แต่ละกลุ่มสามารถถูกแสดงโดยค่า output vector ที่แตกต่างกัน โดยที่ S คือจำนวนของนิวรอน

Perceptron Learning Rule

ในงานวิจัยนี้ จะกล่าวถึง Perceptron Learning Rule ชนิด supervised training คือเป็นการ training โดยมีการกำหนดกลุ่มของสัญญาณ และ target output

$$\{\mathbf{p}_1, \mathbf{t}_1\}, \{\mathbf{p}_2, \mathbf{t}_2\}, \dots, \{\mathbf{p}_Q, \mathbf{t}_Q\}, \quad (2.20)$$

\mathbf{p}_Q : input of the network

\mathbf{t}_Q : output target

เมื่อป้อนค่าสัญญาณขาเข้าให้กับโครงข่ายแล้วสัญญาณขาออกที่ได้จะถูกนำมาเปรียบเทียบกับ output target ถ้าผลที่ได้จากการเปรียบเทียบมีค่าไม่เท่ากัน learning rule ก็จะทำการปรับปรุงค่า weights และ biases ของ network ในทิศทางที่ทำให้ network output มีค่าใกล้เคียงกับ output target ทำเช่นนี้ไปเรื่อยจนกลุ่มของข้อมูลที่เรากำหนดได้ขณะเริ่มต้นให้ค่า target output ถูกต้องหมด ดังนั้นเมื่อนำค่าสัญญาณขาเข้าอื่นที่ต้องการจะทำการจะตัดสินใจโดยใช้โครงข่ายนิวรอนชนิดเวิร์ดนี้ก็จะสามารถทำการตัดสินใจได้อย่างถูกต้อง

เงื่อนไขในการ learning

$$\begin{aligned}
 \text{If } t = 1 \text{ and } a = 0, \text{ then } \mathbf{w}^{new} &= \mathbf{w}^{old} + \mathbf{p} \\
 \text{If } t = 0 \text{ and } a = 1, \text{ then } \mathbf{w}^{new} &= \mathbf{w}^{old} - \mathbf{p} \\
 \text{If } t = a, \text{ then } \mathbf{w}^{new} &= \mathbf{w}^{old}
 \end{aligned}
 \tag{2.21}$$

ถ้ากำหนดให้ $e = t - a$ และเราพบว่าค่า e ที่เกิดขึ้นนั้นมีเครื่องหมายตรงกับเครื่องหมายข้างหน้า \mathbf{p} ดังนั้น เงื่อนไขในการเรียนรู้จำ คือ $\mathbf{w}^{new} = \mathbf{w}^{old} + e\mathbf{p}$ เช่นเดียวกับกรณีของค่า biases เราสามารถสร้างเงื่อนไขของค่า biases ได้เป็น $b^{new} = b^{old} + e$ จากเงื่อนไขของการเรียนรู้ที่กล่าวมาข้างต้นแล้วนั้นจะเป็นในกรณีของ Training Single-neuron Perceptron ดังนั้นในกรณีของ Training Multiple-neuron Perceptron เงื่อนไขของการเรียนรู้ คือ

$$\begin{aligned}
 \mathbf{w}^{new} &= \mathbf{w}^{old} + e\mathbf{p} \\
 b^{new} &= b^{old} + e
 \end{aligned}
 \tag{2.22}$$

ถ้าเปลี่ยนให้อยู่ในรูปของ matrix เงื่อนไขของการเรียนรู้ ในกรณีของ Training Multiple-neuron Perceptron คือ

$$\begin{aligned}
 \mathbf{W}^{new} &= \mathbf{W}^{old} + e\mathbf{p}^T \\
 \mathbf{b}^{new} &= \mathbf{b}^{old} + e
 \end{aligned}
 \tag{2.23}$$

บทที่ 3

การจำแนกบุคคลโดยโดเมนความถี่ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

3.1 กล่าวนำ

ทุกวันนี้การจำแนกบุคคลเป็นสิ่งจำเป็นในงานหลายๆอย่าง โดยเฉพาะงานที่ต้องการความปลอดภัยสูง โดยส่วนใหญ่แล้ววิธีการที่จะใช้ทำระบบจำแนกบุคคลนั้นจะต้องใช้ข้อมูลเชิงชีวภาพของตัวบุคคลที่ต้องการจะจำแนกร่วมด้วย และอุปกรณ์ที่ทำตรวจสอบจะทำการดึงลักษณะสำคัญของแต่ละบุคคลจากข้อมูลเชิงชีวภาพออกมาเพื่อใช้ในการตัดสินใจ ตัวกรองข้อมูลเชิงชีวภาพที่ใช้กันในงานวิจัยต่างๆเช่น ใบหน้า Human face identification [1], [2], เสียง [3], ลายฝ่ามือ [4], ม่านตา [5], ลายนิ้วมือ [6] หรือสามารถใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจในการจำแนก

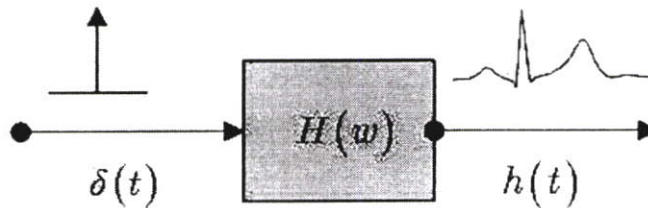
สำหรับสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจนั้น โดยส่วนใหญ่จะถูกใช้ในการวินิจฉัยสำหรับโรคเกี่ยวกับหัวใจ ซึ่งสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจจะมีลักษณะรูปแบบที่ทำให้ผู้เชี่ยวชาญทางการแพทย์สามารถบ่งบอกได้ว่าผู้ป่วยนั้นป่วยเป็นโรคหัวใจหรือไม่ ซึ่งในเชิงวิศวกรรมนั้นหากจะพิจารณาหัวใจของแต่ละบุคคลเป็นระบบหนึ่ง และสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจของระบบแต่ละระบบเป็นเสมือนผลตอบสนองอิมพัลส์ของระบบนั้นๆ ดังนั้นหัวใจของแต่ละบุคคล ซึ่งย่อมมีคุณลักษณะที่แตกต่างกันก็จะให้ผลตอบสนองอิมพัลส์ในรูปของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่แตกต่างด้วยเช่นกันจากแนวความคิดดังกล่าวสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจจึงได้ถูกนำไปประยุกต์ใช้ในการจำแนกบุคคล โดยเมื่อไม่นานมานี้ Lena Biel และผู้ร่วมวิจัย [7] ได้ทำการวิจัยเกี่ยวกับการจำแนกบุคคลโดยใช้สัญญาณไฟฟ้าหัวใจ โดยใช้วิธีการดึงลักษณะสำคัญของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจทางเวลาในการตัดสินใจ นอกจากนี้ Masaki Kyoso และผู้ร่วมวิจัย [8] ได้ทำการวิจัยระบบจำแนกบุคคลโดยใช้การเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ที่แสดงลักษณะสำคัญของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจของผู้ป่วยกับค่าสัมประสิทธิ์ที่เก็บไว้ โดยที่ค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้นั้นนำมาจาก การแปลงปลิงสัญญาณไฟฟ้าหัวใจ

สำหรับในวิทยานิพนธ์นี้ได้นำเสนอวิธีการจำแนกบุคคลด้วยสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ โดยใช้หลักการแปลงฟูเรียร์เป็นเครื่องมือในการดึงลักษณะเด่นที่มีอยู่ในสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 1 คาบสัญญาณออกมา ซึ่งโดยทั่วไปนั้น 1 คาบของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจจะประกอบไปด้วยสัญญาณ P-wave, QRS-wave และ T-wave ซึ่งนอกจากจะนำสัญญาณทั้ง 1 คาบสัญญาณไปทำการดึงลักษณะเด่นที่มีอยู่ในโดเมนความถี่แล้ว สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจออกเป็นส่วนอื่นได้แก่ส่วนของ P-wave, QRS-wave และ T-wave ก็จะถูกนำไปจำแนกลักษณะเด่นที่มีอยู่ในโดเมนความถี่เช่นเดียวกัน สิ่งสำคัญประการหนึ่งที่จะกล่าวถึงก็คือสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ได้รับการบันทึกมานั้น จะถูกสังเคราะห์ใหม่ให้เป็นสัญญาณที่มีอัตราการเต้นที่เท่ากัน ซึ่งในที่นี้กำหนดให้มีค่าเป็น 80

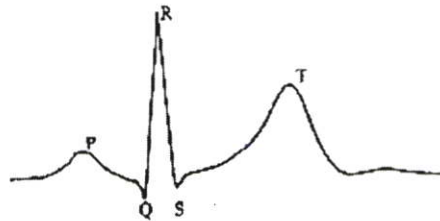
ครั้งต่อหน้าที่ ทั้งนี้ก็เพื่อให้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจทุกๆสัญญาณมีจำนวนจุดสัญญาณเท่ากันใน 1 คาบสัญญาณ ในส่วนของรายละเอียดของวิธีการที่นำเสนอจะได้มีการกล่าวถึงในข้อต่อไป

3.2 หลักการ

ในวิทยานิพนธ์นี้หัวใจของคนจะถูกอนุมานเสมือนเป็นระบบทางไฟฟ้าระบบหนึ่ง ซึ่งมีสัญญาณขาเข้าเป็นสัญญาณอิมพัลส์ และมีสัญญาณขาออกซึ่งเป็นสัญญาณตอบสนองอิมพัลส์ คือสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ดังแสดงได้ดังรูปที่ 3.1 ซึ่งโดยทั่วไปสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจใน 1 คาบสัญญาณจะมีองค์ประกอบด้วยสัญญาณสามส่วน คือ ส่วน P-wave, QRS-wave และ T-wave ดังแสดงในรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.1 ระบบที่ถูกพิจารณาเป็นหัวใจของแต่ละบุคคล

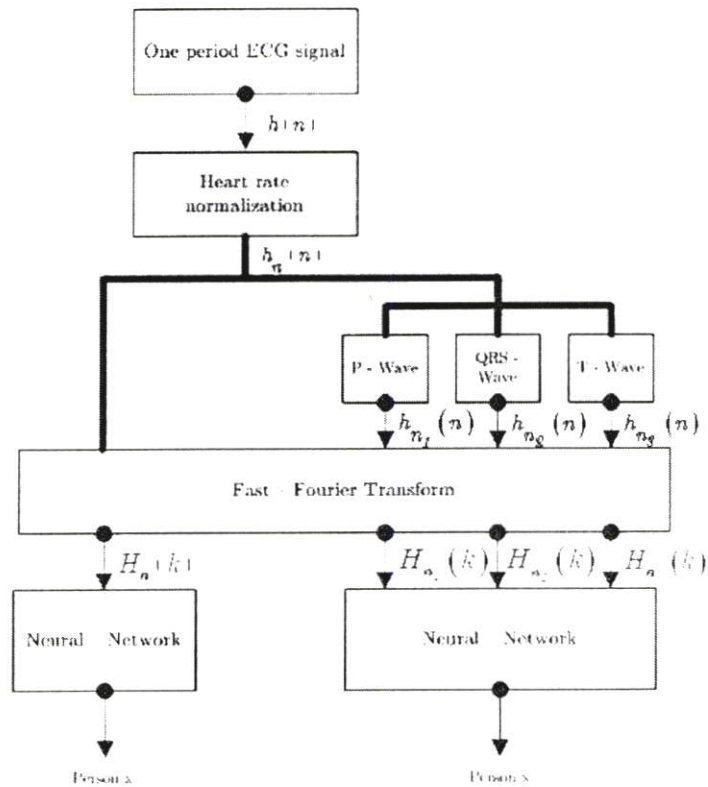


รูปที่ 3.2 แสดงส่วนประกอบใน 1 คาบของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

3.3 ขั้นตอนในการประมวลผล

ในส่วนของขั้นตอนในการประมวลผลนี้ผู้วิจัยได้ใช้โปรแกรมแมทเลบในการประมวลผลทั้งหมด โดยที่ขั้นตอนในการประมวลผลนั้นจะแบ่งออกเป็น 2 ส่วนหลักๆ คือ ส่วนที่ใช้ในการเตรียมสัญญาณและส่วนของการจำแนกบุคคล โดยที่ในส่วนที่ 1 นั้นเราจะแบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอนย่อย คือ ขั้นตอนในการเก็บตัวอย่างสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ และขั้นตอนในที่ใช้การเตรียม

สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจก่อนการนำไปประมวลผล โดยในส่วนของการทำงานนั้นเราจะแบ่งออกเป็น 2 เทคนิคย่อยๆ คือ เทคนิคที่ใช้ทั้งหนึ่งคาบของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจในการประมวลผล และเทคนิคที่แบ่งสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจออกเป็นสามสัญญาณย่อย ซึ่งทั้งสองเทคนิคนี้จะถูกแบ่งออกเป็น 2 และ 3 ขั้นตอนย่อยตามลำดับ โดยเทคนิคที่ 1 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้งหนึ่งคาบจะถูกนำไปผ่านการทำฟูรีเยร์ทรานฟอร์ม เพื่อดึงเอาลักษณะสำคัญของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจออกมา และผลที่ได้จะถูกนำไปผ่านการวิเคราะห์และจำแนกกลุ่มข้อมูลโดยโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนเทคนิคที่ 2 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านกระบวนการการเตรียมสัญญาณเรียบร้อยแล้วนั้นจะถูกนำมาแบ่งออกเป็น 3 สัญญาณย่อย และสัญญาณย่อยแต่ละสัญญาณย่อยจะถูกนำไปดึงเอาลักษณะสำคัญ, วิเคราะห์และจำแนกกลุ่มข้อมูลออกมา โดยใช้การแปลงฟูรีเยร์และโครงข่ายประสาทเทียมตามลำดับ ซึ่งสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 3.3

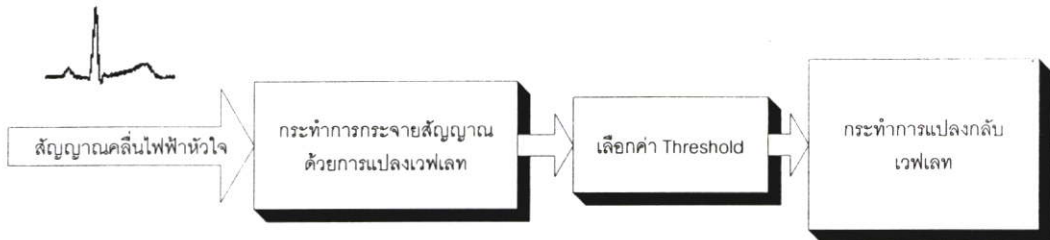


รูปที่ 3.3 บล็อกไดอะแกรมแสดงระบบ

3.4 กระบวนการเตรียมสัญญาณ

3.4.1 การกำจัดสัญญาณรบกวนด้วยการแปลงเวฟเลท

ผู้วิจัยได้ทำการนำสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ มาทำการกำจัดสัญญาณรบกวนด้วยการแปลงเวฟเลท เพื่อช่วยให้การนำสัญญาณมาวิเคราะห์มีความถูกต้องเพิ่มมากยิ่งขึ้น สำหรับขั้นตอนการกำจัดสัญญาณรบกวนด้วยเวฟเลท แสดงดังรูปที่ 4.4

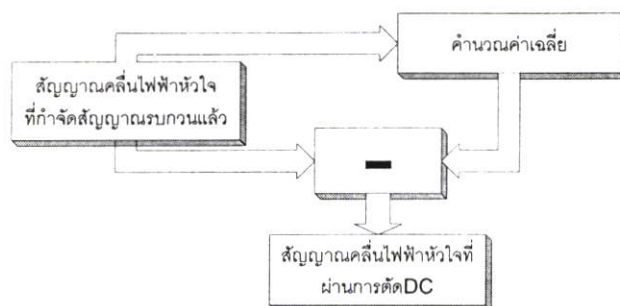


รูปที่ 3.4 บล็อกไดอะแกรมแสดงขั้นตอนการกำจัดสัญญาณรบกวนด้วยเวฟเลท

จากรูปที่ 3.4 เมื่อได้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ และสัญญาณคลื่นเสียงหัวใจแล้ว นำสัญญาณมากระทำการกระจายสัญญาณด้วยการแปลงเวฟเลท 5 ระดับโดยใช้เวฟเลทตระกูล sym8 จากนั้นประยุกต์ค่า soft thresholding กับสัมประสิทธิ์เวฟเลทในส่วนของ Detail และกระทำการแปลงกลับเวฟเลท โดยพื้นฐานของสัมประสิทธิ์เวฟเลทในส่วนของ Approximations และ Detail ซึ่งจะช่วยให้ได้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ถูกกำจัดสัญญาณรบกวนแล้ว

3.4.2 การกำจัดค่าเฉลี่ยไฟตรง

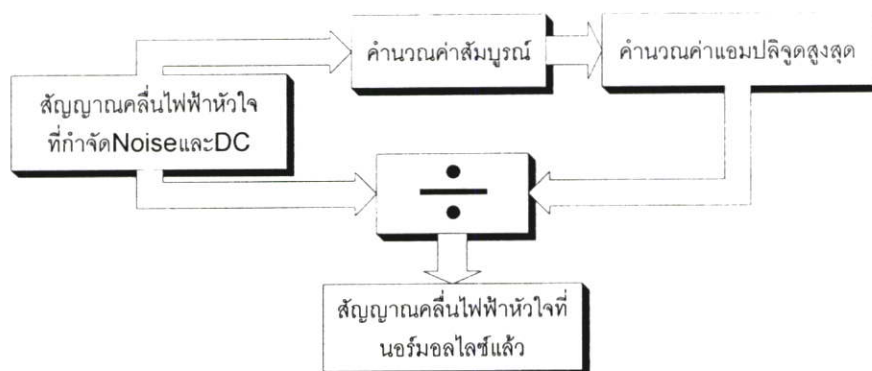
ผู้วิจัยได้ทำการนำสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ที่ผ่านการกำจัดสัญญาณรบกวนด้วยเวฟเลทมาทำการกำจัดค่าเฉลี่ยไฟตรงเพื่อต้องการจะกำจัดสัญญาณไฟตรงออกจากสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ โดยที่กระบวนการกำจัดสัญญาณไฟตรงสามารถแสดงขั้นตอนได้ดังบล็อกไดอะแกรมในรูปที่ 3.5



รูปที่ 3.5 บล็อกไดอะแกรมแสดงขั้นตอนการกำจัดสัญญาณไฟตรง

3.4.3 การนอร์มอลไลซ์ทางขนาดของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

ผู้วิจัยได้ทำการนำสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ที่ผ่านการกำจัดสัญญาณรบกวนด้วยเวฟเลท มาทำการนอร์มอลไลซ์ทางขนาดเพื่อให้แอมพลิจูดของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ และสัญญาณคลื่นเสียงหัวใจมีค่าขนาดไม่เกินหนึ่ง ทั้งนี้เพื่อให้ง่ายต่อการนำไปวิเคราะห์ กระบวนการนอร์มอลไลซ์สัญญาณ ดังแสดงขั้นตอนดังบล็อกไดอะแกรมในรูปที่ 3.6



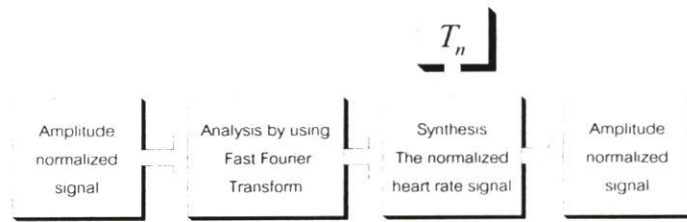
รูปที่ 3.6 บล็อกไดอะแกรมแสดงขั้นตอนการนอร์มอลไลซ์ทางขนาดของสัญญาณ

3.4.4 การปรับอัตราการเต้นของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

ก่อนที่จะกล่าวถึงหลักการในการปรับอัตราการเต้นของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจนั้น เราจะกล่าวถึงสาเหตุที่ทำให้เรานำเสนอหลักการในการปรับอัตราการเต้นของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจนี้เสียก่อน ซึ่งเป็นที่ทราบกันคืออยู่แล้วว่าอัตราการเต้นของหัวใจของบุคคลปรกตินั้นจะอยู่ในช่วง 75 - 80 ครั้งต่อนาที ดังนั้นในวิทยานิพนธ์เล่มนี้จึงกำหนดให้อัตราการเต้นของหัวใจมาตรฐานมีค่าเท่ากับ 80 ครั้งต่อนาที ดังนั้นถ้าเราสมมติว่าสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่เราทำการบันทึกจากบุคคลที่มีอัตราการเต้นของหัวใจเท่ากับ 80 ครั้งต่อนาทีด้วยอัตราแซมปลิงเท่ากับ 8000 เฮิร์ตซ์ จะพบว่าใน 1 คาบของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่เราบันทึกได้นั้นมีจำนวนแซมเปิลเท่ากับ 6000 แซมเปิล ดังนั้นถ้าบุคคลที่เราต้องการบันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจนั้นมีอัตราการเต้นของหัวใจไม่เท่ากับ 80 ครั้งต่อนาทีจะพบว่าเราจะต้องทำการเปลี่ยนอัตราแซมปลิงทุกครั้งก่อนที่จะทำการบันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ แต่ในความเป็นจริงแล้วเครื่องบันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจจะถูกกำหนดอัตราแซมปลิงเอาไว้เรียบร้อยแล้ว ซึ่งในวิทยานิพนธ์เล่มนี้ได้ถูกกำหนดอัตราแซมปลิงไว้เท่ากับ 8000 เฮิร์ตซ์ จึงได้มีการนำเสนอเทคนิควิธีการที่ใช้ในการปรับอัตราการเต้นของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบใหม่ขึ้นมา โดยผู้ทำการวิจัยได้นำเสนอสมการที่ใช้ในการปรับอัตราการเต้นของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ไว้ดังสมการที่ 4.1

$$h_n(n) = \sum_{k=0}^K |H(k)| \cos(2\pi k \frac{f_s}{N} n T_n + \angle H(k)) \quad (3.1)$$

ผู้วิจัยได้ทำการนำสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ที่ผ่านการนอร์มอลไลซ์ทางขนาด มาทำการปรับอัตราการเดินของหัวใจให้อยู่ในอัตราการเดินมาตรฐานคือ 80 ครั้งต่อนาที โดยใช้โปรแกรมแมทแลบ ดังแสดงขั้นตอนการออกแบบโปรแกรมได้แสดงในรูปที่ 3.7



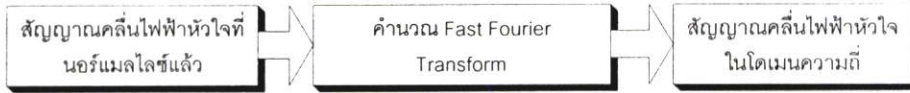
รูปที่ 3.7 บล็อกไดอะแกรมแสดงขั้นตอนการปรับอัตราการเดินของหัวใจ

จากบล็อกไดอะแกรมจะเห็นได้ว่า ผู้วิจัยได้นำสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ที่ผ่านการนอร์มอลไลซ์ทางขนาดมาทำการ วิเคราะห์หาค่าประกอบทางด้านความถี่ของสัญญาณ โดยใช้การแปลงฟูเรียร์ และได้ทำการสังเคราะห์สัญญาณด้วยสมการที่ 3.1 โดยที่ พารามิเตอร์ T_n ใช้เป็นตัวคูณ เพื่อปรับอัตราการเดินของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

3.5 การวิเคราะห์สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจในโดเมนความถี่

โดยทั่วไปแล้วการประมวลผลของสัญญาณจะถูกทำได้ใน 2 โดเมน คือโดเมนของเวลา (Time Domain) และ โดเมนของความถี่ (Frequency Domain) การประมวลผลในโดเมนของเวลานั้น ผู้วิจัยสามารถมองเห็นรูปร่างของสัญญาณ, ขนาดของสัญญาณ ฯลฯ แต่ผู้วิจัยไม่สามารถทราบถึงองค์ประกอบย่อยของสัญญาณที่ผู้วิจัยนำมาประมวลผลได้ ดังนั้นผู้วิจัยจึงได้ทำการประมวลผลสัญญาณใน โดเมนของความถี่ ซึ่งการประมวลผลในโดเมนของความถี่นั้นผู้วิจัยจะสามารถมองเห็นองค์ประกอบย่อยของสัญญาณที่ผู้วิจัยนำมาประมวลผล ณ ที่ความถี่และเฟสของสัญญาณย่อยใดๆ โดยที่ผู้วิจัยจะสามารถบอกได้ว่าองค์ประกอบส่วนไหนของสัญญาณเป็นส่วนสำคัญ และส่วนไหนเป็นของสัญญาณรบกวน ซึ่งผู้วิจัยสามารถกำจัดทิ้งได้ ดังนั้นในวิทยานิพนธ์เล่มนี้ได้เลือกการวิเคราะห์ Discrete Fourier Transform มาใช้เป็นเครื่องมือในการดึงเอาลักษณะสำคัญของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจออกมา โดยที่ผู้วิจัยได้นำสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ได้ผ่านการนอร์มอลไลซ์แล้วมาทำการวิเคราะห์ Discrete Fourier Transform เพื่อดูองค์ประกอบของสัญญาณคลื่นไฟฟ้า

หัวใจและเลือกเอาองค์ประกอบส่วนที่มีความสำคัญมาใช้ในการประมวลผล ดังแสดงบล็อกไดอะแกรมขั้นตอนการออกแบบโปรแกรมในการวิเคราะห์ ในรูปที่ 4.8



รูปที่ 3.8 บล็อกไดอะแกรมแสดงขั้นตอนการวิเคราะห์

3.6 การแปลง DFT (Discrete Fourier Transform)

การแปลง DFT จะใช้สัญญาณในเชิงเวลาแบบไม่ต่อเนื่องเป็นอินพุต และผลที่ได้สัญญาณในเชิงความถี่เป็นแบบไม่ต่อเนื่องเป็นเอาท์พุต จุดนี้เป็นจุดที่สำคัญมาก เพราะมันบ่งบอกว่า เราสามารถจะทำการแปลงโดยใช้การคำนวณ (การคูณ และบวก) ทางดิจิทัลได้ ซึ่งสามารถประยุกต์ได้ สะดวกมากในคอมพิวเตอร์ หรือในฮาร์ดแวร์โดยตรงก็ได้ การแปลงแบบอื่นมีสัญญาณแบบต่อเนื่องเกี่ยวข้องด้วยซึ่งทำให้การแปลงต้องใช้วิธีอินทิเกรตซึ่งยุ่งยากกว่ามาก

สมมติให้ $x(n)$ เป็นสัญญาณในเชิงเวลา และ $X(k)$ เป็นสัญญาณในเชิงความถี่ที่เกิดจาก DFT โดย k แทนตัวชี้ลำดับของสัญญาณทางด้านความถี่ ทั้งสองสัญญาณมีความยาวเท่ากัน คือ N เราจะเขียนสัญลักษณ์ได้ว่า

$$x(n) \xleftrightarrow{DFT; N} X(k)$$

เราจะได้ว่า $x(n)$ และ $X(k)$ มีความสัมพันธ์กันดังนี้

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)e^{-j2\pi kn/N} \quad (3.2)$$

บทที่ 4

ผลการทดลอง และการวิเคราะห์

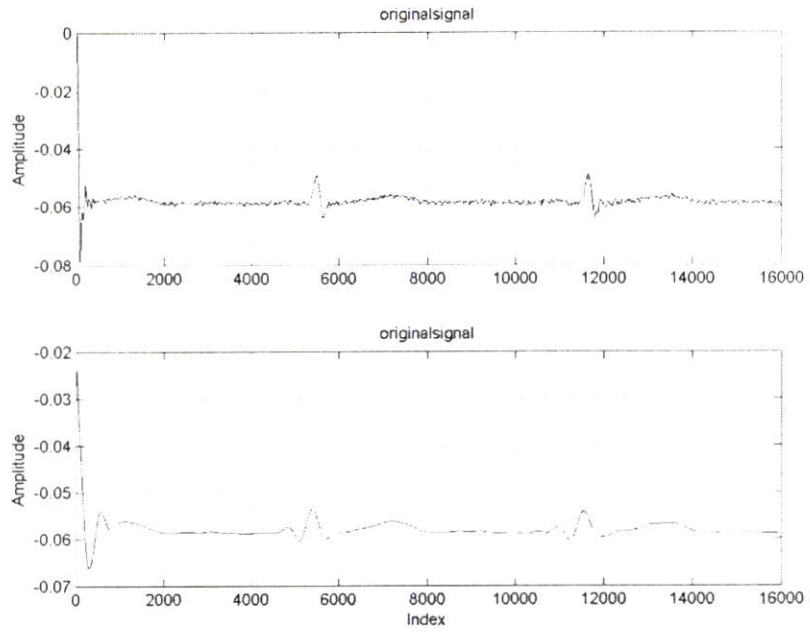
4.1 กล่าวนำ

บทนี้ผู้วิจัยได้ทำการประมวลผลโปรแกรมประยุกต์ใช้งานที่อธิบายไว้ในบทที่ 4 จะแบ่งผลการทดลองออกเป็น 3 ส่วนหลักๆ

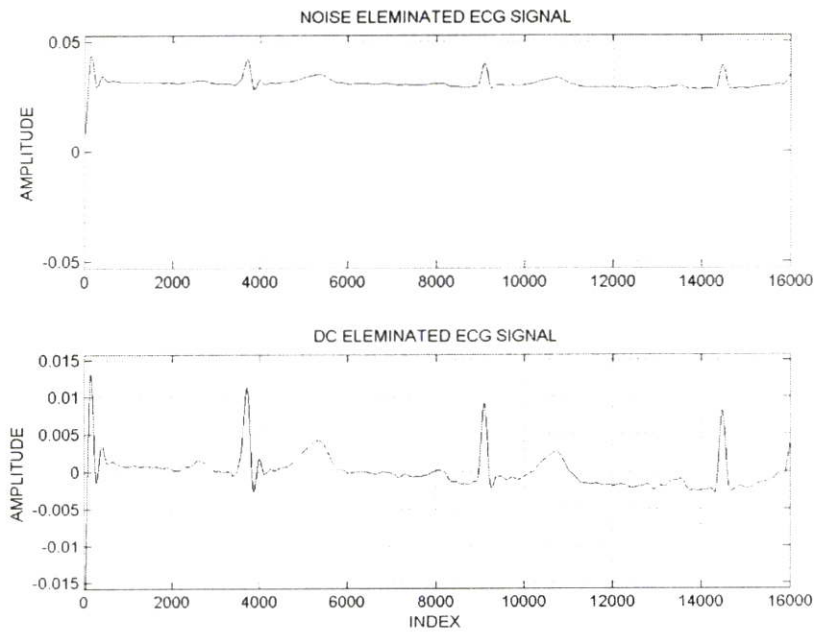
1. Preprocessing: จะเป็นผลการทดลองในส่วนของการเตรียมสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจก่อนการประมวลผล คือ ผลของการกำจัดสัญญาณรบกวน, ผลของการทำการ normalize ทางขนาด, ผลการการปรับอัตราการเดินของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ และการตัดแบ่งสัญญาณออกเป็นสามส่วนย่อยๆ คือ P wave, QRS wave และ T wave

2. Feature Extraction: จะเป็นผลการทดลองในส่วนของการดึงเอาลักษณะสำคัญของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจออกมาเพื่อนำไปตัดสินใจ ในส่วนนี้ผลการทดลองจะแบ่งออกเป็นสองส่วนย่อยๆ คือ การทำการแปลงฟูเรียร์ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้งหนึ่งคาบสัญญาณ และการแปลงฟูเรียร์ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ถูกแบ่งออกเป็นสามส่วนย่อยๆ

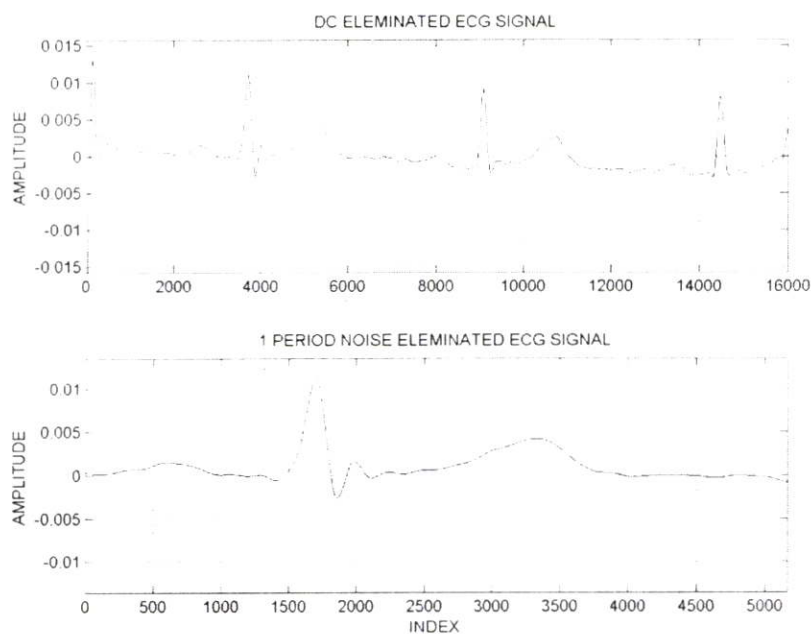
3. Classification: จะเป็นผลการทดลองในส่วนของการจำแนกลักษณะสำคัญที่ถูกดึงออกมาจากสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจว่าเป็นสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่เราต้องการหรือไม่ โดยในผลการทดลองส่วนนี้ จะแบ่งผลการทดลองออกเป็นสองส่วนย่อยๆเช่นกัน คือ ผลในส่วนของการทำนิเวรอลของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้งหนึ่งคาบสัญญาณ และ แบ่งออกเป็นสามสัญญาณย่อยๆ โดยที่ ผลการทดลองในส่วนนี้จะบ่งบอกค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากการจำแนกด้วย



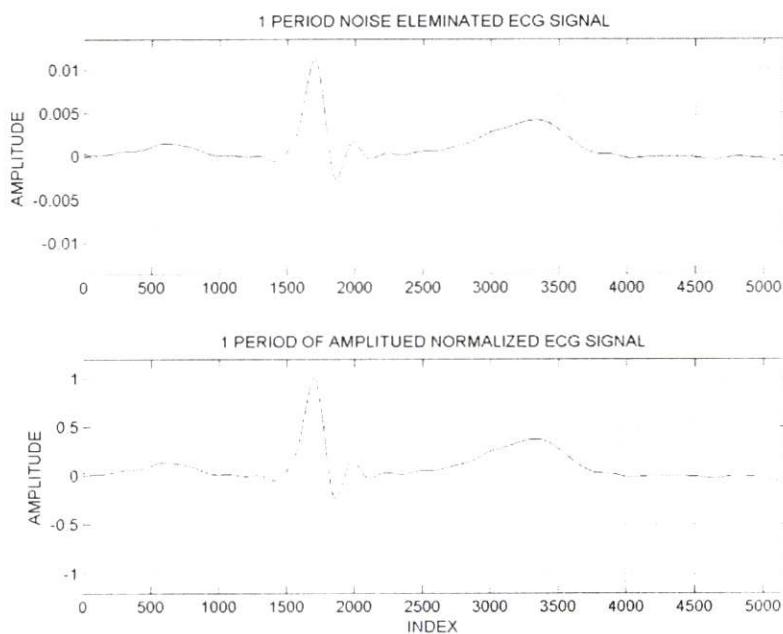
รูปที่ 4.1 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจก่อนการแปลงเวฟเลต(ด้านบน) และหลังจากการแปลงเวฟเลต (ด้านล่าง)



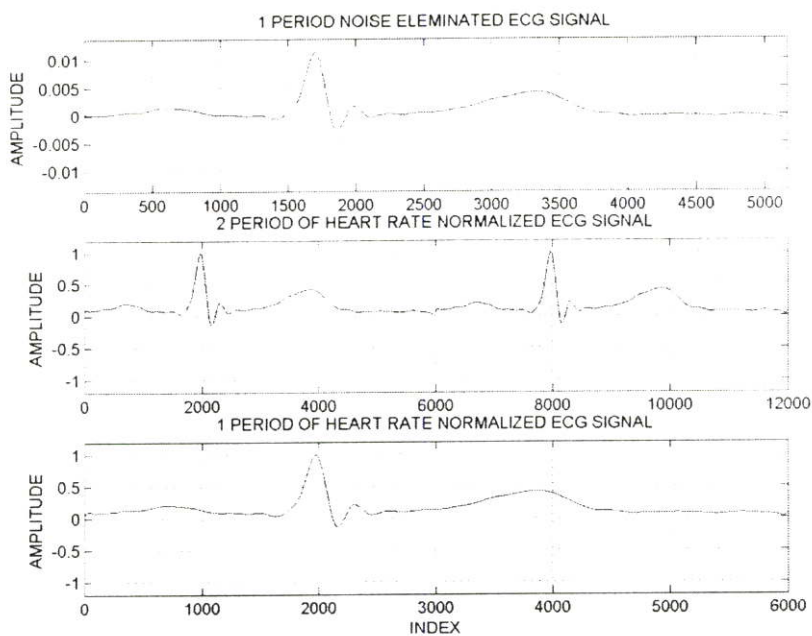
รูปที่ 4.2 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจก่อนการกำจัดDC (ด้านบน) และหลังจากการกำจัด DC (ด้านล่าง)



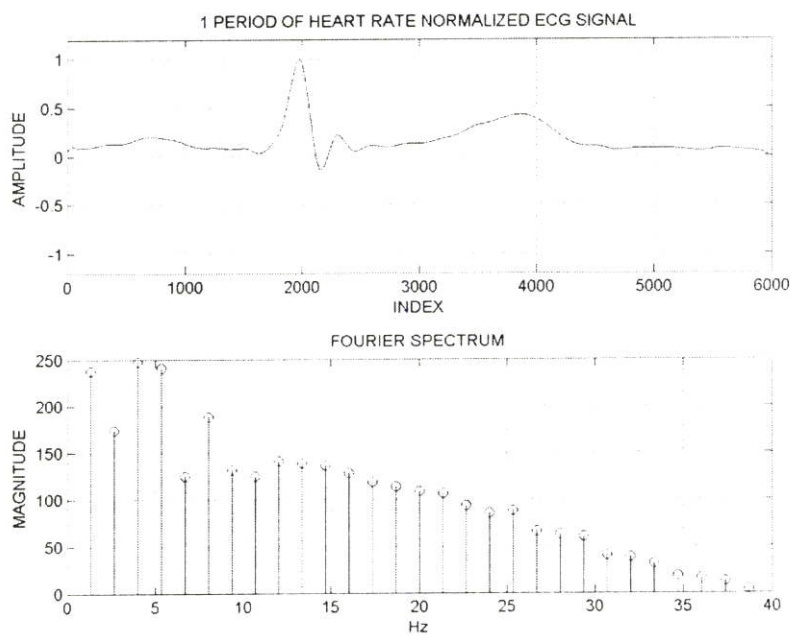
รูปที่ 4.3 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจก่อนการกำจัด DC (ด้านบน) และหลังจากการกำจัด DC (ด้านล่าง)



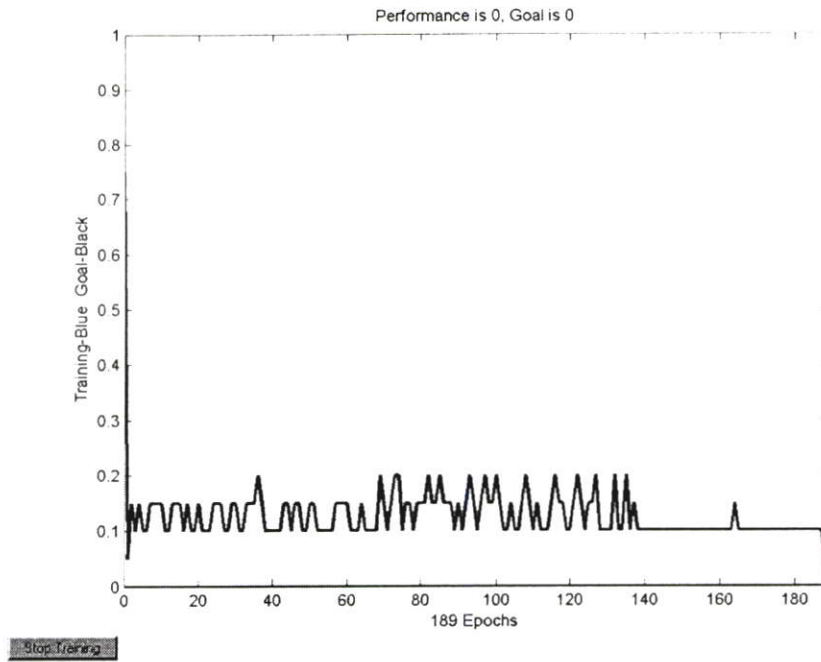
รูปที่ 4.4 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจก่อนการทำ Amplitude Normalize (ด้านบน) และหลังจากการทำ Amplitude Normalize (ด้านล่าง)



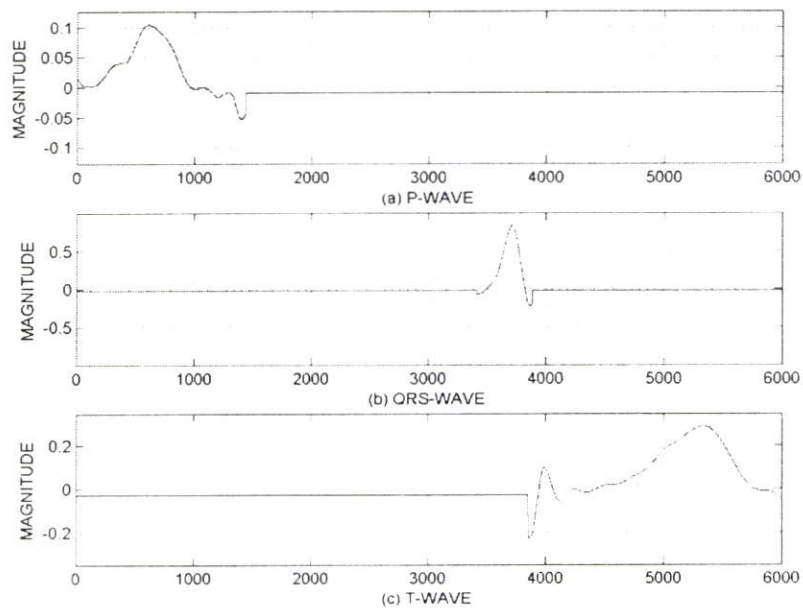
รูปที่ 4.5 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจก่อนการทำ การปรับอัตราการเดินของหัวใจ (ด้านบน)
และหลังจากการทำ การปรับอัตราการเดินของหัวใจ (ด้านล่าง)



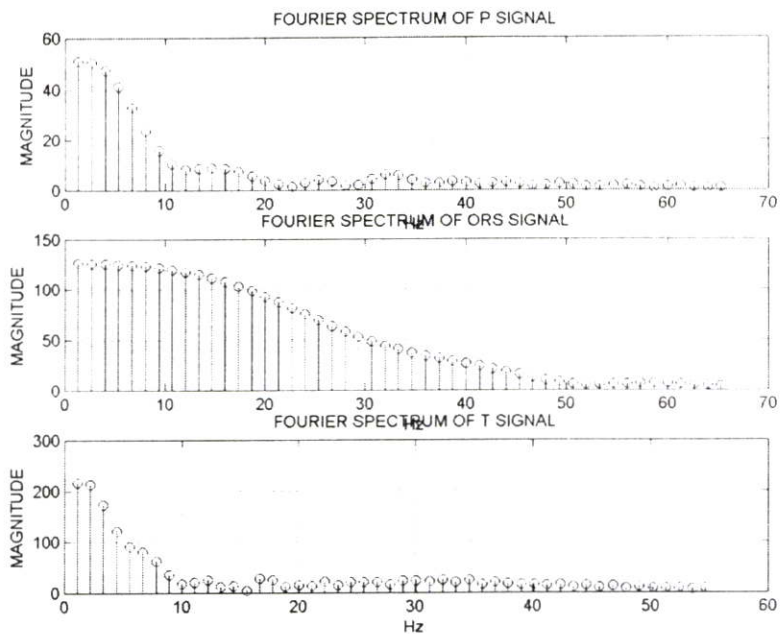
รูปที่ 4.6 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่าน การปรับอัตราการเดินของหัวใจ (ด้านบน)
และสเปกตรัมที่ได้จากการแปลงฟูเรียร์ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ
ทั้ง 1 คาบสัญญาณ (ด้านล่าง)



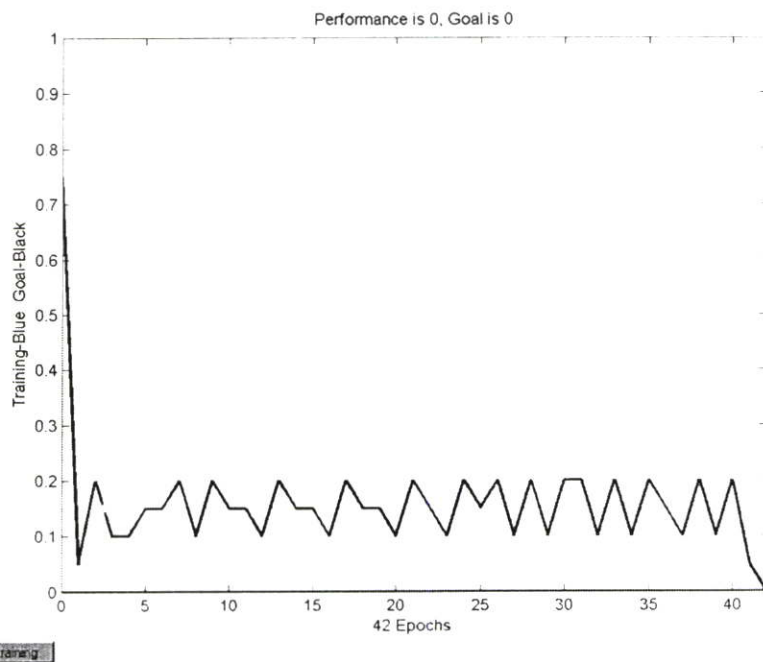
รูปที่ 4.7 แสดงผลของการ Training สัญญาณของนิวรอลเน็ตเวิร์ค เมื่อสัญญาณขาเข้าเป็น สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้ง 1 คาบสัญญาณ



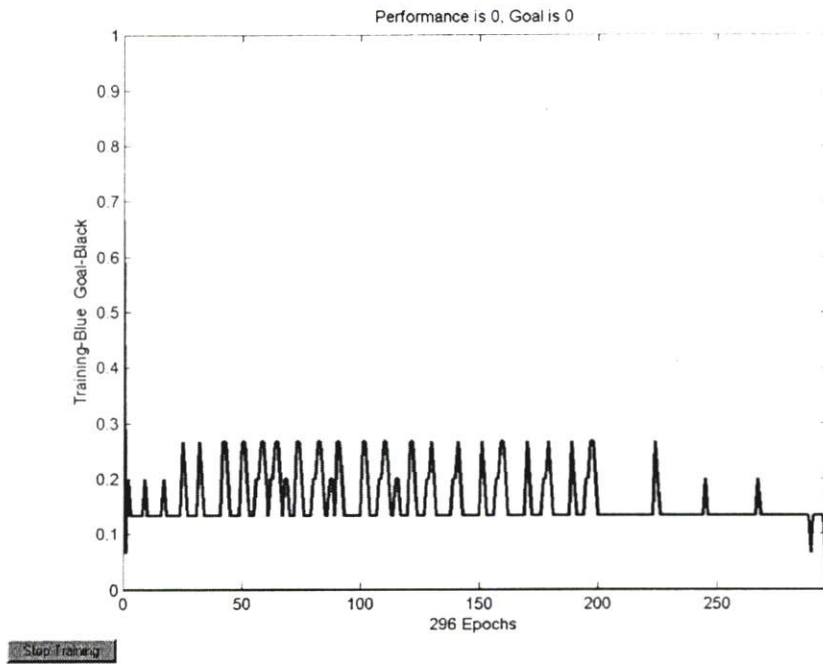
รูปที่ 4.8 แสดงผลของการตัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจออกเป็นสัญญาณย่อยๆ 3 สัญญาณ
คือ P wave, QRS wave และ T wave



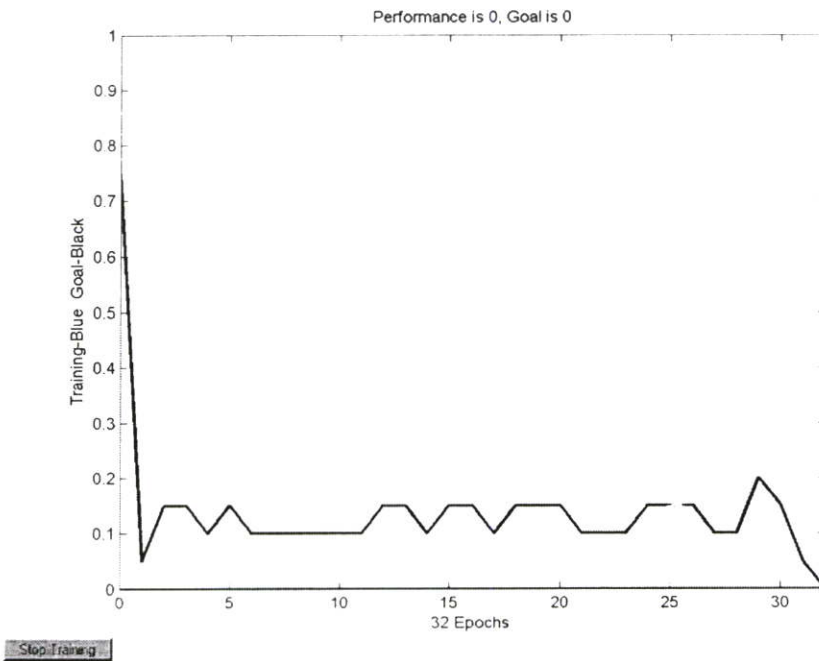
รูปที่ 4.9 สเปกตรัมที่ได้จากการแปลงฟูเรียร์ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบแบ่งออกเป็นสัญญาณย่อย 3 สัญญาณ คือ P wave, QRS wave และ T wave ตามลำดับ



รูปที่ 4.10 แสดงผลของการ Training สัญญาณของนิวรอลเน็ตเวิร์ค เมื่อสัญญาณขาเข้าเป็นสัญญาณ P wave



รูปที่ 4.11 แสดงผลของการ Training สัญญาณของนิเวรอลเน็ตเวิร์ค เมื่อสัญญาณขาเข้า เป็นสัญญาณQRS wave



รูปที่ 4.12 แสดงผลของการ Training สัญญาณของนิเวรอลเน็ตเวิร์ค เมื่อสัญญาณขาเข้า เป็นสัญญาณT wave

4.2 ตารางแสดงผลการจำแนกบุคคลโดยใช้ นีวรอลเน็ตเวิร์คของแต่ละบุคคล ที่ถูกนำมาจำแนก

ตารางที่ 4.1 แสดงผลของการจำแนกบุคคล (ผู้ทดสอบคนที่ 1)

		Case of	Identified Result					
		Classes	Owner	Stranger		FR(%)		
Training Process								
Type			I	II	I	II	I	II
Owner	20		20	20	0	0	0	0
Stranger	45		0	0	45	45	0	0
Total	65		20	20	45	45	0	0
Testing Process								
Type			I	II	I	II	I	II
Sit	5		4	5	1	0	20	0
Stand	5		5	4	0	1	0	20
Lie down	5		3	4	2	1	40	20
morning	5		5	5	0	0	0	0
afternoon	5		3	5	2	0	40	0
evening	5		5	5	0	0	0	0
Stranger	30		2	0	28	30	6.67	0.00
Total	60		27	28	33	32	11.67	3.33

ตารางที่ 4.2 แสดงผลของการจำแนกบุคคล (ผู้ทดสอบคนที่ 2)

		Case of Classes	Identified Result					
			Owner		Stranger		FR(%)	
Training Process								
Type			I	II	I	II	I	II
Owner	20		20	20	0	0	0	0
Stranger	45		0	0	45	45	0	0
Total	65		20	20	45	45	0	0
Testing Process								
Type			I	II	I	II	I	II
Sit	5		5	5	0	0	0	0
Stand	5		5	5	0	0	0	0
Lie down	5		5	5	0	0	0	0
morning	5		5	5	0	0	0	0
afternoon	5		5	5	0	0	0	0
evening	5		5	4	0	1	0	20
Stranger	30		6	0	24	30	20.00	0.00
Total	60		36	29	24	31	10.00	1.67

ตารางที่ 4.3 แสดงผลของการจำแนกบุคคล (ผู้ทดสอบคนที่ 3)

		Case of Classes	Identified Result					
			Owner		Stranger		FR(%)	
Training Process								
Type			I	II	I	II	I	II
Owner	20		20	20	0	0	0	0
Stranger	45		0	0	45	45	0	0
Total	65		20	20	45	45	0	0
Testing Process								
Type			I	II	I	II	I	II
Sit	5		5	5	0	0	0	0
Stand	5		5	5	0	0	0	0
Lie down	5		5	5	0	0	0	0
morning	5		5	5	0	0	0	0
afternoon	5		5	5	0	0	0	0
evening	5		5	5	0	0	0	0
Stranger	30		1	1	29	29	3.33	3.33
Total	60		31	31	29	29	1.67	1.67

ตารางที่ 4.4 แสดงผลของการจำแนกบุคคล (ผู้ทดสอบคนที่ 4)

		Case of	Identified Result					
		Classes	Owner	Stranger		FR(%)		
Training Process								
Type			I	II	I	II	I	II
Owner	20		20	20	0	0	0	0
Stranger	45		0	0	45	45	0	0
Total	65		20	20	45	45	0	0
Testing Process								
Type			I	II	I	II	I	II
Sit	5		5	5	0	0	0	0
Stand	5		5	5	0	0	0	0
Lie down	5		5	5	0	0	0	0
morning	5		5	5	0	0	0	0
afternoon	5		5	5	0	0	0	0
evening	5		5	5	0	0	0	0
Stranger	30		1	0	29	30	3.33	0.00
Total	60		31	30	29	30	1.67	0.00

ตารางที่ 4.5 แสดงผลของการจำแนกบุคคล (ผู้ทดสอบคนที่ 5)

		Case of Classes	Identified Result					
			Owner		Stranger		FR(%)	
Training Process								
Type			I	II	I	II	I	II
Owner	20		20	20	0	0	0	0
Stranger	45		0	0	45	45	0	0
Total	65		20	20	45	45	0	0
Testing Process								
Type			I	II	I	II	I	II
Sit	5		5	5	0	0	0	0
Stand	5		5	5	0	0	0	0
Lie down	5		5	5	0	0	0	0
morning	5		5	5	0	0	0	0
afternoon	5		5	5	0	0	0	0
evening	5		5	5	0	0	0	0
Stranger	30		2	2	28	28	6.67	6.67
Total	60		32	32	28	28	3.33	3.33

ตารางที่ 4.6 แสดงผลของการจำแนกบุคคล (ผู้ทดสอบคนที่ 6)

		Case of	Identified Result					
		Classes	Owner	Stranger		FR(%)		
Training Process								
Type			I	II	I	II	I	II
Owner	20		20	20	0	0	0	0
Stranger	45		0	0	45	45	0	0
Total	65		20	20	45	45	0	0
Testing Process								
Type			I	II	I	II	I	II
Sit	5		5	5	0	0	0	0
Stand	5		5	4	0	1	0	20
Lie down	5		5	5	0	0	0	0
morning	5		5	5	0	0	0	0
afternoon	5		5	5	0	0	0	0
evening	5		5	4	0	1	0	20
Stranger	30		4	2	26	28	13.33	6.67
Total	60		34	30	26	30	6.67	6.67

ตารางที่ 4.7 แสดงผลของการจำแนกบุคคล (ผู้ทดสอบคนที่ 7)

		Case of Classes	Identified Result					
			Owner		Stranger		FR(%)	
Training Process								
Type			I	II	I	II	I	II
Owner	20		20	20	0	0	0	0
Stranger	45		0	0	45	45	0	0
Total	65		20	20	45	45	0	0
Testing Process								
Type			I	II	I	II	I	II
Sit	5		5	5	0	0	0	0
Stand	5		5	5	0	0	0	0
Lie down	5		5	4	0	1	0	20
morning	5		5	5	0	0	0	0
afternoon	5		5	5	0	0	0	0
evening	5		4	5	1	0	20	0
Stranger	30		0	0	30	30	0.00	0.00
Total	60		29	29	31	31	1.67	1.67

ตารางที่ 4.8 แสดงผลของการจำแนกบุคคล (ผู้ทดสอบคนที่ 8)

		Case of	Identified Result					
		Classes	Owner	Stranger		FR(%)		
Training Process								
Type			I	II	I	II	I	II
Owner	20		20	20	0	0	0	0
Stranger	45		0	0	45	45	0	0
Total	65		20	20	45	45	0	0
Testing Process								
Type			I	II	I	II	I	II
Sit	5		5	4	0	1	0	20
Stand	5		4	5	1	0	20	0
Lie down	5		4	4	1	1	20	20
morning	5		3	4	2	1	40	20
afternoon	5		5	5	0	0	0	0
evening	5		4	4	1	1	20	20
Stranger	30		1	1	29	29	3.33	3.33
Total	60		26	27	34	33	10.00	8.33

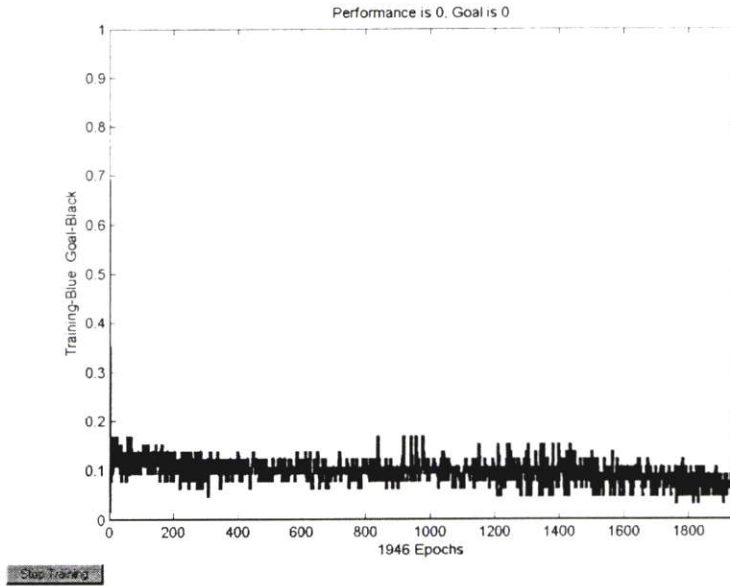
ตารางที่ 4.9 แสดงผลของการจำแนกบุคคล (ผู้ทดสอบคนที่ 9)

		Case of Classes	Identified Result					
			Owner		Stranger		FR(%)	
Training Process								
Type			I	II	I	II	I	II
Owner	20		20	20	0	0	0	0
Stranger	45		0	0	45	45	0	0
Total	65		20	20	45	45	0	0
Testing Process								
Type			I	II	I	II	I	II
Sit	5		5	5	0	0	0	0
Stand	5		5	5	0	0	0	0
Lie down	5		5	5	0	0	0	0
morning	5		5	5	0	0	0	0
afternoon	5		5	5	0	0	0	0
evening	5		4	5	1	0	20	0
Stranger	30		1	0	29	30	3.33	0.00
Total	60		30	30	30	30	3.33	0.00

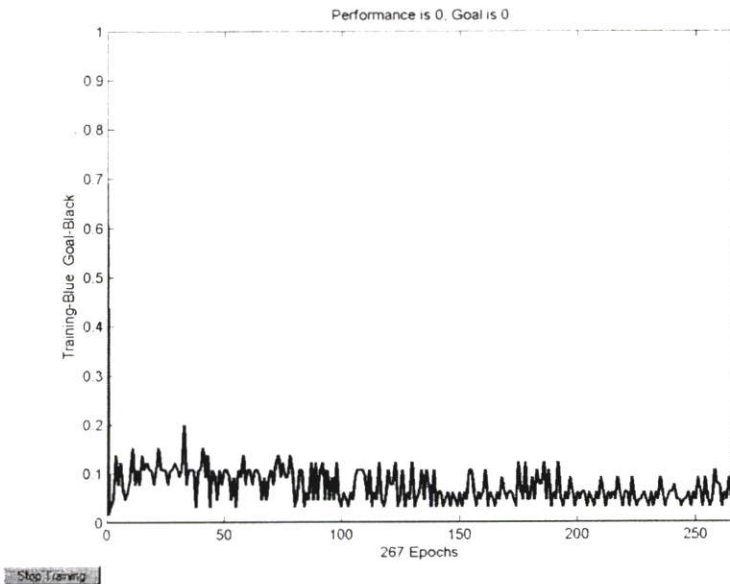
ตารางที่ 4.10 แสดงผลของการจำแนกบุคคล (ผู้ทดสอบคนที่ 10)

		Case of Classes	Identified Result					
			Owner		Stranger		FR(%)	
Training Process								
Type			I	II	I	II	I	II
Owner	20		20	20	0	0	0	0
Stranger	45		0	0	45	45	0	0
Total	65		20	20	45	45	0	0
Testing Process								
Type			I	II	I	II	I	II
Sit	5		5	5	0	0	0	0
Stand	5		5	5	0	0	0	0
Lie down	5		5	5	0	0	0	0
morning	5		5	5	0	0	0	0
afternoon	5		5	5	0	0	0	0
evening	5		5	5	0	0	0	0
Stranger	30		2	0	28	30	6.67	0.00
Total	60		32	30	28	30	3.33	0.00

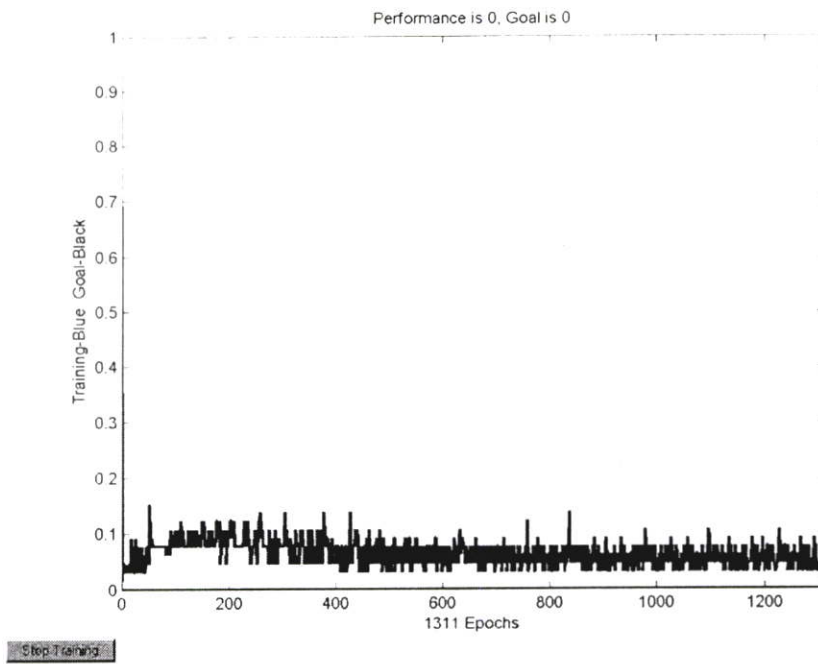
4.3 ผลของการ Training สัญญาณของนิวรอลเน็ตเวิร์ค เมื่อสัญญาณขาเข้าเป็นสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้ง 1 คาบสัญญาณของแต่ละบุคคลที่ถูกนำมาทำการจำแนก



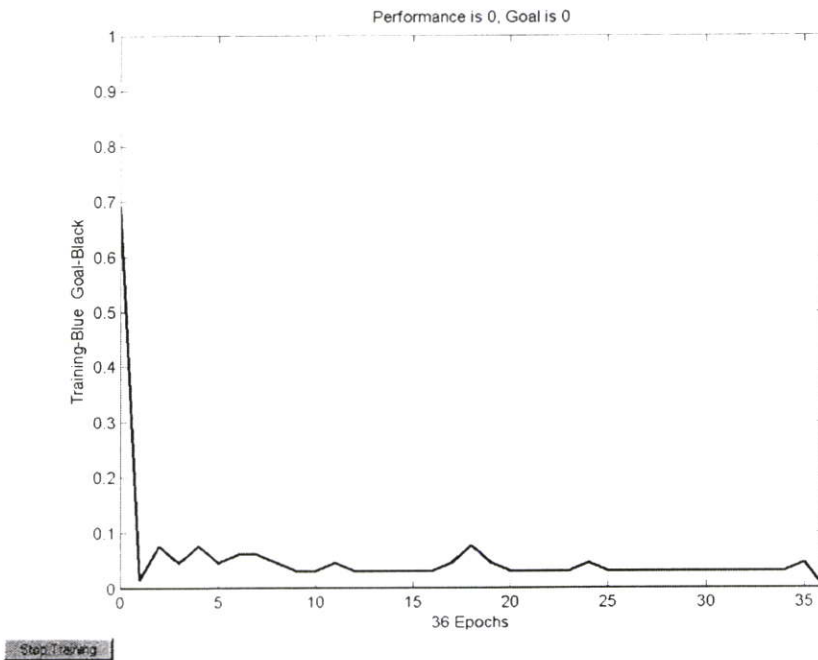
รูปที่ 4.13 การ Training สัญญาณของนิวรอลเน็ตเวิร์ค เมื่อสัญญาณขาเข้าเป็นสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้ง 1 คาบสัญญาณ (ผู้ทดสอบคนที่ 1)



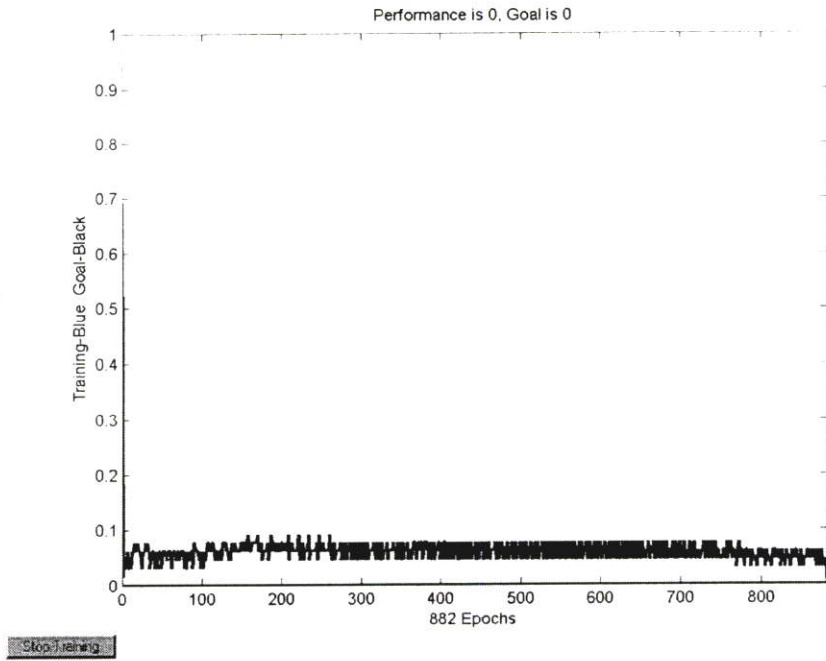
รูปที่ 4.14 การ Training สัญญาณของนิวรอลเน็ตเวิร์ค เมื่อสัญญาณขาเข้าเป็นสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้ง 1 คาบสัญญาณ (ผู้ทดสอบคนที่ 2)



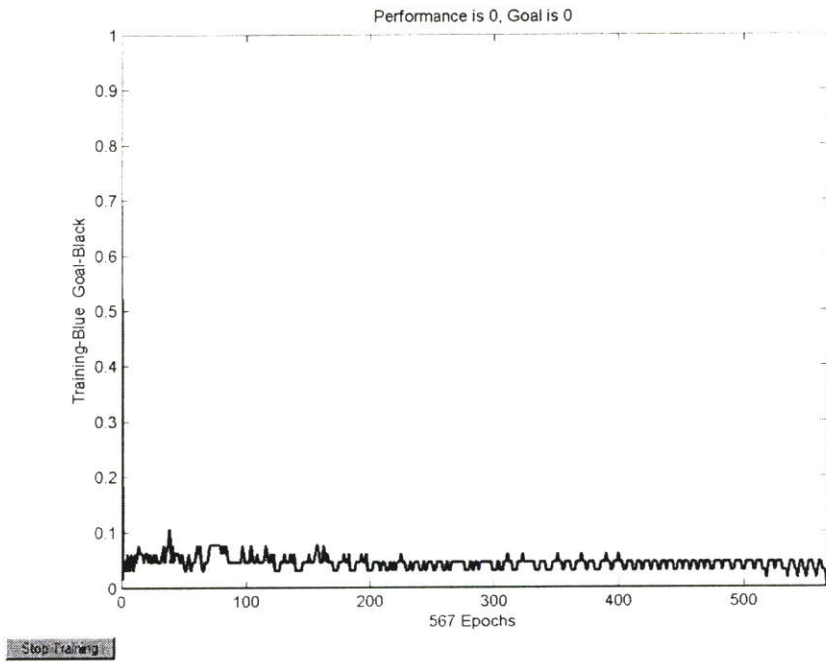
รูปที่ 4.15 การ Training สัญญาณของนิรอลเน็ตเวิร์ค เมื่อสัญญาณขาเข้าเป็น สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้ง 1 คาบสัญญาณ (ผู้ทดสอบคนที่ 3)



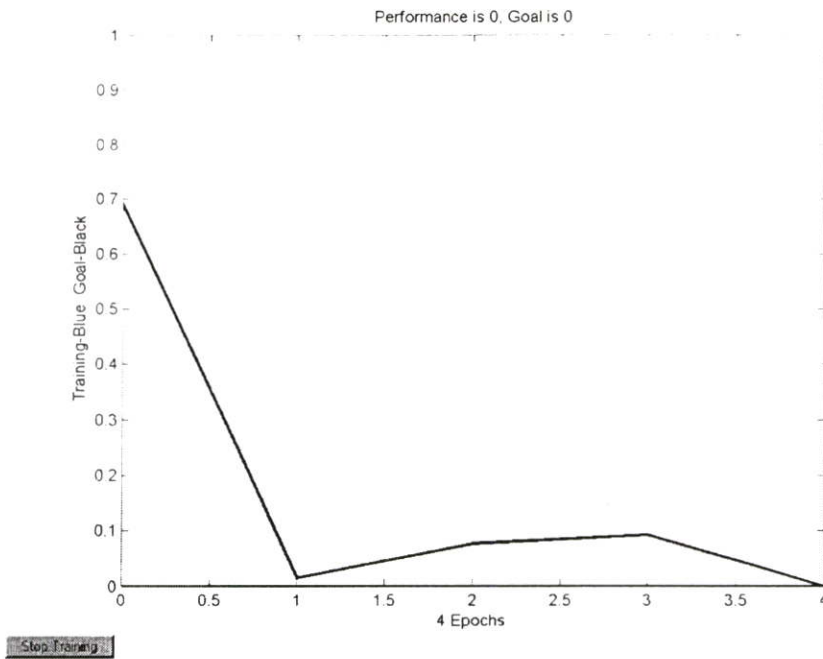
รูปที่ 4.16 การ Training สัญญาณของนิรอลเน็ตเวิร์ค เมื่อสัญญาณขาเข้าเป็น สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้ง 1 คาบสัญญาณ (ผู้ทดสอบคนที่ 4)



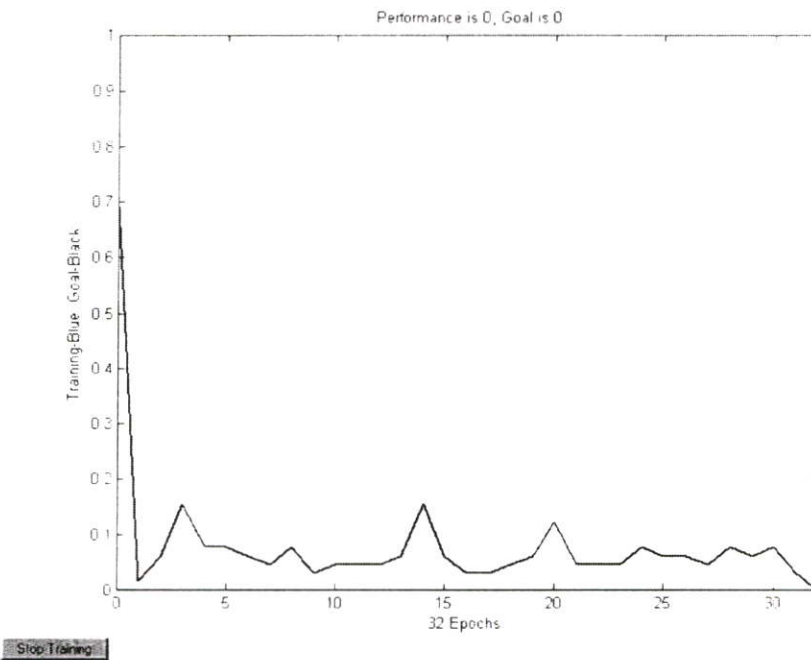
รูปที่ 4.17 การ Training สัญญาณของนิวรอลเน็ตเวิร์ค เมื่อสัญญาณขาเข้าเป็น สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้ง 1 คาบสัญญาณ (ผู้ทดสอบคนที่ 5)



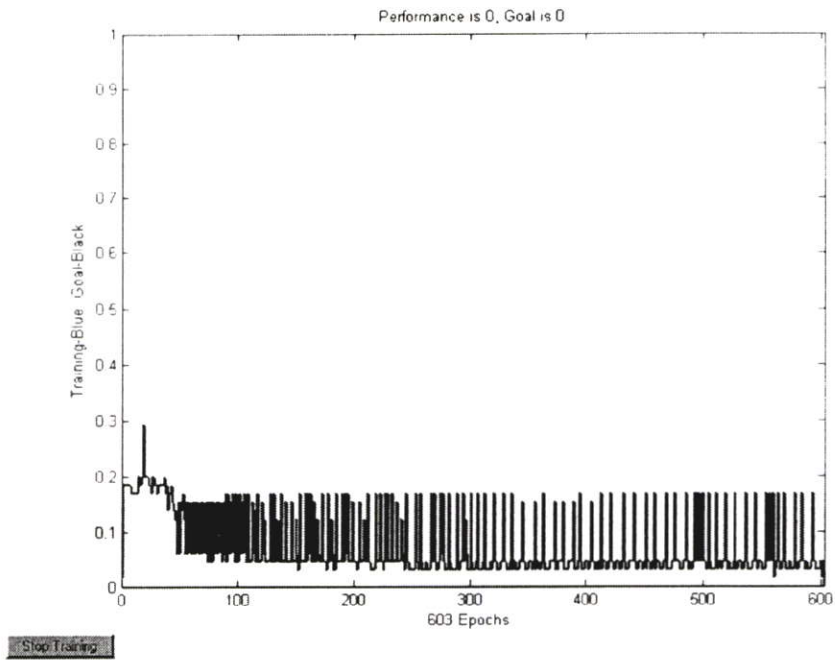
รูปที่ 4.18 การ Training สัญญาณของนิวรอลเน็ตเวิร์ค เมื่อสัญญาณขาเข้าเป็น สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้ง 1 คาบสัญญาณ (ผู้ทดสอบคนที่ 6)



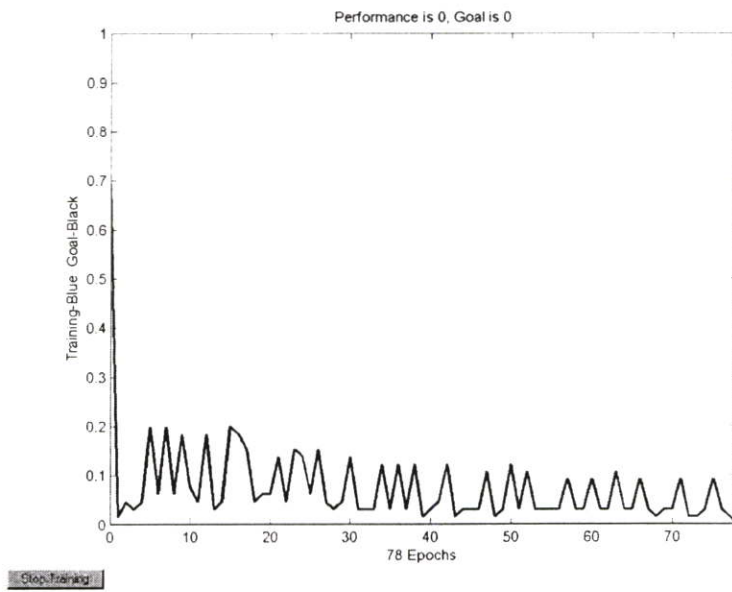
รูปที่ 4.19 การ Training สัญญาณของนิวรอลเน็ตเวิร์ค เมื่อสัญญาณขาเข้าเป็น สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้ง 1 คาบสัญญาณ (ผู้ทดสอบคนที่ 7)



รูปที่ 4.20 การ Training สัญญาณของนิวรอลเน็ตเวิร์ค เมื่อสัญญาณขาเข้าเป็น สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้ง 1 คาบสัญญาณ (ผู้ทดสอบคนที่ 8)

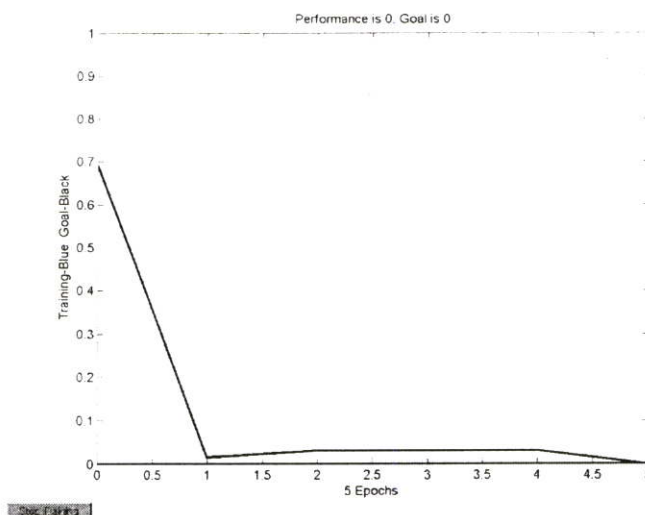


รูปที่ 4.21 การ Training สัญญาณของนิวรอลเน็ตเวิร์ค เมื่อสัญญาณขาเข้าเป็น สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้ง 1 คาบสัญญาณ (ผู้ทดสอบคนที่ 9)

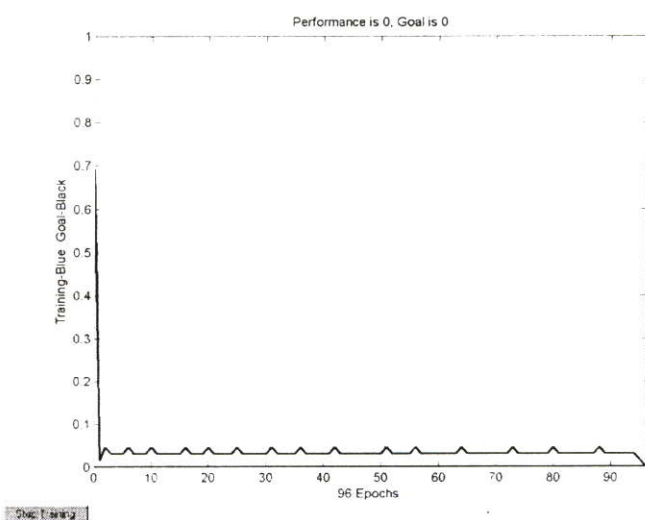


รูปที่ 4.22 การ Training สัญญาณของนิวรอลเน็ตเวิร์ค เมื่อสัญญาณขาเข้าเป็น สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้ง 1 คาบสัญญาณ (ผู้ทดสอบคนที่ 10)

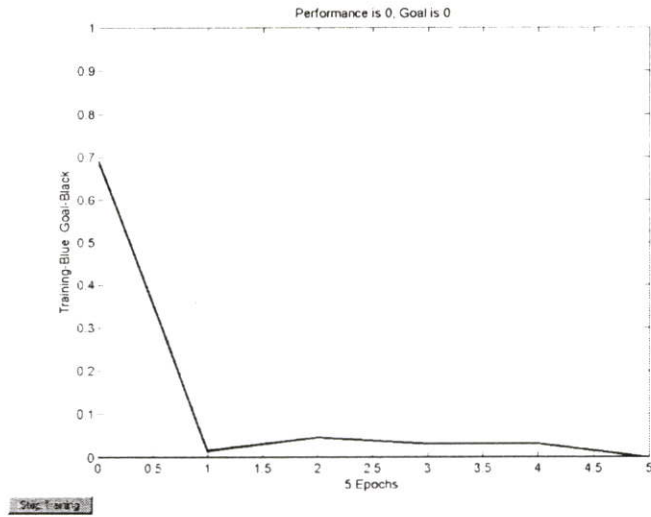
4.4 ผลของการTraining สัญญาณของนิวรอลเน็ตเวิร์ค เมื่อสัญญาณขาเข้าเป็นสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ถูกแบ่งออกเป็นสามสัญญาณย่อยๆ ของแต่ละบุคคลที่ถูกนำมาทำการจำแนก



รูปที่ 4.23 แสดงผลของการTraining สัญญาณของนิวรอลเน็ตเวิร์ค เมื่อสัญญาณขาเข้าเป็นสัญญาณP wave (ผู้ทดสอบคนที่ 4)



รูปที่ 4.24 แสดงผลของการTraining สัญญาณของนิวรอลเน็ตเวิร์ค เมื่อสัญญาณขาเข้าเป็นสัญญาณ QRS wave (ผู้ทดสอบคนที่ 4)



รูปที่ 4.25 แสดงผลของการ Training สัญญาณของนิเวรอลเน็ตเวิร์ค เมื่อสัญญาณขาเข้าเป็น สัญญาณ T wave (ล่าง) (ผู้ทดสอบคนที่ 4)

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัย และข้อเสนอแนะ

งานวิจัยชิ้นนี้ได้นำเสนอระบบการจำแนกบุคคลโดยใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยที่สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจถูกปรับสัญญาณให้เสมือนว่ามาจากหัวใจที่มีอัตราการเต้นเท่ากับอัตราการเต้นมาตรฐานของหัวใจ คือ 80 ครั้งต่อนาที (Normalize) และการแปลงฟูเรียร์ได้ถูกนำมาใช้เป็นเครื่องมือในการดึงรายละเอียดที่สำคัญที่มีอยู่ใน โดเมนความถี่ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจออกมา

โดยที่ลักษณะเด่นที่ได้จากสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ (ผลจากการแปลงฟูเรียร์) จะถูกนำมาผ่านกระบวนการเรียนรู้และตัดสินใจเพื่อตรวจสอบสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจว่าเป็นของบุคคลที่เราต้องการหรือไม่ โดยใช้โครงข่ายนิวรอล (Neural Network)

นอกจากสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการปรับอัตราการเต้นของหัวใจให้อยู่ในอัตราการเต้นมาตรฐานแล้วทั้งหนึ่งคาบสัญญาณจะถูกนำมาใช้ในการประมวลผลแล้ว สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการปรับอัตราการเต้นให้เป็นอัตราการเต้นมาตรฐานจะถูกนำมาแบ่งออกเป็น 3 ส่วนย่อยๆ แล้วจึงนำไปประมวลผลอีกด้วยเพื่อเปรียบเทียบกัน ซึ่งจากผลที่ได้พบว่า วิธีการแบ่งสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจออกเป็นสามสัญญาณย่อยๆนั้นจะให้ผลของการตัดสินใจที่มีประสิทธิภาพ (2.66%) ที่ดีกว่าการใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้งคาบสัญญาณ (5.334%)

แต่อย่างไรก็ตามเมื่อเรามองจากเปอร์เซ็นต์ค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นนั้น อาจจะเป็นผลมาจากสิ่งสำคัญหลายประการหลักๆคือ

1. ความคลาดเคลื่อนที่เกิดจากเครื่องเก็บสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ
2. ความคลาดเคลื่อนที่เกิดจากการแบ่งสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจออกเป็น 1 คาบสัญญาณ และ 3 subsequences ย่อยๆ
3. ลักษณะสำคัญที่เราใช้ในการจำแนก ซึ่งในอนาคตเราสามารถใช่ หลักการทำ LPC มาช่วยในการดึงเอาลักษณะสำคัญของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจออกมา
4. กระบวนการนิวรอลเน็ตเวิร์คที่เราใช้ ซึ่งในอนาคตเราสามารถพัฒนาระบบของเราโดยการเปลี่ยน ตัวฟังก์ชันที่ใช้ในการตัดสินใจ และกฎในการเรียนรู้ เป็นชนิดอื่นได้ ยกตัวอย่างเช่น แบบแบ็กพร็อพกาเกชัน Back propagation เป็นต้น ซึ่งในงานวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เราได้ใช้กฎการเรียนรู้แบบ Perceptron
5. การประมวลผลแบบแบ่งสัญญาณออกเป็นส่วนย่อยๆให้ผลที่ดีกว่าการใช้ทั้งหนึ่งคาบสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจในการประมวลผลก็จริง แต่เวลาที่ใช้ในการประมวลผลแบบแบ่งสัญญาณออกเป็นสัญญาณย่อยๆนั้นก็ใช้ระยะเวลาในการประมวลผลที่นานกว่าเช่นกัน และตัวโปรแกรมที่ใช้ในการประมวลผลก็ค่อนข้างที่จะซับซ้อนกว่าด้วย

ซึ่งถ้าเราได้ทำการพัฒนาระบบของเรา จากแนวคิดที่เราพบทั้ง 5 ข้อนั้น ระบบการจำแนกบุคคลโดยใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ก็อาจจะจะมีประสิทธิภาพที่ดีมากขึ้น

เอกสารอ้างอิง

- [1] F. Jr. Introna and F. Mastronardi, “**On human face identification methods**”.
Electrotechnical Conf., vol.2, 13-16 May 1996, pp. 1101 – 1103.
- [2] T. Nagamine, T. Uemura and I. Masuda, “**3D facial image analysis for human identification**”, Proc. 11th IAPR Int. Conf. Applications of Computer Vision, 1992, pp. 324 – 327.
- [3] H. Osada, “**Evaluation method for a voice recognition system modeled with discrete Markov chain**”, IEEE Int. Conf. Communications, Computers and Signal Processing, Aug. 20-22,1997, pp. 600 – 602.
- [4] K. Kuah, M. Bodruzzaman and S. Zein-Sabatto, “**A neural network-based text independent voice recognition system**”, IEEE Proc. Creative Technology Transfer - A Global Affair, April 10-13,1994, pp. 131 – 135.
- [5] Sung Uk Lee and I. Cohen, “**3D hand reconstruction from a monocular view**”, Proc. 17th Int. Conf. Pattern Reconition, vol.3, Aug. 23-26, 2004, pp. 310 – 313.
- [6] D. Cohen, M. Arnoldussen, G. Bearman and W.S. Grundfest, “**The use of spectral imaging for the diagnosis of retinal disease**”, IEEE 12th Annual Meeting Lasers and Electro – Optics Society, vol.1, Nov. 8 -11, 1999, pp. 220 – 221.
- [7] M.S. Alam and M. Akhteruzzaman, “**Real time fingerprint identification**”, IEEE Proc. Conf. National Aerospace and Electronics, Oct.10-12. 2000, pp. 434 - 440.
- [8] S. Huvanandana, Changick Kim and Jenq-Neng Hwang, “**Reliable and fast fingerprint identification for security applications**”, Proc. Int. Conf. Image Processing, vol.2, Sept. 10-13, 2000, pp. 503 – 506.
- [9] A.L.H. Jin, A. Chekima, J.A. Dargham and Liau Chung Fan, “**Fingerprint identification and recognition using backpropagation neural network**”, Student Conf. Research and Development, July 16-17, 2002, pp. 98 - 101
- [10] L. Biel, O. Petterson, L..Philipson and P.Wide, “**ECG analysis: a new approach in human identification**”, IEEE Trans. Instrumentation Measurement, vol.50, 2001, pp. 808–812.
- [11] M. Kyoso and A.Uchiyama, “**Development of an ECG identification system**”, IEEE Proc. 23rd Annual Int. Conf. Engineering in Medicine and Biology Society, vol.4, Oct. 25-28, 2001, pp. 3721 – 3723.

- [12] N. Nikolaev, Z. Nikolov, A. Gotchev and K. Egiazarian, “**Wavelet domain wiener filtering for ECG denoising using improved signal estimate**”, IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol.6, June 5-9, 2000, pp. 3578 – 3581.
- [13] W. Phanphisarn, J. Koseeyaporn, and P. Wardkein, “**Abnormality Heart Function Dectection Based on Electrocardiogram and Phonocardiogram Relationship**”, EEcon-27, pp.534-536, Nov. 2004

ภาคผนวก

ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่

1. สุขรักษ์ร์ แซ่เจี๋ย, จีรสุดา โกษียาภรณ์, ปราโมทย์ วาดเขียน, “ระบบการจำแนกบุคคลโดยโดเมนความถี่ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ,” The Proceedings of 28th การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า (EECON 28), มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์, pp. 1317-1320, 20-21 ตุลาคม 2548.
2. **Sukkharak Saechia, Jeerasuda Koseeyaporn, and Paramote Wardkein, “Human Identification Based on ECG signal,”** The Proceedings of 10th IEEE Tencon 2005, Melbourne Australia, 21-24 November 2005.

```

%%%%%%%%% Input Signal Realtime %%%%%%%%%%

Me_Save=uimenu(figure(1),'Label','Save','CallBack','fcn="MnuSave"');

Me_Exit=uimenu(figure(1),'Label','Exit','CallBack','fcn="MnuExit"');

AI = analoginput('winsound');    %กำหนดเลือกช่อง Soundcard
chan = addchannel(AI,1);

duration = 2;                    %กำหนดระยะเวลา
set(AI,'SampleRate',8000);       %กำหนด samplerate
ActualRate = get(AI,'SampleRate');
set(AI,'SamplesPerTrigger',duration*ActualRate)
preview = duration*ActualRate/800;

subplot(321);

set(gcf,'doublebuffer','on')
p=plot(zeros(preview,1),'r');
axis ([0 1 -2 2]);
grid on
fcn="";
while(1)
    switch fcn
        case 'MnuSave'
            Run1=0
            [newfile,newpath]=uinputfile(['\*',wav'],'save file name');
            wavwrite(clean2,22050,[newpath newfile]);
            [newfile,newpath]=uinputfile(['\*',wav'],'save file name');
            wavwrite(clean1,22050,[newpath newfile]);
            Run1=1
        case 'MnuExit'
            if strcmp(get(AI,'Running'),'on')
                stop(AI);
            end
            delete(AI);
            clear AI
    end
end

```



```

f0 = fHz0/(fs/2);
[b1,a1] = yulewalk(6 , f0 , ml0);

fHz0h=[0 210 220 1000]; % Highpass Filter
mh0 = [0 0 1 1];
f0h=fHz0h/(fs/2);
[bh,ah] = yulewalk(6 , f0h , mh0);

fHz1 = linspace(0,fs/2,50);
om1 = 2*pi*fHz1;
z = exp(sqrt(-1)*om1/fs);
ml = abs(polyval(b1,z)./polyval(a1,z));
mh = abs(polyval(bh,z)./polyval(ah,z));
%subplot(3,3,4),plot(fHz0,ml0,fHz1,ml);
%subplot(3,3,5),plot(fHz0h,mh0,fHz1,ml);
y1 = filter(b1,a1,data);
y2 = filter(bh,ah,data);
clean2 = wden( y1,'heursure','s','one',5,'sym8');
subplot(3,2,5),plot( clean2 );
title('PHONOCARDIOGRAM');
%subplot(3,3,7),plot(y2);
%title('highpass filter')

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%Demod%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%X=admod(y2,1000,2500,'amdsb-sc');
% subplot(3,3,8),plot(X);

y3=abs(y2);

Wp1=200/8000;Ws1=250/8000;
Rp1=3;Rs1=15;
[n1,Wn1]=cheblord(Wp1,Ws1,Rp1,Rs1);
[b1,a1]=cheby1(n1,Rp1,Wn1);

```

```

y11 = filter(b1,a1,y3);

%fHz01 = [0 80 100 1000];
%ml01 = [1 1 0 0];
%f01 = fHz01/(fs/2);
%[b11,a11] = yulewalk(6 , f01 , ml01);
%fHz11 = linspace(0,fs/2,50);
%om11 = 2*pi*fHz11;
%z1 = exp(sqrt(-1)*om11/fs);
%ml1 = abs(polyval(b11,z1)./polyval(a11,z1));
%y11 = filter(b11,a11,y3);
clean1 = wden( y11,'heursure','s','one',7,'sym8');
subplot(3,2,6),plot(clean1);
title('ELECTROCARDIOGRAM');
px_fft = fft(y3);
px_abs = abs(px_fft);
subplot(3,2,4),plot(y3);
end
%%

```

```
% Main Openfile, Cut to one period, normalize and save  
clc  
clear all  
a=1;  
for i=1:15  
[x1]=OpenFile(a);  
[y1]=Cut_to_one_period(x1);  
[z1]= normalize_signal(y1);  
[OutP]=Save_signal(z1);  
End
```

```
function [sig]=OpenFile(a)
[filename3,pathname]=uigetfile(['\*.wav'],'เลือกไฟล์สัญญาณคลื่นเสียงหัวใจที่ต้องการ');
if isequal([filename3,pathname],[0,0])
    stopit==0;
else
[sig,sr,bit]=wavread([pathname filename3]);
end
a=1;
```

```

function [OutP]=Cut_to_one_period(InP)
%sig = sig*(-1);
%A=input('Do you want to use this signal?');
%if A=='yes'
figure
plot(InP);grid
% find the period of the signal and cut it in one period.
[x,y] = ginput(3);% Get the ECG signal
x1 = round(x(1)); %First point of one period.
x2 = round(x(2));% the last point of one period.
x3 = round(x(3));% The First point of the signal.
x4 = abs(x2-x1);% length of one period of the signal.
x = InP(x3:x3+x4);% signal
OutP=x;
% subplot(2,1,1)
% plot(x)
% title('ORIGINAL SIGNAL')
% grid
% subplot(2,1,2)
% plot(y(1:6000));
% title('NORMALIZED SIGNAL')
% xlabel('n')
% grid

```

```

function[y]= normalize_signal(x)
xmax = max(abs(x));
x = x./xmax;
X = fft(x);
N = length(X);
fs = 8000;          % fs is recorded sampling rate
T = 1/fs;          % sampling time
K = [0:1:N-1]*(fs/N); % digital frequency

% This ECG signal will be normalized to that of at heart rate 80
% times/minute --> 1 time uses 0.75 seconds
% If signal recorded at any rate is sampled at fs Hz --> 1 second contains fs samples
% then for heart rate 80 times/minute : it contains 0.75*fs samples

ni = 0.75*fs;      % 1 period interested data sample at fs = 8000, heart rate = 80
ni = round(ni);
n = ni/N;          % determine scale : n > 1 --> recorded rate < at rate 80
                    %           n < 1 --> recorded rate > at rate 80
t = [0:1:16000-1]*T/n; % new step time
Ni = round(N/80);  % interested digital frequency (for ECG signal)
y = 0;
for i = 1:1:Ni
    y = y+(abs(X(i)))*cos((2*pi*K(i)*t)+angle(X(i)));
end
maxy = max(abs(y));
y = y./maxy;

ecg2=y;
ecg_fft = fft(ecg2); %วิเคราะห์ FFT
ecg_abs = abs(ecg_fft);

```

```
function [OutP]=Save_signal(InP)
fs = 8000;
[newfile,newpath]=uiputfile(['\*',wav'],'save file name');
wavwrite(InP(1:6000),fs,[newpath newfile]);
OutP=1;
```

```

% Main using one period for identification
clear all
clc
disp('This program is used to do FFT of the ECG signals and save the results into mat file')
disp('Press anykey and then choose ECG signals for the training system [5R and 5W]')
pause;
clear all
R = str2num(input('How many correct ECG signal do you want?','s'))
W = str2num(input('How many incorrect ECG signal do you want?','s'))
% R=20;
% W=45;
Numberofsig=R+W;
j=1;
k=1;
for i=1:Numberofsig
[filename3,pathname]=uigetfile(['*.wav'],'เลือกไฟล์สัญญาณคลื่นเสียงหัวใจที่ต้องการ');
if isequal([filename3,pathname],[0,0])
stopit==0;
else
x=wavread([pathname filename3]);
end
q=mean(x);
x=x-q;
% inputFFT=normalize_signal(x);
inputFFT=x';
Num_FFT=50;
[outputFFT,K]=FFT_one_period(inputFFT.Num_FFT);
if i<=R
Rtrain(:,i)=outputFFT';
else
Wtrain(:,j)=outputFFT';
j=j+1;
end
end

```

```

end
save('Rtrain','Rtrain');
save('Wtrain','Wtrain');
%Training the classifier
NoTrain=10000;
[T.Input,Pr,net]=TrainingProcess(Rtrain,Wtrain,NoTrain);

disp('Press anykey to test the training process and collect the result')
pause;
TrainPercentR=0;
TrainPercentW=0;
for i=1:Numberofsig
    if i<=R
        [output,InputTest]=TestingProcess(Rtrain(:,i),net);
        CountR(i)=output;
        TrainPercentR=TrainPercentR+output;
    else
        [output]=TestingProcess(Wtrain(:,k),net);
        CountW(k)=output;
        TrainPercentW=TrainPercentW+output;
        k=k+1;
    end
end
end
pause;
clc
disp('Press any key for the accuracy Percentage of R signal');
pause;
PCR=100*TrainPercentR/R
disp('Press any key for the accuracy Percentage of W signal');
pause;
PCW=100-100*TrainPercentW/W

```

```

%Testing process of new signal
disp('Press anykey for the next step')
pause;
clc
disp('Now! this is the Testing Process')
disp('Press anykey and then choose ECG signals for the testing process ')
pause;
L=3;
while L~=0
    x = input('which position of ECG signal do you want to use? ','s');
    switch x
        case 'sit'
            Numberoftestsig=str2num(input('How many signals do you want to use? ','s'));
            TestPercentR=0;
            %TestPercentW=0;
            for i=1:Numberoftestsig
                [filename3,pathname]=uigetfile(['\*.wav'],'เลือกไฟล์สัญญาณคลื่นเสียงหัวใจที่ต้องการ');
                if isequal([filename3,pathname],[0,0])
                    stopit==0;
                else
                    x=wavread([pathname filename3]);
                end
                q=mean(x);
                x=x-q;
            %
                inputFFT=normalize_signal(x);
                inputFFT=x';
                Num_FFT=50;
                [outputFFT,K]=FFT_one_period(inputFFT,Num_FFT);

                if i<=Numberoftestsig

                    [output,InputTest]=TestingProcess(outputFFT',net);

```

```

        TCountR(i)=output;
        TestPercentR=TestPercentR+output;
    %
    %     else
    %         [output]=TestingProcess(outputFFT',net);
    %         TCountW(i)=output;
    %         TestPercentW=TestPercentW+output;
    end
end

disp('Press any key for the Percentage of R signal');
pause;
PCR=100*TestPercentR/Numberoftestsig
TestPercentR=0;
PCR=0;
case 'stand'
    Numberoftestsig=str2num(input('How many signals do you want to use? ','s'));
    TestPercentR=0;
    %TestPercentW=0;
    for i=1:Numberoftestsig
        [filename3,pathname]=uigetfile(['\*.wav'],'เลือกไฟล์สัญญาณคลื่นเสียงหัวใจที่
ต้องการ');
        if isequal([filename3,pathname],[0,0])
            stopit==0;
        else
            x=wavread([pathname filename3]);
        end
        q=mean(x);
        x=x-q;
    %
        inputFFT=normalize_signal(x);
        inputFFT=x';
        Num_FFT=50;
        [outputFFT,K]=FFT_one_period(inputFFT,Num_FFT);

```

```

if i<=Numberoftestsig

    [output,InputTest]=TestingProcess(outputFFT',net);
    TCountR(i)=output;
    TestPercentR=TestPercentR+output;
%
%     else
%         [output]=TestingProcess(outputFFT',net);
%         TCountW(i)=output;
%         TestPercentW=TestPercentW+output;
end
end

disp('Press any key for the Percentage of R signal');
pause;
PCR=100*TestPercentR/Numberoftestsig
TestPercentR=0;
PCR=0;
case 'lie down'
    Numberoftestsig=str2num(input('How many signals do you want to use? ','s'));
    TestPercentR=0;
    %TestPercentW=0;
    for i=1:Numberoftestsig
        [filename3,pathname]=uigetfile(['*.wav'],'เลือกไฟล์สัญญาณคลื่นเสียงหัวใจที่
ต้องการ');
        if isequal([filename3,pathname],[0,0])
            stopit==0;
        else
            x=wavread([pathname filename3]);
        end
        q=mean(x);
        x=x-q;
    end
end

```

```

%         inputFFT=normalize_signal(x);
inputFFT=x';
Num_FFT=50;
[outputFFT,K]=FFT_one_period(inputFFT,Num_FFT);

if i<=Numberoftestsig

    [output,InputTest]=TestingProcess(outputFFT',net);
    TCountR(i)=output;
    TestPercentR=TestPercentR+output;
%
%     else
%         [output]=TestingProcess(outputFFT',net);
%         TCountW(i)=output;
%         TestPercentW=TestPercentW+output;
end
end

disp('Press any key for the Percentage of R signal');
pause;
PCR=100*TestPercentR/Numberoftestsig
TestPercentR=0;
PCR=0;
case 'other'
    Numberoftestsig=str2num(input('How many signals do you want to use? ','s'));
    TestPercentR=0;
    %TestPercentW=0;
    for i=1:Numberoftestsig
        [filename3,pathname]=uigetfile(['\*.wav'],'เลือกไฟล์สัญญาณคลื่นเสียงหัวใจที่
ต้องการ');
        if isequal([filename3,pathname],[0,0])
            stopit==0;
        else

```

```

x=wavread([pathname filename3]);
end
q=mean(x);
x=x-q;
%   inputFFT=normalize_signal(x);
inputFFT=x';
Num_FFT=50;
[outputFFT,K]=FFT_one_period(inputFFT,Num_FFT);
if i<=Numberoftestsig
    [output,InputTest]=TestingProcess(outputFFT',net);
    TCountR(i)=output;
    TestPercentR=TestPercentR+output;
%   else
%       [output]=TestingProcess(outputFFT',net);
%       TCountW(i)=output;
%       TestPercentW=TestPercentW+output;
    end
    end
    disp('Press any key for the Percentage of R signal');
    pause;
    PCR=100*TestPercentR/Numberoftestsig
    TestPercentR=0;
    PCR=0;
    otherwise
        disp('It is impossible.')
    end
    L = str2num(input('Do you want to continue this process? Yes=press 1 ,No= press 0 ','s'));
    clc
end
% Numberoftestsig=5;
% TestPercentR=0;
% TestPercentW=0;
% for i=1:Numberoftestsig

```

```

% [filename3,pathname]=uigetfile(['*.wav'],'เลือกไฟล์สัญญาณคลื่นเสียงหัวใจที่ต้องการ');
% if isequal([filename3,pathname],[0,0])
%     stopit==0;
% else
%     x=wavread([pathname filename3]);
% end
% q=mean(x);
% x=x-q;
% % inputFFT=normalize_signal(x);
% inputFFT=x';
% Num_FFT=50;
% [outputFFT,K]=FFT_one_period(inputFFT,Num_FFT);
%
% if i<=Numberoftestsig
%
%     [output,InputTest]=TestingProcess(outputFFT',net);
%     TCountR(i)=output;
%     TestPercentR=TestPercentR+output;
% else
%     [output]=TestingProcess(outputFFT',net);
%     TCountW(i)=output;
%     TestPercentW=TestPercentW+output;
% end
% end
%
%
% disp('Press any key for the Percentage of R signal');
% pause;
% PCR=100*TestPercentR/Numberoftestsig

% disp('Press any key for the Percentage of W signal');
% pause;
% PCW=100-200*TestPercentW/Numberoftestsig

```

```
function[outputFFT,K]=FFT_one_period(inputFFT,Num_FFT)

output=abs(fft(inputFFT));
outputFFT=output(1:Num_FFT);
K=[0:length(inputFFT)-1]*8000/length(inputFFT);
```

```
function [T,Input,Pr,net]=TrainingProcess(Rtrain,Wtrain,NoTrain)
% Rtrain: set of the Input for training neural network for the right person
% Wtrain: set of the Input for training neural network for the Wrong person
Rcol=length(Rtrain(1,:));
Wcol=length(Wtrain(1,:));
coltrain=length(Rtrain(:,1));
B=[0 1];
Pr=[];

for i=1:coltrain
    Pr=[Pr ;B];
end
net=newp([Pr],1);
%Generate Trainin matrix
Input=[Rtrain Wtrain];
% Generate Target output
T=[ones(1,Rcol) zeros(1,Wcol)];
% Training process.
net.trainParam.epochs = NoTrain;
net=train(net,Input,T);
```

```
function [output,InputTest]=TestingProcess(outputFFT,net)
InputTest=[outputFFT];
output=sim(net,InputTest)
```

```

%Separate to three
clc; % clear the command line
clear all; % clear the workspace
fs=8000;
L=3
while L~=0
[filename3,pathname]=uigetfile(['*.wav'],'เลือกไฟล์สัญญาณคลื่นเสียงหัวใจที่ต้องการ');
if isequal([filename3,pathname],[0,0])
    stopit==0;
else
[sig,sr,bit]=wavread([pathname filename3]);
end
sig=sig-mean(sig);
norm=max(sig);
sig=sig/norm;
%front
figure,plot(sig);grid
[x,w] = ginput(2);
x1 = round(x(1));
x2 = round(x(2));
P=zeros(6000,1);
QRS=P;
T=P;
P(1:x1)=sig(1:x1);
QRS(x1:x2)=sig(x1:x2);
T(x2:6000)=sig(x2:6000);
subplot(3,1,1)
plot(P)
title('P-WAVE')
grid
subplot(3,1,2)
plot(QRS)
title('QRS-WAVE')

```

```
grid
subplot(3,1,3)
plot(T)
title('T-WAVE')
grid
[newfile,newpath]=uinputfile(['\*',wav'],'save file name');
wavwrite(P,fs,[newpath newfile]);
[newfile,newpath]=uinputfile(['\*',wav'],'save file name');
wavwrite(QRS,fs,[newpath newfile]);
[newfile,newpath]=uinputfile(['\*',wav'],'save file name');
wavwrite(T,fs,[newpath newfile]);
%L = str2num(input('How many correct ECG signal do you want? ','s'))
end
```

```

% Main for identification system by using subsequences

clear all

clc

disp('Human Identification System Based on Frequency Domain of The ECG Signal')

disp('          Sub-Sequences Technique')

disp('          Press any key for start this program')

pause;

clc

R = str2num(input('How many correct ECG signal do you want? ','s'))

W = str2num(input('How many incorrect ECG signal do you want? ','s'))

Pr=R;    %Pr is the number of correct P wave
QRSr=R;  %QRSr is the number of correct QRS wave
Tr=R;    %Tr is the number of correct T wave
Pw=W;    %Pw is the number of incorrect P wave
QRSw=W;  %QRSw is the number of incorrect QRS wave
Tw=W;    %Tw is the number of incorrect T wave
Numberofsig=R+W;

% GET correct signal
Num_FFTPr = str2num(input('How many FFT sampling from a correct P wave do you want to
        process in Neural Network? ','s'))

disp('          Press any key for choosing correct P waves for this system')

pause;Pr

[RtrainPr,inputFFTPr]=Choosesignal(Pr,Num_FFTPr);

Num_FFTQRSr = str2num(input('How many FFT sampling from a correct QRS wave do you
        want to process in Neural Network? ','s'))

disp('          Press any key for choosing correct QRS waves for this system')

pause;QRSr

[RtrainQRSr,inputFFTQRSr]=Choosesignal(QRSr,Num_FFTQRSr);

```

```

Num_FFTr= str2num(input('How many FFT sampling from a correct T wave do you want to
    process in Neural Network? ','s'))
disp('    Press any key for choosing correct T waves for this system')
pause;Tr
[RtrainTr,inputFFTr]=Choosesignal(Tr,Num_FFTr);
clc
%GET incorrect signals
Num_FFTPw = Num_FFTr
disp('    Press any key for choosing incorrect P waves for this system')
pause;Pw
[WtrainPw,inputFFTPw]=Choosesignal(Pw,Num_FFTPw);

Num_FFQRSw = Num_FFTr
disp('    Press any key for choosing incorrect QRS waves for this system')
pause;QRSw
[WtrainQRSw,inputFFQRSw]=Choosesignal(QRSw,Num_FFQRSw);

Num_FFTTw = Num_FFTr
disp('    Press any key for choosing incorrect T waves for this system')
pause;Tw
[WtrainTw,inputFFTTw]=Choosesignal(Tw,Num_FFTTw);
clc
disp('    Press any key for training the Neural Network using P waves')
pause;
%Training the classifier
NoTrainP=20000;
[TP,InputP,RANGEP,netP,TrainPercentRP,TrainPercentWP,PCR,PCW]=TrainingProcess(Rtrain
    Pr,WtrainPw.NoTrainP,Numberofsig,R,W);
disp('Press any key for the accuracy Percentage of R signal');
pause;
PCR
disp('Press any key for the accuracy Percentage of W signal');

```

```

pause;
PCW

disp('    Press any key for training the Neural Network using QRS waves')
pause;
NoTrainQRS=20000;
[QRS,InputQRS,RANGEQRS,netQRS,TrainPercentQRS,TrainPercentWQRS,PCR,PCW]=TrainingProcess(RtrainQRSr,WtrainQRSw,NoTrainQRS,Numberofsig,R,W);
disp('Press any key for the accuracy Percentage of R signal');
pause;
PCR
disp('Press any key for the accuracy Percentage of W signal');
pause;
PCW

disp('    Press any key for training the Neural Network using T waves')
pause;
NoTrainT=20000;
[TT,InputT,RANGET,netT,TrainPercentRT,TrainPercentWT,PCR,PCW]=TrainingProcess(RtrainTr,WtrainTw,NoTrainT,Numberofsig,R,W);
disp('Press any key for the accuracy Percentage of R signal');
pause;
PCR
disp('Press any key for the accuracy Percentage of W signal');
pause;
PCW

%Testing process of new signal
disp('Press anykey for the next step')
pause;
clc
disp('Now! this is the Testing Process')
disp('Press anykey and then choose ECG signals for the testing process ')

```

```

pause;
TestPercentR=0;
L=3;
while L~=0
    x = input('which test process do you wanna use right or wrong ? ','s');
    switch x
        case 'right'
            Numberoftestsigr=str2num(input('How many p wave do you want to use? ','s'));
            Numberoftestsigqrs=str2num(input('How many qrs wave do you want to use? ','s'));
            Numberoftestsigt=str2num(input('How many t wave do you want to use? ','s'));

            [Buffr]=open_fft_test(Numberoftestsigr,PCR,TestPercentR,netP,Num_FFTPr);
            disp('Press any key for the Percentage of R signal');
            pause;

            [Buffqrs]=open_fft_test(Numberoftestsigqrs,PCR,TestPercentR,netQRS,Num_FFTRSR);
            disp('Press any key for the Percentage of R signal');
            pause;

            [Bufft]=open_fft_test(Numberoftestsigt,PCR,TestPercentR,netT,Num_FFTR);
            disp('Press any key for the Percentage of R signal');
            pause;

        case 'wrong'

            Numberoftestsigr=str2num(input('How many p wave do you want to use? ','s'));
            Numberoftestsigqrs=str2num(input('How many qrs wave do you want to use? ','s'));
            Numberoftestsigt=str2num(input('How many t wave do you want to use? ','s'));

            [Buffr]=open_fft_test(Numberoftestsigr,PCR,TestPercentR,netP,Num_FFTPr);

```

```
disp('Press any key for the Percentage of R signal');
pause;

[Buffqrs]=open_fft_test(Numberoftestsigqrs,PCR,TestPercentR,netQRS,Num_FFTQRSr);
disp('Press any key for the Percentage of R signal');
pause;

[Bufft]=open_fft_test(Numberoftestsigt,PCR,TestPercentR,netT,Num_FFTTr);
disp('Press any key for the Percentage of R signal');
pause;

clc
Buff=[Buffr Buffqrs Bufft]

otherwise
    disp('It is impossible.')
end

L = str2num(input('Do you want to continue this process? Yes=press 1 ,No= press 0 ','s'));
clc
end
```

```
function [Rtraintest,inputFFT]=Choosesignal(num,Num_FFT)
%choose signal
for i=1:num
[filename3,pathname]=uigetfile(['*.wav'],'เลือกไฟล์สัญญาณคลื่นเสียงหัวใจที่ต้องการ');
if isequal([filename3,pathname],[0,0])
stopit==0;
else
x=wavread([pathname filename3]);
end
q=mean(x);
x=x-q;
inputFFT=x';
%Num_FFT=50;
[outputFFT,K]=FFT_one_period(inputFFT,Num_FFT);
Rtraintest(:,i)=outputFFT';
End
```

```

function [Buff]=open_fft_test(Numberoftestsig,PCR,TestPercentR,net,Num_FFT)

    Buff=[];

    for i=1:Numberoftestsig

        [filename3,pathname]=uigetfile(['\*.wav'],'เลือกไฟล์สัญญาณคลื่นเสียงหัวใจที่
ต้องการ');

        if isequal([filename3,pathname],[0,0])

            stopit==0;

        else

            x=wavread([pathname filename3]);

            end

            q=mean(x);

            x=x-q;

            inputFFT=x';

            [outputFFT,K]=FFT_one_period(inputFFT,Num_FFT);

            if i<=Numberoftestsig

                [output,InputTest]=TestingProcess(outputFFT',net);

                TCountR(i)=output;

                TestPercentR=TestPercentR+output;

                Buff=[Buff; output]

            end

        end

    PCR=100*TestPercentR/Numberoftestsig

function

    [T,Input,Pr,net,TrainPercentR,TrainPercentW,PCR,PCW]=TrainingProcess(Rtrain,Wtrain,
n,NoTrain,Numberofsig,R,W)

% Rtrain: set of the Input for training neural network for the right person
% Wtrain: set of the Input for training neural network for the Wrong person

Rcol=length(Rtrain(1,:));

Wcol=length(Wtrain(1,:));

```

```

coltrain=length(Rtrain(:,1));
B=[0 1];
Pr=[];
for i=1:coltrain
    Pr=[Pr ;B];
end
net=newp([Pr],1);
%Generate Trainin matrix
Input=[Rtrain Wtrain];
% Generate Target output
T=[ones(1,Rcol) zeros(1,Wcol)];
% Training process.
net.trainParam.epochs = NoTrain;
net=train(net,Input,T);
%test training
TrainPercentR=0;
TrainPercentW=0;
k=1;
for i=1:Numberofsig
    if i<=R
        [output,InputTest]=TestingProcess(Rtrain(:,i),net);
        CountR(i)=output;
        TrainPercentR=TrainPercentR+output;
    else
        [output]=TestingProcess(Wtrain(:,k),net);
        CountW(k)=output;
        TrainPercentW=TrainPercentW+output;
        k=k+1;
    end
end

PCR=100*TrainPercentR/R
PCW=100-100*TrainPercentW/W

```



การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 28 28th Electrical Engineering Conference (EECON 28)



ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์



สารบัญบทความ

สาส์นจากอธิการบดี/คณบดี/ประธาน

กรรมวิธีการประชุม

บทความดีเด่น

ดัชนี ผู้เขียนบทความ

Author Index

• ระบบควบคุมและการวัดคุม (CD)

• อิเล็กทรอนิกส์กำลัง (PE)

• ไฟฟ้ากำลัง (PW)

• ไฟฟ้าสื่อสาร (CM)

• คอมพิวเตอร์และเทคนิคโดยประยุกต์

• ระบบพลังงานทดแทนพลังงานทดแทน

• งานวิจัยใหม่ทางวิศวกรรมไฟฟ้า (GN)



ระบบการจำแนกบุคคลโดยโดเมนความถี่ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

Human Identification System Based on Frequency Domain of ECG Signal

สุภรักษ์ แซ่เจ็ย¹ จีรสุดา โกษียากรณ์¹ ปราโมทย์ วาดเขียน¹

¹ภาควิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เขตลาดกระบัง กรุงเทพฯ 10520

E-mail : sukharak@yahoo.com, jeerasuda@telecom.kmitl.ac.th, pramote@telecom.kmitl.ac.th

บทคัดย่อ

ในบทความนี้ได้นำเสนอการจำแนกบุคคลแนวใหม่โดยใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ โดยใช้หลักการพิจารณาว่าหัวใจของแต่ละบุคคลเป็นเสมือนระบบที่ทำงานหลักเหมือนกันแต่มีส่วนรายละเอียดที่แตกต่างกัน ซึ่งมีสัญญาณหัวใจเป็นเสมือนผลตอบสนองอิมพัลส์ของระบบ โดยสัญญาณหัวใจที่ได้จากการบันทึกจะถูกปรับให้ค่าอยู่ในอัตราการเต้นมาตรฐาน 80 ครั้งต่อนาที วิธีการแปลงฟูรีเยอร์จะถูกนำมาใช้เพื่อดึงลักษณะเด่นที่มีอยู่ในโดเมนความถี่ของสัญญาณหัวใจ 1 คาบสัญญาณซึ่งประกอบไปด้วย 3 ส่วน คือ P - wave, QRS - wave และ T - wave นอกจากนี้แล้วยังใช้วิธีการดึงลักษณะเด่นในโดเมนความถี่ของสัญญาณที่มีอยู่ในแต่ละส่วนของ P - wave, QRS- wave และ T - wave ด้วย ซึ่งลักษณะเด่นเหล่านี้จะนำมาผ่านกระบวนการเรียนรู้ด้วยนิวรอลเน็ตเวิร์คเพื่อทำการตัดสินใจแยกแยะตัวบุคคล ผลที่ได้พบว่า การแบ่งสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจออกเป็น 3 ส่วนของสัญญาณมีประสิทธิภาพในการแยกแยะได้ดีกว่าการใช้สัญญาณทั้ง 1 คาบ

Abstract

A new human identification system based on electrocardiogram (ECG) signal is introduced in this work. The human heart is considered to be a unique system of each person. ECG signal therefore represents as an impulse response of the system. The frequency response of the system (Fourier transform of the ECG signal) is employed to be a tool for feature extraction. In addition, the ECG signals employed in this paper, which may be derived from different heart rates from different subjects at the recording time, are normalized to a standard heart rate. Furthermore, not only the whole sequence of 1 period ECG signal, containing P, QRS, and T waves, is processed but also its three subsequences, each respectively representing P, QRS, and T waves, is examined. The results of using neural network have demonstrated that subsequences technique is superior to whole period of ECG signal method.

Keywords: ECG, Fourier transform, neural network

1. บทนำ

ทุกวันนี้การจำแนกบุคคลเป็นสิ่งจำเป็นในงานหลายๆอย่าง โดยเฉพาะงานที่ต้องการความปลอดภัยสูง โดยส่วนใหญ่แล้ววิธีการที่จะใช้สำหรับจำแนกบุคคลนั้นจะต้องใช้ฮาร์ดแวร์ของตัวบุคคลที่ต้องการจะจำแนกร่วมด้วย และเครื่องตรวจสอบจะต้องดึงลักษณะสำคัญของแต่ละบุคคลออกมาเพื่อใช้ในการตัดสินใจ ยกตัวอย่างเช่น เครื่องตรวจจำแนกรูปหน้าของแต่ละบุคคล Human face identification [1], [2], เครื่องตรวจจับเสียง [3], เครื่องจำแนกลายฝ่ามือ [4], เครื่องตรวจสอบม่านตา [5], เครื่องตรวจสอบลายนิ้วมือ [6] และยังสามารถใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจในการจำแนกนี้ได้ด้วย

ปกติโดยทั่วไปสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจนั้น ส่วนใหญ่จะใช้ในการวินิจฉัยผู้ป่วยที่เป็นโรคเกี่ยวกับหัวใจ โดยที่ลักษณะและรูปแบบของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจนั้นสามารถบ่งบอกได้ว่าผู้ป่วยนั้นป่วยเป็นโรคหัวใจหรือไม่ ซึ่งหากถ้าพิจารณาหัวใจของแต่ละบุคคลเป็นระบบที่เร้าสนใจ ดังนั้นสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจของระบบแต่ละระบบจะสามารถแทนเสมือนเป็นผลตอบสนองอิมพัลส์ของระบบได้

ในปัจจุบันนักวิทยาศาสตร์ได้ทำการศึกษาวิจัยที่จะนำสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจไปประยุกต์ใช้ในจุดประสงค์อื่นๆ ด้วยยกตัวอย่างเช่น ใช้ในการทำเครื่องจำแนกบุคคลโดยจะรวบรวมลักษณะเฉพาะของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ เพื่อใช้ในการตัดสินใจเพื่อระบุตัวบุคคลที่ต้องการจำแนก เมื่อไม่นานมานี้ Lena Biel และผู้ร่วมวิจัย [7] ได้ทำการวิจัยเกี่ยวกับการจำแนกบุคคลโดยใช้สัญญาณไฟฟ้าหัวใจ โดยใช้เทคนิคดึงลักษณะสำคัญของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจทางเวลาในการตัดสินใจ นอกจากนี้ Masaki Kyoso และผู้ร่วมวิจัย [8] ได้ทำการวิจัยระบบจำแนกบุคคลโดยใช้การเปรียบเทียบสัมประสิทธิ์ที่แสดงลักษณะสำคัญของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจของผู้ป่วยกับค่าสัมประสิทธิ์ที่เก็บไว้ โดยที่ค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้มาจาก การแปลงปลั้งสัญญาณไฟฟ้าหัวใจ

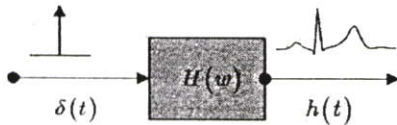
สำหรับในบทความนี้ได้นำเสนอวิธีการปรับปรุงการจำแนกบุคคลแบบใหม่โดยใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ โดยใช้หลักการแปลงฟูรีเยอร์เป็นเครื่องมือในการดึงลักษณะเด่นที่มีอยู่ในสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 1 คาบสัญญาณออกมา ซึ่งโดยทั่วไปนั้น 1 คาบของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจจะประกอบไปด้วย สัญญาณ P-wave,

QRS-wave และ T-wave ซึ่งนอกจากจะนำสัญญาณทั้ง 1 คาบสัญญาณไปทำการดึงลักษณะเด่นที่มีอยู่ในโดเมนความถี่แล้ว ยังใช้วิธีการแบ่งสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจออกเป็นส่วนๆ คือ ส่วนของ P-wave, QRS-wave และ T-wave ตามลำดับแล้วนำไปทำการจำแนกลักษณะเด่นที่มีอยู่ในโดเมนความถี่เช่นเดียวกัน และอีกสิ่งหนึ่งที่สำคัญและควรจะต้องพูดถึงก็คือสัญญาณไฟฟ้าหัวใจต่างๆที่ได้รับการบันทึกมานั้นอาจจะได้มาจากหัวใจที่มีอัตราการเต้นที่ไม่เท่ากัน ดังนั้นสัญญาณเหล่านี้จึงต้องควรถูกปรับอัตราการเต้นให้อยู่ในอัตราการเต้นหัวใจในสภาวะปกติซึ่งในที่นี้สมมติให้มีค่าเป็น 80 ครั้งต่อวินาที ในส่วนของรายละเอียดของวิธีการที่นำเสนอจะได้มีการกล่าวถึงในส่วนที่สองของบทความ ซึ่งจากหลักการดังกล่าวได้มีการจำลองการทำงานด้วยโปรแกรมคอมพิวเตอร์ซึ่งผลการจำลองมีแสดงไว้ในส่วนที่สาม และในส่วนที่สี่ของบทความจะเป็นกล่าวถึงบทสรุปของบทความนี้

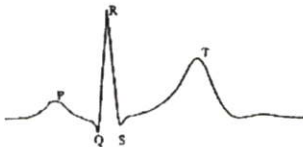
2. หลักการ

2.1. สัญญาณไฟฟ้าหัวใจ

ในบทความที่เราจะอนุมานว่าหัวใจถือเป็นระบบชนิดหนึ่งซึ่งมีอินพุตที่เป็นอินพุตและสัญญาณไฟฟ้าหัวใจเป็นเอาต์พุต แสดงได้ดังรูปที่ 1. โดยทั่วไปสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจประกอบไปด้วยสัญญาณสามส่วน คือ ส่วน P-wave, QRS-wave และ T-wave ดังแสดงในรูปที่ 2.



รูปที่ 1. ระบบที่ถูกพิจารณาเป็นหัวใจของแต่ละบุคคล



รูปที่ 2. แสดงส่วนประกอบใน 1 คาบของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

2.2. การปรับอัตราการเต้นของหัวใจ

โดยทั่วไปอัตราการเต้นของหัวใจของบุคคลหนึ่งจะมีอัตราประมาณ 80 ครั้งต่อวินาที ในบทความได้ใช้อัตราการเต้นนี้เป็นมาตรฐานของทุกๆ สัญญาณที่ทำการประมวลผลในบทความนี้ ซึ่งสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีอัตราการเต้นปกติอยู่ที่ 80 ครั้งต่อวินาที นั้นหมายความว่า 1 คาบสัญญาณของคลื่นไฟฟ้าหัวใจนั้นจะใช้เวลา 0.75 วินาที หากสมมติให้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ได้รับการบันทึกมานั้นถูกสุ่มด้วยอัตรา 8000 ครั้งต่อวินาที ดังนั้นใน 1 คาบของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจจะต้องมีจำนวนสัญญาณทั้งหมด 6000 จุด อย่างไรก็ตามหากสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจนั้นๆมีอัตราการเต้นไม่เท่ากับ 80 ครั้งต่อวินาที นั่นก็หมายความว่าจำนวนความยาวของสัญญาณใน 1 คาบของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจอาจจะน้อยกว่าหรือมากกว่า 6000 จุดก็ได้

หากกำหนดให้ $h(n)$ คือสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่อัตราการเต้นหัวใจใดๆ (ก่อนที่จะผ่านการปรับ) 1 คาบสัญญาณ โดยสมมติให้มีความยาวเท่ากับ N จุด ดังนั้นสมการการแปลงฟูริเยร์แบบไม่ต่อเนื่อง

(discrete Fourier transform) ของ $h(n)$ สามารถเขียนได้ดังนี้คือ

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

โดยที่ k เป็นดัชนีชี้ความถี่ดิจิทัลซึ่งมีความสัมพันธ์กับความถี่ดิจิทัลที่มีค่าเท่ากับ kf/N โดย $0 \leq k \leq N-1$ โดยสมมติให้ N_n คือจำนวนจุดสัญญาณใน 1 คาบของสัญญาณหัวใจที่มีอัตราการเต้นของหัวใจเท่ากับ 80 ครั้งต่อวินาที (ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเท่ากับ 8000 ครั้งต่อวินาที) นั่นคือ N_n มีค่าเท่ากับ 6000 จากที่ได้กล่าวมาแล้วข้างต้น N จึงอาจจะมีค่ามากกว่าหรือน้อยกว่า N_n ดังนั้นอัตราส่วนระหว่างจำนวนจุดของ 1 คาบสัญญาณที่ได้มาจากอัตราการเต้นใดๆ กับจำนวนจุดของ 1 คาบสัญญาณที่มาจากรีการการเต้น 80 ครั้งต่อวินาที จึงสามารถเขียนได้เป็น

$$\alpha = N_n/N \quad (2)$$

นั่นคือ ถ้า $\alpha > 1$ หมายความว่า อัตราการเต้นของหัวใจของสัญญาณ $h(n)$ มีค่าสูงกว่าอัตราการเต้นมาตรฐานและในทางตรงกันข้าม อัตราการเต้นของหัวใจของสัญญาณ $h(n)$ มีค่าต่ำกว่าอัตราการเต้นมาตรฐานเมื่อ $\alpha < 1$ เพื่อเป็นการปรับให้ค่า $\alpha = 1$ หรือพูดอีกนัยหนึ่งก็คือ ปรับให้จำนวนจุดใน 1 คาบของสัญญาณ $h(n)$ ให้มีจำนวนเท่ากับ N_n นั่นทำให้ได้โดยการเปลี่ยนอัตราการสุ่มสัญญาณ นั่นคือ หาก $\alpha > 1$ ต้องสุ่มสัญญาณด้วยอัตราที่ต่ำกว่า 8000 ครั้งต่อวินาที และ หาก $\alpha < 1$ ต้องสุ่มสัญญาณด้วยอัตราที่มากกว่า 8000 ครั้งต่อวินาที แต่เนื่องจากสัญญาณได้ถูกสุ่มมาแล้วด้วยอัตรา 8000 ครั้งต่อวินาที ดังนั้นการปรับเปลี่ยนอัตราการสุ่มสัญญาณดังกล่าวจึงไม่สามารถทำได้ อย่างไรก็ตามวิธีการที่สามารถให้ผลเดียวกันแต่สามารถทำได้ นั่นก็คือ ทำการสังเคราะห์สัญญาณ $h(n)$ ขึ้นมาใหม่โดยใช้องค์ประกอบทางความถี่เดิมของสัญญาณ $h(n)$ โดยให้ระยะห่างระหว่างจุดของสัญญาณสังเคราะห์ขึ้นมาใหม่ปรับเปลี่ยนไปให้สอดคล้องกับค่าตัวแปร α นั่นคือ

$$T_n = 1/(8000\alpha) \quad (3)$$

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

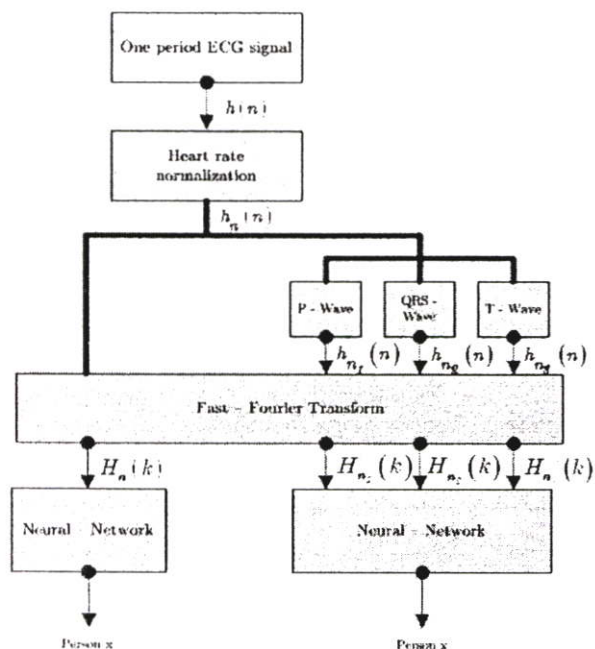
$$h_n(n) = \sum_{k=0}^K |H(k)| \cos(2\pi k \frac{f_s n T_n}{N} + \angle H(k)) \quad (4)$$

$$0 \leq n \leq N_n - 1$$

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

โดยทั่วไปสัญญาณที่อยู่ในโดเมนเวลานั้นจะมีความซ้ำซ้อนของข้อมูลเกิดขึ้นอยู่ ซึ่งวิธีการที่ใช้ในการลดความซ้ำซ้อนของข้อมูลนั้นก็มีอยู่ด้วยกันหลายวิธี แต่ในบทความนี้จะใช้การแปลงฟูริเยร์ที่เป็นเครื่องมือในการดึงลักษณะเด่นที่มีอยู่ในโดเมนความถี่ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ(ที่ได้ถูกปรับอัตราการเต้นให้อยู่ในอัตราการเต้น

มาตรฐานแล้ว) 1 คาบสัญญาณ นอกจากนี้ยังใช้วิธีการดึงลักษณะเด่นเฉพาะในแต่ละส่วนของสัญญาณคือในส่วนของ P - wave, QRS - wave และ T - wave ซึ่งสัญญาณแต่ละส่วน นั้นจะถูกเรียกชื่อเป็น $h_{n1}(n), h_{n2}(n), h_{n3}(n)$ ตามลำดับลักษณะเด่นที่มีอยู่ในโดเมนความถี่จะนำไปผ่านการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายนิวรอลเพื่อใช้ในการตัดสินใจตามบล็อกโคแอดแกรมของหลักการที่นำเสนอได้ดังรูปที่ 3.



รูปที่ 3. บล็อกโคแอดแกรมของหลักการที่นำเสนอ

2.3. โครงข่ายนิวรอล (Neural Network)

ในบทความนี้ได้นำวิธีการเรียนรู้และตัดสินใจโดยใช้โครงข่ายนิวรอลมาเป็นกลไกการวิเคราะห์และจำแนกกลุ่มข้อมูล ซึ่งกลุ่มข้อมูลที่นำไปผ่านโครงข่ายนิวรอลเรียนรู้ที่แบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม คือ กลุ่มแรกเป็นของบุคคลที่ต้องการ ส่วนกลุ่มที่สองเป็นของบุคคลอื่นๆ (ไม่ต้องการ) โดยโครงข่ายนิวรอลที่ใช้บทความนี้เป็นแบบหลายสัญญาณขาเข้า (Multiple-input neurons), มีโครงข่ายแบบหนึ่งเลเยอร์ (Single-layer network) และใช้กฎการเรียนรู้แบบเพอร์เซพตรอนช่วยในการตัดสินใจกฎการเรียนรู้แบบเพอร์เซพตรอน (Perceptron Learning Rule)

ในบทความนี้จะกล่าวถึงกฎการเรียนรู้แบบเพอร์เซพตรอนชนิดซูเปอร์ไวส์ (supervised training) ซึ่งเป็นวิธีที่มีการกำหนดกลุ่มของสัญญาณขาเข้า p_j และ สัญญาณขาออกที่ต้องการ t_j ในการฝึกการเรียนรู้ของโครงข่าย [10]

$$\{p_1, t_1\}, \{p_2, t_2\}, \dots, \{p_j, t_j\} \quad (5)$$

เมื่อป้อนค่าเวกเตอร์ขาเข้าให้กับโครงข่ายแล้ว สัญญาณขาออกที่ได้จะถูกนำมาเปรียบเทียบกับสัญญาณขาออกที่ต้องการ ถ้าผลที่ได้จากการเปรียบเทียบมีค่าไม่เท่ากันแล้วกฎการเรียนรู้ก็จะทำการปรับปรุงค่าสัมประสิทธิ์ และค่าไบอัสของโครงข่ายในทิศทางที่ทำให้โครงข่ายให้สัญญาณขาออกมีค่าใกล้เคียงกับสัญญาณขาออกที่ต้องการ ทำเช่นนี้ไปจนกว่ากลุ่มของข้อมูลที่กำหนดให้จะเริ่มต้นให้ค่าสัญญาณขาออกที่ต้องการถูกต้องหมด ดังนั้นเมื่อมีการนำค่าสัญญาณขาเข้าสัญญาณอื่นที่ต้องการจะทำการตัดสินใจ โครงข่ายนิวรอลก็จะสามารถทำการตัดสินใจได้อย่างถูกต้อง

3. ผลการจำลองการทำงาน

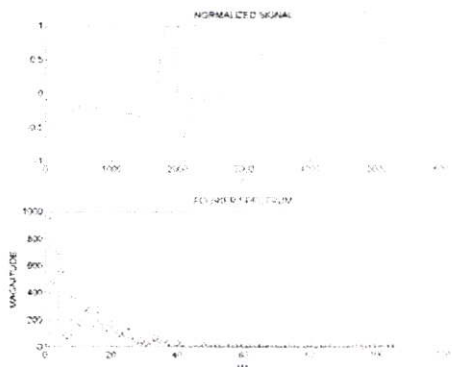
ในส่วนแรกจะเป็นการแสดงผลการปรับสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจให้เสมือนกับได้มาจากหัวใจที่มีอัตราการเต้นมาตรฐาน ซึ่งผลที่ได้มีแสดงในรูปที่ 4. ซึ่งรูปแรกแสดงสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจก่อนทำการปรับ รูปล่างแสดงสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจหลังการทำการปรับเรียบร้อยแล้ว ในที่นี้เราจะต้องทำการปรับขนาดของสัญญาณให้อยู่ในช่วง $0 \leq |h_n(n)| \leq 1$ ด้วย

หลังจากนั้นสัญญาณดังกล่าวทั้ง 1 คาบสัญญาณได้ผ่านการแปลงฟูเรียร์ โดยขนาดของสัมประสิทธิ์ที่ได้ในโดเมนความถี่ที่ได้ นั้นแสดงดังรูปที่ 5. นอกจากนั้นสัญญาณไฟฟ้าหัวใจดังกล่าวได้ถูกนำมาแบ่งออกเป็นสามส่วน คือส่วนของสัญญาณ P - wave, QRS - wave, และ T - wave แสดงในรูปที่ 6. ซึ่งสัญญาณในแต่ละส่วนย่อยนี้ได้ผ่านการแปลงฟูเรียร์เช่นเดียวกัน ค่าขนาดสัมประสิทธิ์ที่ได้ในโดเมนความถี่ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจมีแสดงในรูปที่ 7.

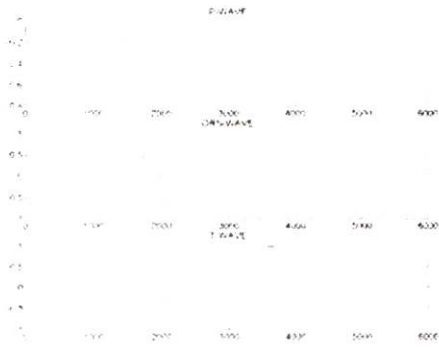
โดยการใช้อัลกอริทึมการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายนิวรอลเทคนิควิคในการตัดสินใจจำแนกบุคคลจากขนาดของสเปกตรัมของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้ง 1 คาบสัญญาณ และแบบแบ่งเป็นสัญญาณส่วนย่อยๆ ซึ่งผลที่ได้ที่นั่นแสดงในตารางที่ 1 จากผลที่ได้พบว่าการตรวจสอบที่ได้จากการแบ่งสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจออกเป็น ส่วนย่อยมีประสิทธิภาพในการแยกแยะบุคคลได้ดีกว่าแบบที่ใช้ทั้ง 1 คาบสัญญาณ



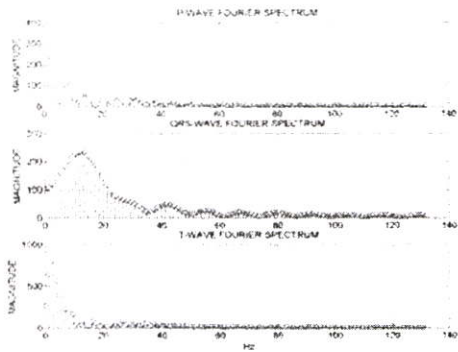
รูปที่ 4. สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจก่อนที่จะผ่านการปรับ (รูปบน) และหลังการปรับ (รูปล่าง) ให้เสมือนได้มาจากหัวใจที่มีอัตราการเต้น 80 ครั้งต่อนาที



รูปที่ 5. สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ (ที่ผ่านการปรับ) ในโดเมนเวลา (รูปบน) และในโดเมนความถี่ (รูปล่าง)



รูปที่ 6. สัญญาณในส่วนของ P wave (รูปบน), QRS wave (รูปกลาง) และ T wave (รูปล่าง) ตามลำดับ



รูปที่ 7. ขนาดสเปกตรัมของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจในส่วนของ P wave (รูปบน), QRS wave (รูปกลาง) และ T wave (รูปล่าง)

ตารางที่ 1. ผลการแยกแยะบุคคลด้วยโครงข่ายนิวรอล

	Case of Classes	Identified Result					
		Owner		Stranger		FR(%)	
Training							
Type		I	II	I	II	I	II
Owner	5	5	5	0	0	0	0
Stranger	15	0	0	15	15	0	0
Total	20	5	5	15	15	0	0
Test							
Type		I	II	I	II	I	II
Owner	5	4	4	1	1	20	20
Stranger	30	5	0	25	30	16.67	0
Total	35	9	4	25	31	17.14	2.85


ในการทดลองใช้สัญญาณสองแบบ คือ (I) เป็นสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 1 คาบ และ (II) เป็นสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ถูกแบ่งออกเป็น ส่วนย่อย ผลที่ได้จากตารางที่ 1 ในส่วนการ Training นั้นจะเป็นส่วนที่ นำการป้อนสัญญาณขาเข้าและสัญญาณขาออกที่ต้องการ โดย Owner คือ ข้อมูลของบุคคลที่ต้องการ ส่วน Stranger คือข้อมูลของบุคคลที่ไม่ ต้องการ ซึ่งโครงข่ายจะทำการเรียนรู้เพื่อปรับค่าสัมประสิทธิ์และค่า ไบอัสให้เหมาะสมก่อนการป้อนสัญญาณจริงที่ต้องการจะให้โครงข่าย คัดสินใจ ในส่วนของการทดสอบพบว่า ค่าอัตราความผิดพลาด (FR(%)) (ซึ่งเป็นค่าที่แสดงให้เห็นประสิทธิภาพของการจองการจำแนกของ โครงข่าย) ที่ได้ของสัญญาณแบบที่ (II) นั้นให้ผลที่ดีกว่าของสัญญาณ แบบที่ (I)

4. สรุปผล

บทความนี้นำเสนอระบบจำแนกบุคคลโดยใช้สัญญาณ คลื่นไฟฟ้าหัวใจ โดยที่สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจถูกปรับสัญญาณให้ เหมือนว่ามาจากหัวใจที่มีอัตราการเต้นมาตรฐาน 80 ครั้งต่อนาที โดย การแปลงฟูเรียร์ได้นำมาใช้เป็นเครื่องมือในการดึงรายละเอียดที่ สำคัญที่มีอยู่ในโดเมนความถี่ของจากสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ลักษณะเด่นที่ได้จะถูกนำมาผ่านกระบวนการเรียนรู้เพื่อตรวจสอบ โดยใช้โครงข่ายนิวรอล ซึ่งนอกจากจะใช้สัญญาณทั้ง 1 คาบของ สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจมาใช้ในการประมวลผลแล้ว ยังใช้การแบ่ง สัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจออกเป็น 3 ส่วนย่อยๆ แล้วจึงนำไป ประมวลผลอีกด้วยเพื่อเปรียบเทียบกับ ซึ่งจากผลที่ได้พบว่า วิธีการ แบ่งสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจออกเป็นสามสัญญาณย่อยๆนั้นจะ ให้ผลของการตัดสินใจที่มีประสิทธิภาพที่ดีกว่าการใช้สัญญาณ คลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้งคาบสัญญาณ

เอกสารอ้างอิง

- [1] F. Jr. Introna and F. Mastronardi, "On human face identification methods", *Electrotechnical Conf.*, vol.2, pp. 1101 – 1103, 13-16 May 1996.
- [2] T. Nagamine, T. Uemura and I. Masuda, "3D facial image analysis for human identification", *Proc. 11th IAPR Int. Conf. Applications of Computer Vision*, pp. 324 – 327, 1992.
- [3] H. Osada, "Evaluation method for a voice recognition system modeled with discrete Markov chain", *IEEE Int. Conf. Communications, Computers and Signal Processing*, Aug. 20-22.
- [4] Sung Uk Lee and I. Cohen, "3D hand reconstruction from a monocular view", *Proc. 17th Int. Conf. Pattern Recognition*, vol.3, pp. 310 – 313, Aug. 23-26, 2004.
- [5] D. Cohen, M. Arnoldussen, G. Bearman and W.S. Grundfest, "The use of spectral imaging for the diagnosis of retinal disease", *IEEE 12th Annual Meeting Lasers and Electro Optics Society*, vol.1, pp. 220 – 221, Nov. 8-11, 1999.
- [6] M.S. Alam and M. Akhteruzzaman, "Real time fingerprint identification", *IEEE Proc. Conf. National Aerospace and Electronics*, pp. 434 – 440, Oct.10-12, 2000.
- [7] L. Biel, O. Pettersson, L. Philipson and P. Wide, "ECG analysis: a new approach in human identification", *IEEE Trans. Instrumentation Measurement*, vol.50, pp. 808-812, 2001.
- [8] M. Kyoso and A.Uchiyama, "Development of an ECG identification system", *IEEE Proc. 23rd Annual Int. Conf. Engineering in Medicine and Biology Society*, vol.4, pp. 3721-3723, Oct. 25-28, 2001.
- [9] N. Nikolaev, Z. Nikolov, A. Gotchev and K. Fgiazarian, "Wavelet domain wiener filtering for ECG denoising using improved signal estimate", *IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol.6, pp. 3578 – 3581, June 5-9, 2000.
- [10] Martin T. Hagan, Howard B. Demuth and Mark Beale, *Neural Network Design*. Boston, MA: PWS Publishing Company Press, pp. 4-3 – 4-8, 1996



IEEE Victorian Section Chair's Welcome

Tencon '05 General Chair's Welcome

Tencon '05 TPC Chair's Welcome

Tencon 05 Committees

About the IEEE

Benefits of IEEE membership

About the IEEE and Victorian Section

Technical Sessions – 22nd November 2005

Technical Sessions – 23rd November 2005

Technical Sessions – 24th November 2005

Guest Speakers

Authors List

Sponsors

Reviewers

Close Help

Go Back Power search Next

Human Identification System Based ECG Signal

Sukkharak Saechia, Jeerasuda Koseeyaporn, and Paramote Wardkein

Telecommunication Department, Faculty of Engineering,

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

E-mail:sukkharak@yahoo.com jeerasuda@telecom.kmitl.ac.th, pramote@telecom.kmitl.ac.th

Abstract—A new human identification system based electrocardiogram (ECG) signal is introduced in this work. The human heart is considered to be a unique system of each person. ECG signal therefore represents as an impulse response of the system. The frequency response of the system (Fourier transform of the ECG signal) is employed to be a tool for feature extraction. In addition, the ECG signals employed in this paper, which may be derived from different heart rates from different subjects at the recording time, are normalized to a standard heart rate. Furthermore, not only the whole sequence of 1 period EC signal, containing P, QRS, and T waves, is processed but also its three subsequences, each respectively representing P, QRS, and T waves, is examined. The results of using neural network have demonstrated that subsequences technique is superior to whole period of ECG signal method.

Index Terms—ECG, Fourier transform, neural network

I. INTRODUCTION

NOWADAYS, human identification has played an important role in many applications, especially in security systems.

For example, an authorization for building access, different approaches could be employed. Rather than using a mother key for conventional bolt lock, code lock may be employed. But to gain a higher security level, more complex systems are required. Mostly, many methods involve with the use of a part of human body. A specific feature must be extracted from that selected part to recognize a person. A lot of works have been studied on human face identification [1], [2]. Other techniques include voice recognition [3], [4], palm recognition [5], retina identification [6], and most common method fingerprint identification [7] - [9]. Electrocardiogram (ECG) signal is an alternative method that can be utilized for this objective.

Generally, ECG signal is employed to observe patient's heart function. The shape of ECG signal can indicate whether or not a heart is in normal condition. Based on the consideration a human heart as a system of each person, its ECG signal which represents as an impulse response of the system, thus has its own feature. A few works have been done on this particular purpose [10], [11]. These works collected various features of ECG signals to make a decision of the identification. However; their techniques are quite complicate to implement.

In this paper, a new approach for human identification based ECG signal is proposed. The Fourier transform is employed to be a tool to extract feature from ECG signal. One period of ECG signal, which contains P, QRS, and T waves is taken in the process. Besides, this one period ECG signal is divided into three subsequences corresponding to P, QRS, and T waves, respectively. These subsequences provide an alternative way to be processed in this work. It is noted that each ECG signal may be based on different heart rate at the recording time. Therefore, they are normalized to be signals at a standard heart rate. The detail of the proposed technique will be given in section II. The classification result of using back propagation neural network is then provided in section III. Finally, the section IV devotes to the conclusion.

II. PRINCIPLE

A. Basic ECG signal

The human heart is one of many important parts of body. Normally, electrocardiogram is a method of observing a heart function. It measures different electrical potentials of a heart resulting in an ECG signal. Based on the consideration of a heart as a system, ECG signal is thus considered to be an impulse response of the system to an impulse somehow created by a body. This system is shown in Fig. 1. ECG signal is generally composed of the following waves: P, QRS and T as shown in Fig. 2.

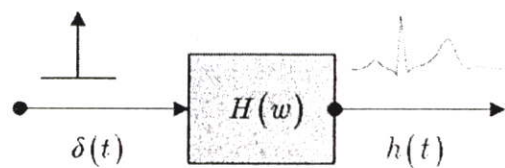


Fig. 1. A system considered as a heart.

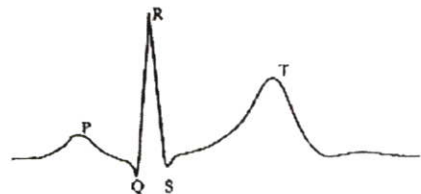


Fig. 2. One period of an ECG signal.

Due to the oscillatory in nature of ECG signal, its one period is therefore employed in the process of this proposed method. However, it is interesting to note that the ECG signals may be derived from different heart rates at the recording time. It is thus important to normalize the ECG signals being processed into a standard heart rate. Assuming that normal heart rate of a person is usually 80 times/minute, it is thus selected to be a standard rate employed in this work. The detail of heart rate normalization will be given in the following section.

B. Heart rate normalization

At a normal heart rate 80 times/minute, it implies that it takes 0.75 seconds per one PQRST period. If the ECG signals employed in this work are recorded at the sampling rate $f_s = 8000$ Hz, therefore an ECG signal of 80 times/minute heart rate must contain 6000 samples in 1 period. However, if at the recording period the heart is functioned at other rates, lower or higher than 80 times/minute, one period of its PQRST wave may be either longer or shorter than that of a standard rate (assuming that the same sampling rate is used).

Let the length of one period PQRST of an interested ECG signal $h(n)$ be N , its discrete Fourier components therefore are

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

where k is frequency index corresponding to digital frequency which is defined to be kf_s/N for $0 \leq k \leq N-1$. As previously described, N may be either larger or less than N_n ($N_n = 6000$), depending on its heart rate at the recording period. Thus the ratio of signal length must be determined to be a scaled value α for normalization which is obtained by

$$\alpha = N_n/N. \quad (2)$$

For $\alpha > 1$, it implies that the heart rate of the interested ECG signal is higher than the standard rate. Contrarily, it is lower than the standard rate for $\alpha < 1$. To normalize length of this signal to N_n samples in one PQRST period, a new scale of sampling time T_n must be obtained which is

$$T_n = T_s/\alpha \text{ where } T_s = 1/f_s. \quad (3)$$

With these scaled parameters, the following signal reconstruction is used to obtain the normalized heart rate of one period ECG signal $h_n(n)$ which is

$$h_n(n) = \sum_{k=0}^K |H(k)| \cos(2\pi k \frac{f_s}{N} n T_n + \angle H(k)) \quad (4)$$

for $0 \leq n \leq N_n - 1$ where K is the frequency index corresponding to the highest digital frequency which occupies the ECG frequency spectrum (normally 0 – 100Hz [12]).

C. Proposed Technique

Once the ECG signals are normalized to be based on the same heart rate, they are employed in the proposed algorithm. However, information of signal usually is redundant in spatial domain. Instead, other methods that can be extracted information into a concise set of coefficients are thus preferable such as method of signal transformation. In this work, Fourier transform is selected to be a tool for this particular purpose. Moreover, to gain more feature extraction, this normalized one period PQRST signal $h_n(n)$ is divided into three subsequences, $(h_{n1}(n), h_{n2}(n), h_{n3}(n))$ which each corresponds to P, QRS, and T waves, respectively. Then, Fourier transform is also taken on these subsequences. From the resulted Fourier coefficients, only significant elements are selected and employed in neural network for classification. Supervised training by using two groups of dominant coefficients, one represents the person X and another represents other persons, are performed by neural network. The block diagram of the proposed technique is illustrated in Fig. 3. Therewith the described proposed algorithm, the results of computer simulation will be given in the next section.

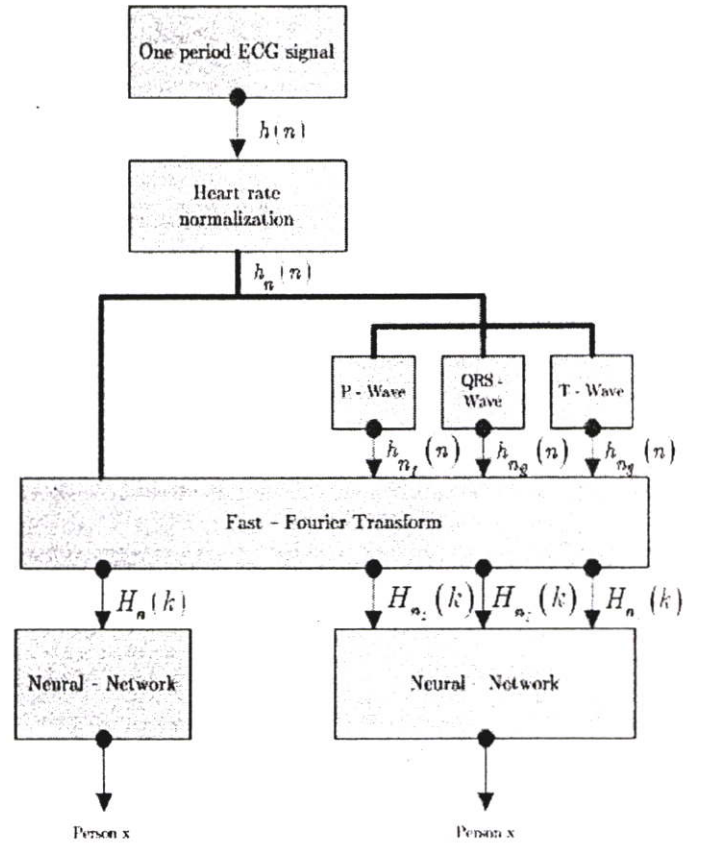


Fig. 3. The proposed technique.

III. SIMULATION RESULTS

Firstly, the result of normalized ECG signal is demonstrated. As seen in Fig. 4., the upper line represents one period ECG signal of person X. After it is normalized by using the algorithm described in the last section, the normalized result is given as the lower plot of Fig. 4. It is noted that the magnitude of ECG sequence is also normalized so that it is confined in $0 \leq |h_n(n)| \leq 1$.

Later, the Fourier coefficients of one period normalized (both heart rate and magnitude) ECG signal is obtained as demonstrated in Fig 5. In addition, this one period normalized ECG signal is divided into 3 parts which each part represents P, QRS, and T waves, respectively (see Fig. 6.) These subsequences are also taken the Fourier transform where their Fourier components are given in Fig. 7.

In order to compare the performance of classification, the significant Fourier coefficients obtained from whole sequence and subsequences cases are separately trained by neural network. The results provided by using whole period of PQRST wave case and subsequences case are given in Table I. and II., respectively. The results imply that by using subsequences technique, the classification performance is superior to that of using whole period method.

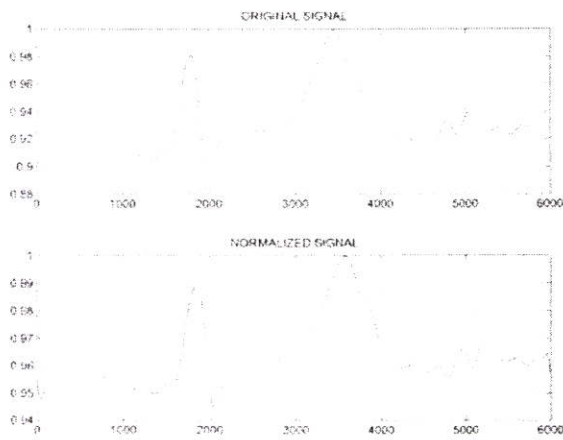


Fig. 4. Normalized heart rate ECG sequence.

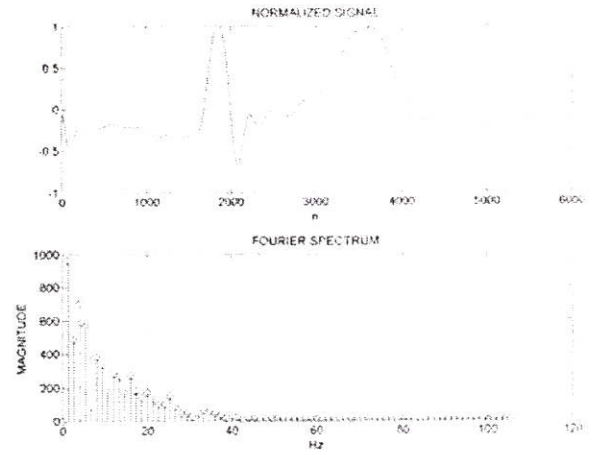


Fig. 5. Normalized heart rate ECG sequence : in spatial domain (upper), in frequency domain (lower).

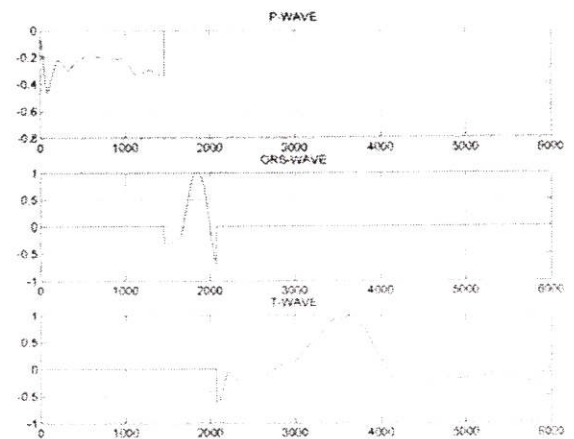


Fig. 6. Subsequences of the normalized heart rate ECG signal : P wave (upper), QRS wave (middle), T wave (lower).

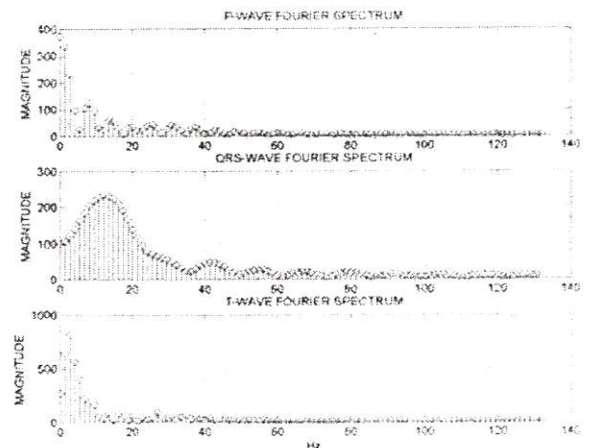


Fig. 7. Fourier components of subsequences normalized heart rate ECG signal : P wave (upper), QRS wave (middle), T wave (lower).

Table I. Neural network classification result using whole period of normalized heart rate ECG signal.

	Case of Classes	Identified Result		
		Owner	Stranger	FR(%)
Training				
Owner	5	5	0	0
Stranger	15	0	15	0
Total	20	5	15	0
Test				
Owner	5	4	1	20
Stranger	30	5	25	16.67
Total	35	9	25	17.14

Table II. Neural network classification result using subsequences of normalized heart rate ECG signal.

	Case of Classes	Identified Result		
		Owner	Stranger	FR(%)
Training				
Owner	5	5	0	0
Stranger	15	0	15	0
Total	20	5	15	0
Test				
Owner	5	4	1	20
Stranger	30	0	30	0
Total	35	4	31	2.85

IV. CONCLUSION

In this work, a system for human identification based on ECG signal is present. The ECG signals employed in this paper are normalized their heart rates to a standard heart rate. Fourier transform technique is chosen as a method to extract ECG features. The significant Fourier components are employed in classification process by using neural network. Furthermore, two cases of one period of normalized heart rate ECG signals : (1) whole period case, (2) subsequences into P, QRS, and T waves are studied to examine their classification performance. The neural network classification results show that the percentage of false rate of using subsequences technique is superior to that of using whole period.

REFERENCES

- [1] F. Jr. Intra and F. Mastronardi, "On human face identification methods", *Electrotechnical Conf.*, vol.2, 13-16 May 1996, pp. 1101 - 1103.
- [2] T. Nagamine, T. Uemura and I. Masuda, "3D facial image analysis for human identification", *Proc. 11th IAPR Int. Conf. Applications of Computer Vision*, 1992, pp. 324 - 327.
- [3] H. Osada, "Evaluation method for a voice recognition system modeled with discrete Markov chain", *IEEE Int. Conf. Communications, Computers and Signal Processing*, Aug. 20-22, 1997, pp. 600 - 602.
- [4] K. Kuah, M. Bodruzzaman and S. Zein-Sabatto, "A neural network-based text independent voice recognition system", *IEEE Proc. Creative Technology Transfer - A Global Affair*, April 10-13, 1994, pp. 131 - 135.

- [5] Sung Uk Lee and I. Cohen, "3D hand reconstruction from a monocular view", *Proc. 17th Int. Conf. Pattern Recognition*, vol.3, Aug. 23-26, 2004, pp. 310 - 313.
- [6] D. Cohen, M. Arnoldussen, G. Bearman and W.S. Grundfest, "The use of spectral imaging for the diagnosis of retinal disease", *IEEE 12th Annual Meeting Lasers and Electro - Optics Society*, vol.1, Nov. 8 -11, 1999, pp. 220 - 221.
- [7] M.S. Alam and M. Akhteruzzaman, "Real time fingerprint identification", *IEEE Proc. Conf. National Aerospace and Electronics*, Oct.10-12, 2000, pp. 434 - 440.
- [8] S. Huvanandana, Changick Kim and Jenq-Neng Hwang, "Reliable and fast fingerprint identification for security applications", *Proc. Int. Conf. Image Processing*, vol.2, Sept. 10-13, 2000, pp. 503 - 506.
- [9] A.L.H. Jin, A. Chekima, J.A. Dargham and Liau Chung Fan, "Fingerprint identification and recognition using backpropagation neural network", *Student Conf. Research and Development*, July 16-17, 2002, pp. 98 - 101
- [10] L. Biel, O. Petterson, L. Philipson and P. Wide, "ECG analysis: a new approach in human identification", *IEEE Trans. Instrumentation Measurement*, vol.50, 2001, pp. 808-812.
- [11] M. Kyoso and A.Uchiyama, "Development of an ECG identification system", *IEEE Proc. 23rd Annual Int. Conf. Engineering in Medicine and Biology Society*, vol.4, Oct. 25-28, 2001, pp. 3721 - 3723.
- [12] N. Nikolaev, Z. Nikolov, A. Gotchev and K. Egiazarian, "Wavelet domain wiener filtering for ECG denoising using improved signal estimate", *IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol.6, June 5-9, 2000, pp. 3578 - 3581.

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล	นายสุขรัทย์ แซ่เจี๋ย
วัน เดือน ปีเกิด	04 กันยายน 2525 ที่จังหวัดอ่างทอง
ที่อยู่	37/13 หมู่ 2 ตำบล ศาลาแดง อำเภอเมือง จังหวัดอ่างทอง 14000 โทร. 0-89677-7868
E-mail Address	sukkharak@yahoo.com
ประวัติการศึกษา	2547 วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิศวกรรมโทรคมนาคม (เกียรตินิยมอันดับ 2) สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ความชำนาญเฉพาะด้าน	1.) ระบบโทรคมนาคม 2.) การประมวลผลสัญญาณดิจิทัล