

การจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม
และฟิชเชอร์ดิคริมินานต์

EOG CLASSIFICATION USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS
AND FISHER'S DISCRIMINANT

จักรวาล อภิยะสารณี
CHAKRAWAL ARIYASARANEE

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาภาคทฤษฎีการประยุกต์ของวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2552

KMITL-2009-BN-M-040-126

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

การจำแนกประเภทของคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม
และฟิชเชอร์ดิสคริมิแนนท์

ECG CLASSIFICATION USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS
AND FISHER'S DISCRIMINANT



จักรวาล อริยะะเสรีณี

CHAKRAWAL ARIYASARANEE

เลขหมู่.....
เลขทะเบียน.....105526
วัน,เดือน,ปี..... 26 พ.ย. 2552



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์
คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2552

KMITL-2009-EN-M-040-126

**ECG CLASSIFICATION USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS
AND FISHER'S DISCRIMINANT**

CHAKRAWAL ARIYASARANEE

**A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING IN ELECTRONICS ENGINEERING
FACULTY OF ENGINEERING
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**

2009

KMITL-2009-EN-M-040-126

COPYRIGHT 2009

FACULTY OF ENGINEERING

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ใบรับรองวิทยานิพนธ์

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การจำแนกประเภทของคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมและฟิชเชอร์
ดิสคริมิแนนท์

Thesis Title ECG Classification Using Artificial Neural Networks and Fisher's Discriminant

นักศึกษา นายจักรวาล อริยะเสรี

รหัสประจำตัว 48060452

ปริญญา วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชา วิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ผศ.ดร.ยุทธนา คิดใจเดียว

หมายเลขวิทยานิพนธ์ KMITL-2009-EN-M-040-126

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์		ลายมือชื่อ
ผศ.ดร.กิติพล	ชิตสกุล	
รศ.ดร.สุรพันธุ์	เอื้อไพฑูริย์	
ดร.สุภาภรณ์	เกียรติสิน	
ผศ.ดร.ยุทธนา	คิดใจเดียว	

วัน / เดือน / ปี ที่สอบ วันศุกร์ที่ 29 พฤษภาคม พ.ศ. 2552 เวลา 13.00-15.00 น.

สถานที่สอบ ณ อาคาร A ชั้น 3 ห้องประชุม 2

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

คณะวิศวกรรมศาสตร์ รับรองแล้ว



(รองศาสตราจารย์ ดร.กอบชัย เดชหาญ)

คณบดี คณะวิศวกรรมศาสตร์

วันที่ 29 พฤษภาคม พ.ศ. 2552

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมและฟิสเซอร์ดิสক্রิมิเนนต์
นักศึกษา	นายจักรวาล อริยะเสรี
รหัสนักศึกษา	48060452
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์
พ.ศ.	2552
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	ผศ.ดร.ยุทธนา กิจใจเดียว

บทคัดย่อ

การจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจเป็นงานวิจัยที่ทำกันอย่างแพร่หลายเนื่องจากคลื่นไฟฟ้าหัวใจมีความสำคัญต่อการวินิจฉัยโรคหัวใจต่างๆ ได้ โดยงานวิจัยนี้ได้ทำการศึกษาถึงการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบทั่วไปที่มีค่าน้ำหนักที่มีการฝึกสอนด้วยวิธีแพร่ย้อนกลับและโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักเพื่อเปรียบเทียบคุณสมบัติต่างๆ โดยใช้คลื่นไฟฟ้าหัวใจ 6 ชนิดและ 12 ชนิด ในส่วนของการจำแนกประเภทโดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักได้ถูกออกแบบการปรับตำแหน่งไซแนปส์วิธีใหม่ซึ่งสามารถเพิ่มประสิทธิภาพให้ดียิ่งขึ้น โดยทั้งหมดนี้จะใช้ทฤษฎีของอัตราส่วนของฟิสเซอร์เป็นตัวที่ใช้ในการดึงลักษณะเด่นของคลื่นไฟฟ้าหัวใจให้กับตัวจำแนกประเภททั้งสองแบบและนอกจากนั้นก็ได้นำทฤษฎีทางสถิติและทฤษฎีของเซตเข้ามาช่วยหาความแตกต่างของกลุ่มข้อมูลที่เป็นเอกลักษณ์พิเศษให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักเพื่อช่วยหาดำแหน่งของไซแนปส์ที่ดีที่สุดอีกด้วย

Thesis Title	ECG Classification Using Artificial Neural Networks and Fisher's Discriminant
Student	Mr.Chakrawal Ariyasaranee
Student ID.	48060452
Degree	Master of Engineering
Program	Electronics Engineering
Year	2009
Thesis Advisor	Asst. Prof. Dr.Yuttana Kitjaidure

ABSTRACT

Many researches have extensively worked on ECG classification since the ECG plays a key role in diagnosing the cardiac diseases. This thesis proposes the ECG classification via both conventional backpropagation and weightless neural networks to classify six types and twelve types of the ECG. The Fisher's ratios are used to attract features for the both networks. In the part of using the weightless neural networks, the network structure is adjusted to improve its performance by changing synapses connection. The weightless neural networks also use the statistical and the set theory to find unique features of each class for further improving connection.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ประสบความสำเร็จได้ด้วยการได้รับการสนับสนุน ความช่วยเหลือต่างๆ จาก ผศ.ดร.ยุทธนา คิดใจเดียว ในฐานะอาจารย์ที่ปรึกษา ซึ่งให้แนวความคิด คำแนะนำ ให้การปรึกษาดูแลเอาใจใส่ และผลักดันให้มีกำลังใจในการทำงานตลอดมา ผู้วิจัยขอขอบพระคุณในความอนุเคราะห์ที่ได้รับเป็นอย่างสูง

ขอขอบพระคุณอาจารย์ทุกๆ ท่านที่อบรมสั่งสอนและให้ความรู้ที่มีค่ายิ่งต่อการทำงาน

ขอขอบคุณสัปดาห์พิมพ์ (พีใหม่) ขนิษฐา(ปาน) อุดมศักดิ์(โอ) พงศ์สันต์(เอฟ) สายัณห์(ยัน) กฤษณา(อ้อ) กฤษณา(เอ็กซ์) หลิม เพื่อนและน้องๆทุกคน ที่คอยให้กำลังใจและให้แนวทางในการปฏิบัติงานได้โดยลุล่วง

ขอขอบพระคุณบิดา มารดา ที่คอยให้กำลังใจ ให้คำปรึกษา และการสนับสนุนในทุกๆ ด้านตลอดมา

ประโยชน์อันใดที่พึงจะได้รับจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยของมอบแต่ บิดา มารดา ครู อาจารย์ และผู้มีพระคุณทุกท่าน

จักรวาล อริยะเสรณี

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VII
สารบัญรูป.....	IX
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	2
1.3 สมมติฐานของการศึกษา.....	2
1.4 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย.....	2
1.5 ขอบเขตการวิจัย.....	3
1.6 ขั้นตอนของการศึกษา.....	3
บทที่ 2 หลักการของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ.....	4
2.1 โครงสร้างหัวใจ.....	4
2.1.1 กายวิภาคของหัวใจ.....	4
2.1.2 การทำงานของหัวใจ.....	9
2.2 คุณสมบัติและลักษณะคลื่นไฟฟ้าหัวใจ.....	12
2.3 การวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจ.....	14
2.3.1 การวัดเพื่อการวินิจฉัยคนไข้ข้างเตียงแบบมาตรฐาน.....	15
2.3.2 การวัดเพื่อการมอนิเตอร์.....	17
2.4 ชนิดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ.....	18
2.4.1 ชนิดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีพื้นฐานข้อมูลของ MIT-BIH Arrhythmia Database.....	18
2.4.2 ชนิดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ใช้ในงานวิจัย.....	20
บทที่ 3 โครงข่ายประสาทเทียม.....	29
3.1 โครงข่ายประสาทชีวภาพ (Biological Neural Networks).....	29
3.2 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks).....	31

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.2.1	โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งหน่วยแบบง่าย	32
3.2.2	โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งหน่วยแบบหลายอินพุต	34
3.2.3	โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม	34
3.2.4	ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function or Activation Function).....	38
3.2.5	การฝึกสอนและการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม	39
3.2.6	การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation Learning).....	40
3.3	โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก (Weightless Artificial Neural Networks)	43
3.3.1	โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก	44
3.3.2	การฝึกสอนและการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก	44
3.3.3	การประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก	46
3.3.4	ฟังก์ชันการตัดสินใจของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก	50
บทที่ 4	การเตรียมและหาลักษณะเด่นของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ	51
4.1	การเตรียมข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ	51
4.2	การแปลงข้อมูลของคลื่นไฟฟ้าหัวใจให้อยู่ในรูปของ Binary image	52
4.3	การลดขนาดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยฟิสเซอร์ดิสคริมิแนนต์.....	55
4.4	การหาค่าตำแหน่งที่ดีที่สุดด้วยอัตราส่วนของฟิสเซอร์ (Fisher's Ratio).....	56
4.5	ค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Mean and Standard Deviation).....	59
4.6	ทฤษฎีเซต (Set theory).....	65
บทที่ 5	การทดลองและผลการทดลอง	68
5.1	การจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบทั่วไปที่ฝึกสอนแบบแพร่ย้อนกลับ	68
5.1.1	ค่า Eigenvalues จากกระบวนการฟิสเซอร์ดิสคริมิแนนต์.....	70
5.1.2	การจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากผู้ป่วยเพียงชนิดละคนด้วย BP-NN	70
5.1.3	การจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากผู้ป่วยหลายคนด้วย BP-NN.....	71
5.1.4	การทดลองโดยเพิ่มชนิดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจในการจำแนกประเภทด้วย BP-NN.....	73
5.2	การจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก	74
5.2.1	การออกแบบและเปรียบเทียบผลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก	79

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
5.2.2 การจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากผู้ป่วยเพียงชนิดละคนด้วย WNN	82
5.2.3 การจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากผู้ป่วยหลายคนด้วย WNN	83
5.2.4 การทดลองโดยเพิ่มชนิดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจในการจำแนกประเภทด้วย WNN	86
5.3 การเปรียบเทียบผลกับวิธีอื่นๆ	87
บทที่ 6 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ	89
เอกสารอ้างอิง	91
ภาคผนวก ก ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์	94
ประวัติผู้เขียน	115

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1 แสดงฟังก์ชันถ่ายโอนแบบต่างๆ	38
3.2 การหาค่า Hamming Distance ของ 100 กับ 000 010 และ 101	48
5.1 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 6 ชนิดจำนวน 200 บีทต่อหนึ่งผู้ป่วย ในการฝึกสอน และทดสอบกับข้อมูลที่ลดขนาดและไม่ได้ลดขนาด โดยใช้ BP-NN	71
5.2 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 6 ชนิดจำนวนที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบ ทั้งหมด 11,531 บีทโดยไม่มีกรลดขนาดใดๆ (300 จุด) และใช้ BP-NN	72
5.3 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 6 ชนิดจำนวนที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบ ทั้งหมด 11,531 บีทที่ลดขนาดด้วยวิธีฟิสเซอร์เรโซ (140 จุด) และใช้ BP-NN	72
5.4 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 6 ชนิดจำนวนที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบ ทั้งหมด 11,531 บีทโดยลดขนาดด้วยวิธีการผสมระหว่างฟิสเซอร์เรโซกับ Eigen basis (145 จุด) และใช้ BP-NN.....	73
5.5 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 12 ชนิด โดยใช้ BP-NN.....	74
5.6 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 6 ชนิดจำนวน 200 บีทต่อหนึ่งผู้ป่วย ในการฝึกสอน และทดสอบ โดยใช้ WNN	82
5.7 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้ WNN แบบมีการไซแนปส์ดีที่สุดซึ่งฝึกสอน ขึ้นต้นด้วย Mean-class	83
5.8 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้ WNN แบบมีการไซแนปส์ดีที่สุดซึ่งฝึกสอน ขึ้นต้นด้วย Mean-record.....	83
5.9 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้ WNN แบบมีการไซแนปส์ดีที่สุดซึ่งไม่มีการ ฝึกสอนขึ้นต้น.....	84
5.10 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้ WNN แบบมีการไซแนปส์ดีที่สุดซึ่งฝึกสอน ขึ้นต้นด้วย Mean-class โดยทดลองจำนวน 10 ครั้ง	84
5.11 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้ WNN แบบมีการไซแนปส์ดีที่สุดซึ่งฝึกสอน ขึ้นต้นด้วย Mean-record โดยทดลองจำนวน 10 ครั้ง.....	85
5.12 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้ WNN แบบไม่มีการฝึกสอนขึ้นต้น โดย ทดลองจำนวน 10 ครั้ง.....	85
5.13 เปรียบเทียบผลการทดลองที่มีการฝึกสอนขึ้นต้นและไม่มีการฝึกสอนขึ้นต้น	86
5.14 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 6 ชนิด โดยการสลับข้อมูลการฝึกสอนและทดสอบ ด้วย WNN ที่ใช้ Mean-record.....	86

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
5.15 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 12 ชนิดโดย WNN และเปรียบเทียบผลที่มีการฝึกสอนขั้นต้นและไม่มีการฝึกสอนขั้นต้น	86
5.16 การเปรียบเทียบผลของวิธีการที่นำเสนอกับผลที่แสดงในวารสารอ้างอิง	88

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 หัวใจตัวอ่อน (ก) อายุ 2 สัปดาห์ (ข) อายุ 3 สัปดาห์ (ค) ตัวอ่อนอายุ 5 สัปดาห์.....	4
2.2 แสดงห้องของหัวใจ	5
2.3 แสดงลิ้นหัวใจ.....	6
2.4 แสดงลิ้นหัวใจที่กั้นระหว่างห้องหัวใจบนและล่าง	6
2.5 แสดงลิ้นหัวใจที่กั้นระหว่างห้องหัวใจและลิ้นหัวใจ.....	7
2.6 แสดงเส้นทางการนำไฟฟ้าหัวใจ.....	8
2.7 แสดงเส้นทางเส้นเลือดแดงโคโรนารี.....	9
2.8 แสดงการนำสัญญาณไฟฟ้าในหัวใจ	10
2.9 แสดงการไหลของเลือดเข้า-ออกหัวใจ.....	11
2.10 แสดงลักษณะคลื่นไฟฟ้าที่ตำแหน่งต่าง ๆ ของหัวใจ	12
2.11 องค์ประกอบคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติ.....	13
2.12 แสดงช่วงความถี่ของคลื่นไฟฟ้าหัวใจสำหรับการประยุกต์ใช้งานแบบต่างๆ	14
2.13 วิธีการวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบ Standard Limb Lead	15
2.14 วิธีการวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบ Augmented Limb Lead	16
2.15 วิธีการวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบ Unipolar Chest Lead.....	16
2.16 ตำแหน่งการติดขั้ววัดบนหน้าอกของวิธีการวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบ Unipolar Chest Lead V_1 ถึง V_6	16
2.17 ตัวอย่างคลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบ Unipolar Chest Lead V_1 ถึง V_6 และตำแหน่งการติดขั้ววัดบนหน้าอกโดยมองภาพตัดขวางของลำตัว	17
2.18 ตำแหน่งการติดขั้ววัดไฟฟ้าของวิธีการวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจเพื่อการมอนิเตอร์.....	17
2.19 คลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติ (NORMAL).....	20
2.20 Left Bundle Branch Block beat (LBBB).....	21
2.21 Right bundle branch block beat (RBBB).....	21
2.22 การเกิดคลื่นไฟฟ้าหัวใจผิดปกติ ของ (ก) LBBB และ (ข) RBBB	22
2.23 การเปรียบเทียบระหว่าง Atrial Premature Contraction beat กับ Normal beat.....	22
2.24 Atrial Premature Contraction beat จาก MIT-BIH Arrhythmia Database.....	23
2.25 การเปรียบเทียบระหว่าง Premature Ventricular Contraction Beat กับ Normal Beat	24
2.26 Premature Ventricular Contraction beat จาก MIT-BIH Arrhythmia Database	25

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
2.27 Paced beat (PACE) จาก MIT-BIH Arrhythmia Database	25
2.28 Aberrated atrial premature beat จาก MIT-BIH Arrhythmia Database	26
2.29 Nodal (junctional) premature beat จาก MIT-BIH Arrhythmia Database.....	26
2.30 Fusion of ventricular and normal beat จาก MIT-BIH Arrhythmia Database.....	27
2.31 Nodal (junctional) escape beat จาก MIT-BIH Arrhythmia Database	27
2.32 Ventricular escape beat จาก MIT-BIH Arrhythmia Database.....	28
2.33 Fusion of paced and normal beat จาก MIT-BIH Arrhythmia Database.....	28
3.1 เซลล์ประสาทของสมองมนุษย์	30
3.2 เซลล์ประสาททางอเล็กทรอนิกส์	30
3.3 โครงข่ายประสาทชีวภาพและโครงข่ายประสาทเทียม	32
3.4 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งหน่วยแบบง่าย	33
3.5 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งหน่วยแบบหลายอินพุต	34
3.6 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว	35
3.7 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวในรูปแบบย่อ	35
3.8 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวที่ใช้ใน MATLAB Toolbox	36
3.9 โครงข่ายประสาทเทียมสามชั้น	37
3.10 โครงข่ายประสาทเทียมสามชั้นในรูปแบบย่อ	37
3.11 โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ	40
3.12 หน่วยความจำชั่วคราว.....	43
3.13 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก	44
3.14 โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักก่อนทำการฝึกสอน.....	45
3.15 แสดง Binary image ความละเอียดภาพ 300x200 pixels สำหรับนิเวรอนหนึ่งเซลล์	45
3.16 การฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก	46
3.17 การระบุตำแหน่งซ้ำซ้อนของข้อมูล	46
3.18 ตำแหน่งข้อมูลที่ทดสอบตรงกับการฝึกสอน	47
3.19 ตำแหน่งข้อมูลที่ทดสอบไม่ตรงกับการฝึกสอน	48
3.20 ขั้นตอนการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก	49
3.21 แสดงการลมนติ 3 วิธี ของผู้ลมนติ (ก) เอกฉันท์ (ข) เสียงข้างมาก (ค) เสียงส่วนมาก	50

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.1 แสดงลักษณะของคลื่นไฟฟ้าหัวใจจาก MIT-BIH Arrhythmia Database	51
4.2 แสดงลักษณะของคลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้ง 12 ชนิด	52
4.3 ข้อมูลของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ได้ทำการ Normalize แล้วที่ N เท่ากับ 200	53
4.4 แสดงการเปลี่ยนค่าความละเอียด (N) ของการ Normalize	54
4.5 แสดงข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 12 ชนิดในแกนใหม่ลดจาก 300 มิติ เหลือ 11 มิติ	56
4.6 แสดงลักษณะของกลุ่มที่มีค่าการกระจายระหว่างกลุ่ม และการกระจายภายในกลุ่ม.....	57
4.7 แสดงค่าพิสเซอร์เรโซของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ	58
4.8 แสดงคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 12 ชนิด ที่ลดขนาดด้วยพิสเซอร์เรโซเหลือ 140 มิติ จาก 300 มิติ.....	58
4.9 แสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าเฉลี่ย (μ) ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (σ) และ Normal Curve.....	60
4.10 แสดงจุดเชื่อมต่อไซแนปส์แบบ Uniform random	60
4.11 แสดงจุดเชื่อมต่อไซแนปส์แบบ Normal Distributed Random (Gaussian)	61
4.12 แสดงจุดเชื่อมต่อไซแนปส์ที่มีการจำกัดด้วยค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับหนึ่ง ($z=\pm 1$).....	61
4.13 แสดงพิสเซอร์เรโซกับจุดที่ใช้ในการเชื่อมต่อไซแนปส์.....	62
4.14 แสดงการเพิ่มค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (ก) $z = \pm 1$ (ข) $z = \pm 2$ (ค) $z = \pm 3$ (ง) $z = \pm 4$	63
4.15 แสดงแผนภาพ (Venn diagrams) ของ (ก) ยูเนียน (ข) อินเตอร์เซกชัน (ค) คอมพลิเมนต์ (ง) ผลต่างของเซต.....	65
4.16 แสดงเซตของคลื่นไฟฟ้าหัวใจจำนวน 12 ชนิด ที่ $z = \pm 1$	67
4.17 แสดงพื้นที่ของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 12 ชนิดที่ได้แยกด้วยวิธีของเซต ที่ $z = \pm 1$	67
5.1 โครงสร้างของระบบการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยโครงข่ายประสาทเทียมด้วยวิธีการฝึกสอนแบบแพร่ย้อนกลับ	69
5.2 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับในโปรแกรม MATLAB	69
5.3 โครงสร้างระบบการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วย WNN.....	75
5.4 โครงสร้างระบบการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วย WNN ที่มีการหาตำแหน่งไซแนปส์ที่ดีที่สุด	75
5.5 แสดงค่าเฉลี่ยของคลื่นไฟฟ้าหัวใจแต่ละชนิด (Mean-class)	76
5.6 แสดงค่าเฉลี่ยของคลื่นไฟฟ้าหัวใจของผู้ป่วยแต่ละคน (Mean-record)	76
5.7 แสดง Histogram ของคะแนนในการทดสอบกับ Unknown Data 6 ชนิด	77
5.8 แสดงกราฟคะแนนเฉลี่ยของการจำแนกคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 6 ชนิด	79

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
5.9 แสดงผลการปรับเปลี่ยนจำนวน Synapses.....	80
5.10 แสดงผลการปรับเปลี่ยนจำนวนนิวรอนหรือ Ram-nodes (Cells)	80
5.11 แสดงผลการปรับเปลี่ยนความละเอียดของ Pattern (Pixel)	81
5.12 แสดงผลของการปรับเปลี่ยนค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน.....	81

บทที่ 1

บทนำ

ในปัจจุบันนี้โรคหัวใจและหลอดเลือดกำลังเป็นภัยคุกคามชีวิตในอันดับต้น ๆ ของโลกในศตวรรษที่ 21 องค์การอนามัยโลก รายงานว่า ปี 2548 มีผู้เสียชีวิตจากโรคนี้ทั่วโลก 17.5 ล้านคน ขณะที่ปี 2546 มีผู้เสียชีวิต 16.7 ล้านคน หรือ 1 ใน 4 ของสาเหตุการเสียชีวิตของชาวโลก และผู้เสียชีวิตส่วนใหญ่เป็นวัยแรงงานและผู้สูงอายุ ในกลุ่มผู้รอดชีวิตจากโรคหัวใจและหลอดเลือดประมาณกว่า 20 ล้านคน จะต้องอยู่ในความดูแลของแพทย์ เนื่องจากไม่มียารักษาให้หายขาด แต่ต้องกินยาควบคุมอาการไปตลอดอายุ ทำให้ค่าใช้จ่ายในการรักษาสูง และสำหรับประเทศไทยผู้เสียชีวิตจากโรคหัวใจและหลอดเลือด มีเป็นอันดับ 2 รองจากโรคมะเร็ง และยังมีแนวโน้มเพิ่มสูงขึ้น ซึ่งสาเหตุหลักของโรคหัวใจและหลอดเลือด ขณะนี้กว่าร้อยละ 80 เกิดจากพฤติกรรมการใช้ชีวิตประจำวัน ที่สามารถป้องกันได้ อาการของโรคจะเกิดขึ้นช้า ๆ กว่าที่เรารู้ตัวก็อาการกำเริบแล้ว สาเหตุหลักมาจาก 7 สาเหตุใหญ่ คือ โรคอ้วน เบาหวาน ความดันโลหิตสูง ไขมันในเลือดสูง ไม่ออกกำลังกาย กินผักผลไม้ไม่พอ และสูบบุหรี่

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

คลื่นไฟฟ้าหัวใจ (Electrocardiogram: ECG) ซึ่งเป็นคลื่นไฟฟ้าที่แสดงถึงพฤติกรรมการทำงานของหัวใจนั้น มีประโยชน์มากสำหรับใช้ในการวินิจฉัยโรคหัวใจชนิดต่างๆ โดยค่าพารามิเตอร์ต่างๆทั้งทางด้านขนาดและช่วงเวลาของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ [1] [2] เช่น ช่วงคลื่น RR interval, PP interval, QT interval, ST interval และขนาดคลื่น P, Q, R, S และ T จะสามารถแสดงถึงลักษณะของโรคหัวใจชนิดต่างๆได้

โดยปกติแล้วแพทย์จะทำการบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจของผู้ป่วยด้วยเครื่องบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจ (Ambulatory ECG Recording หรือ Holter monitoring) เพื่อนำมาหาความผิดปกติของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ โดยแพทย์จะทำการแปลความหมายของคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากลักษณะของรูปคลื่นด้วยการคำนวณหาค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ทั้งทางด้านขนาดและช่วงเวลาของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ว่าแสดงถึงลักษณะของโรคหัวใจชนิดใดบ้างหรือไม่ การจดจำจุดอ้างอิงและคำนวณหาค่าพารามิเตอร์ต่างๆของคลื่นไฟฟ้าหัวใจเป็นงานที่น่าเบื่อและเสียเวลาอย่างมากสำหรับแพทย์ อีกทั้งในปัจจุบันจำนวนผู้ป่วยโรคหัวใจก็มีจำนวนมากขึ้น ดังนั้นจึงมีความต้องการระบบที่สามารถจำแนกประเภทของคลื่นไฟฟ้าหัวใจอัตโนมัติขึ้นเพื่อช่วยในการวินิจฉัยหาชนิดของโรคหัวใจในผู้ป่วย

วิธีการสำหรับจำแนกประเภทของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ อัตโนมัติหลายๆ วิธีจึงได้มีการคิดค้นขึ้น[3] - [13] เพื่อใช้บ่งบอกถึงชนิดของโรคหัวใจในผู้ป่วยแต่ละคน ซึ่งวิธีการต่างๆที่ได้มีการคิดค้น

ขึ้นนั้นยังคงมีข้อจำกัดในการนำไปใช้งานจริงต่างๆกัน ทำให้ยังคงมีการคิดค้นและพัฒนาวิธีการใหม่ๆขึ้นเรื่อยๆเพื่อให้มีประสิทธิภาพเพียงพอที่จะนำไปใช้งานได้จริงในอนาคต

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

เนื่องจากคลื่นไฟฟ้าหัวใจมีความสำคัญมากในการวินิจฉัยโรคหัวใจชนิดต่างๆ ในงานวิจัยนี้จะทำการศึกษาและพัฒนาวิธีการในการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจอัตโนมัติ ที่มีความซับซ้อนน้อยลงเพื่อช่วยลดเวลาในการประมวลผล แต่ให้ประสิทธิภาพที่ดี โดยใช้ทฤษฎีโครงข่ายประสาททั้งแบบแพร่ย้อนกลับและแบบไร้น้ำหนักมาเป็นเครื่องมือในการจำแนกประเภทของคลื่นไฟฟ้าหัวใจแต่ละชนิด โดยชนิดของคลื่นไฟฟ้าที่นำมาศึกษานั้นจะทำการเลือกมาเฉพาะชนิดที่มีข้อมูลในฐานข้อมูลของ MIT-BIH Arrhythmia Database [14]

1.3 สมมติฐานของการศึกษา

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นอัลกอริทึมในการจำแนกกลุ่มข้อมูลที่สามารถแบ่งกลุ่มข้อมูลได้ดี เป็นลักษณะการรู้จำรูปแบบ (Pattern recognition) จึงน่าจะสามารถนำมาประยุกต์ใช้กับการจำแนกประเภทข้อมูลที่ถูกลดขนาดได้เพื่อที่จะทำให้ใช้เวลาในการประมวลผลที่น้อยลง อีกทั้งมีโครงสร้างของระบบที่ไม่ซับซ้อน แต่ให้ประสิทธิภาพที่ดี

1.4 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย

งานวิจัยนี้จะแบ่งออกเป็นสองส่วนใหญ่ๆ คือ ส่วนที่ใช้ในการจำแนกประเภทข้อมูล และส่วนที่ใช้ในการหาจุดเด่นของข้อมูล ซึ่งในส่วนแรกก็จะเป็นส่วนของโครงข่ายประสาทเทียม ในงานวิจัยนี้จะใช้ในการทดลองสองแบบด้วยกันคือ โครงสร้างแบบทั่วไปที่มีน้ำหนัก (Conventional artificial neural networks) และโครงสร้างแบบไร้น้ำหนัก (Weightless artificial neural networks) เพื่อที่จะเปรียบเทียบผลและข้อดีข้อเสียในแต่ละแบบด้วย

ในส่วนของการหาจุดเด่นของข้อมูล (Feature extraction) จะใช้ฟิชเชอร์เรโซ (Fisher's ratio) ซึ่งประยุกต์มาจากทฤษฎีของฟิชเชอร์ดิสคริมิแนนต์ (Fisher's Discriminant) เพื่อที่จะลดมิติของข้อมูลลงและจะใช้สำหรับชี้จุดเด่นให้กับโครงข่ายประสาทแบบไร้น้ำหนัก ในส่วนนี้ผู้เขียนได้นำเสนอวิธีหาจุดเด่นที่ใช้ร่วมกับฟิชเชอร์เรโซ คือทฤษฎีทางสถิติ และทฤษฎีของเซต (Set) มาใช้ในการหาตำแหน่งที่ควรจะนำมาเชื่อมต่อไซแนปส์ที่ดีที่สุดให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักอีกด้วย

1.5 ขอบเขตการวิจัย

งานวิจัยนี้นำเสนอการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบใหม่ ซึ่งมีประสิทธิภาพดีในขณะที่มีความซับซ้อนในการทำงานน้อย โดยศึกษากับชนิดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่เป็นที่นิยมนำมาวิจัยซึ่งใช้ในการออกแบบระบบจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจ โดยการทดลองต่างๆทำขึ้นโดยใช้การจำลองการทำงานบนคอมพิวเตอร์ ซึ่งรายละเอียดของวิทยานิพนธ์มีดังนี้ บทที่ 2 กล่าวถึงความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจ, บทที่ 3 ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งจะมีทั้งแบบแพร่ย้อนกลับและแบบไร้น้ำหนัก, บทที่ 4 กล่าวถึงการเตรียมข้อมูลเพื่อใช้ในการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจ, บทที่ 5 กล่าวถึงการทดลองและผลการทดลองกับระบบที่ได้ออกแบบขึ้นและส่วนสุดท้ายในบทที่ 6 เป็นส่วนของการสรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะต่างๆ

1.6 ขั้นตอนของการศึกษา

ขั้นตอนการศึกษาจะเริ่มจากการศึกษาลักษณะของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่สนใจ จากนั้นจึงศึกษาถึงงานวิจัยที่มีการทำมาก่อนหน้านี้ ว่าให้ข้อมูลที่สำคัญอะไรบ้าง แล้วจึงเริ่มออกแบบระบบใหม่ โดยจะทำการทดลองตามขั้นตอนดังต่อไปนี้

1. ศึกษาถึงวิธีที่เหมาะสมในการหาลักษณะเด่นของคลื่นไฟฟ้าหัวใจแต่ละชนิด
2. ศึกษาถึงวิธีการลดขนาดข้อมูลให้เหมาะสมกับการใช้โครงข่ายประสาทเทียมเป็นตัวจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจ
3. ทดลองใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบ่งกลุ่มข้อมูลแล้วดูว่าผลที่ได้เป็นที่น่าพอใจหรือไม่
4. ปรับปรุงระบบเพื่อให้มีประสิทธิภาพเพิ่มขึ้น

บทที่ 2

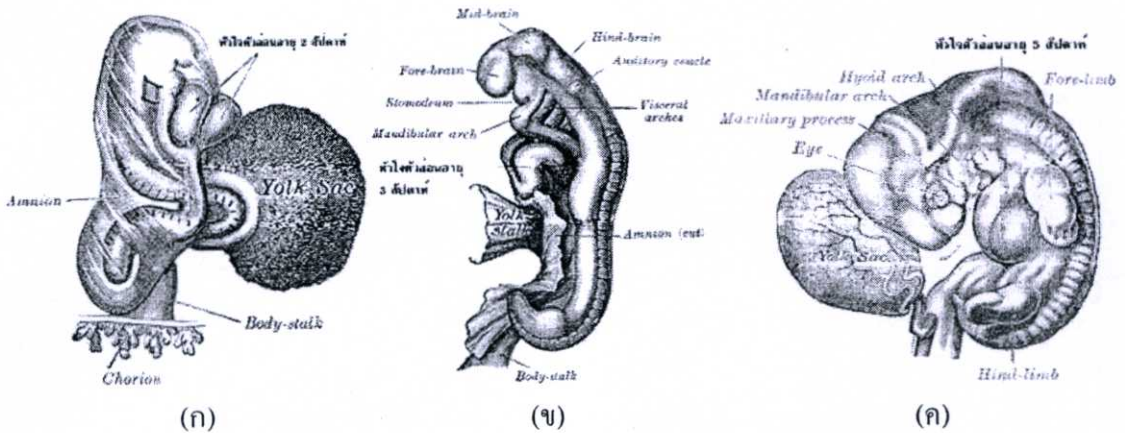
หลักการของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

2.1 โครงสร้างหัวใจ

2.1.1 กายวิภาคของหัวใจ

2.1.1.1 กำเนิดของหัวใจ

หัวใจเริ่มก่อกำเนิดขึ้นในตัวอ่อนจากเซลล์สร้างหลอดเลือด อยู่บริเวณที่เราเรียกว่า Cardio-genic plate ซึ่งเริ่มเห็นได้ในตัวอ่อนที่มีอายุประมาณ 2 สัปดาห์ หลังจากนั้นเซลล์สร้างหลอดเลือดจะรวมตัวกันเกิดเป็นท่อ 2 ท่อ ด้านซ้ายและด้านขวา และท่อทั้งสองเคลื่อนหากันรวมกันเป็นท่อๆเดียว ที่เราเรียกว่า Heart tube ในประมาณสัปดาห์ที่ 3 หลังจากนั้น Heart tube จะค่อยๆคั่นตัวเองเข้าไปในถุงที่เราเรียกว่า ถุงเยื่อหุ้มหัวใจ และขณะเดียวกันก็จะมีการแบ่งส่วนภายในหัวใจเป็นห้องและคลื่นหัวใจและเส้นเลือดต่างๆ และหัวใจจะเริ่มเต้นในสัปดาห์ที่ 4 ช่วงที่ตัวอ่อนมีอายุประมาณ 22 วัน จนกระทั่งในสัปดาห์ที่ 8 เส้นเลือดแดงเอออร์ตา (Aorta) และเส้นเลือดแดงปัลโมนารี (Pulmonary) จะแยกตัวกันอย่างสมบูรณ์



รูปที่ 2.1 หัวใจตัวอ่อน (ก) อายุ 2 สัปดาห์ (ข) อายุ 3 สัปดาห์ (ค) ตัวอ่อนอายุ 5 สัปดาห์

2.1.1.2 ส่วนต่างๆของหัวใจ

หัวใจ เป็นอวัยวะภายใน รูปร่างคล้ายโคน (Cone) โดยมีปลายโคนชี้ลงไปทางด้านล่างซ้าย ตั้งอยู่ภายในทรวงอก อยู่ระหว่างปอดทั้งสองข้าง ด้านหลังของกระดูกหน้าอก โดยค่อนไปทางด้านซ้าย ส่วนของหัวใจ 2 ใน 3 จะอยู่ทางด้านซ้ายจากแนวกึ่งกลางตัว และ 1 ใน 3 จะอยู่ทางด้านขวาจากแนวกึ่งกลางตัว

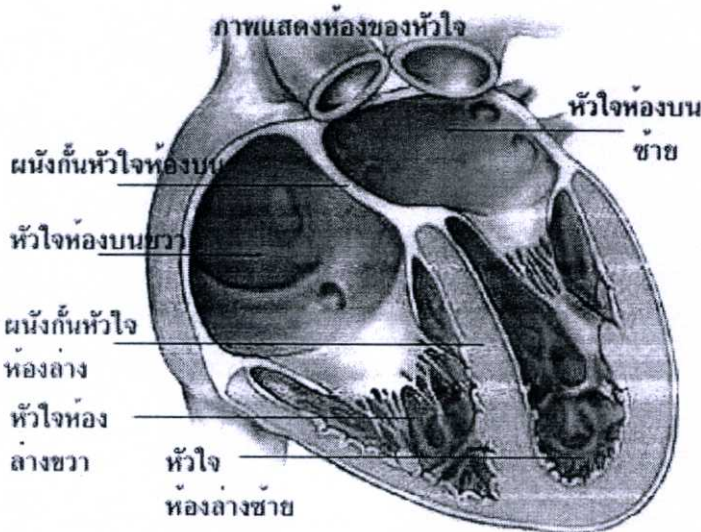
ขนาดของหัวใจ หัวใจในผู้ใหญ่ มีความยาวประมาณ 12 เซนติเมตร และกว้างประมาณ 8-9 เซนติเมตร ในบริเวณที่กว้างที่สุด และมีความหนา ประมาณ 6 เซนติเมตร

น้ำหนักของหัวใจ ในผู้ชายมีน้ำหนักประมาณ 280-340 กรัม ในผู้หญิงมีน้ำหนักประมาณ 230-280 กรัม และหัวใจจะมีการขยายขนาด และน้ำหนักมากขึ้นตามอายุ โดยในผู้ชายจะมีการขยายขนาดมากกว่าในผู้หญิง

หัวใจ ประกอบด้วย ส่วนสำคัญต่างๆดังนี้

ห้องหัวใจและลิ้นหัวใจ

หัวใจแบ่งเป็น 4 ห้อง ได้แก่ หัวใจห้องบนขวา (right atrium), หัวใจห้องบนซ้าย (left atrium), หัวใจห้องล่างขวา (right ventricle), หัวใจห้องล่างซ้าย (left ventricle) ดังรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.2 แสดงห้องของหัวใจ

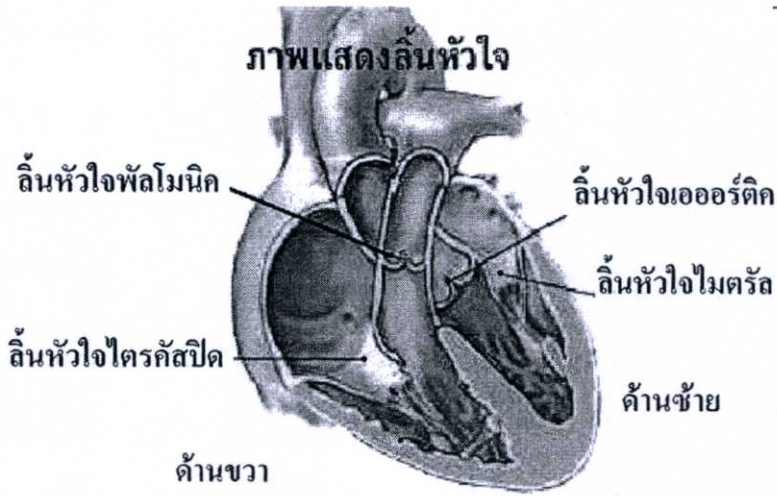
หัวใจห้องบนขวา มีขนาดใหญ่กว่าหัวใจห้องบนซ้าย แต่ มีผนังบางกว่าห้องบนซ้าย คือ ประมาณ 2 มิลลิเมตร และมีความจุ ประมาณ 57 ซีซี

หัวใจห้องบนซ้าย มีขนาดเล็กกว่าหัวใจห้องบนขวา และมีผนังหนากว่า คือประมาณ 3 มิลลิเมตร แยกจากหัวใจห้องบนขวา โดย ผนังกันหัวใจส่วนบน

หัวใจห้องล่างขวา มีรูปร่างสามเหลี่ยม ต่อจากหัวใจห้องบนขวา โดยมีลิ้นหัวใจไตรคัสปิดกั้น แบ่งหัวใจห้องบนขวาและล่างขวา ผนังหัวใจห้องล่างขวาจะบางกว่าห้องล่างซ้ายในอัตราส่วน 1:3 แต่จะมีความจุเท่ากับหัวใจห้องล่างซ้ายคือ ประมาณ 85 ซีซี หัวใจห้องล่างขวาจะต่อกับเส้นเลือดแดงพัลโมนารี โดยมีลิ้นหัวใจพัลโมนิกกั้นระหว่างกัน

หัวใจห้องล่างซ้าย มีรูปร่างเป็นรูปโคน และเมื่อตัดขวางจะมีรูปร่างคล้ายวงรีหรือค่อนข้างกลม และประกอบเป็นส่วนของยอดหัวใจ โดยมีผนังหนาเป็น 3 เท่าของหัวใจห้องล่างขวา

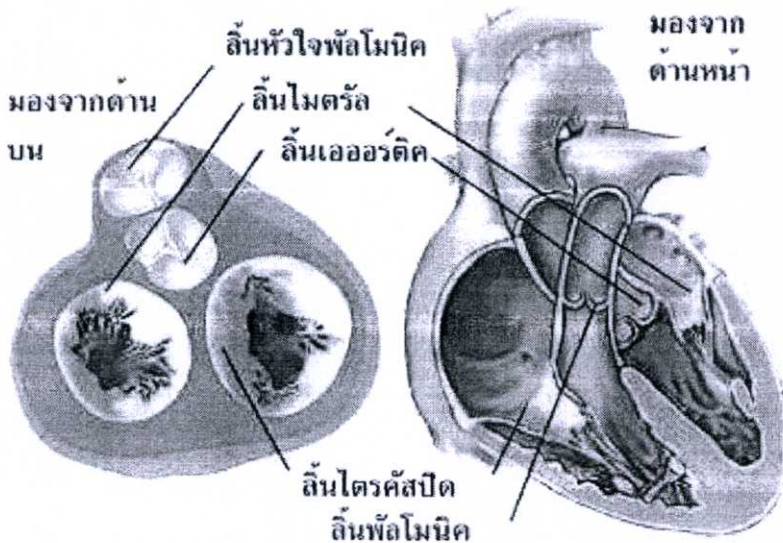
ลิ้นหัวใจคนเรามีทั้งหมด 4 ลิ้น ทำหน้าที่ควบคุมการไหลเวียนของเลือดภายในหัวใจ จากหัวใจห้องบน ไปหัวใจห้องล่างและออกสู่เส้นเลือดเอออร์ตา และเส้นเลือดพัลโมนารี ดังรูปที่ 2.3



รูปที่ 2.3 แสดงลิ้นหัวใจ

ลิ้นหัวใจไตรคัสปิด (*Tricuspid valve*) กั้นระหว่างหัวใจห้องบนขวาและห้องล่างขวา ประกอบด้วยแผ่น ลิ้นหัวใจรูปสามเหลี่ยม 3 แผ่นจะเปิดในจังหวะหัวใจคลายตัวทำให้เลือดไหลจากหัวใจห้องบนขวาสู่ห้องล่างขวา

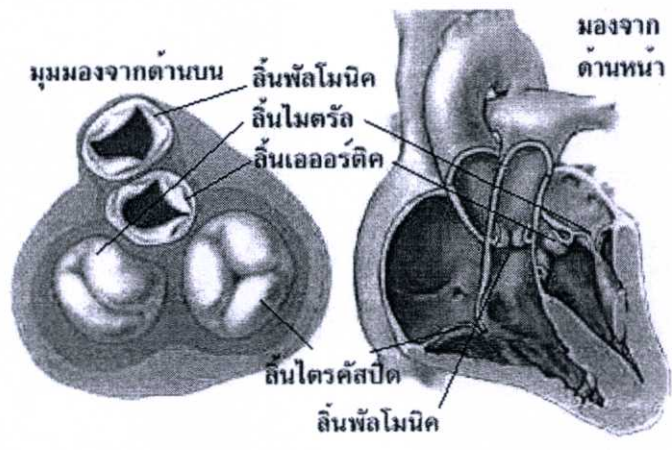
ลิ้นหัวใจไมตรัล (*Mitral valve*) กั้นระหว่างหัวใจห้องบนซ้ายและหัวใจห้องล่างซ้าย ประกอบด้วยแผ่นลิ้นหัวใจรูปสามเหลี่ยม 2 แผ่น จะเปิดในจังหวะหัวใจคลายตัว ทำให้เลือดไหลจากหัวใจห้องบนซ้ายสู่ห้องล่างซ้าย



รูปที่ 2.4 แสดงลิ้นหัวใจที่กั้นระหว่างห้องหัวใจบนและล่าง

ลิ้นหัวใจพัลโมนิค (*Pulmonic valve*) กั้นระหว่างหัวใจห้องล่างขวาและเส้นเลือดแดงพัลโมนารี ประกอบด้วยแผ่นลิ้นหัวใจ 3 แผ่น รูปคล้ายเสี้ยวพระจันทร์ โดยมีด้านนูนหันไปทางเส้นเลือดแดงพัลโมนารี จะเปิดในจังหวะหัวใจบีบตัว ทำให้เลือดไหลจากหัวใจห้องล่างขวาไปเส้นเลือดแดงพัลโมนารี

ลิ้นหัวใจเอออร์ติก (Aortic valve) กั้นระหว่างหัวใจห้องล่างซ้ายและเส้นเลือดเอออร์ตา ประกอบด้วยแผ่นลิ้นหัวใจ 3 แผ่น รูปคล้ายเสี้ยวพระจันทร์ โดยมี 2 แผ่นอยู่ด้านหน้าและ 1 แผ่นอยู่ด้านหลังจะเปิดในจังหวะหัวใจบีบตัว ทำให้เลือดไหลจากหัวใจห้องล่างซ้ายไปเส้นเลือดแดงเอออร์ตา



รูปที่ 2.5 แสดงลิ้นหัวใจที่กั้นระหว่างห้องหัวใจและลิ้นหัวใจ

โครงสร้างผนังของหัวใจ ประกอบด้วย 3 ชั้นคือ

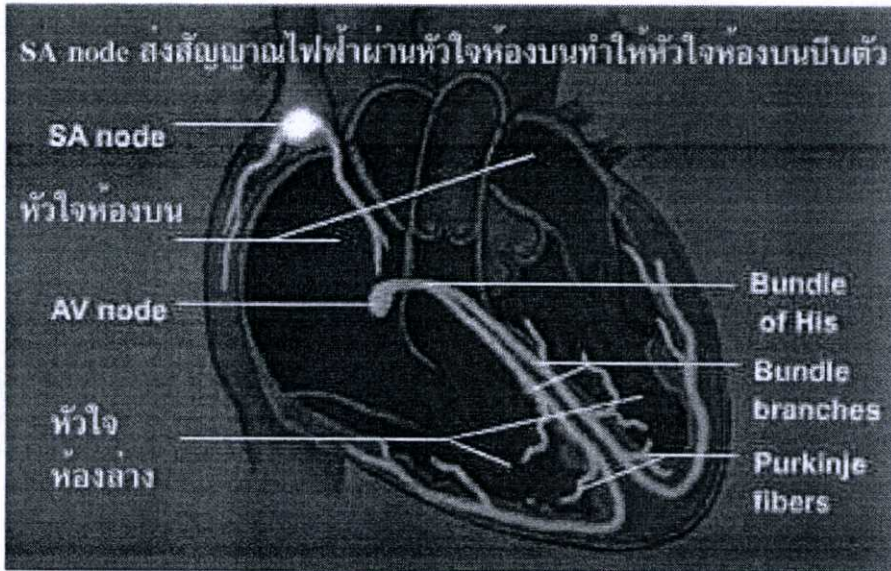
1. แผ่นหุ้มหัวใจด้านนอก (Epicardium)
 2. กล้ามเนื้อหัวใจ (Myocardium)
 3. ผนังหัวใจด้านใน (Endocardium) เป็นแผ่นบางบุผนังด้านในของหัวใจ รวมทั้งเป็นส่วน
- ของลิ้นหัวใจ

เยื่อหุ้มหัวใจ

ลักษณะเป็นถุงรูปโคน ซึ่งมีหัวใจและส่วนต้นของเส้นเลือดแดงที่ออกจากหัวใจอยู่ภายใน ถุงเยื่อหุ้มหัวใจ ประกอบด้วยแผ่น 2 แผ่น คือแผ่นด้านนอกและแผ่นด้านในซึ่งหุ้มรอบหัวใจอยู่ ระหว่างแผ่น 2 แผ่นเป็นช่องของเยื่อหุ้มหัวใจ ซึ่งโดยปกติแล้วช่องนี้จะแฟบปิด แต่ในภาวะที่มีโรคที่เกี่ยวกับเยื่อหุ้มหัวใจ อาจจะทำให้มีน้ำสะสมอยู่ในช่องดังกล่าว ซึ่งถ้ามีปริมาณมากจะไปกดการคลายตัวของหัวใจโดยตรง

เส้นทางการนำไฟฟ้าในหัวใจ

หัวใจจะทำงานโดยการบีบตัวและคลายตัวได้ เกิดจากมีการกระตุ้นทางไฟฟ้าผ่านทางสายนำไฟฟ้าในหัวใจ ซึ่งมีจุดกำเนิดไฟฟ้าอยู่ที่ SA node (Sinoatrial node) ซึ่งอยู่บริเวณหัวใจห้องบนขวา กระแสไฟฟ้าจะเดินทางจาก SA node ผ่านไปยังหัวใจห้องบนทั้งซ้ายและขวา เป็นผลให้หัวใจห้องบนทั้งสองบีบตัว ในจังหวะหัวใจคลายตัว (Diastole) แล้วกระแสไฟฟ้าจะเดินทางมายังบริเวณที่เรียกว่า AV node (Atrioventricular node) ซึ่งอยู่ใกล้กับบริเวณรอยต่อหัวใจห้องบนกับห้องล่าง



รูปที่ 2.6 แสดงเส้นทางการนำไฟฟ้าหัวใจ

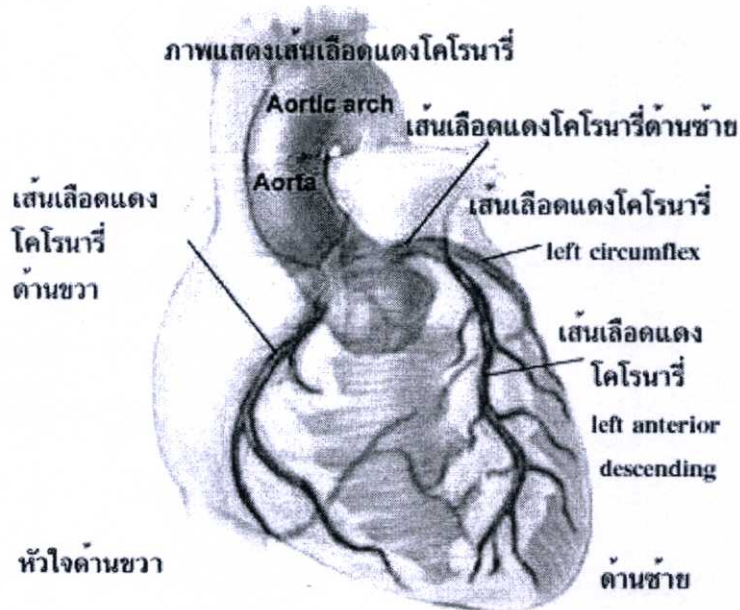
หลังจากนั้นกระแสไฟฟ้าจะเดินทางลงมายัง Bundle of His แล้วแตกออกเป็น 2 แขนง คือ แขนงด้านขวาและแขนงด้านซ้ายซึ่งจะแตกออกอีกเป็นแขนงด้านหน้าและด้านหลัง

สุดท้ายกระแสไฟฟ้าจะเดินทางจากปลายแขนงทั้งสองไปยังเส้นใยนำไฟฟ้าที่กระจายอยู่ทั่วไปตามกล้ามเนื้อหัวใจ ซึ่งเราเรียกเส้นใยเหล่านี้ว่า Purkinje fibers และทำให้กล้ามเนื้อหัวใจห้องล่างบีบตัวในที่สุดในจังหวะหัวใจบีบตัว (Systole) ดังรูปที่ 2.6

เส้นเลือดที่ไปเลี้ยงหัวใจ เรียกว่า เส้นเลือดแดงโคโรนารี มีรูเปิดอยู่ที่บริเวณโคนของเส้นเลือดแดงเอออร์ตา แบ่งเป็น 2 เส้น คือ เส้นเลือดแดงโคโรนารีด้านขวา และเส้นเลือดแดงโคโรนารีด้านซ้าย รูปที่ 2.7 ประกอบ

เส้นเลือดแดงโคโรนารีด้านขวาจะเลี้ยงกล้ามเนื้อหัวใจด้านขวาและกล้ามเนื้อหัวใจด้านซ้ายส่วนล่าง

เส้นเลือดแดงโคโรนารีด้านซ้าย จะเลี้ยงกล้ามเนื้อหัวใจด้านซ้ายที่เหลือทั้งหมด จะแตกออกเป็น 2 แขนง คือแขนงที่มาด้านหน้า เรียกว่า Left anterior descending artery และแขนงที่อ้อมไปด้านหลังเรียกว่า Left circumflex artery



2.1.2 การทำงานของหัวใจ

การทำงานของหัวใจแบ่งเป็น 3 ส่วนสำคัญ คือ

2.1.2.1 การควบคุมสั่งการจากระบบประสาท

โดยปกติหัวใจจะถูกควบคุมโดยระบบประสาทอัตโนมัติ (Autonomic nervous system) จากบริเวณก้านสมอง (Brainstem) ด้วยเส้นประสาทจากสมอง 2 ชนิดคือ เส้นประสาทซิมพาเทติก (Sympathetic nerve fibers) และเส้นประสาทเวกัล (Vagal motor nerve fibers) ซึ่งจะส่งสัญญาณประสาทมาที่ SA node

โดยที่เส้นประสาทซิมพาเทติกจะทำให้ SA node ทำงานเร็วขึ้น ทำให้หัวใจเต้นเร็วขึ้น ขณะที่เส้นประสาทเวกัล จะทำให้ SA node ทำงานช้าลง ทำให้หัวใจทำงานช้าลง

นอกจากนี้แล้วส่วนของหัวใจและหลอดเลือดจะประกอบด้วยตัวรับสัญญาณประสาทที่เราเรียกว่า Receptors ซึ่งจะถูควบคุมทั้งจากระบบประสาทซิมพาเทติก และระบบประสาทพาราซิมพาเทติก อันจะมีผลต่อความเร็วและความแรงในการบีบตัวของหัวใจ การหดและขยายตัวของหลอดเลือด ซึ่งมีรายละเอียดค่อนข้างซับซ้อนจะไม่ขอกกล่าวถึงรายละเอียดในที่นี้

2.1.2.2 การนำคลื่นไฟฟ้าหัวใจในหัวใจ

โดยปกติหัวใจจะมีส่วนที่เป็นฉนวนไฟฟ้ากั้นระหว่างหัวใจห้องบนและห้องล่าง เราเรียกว่า Annulus fibrosus แต่หัวใจมีระบบการนำสัญญาณไฟฟ้าเฉพาะที่เราเรียกว่า Cardiac conduction system ซึ่งจะทำหน้าที่นำสัญญาณไฟฟ้าจากหัวใจห้องบนลงสู่ห้องล่าง

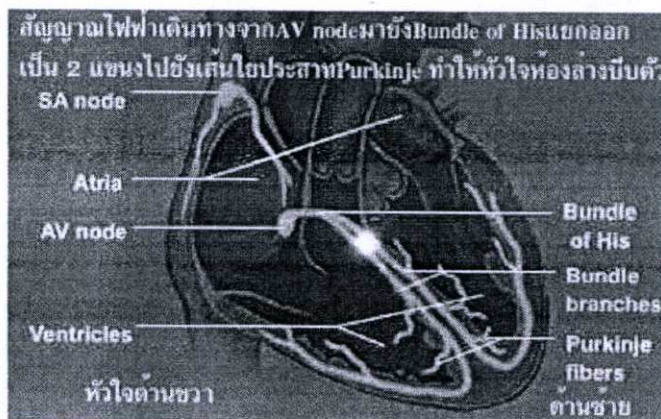
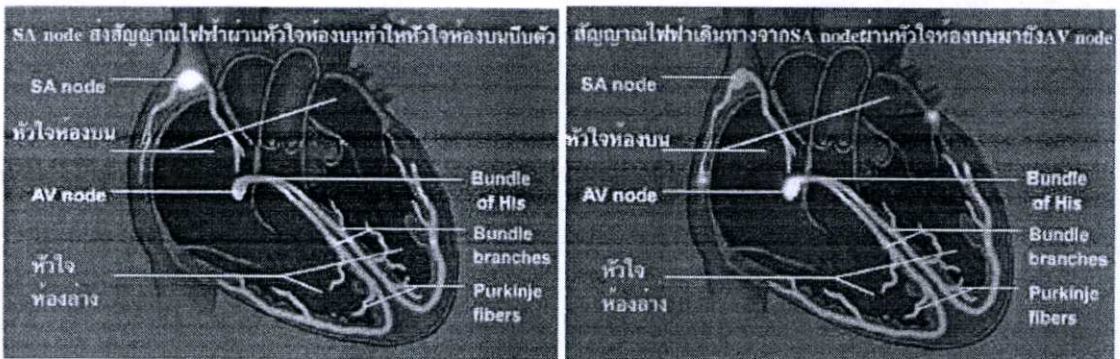
เมื่อสัญญาณไฟฟ้ากระตุ้นกล้ามเนื้อหัวใจจะทำให้เกิดการหดตัวของกล้ามเนื้อหัวใจ และตามด้วยการคลายตัวของกล้ามเนื้อหัวใจ เมื่อสัญญาณไฟฟ้าผ่านไป หัวใจจึงมีการบีบตัวจากหัวใจ

ห้องบนลงสู่หัวใจห้องล่าง แล้วตามด้วยการบีบตัวของหัวใจห้องล่างส่งเลือดต่อไปให้เส้นเลือดแดงพัลโมนารีและเส้นเลือดแดงเอออร์ตา และด้วยระยะเวลาการบีบตัวที่พอเหมาะระหว่างหัวใจห้องบนและห้องล่าง จะทำให้เลือดไหลจากหัวใจห้องบนลงสู่ห้องล่างได้อย่างเต็มที่

จุดเริ่มของการนำไฟฟ้าในหัวใจ เริ่มที่หัวใจห้องบนขวาในบริเวณที่เราเรียกว่า SA node หรือ Sinoatrial node หรือ Sinus node จากนั้นสัญญาณไฟฟ้าจะกระตุ้นไปตามผนังของหัวใจห้องบนทั้งขวาและซ้าย และลงสู่บริเวณที่เราเรียกว่า AV node หรือ Atrioventricular node และที่ตำแหน่งนี้สัญญาณจะถูกหน่วงเวลาให้ช้าลงชั่วคราวก่อนจะส่งสัญญาณไฟฟ้าต่อไปข้างล่าง ซึ่งจะ เป็นจังหวะเดียวกับที่รอให้หัวใจห้องบนบีบเลือดลงสู่หัวใจห้องล่างนั่นเอง

จาก AV node สัญญาณไฟฟ้าจะเดินทางต่อมายังมัดเส้นใยประสาทที่เราเรียกว่า Bundle of His และแยกออกเป็น 2 แขนงซ้ายขวา โดยแขนงด้านขวาทอดยาวมาตามด้านขวาของผนังกันหัวใจห้องล่าง ส่วนแขนงด้านซ้ายซึ่งใหญ่กว่าจะทะลุผ่านผนังกันหัวใจไปทางซ้ายและแยกออกเป็น 2 แขนงคือ ด้านหน้าและด้านหลัง

จากนั้นจะผ่านเข้าไปยังร่างแหของเส้นใยประสาทที่เราเรียกว่า Purkinje fibers ซึ่งอยู่ใต้เยื่อบุด้านในของหัวใจ (Endocardium) และไปกระตุ้นกล้ามเนื้อหัวใจด้านล่างทำให้เกิดการบีบตัวในที่สุด



รูปที่ 2.8 แสดงการนำสัญญาณไฟฟ้าในหัวใจ

2.1.2.3 การบีบตัวและคลายตัวของหัวใจ

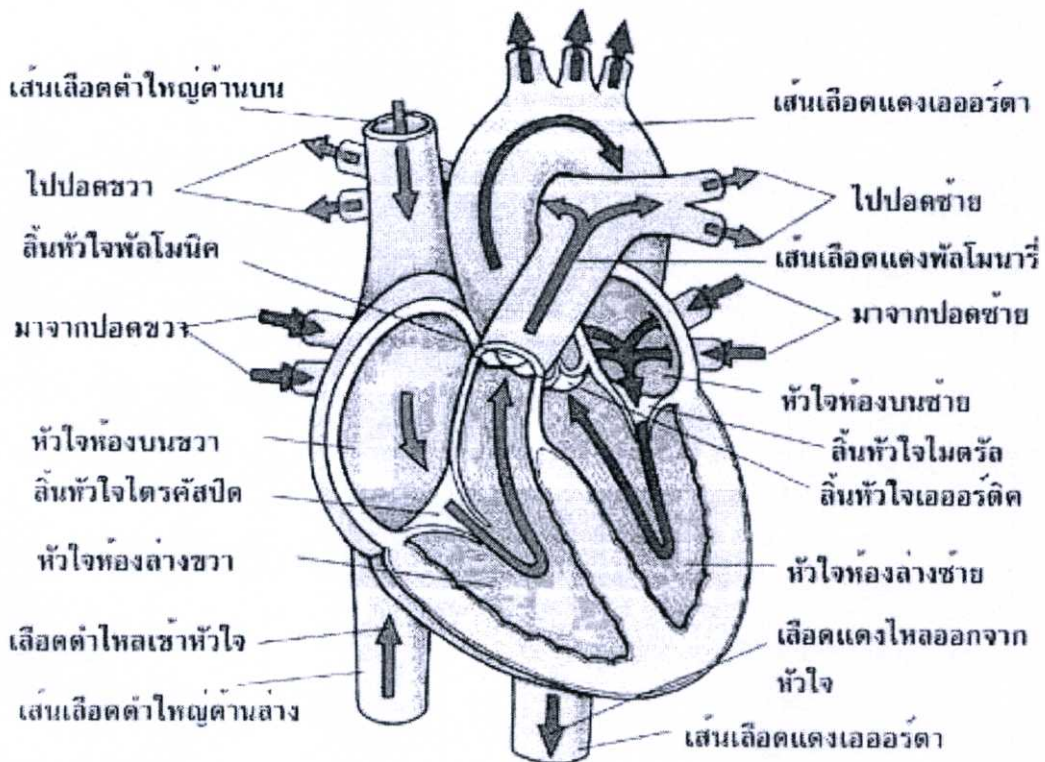
หัวใจเต้น 1 ครั้งจะประกอบด้วยการบีบตัวและการคลายตัวของหัวใจทั้งบนและล่าง ซึ่งโดยปกติเราจะแบ่งจังหวะการเต้นของหัวใจเป็น 2 จังหวะ โดยยึดตามหัวใจห้องล่างเป็นหลักคือ

จังหวะการบีบตัว เราเรียกว่า *Systole* จะเป็นจังหวะที่ลิ้นหัวใจไตรคัสปิดและลิ้นหัวใจไมตรัลปิด และหัวใจห้องล่างขวา-ซ้ายบีบตัวเพื่อนำเลือดผ่านลิ้นหัวใจพัลโมนารีและลิ้นหัวใจเอออร์ติคซึ่งเปิดออกไปสู่เส้นเลือดแดงพัลโมนารีและเส้นเลือดแดงเอออร์ตา ตามลำดับ

จังหวะการคลายตัว เราเรียกว่า *Diastole* จะเป็นจังหวะที่ลิ้นหัวใจพัลโมนารีและลิ้นหัวใจเอออร์ติคปิด ส่วนลิ้นหัวใจไตรคัสปิด และลิ้นหัวใจไมตรัล จะเปิดออกทำให้เลือดที่อยู่ในหัวใจห้องบนไหลลงสู่หัวใจห้องล่าง ซึ่งเป็นจังหวะเดียวกับที่หัวใจห้องล่างทั้งขวาและซ้ายคลายตัวเพื่อรับเลือดนั่นเอง ในช่วงจังหวะปลายของระยะนี้ หัวใจห้องบนทั้งขวาและซ้ายจะบีบเค้นเอาเลือดส่วนที่เหลือให้ออกจากหัวใจห้องบนลงสู่หัวใจห้องล่าง

จากนั้นจะเริ่มเข้ารอบใหม่ของการเต้นของหัวใจคือ *Systole* คือลิ้นหัวใจไตรคัสปิดและลิ้นหัวใจไมตรัลจะปิดอีกครั้งเพื่อเตรียมให้หัวใจห้องล่างบีบเลือดส่งออกไป โดยหัวใจห้องล่างขวาบีบเลือดไปที่เส้นเลือดแดงพัลโมนารี (ซึ่งที่จริงแล้วมีแต่เลือดดำ) เพื่อไปฟอกเลือดที่ปอดและหัวใจห้องล่างซ้ายบีบเลือดไปที่เส้นเลือดแดงเอออร์ตา เพื่อนำเลือดแดงไปเลี้ยงเนื้อเยื่อทั่วร่างกาย

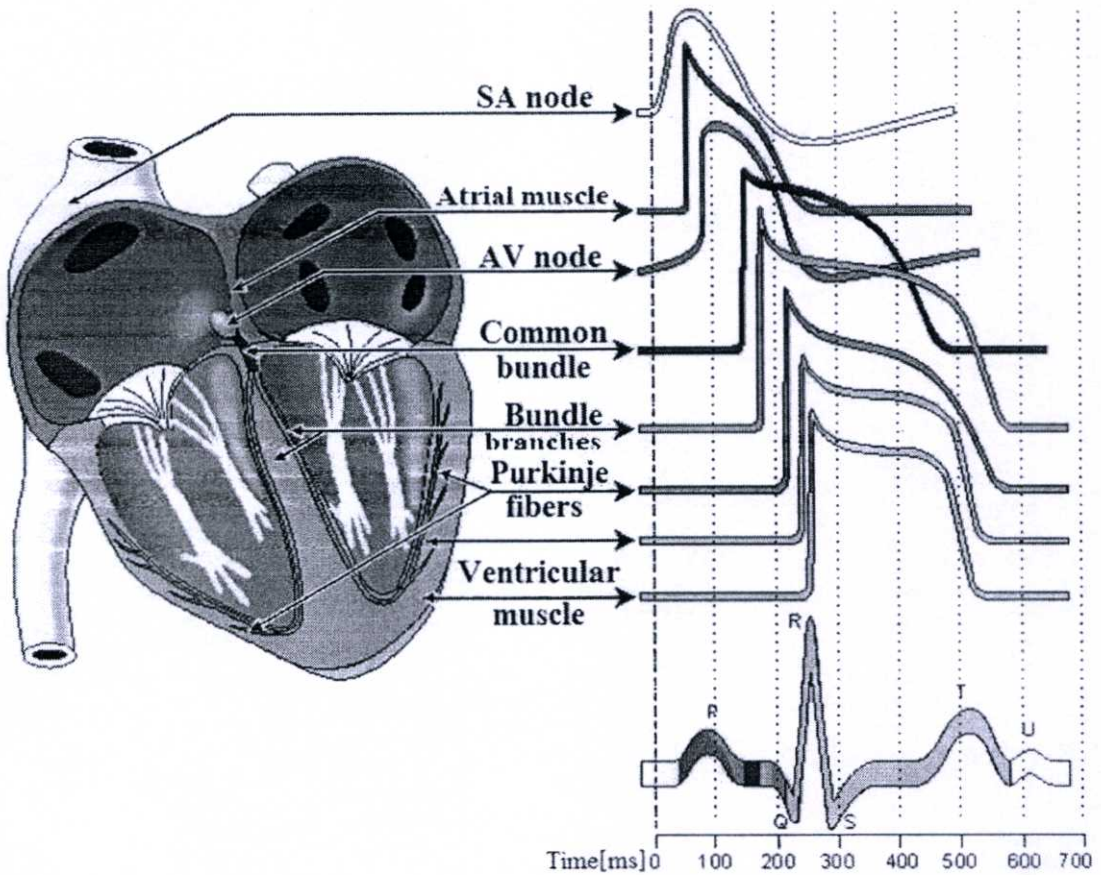
ภาพแสดงการไหลของเลือดเข้า-ออกหัวใจ



รูปที่ 2.9 แสดงการไหลของเลือดเข้า-ออกหัวใจ

2.2 คุณสมบัติและลักษณะคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

การทำงานของกล้ามเนื้อเกิดจากการที่พัลส์ไฟฟ้ามากระตุ้น ทำให้กล้ามเนื้อเกิดการหดตัว และเกิดศักย์ไฟฟ้าทำงานขึ้นด้วย ซึ่งกล้ามเนื้อหัวใจก็เป็นเช่นเดียวกัน การเคลื่อนที่ของไอออนภายในเซลล์กล้ามเนื้อทำให้เกิดศักย์ไฟฟ้าทำงานและทำให้หัวใจเต้น การเคลื่อนที่ของไอออนภายในเซลล์กล้ามเนื้อหัวใจจะรวมตัวเป็นการไหลของกระแสไฟฟ้า และเป็นผลทำให้เกิดความต่างศักย์ไฟฟ้าภายนอกเนื้อเยื่อและบริเวณผิวหนังของร่างกาย การไหลของกระแสจะเกิดขึ้นเฉพาะเวลาที่เกิดการกระจายของศักย์ไฟฟ้าที่ทำงานเท่านั้น คลื่นไฟฟ้าหัวใจเป็นสัญญาณไฟฟ้าที่ได้จากการต่อขั้วไฟเข้ากับบริเวณหน้าอก แขน ขา ดังรูปที่ 2.10 แสดงคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติ ซึ่งประกอบด้วยคลื่น P, QRS, T และ U ซึ่งเป็นข้อมูลที่สำคัญในการวิเคราะห์ระบบการทำงานของหัวใจ



รูปที่ 2.10 แสดงลักษณะคลื่นไฟฟ้าที่ตำแหน่งต่างๆ ของหัวใจ

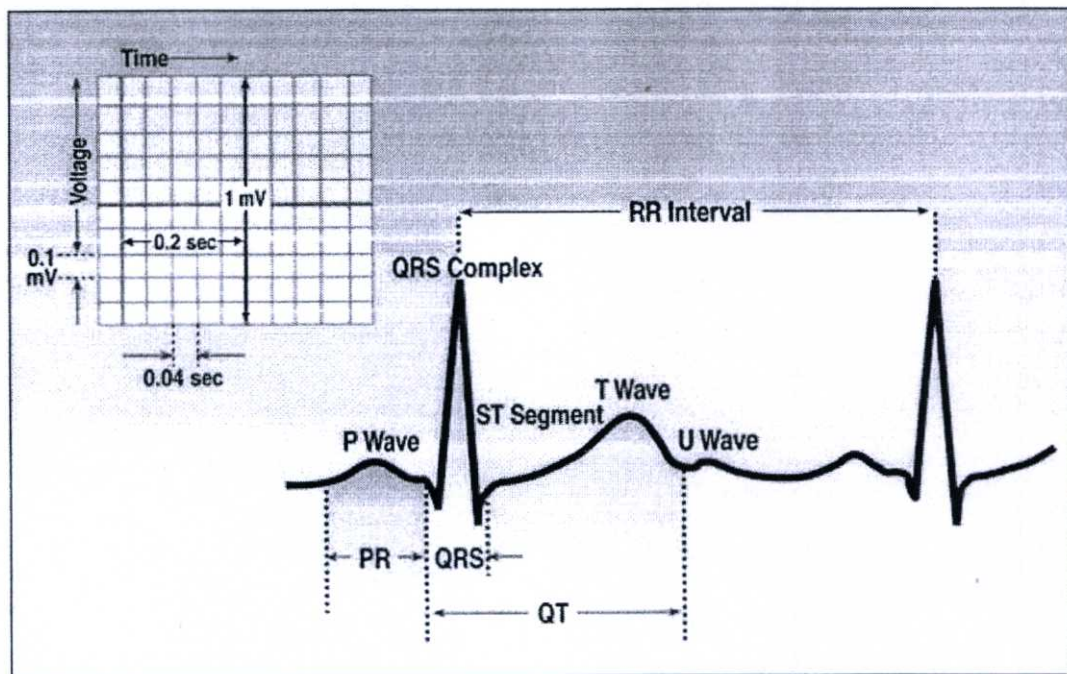
คลื่นไฟฟ้าหัวใจจะมีการเปลี่ยนแปลงของศักย์ไฟฟ้าอยู่ในช่วง 0.5-5 มิลลิโวลต์ (mV) แต่โดยปกติคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่วัดได้จากผู้ป่วยจะมีขนาดประมาณ 1 มิลลิโวลต์ ดังรูปที่ 2.11 คลื่นไฟฟ้าหัวใจ (ECG) แบ่งออกได้เป็น 3 ส่วนหลักคือ

คลื่น P (P wave) เกิดจากการทำงานของหัวใจห้องบนจะมีคาบเวลาประมาณ 80-120 มิลลิวินาที

คลื่น QRS (QRS complex) เกิดจากการทำงานของหัวใจห้องล่าง และคลื่นไฟฟ้าหัวใจ R จะมีขนาดสูงที่สุด เนื่องจากหัวใจห้องล่างจะบีบโลหิตส่งไปยังทุกส่วนของร่างกายผ่านผนังของหัวใจห้องล่างซึ่งมีความหนามากกว่าส่วนอื่นๆ ถ้านำขั้วไฟฟ้าไปติดที่แขนขวาและแขนซ้ายหรือที่เรียกว่า ลีดหนึ่ง (Lead I) การที่คลื่นไฟฟ้าหัวใจ R มีขนาดสูงที่สุดเป็นเพราะผลรวมของศักย์ไฟฟ้าทำงานของเซลล์มีจำนวนมากจะมีคาบเวลาประมาณ 80-100 มิลลิวินาที

คลื่น T (T wave) เกิดจากการคลายตัวของกล้ามเนื้อหัวใจห้องล่าง และมีขนาดประมาณ 30 เปอร์เซ็นต์ของคลื่น R จะมีคาบเวลาประมาณ 200 มิลลิวินาที

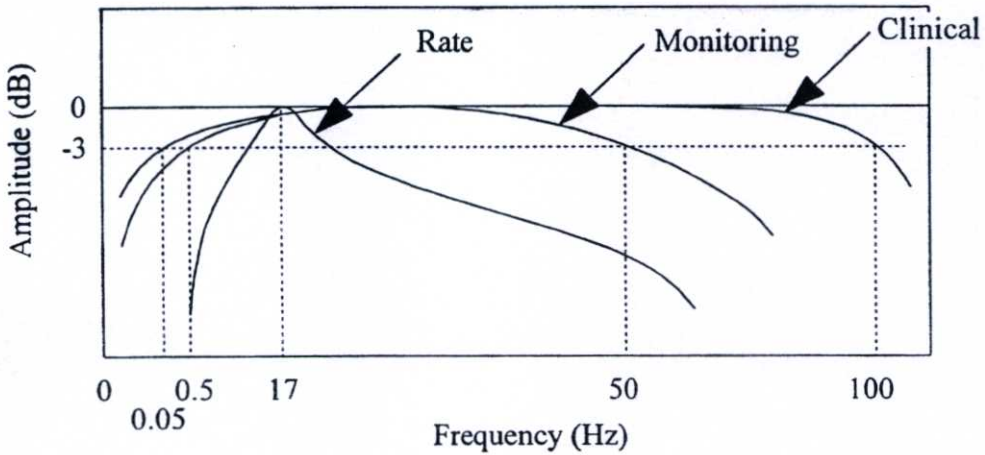
คลื่น U (U wave) ยังไม่ทราบสาเหตุการเกิดที่แน่นอน แต่สันนิษฐานว่าน่าจะเกิดจากการกลับคืนสู่ระดับศักย์ไฟฟ้าขณะอยู่นิ่งอย่างช้า ๆ ของกล้ามเนื้อหัวใจห้องล่างหรือที่เรียกว่าศักย์ไฟฟ้าตามหลัง (After Potential)



รูปที่ 2.11 องค์ประกอบคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนปกติ

ในหนึ่งรอบการทำงานของระบบหัวใจประกอบด้วยคลื่น P, QRS, T และ U แต่ละช่วงของรูปคลื่นจะสัมพันธ์กับการทำงานของระบบหัวใจ ซึ่งเป็นข้อมูลที่สำคัญในการวิเคราะห์ระบบการทำงานของหัวใจ ดังนั้นขนาดและช่วงเวลาระหว่างตำแหน่งสามารถบอกถึงสภาวะการทำงานของระบบหัวใจได้

ความถี่ของคลื่นไฟฟ้าหัวใจอยู่ในช่วงประมาณ 0.05-200 Hz แต่ในทางประยุกต์ใช้งานแบบต่าง ๆ จะใช้ช่วงความถี่ที่ต่างกันดังรูปที่ 2.12 โดยสำหรับการบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจของคนไข้ข้างเดียวมาตรฐานย่านความถี่ที่อุปกรณ์รับสัญญาณจากร่างกายควรตอบสนองความถี่ได้ในช่วง 0.05-100 Hz สำหรับการวัดเพื่อการมอนิเตอร์ ควรใช้อุปกรณ์รับสัญญาณจากร่างกายที่ตอบสนองความถี่ได้ในช่วง 0.5 - 50 Hz และสำหรับการวัดอัตราการเต้นของหัวใจเครื่องที่ใช้ควรตอบสนองความถี่ในช่วงกว้างแล้วนำมากรองความถี่แบบแบนด์พาสที่มีความถี่ศูนย์กลางอยู่ที่ 17 Hz ซึ่งเป็นการกรองความถี่ QRS เพื่อนำไปใช้ในการคำนวณอัตราการเต้นของหัวใจ



รูปที่ 2.12 แสดงช่วงความถี่ของคลื่นไฟฟ้าหัวใจสำหรับการประยุกต์ใช้งานแบบต่างๆ

2.3 การวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

การวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจสามารถกระทำได้ 2 รูปแบบคือ การวัดแบบเวกเตอร์คาร์ดิโอกราฟ (Vector cardiograph) และการวัดแบบอิเล็กทรอนิกส์โทรคาร์ดิโอกราฟ (Electrocardiograph) โดยการวัดแบบเวกเตอร์คาร์ดิโอกราฟ ซึ่งเป็นการวัดการเปลี่ยนแปลงขนาดของเวกเตอร์ของความต่างศักย์ที่เกิดขึ้นบนแกนหนึ่งเทียบกับอีกแกนหนึ่ง โดยพิจารณาจาก 3 แกนที่ตั้งฉากกัน สัญญาณที่เกิดขึ้นนี้เรียกว่าเวกเตอร์คาร์ดิโอแกรม (Vectorcardiogram: VCG) ซึ่งมีอยู่ด้วยกัน 3 ระนาบคือ ระนาบที่มองทางด้านหน้า ด้านซ้าย และด้านบน การวัดวิธีนี้จำเป็นต้องใช้ตำแหน่งในการวัดมาก การสร้างอุปกรณ์ที่ใช้ในการวัดค่อนข้างยุ่งยาก ซับซ้อน และสัญญาณที่วัดได้จำเป็นต้องใช้แพทย์ผู้เชี่ยวชาญในการวินิจฉัย แต่ในการวัดแบบอิเล็กทรอนิกส์โทรคาร์ดิโอกราฟจะเป็น การวัดการเปลี่ยนแปลงขนาดเวกเตอร์ของความต่างศักย์ที่เกิดขึ้นในแนวแกนใด ๆ เทียบกับเวลา สัญญาณที่เกิดขึ้นเรียกว่าคลื่นไฟฟ้าหัวใจ (Electrocardiogram: ECG) การวัดวิธีนี้ใช้ตำแหน่งในการวัดไม่มากนัก การสร้างอุปกรณ์ที่ใช้ในการวัดไม่ยุ่งยากซับซ้อน สามารถเลือกวัดสัญญาณเพื่อการวินิจฉัยได้หลายๆแบบ และสามารถวินิจฉัยได้ง่าย ปัจจุบันเป็นที่นิยมใช้กันอย่างกว้างขวาง

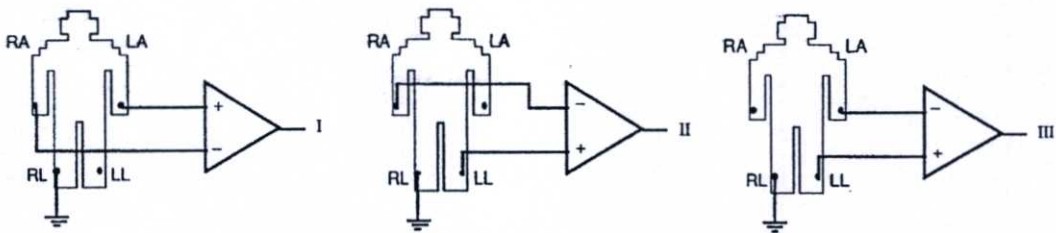
การวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบอิเล็กทรอนิกส์โทรคาร์ดิโอกราฟ เพื่อการวินิจฉัยโรคเกี่ยวกับระบบการทำงานของหัวใจยังสามารถแบ่งตามจุดประสงค์ของการวัดได้ 2 ประเภทคือ การวัดเพื่อการวินิจฉัยคนไข้ข้างเคียงแบบมาตรฐาน (Standard Clinical ECG) และการวัดเพื่อการมอนิเตอร์ (Monitoring ECG)

2.3.1 การวัดเพื่อการวินิจฉัยคนไข้ข้างเคียงแบบมาตรฐาน

การวัดเพื่อการวินิจฉัยคนไข้ข้างเคียงแบบมาตรฐานนั้น เป็นการวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจสำหรับผู้ป่วยเพื่อการวินิจฉัยโดยละเอียด โดยตำแหน่งที่ทำการวัดสัญญาณได้ถูกกำหนดไว้เป็นมาตรฐานแล้ว แพทย์ผู้เชี่ยวชาญนิยมที่จะบันทึกสัญญาณที่วัดด้วยวิธีนี้เพื่อการวินิจฉัยโดยละเอียดต่อไป วิธีการวัดเพื่อการวินิจฉัยคนไข้ข้างเคียงแบบมาตรฐานสามารถแบ่งออกได้เป็น 3 วิธีคือ วิธีการวัดแบบ Standard Limb Lead วิธีการวัดแบบ Augmented Limb Lead และวิธีการวัดแบบ Unipolar Chest Lead ซึ่งสามารถอธิบายได้ดังนี้

2.3.1.1 วิธีการวัดแบบ Standard Limb Lead

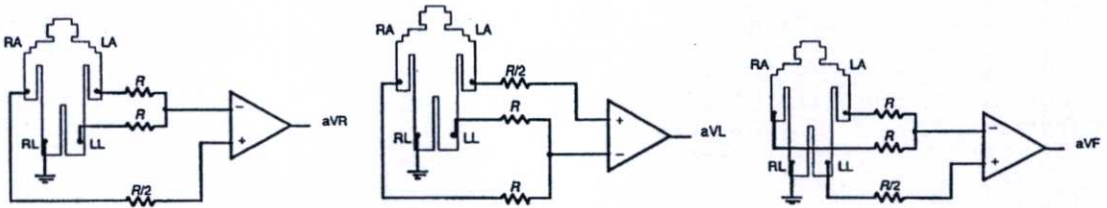
วิธีการวัดแบบ Standard Limb Lead หรือเรียกอีกชื่อหนึ่งว่าแบบ Bipolar Limb Lead เป็นมาตรฐานการวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจอย่างง่าย ประกอบไปด้วย Lead I, II และ III ดังรูปที่ 2.13 ซึ่งในทางปฏิบัติสามารถทำการวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบ Standard Limb Lead ทั้ง Lead I, II และ III โดยการติดขั้ววัดของวงจรขยายค่าความแตกต่าง



รูปที่ 2.13 วิธีการวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบ Standard Limb Lead

2.3.1.2 วิธีการวัดแบบ Augmented Limb Lead

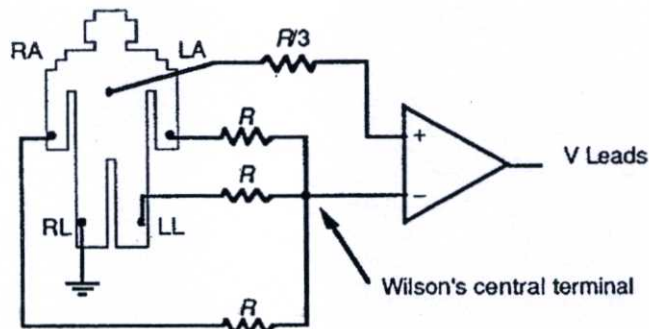
วิธีการวัดแบบ Augmented Limb Lead หรือเรียกอีกชื่อหนึ่งว่าแบบ Unipolar Limb Lead เป็นวิธีการวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ประกอบด้วย Lead aVR, Lead aVL และ Lead aVF ดังรูปที่ 2.14 สำหรับการวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบ Augmented Limb Lead ในทางปฏิบัติจะมีตัวต้านทานค่า $R/2$ ต่อที่ขั้วบวกของวงจรขยายความแตกต่างซึ่งมีไว้เพื่อสมดุลค่าความต้านทานที่อินพุทของวงจรขยายความแตกต่าง



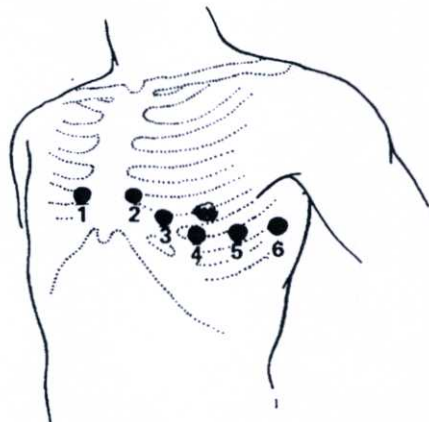
รูปที่ 2.14 วิธีการวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบ Augmented Limb Lead

2.3.1.3 วิธีการวัดแบบ Unipolar Chest Lead

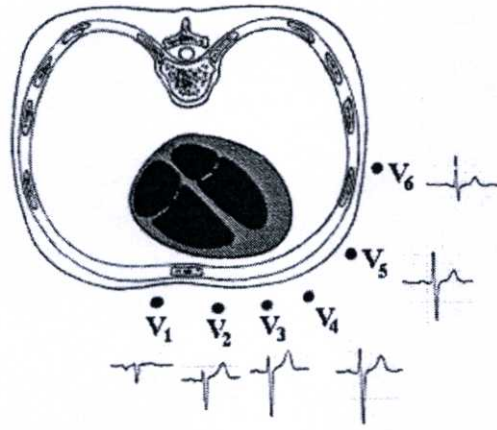
วิธีการวัดแบบ Unipolar Chest Lead เป็นการวัดขนาดคลื่นไฟฟ้าหัวใจระหว่างตำแหน่งใด ๆ บนหน้าอก (ขั้ววัดบวก) เทียบค่าเฉลี่ยของความต่างศักย์ของตำแหน่ง RA, LA และ LL โดยสามารถแสดงวิธีการวัดในทางปฏิบัติได้ในรูปที่ 2.15 การวัดด้วยวิธีนี้ประกอบด้วย 6 Lead มาตรฐานคือ Lead V_1 ถึง V_6 ซึ่งก็คือการกำหนดตำแหน่งของขั้ววัดบวกอยู่ในตำแหน่งต่าง ๆ บริเวณหน้าอก 6 ตำแหน่งแสดงในรูปที่ 2.16 และรูปที่ 2.17



รูปที่ 2.15 วิธีการวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบ Unipolar Chest Lead



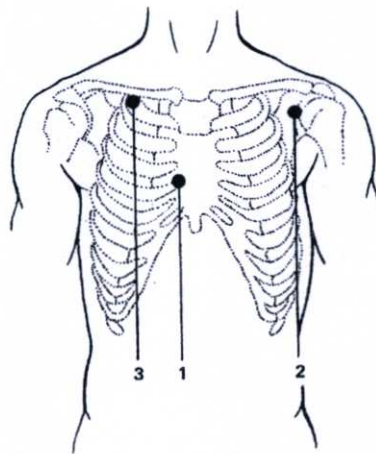
รูปที่ 2.16 ตำแหน่งการติดขั้ววัดบวกบนหน้าอกของวิธีการวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบ Unipolar Chest Lead V_1 ถึง V_6



รูปที่ 2.17 ตัวอย่างคลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบ Unipolar Chest Lead V_1 ถึง V_6 และตำแหน่งการติดขั้ววัดบนหน้าอกโดยมองภาพตัดขวางของลำตัว

2.3.2 การวัดเพื่อการมอนิเตอร์

การวัดเพื่อการมอนิเตอร์ มีจุดประสงค์เพื่อใช้ในการวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากผู้ป่วยฉุกเฉินหรือผู้ป่วยที่มีการเคลื่อนที่บ่อย ทั้งนี้เพื่อเป็นการพิจารณาจังหวะและอัตราการเต้นของหัวใจของผู้ป่วยเป็นหลัก ดังนั้นตำแหน่งที่ทำการวัดสัญญาณจึงควรเป็นตำแหน่งที่สามารถให้ขนาดคลื่น R ที่แรงเพื่อให้อัตราส่วนของคลื่นไฟฟ้าหัวใจต่อสัญญาณรบกวน (Signal to Noise Ratio: S/N) มีค่าสูง ทำให้สามารถวินิจฉัยจังหวะและอัตราการเต้นหัวใจของผู้ป่วยได้อย่างถูกต้อง เอกสารอ้างอิง [2] ได้แนะนำตำแหน่งของการวัดเพื่อการมอนิเตอร์ไว้ แสดงในรูปที่ 2.18 โดยติดขั้ววัดบวกไว้ที่ตำแหน่ง V_1 ของ Unipolar Chest Lead (ตำแหน่งหมายเลข 1) ติดขั้ววัดลบไว้ที่ตำแหน่งใกล้ไหล่ซ้าย (ตำแหน่งหมายเลข 2) และติดขั้ววัดอ้างอิงไว้ที่ตำแหน่งใดๆ บริเวณหน้าอก (ตำแหน่งหมายเลข 3) ลักษณะของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่วัดได้จะใกล้เคียงกับ V_1 ของ Unipolar Chest Lead ซึ่งเป็นสัญญาณที่นิยมใช้ในการคำนวณอัตราการเต้นของหัวใจ



รูปที่ 2.18 ตำแหน่งการติดขั้ววัดไฟฟ้าของวิธีการวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจเพื่อการมอนิเตอร์

2.4 ชนิดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

คลื่นไฟฟ้าหัวใจซึ่งเป็นสัญญาณที่มีประโยชน์มาก สำหรับการวิเคราะห์ชนิดของโรคหัวใจ ในผู้ป่วยนั้นมีอยู่ด้วยกันหลายชนิดซึ่งไม่สามารถกล่าวได้หมดในที่นี้ จึงจะขอกล่าวถึงชนิดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีในฐานข้อมูล MIT-BIH Arrhythmia Database และแสดงลักษณะของคลื่นไฟฟ้าหัวใจเฉพาะชนิดที่นำมาใช้ในงานวิจัยนี้เท่านั้น

2.4.1 ชนิดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีในฐานข้อมูลของ MIT-BIH Arrhythmia Database

1. *Beat annotations:*

Code	Description
N	Normal beat (displayed as "." by the Chart-O-Matic, pschart, and psfd)
L	Left bundle branch block beat
R	Right bundle branch block beat
B	Bundle branch block beat (unspecified)
A	Atrial premature beat
a	Aberrated atrial premature beat
J	Nodal (junctional) premature beat
S	Supraventricular premature or ectopic beat (atrial or nodal)
V	Premature ventricular contraction
r	R-on-T premature ventricular contraction
F	Fusion of ventricular and normal beat
e	Atrial escape beat
j	Nodal (junctional) escape beat
n	Supraventricular escape beat (atrial or nodal)
E	Ventricular escape beat
/	Paced beat
f	Fusion of paced and normal beat
Q	Unclassifiable beat
?	Beat not classified during learning

2. *Non-beat annotations:*

Code	Description
[Start of ventricular flutter/fibrillation
!	Ventricular flutter wave
]	End of ventricular flutter/fibrillation
x	Non-conducted P-wave (blocked APC)
(Waveform onset
)	Waveform end
p	Peak of P-wave
t	Peak of T-wave
u	Peak of U-wave
`	PQ junction
'	J-point
^	(Non-captured) pacemaker artifact
	Isolated QRS-like artifact
~	Change in signal quality
+	Rhythm change
s	ST segment change
T	T-wave change
*	Systole
D	Diastole
=	Measurement annotation
"	Comment annotation
@	Link to external data

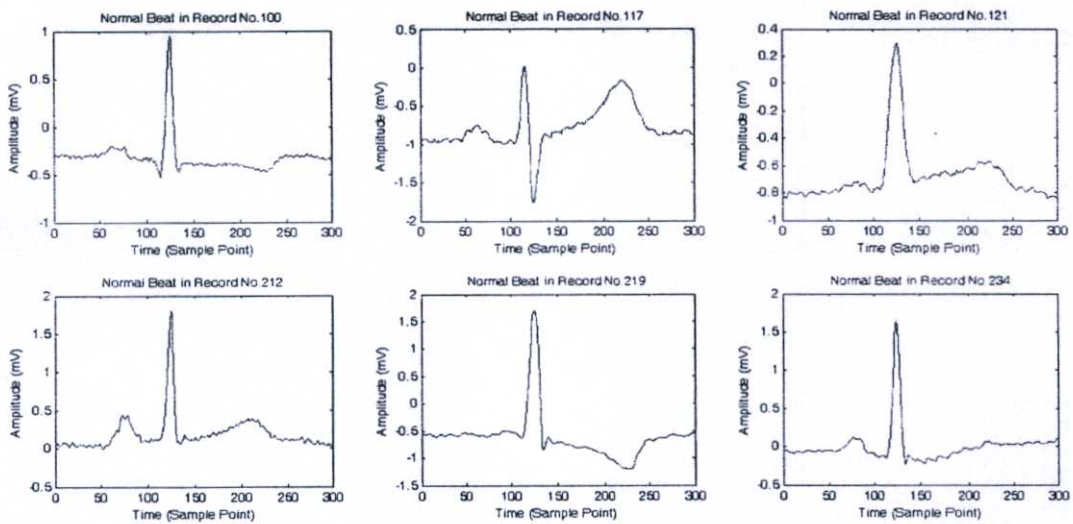
2.4.2 ชนิดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ใช้ในงานวิจัย

คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ได้เลือกใช้ในการงานวิจัยนี้ใช้สัญญาณใน Lead MLII ซึ่งเลือกมา 12 ชนิด ที่มีข้อมูลในฐานข้อมูล MIT-BIH Arrhythmia Database

1. คลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติ (NORMAL)

เกณฑ์การวินิจฉัย

- P wave: คาบเวลาประมาณ 80 – 120 มิลลิวินาที
- QRS complex: คาบเวลาประมาณ 80 – 100 มิลลิวินาที
- T wave: คาบเวลาประมาณ 200 มิลลิวินาที



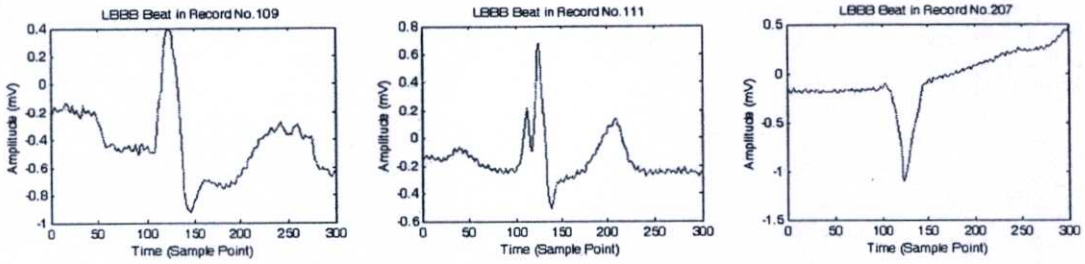
รูปที่ 2.19 คลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติ (NORMAL)

2. Left bundle branch block beat (LBBB)

เกณฑ์การวินิจฉัย

- Notched R wave หรือ R wave รูป “M” ใน lead V_5 , V_6 และมี ST segment ต่ำลง และ T wave หักกลับโดยไม่มี Q wave
- ส่วนใน V_1 , V_2 มี Q wave ที่ลึกหรืออาจเป็น rS complex การแยกเป็น Incomplete และ Complete ใช้หลักเกณฑ์เดียวกับใน RBBB

LBBB มักถือว่าเป็นผิดปกติ สาเหตุที่พบบ่อย เช่น โรคกล้ามเนื้อหัวใจตายเฉียบพลันหรือเรื้อรัง, ความดันเลือดสูง, โรคกล้ามเนื้อหัวใจพิการ, การเสื่อมของ Conduction System



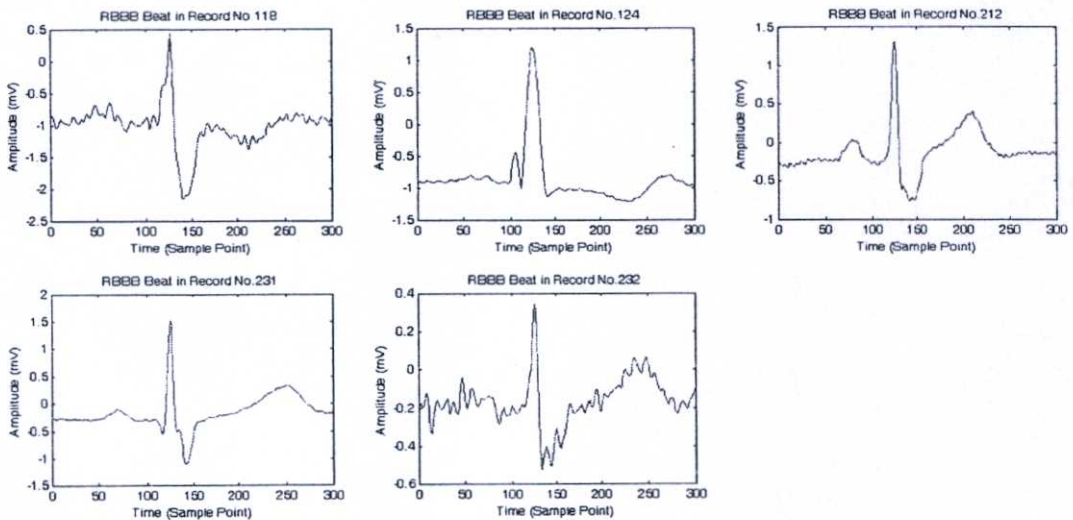
รูปที่ 2.20 Left Bundle Branch Block beat (LBBB)

3. Right bundle branch block beat (RBBB)

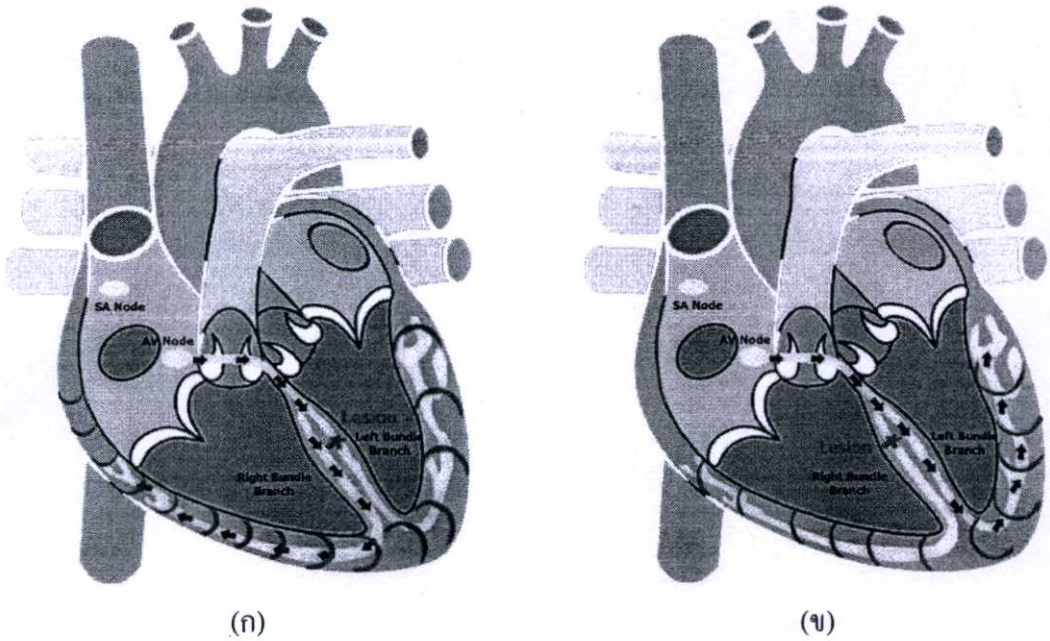
เกณฑ์การวินิจฉัย

- QRS complex กว้าง โดยมี rSR' (prime) และมี T wave หัวกลับใน V_1 และ V_2 ความสูงของ r ต่ำกว่า R'
- ถ้าช่วง QRS complex กว้างเกินหรือเท่ากับ 120 มิลลิวินาที เรียกว่า Complete RBBB ถ้าน้อยกว่านี้ เรียกว่า Incomplete RBBB

RBBB พบได้ในประชากรปกติร้อยละ 0.2 ที่พบร่วมกับโรคหัวใจ เช่น ผนังกล้ามเนื้อหัวใจเตรียมร้าวแต่กำเนิด (มากกว่าร้อยละ 90 มี RBBB) โรคกล้ามเนื้อหัวใจตายเฉียบพลันหรือเรื้อรัง, ความดันเลือดสูง โรคกล้ามเนื้อหัวใจพิการ การเสื่อมของ Conducting System หลังการผ่าตัดโรคผนังกล้ามเนื้อหัวใจเวทริกิลร้าวตั้งแต่กำเนิดและ Tetralogy of Fallot เป็นต้น



รูปที่ 2.21 Right bundle branch block beat (RBBB)



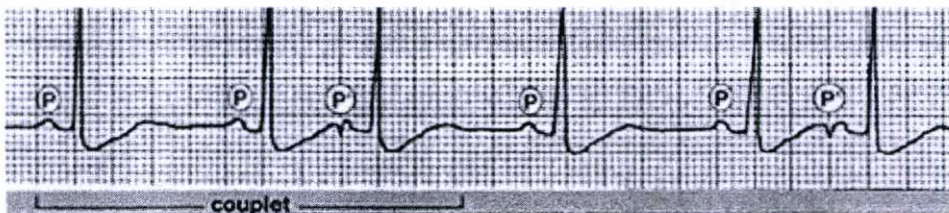
รูปที่ 2.22 การเกิดคลื่นไฟฟ้าหัวใจผิดปกติ ของ (ก) LBBB และ (ข) RBBB

4. Atrial Premature Contraction (APC)

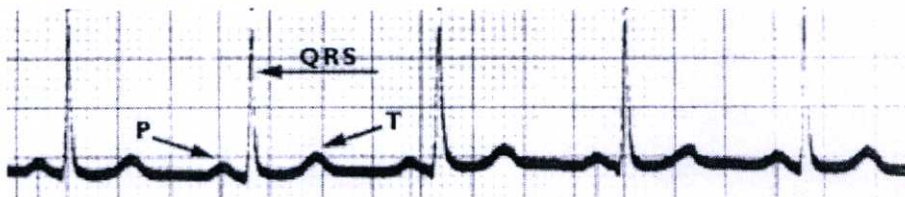
Atrial premature beat (Atrial Ectopic Beat, Premature Atrial Contraction) เป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจพิเศษ ที่เกิดขึ้นผิดตำแหน่งคือ เกิดก่อนที่จะเกิดคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติ และจะเห็นได้ว่าคลื่นไฟฟ้าหัวใจชนิดนี้บางครั้งจะมียอดคลื่นเล็กกว่าบน P wave ด้วย

APC beat มักจะเกิดขึ้นในคนปกติทั่วไปและจะไม่ค่อยแสดงอาการ และจะเกิดกับคนที่มีปัญหาเกี่ยวกับปอด มักเกิดกับผู้สูงอายุมากกว่าหนุ่มสาว สาเหตุการเกิดและปัจจัยที่ทำให้อาการแย่ลงคือ การบริโภค ชา กาแฟ หรือเครื่องดื่มพวกแอลกอฮอล์ รวมทั้งการเป็นไข้หวัดหรือโรคหอบหืด

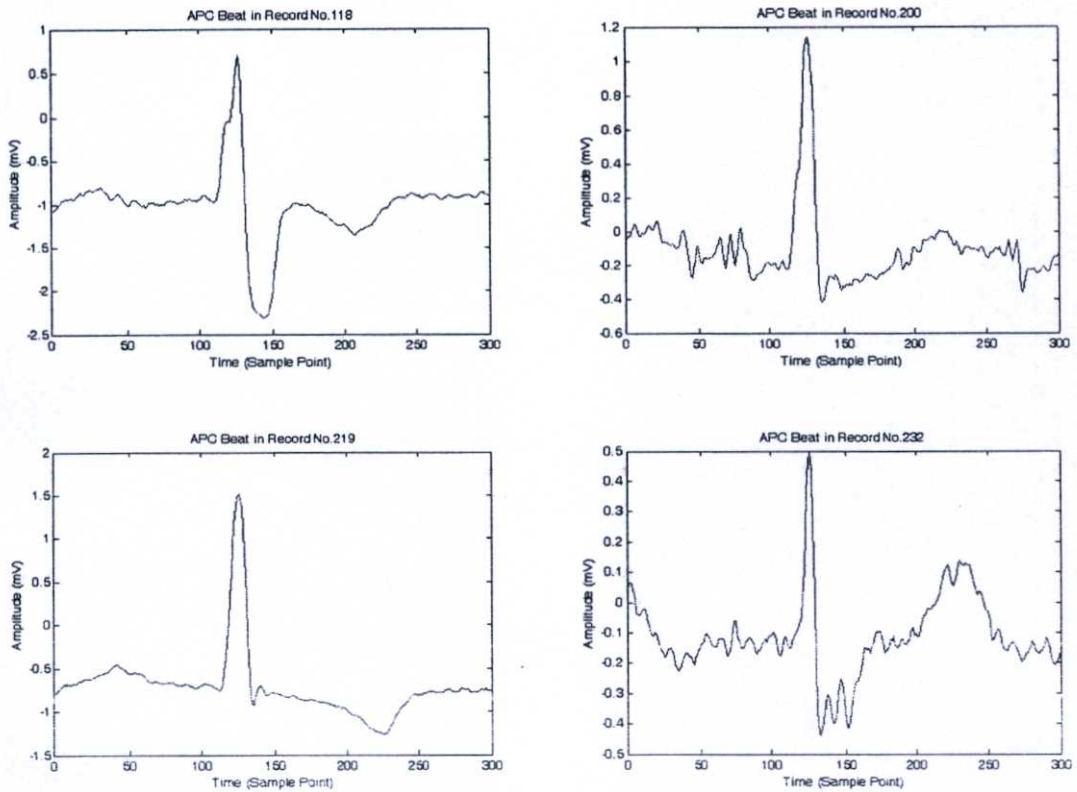
ECG: Atrial Ectopic Beats



ECG: Normal Heartbeat



รูปที่ 2.23 การเปรียบเทียบระหว่าง Atrial Premature Contraction beat กับ Normal beat



รูปที่ 2.24 Atrial Premature Contraction beat จาก MIT-BIH Arrhythmia Database

5. Premature Ventricular Contraction (PVC)

เกณฑ์การวินิจฉัย

- จังหวะการเต้นไม่สม่ำเสมอ
- P wave จาก sinus node อาจอยู่ใน QRS, ใน ST segment, หรือใน T wave ของ PVC หรือเป็น Retrograde P ก็ได้
- QRS กว้าง รูปร่างผิดปกติ โดยทั่วไปกว้างอย่างน้อย 0.12 วินาที ST segment และ T wave มักมีทิศทางตรงข้ามกับ QRS ถ้าเกิดจากที่เดียวกันมักมีช่วง Coupling คงที่
- มี Full Compensatory Pause โดยช่วงระหว่าง Sinus Beat อันที่อยู่หน้ากับอันที่อยู่หลัง PVC เท่ากับ 2 เท่าของช่องระหว่าง sinus beat 2 อันถัดกัน

กลไกการเกิด PVC อาจเกิดจาก Automaticity หรือ Re-entry โดยอาจมี Unifocal, Multifocal, Interpolated, Bigeminy, Trigeminy, Paired (PVC 2 ครั้งติดต่อกัน) หรือตั้งแต่ 3 ครั้งขึ้นไปเรียกว่า Ventricular Tachycardia การที่เกิด Bigeminy ได้ เนื่องจากมี Compensatory Pause แล้วมีผลให้ช่วง R-R ยาวขึ้นนำหน้า sinus beat ครั้งต่อไป เป็นโอกาสให้มี PVC ครั้งต่อไปเกิดขึ้น

Dr. Bernard Lown ได้แบ่ง grade ของ PVC ออกเป็น 5 grade เพื่อใช้สำหรับการรักษาและพยากรณ์โรค ดังนี้

Grade 1 มี PVC เป็น Unifocal เกิดขึ้นน้อยกว่า 30 ครั้ง/ชม.

Grade 2 มี PVC เป็น Unifocal เกิดขึ้นเท่ากับหรือมากกว่า 30 ครั้ง/ชม.

Grade 3 มี PVC เป็น Multifocal (กำเนิดจากหลายแห่งในเวนทริเคิล) มีผลทำให้มีช่วง coupling จาก sinus node แตกต่างกันและรูปร่างแตกต่างกัน

Grade 4A มี PVC ติดต่อกัน 2 ครั้ง

Grade 4B มี PVC ติดต่อกันตั้งแต่ 3 ครั้งขึ้นไป (salvo) เรียกว่า Ventricular Tachycardia

Grade 5 มี "R on T Phenomenon" โดย PVC เกิดก่อนเวลา ตรงกับส่วนยอดหรือขาลงของ T wave ของ Sinus ที่นำหน้าอยู่ ภาวะนี้มีโอกาสเกิด Ventricular Fibrillation และเสียชีวิตได้

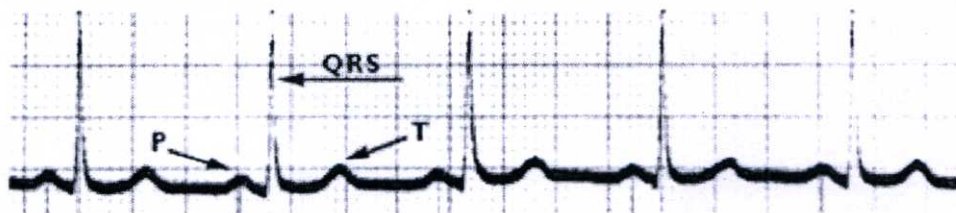
PVC อาจเกิดในผู้ป่วยโรคกล้ามเนื้อหัวใจขาดเลือด, ความดันเลือดสูง, โรคลิ้นหัวใจพิการ (โดยเฉพาะ Mitral Valve Prolapse) โรคกล้ามเนื้อหัวใจพิการ ภาวะพิษจากดิจิตาลิส ภาวะพร่องโปแตสเซียมที่สำคัญ คือ พบบ่อยในคนปกติที่ไม่มีโรคหัวใจ

PVC ในคนปกติที่ไม่มีโรคหัวใจร่วมด้วย มักไม่ต้องรักษา โดยเฉพาะในผู้ที่ไม่มีอาการและอายุไม่มาก บางรายอาจมีอาการใจสั่น หน้ามืด เวียนศีรษะ เป็นลม ซึ่งอาจต้องการการรักษา อย่างไรก็ตามก็คิดขณะนี้เชื่อว่าถ้าทำ Exercise Stress Testing แล้ว PVC ลดลงหรือหายไป ก็มักไม่มีอันตรายและไม่ต้องรักษา ในทางตรงข้ามถ้า PVC มากขึ้นควรได้รับการรักษา ในรายที่มี PVC ร่วมกับโรคหัวใจที่มีอาการเลวลงเฉียบพลันเกิดขึ้นบ่อย รูปร่างต่างกัน เกิดเป็นชุดๆ หรือ "R on T" ต้องรับรักษา โดยเฉพาะอย่างยิ่งเมื่อเกิดร่วมกับ โรคกล้ามเนื้อหัวใจตายเฉียบพลัน

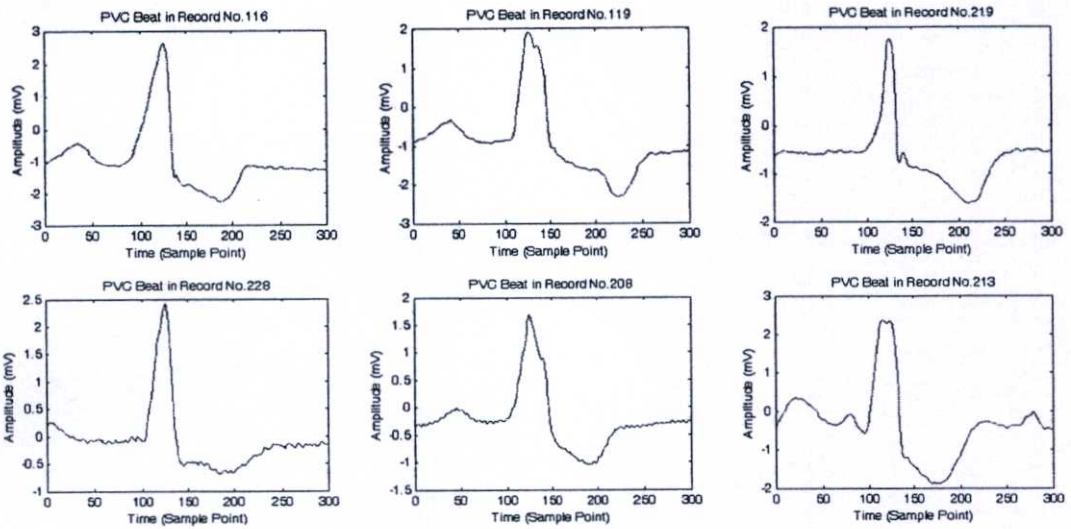
ECG: Ventricular Ectopic Beats



ECG: Normal Heartbeat



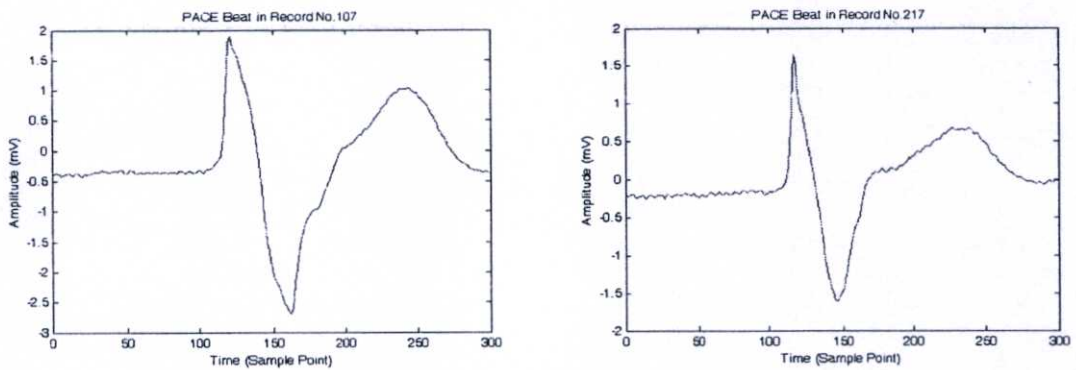
รูปที่ 2.25 การเปรียบเทียบระหว่าง Premature Ventricular Contraction Beat กับ Normal Beat



รูปที่ 2.26 Premature Ventricular Contraction beat จาก MIT-BIH Arrhythmia Database

6. Paced beat (PACE)

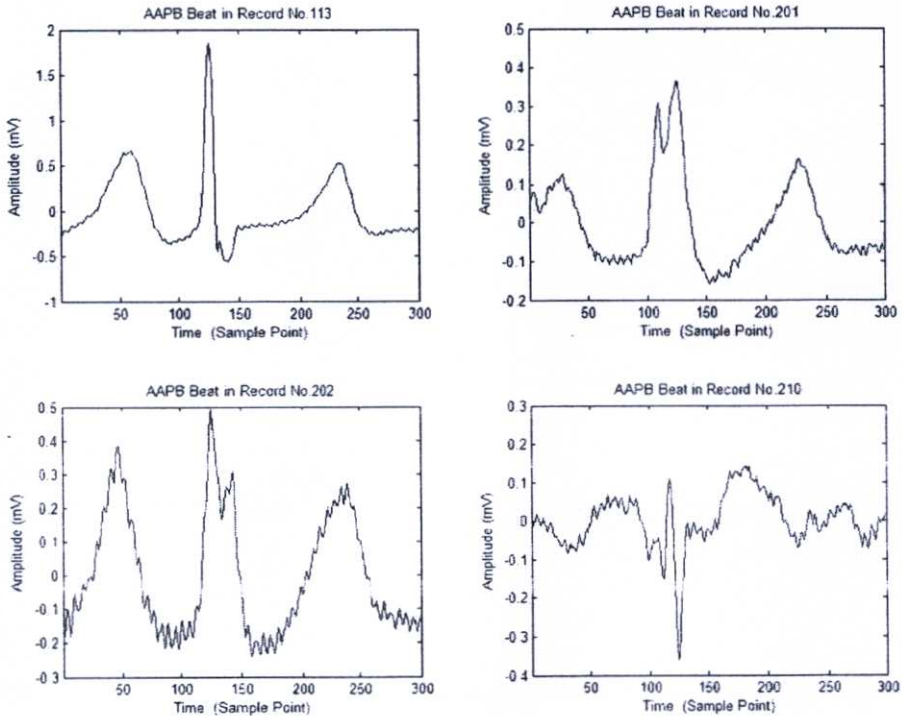
คลื่นไฟฟ้าหัวใจชนิดนี้เป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่เป็นผลจากการใช้เครื่อง Pacemaker (เครื่องช่วยทำให้อัตราการเต้นของหัวใจสม่ำเสมอ) ซึ่งเครื่อง Pacemaker อาจจะรบกวนกระบวนการทำงานปกติของหัวใจและทำให้ลักษณะของคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติเปลี่ยนแปลงไป จากรูปที่ 2.27 จะเห็นได้ว่าความชันของ Paced beat จะมีน้อยกว่า Normal sinus beat



รูปที่ 2.27 Paced beat (PACE) จาก MIT-BIH Arrhythmia Database

7. Aberrated atrial premature beat (AAPB)

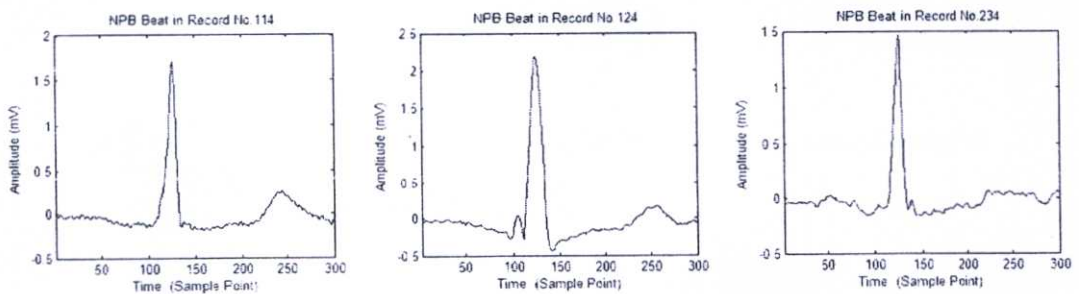
Aberrated atrial premature beat เป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่พบน้อยใน MIT-BIH Arrhythmia Database ซึ่งเป็นความผิดปกติของ atrial premature beat



รูปที่ 2.28 Aberrated atrial premature beat จาก MIT-BIH Arrhythmia Database

8. Nodal (junctional) premature beat (NPB)

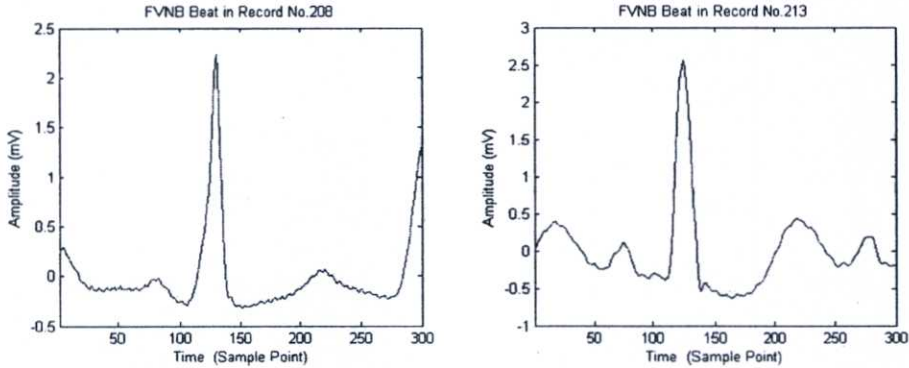
Atrioventricular (AV) junctional premature complex an ectopic beat เป็นการเกิดผิดปกติในรอยต่อ atrioventricular และเดินทางไปที่ atria และ ventricle ถ้าไม่มีแรงดัน จะทำให้ P wave เกิดก่อนและผิดปกติหรือหายไป และทำให้ QRS complex เกิดก่อนด้วย



รูปที่ 2.29 Nodal (junctional) premature beat จาก MIT-BIH Arrhythmia Database

9. Fusion of ventricular and normal beat (FVNB)

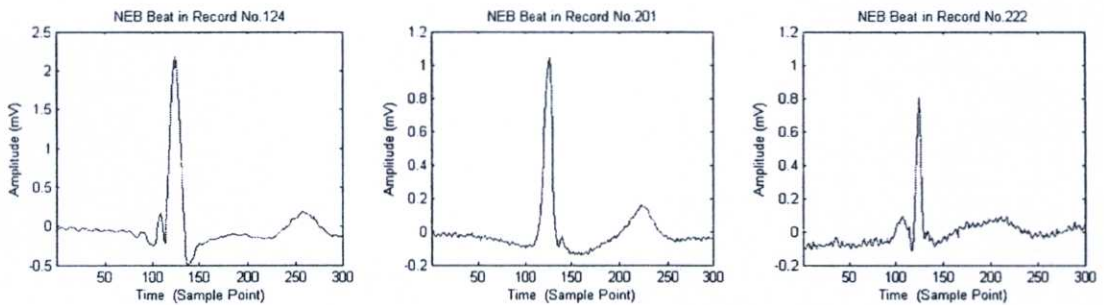
Ventricular fusion beat เกิดจากการผสมของบีทที่จะปรากฏขึ้นเมื่อ ventricle ถูกกระตุ้นบางส่วนโดย descending sinus หรือ atrioventricular nodal impulse และจากส่วนของ ectopic ventricular impulse



รูปที่ 2.30 Fusion of ventricular and normal beat จาก MIT-BIH Arrhythmia Database

10. Nodal (junctional) escape beat (NEB)

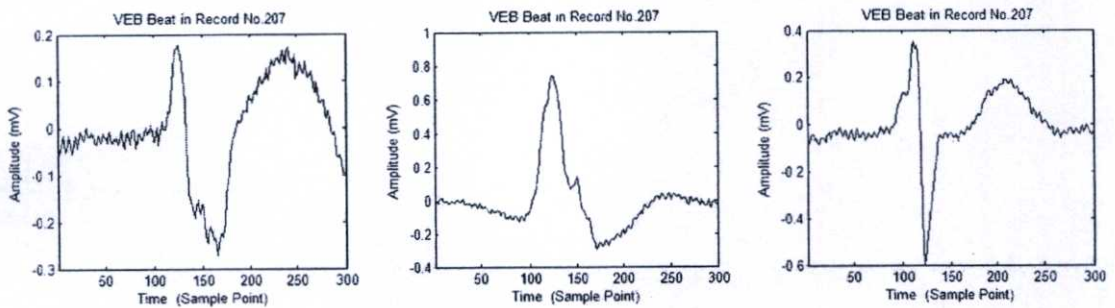
Nodal (junctional) escape beat หรือ Atrioventricular (AV) junctional escape beat ได้เริ่มคายประจุในรอยต่อ AV node เมื่อมีหนึ่ง impulse หรือมากกว่า จาก SA node ที่ใช้การไม่ได้หรือหายไป



รูปที่ 2.31 Nodal (junctional) escape beat จาก MIT-BIH Arrhythmia Database

11. Ventricular escape beat (VEB)

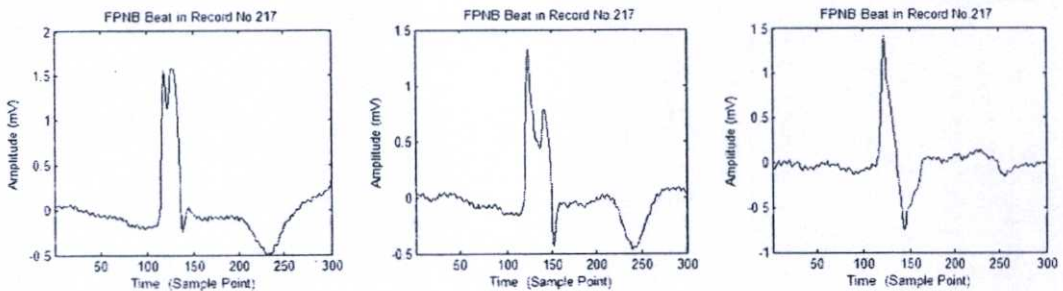
Ventricular escape beat เป็นบีตที่เกิดผิดตำแหน่งของจุดกำเนิด ventricular ซึ่งการกำเนิดของ impulse ใน supraventricular หายไป



รูปที่ 2.32 Ventricular escape beat จาก MIT-BIH Arrhythmia Database

12. Fusion of paced and normal beat (FPNB)

คลื่นไฟฟ้าหัวใจชนิดนี้เป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่เป็นผลจาก Paced beat และ Normal beat



รูปที่ 2.33 Fusion of paced and normal beat จาก MIT-BIH Arrhythmia Database

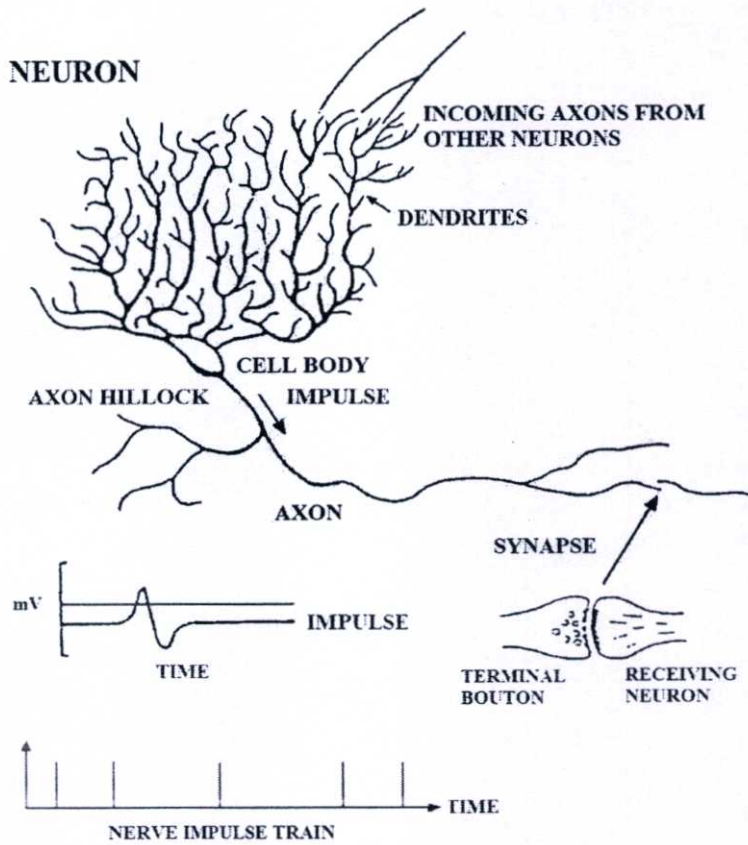
บทที่ 3

โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมจำลองมาจากกระบวนการทางความคิดของมนุษย์ ซึ่งมีคุณลักษณะพิเศษหลายประการที่เป็นประโยชน์ต่อระบบการประมวลผล ดังนั้นจึงได้มีการพัฒนาและประยุกต์กระบวนการของโครงข่ายประสาทเทียมใช้กับงานหลากหลายประเภท ตัวอย่างเช่น การประมวลผลสัญญาณ (Signal Processing) หรืองานเกี่ยวกับการจดจำรูปแบบต่างๆ (Pattern Recognition) เป็นต้น โดยปกติการพัฒนาการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่อาศัยหลักการของโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในกระบวนการจำแนกประเภท จะเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบทั่วไปที่มีน้ำหนัก แต่งานวิจัยนี้จะอาศัยหลักการของโครงข่ายประสาทเทียมทั้งแบบมีน้ำหนักและแบบไร้น้ำหนักมาใช้ในการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจ เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักมีข้อดีที่น่าสนใจหลายประการ อาทิเช่น ความเร็วและกระบวนการที่มีความซับซ้อนน้อยกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีน้ำหนัก ซึ่งในบทนี้จะกล่าวถึงทฤษฎีและความเป็นมา โดยเริ่มจากโครงสร้างและการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทชีวภาพ (Biological Neural Networks) โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks (ANNs)) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก (Weightless Artificial Neural Networks (WANNs)) ตามลำดับดังนี้

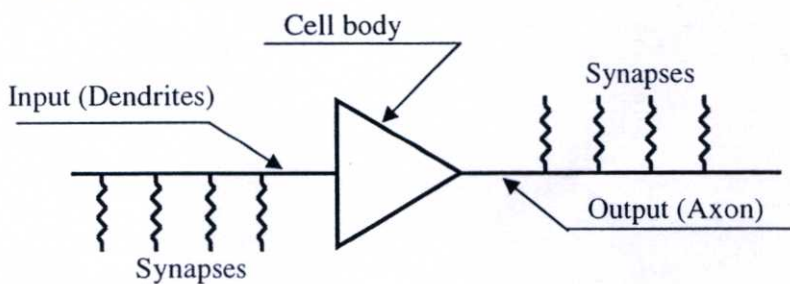
3.1 โครงข่ายประสาทชีวภาพ (Biological Neural Networks)

เซลล์ประสาท (Neuron) [15] มีลักษณะแบบเซลล์ชีวิตที่เป็นโครงข่ายร่างแห โดยโครงข่ายมีความแตกต่างกันมากทั้งขนาดสั้น ขนาดยาว รูปร่างกลม หรือรูปร่างเป็นสามเหลี่ยม เป็นต้น สมอของมนุษย์มีเซลล์ประสาทเป็นโครงสร้างแต่ละเซลล์ประมาณหนึ่งหมื่นล้านเส้นหรือหนึ่งแสนล้านเส้น แต่ละเซลล์จะมีคุณลักษณะที่แตกต่างกันไป โดยมีการทำงานคล้ายกันคือ รับเข้าประมวลผลและส่งสัญญาณไฟฟ้าเคมีออกไปยังเซลล์ประสาท (Neuron) อื่น ซึ่งจะส่งสัญญาณไปตามระบบของสมอ โดยตัวเซลล์ (Cell Body) ประกอบด้วยนิวเคลียส (Nucleus) อยู่ตรงกลางรอบๆตัวเซลล์ประสาทจะมีสิ่งที่ยื่นออกไปเพื่อส่งสัญญาณไปยังเซลล์ประสาทอื่นเรียกว่า เอ็กซอน (Axon) จุดรับสัญญาณจากเซลล์อื่นเข้ามายังตัวเซลล์จะผ่านจุดเชื่อมต่อเรียกว่า ซิแนปส์ (Synapse) และที่ปลายกิ่งจะแตกแขนงออกเป็นก้านย่อยๆ ต่อไปยังเซลล์อื่นๆ เพื่อรับสัญญาณเรียกว่า เดนไดรท์ (Dendrites) แสดงดังรูปที่ 3.1



รูปที่ 3.1 เซลล์ประสาทของสมองมนุษย์

ฮอดจกินและฮักซ์เลย์ (Hodgkin-Huxley) ได้รับรางวัลโนเบลในปี พ.ศ.2506 ในสาขา สรีรวิทยาหรือการแพทย์ จากการค้นพบการไหลของสารประกอบโซเดียม ความต่างศักย์ระหว่าง สารที่อยู่ภายในและภายนอกเอ็กซอน ซึ่งมีค่าความต่างศักย์อยู่ระหว่าง 50 ถึง 70 มิลลิโวลต์ จากผลการศึกษาดังกล่าว ทำให้เราสามารถจำลองการทำงานของเซลล์ประสาท โดยอาศัยวงจร อิเล็กทรอนิกส์ ดังรูปที่ 3.2 เมื่อเปรียบเทียบความคล้ายคลึงของเซลล์ประสาทสมองมนุษย์กับเซลล์ ประสาทอิเล็กทรอนิกส์ จะเห็นว่าเป็นวงจรขยายแบบอนาล็อกที่รับสัญญาณอินพุตผ่านตัวความ ต้านทาน แล้วส่งสัญญาณเอาต์พุตไปยังวงจรขยายตัวอื่นๆ ได้เช่นกัน



รูปที่ 3.2 เซลล์ประสาททางอิเล็กทรอนิกส์

เซลล์ประสาทแต่ละตัวจะมีคุณสมบัติในการเพิ่มขยายหรือลดทอนความเข้มของสัญญาณที่เข้ามาทางเดนไดรต์ของเซลล์ เนื่องจากเซลล์ประสาทหนึ่งเซลล์มีเดนไดรต์จำนวนมาก ดังนั้นสัญญาณจากเดนไดรต์ที่รับเข้ามาจากเซลล์ประสาทอื่นๆ จะถูกนำมารวมกันที่ตัวเซลล์ ซึ่งที่เซลล์ประสาทจะมีค่าขีดเริ่ม (Threshold) โดยหากผลรวมของสัญญาณไฟฟ้าเคมี (Electrochemical) มีค่ามากกว่าค่าขีดเริ่ม เซลล์ประสาทก็จะส่งสัญญาณขนาดหนึ่งผ่านทางแอกซอนไปยังเซลล์ประสาทอื่นๆ ส่วนการจัดเรียงชั้น (Layer) และลักษณะการเชื่อมโยงระหว่างเซลล์ประสาทในสมองของมนุษย์นั้นมีการจัดเรียงที่ซับซ้อน สอดคล้องกับหน้าที่การทำงานเฉพาะส่วน ซึ่งยากต่อการวิเคราะห์ออกมาได้ และในระบบเส้นประสาทยังมีฟังก์ชันการเรียนรู้ คือ กระบวนการของการปรับค่าน้ำหนัก (Weight) ที่อยู่ภายในระบบ เพื่อให้สอดคล้องกับกลุ่มตัวอย่างของชุดข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตที่ป้อนเข้าสู่ระบบในขณะที่ทำการฝึกสอน กล่าวคือ น้ำหนักของจุดเชื่อมโยงจะต้องถูกปรับแต่งจนกระทั่งการทำงานของระบบเป็นไปตามลักษณะพิเศษของกลุ่มตัวอย่างที่ทำการฝึกสอน

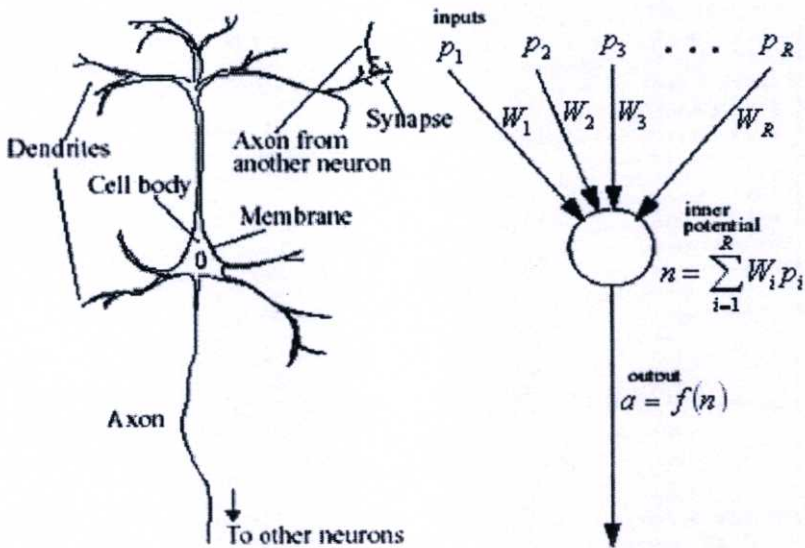
3.2 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks)

โครงข่ายประสาทเทียม [16][17] เป็นการจำลองการทำงานของสมองมนุษย์ ด้วยโปรแกรมคอมพิวเตอร์ เป็นแนวความคิดที่ต้องการให้คอมพิวเตอร์มีความชาญฉลาดในการเรียนรู้เหมือนที่มนุษย์มีการเรียนรู้ สามารถฝึกฝนได้ และสามารถนำความรู้และทักษะไปแก้ปัญหาต่างๆ มีนักวิจัยจำนวนมากได้คิดค้นรูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบต่างๆ เพื่อนำมาประยุกต์ใช้อย่างกว้างขวาง การประยุกต์ใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมมีตั้งแต่การใช้เพื่อตัดสินใจง่ายๆ ไปจนถึงงานที่มีความยุ่งยากซับซ้อน ตัวอย่างการประยุกต์ใช้งานบางส่วน ได้แก่ งานด้านการควบคุม งานด้านการบิน ด้านยานยนต์ ด้านการบริหารจัดการ ด้านการธนาคาร ด้านการทหาร ด้านการบันเทิง และอื่นๆ อีกมากมาย

โครงข่ายประสาทเทียมมีประวัติความเป็นมาย้อนหลังไปประมาณ 70 ปีก่อน ในปี ค.ศ. 1943 McCulloch และ Pitts แห่งมหาวิทยาลัยชิคาโก ประเทศสหรัฐอเมริกา ได้นำเสนอบทความวิชาการ “Boolean brain” ซึ่งได้กลายเป็นจุดกำเนิดของการจัดรูปแบบคณิตศาสตร์ของประสาทเทียม ต่อมาได้มีนักวิจัยได้คิดค้นรูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบต่างๆ มากมาย และทุกรูปแบบวิธีจะประกอบกับวิธีการสอนโครงข่ายด้วย ซึ่งวิธีการต่างๆ จะมีความซับซ้อนแตกต่างกันไป

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นการจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทของมนุษย์ ซึ่งประกอบด้วยส่วนของการประมวลผลที่เรียกว่านิวรอน (Neuron) ทุกๆ นิวรอนสามารถมีอินพุตได้หลายอินพุตแต่มีเอาต์พุตเพียงเอาต์พุตเดียว และทุกๆ เอาต์พุตจะแยกไปยังอินพุตของนิวรอนอื่นๆ ภายในโครงข่าย การติดต่อกันภายในระหว่างนิวรอนไม่ใช่ลักษณะการต่อแบบธรรมดา ทุกๆ อินพุตจะมีน้ำหนักเป็นตัวกำหนดกำลังของการติดต่อภายในและช่วยในการตัดสินใจ การทำงานของนิวรอนในบางโครงข่ายจะถูกกำหนดไว้ตายตัว แต่บางโครงข่ายสามารถที่จะปรับแต่งได้ซึ่ง

อาจจะเป็นการปรับแต่งจากภายนอกโครงข่ายหรือนิวรอนสามารถปรับได้ด้วยตัวของมันเอง ในจุดนี้แสดงถึงความสามารถในการเรียนรู้และจดจำของโครงข่ายประสาทเทียม



รูปที่ 3.3 โครงข่ายประสาทชีวภาพและโครงข่ายประสาทเทียม

โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม จะมีลักษณะคล้ายคลึงกับโครงข่ายประสาทชีวภาพ ดังรูปที่ 3.3 โดยทั่วไปนั้นจะประกอบด้วยส่วนย่อยๆ ที่เรียกว่านิวรอน ซึ่งก็คือเซลล์ประสาทในทางชีวภาพ จะมีขาที่ใช้ในการรับส่งข้อมูลหลายขาขึ้นอยู่กับการออกแบบ ซึ่งก็คือส่วนของไซแนปส์ ในทางชีวภาพ ที่ทำหน้าที่เป็นทางผ่านให้ข้อมูลหรือข่าวสารสามารถส่งผ่านจากนิวรอนตัวหนึ่งไปยังนิวรอนอีกตัวหนึ่ง ซึ่งแต่ละไซแนปส์จะมีค่าน้ำหนักประจำตัวเรียกว่าไซแนปติกเวท (Synaptic Weight (W)) เมื่อมีข้อมูลเข้ามา แต่ละข้อมูลจะต้องถูกคูณกับค่าน้ำหนักของไซแนปส์ที่รับข้อมูลนั้นๆ ตัวอย่างเช่น ค่าน้ำหนักอาจจะได้มาจากการเรียนรู้แบบ Delta Learning Rule คือ การเปรียบเทียบกันระหว่างคำตอบที่ได้จริงกับคำตอบเป้าหมาย แล้วนำค่าที่ผิดพลาด (Error) มาเข้าสมการเพื่อหาค่าน้ำหนักที่เหมาะสมต่อไป

3.2.1 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งหน่วยแบบง่าย

จากลักษณะและการทำงานของเซลล์ประสาทหรือนิวรอน ดังที่กล่าวมาข้างต้นได้ถูกนำมาสร้างทฤษฎีทางคณิตศาสตร์และจำลองการทำงานในรูปแบบพื้นฐานโดยใช้ชื่อว่าโครงข่ายประสาทเทียม

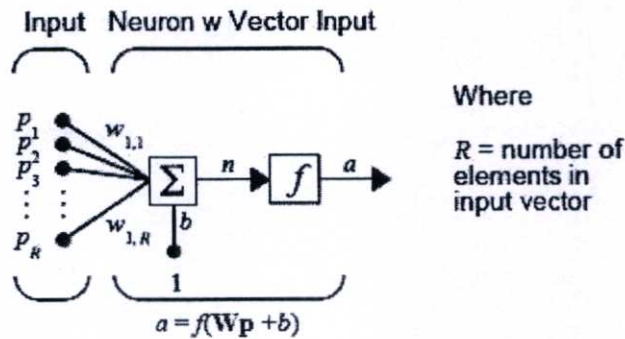
โครงข่ายประสาทเทียมแบบง่ายจะมีค่าอินพุตเป็นสเกลาร์หนึ่งอินพุต โดยไม่มีค่าเอนเอียงหรือไบอัส (Bias) โดยค่าอินพุตสเกลาร์ p ถูกป้อนเข้าผ่านจุดต่อและคูณกับค่าไร้น้ำหนักสเกลาร์ (scalar weight (w)) และได้ผลคูณเป็นค่าสเกลาร์ wp กลายเป็นค่าอินพุตที่ถูกจัดน้ำหนัก (weighted

3.2.2 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งหน่วยแบบหลายอินพุต

โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายอินพุตในรูปเวกเตอร์ $\mathbf{p} = [p_1 \ p_2 \ p_3 \dots p_R]^T$ มีอินพุต R ค่า โดยอินพุตแต่ละตัวถูกคูณด้วยเวกเตอร์น้ำหนัก $\mathbf{W} = [w_{11} \ w_{12} \ w_{13} \dots w_{1R}]$ แล้วป้อนให้กับฟังก์ชันถ่ายโอน f เป็นเอาต์พุต a ซึ่งโครงสร้างแสดงในรูปที่ 3.5 และมีสมการดังนี้

$$n = \mathbf{W}\mathbf{p} + b = w_{11}p_1 + w_{12}p_2 + w_{13}p_3 + \dots + w_{1R}p_R + b \quad (3.5)$$

$$a = f(n) = f(\mathbf{W}\mathbf{p} + b) \quad (3.6)$$



รูปที่ 3.5 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งหน่วยแบบหลายอินพุต

3.2.3 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมที่มีเพียงนิวรอนเดียวหลายอินพุต อาจจะไม่เพียงพอต่อการแก้ปัญหาที่ซับซ้อน สามารถแก้ไขได้โดยการนำนิวรอนหลายๆ ตัวมาขนานกัน หรือเรียกว่า ชั้น (Layer) รูปแบบของการเชื่อมโยงโครงข่ายมีหลายชนิด แต่ละชนิดมีคุณลักษณะเด่นต่างกัน ไป ดังนี้

1. โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single Layer ANNs)

ในระบบงานปกติทั่วไปจะมีตัวแปรมากกว่าหนึ่งตัว โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายหน่วยหลายอินพุตจะมีหลายสัญญาณเข้าและหลายสัญญาณออก ซึ่งทำให้สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับระบบหลายตัวแปรได้ โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายอินพุตเอาต์พุตมีชื่อทั่วไปว่า โครงข่ายประสาทเทียมแบบเป็นชั้น ซึ่งรูปที่ 3.6 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งชั้น จากรูปที่ 3.6 ค่าต่างๆ สามารถคำนวณได้จากสมการที่ 3.7 ถึง 3.10 ดังนี้

$$n_1 = w_{11}p_1 + w_{12}p_2 + w_{13}p_3 + \dots + w_{1R}p_R + b_1 \quad (3.7)$$

$$n_2 = w_{21}p_1 + w_{22}p_2 + w_{23}p_3 + \dots + w_{2R}p_R + b_2 \quad (3.8)$$

$$n_3 = w_{31}p_1 + w_{32}p_2 + w_{33}p_3 + \dots + w_{3R}p_R + b_3 \quad (3.9)$$

$$n_S = w_{S1}p_1 + w_{S2}p_2 + w_{S3}p_3 + \dots + w_{SR}p_R + b_S \quad (3.10)$$

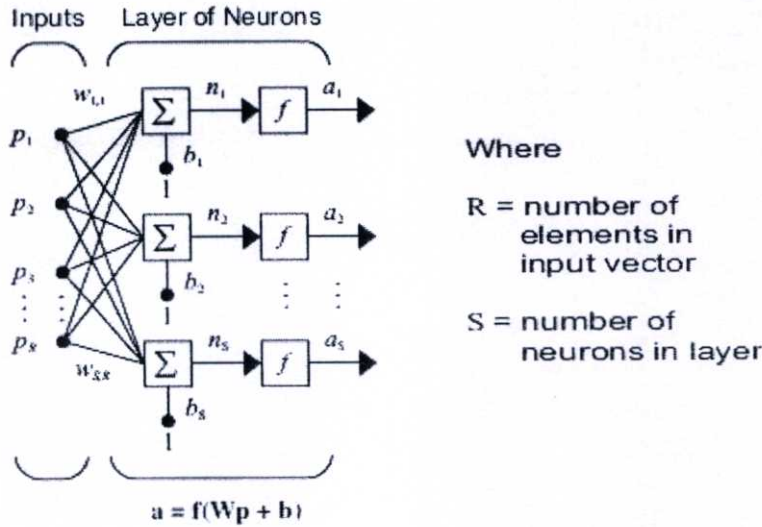
และเอาที่พหุหาได้จากสมการที่ 3.11 ถึง 3.14

$$a_1 = f(n_1) = f(w_{11}p_1 + w_{12}p_2 + w_{13}p_3 + \dots + w_{1R}p_R + b_1) \quad (3.11)$$

$$a_2 = f(n_2) = f(w_{21}p_1 + w_{22}p_2 + w_{23}p_3 + \dots + w_{2R}p_R + b_2) \quad (3.12)$$

$$a_3 = f(n_3) = f(w_{31}p_1 + w_{32}p_2 + w_{33}p_3 + \dots + w_{3R}p_R + b_3) \quad (3.13)$$

$$a_S = f(n_S) = f(w_{S1}p_1 + w_{S2}p_2 + w_{S3}p_3 + \dots + w_{SR}p_R + b_S) \quad (3.14)$$

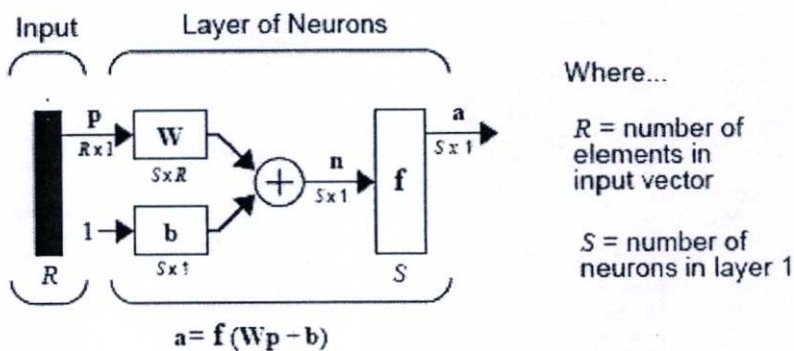


Where

R = number of elements in input vector

S = number of neurons in layer

รูปที่ 3.6 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว



Where...

R = number of elements in input vector

S = number of neurons in layer 1

รูปที่ 3.7 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวในรูปแบบย่อ

รูปที่ 3.7 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งชั้นที่มีหลายอินพุตหลายเอาต์พุตในรูปเวกเตอร์-เมทริกซ์ ซึ่งประหยัดการเขียน เมื่อ p เป็นอินพุตเวกเตอร์ขนาด $R \times 1$ W เป็นเมทริกซ์น้ำหนักขนาด $S \times R$ b เป็นไบอัสเวกเตอร์ขนาด $S \times 1$ n เป็นเวกเตอร์ผลบวกระหว่าง Wp และ b ส่วน

f เป็นเวกเตอร์ฟังก์ชันถ่ายโอน และ a เป็นเวกเตอร์เอาต์พุต ส่วน R เป็นค่าสเกลาร์แสดงจำนวนอินพุต และ S เป็นค่าสเกลาร์แสดงจำนวนนิวรอน โดยกำหนดให้

$$\mathbf{p} = [p_1 \ p_2 \ p_3 \ \dots \ p_R]^T \quad (3.15)$$

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} & \dots & w_{1R} \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} & \dots & w_{2R} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{S1} & w_{S2} & w_{S3} & \dots & w_{SR} \end{bmatrix} \quad (3.16)$$

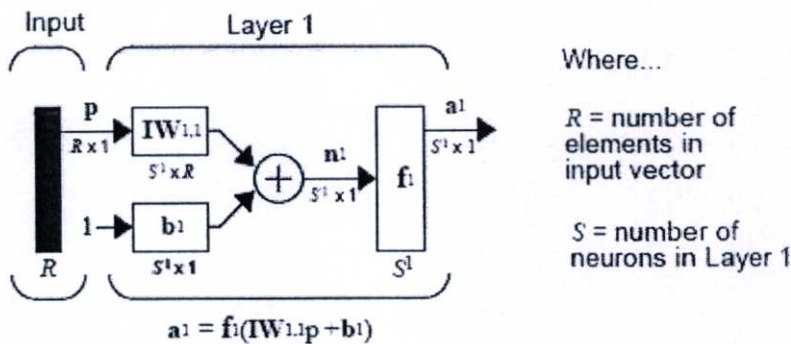
$$\mathbf{b} = [b_1 \ b_2 \ b_3 \ \dots \ b_S]^T \quad (3.17)$$

ดังนั้น จากรูปที่ 3.6 ค่าต่าง ๆ สามารถคำนวณได้ดังสมการต่อไปนี้

$$\mathbf{n} = \mathbf{Wp} + \mathbf{b} \quad (3.18)$$

$$\mathbf{a} = \mathbf{f}(\mathbf{n}) = \mathbf{f}(\mathbf{Wp} + \mathbf{b}) \quad (3.19)$$

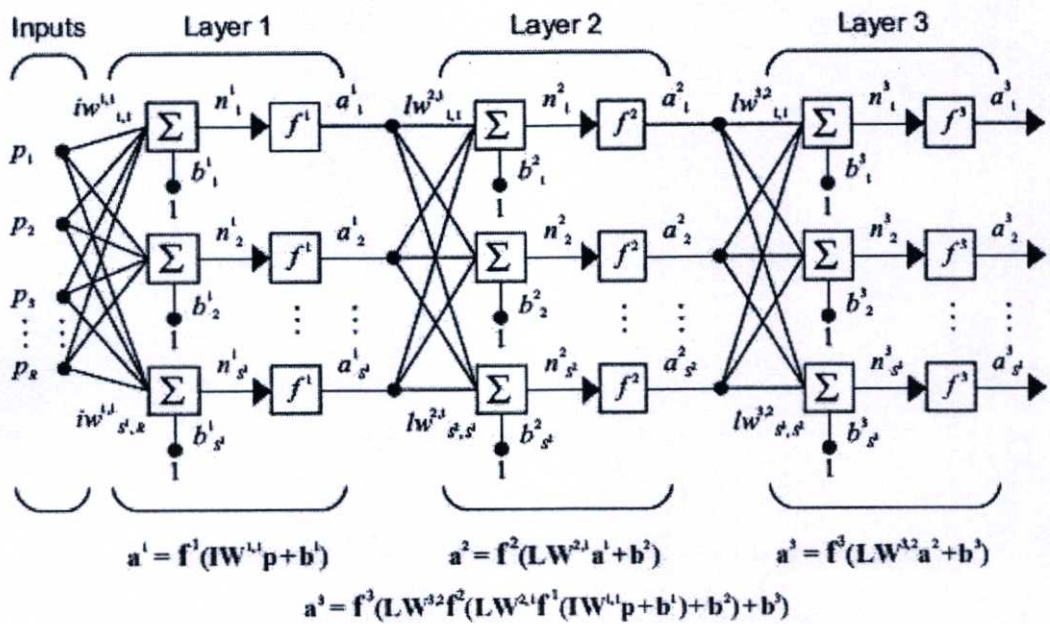
รูปที่ 3.8 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งชั้นที่ใช้ใน MATLAB Toolbox โดย $IW^{1,1}$ เป็นน้ำหนักอินพุต (Input Weight) เป็นการเชื่อมโยงจากต้นทางไปยังปลายทาง สำหรับพารามิเตอร์อื่นๆ ที่มีตัวยกเป็นเลข 1 เป็นการบอกว่าเป็นพารามิเตอร์ของชั้นที่ 1



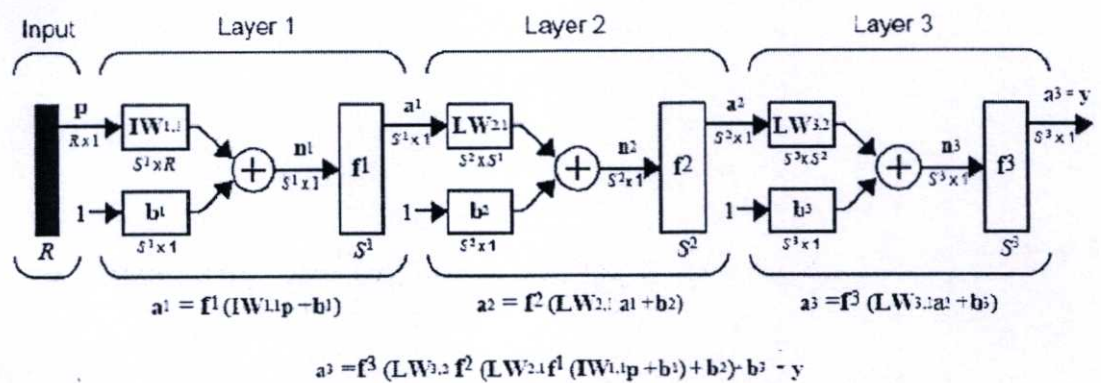
รูปที่ 3.8 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวที่ใช้ใน MATLAB Toolbox

2. โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayer ANNs)

เป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่นิยมใช้มากที่สุด ซึ่งสามารถทำงานที่มีความซับซ้อนมากๆ ได้ อาจกล่าวได้ว่าสามารถประยุกต์ใช้ได้กับงานเกือบทุกประเภท โดยมีข้อแม้ว่าต้องมีจำนวนชั้นและจำนวนนิวรอนที่เหมาะสม รูปที่ 3.9 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบสามชั้น และรูปที่ 3.10 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบสามชั้นในรูปเมทริกซ์



รูปที่ 3.9 โครงข่ายประสาทเทียมสามชั้น



รูปที่ 3.10 โครงข่ายประสาทเทียมสามชั้นในรูปแบบย่อ








จากรูปที่ 3.9 และรูปที่ 3.10 เป็นตัวอย่าง โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นนี้มีการเรียกชื่อชั้นต่างๆ ดังนี้ คือ ชั้นแรกที่อยู่ตรงโดยตรงกับอินพุต เรียกว่า ชั้นอินพุต (Input layer) ซึ่งในชั้นนี้ไม่มีการคำนวณ แต่จะทำหน้าที่เชื่อมต่อข้อมูลไปยังชั้นถัดไป ชั้นที่อยู่สุดท้ายทางขวามือ เรียกว่า ชั้นเอาต์พุต (Output layer) เป็นชั้นที่โครงข่ายให้ผลลัพธ์ ส่วนชั้นที่อยู่ระหว่างอินพุตและเอาต์พุต จะมีกี่ชั้นก็ตามจะเรียกว่า ชั้นซ่อน (Hidden layer)

การกำหนดจำนวนของชั้นซ่อนในโครงข่ายหนึ่งๆ ว่าควรมีกี่ชั้นและแต่ละชั้นประกอบด้วยกี่จุดร่วม (Node) นั้น ไม่มีกฎเกณฑ์หรือทฤษฎีที่แน่นอน ดังนั้นในการกำหนดจำนวนชั้นและจุดร่วมของแต่ละชั้นซ่อนสามารถได้มาจากการทดลอง

3.2.4 ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function or Activation Function)

ฟังก์ชันถ่ายโอนมีอยู่มากมายหลายชนิดด้วยกันซึ่งจะมีทั้งแบบที่เป็นเชิงเส้นและไม่เป็นเชิงเส้น เช่น ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบขั้นบันได (Hard-limit) ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบขั้นบันไดสมมาตร (Symmetrical Hard-limit) ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น (Linear) ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบลอจิกมอยด์ (Logarithmic sigmoid) ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบไฮเพอร์บอติกแทนเจนต์ซิกมอยด์หรือแทนซิกมอยด์ (Hyperbolic tangent sigmoid) และอื่นๆ ซึ่งฟังก์ชันถ่ายโอนแต่ละชนิดมีรายละเอียดดังนี้

ตารางที่ 3.1 แสดงฟังก์ชันถ่ายโอนแบบต่างๆ

ชื่อฟังก์ชันถ่ายโอน	ความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตและเอาต์พุต	สัญลักษณ์	ตัวย่อในโปรแกรม MATLAB
Hard Limit	$f(n) = \begin{cases} 0 & ; n < 0 \\ 1 & ; n \geq 0 \end{cases}$		hardlim
Symmetrical Hard Limit	$f(n) = \begin{cases} -1 & ; n < 0 \\ 1 & ; n \geq 0 \end{cases}$		hardlims
Linear	$f(n) = n$		purelin
Saturating Linear	$f(n) = \begin{cases} 0 & ; n < 0 \\ n & ; 0 \leq n \leq 1 \\ 1 & ; n > 1 \end{cases}$		satlin
Log-Sigmoid	$f(n) = \frac{1}{1 + \exp(-n)}$		logsig
Hyperbolic Tangent Sigmoid	$f(n) = \frac{\exp(n) - \exp(-n)}{\exp(n) + \exp(-n)}$		tansig
Positive Linear	$f(n) = \begin{cases} n & ; n \geq 0 \\ 0 & ; n < 0 \end{cases}$		poslin

ฟังก์ชันถ่ายโอนที่นิยมใช้ในการแก้ปัญหาที่ไม่เป็นเชิงเส้น (Non Linear) เช่น ฟังก์ชันลอจิกมอยด์ เนื่องจากเป็นฟังก์ชันที่มีความไวต่อสัญญาณอินพุตขนาดเล็กๆ คือ เมื่อสัญญาณมีค่าไปทางบวกเพียงเล็กน้อย เอาต์พุตที่ได้จะมีค่าใกล้เคียง "1" ในขณะที่สัญญาณมีค่าไปทางลบเพียงเล็กน้อย เอาต์พุตที่ได้จะมีค่าใกล้เคียง "0" และมีการเฉลี่ยสัญญาณที่มีขนาดใหญ่ คือ เมื่อสัญญาณมีค่าไปทางบวกมากๆ เอาต์พุตที่ได้ก็ยังมีค่าใกล้เคียง "1" ในขณะที่สัญญาณมีค่าไปทางลบมากๆ เอาต์พุตที่ได้ก็ยังมีค่าใกล้เคียง "0" ซึ่งเป็นคุณสมบัติของการขยายที่ไม่เป็นเชิงเส้น (Non Linear Gain)

3.2.5 การฝึกสอนและการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

ค่าน้ำหนักเปลี่ยนแปลงได้อย่างไรและมีความสัมพันธ์กับอะไรบ้าง เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นมาใหม่นั้น เปรียบเสมือนกับเด็กที่เพิ่งคลอดซึ่งสมองยังไม่เจริญเติบโตเพียงพอและยังไม่ได้รับการฝึกฝนและเรียนรู้ เด็กจึงไม่สามารถทำกิจกรรมใดๆ ได้ด้วยตนเอง เว้นแต่กิจกรรมที่ธรรมชาติสร้างมาให้พร้อมกับการกำเนิดที่เรียกว่า “สัญชาตญาณ” ซึ่งธรรมชาติใส่คุณลักษณะบางอย่างให้เซลล์สมองบางส่วนตั้งแต่ทารกเจริญเติบโตอยู่ในครรภ์ของมารดา อย่างเช่น ระบบควบคุมการหายใจ ความรู้สึก การเรียกร้องเมื่อหิว หรือการตอบสนองต่อสิ่งเร้า ฯลฯ เด็กจะพัฒนาการเรียนรู้ไปตามขั้นตอน หลังจากนั้นสมองของเขาจะได้รับการฝึกสอนและเจริญเติบโตไปพร้อมๆ กัน เซลล์สมองจะได้รับการปรับคุณลักษณะและเจริญเติบโตเป็นโครงข่ายที่สอดคล้องกับการฝึกสอน

โครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นก็มีลักษณะเช่นเดียวกันคือ เมื่อสร้างเสร็จ แต่ละเซลล์ประสาทที่สร้างขึ้นมานั้นจะยังไม่มีคุณลักษณะใดๆ เลย เนื่องจากยังไม่มีกำหนดค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมกับงานที่ต้องการให้กับมัน จึงต้องมีการฝึกสอนเพื่อให้ระบบที่สร้างขึ้นมีคุณลักษณะตามที่ต้องการ การฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียม จะกระทำโดยการปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนัก ซึ่งก็คือการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมนั่นเอง

การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักอันเนื่องมาจากการฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมสามารถแบ่งเป็น 2 ลักษณะ คือ

1. Incremental Mode คือ การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักหลังจากแต่ละอินพุตถูกป้อนเพื่อทำการฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม
2. Batch Mode คือ การปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักหลังจากอินพุตทั้งหมดถูกป้อนเพื่อทำการฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมมีรูปแบบการเรียนรู้ด้วยกัน 3 แบบ ดังนี้

1. การเรียนรู้แบบอิสระ (Unsupervised Learning) เป็นการเรียนรู้ที่ต้องการเฉพาะข้อมูลอินพุตป้อนเข้าสู่โครงข่าย ซึ่งจะไม่มีเป้าหมาย (Target) ทางด้านเอาต์พุตและภายในโครงข่ายจะมีจุดร่วมเอาต์พุตอยู่หลายจุดร่วมด้วยกัน โดยแต่ละจุดร่วมจะแทนกลุ่มของข้อมูลที่มีคุณสมบัติเหมือนกัน และเมื่อป้อนอินพุตเข้าสู่โครงข่าย โครงข่ายก็จะทำการคำนวณค่าความสัมพันธ์ที่มีอยู่ในเซตของอินพุต โดยอาศัยค่าถ่วงน้ำหนักเป็นตัวแยกความแตกต่างของอินพุตไปเก็บไว้ในจุดร่วมเอาต์พุตของโครงข่าย ซึ่งส่วนใหญ่จะนำมาใช้กับการจำแนกกลุ่ม ข้อดีของการฝึกสอนแบบนี้คือ มีความใกล้เคียงกับโครงข่ายประสาทชีวภาพ แต่ไม่สามารถแก้ปัญหาที่ซับซ้อนมากๆ ได้

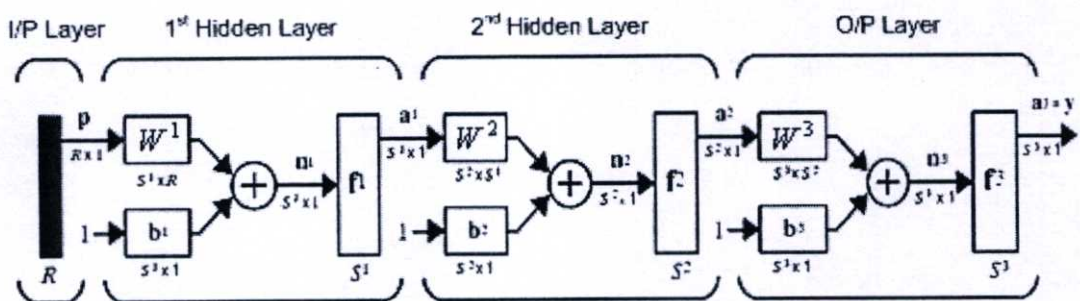
2. การเรียนรู้แบบควบคุม (Supervised Learning) การเรียนรู้โดยวิธีนี้จะกำหนดเซตของการสอนให้กับโครงข่ายซึ่งภายในเซตประกอบด้วยข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตที่ต้องการ เรียกว่า คู่ของการฝึกสอน (Training pairs) เมื่อทำการป้อนอินพุตให้กับโครงข่าย โครงข่ายก็จะทำการ

ประมวลผลจนได้คำตอบ ซึ่งคำตอบที่ได้จากโครงข่ายนี้จะถูกนำมาคำนวณค่าความผิดพลาด (Error) ก็คือ ค่าความแตกต่างระหว่างคำตอบที่ได้จากโครงข่ายกับคำตอบเป้าหมายของอินพุตชุดเดียวกัน ว่ามีค่ามากน้อยเพียงใด ถ้ายังมีค่าความผิดพลาดสูงอยู่ ก็จะทำการฝึกสอนรอบใหม่ให้กับโครงข่าย เพื่อทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก และทำการฝึกสอนต่อไปจนกระทั่งค่าความผิดพลาดระหว่างคำตอบที่ได้จากโครงข่ายกับคำตอบเป้าหมายของอินพุตชุดเดียวกันมีค่าน้อยพอที่จะยอมรับได้ จึงหยุดทำการฝึกสอนโครงข่าย

3. การเรียนรู้แบบช่วยเสริม (Reinforcement Learning) ซึ่งวิธีนี้จะคล้ายกับการเรียนรู้แบบควบคุม แต่ว่าแทนที่จะให้คำตอบกับแต่ละอินพุตที่เข้ามาให้ถูกต้องเลย ก็จะเปลี่ยนเป็นการให้คะแนนสะสมแทน (grade or score) ซึ่งจะนำมาวัดสมรรถภาพของโครงข่ายตามลำดับของอินพุต การเรียนรู้ชนิดนี้จะเหมาะสมกับการใช้งานเกี่ยวกับงานควบคุมมากกว่า

3.2.6 การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation Learning)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นสามารถแก้ปัญหาที่ซับซ้อนมากๆ ได้ดีกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว แต่การฝึกสอนอาจจะยากกว่า ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นที่มีชั้นซ่อนหนึ่งหรือมากกว่านั้น การส่งข้อมูลระหว่างอินพุตและเอาต์พุต จะถูกส่งไปในทิศทางเดียวคือ จากอินพุตไปเอาต์พุต ไม่มีการส่งข้อมูลจากเอาต์พุตกลับไปยังอินพุต แต่มีการเรียนรู้รูปแบบหนึ่งที่มีการส่งข้อมูลจากเอาต์พุตกลับไปยังอินพุตเรียกว่า การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ ซึ่งเป็นการเรียนรู้แบบควบคุม



รูปที่ 3.11 โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ

รูปที่ 3.11 เป็นตัวอย่างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ ซึ่งขั้นตอนการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับสามารถอธิบายเป็นข้อๆ ได้ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 ออกแบบโครงสร้างของระบบ โดยต้องกำหนดจำนวนชั้น ฟังก์ชันถ่ายโอน และเงื่อนไขการหยุดฝึกสอน ซึ่งในรูปที่ 3.11 เป็นตัวอย่างของโครงข่ายที่มี 3 ชั้น

ขั้นตอนที่ 2 กำหนดค่าถ่วงน้ำหนักและไบอัสเริ่มต้น ทำการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนัก (W) ในการเชื่อมต่อและค่าไบอัส (b) ทั้งหมดในโครงข่าย โดยกำหนดให้มีค่าน้อยๆ (-1 ถึง +1)

ขั้นตอนที่ 3 การฝึกสอน เป็นขั้นตอนเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมได้เรียนรู้ ซึ่งประกอบด้วย 3 ส่วนหลัก คือ ขั้นตอน Feedforward (ขั้นตอนที่ 4 ถึง 7) ขั้นตอน Backpropagation of Error (ขั้นตอนที่ 8 ถึง 10) และสุดท้ายเป็นขั้นตอนการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักและไบอัส (ขั้นตอนที่ 11)

ขั้นตอนที่ 4 ป้อนคู่ของอินพุตและเอาต์พุต โดย อินพุต (p) และเอาต์พุตเป้าหมาย (target (t)) เข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียม

ขั้นตอนที่ 5 รับสัญญาณอินพุต เป็นการรับสัญญาณอินพุตเข้ามาในแต่ละจุดรวมของอินพุต และแพร่กระจายไปสู่ทุกๆ จุดรวมในชั้นถัดไป

ขั้นตอนที่ 6 คำนวณผลรวมค่าถ่วงน้ำหนักและอินพุตที่รับเข้ามาในทุกจุดรวมของโครงข่าย เป็นการคำนวณหาผลรวมของสัญญาณอินพุตที่ป้อนเข้ามาตามเส้นทางของค่าถ่วงน้ำหนักต่างๆ โดย n^1 คือ ค่าผลรวมของชั้นซ่อนที่ 1 มีสมการดังนี้

$$n^1 = \sum(pW^1 + b^1) \quad (3.20)$$

โดย p คือ สัญญาณอินพุต

W^1 คือ ค่าถ่วงน้ำหนักประจำตัวของแต่ละจุดรวมในชั้นซ่อนที่หนึ่ง

และ b^1 คือ ค่าไบอัสประจำตัวของแต่ละจุดรวมในชั้นซ่อนที่หนึ่ง

จากนั้นทำการปรับสัญญาณที่ออกจากชั้นนี้ด้วยฟังก์ชันถ่ายโอน ดังสมการที่ 3.21 แล้วทำการส่งต่อไปยังชั้นต่อไป

$$a^1 = f^1(pW^1 + b^1) \quad (3.21)$$

ทำการคำนวณตามขั้นตอนที่ 6 ให้กับแต่ละจุดรวมในทุกชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียม

ขั้นตอนที่ 7 คำนวณผลรวมค่าถ่วงน้ำหนักและอินพุตที่รับเข้ามาในจุดรวมเอาต์พุต เป็นการคำนวณหาผลรวมของสัญญาณอินพุตที่ป้อนเข้ามาตามเส้นทางของค่าถ่วงน้ำหนักต่างๆ โดย n^3 คือ ค่าผลรวมของชั้นเอาต์พุต สมการมีดังนี้

$$\mathbf{n}^3 = \sum (\mathbf{a}^2 \mathbf{W}^3 + \mathbf{b}^3) \quad (3.22)$$

โดย \mathbf{a}^2 คือ สัญญาณเอาต์พุตจากชั้นที่สอง ซึ่งเป็นสัญญาณอินพุตของชั้นเอาต์พุต \mathbf{W}^3 คือ ค่าถ่วงน้ำหนักประจำตัวของแต่ละจุดรวมในชั้นเอาต์พุต และ \mathbf{b}^3 คือ ค่าไบอัสประจำตัวของแต่ละจุดรวมในชั้นเอาต์พุต จากนั้นทำการปรับสัญญาณที่ออกจากชั้นนี้ด้วยฟังก์ชันถ่ายโอน ดังสมการที่ 3.23 ซึ่งเป็นเอาต์พุตของโครงข่าย

$$\mathbf{y} = \mathbf{f}^3(\mathbf{a}^2 \mathbf{W}^3 + \mathbf{b}^3) \quad (3.23)$$

ขั้นตอนที่ 8 คำนวณค่าผิดพลาด (E) เป็นการหาค่าความคลาดเคลื่อน ระหว่างเอาต์พุตที่ได้จริง (y) กับเอาต์พุตเป้าหมาย (t)

$$\mathbf{E} = \mathbf{t} - \mathbf{y} \quad (3.24)$$

ขั้นตอนที่ 9 หาอนุพันธ์ของฟังก์ชันในทุกชั้น

ขั้นตอนที่ 10 คำนวณค่าความไว (Sensitivity (s)) ของทุกชั้น โดยย้อนจากเอาต์พุตไปยังอินพุต

$$\mathbf{s}^M = -2\dot{\mathbf{F}}^M(\mathbf{n}^M)(\mathbf{t} - \mathbf{y}) \quad (3.25)$$

$$\mathbf{s}^m = \dot{\mathbf{F}}^m(\mathbf{n}^m)(\mathbf{W}^{m+1})^T \mathbf{s}^{m+1} \quad (3.26)$$

โดย $M =$ จำนวนชั้น และ $m = M-1, \dots, 3, 2, 1$

ขั้นตอนที่ 11 ปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสในทุกๆ ชั้นของโครงข่าย ดังสมการที่ 3.27

$$\mathbf{W}^m(k+1) = \mathbf{W}^m(k) - \alpha \mathbf{s}^m (\mathbf{a}^{m-1})^T \quad (3.27)$$

และปรับปรุงค่าไบอัสในทุกๆ ชั้น ดังสมการที่ 3.28

$$\mathbf{b}^m(k+1) = \mathbf{b}^m(k) - \alpha \mathbf{s}^m \quad (3.28)$$

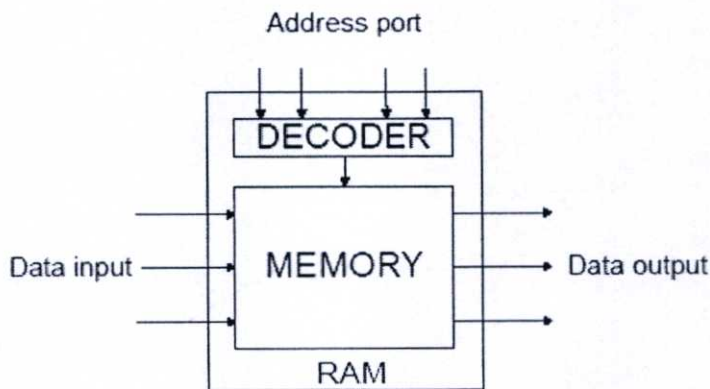
โดยที่ α คือ อัตราการเรียนรู้

ขั้นตอนที่ 12 การหยุดฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งมี 2 เงื่อนไขดังนี้

1. ค่าผิดพลาด : โดยทำการเปรียบเทียบค่าผิดพลาด (E) ที่คำนวณได้จากขั้นตอนที่ 8 กับค่าผิดพลาดสูงสุด (E_k) ที่ได้กำหนดไว้ ถ้าค่าผิดพลาดที่ได้มากกว่าค่าผิดพลาดสูงสุด ($E > E_k$) จะต้องทำต่อไปยังขั้นตอนที่ 9 ถึง 12 และเริ่มป้อนข้อมูลชุดแรกใหม่ในขั้นตอนที่ 4 ถึง 8 อีกครั้งจนกระทั่งค่าผิดพลาดที่ได้น้อยกว่าค่าผิดพลาดสูงสุด ($E < E_k$) จึงหยุดทำการฝึกสอนให้กับโครงข่าย
2. จำนวนรอบของการฝึกสอน ซึ่งจะหยุดทำการฝึกสอนให้กับโครงข่าย เมื่อจำนวนรอบการฝึกสอนให้กับโครงข่ายถึงจำนวนรอบที่ตั้งไว้

3.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก (Weightless Artificial Neural Networks)

ในส่วนของระบบรู้จำที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมธรรมดา นั้น โครงข่ายจะต้องพยายามที่จะหาขอบเขต (Boundary) ที่ดีที่สุดระหว่างข้อมูลแต่ละประเภท โครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้น ซ่อนแบบเพอร์เซปตรอน (Perceptron) จะหาค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างการฝึกสอน การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมในหนึ่งรอบการเรียนรู้นั้นจะต้องผ่านการคำนวณมากมาย ทำให้ระบบมีความล่าช้า แต่โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักนั้นจะทำงานในลักษณะของตารางบูลีน (Boolean table or look-up table) เหมือนกับการสร้างตารางลอจิก ซึ่งไม่มีการคูณกับค่าถ่วงน้ำหนักของไซแนปส์หรือต้องนำไปเข้าสมการใดๆที่ยุ่งยาก ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักมีข้อได้เปรียบในเรื่องความเร็วและกระบวนการที่ง่ายกว่า เมื่อเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีน้ำหนัก



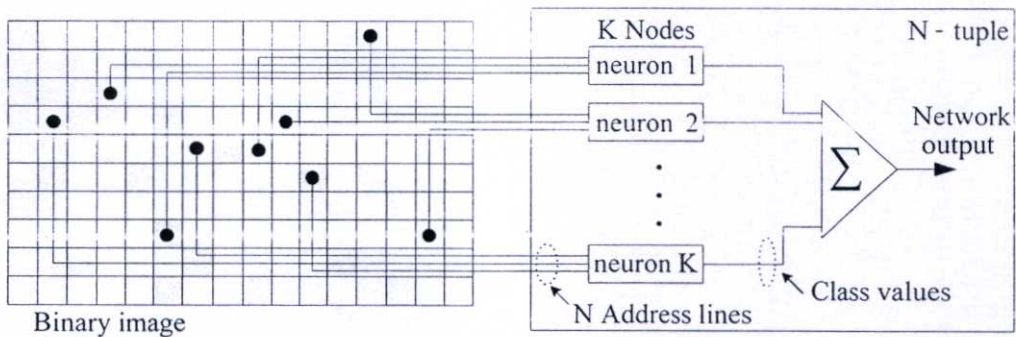
รูปที่ 3.12 หน่วยความจำชั่วคราว

โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักสามารถเรียกว่า n -tuple networks หรือ RAM-nets ได้เช่นกัน มีหลักการการทำงานเหมือนกับหน่วยความจำชั่วคราว (Random access memory: RAM) ดังรูปที่ 3.12 คือ ในหนึ่งนิวรอนจะทำหน้าที่เหมือนหน่วยความจำชั่วคราว ซึ่งสามารถอ่านหรือเขียน

ข้อมูลเข้าไปได้ โดยการส่งตำแหน่ง (Address) ของข้อมูลที่ต้องการเขียนหรืออ่านไปที่หน่วยความจำชั่วคราว หน่วยความจำก็จะเขียนหรืออ่านข้อมูลนั้น ซึ่งตำแหน่งก็คือ ข้อมูลที่รับมาจากไชนาเพลสของนิวรอน ซึ่งเป็นข้อมูลแบบไบนารี (Binary) ส่วนข้อมูลที่เขียนหรืออ่านที่ตำแหน่งนั้นก็คือ ข้อมูลของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ทำการฝึกสอนและข้อมูลที่ได้จากการประมวลผล ตามลำดับ

3.3.1 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก

โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักแบบ Single Layer Feed Forward มีหลักการเหมือนกับหน่วยความจำชั่วคราว ที่เป็นพื้นที่สำหรับเก็บข้อมูลการกระตุ้นของอินพุตและผลตอบสนองต่อความสัมพันธ์ใน Look-up table ซึ่งถูกนำเสนอโดย Bledsoe และ Browning [18] รู้จักกันในชื่อของกระบวนการจำแนกข้อมูลแบบ n -tuple [19][20] โดยแต่ละจุดรวมจะรับข้อมูลเพียงส่วนเล็กๆ ของข้อมูลทั้งหมดและมีผลตอบสนองของแต่ละจุดรวมเป็นอิสระต่อกัน ดังแสดงในรูปที่ 3.13



รูปที่ 3.13 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก

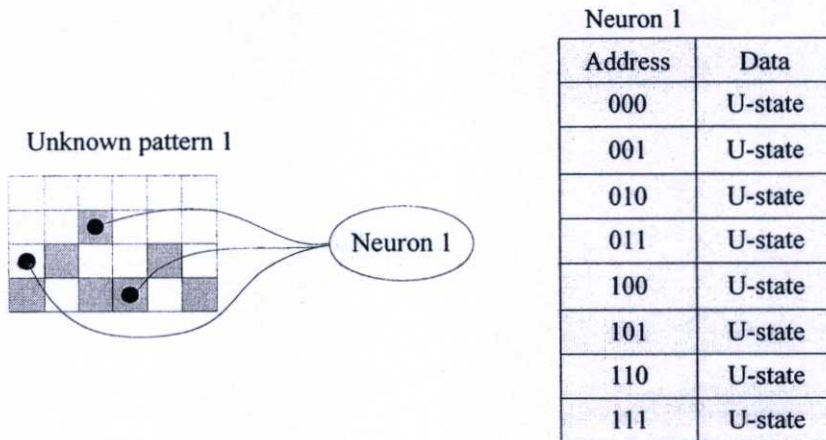
จากรูปที่ 3.13 โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักจะแตกต่างจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีน้ำหนักโดยจะไม่ต้องคำนวณค่าน้ำหนักในขั้นตอนการเรียนรู้ โดยในรูปเป็นโครงสร้างที่ง่ายไม่ซับซ้อน ซึ่งมีนิวรอน 1 ชั้นและไม่มีการป้อนกลับ โดยมีอินพุตเป็นลักษณะภาพขาว-ดำ (Binary image) ซึ่งจะเป็นข้อมูลอินพุตแบบ 2 มิติ

3.3.2 การฝึกสอนและการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก

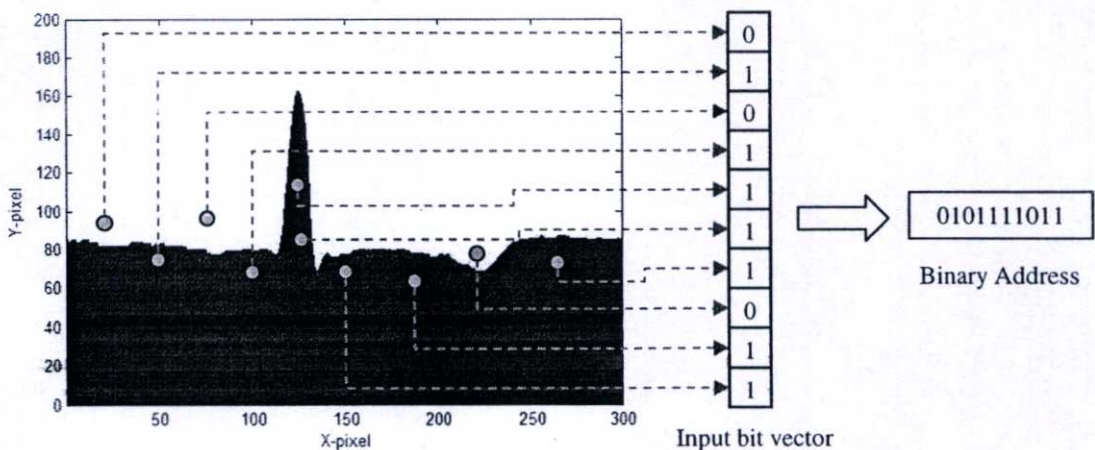
เนื่องจากการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักจะเหมือนกับการทำงานของหน่วยความจำชั่วคราว ดังนั้นการเริ่มต้นฝึกสอนให้กับนิวรอนจะต้องกำหนดให้ทุกตำแหน่งในหน่วยความจำอยู่ในสถานะ Undefined-state (U-state) คือ สภาพที่ค่าของข้อมูลในหน่วยความจำยังไม่ได้ถูกกำหนดชัดเจน ดังรูปที่ 3.14

ข้อมูลที่นำมาให้ n -tuple จับนี้ต้องอยู่ในรูปของภาพขาว-ดำ โดยกำหนดให้จุดภาพ (Pixel) ที่มีสีขาวแทนด้วยข้อมูล “0” และสีดำแทนด้วยข้อมูล “1” แสดงดังรูปที่ 3.15 จากนั้นจึงให้

ไซแนปส์ของนิวรอนแต่ละตัวจับตามตำแหน่งที่ดีที่สุด เพื่อนำข้อมูลที่ไซแนปส์จับนี้ไปชี้เป็นตำแหน่งของหน่วยความจำชั่วคราว (Content Addressable Memory) [21] ดังรูปที่ 3.16



รูปที่ 3.14 โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักก่อนทำการฝึกสอน

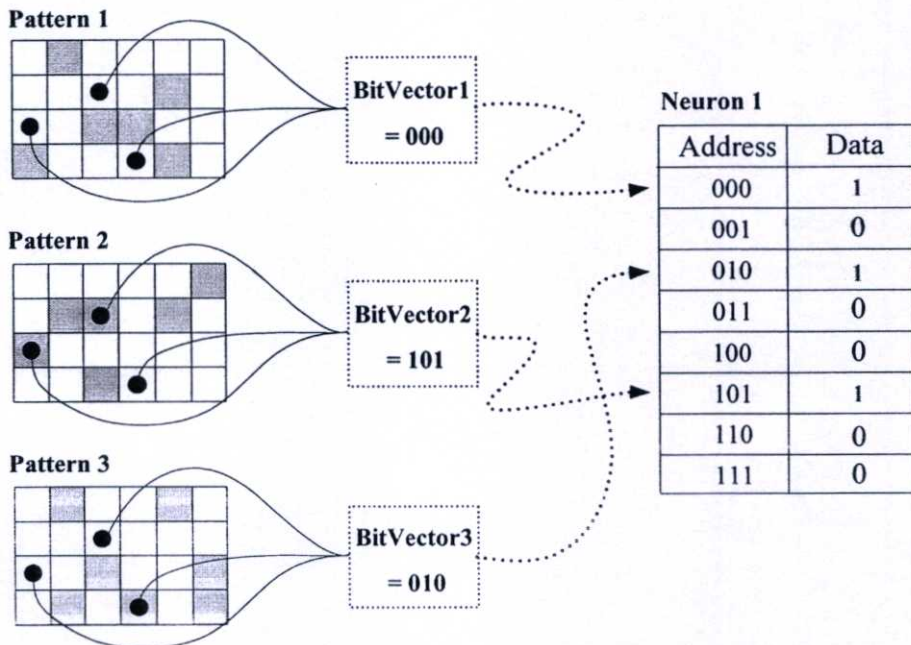


รูปที่ 3.15 แสดง Binary image ความละเอียดภาพ 300x200 pixels สำหรับนิวรอนหนึ่งเซลล์

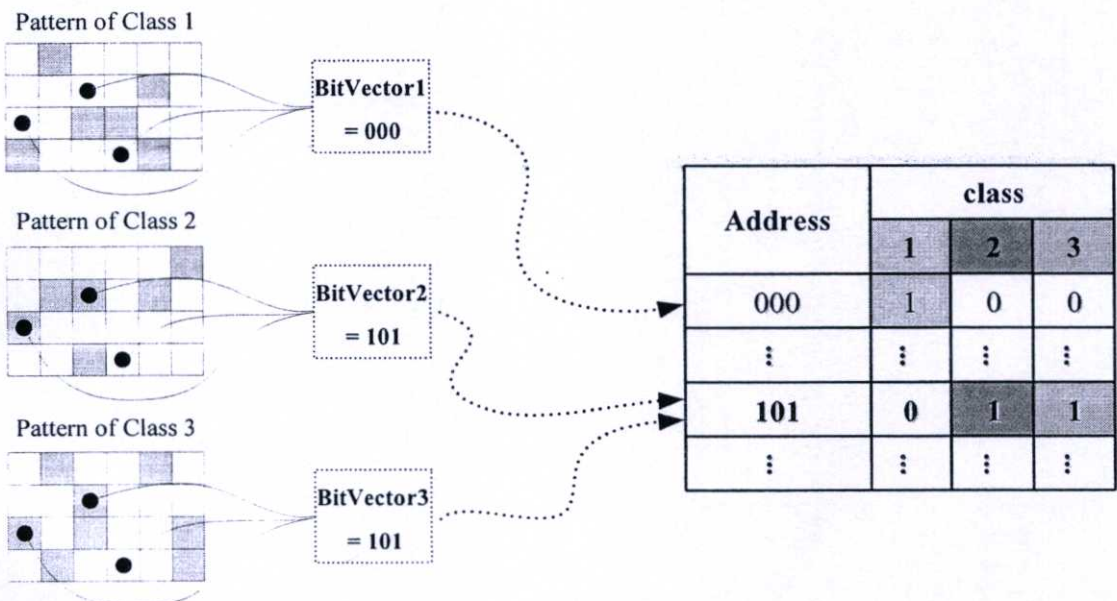
จากรูปที่ 3.16 เป็นการฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก โดยนิวรอนที่จับภาพของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ซึ่งอยู่ในรูปแบบไบนารี คือนิวรอนตัวเดียวกัน มีตำแหน่งของไซแนปส์เป็นตำแหน่งเดียวกันทั้ง 3 คลื่นไฟฟ้าหัวใจ เมื่อข้อมูลที่ได้จากไซแนปส์ตรงกับตำแหน่งใดในหน่วยความจำ ก็จะทำการเซตข้อมูลที่ตำแหน่งนั้นเป็น “1” ส่วนข้อมูลในตำแหน่งที่เหลือจะถูกเซตให้เป็น “0”

แต่ในกรณีที่ตำแหน่งของไซแนปส์จับคลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้ง 3 แล้วเกิดตำแหน่งของหน่วยความจำที่เดียวกัน ซึ่งแสดงว่าวิธีการจับของไซแนปส์ไม่ดีหรือเกิดการซ้ำเกิดขึ้นซึ่งจะทำให้การระบุชนิดคลื่นไฟฟ้าหัวใจผิดพลาดได้ ดังแสดงในรูปที่ 3.17 ดังนั้นจะต้องมีการเชื่อมต่อไซแนปส์ที่ดีที่สุด (Synaptic optimization) ในงานวิจัยนี้ได้ใช้นิวรอนจำนวนหลายนิวรอนซึ่งแต่ละ

นิวรอนจะต้องเชื่อมต่อกับรูปแบบอินพุตที่แตกต่างกันและจะต้องไม่เกิดการซ้ำซ้อนของการระบุชนิดของกลุ่ม (Class label) ซึ่งจะใช้ทฤษฎีทางสถิติร่วมกับพีชเซอร์เรโซและทฤษฎีของเซต (Set theory) ช่วยในหาคำแหน่งที่ดีที่สุด ซึ่งจะกล่าวต่อไปในบทที่ 4 และบทที่ 5



รูปที่ 3.16 การฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก



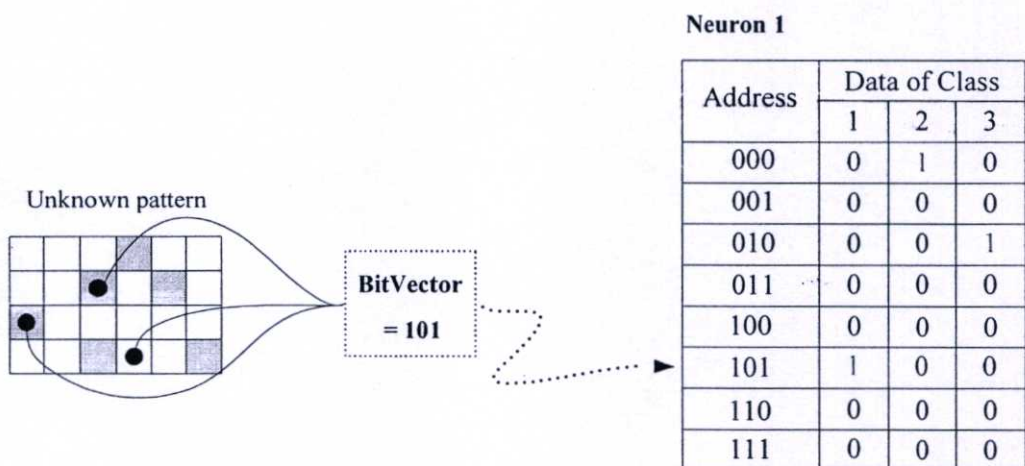
รูปที่ 3.17 การระบุตำแหน่งซ้ำซ้อนของข้อมูล

3.3.3 การประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก

เนื่องจากการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักนี้ เหมือนกับหลักการ
ทำงานของหน่วยความจำชั่วคราว ดังนั้นกระบวนการประมวลผลของนิวรอนสามารถใช้หลักของ

การอ่านข้อมูลของหน่วยความจำชั่วคราว ซึ่งทำได้โดยการกำหนดตำแหน่งของข้อมูลที่ต้องการอ่านไปที่หน่วยความจำชั่วคราว จากนั้นหน่วยความจำชั่วคราวก็จะส่งข้อมูลที่ต้องการนั้นออกมา จากหลักการดังกล่าวสามารถนำมาใช้ในการประมวลผลได้ โดยกำหนดให้ตำแหน่งในหน่วยความจำชั่วคราวเป็นค่าที่ได้จากไซแนปส์ของนิวรอนแต่ละตัว เพื่อนำไปเป็นค่าชี้ตำแหน่งของหน่วยความจำชั่วคราวที่ต้องการอ่านค่า ซึ่งก็คือค่าที่ได้จากการประมวลผลนั่นเอง โดยตำแหน่งที่กำหนดให้ไซแนปส์ของนิวรอนแต่ละตัวจับก็คือ จับตำแหน่งเดียวกันกับตำแหน่งไซแนปส์ของนิวรอนแต่ละตัวในกระบวนการฝึกสอน ในการประมวลผลจะกำหนดให้ 1 นิวรอน สามารถให้คะแนน 1 คะแนนกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจชนิดเดียว โดยถ้านิวรอนประมวลผลแล้วเป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่เคยเรียนรู้ชนิดใด นิวรอนก็จะตอบ 1 คะแนนให้กับชนิดนั้น แต่ถ้าประมวลผลแล้วเป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ไม่เคยเรียนรู้ว่าเป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจชนิดใดๆเลย จะใช้วิธีการของ Hamming Distance (HD) [22] มาหาระยะทางของแต่ละบิตระหว่างบิตเวกเตอร์ที่นำมาทดสอบกับบิตเวกเตอร์ที่เคยเรียนรู้แล้วและจะให้คำตอบเอาที่พู่ที่มีค่า Hamming distance น้อยที่สุด ซึ่งเป็นหลักการของ ทฤษฎี Nearest Neighbor

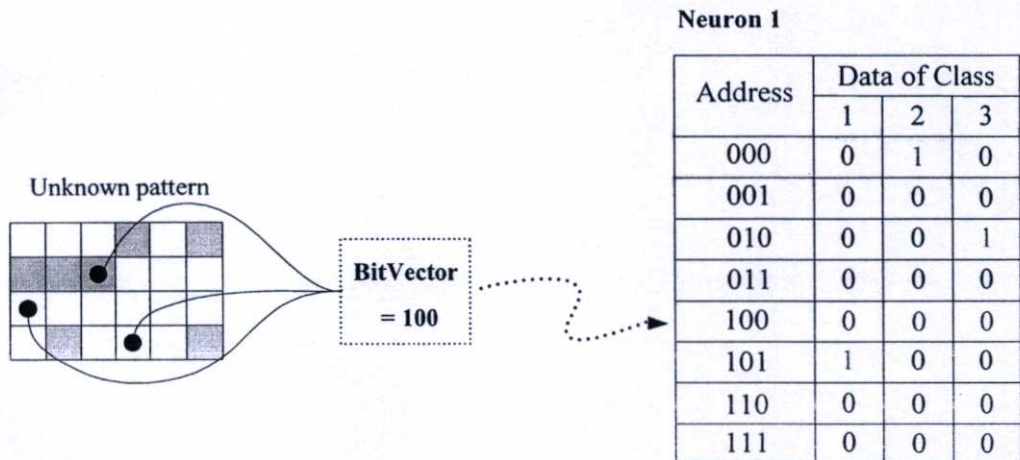
ข้อมูลที่ได้จากกระบวนการประมวลผลสามารถแบ่งได้เป็น 2 กรณี คือ กรณีแรกตำแหน่งของข้อมูลที่ทดสอบตรงกับตำแหน่งของข้อมูลที่เคยได้รับการฝึกสอน (Hamming distance = 0) ดังรูปที่ 3.18 คำตอบที่ได้จากนิวรอนตัวนี้ คือ 1 คะแนน



รูปที่ 3.18 ตำแหน่งข้อมูลที่ทดสอบตรงกับการฝึกสอน

ส่วนกรณีที่สอง ตำแหน่งของข้อมูลที่ทดสอบไม่ตรงกับตำแหน่งของข้อมูลที่เคยได้รับการฝึกสอน (Hamming distance $\neq 0$) ดังรูปที่ 3.19 ซึ่งเป็นตำแหน่งที่มีข้อมูลเป็น 0 แต่นิวรอนตัวนี้ยังไม่ให้คำตอบว่าเป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจปรกติหรือผิดปกติ (1 หรือ 0 คะแนน) โดยต้องทำการหาว่าตำแหน่งนี้ต่างจากตำแหน่งที่เคยได้รับการฝึกสอนก็บิต ซึ่งอาศัยหลักการของ Hamming Distance มาเปรียบเทียบเพื่อหาตำแหน่งที่ใกล้เคียงที่สุด โดยวิธีการของ Hamming Distance เป็นการ

เปรียบเทียบกันแบบบิตต่อบิต โดยการนำตำแหน่งทั้งสองที่ต้องการเปรียบเทียบมา Exclusive-OR (XOR) กัน แล้วนำบิตจากคำตอบที่มีค่าเป็น 1 มารวมกันก็จะได้ค่า Hamming Distance ของข้อมูลที่เปรียบเทียบกัน ซึ่งถ้ามีค่า Hamming Distance มากแสดงว่าตำแหน่งที่นำมาเปรียบเทียบกันมีจำนวนบิตแตกต่างกันมาก ก็หมายความว่าข้อมูลก็มีความแตกต่างกันมากเช่นกัน



รูปที่ 3.19 ตำแหน่งข้อมูลที่ทดสอบไม่ตรงกับการฝึกสอน

จากรูปที่ 3.19 สามารถคำนวณหาค่า Hamming Distance ของตำแหน่งข้อมูลที่ใช้ทดสอบ คือ 100 กับตำแหน่งของข้อมูลที่เคยได้รับการฝึกสอน คือ 000 010 และ 101 ได้ดังตารางที่ 3.2

ตารางที่ 3.2 การหาค่า Hamming Distance ของ 100 กับ 000 010 และ 101

ตำแหน่งของข้อมูลที่ใช้ทดสอบ	1 0 0	1 0 0	1 0 0
ตำแหน่งของข้อมูลที่เคยได้รับการฝึกสอน	0 0 0	0 1 0	1 0 1
Excusive-or	1 0 0	1 1 0	0 0 1
Hamming Distance	1	2	1

ซึ่งจะเห็นได้ว่าการใช้ Hamming Distance ที่มีค่าน้อยที่สุดจะมีผลทำให้โครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างมี Generalization มากขึ้น เนื่องจากระบบจะยอมรับรูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจบางรูปที่มีความคล้ายคลึงกันกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ได้รับการฝึกสอนมากที่สุด แม้ว่าคลื่นไฟฟ้าหัวใจนั้นจะไม่เคยได้รับการฝึกสอนก็ตาม

จากขั้นตอนการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก มีรายละเอียดดังนี้

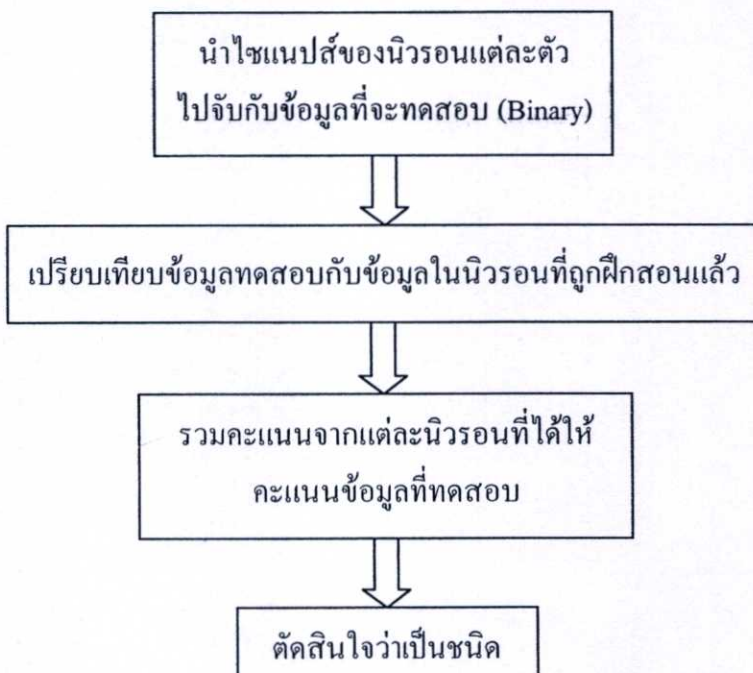
ขั้นตอนที่ 1 นำไซแนปส์ของนิวรอนแต่ละตัวไปจับข้อมูลที่จะทดสอบ ซึ่งข้อมูลนี้ถูกแปลงให้อยู่ในรูปของไบนารี โดยตำแหน่งที่กำหนดให้ไซแนปส์ของนิวรอนแต่ละตัวจับก็คือตำแหน่งเดียวกันกับตำแหน่งที่จับในกระบวนการฝึกสอน ซึ่งได้มาจากการหาตำแหน่งที่ดีที่สุด

ขั้นตอนที่ 2 ทำการเปรียบเทียบข้อมูลทดสอบกับข้อมูลที่เก็บในนิวรอน โดยอาศัยหลักการของ Hamming Distance ซึ่งเป็นการเปรียบเทียบกันแบบบิตต่อบิต ซึ่งที่ HD ค่าน้อยที่สุดแสดงว่าข้อมูลทดสอบมีค่าใกล้เคียงกับข้อมูลที่ใช้ฝึกสอนนั้นมากที่สุด นิวรอนตัวนั้นจะตอบ 1 คะแนนกับข้อมูลทดสอบนั้น

ขั้นตอนที่ 3 ทำการรวมคะแนนของนิวรอนทุกตัว เป็นคะแนนรวมให้กับข้อมูลทดสอบนั้น เพื่อนำไปพิจารณาว่าข้อมูลทดสอบนั้นว่าเป็นข้อมูลชนิดใด

ขั้นตอนที่ 4 ทำการตัดสินใจจากคะแนนที่ได้ ซึ่งจะใช้การลงมติ(Voting) ว่าชนิดใดมีคะแนนมากที่สุดก็จะตอบเป็นชนิดนั้น

ขั้นตอนการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก สรุปได้ดังรูปที่ 3.20

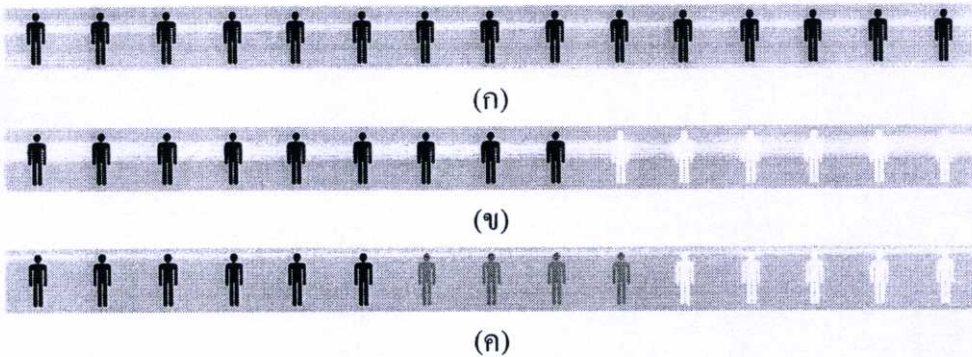


รูปที่ 3.20 ขั้นตอนการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก

3.3.4 ฟังก์ชันการตัดสินใจของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก

จากกระบวนการประมวลผล ค่าที่ได้จะอยู่ในรูปของคะแนน (Score) ซึ่งข้อมูลทดสอบ 1 ข้อมูลก็จะมีคะแนนที่ได้จากนิรอนทั้งหมดรวมกัน 1 ค่า คะแนนนี้จะเป็นตัวบ่งชี้ว่าข้อมูลทดสอบมีความเหมือนกับข้อมูลที่ได้ฝึกสอนเพียงใด โดยถ้าคะแนนมากแสดงว่าข้อมูลทดสอบนั้นเหมือนกับข้อมูลที่ได้ฝึกสอนมาก

รูปแบบของความคิดคนส่วนใหญ่ 3 อย่าง [23] คือ เอกฉันท (Unanimity), ข้างมาก (simple majority) และเสียงส่วนใหญ่ (plurality) ได้ถูกแสดงในรูปที่ 3.21 ถ้าเราสมมติว่า สีดำ สีเทา และสีขาว ตามตัวบ่งบอกประเภท (class labels) และตัวตัดสินใจเป็นตัวจำแนกประเภทแบบเดี่ยว (individual classifiers) ในกลุ่มของตัวจำแนกประเภททั้งหมด (ensemble) ซึ่งตัวบ่งบอกสุดท้ายจะเป็น “สีดำ” ทั้งสามรูปแบบ ซึ่งในรูปที่ 3.21 จะเป็นวิธีในการลงมติ (Voting Rule) ที่ใช้ในงานวิจัยนี้ จะเป็นวิธีลงมติเสียงส่วนมากหรือจำนวนลงมติดำมากที่สุด (Maximum voting)



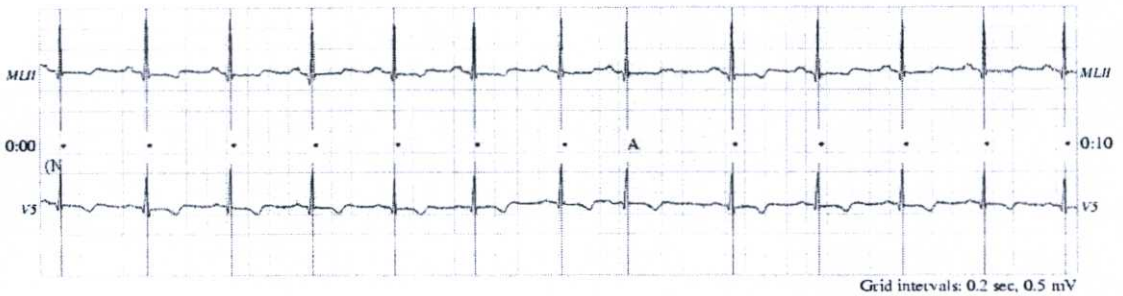
รูปที่ 3.21 แสดงการลงมติ 3 วิธี ของผู้ลงมติ (ก) เอกฉันท (ข) เสียงข้างมาก (ค) เสียงส่วนมาก

บทที่ 4

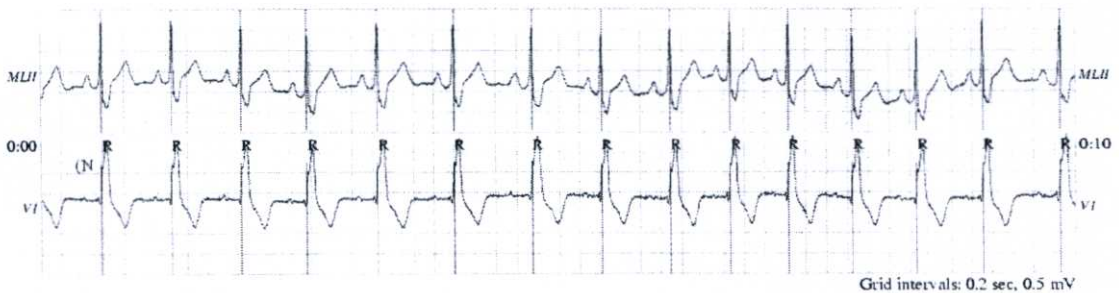
การเตรียมและหาลักษณะเด่นของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

4.1 การเตรียมข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ได้จาก MIT-BIH Arrhythmia Database [14] ประกอบด้วยคลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้งที่ปกติและผิดปกติ โดยความถี่ในการสุ่มสัญญาณ (Sampling Frequency) ในฐานข้อมูลนี้มีความถี่เท่ากับ 360 Hz ในแต่ละข้อมูลของคลื่นไฟฟ้าหัวใจของแต่ละคนจะประกอบด้วยไฟล์ข้อมูลที่บอกถึงประเภทของคลื่นไฟฟ้าหัวใจในแต่ละบิต โดยคลื่นไฟฟ้าหัวใจของผู้ป่วยแต่ละคนนั้นจะมีสัญญาณ 2 สัญญาณด้วยกันดังแสดงในรูปที่ 4.1 ในงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้สัญญาณใน Modified Lead II (MLII) เนื่องจากมีขนาด (Amplitude) ของสัญญาณสูงสุดและพบได้บ่อยซึ่งใช้วัดในผู้ป่วยแทบทุกคนสำหรับในฐานข้อมูลนี้ คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ทำการเลือกมีด้วยกัน 12 ชนิด เนื่องจากเป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ใช้ในงานวิจัย ประกอบด้วยคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติ (NORMAL), left bundle branch block beat (LBBB), right bundle branch block beat (RBBB), paced beat (PACE), premature ventricular contraction (PVC), atrial premature contraction (APC), aberrated atrial premature beat (AAPB), nodal (junctional) premature beat (NPB), fusion of ventricular and normal beat (FVNB), nodal (junctional) escape beat (NEB), ventricular escape beat (VEB) และ fusion of paced and normal beat (FPNB)



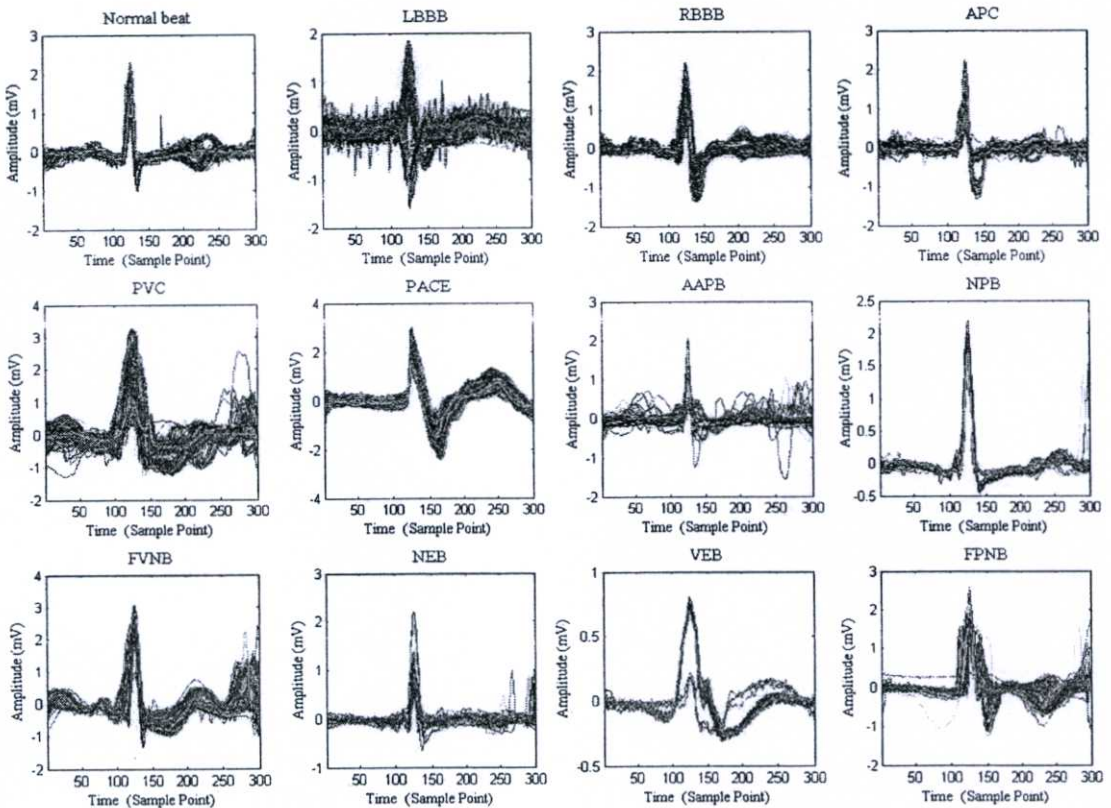
(ก) Record No. 100



(ข) Record No. 212

รูปที่ 4.1 ลักษณะของคลื่นไฟฟ้าหัวใจจาก MIT-BIH Arrhythmia Database

ในกระบวนการจัดเตรียมข้อมูลนั้น คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ต่อเนื่องกันจะต้องถูกตัดออกมาเป็นสัญญาณบิตเดี่ยวๆ ตามประเภทของคลื่นไฟฟ้าหัวใจแต่ละโรคหรือแต่ละชนิด เพื่อนำไปใช้ในการทดลองอัลกอริทึมที่คิดขึ้น โดยจะทำการหาจุดศูนย์กลางของสัญญาณก่อนนั้นคือจุดยอดคลื่น R จากนั้นจึงทำการตัดสัญญาณบริเวณรอบข้างตามระยะของรูปคลื่นที่เหมาะสม โดยให้มีส่วนของสัญญาณก่อนหน้ายอดคลื่น R ประมาณ 345 mS หรือ 124 จุดข้อมูล ($f_s = 360$ Hz) และส่วนของสัญญาณหลังยอดคลื่น R ประมาณ 486 mS หรือ 175 จุดข้อมูล ดังนั้นสัญญาณใน 1 บิต (1 รูปคลื่นสัญญาณ) จึงมีข้อมูล 300 จุดข้อมูล (300 Dimensions) ลักษณะของคลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้ง 12 ชนิด แสดงในรูปที่ 4.2



รูปที่ 4.2 คลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้ง 12 ชนิด

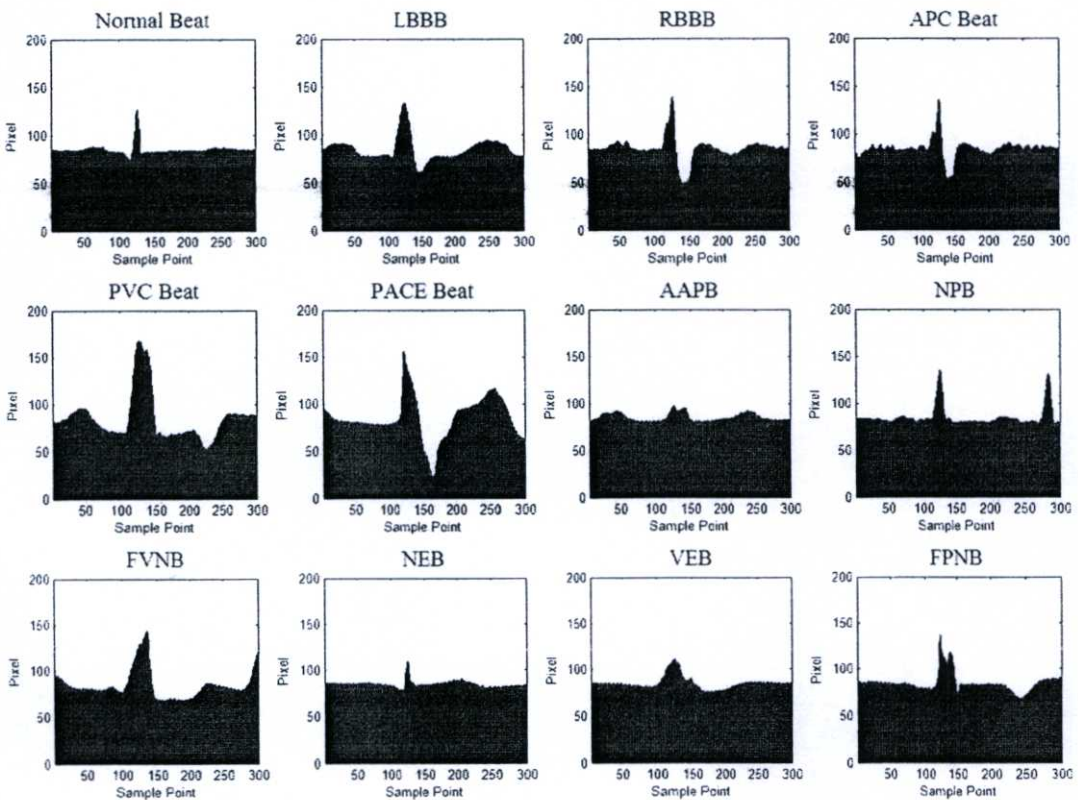
4.2 การแปลงข้อมูลของคลื่นไฟฟ้าหัวใจให้อยู่ในรูปของ Binary image

เนื่องจากข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักจะต้องอยู่ในรูปของ Binary image เสียก่อน ดังนั้นจึงต้องทำการแปลงและปรับขนาดใหม่ โดยเริ่มจากการหาค่าของข้อมูลที่มีค่าต่ำสุด (y_{min}) และค่าสูงสุด (y_{max}) ของทุกกลุ่มข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน จากนั้นทำการปรับขนาดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยสมการที่ 4.1

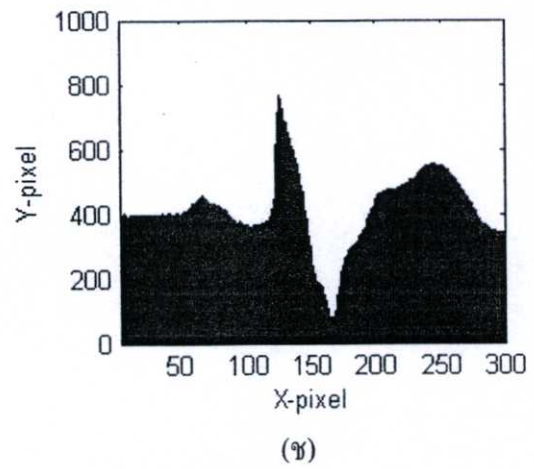
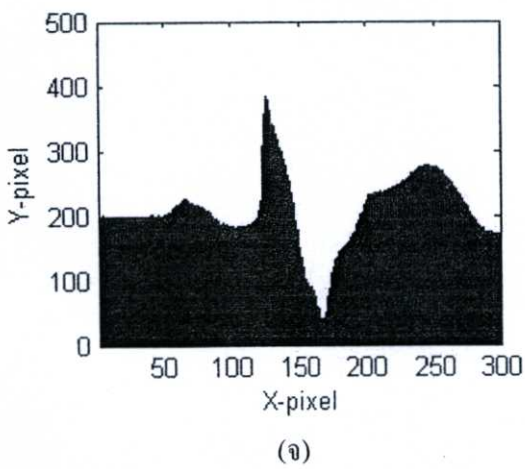
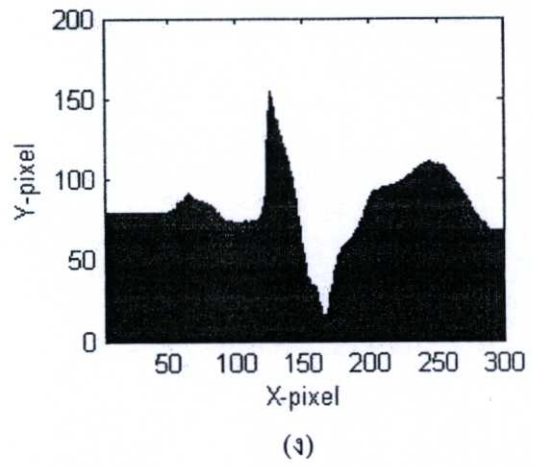
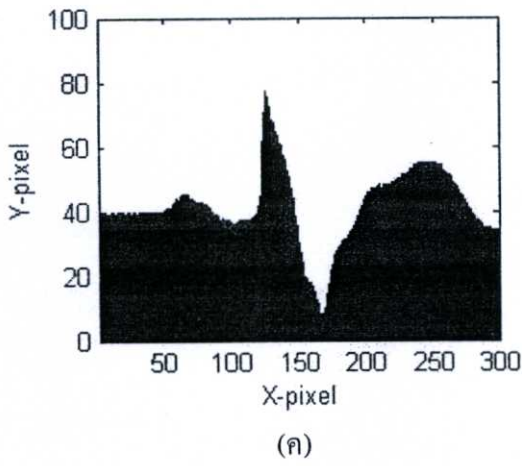
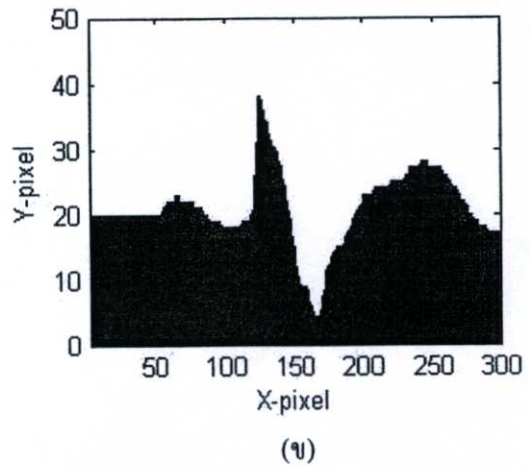
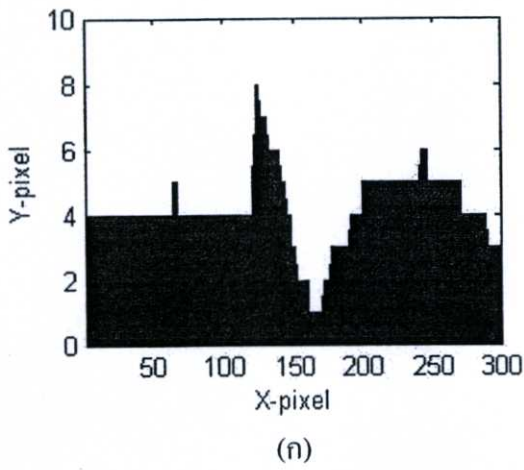
$$y^*(t) = \frac{y(t) - y_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}} \times N \quad (4.1)$$

โดย $y(t)$ คือข้อมูลของคลื่นไฟฟ้าหัวใจแต่ละจุดที่เวลา t ต่างๆก่อนปรับขนาด
 y_{\max} คือค่าสูงสุดของกลุ่มคลื่นไฟฟ้าหัวใจก่อนปรับขนาด
 y_{\min} คือค่าต่ำสุดของกลุ่มคลื่นไฟฟ้าหัวใจก่อนปรับขนาด
 และ N คือจำนวนจุดตามความสูงภาพ (Height) ของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

ดังรูปที่ 4.3 จะเป็นรูปตัวอย่างที่ปรับขนาดแล้วของคลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้ง 12 ชนิด โดยการปรับขนาดในรูปตามแกน x จะมีจำนวนจุดตามความกว้างภาพ (Width) อยู่ที่ 300 จุดและทางแกน y จะใช้จำนวนจุดตามความสูงภาพตั้งแต่ 200 ถึง 500 จุด โดยการเลือกจุดตามความกว้างภาพจำนวน 300 จุด ตลอดจนการทดลองเนื่องจากเป็นข้อมูลที่ได้จากการตัดรูปคลื่นไฟฟ้าหัวใจตั้งแต่ต้น ส่วนจำนวนจุดตามความสูงภาพจะเลือกให้เหมาะสมกับความละเอียดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจซึ่งถ้าใช้ความละเอียดน้อยไปจะทำให้ข้อมูลหายไปแต่ถ้าละเอียดมากไปก็จะเป็นการสิ้นเปลืองหน่วยความจำในการเก็บข้อมูล ดังแสดงในรูปที่ 4.4 ซึ่งแสดงความละเอียดของภาพที่มี (ก) 300x10, (ข) 300x50, (ค) 300x100, (ง) 300x200, (จ) 300x500 และ(ช) 300x1000 พิกเซล ตามลำดับ



รูปที่ 4.3 ข้อมูลของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ได้ทำการ Normalize แล้วที่ N เท่ากับ 200



รูปที่ 4.4 ความแตกต่างของการเปลี่ยนค่า N ต่างๆ ในการ Normalize

4.3 การลดขนาดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยฟิชเชอร์ดิสคริมิแนนต์

ฟิชเชอร์ดิสคริมิแนนต์ (Fisher's Discriminant) [24][25] เป็นวิธีการที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในการหาลักษณะเด่นและลดมิติของข้อมูลในงานทางด้านความรู้จำรูปแบบ แนวคิดของฟิชเชอร์ คือ การหาทิศทางของการโปรเจ็ค (Projection) (หรือ Basis ใหม่) W ที่ให้ความแตกต่างของค่าเฉลี่ยของกลุ่มได้ดี (เมื่อโปรเจ็คข้อมูลลงบนทิศทาง W) ในขณะที่ให้ค่าความแปรปรวน (Variance) รอบค่ากลางของกลุ่มเหล่านั้นมีค่าน้อยๆ เมื่อก้าวในทางคณิตศาสตร์ฟิชเชอร์จะทำการเลือกทิศทาง การโปรเจ็ค W จนกระทั่งทำให้อัตราส่วนของเมตริกซ์การกระจายระหว่างกลุ่ม (Between-class scatter matrix) และเมตริกซ์การกระจายภายในกลุ่ม (Within-class scatter matrix) มีค่ามากที่สุด

สำหรับโจทย์ปัญหาที่มีจำนวนกลุ่ม c กลุ่ม กำหนดให้เมตริกซ์การกระจายระหว่างกลุ่ม เป็น

$$S_B = \sum_{i=1}^c N_i (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \quad (4.2)$$

และเมตริกซ์การกระจายภายในกลุ่ม เป็น

$$S_W = \sum_{i=1}^c \sum_{\mathbf{x}_k \in X_i} (\mathbf{x}_k - \mu_i)(\mathbf{x}_k - \mu_i)^T \quad (4.3)$$

เมื่อ μ_i คือ ข้อมูลเฉลี่ยของกลุ่ม X_i , μ คือ ข้อมูลเฉลี่ยของทุกกลุ่ม และ N_i คือ จำนวนข้อมูลในกลุ่ม X_i ถ้า S_W เป็น Nonsingular matrix ทิศทาง projection W_{opt} ที่เหมาะสมที่สุดจะเลือกจากเมตริกซ์ที่มีคอดัชนีที่ Orthonormal โดยที่เมตริกซ์นี้ให้อัตราส่วน Determinant ของเมตริกซ์การกระจายระหว่างกลุ่ม และ Determinant ของเมตริกซ์การกระจายภายในกลุ่มที่ได้จากข้อมูลที่โปรเจ็คแล้ว มีค่ามากที่สุด

$$W_{opt} = \arg \max_W \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_m] \quad (4.3)$$

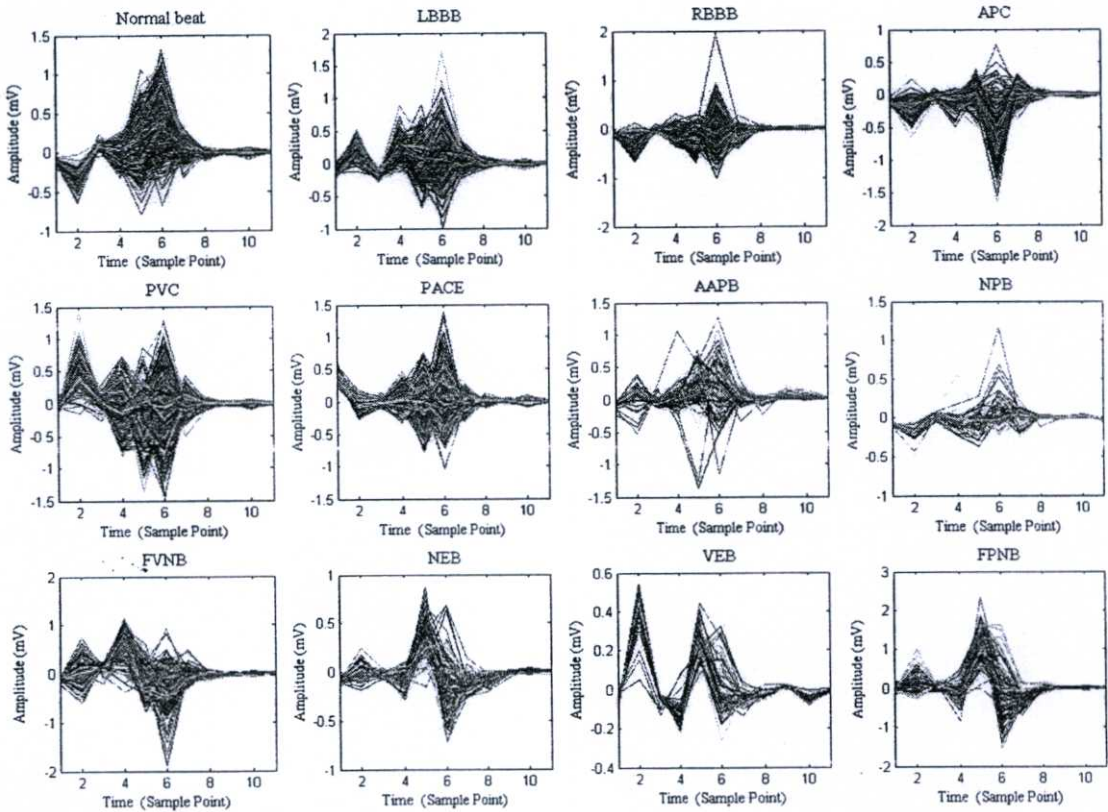
เมื่อ $\{w_i | i=1, 2, \dots, m\}$ คือ เซตของ Generalized eigenvectors ของ S_B และ S_W ที่สอดคล้องกับ Generalized eigenvalues, $\{\lambda_i | i=1, 2, \dots, m\}$ ที่มีค่ามากที่สุดจำนวน m ค่า เมื่อ

$$S_B w_i = \lambda_i S_W w_i, \quad i=1, 2, \dots, m \quad (4.4)$$

ซึ่งจะมีค่า Generalized eigenvalues ที่ไม่เป็นศูนย์มีจำนวนมากที่สุดเท่ากับ $c-1$ ค่า ดังนั้นค่าของจำนวน m ที่มากที่สุดก็จะเท่ากับ $c-1$ ด้วยเช่นกัน โดยที่ c คือจำนวนกลุ่มของข้อมูล [24]

เมื่อทำการเลือก Eigenvector ที่ต้องการแล้วจึงโปรเจกต์ข้อมูลลงบน Basis ใหม่ [26] จากรูปที่ 4.5 ซึ่งได้ทำการโปรเจกต์คลื่นไฟฟ้าหัวใจจำนวน 12 ชนิด ดังนั้นจะคงเหลือค่า Generalized eigenvalues เพียง 11 ค่าที่ไม่เป็นศูนย์ เพราะฉะนั้นเมื่อโปรเจกต์ข้อมูลลงบน basis ใหม่แล้วก็จะเหลือเพียง 11 มิติเท่านั้น ตามสมการที่ (4.5) ดังนี้

$$\hat{\mathbf{X}}_k = \frac{\mathbf{X}_k \cdot \mathbf{W}_1}{\mathbf{W}_1 \cdot \mathbf{W}_1} \mathbf{W}_1 + \frac{\mathbf{X}_k \cdot \mathbf{W}_2}{\mathbf{W}_2 \cdot \mathbf{W}_2} \mathbf{W}_2 + \dots + \frac{\mathbf{X}_k \cdot \mathbf{W}_m}{\mathbf{W}_m \cdot \mathbf{W}_m} \mathbf{W}_m \quad (4.5)$$



รูปที่ 4.5 คลื่นไฟฟ้าหัวใจ 12 ชนิดในแกนใหม่ที่ลดจาก 300 มิติ เหลือ 11 มิติ

4.4 การหาตำแหน่งที่ดีที่สุดด้วยอัตราส่วนของฟิชเชอร์ (Fisher's Ratio)

งานวิจัยนี้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักในกระบวนการรู้จำ และจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ซึ่งโดยปกติแล้วการเชื่อมต่อของโครงข่ายแบบนี้จะเป็นการเชื่อมต่อแบบบางส่วน (Partial Connection) ทำให้ระบบมี Generalization มากขึ้น นั่นคือ คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่นำมาพิสูจน์ไม่จำเป็นต้องเหมือนทุกประการกับคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ได้เรียนรู้ไปแล้วนั่นเอง ดังนั้นเราจึงทำการหาตำแหน่งที่ดีที่สุดในการเชื่อมต่อให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก

อัตราส่วนของฟิชเชอร์หรือฟิชเชอร์เรโซเป็นการประยุกต์ที่ได้มาจากฟิชเชอร์ดิสคริมิแนนท์ซึ่งเปลี่ยนจากอัตราส่วนระหว่างเมตริกซ์การกระจายระหว่างกลุ่มกับเมตริกซ์การกระจายภายในกลุ่มมาเป็นการหาอัตราส่วนระหว่างค่าความแปรปรวนระหว่างกลุ่มและค่าแปรปรวน

ภายในกลุ่ม เทคนิคใหม่นี้จะหาค่าของข้อมูลที่ดีที่สุดซึ่งจะไม่มีกรหา basis ใหม่ ทำให้ลดกระบวนการลงได้ ในกระบวนการนี้สามารถหาอัตราส่วนของฟิสเซอร์มีสมการดังนี้

ค่าความแปรปรวนระหว่างกลุ่ม (Variance between classes: V_B^2)

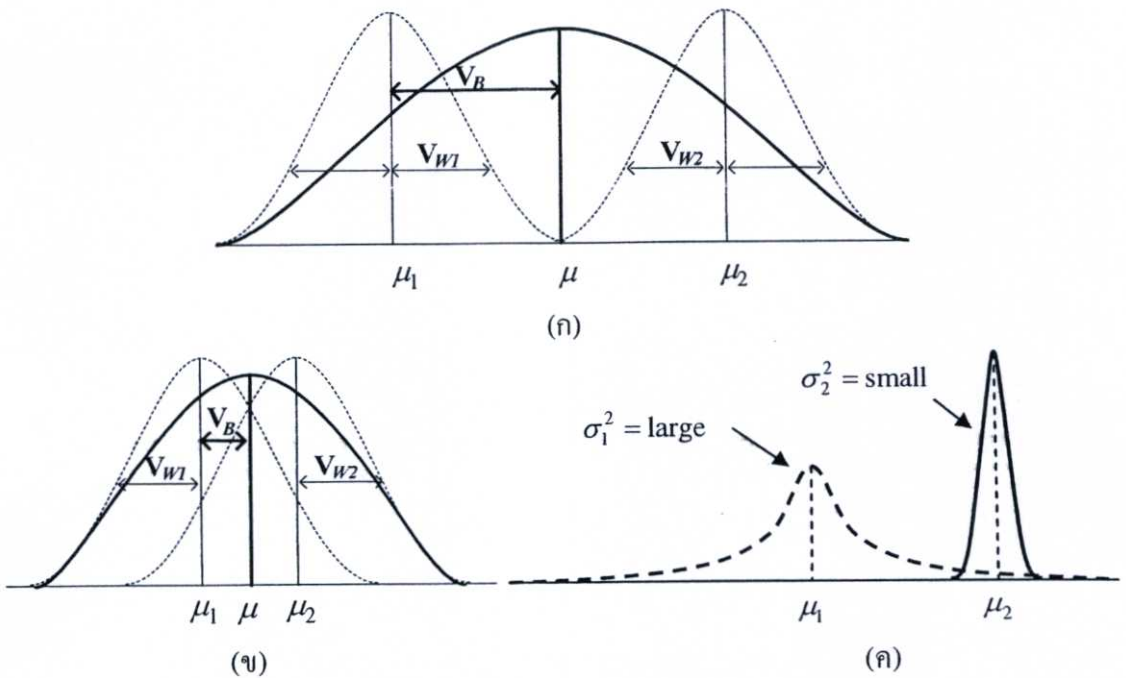
$$V_B^2 = \sum_{i=1}^C (\mu_i - \mu)^2 \quad (4.6)$$

ค่าความแปรปรวนภายในกลุ่ม (Variance within class: V_W^2)

$$V_W^2 = \sum_{i=1}^C \sum_{x_k \in X_i} (x_k - \mu_i)^2 \quad (4.7)$$

โดยที่ μ_i คือค่าเฉลี่ยของกลุ่ม X_i , μ คือค่าเฉลี่ยของทุกกลุ่ม และ x_k เป็นข้อมูลในกลุ่ม X_i ซึ่งค่าฟิสเซอร์เรโซสามารถหาได้ดังนี้

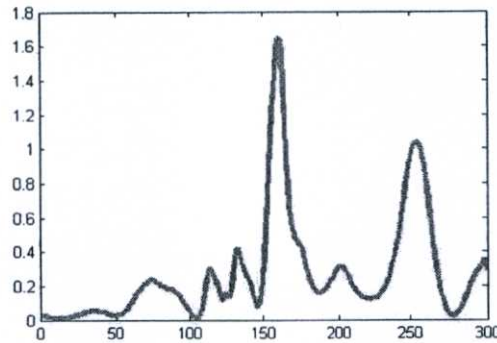
$$FR = \frac{V_B^2}{V_W^2} \quad (4.8)$$



รูปที่ 4.6 ลักษณะของกลุ่มที่มีค่าการกระจายระหว่างกลุ่ม และการกระจายภายในกลุ่ม

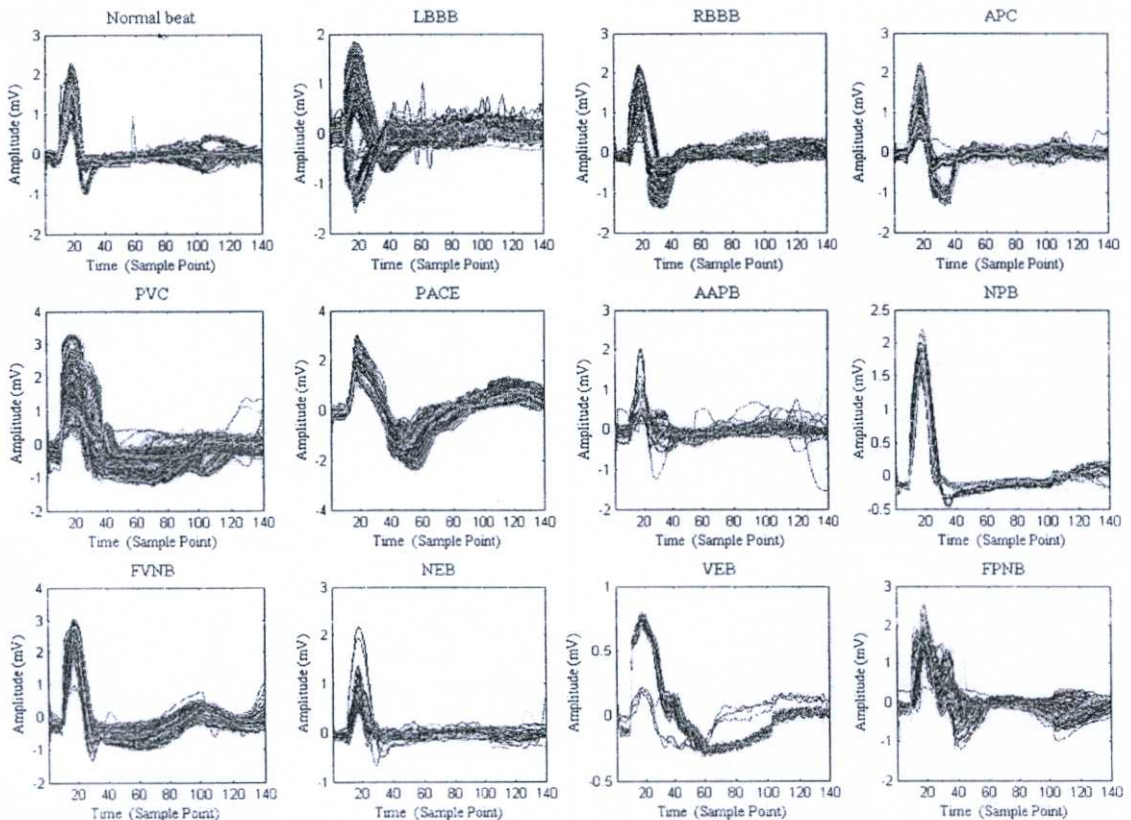
จากรูปที่ 4.6 (ก) เห็นได้ว่าการกระจายของข้อมูลระหว่างกลุ่มที่ 1 และกลุ่มที่ 2 จะที่มีค่ากลางที่ห่างกันแสดงว่ากลุ่มทั้งสองก็จะมีข้อมูลที่แตกต่างกันเช่นกัน ดังนั้นค่าความแปรปรวนระหว่างกลุ่มจะมีค่ามากและการจำแนกประเภทข้อมูลของกลุ่มทั้งสองจะสามารถทำได้ง่าย ส่วนรูปที่ 4.6 (ข) จะมีค่าการกระจายระหว่างกลุ่มน้อยทำให้ข้อมูลทั้งสองกลุ่มซ้อนทับกันซึ่งจะจำแนกประเภทได้ยากกว่า และรูปที่ 4.6 (ค) แสดงกลุ่มข้อมูลทั้งสองที่มีค่าความแปรปรวนภายในกลุ่มไม่เท่ากัน ซึ่งค่าความแปรปรวนที่มีค่าน้อยจะสามารถที่จะจำแนกประเภทได้ดีกว่าเมื่อเทียบกับกลุ่มข้อมูลที่มีค่าความแปรปรวนภายในกลุ่มมาก

ดังนั้นเมื่อค่าความแปรปรวนระหว่างกลุ่มมากและค่าความแปรปรวนภายในกลุ่มน้อยเมื่อนำมาหาอัตราส่วนระหว่างค่าทั้งสอง จะได้อัตราส่วนที่สูงซึ่งแสดงส่วนของข้อมูลที่สามารถจำแนกข้อมูลได้ง่ายนั่นเอง และในรูปที่ 4.7 แสดงอัตราส่วนของพิสเซอร์ที่หามาจากคลื่นไฟฟ้าหัวใจ



รูปที่ 4.7 ค่าอัตราส่วนของพิสเซอร์ของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

อัตราส่วนในรูปที่ 4.7 จะนำมาใช้ในการลดขนาดของข้อมูลลงหรือใช้ในการไซแนปส์แบบบางส่วน (Partial connect) ซึ่งในรูปที่ 4.8 ได้แสดงการลดข้อมูลจาก 300 มิติ เหลือเพียง 140 มิติ ซึ่งเลือกจุดที่มีพิสเซอร์เรโซสูงจำนวน 140 จุด เพื่อที่จะนำข้อมูลนี้ไปทำการฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ



รูปที่ 4.8 คลื่นไฟฟ้าหัวใจ 12 ชนิด ที่ลดขนาดด้วยอัตราส่วนของพิสเซอร์จาก 300 มิติเหลือ 140 มิติ

4.5 ค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Mean and Standard Deviation)

เนื่องจากข้อมูลทั้งหมดที่ใช้ฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้ผู้นำหนักมีลักษณะดังรูปที่ 4.3 จะเห็นได้ว่าพื้นที่ในส่วนที่สูงกว่าและต่ำกว่าคลื่นไฟฟ้าหัวใจหลายๆจะมีพื้นที่ว่างเหมือนกันทุกชนิดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจและจะแสดงความแตกต่างเฉพาะช่วงค่าเฉลี่ยหรือ Base line ของคลื่นไฟฟ้าหัวใจเท่านั้น ดังนั้นตำแหน่งที่ทำการเชื่อมต่อข้อมูลเหล่านี้เข้ากับโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้ผู้นำหนัก จึงควรจะเป็นตำแหน่งที่มีข้อมูลของคลื่นไฟฟ้าหัวใจกระจายอยู่ และส่วนตำแหน่งที่ไม่มีข้อมูลจะถูกตัดทิ้ง โดยการอาศัยหลักการคำนวณทางสถิติ ดังนี้

ค่ากลางใช้ในการบอกตำแหน่งกลางของข้อมูลที่จุดตัวอย่างตำแหน่งต่างๆ การวัดค่าทางสถิติด้วยวิธีการหาค่าเฉลี่ย (Mean) เป็นวิธีที่นิยมใช้กันมาก ซึ่งค่าเฉลี่ยจะมีค่าเท่ากับอัตราส่วนระหว่างผลรวมของข้อมูลทั้งหมดต่อจำนวนของข้อมูล ดังสมการที่ 4.9 และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard deviation: σ) คือค่ารากที่สองของผลรวมของผลต่างระหว่างข้อมูลติดกับค่ากลางของข้อมูลแต่ละค่ายกกำลังสองหารด้วยจำนวนข้อมูลทั้งหมดลบด้วยหนึ่ง โดยทั่วไปค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานมักใช้ควบคู่กับค่าเฉลี่ย เพราะค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานคือค่าที่เบี่ยงเบนรอบๆค่ากลาง ดังสมการที่ 4.10

$$\mu = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i \quad (4.9)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (X_i - \mu)^2} \quad (4.10)$$

$$TH = \mu \pm z \cdot \sigma \quad (4.11)$$

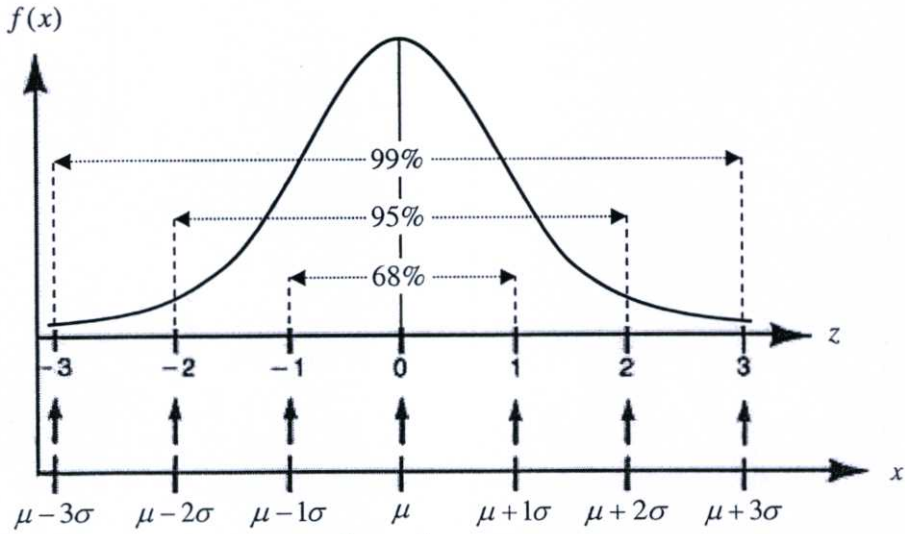
$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right), \quad -\infty < x < \infty \quad (4.12)$$

โดย μ คือ ค่าเฉลี่ยของกลุ่มข้อมูลตัวอย่าง

X_i คือ ค่าของข้อมูลแต่ละตัว

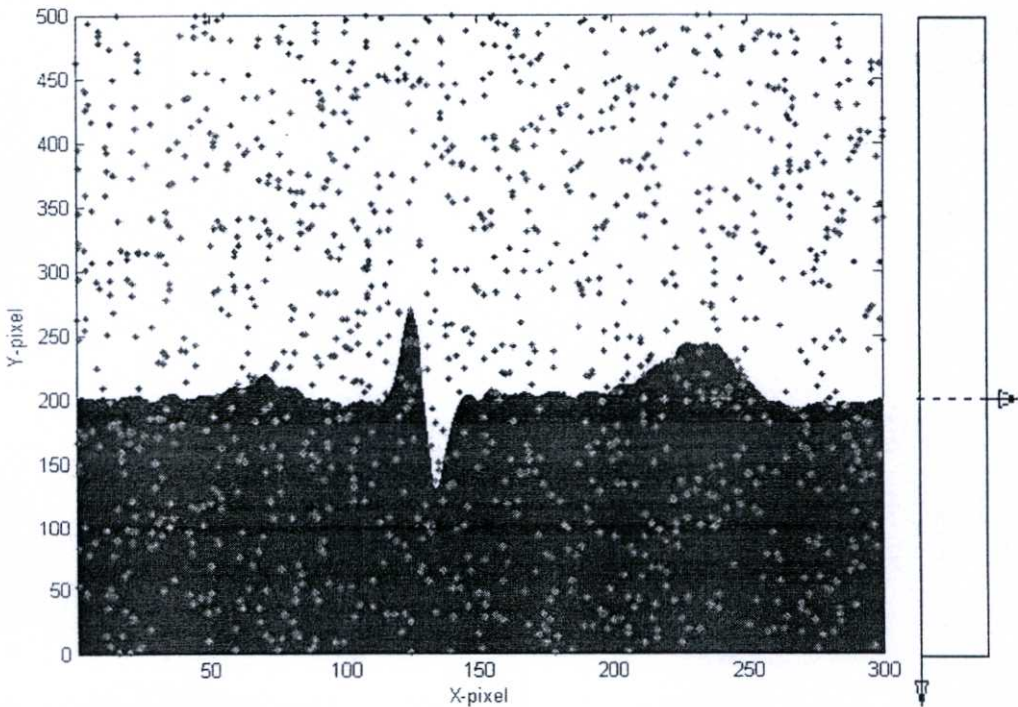
และ m คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

ในสมการที่ 4.12 จะเป็นสมการการกระจายแบบ Gaussian หรืออาจจะเรียกว่า การกระจายแบบปกติ (Normal distribution) ซึ่งในรูปที่ 4.9 จะแสดงความสัมพันธ์ของกราฟการกระจายแบบปกติ (Normal curve) เทียบกับค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ซึ่งจะเป็นกราฟของ Standard Normal distribution เนื่องจากมีค่าเฉลี่ยอยู่ที่กึ่งกลางศูนย์พอดี ($\mu = 0$) ซึ่งเป็นจุดที่มีข้อมูลอยู่สูงสุดตามกราฟ และเมื่อเพิ่มค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ $z = \pm 1, \pm 2, \pm 3$ ค่าของ $f(x)$ จะลดลงเรื่อยๆตามกราฟเอกซ์โพเนนเชียล (Exponential) แต่จำนวนของข้อมูลที่อยู่ในช่วง $z = \pm 1, \pm 2, \pm 3$ ก็จะเพิ่มเป็น 68, 95 และ 99 เปอร์เซ็นต์ ตามลำดับ

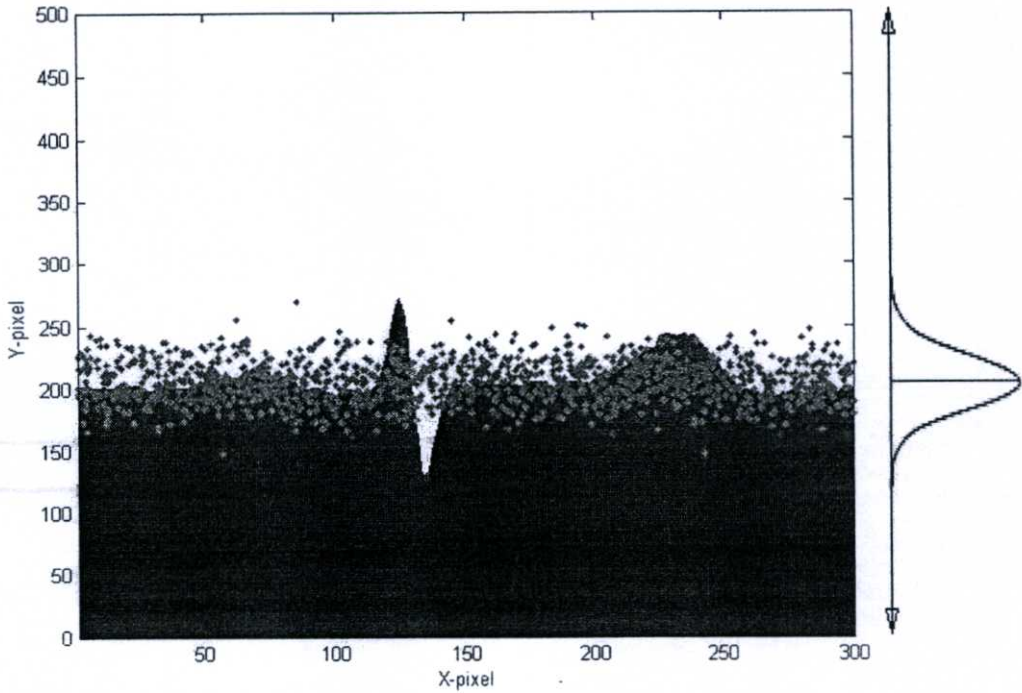


รูปที่ 4.9 ความสัมพันธ์ของค่าเฉลี่ย ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานและ z-score ใน Normal curve

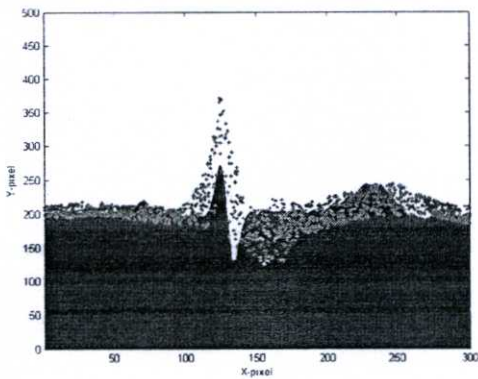
จากสมการที่ 4.9 ถึง 4.12 ถ้านำมาใช้กับคลื่นไฟฟ้าหัวใจเพื่อที่จะหาพื้นที่ในการสุ่มจับไซแนปส์ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก โดยการสุ่มแบบวิธีต่างๆ เช่น สุ่มแบบ Uniform หรือเป็นการสุ่มที่มีความน่าจะเป็นสม่ำเสมอซึ่งแสดงในรูปที่ 4.10 และแบบ Gaussian ซึ่งแสดงในรูปที่ 4.11 และจะมีการกำหนดพื้นที่ในการสุ่มจับโดยใช้ค่าตามสมการที่ 4.11 ซึ่งเรียกว่า Thresholding value ซึ่งแสดงได้ดังรูปที่ 4.12 โดยใช้ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับหนึ่ง ($z=\pm 1$) หรือ z-score เท่ากับบวกลบหนึ่ง



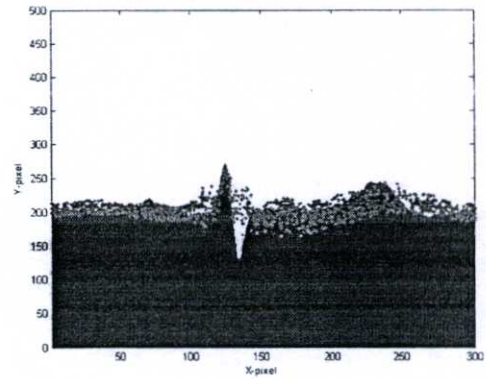
รูปที่ 4.10 แสดงตำแหน่งไซแนปส์แบบ Uniform random



รูปที่ 4.11 แสดงตำแหน่งไขเนปส์แบบ Gaussian Random



(ก)

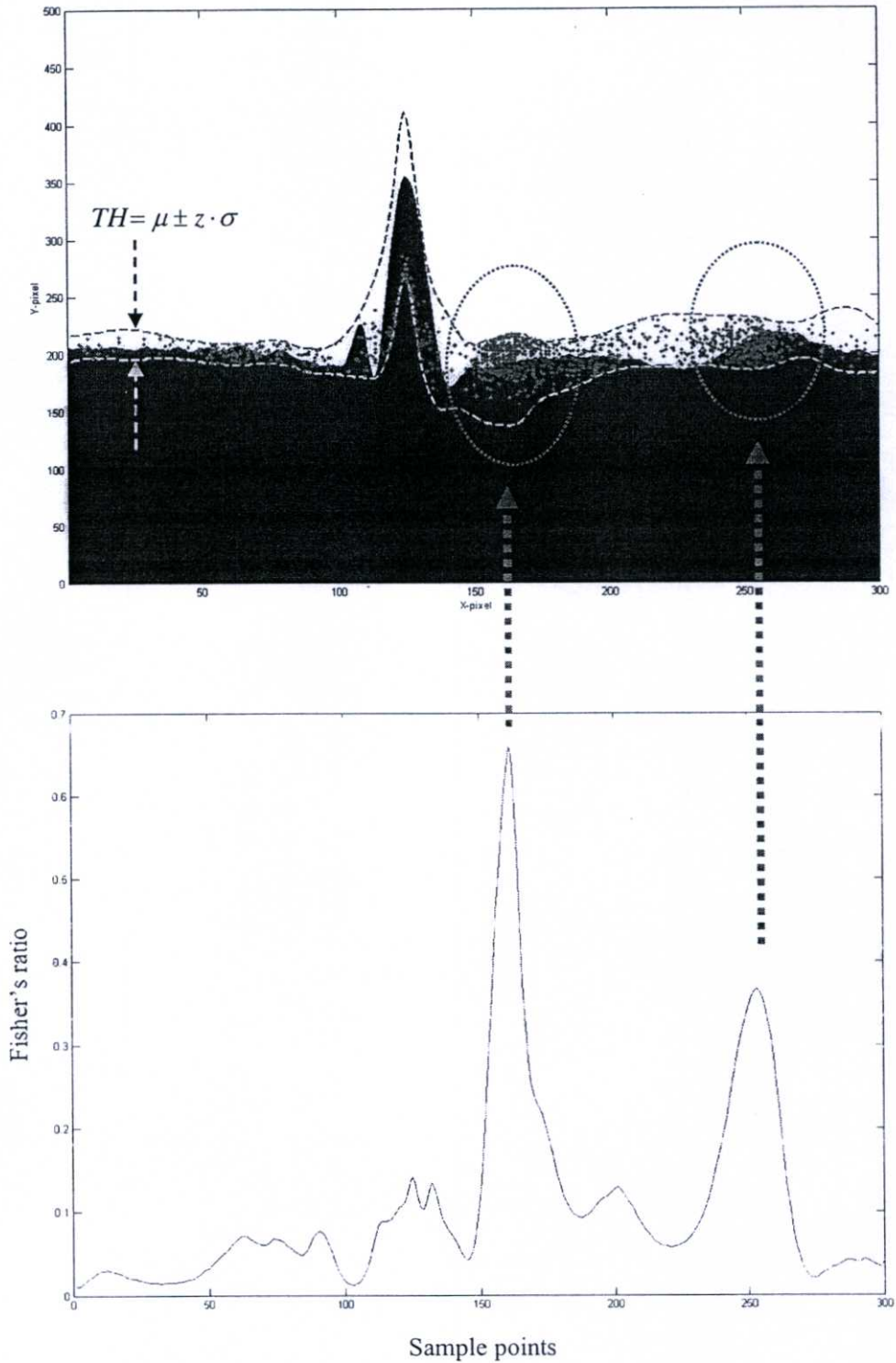


(ข)

รูปที่ 4.12 แสดงตำแหน่งไขเนปส์ที่มีการจำกัดด้วยค่า z-score บวกลบหนึ่ง ($z=\pm 1$)

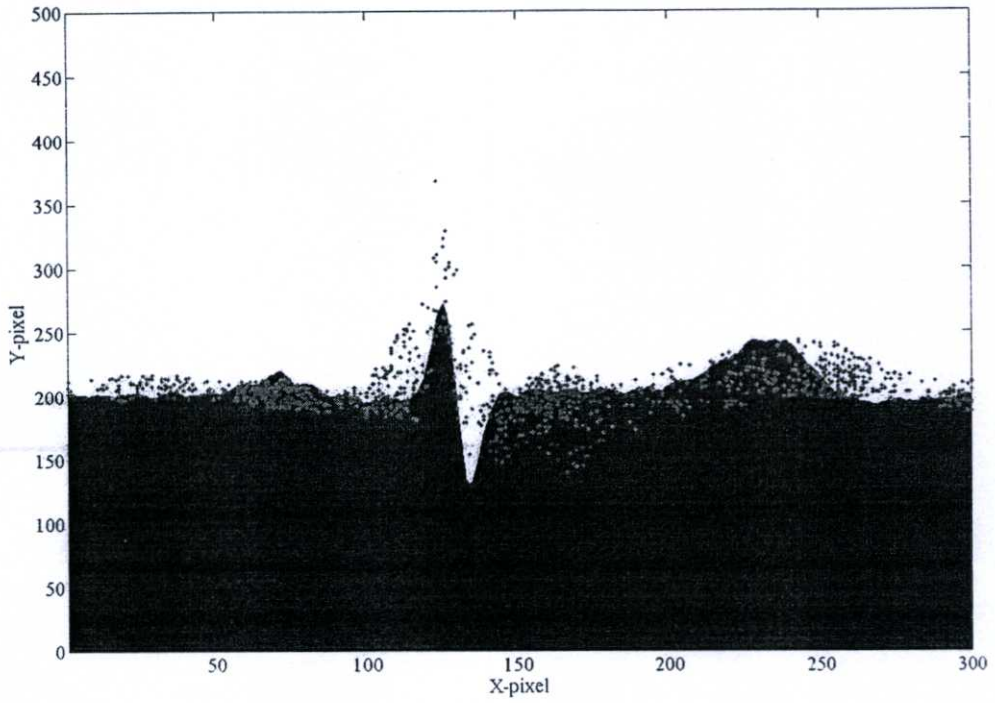
(ก) Uniform random (ข) แบบ Gaussian Random

จากที่กล่าวมาเป็นการสุ่มในทางแนวตั้ง (แกน Y) และอีกส่วนหนึ่งจะเป็นการสุ่มทางแนวนอน (แกน X) ซึ่งจะใช้อัตราส่วนของฟิสเซอร์เรโซมาเป็นตัวกำหนดให้จุดแต่ละจุดมีความสำคัญตามอัตราส่วนนี้ ซึ่งจะแสดงดังรูปที่ 4.13 จะเห็นได้ว่าส่วนที่มีอัตราส่วนของฟิสเซอร์เรโซสูงๆ นั้น จะมีการไขเนปส์หนาแน่นกว่าที่อื่น ซึ่งจะเป็นลักษณะการสุ่มตามความหนาแน่นที่น่าจะเป็นไปได้ตามอัตราส่วนของฟิสเซอร์

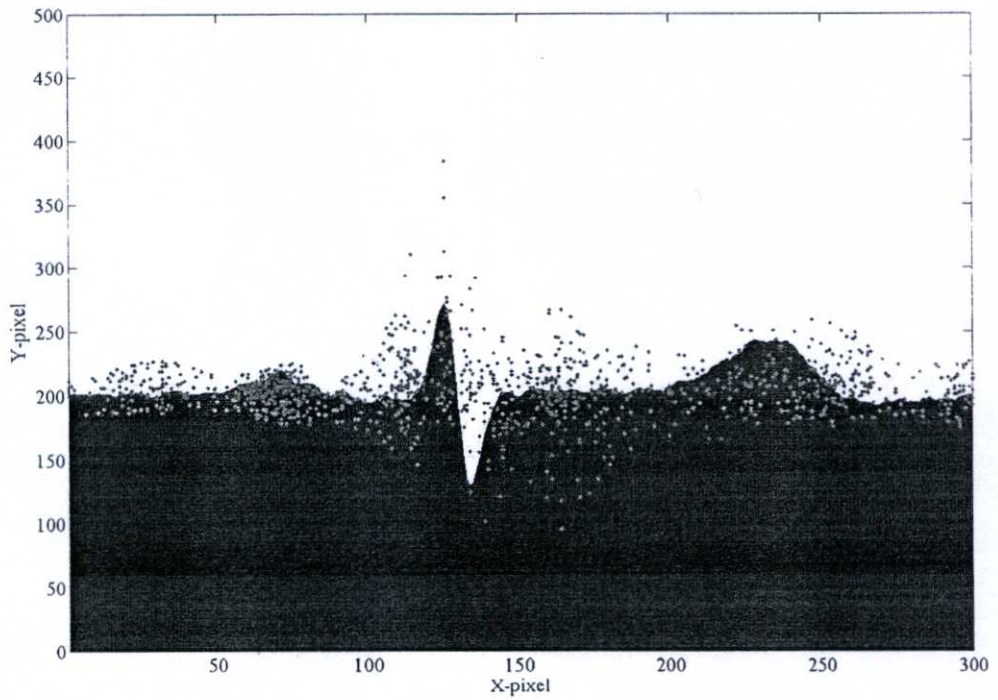


รูปที่ 4.13 แสดงฟิชเชอร์เรโซกับจุดที่ใช้ในการไซแนปส์

และในรูปที่ 4.14 จะเป็นการปรับเปลี่ยนค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานตั้งแต่ $z = \pm 1, \pm 2, \pm 3, \pm 4$ ตามลำดับ ซึ่งจะเห็นการกระจายของจุดที่จะไซแนปส์กว้างขึ้นซึ่งมีโอกาสเป็นบริเวณที่ทุกข้อมูลมีเหมือนกันมากขึ้น ซึ่งไม่สามารถหาความแตกต่างของข้อมูลได้

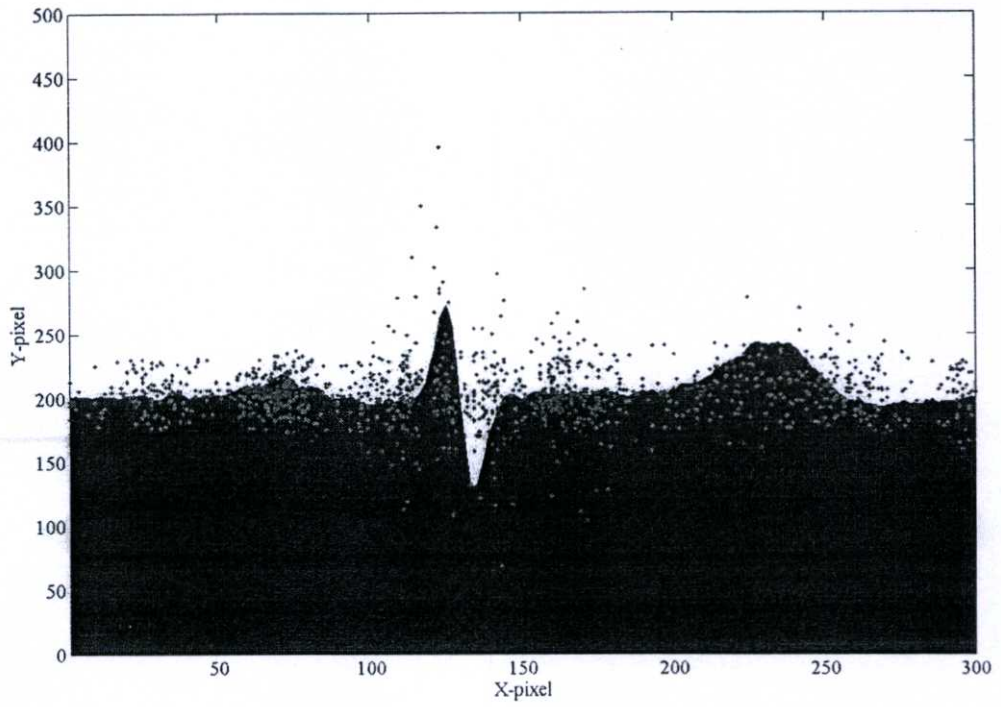


(ก)

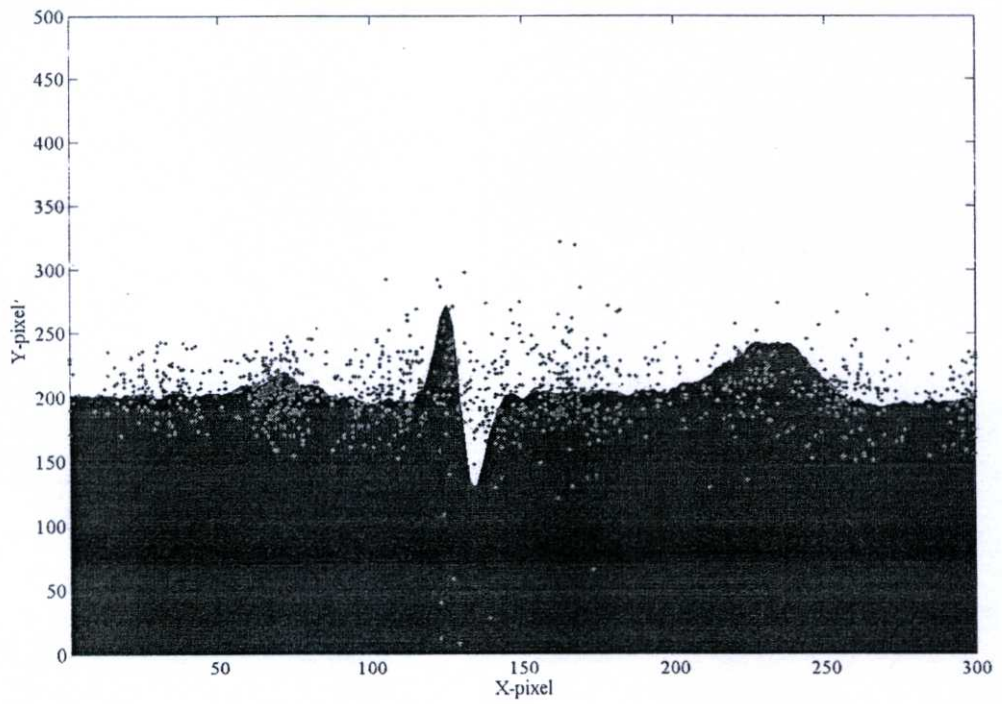


(ข)

รูปที่ 4.14a แสดงการเพิ่มค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (ก) $z = \pm 1$ (ข) $z = \pm 2$



(ค)



(ง)

รูปที่ 4.14b แสดงการเพิ่มค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (ค) $z = \pm 3$ (ง) $z = \pm 4$

4.6 ทฤษฎีเซต (Set theory)

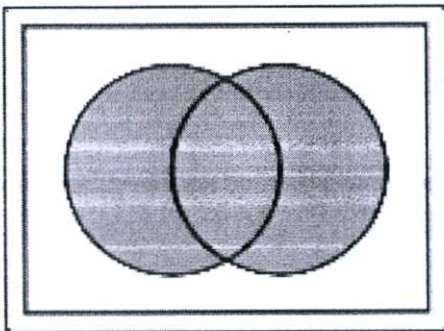
ในงานวิจัยนี้ได้นำทฤษฎีของเซตมาช่วยในการจำแนกความแตกต่างของข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจแต่ละชนิด โดยการกำหนดขอบเขตของคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานรอบค่าเฉลี่ยดังสมการที่ (4.12) ในทฤษฎีของเซตนั้นก็จะมีดังต่อไปนี้

1. ยูเนียน (Union) ถ้ากำหนดเซต A และ B ใดๆ ยูเนียนของเซต A และ B คือ เซตใหม่ที่ประกอบด้วยสมาชิกที่อยู่ใน A หรือ B เขียนแทนด้วย $A \cup B$ หรือ $B \cup A$ ดังรูปที่ 4.15(ก)

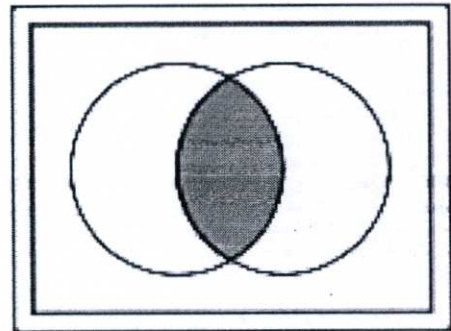
2. อินเตอร์เซกชัน (Intersection) ถ้ากำหนดเซต A และ B ใดๆ อินเตอร์เซกชันของเซต A และ B คือ เซตใหม่ที่ประกอบด้วยสมาชิกที่อยู่ทั้งใน A และ B เขียนแทนด้วย $A \cap B$ หรือ $B \cap A$ ดังรูปที่ 4.15(ข)

3. คอมพลีเมนต์ (Complement) กำหนดให้ เซต A เป็นสับเซตของเอกภพสัมพัทธ์ U คอมพลีเมนต์ของ A คือเซตที่ประกอบด้วยสมาชิกของเอกภพสัมพัทธ์ (U) แต่ไม่เป็นสมาชิกของ A เขียนแทนด้วย A' ดังรูปที่ 4.15(ค)

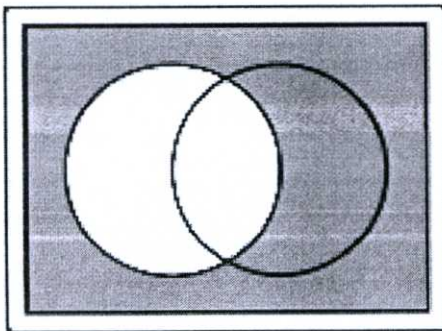
4. ผลต่าง (Difference) ผลต่างระหว่างเซต A และเซต B คือ เซตที่ประกอบด้วยสมาชิกของเซต A ซึ่งไม่เป็นสมาชิกของเซต B ผลต่างระหว่างเซต A และ B เขียนแทนด้วย $A - B$ หรือ $A \setminus B$ (โดยที่ $A - B$ ไม่เท่ากับ $B - A$) ดังรูปที่ 4.15(ง)



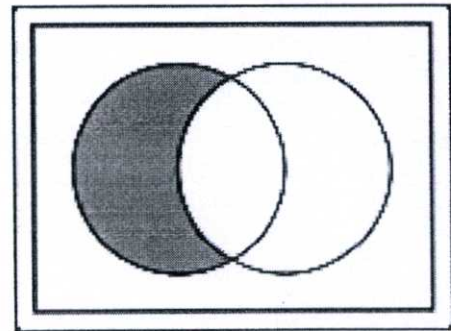
(ก)



(ข)



(ค)



(ง)

รูปที่ 4.15 แสดงแผนภาพ (Venn diagrams) ของ (ก) ยูเนียน (ข) อินเตอร์เซกชัน (ค) คอมพลีเมนต์ (ง) ผลต่างของเซต

ในการนำทฤษฎีของเซตมาใช้กับคลื่นไฟฟ้าหัวใจนั้นจะต้องทำคลื่นไฟฟ้าหัวใจให้เป็นเซตข้อมูลของแต่ละชนิดเสียก่อนซึ่งเราได้กล่าวไว้แล้วข้างต้น จากนั้นก็นำเซตข้อมูลของคลื่นไฟฟ้าหัวใจแต่ละชนิดมาคำนวณตามสูตรดังนี้

$$N - (L \cup R \cup A \cup V \cup P \cup a \cup J \cup F \cup j \cup E \cup f) \quad (4.13)$$

$$L - (N \cup R \cup A \cup V \cup P \cup a \cup J \cup F \cup j \cup E \cup f) \quad (4.14)$$

$$R - (N \cup L \cup A \cup V \cup P \cup a \cup J \cup F \cup j \cup E \cup f) \quad (4.15)$$

$$A - (N \cup L \cup R \cup V \cup P \cup a \cup J \cup F \cup j \cup E \cup f) \quad (4.16)$$

$$V - (N \cup L \cup R \cup A \cup P \cup a \cup J \cup F \cup j \cup E \cup f) \quad (4.17)$$

$$P - (N \cup L \cup R \cup A \cup V \cup a \cup J \cup F \cup j \cup E \cup f) \quad (4.18)$$

$$a - (N \cup L \cup R \cup A \cup V \cup P \cup J \cup F \cup j \cup E \cup f) \quad (4.19)$$

$$J - (N \cup L \cup R \cup A \cup V \cup P \cup a \cup F \cup j \cup E \cup f) \quad (4.20)$$

$$F - (N \cup L \cup R \cup A \cup V \cup P \cup a \cup J \cup j \cup E \cup f) \quad (4.21)$$

$$j - (N \cup L \cup R \cup A \cup V \cup P \cup a \cup J \cup F \cup E \cup f) \quad (4.22)$$

$$E - (N \cup L \cup R \cup A \cup V \cup P \cup a \cup J \cup F \cup j \cup f) \quad (4.23)$$

$$f - (N \cup L \cup R \cup A \cup V \cup P \cup a \cup J \cup F \cup j \cup E) \quad (4.24)$$

โดยที่

N คือเซตของ Normal beat

L คือเซตของ Left bundle branch block beat

R คือเซตของ Right bundle branch block beat

A คือเซตของ Atrial premature contraction

V คือเซตของ Premature ventricular contraction

P คือเซตของ Paced beat

a คือเซตของ Aberrated atrial premature beat

J คือเซตของ Nodal (junctional) premature beat

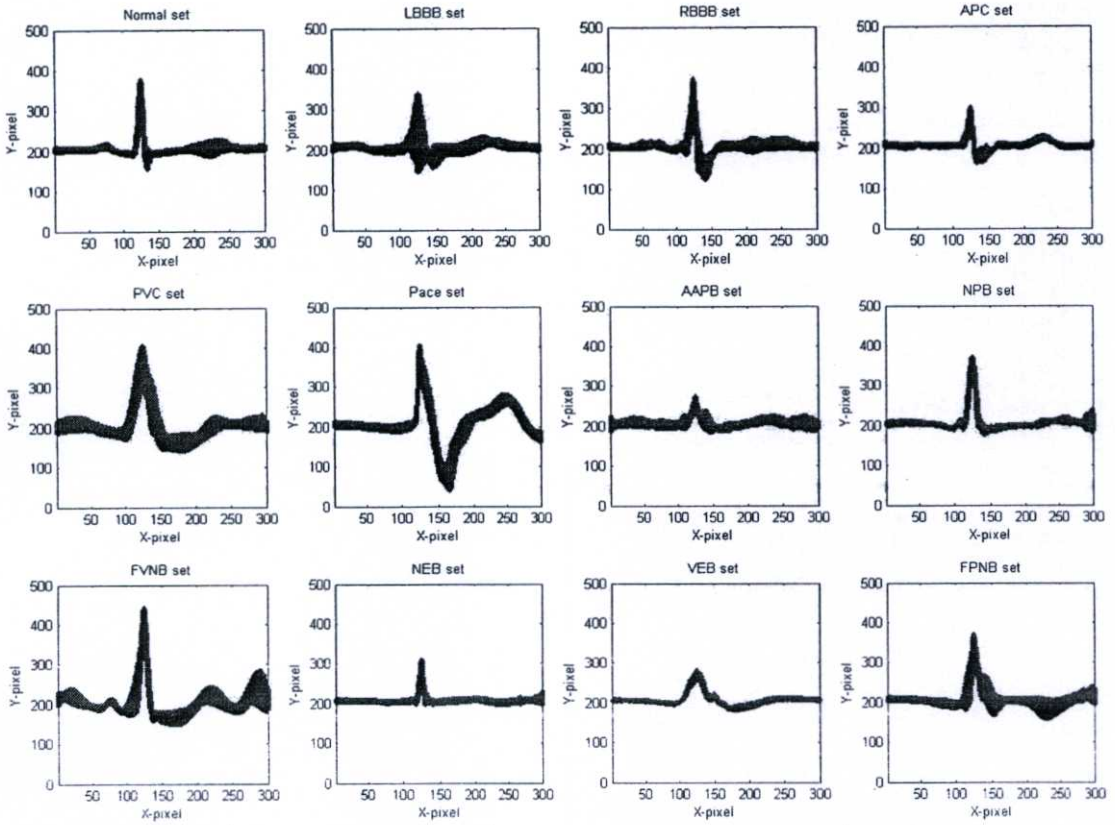
F คือเซตของ Fusion of ventricular and normal beat

j คือเซตของ Nodal (junctional) escape beat

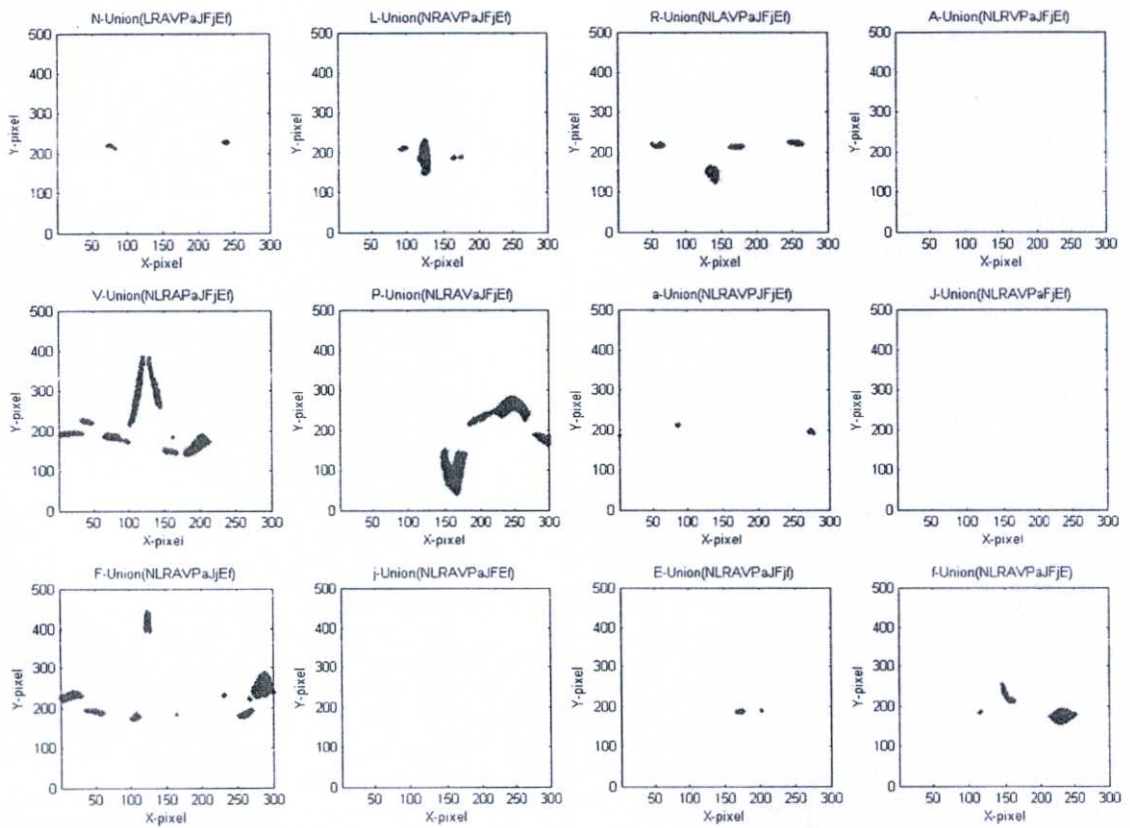
E คือเซตของ Ventricular escape beat

และ f คือเซตของ Fusion of paced and normal beat

ซึ่งพื้นที่ของคลื่นไฟฟ้าหัวใจแต่ละชนิดแสดงดังรูปที่ 4.16 ซึ่งกำหนดค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานตามสูตร $TH = \mu \pm z \cdot \sigma$ และเมื่อหาค่าตามสมการที่ 4.13 ถึง 4.24 แล้วจะได้พื้นที่ตามรูปที่ 4.17 จะเห็นได้ว่าคลื่นไฟฟ้าหัวใจบางชนิดจะไม่มีจุดเชื่อมต่อที่เป็นคุณลักษณะเฉพาะ เนื่องจากเป็นเซตว่างหลังจากผ่านกระบวนการทางเซต ดังนั้นจะต้องใช้ร่วมกับวิธีอื่นๆที่ได้อธิบายในหัวข้อที่ผ่านมา



รูปที่ 4.16 แสดงเขตของคลื่นไฟฟ้าหัวใจจำนวน 12 ชนิด ที่ $z = \pm 1$



รูปที่ 4.17 แสดงพื้นที่ของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 12 ชนิดที่ได้แยกด้วยวิธีของเซตที่ $z = \pm 1$

บทที่ 5

การทดลองและผลการทดลอง

คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ได้เลือกใช้ในงานวิจัยนี้เป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ได้จากฐานข้อมูล MIT-BIH Arrhythmia Database โดยชนิดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ทำการเลือกมามีด้วยกัน 12 ชนิด คือ

1. สัญญาณไฟฟ้าหัวใจปกติ (NORMAL)
2. Left bundle branch block beat (LBBB)
3. Right bundle branch block beat (RBBB)
4. Paced beat (PACE)
5. Premature ventricular contraction (PVC)
6. Atrial premature contraction (APC)
7. Aberrated atrial premature beat (AAPB)
8. Nodal (junctional) premature beat (NPB)
9. Fusion of ventricular and normal beat (FVNB)
10. Nodal (junctional) escape beat (NEB)
11. Ventricular escape beat (VEB)
12. Fusion of paced and normal beat (FPNB)

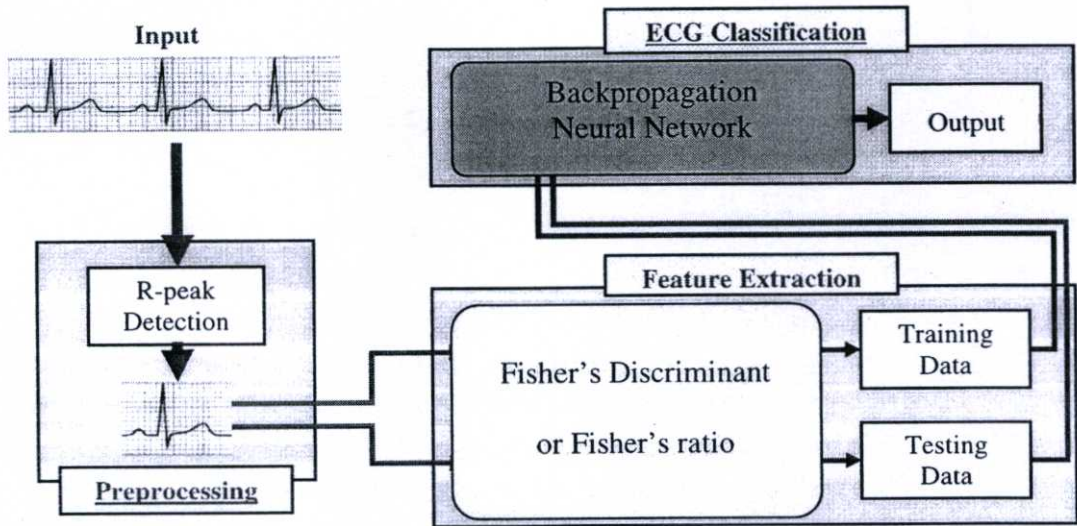
ซึ่งคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 6 อันดับแรกจะมีข้อมูลอยู่มากและเป็นชนิดที่นิยมใช้ในงานการจำแนกประเภท [4] - [7] และอีก 6 อันดับหลังเป็นข้อมูลที่พบน้อยในฐานข้อมูล ดังนั้นการทดลองจึงได้แบ่งเป็น 2 ส่วน คือการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 6 ชนิดและ 12 ชนิด

หลังจากการคัดสัญญาณไฟฟ้าหัวใจออกเป็นบิตเดี่ยวๆ ตามที่ได้กล่าวมาแล้วในส่วนของการเตรียมข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ (หัวข้อที่ 4.1) ข้อมูลของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่นำมาใช้ทั้งหมดจะถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วนคือข้อมูลสำหรับการฝึกสอนให้กับโครงข่าย (Training data) และข้อมูลสำหรับการทดสอบให้กับโครงข่าย (Testing data) ในบทนี้จะกล่าวถึงลำดับขั้นตอนการทดลองและผลการทดลองในการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมทั้งสองแบบคือแบบแพร่ย้อนกลับ (BP-NN) และแบบไร้น้ำหนัก (WNN) ตามลำดับ

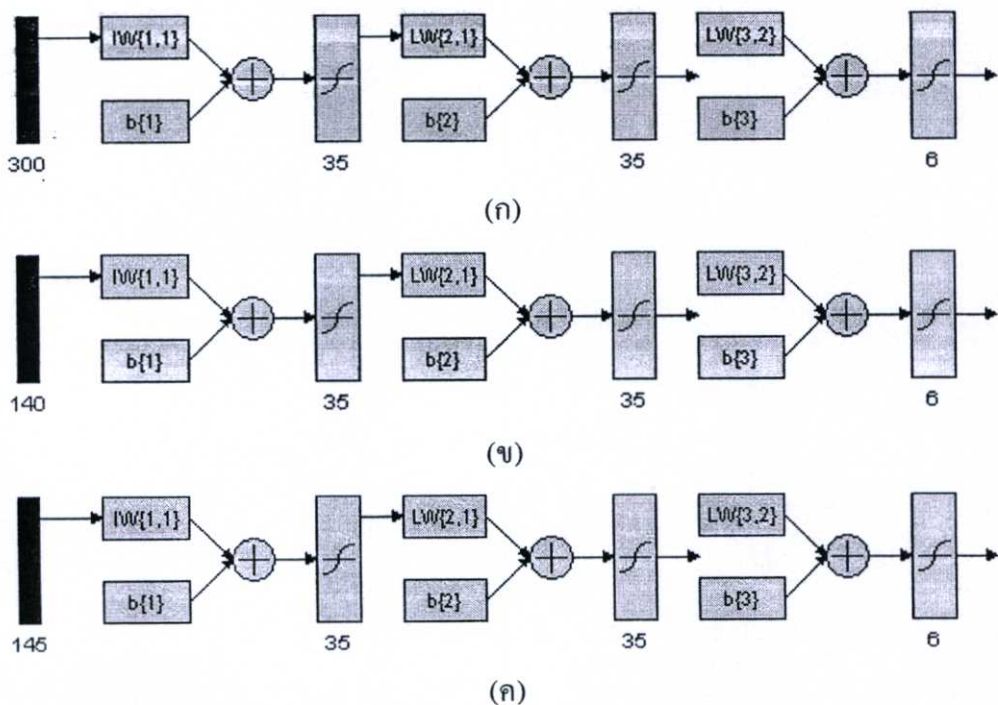
5.1 การจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบทั่วไปที่ฝึกสอนแบบแพร่ย้อนกลับ

การจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจในวิธีการทั่วไปนั้น จะนำคลื่นไฟฟ้าหัวใจมาทำการหาลักษณะเด่นก่อน หลังจากนั้นจึงนำลักษณะเด่นเหล่านั้นไปทำการจำแนกประเภทว่าเป็นคลื่นไฟฟ้า

หัวใจชนิดใด ในงานวิจัยนี้ก็เช่นกัน ได้นำข้อมูลมาทำการลดขนาดลงด้วยวิธีของฟิสเซอร์ ซึ่งจะมีทั้งสองแบบคือ การลดข้อมูลโดยการเปลี่ยน basis ใหม่เป็น Eigen basis และการลดข้อมูลด้วยฟิสเซอร์เรโซซึ่งได้แสดงกระบวนการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจในรูปที่ 5.1 เมื่อคลื่นไฟฟ้าหัวใจถูกตัดเป็นรูปคลื่นเดี่ยวๆแล้ว ก็จะผ่านกระบวนการลดขนาดข้อมูล จากนั้นก็จะแบ่งข้อมูลออกมามสองกลุ่ม กลุ่มหนึ่งใช้ในการฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation Neural Network: BP-NN) และข้อมูลที่เหลือจะใช้ในการทดสอบ



รูปที่ 5.1 โครงสร้างของระบบการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยโครงข่ายประสาทเทียมด้วยวิธีการฝึกสอนแบบแพร่ย้อนกลับ



รูปที่ 5.2 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับในโปรแกรม MATLAB

จากรูปที่ 5.2 แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับที่ถูกนำมาใช้ในงานวิจัยนี้ซึ่งมี 3 ชั้น คือ ชั้นซ่อนแรกประกอบด้วย 35 นิวรอน ชั้นซ่อนที่สองประกอบด้วย 35 นิวรอน และชั้นเอาต์พุตมี 6 นิวรอน (ชั้นเอาต์พุตขึ้นอยู่กับจำนวนชนิดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ต้องการจะจำแนกประเภท) ส่วนฟังก์ชันการตัดสินใจที่ใช้ในระบบทั้งหมดเป็นฟังก์ชันแทนซิกมอยด์ เนื่องจากคลื่นไฟฟ้าหัวใจเป็นสัญญาณที่ไม่เป็นเชิงเส้นและอินพุตของนิวรอนเป็นทั้งค่าบวกและลบซึ่งจะทำให้การปรับค่าถ่วงน้ำหนักมีความยืดหยุ่นมากกว่าลือกซิกมอยด์และระบบมีการฝึกสอนแบบ Scaled Conjugate Gradient [27] ซึ่งเป็นการฝึกสอนที่ประหยัดหน่วยความจำและมีการเรียนรู้ที่รวดเร็ว โดยรูปที่ 5.2 (ก) เป็นการทดลองโดยใช้ข้อมูลที่ไม่ได้ลดขนาด รูปที่ 5.2 (ข) เป็นการทดลองที่ลดขนาดข้อมูลโดยฟิสเซอร์เรโซ และรูปที่ 5.2 (ค) เป็นการทดลองที่ลดขนาดข้อมูลโดยใช้วิธีฟิสเซอร์เรโซและฟิสเซอร์ดิสคริมิแนนต์รวมกัน

สรุปข้อมูลที่ใช้ในการทดลองการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับมี 3 แบบ ซึ่งจะมีจำนวนอินพุตไซแนปส์แตกต่างกันดังนี้

1. ข้อมูลที่ไม่ได้ลดขนาด (อินพุตไซแนปส์ 300 จุด)
2. ข้อมูลที่ลดขนาดด้วยฟิสเซอร์เรโซ (อินพุตไซแนปส์ 140 จุด)
3. ข้อมูลที่ลดขนาดด้วยฟิสเซอร์เรโซผสมกับวิธี Eigen-basis (อินพุตไซแนปส์ 145 จุด)

5.1.1 ค่า Eigenvalues จากกระบวนการฟิสเซอร์ดิสคริมิแนนต์

เมื่อนำข้อมูลดิบของคลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้ง 6 ชนิด และ 12 ชนิด ที่ใช้สำหรับการสอนระบบไปเข้ากระบวนการฟิสเซอร์ดิสคริมิแนนต์จะได้ค่า eigenvalues ทั้งหมด 300 ค่า ตามลำดับดังนี้

$$\text{eigenvalues}(\lambda_{6cls}) = [213.62 \ 90.24 \ 57.65 \ 25.45 \ 11.66 \ 0 \dots 0]$$

$$\text{eigenvalues}(\lambda_{12cls}) = [33.952 \ 7.946 \ 5.906 \ 2.515 \ 1.229 \ 0.794 \ 0.719 \ 0.197 \\ 0.110 \ 0.079 \ 0.073 \ 0 \dots 0]$$

แต่จะเห็นได้ว่ามีค่า Eigenvalues เพียงแค่ $c-1$ ค่าเท่านั้นที่มีความสำคัญ (Nonzero generalized eigenvalues) แสดงว่าข้อมูลมีความสำคัญอยู่ใน basis จากการทำฟิสเซอร์ดิสคริมิแนนต์เพียง $c-1$ Basis เท่านั้น (เช่น มีจำนวนข้อมูล 6 ชนิดก็จะมีค่า Eigenvalues เพียง 5 ค่าที่มีความสำคัญ และถ้ามีจำนวนข้อมูล 12 ชนิด ก็จะมี Eigenvalues เพียง 11 ค่า) จากนั้นก็นำ Eigenvector ที่มีค่า Eigenvalues เหล่านี้มาเป็น Eigenbasis เพื่อที่จะโปรเจกต์ข้อมูล ECG ลงไป ซึ่งได้แสดงลักษณะของ ECG ที่ได้โปรเจกต์แล้วในรูปที่ 4.5 (สำหรับคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 12 ชนิด)

5.1.2 การจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากผู้ป่วยเพียงชนิดละหนึ่งคนด้วย BP-NN

รายละเอียดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ใช้ในการทดลอง Record No. ที่นำมาทดลอง 6 ชนิด มีดังนี้คือ

- Normal beat Record No. 100
- LBBB Record No. 109
- RBBB Record No. 118
- APC Record No. 232
- PVC Record No. 208
- Paced beat Record No. 107

ซึ่งผลการทดลองในการใช้ข้อมูลทั้งสามแบบมีผลเท่ากันซึ่งแสดงในตารางที่ 5.1

ตารางที่ 5.1 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 6 ชนิดจำนวน 200 บีตต่อหนึ่งผู้ป่วย ในการฝึกสอนและทดสอบกับข้อมูลที่ลดขนาดและไม่ได้ลดขนาด โดยใช้ BP-NN

ECG Beat Types	Trained data			Unknown data		
	Number of ECG beats	Correct Beat	Accuracy (%)	Number of ECG beats	Correct Beat	Accuracy (%)
Normal	200	200	100	200	200	100
LBBB	200	200	100	200	200	100
RBBB	200	200	100	200	198	99
APC	200	200	100	200	199	99.75
PVC	200	200	100	200	198	98
Pace	200	200	100	200	200	100
Total	1200	1200	100	1200	1195	99.58

5.1.3 การจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากผู้ป่วยหลายคนด้วย BP-NN

รายละเอียดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ใช้ในการทดลองมี Record No. ที่นำมาทดลอง 6 ชนิดแรก มีดังนี้คือ

- Normal beat Record No. 100, 117, 212, 219 และ 234
- LBBB Record No. 109, 111 และ 207
- RBBB Record No. 118, 124, 212, 231 และ 232
- APC Record No. 118, 200, 219 และ 232
- PVC Record No. 116, 119, 208, 213, 219, 221 และ 228
- Paced beat Record No. 107 และ 217

จะเห็นได้ว่าข้อมูลในแต่ละชนิดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจนั้น จะมีหลาย Record No. ซึ่งทำให้ข้อมูลของคลื่นไฟฟ้าหัวใจนี้มีค่าความแปรปรวนสูง แต่ว่าการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยโครงข่ายประสาทเทียมก็สามารถทำได้ดี ซึ่งแสดงผลการทดลองในตารางที่ 5.2 - 5.4

ตารางที่ 5.2 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 6 ชนิดจำนวนที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบ ทั้งหมด 11,531 บีทโดยไม่มีกรลดขนาดใดๆ (300 จุด) และใช้ BP-NN

Data validation (%)		เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง (%)		Training time (Minute: Second)
Training	Testing	Unknown Tested	Known Tested	
10	90	98.96	100	00:35
20	80	99.03	100	00:58
30	70	99.31	99.94	02:28
40	60	99.43	99.97	03:09
50	50	99.49	99.98	06:00
60	40	99.33	99.98	06:08
70	30	99.22	99.98	07:44
80	20	99.14	99.96	09:42
90	10	98.81	99.99	12:01
Average		99.19	99.98	05:25

ตารางที่ 5.3 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 6 ชนิดจำนวนที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบ ทั้งหมด 11,531 บีทที่ลดขนาดด้วยวิธีฟิสเซอร์เรโซ (140 จุด) และใช้ BP-NN

Data validation (%)		เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง (%)		Training time (Minute: Second)
Training	Testing	Unknown Test	Known Test	
10	90	98.25	100	00:33
20	80	98.78	100	01:58
30	70	98.73	100	02:11
40	60	99.1	99.95	04:06
50	50	99.03	99.98	05:21
60	40	98.87	99.95	08:32
70	30	98.79	99.93	10:22
80	20	98.79	99.96	13:12
90	10	98.81	99.94	15:23
Average		98.79	99.97	06:51

ตารางที่ 5.4 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 6 ชนิดจำนวนที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบ ทั้งหมด 11,531 บีทโดยลดขนาดด้วยวิธีการผสมระหว่างพีสเซอร์เรโซกับ Eigen basis (145 จุด) และใช้ BP-NN

Data validation (%)		เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง (%)		Training time consume (Minute: Second)
Training	Testing	Unknown Test	Known Test	
10	90	97.11	100	00:32
20	80	97.76	100	01:11
30	70	98.71	99.97	02:19
40	60	99	99.97	04:22
50	50	98.92	99.98	05:28
60	40	98.89	99.98	07:54
70	30	98.76	99.95	14:31
80	20	98.71	99.98	15:10
90	10	98.72	99.97	08:58
Average		98.51	99.98	06:43

5.1.4 การทดลองโดยเพิ่มชนิดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจในการจำแนกประเภทด้วย BP-NN

รายละเอียดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ใช้ในการทดลอง Record No. ที่นำมาทดลอง 12 ชนิด โดยเพิ่มจำนวนชนิดจากหัวข้อ 5.1.3 มาอีก 6 ชนิด คือ

- AAPB Record No. 201, 202 และ 210
- NPB Record No. 124 และ 234
- FVNB Record No. 208 และ 213
- NEB Record No. 124, 201 และ 222
- VEB Record No. 207
- FPNB Record No. 217

จากการทดลองในตารางที่ 5.5 ด้วยคลื่นไฟฟ้าหัวใจทั้ง 12 ชนิด จะเห็นได้ว่าคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีข้อมูลน้อยจะมีความผิดพลาดในการจำแนกประเภทมาก ซึ่งสามารถสรุปได้ว่าจำนวนข้อมูลในการฝึกสอนมีผลต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม คือเรียนรู้สิ่งใดมากก็รู้อะไรนั้นมากเช่นกัน แต่ในทางกลับกันถ้าเรียนรู้มากเกินไปก็จะทำระบบการเดาน้อยลง ซึ่งจะเหมือนกับโครงข่ายประสาทของมนุษย์ ดังนั้นไม่ควรฝึกสอนระบบโดยใช้ข้อมูลที่น้อยเกินไปหรือมากเกินไป

ตารางที่ 5.5 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 12 ชนิด โดยใช้ BP-NN

ECG Types	จำนวนที่ใช้ทดลอง (beats)	ข้อมูลปกติ (300จุด)		ข้อมูลลดด้วยฟิสเซอร์เรโซ (FR) (140จุด)		ข้อมูลผสม FR กับ ข้อมูลแกนใหม่(151จุด)	
		จำแนกได้ (beats)	AC (%)	จำแนกได้ (beats)	AC (%)	จำแนกได้ (beats)	AC (%)
Normal	1005	995	99.00	985	98.01	978	97.31
LBBB	1003	1002	99.90	1002	99.90	999	99.60
RBBB	1003	917	91.43	906	90.33	870	86.74
APC	757	749	98.94	721	95.24	741	97.89
PVC	1007	968	96.13	979	97.22	976	96.92
PACE	1002	1001	99.90	1001	99.90	1001	99.90
AAPB	75	44	58.67	27	36.00	0	0.00
NPB	43	24	55.81	41	95.35	38	88.37
FVNB	369	328	88.89	326	88.35	316	85.64
NEB	116	112	96.55	112	96.55	111	95.69
VEB	53	27	50.94	33	62.26	28	52.83
FPNB	131	127	96.95	126	96.18	126	96.18
Total	6564	6294	95.89	6259	95.35	6184	94.21

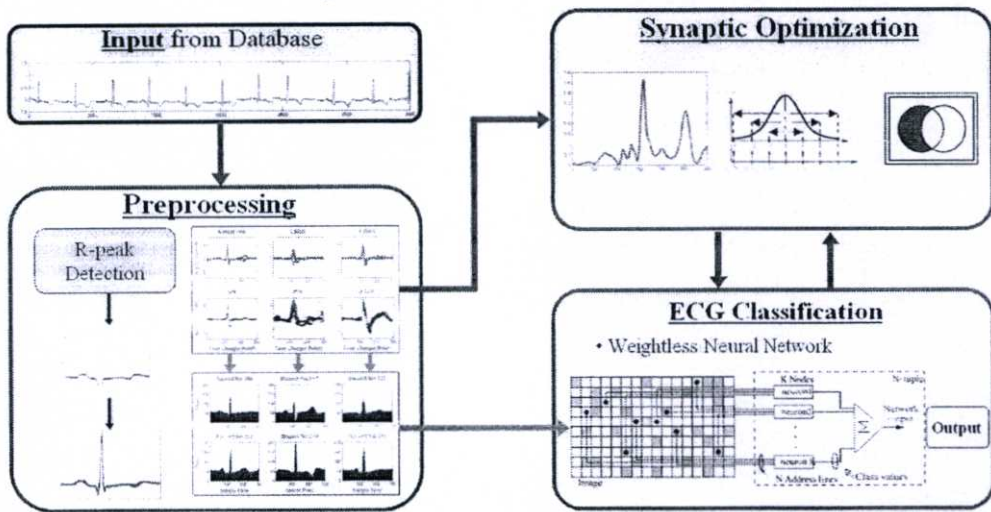
หมายเหตุ AC (accuracy) คือค่าความถูกต้องในการจำแนกประเภทมีหน่วยเป็นเปอร์เซ็นต์

5.2 การจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก

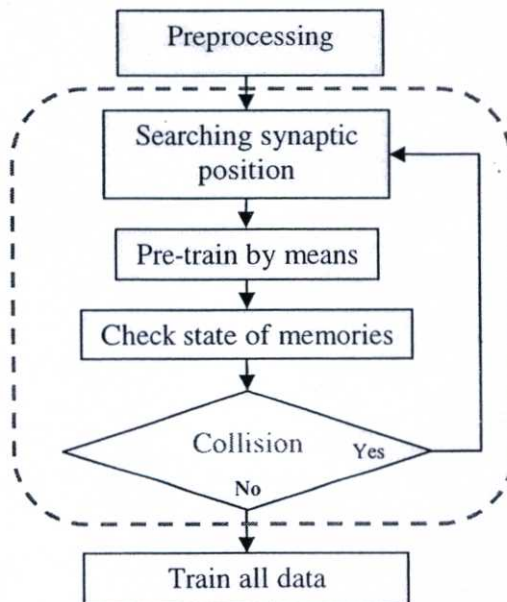
การจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจจะเริ่มต้นด้วยการนำข้อมูลจากฐานข้อมูลและนำมาเข้าขั้นตอนจัดเตรียมข้อมูล โดยการตัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจออกมาเป็นบิตเดี่ยวๆก่อนและรวบรวมข้อมูลไว้เป็นชุดๆ หลังจากนั้นก็เปลี่ยนข้อมูลทั้งหมดให้เป็นข้อมูลแบบไบนารีเพื่อที่จะเป็นอินพุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก (Weightless Neural Network: WNN) และในขณะเดียวกันก็จะนำสัญญาณที่ตัดแล้วไปหาลักษณะเด่นของคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้ฟิสเซอร์เรโซเพื่อใช้หาตำแหน่งสำคัญในทางแกน x และอีกส่วนหนึ่งจะใช้ทฤษฎีทางสถิติเพื่อใช้ค้นหาตำแหน่งในทางแกน y นอกจากนี้แล้วยังใช้ทฤษฎีเซตร่วมกับทฤษฎีทางสถิติมาหาจุดที่เป็นลักษณะเฉพาะอีกด้วยซึ่งตำแหน่งหรือจุดที่หาได้จากวิธีต่างๆจะนำมาใช้ในการไซแนปส์ให้สามารถจำแนกคลื่นไฟฟ้าหัวใจแต่ละชนิดได้มากที่สุด (Global Optimization)

ในการทดลองนี้จะมีการใช้ local optimization ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก โดยการหาตำแหน่งในการไซแนปส์โดยการปรับเปลี่ยนตำแหน่งต่างๆใหม่ถ้าหากมีการระบุกลุ่ม

ซ้ำซ้อนเกิดขึ้นขณะที่ทำการฝึกสอนขั้นต้น (Pre-training) ให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้
น้ำหนัก โดยจะเปรียบเทียบผลการทดลองทั้งที่มีและไม่มี การฝึกสอนขั้นต้น โดยกระบวนการ
optimization ในการทดลองจะแสดงในรูปที่ 5.3 ซึ่งจะเป็นกระบวนการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้า
หัวใจที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักที่ทำการหาจุดเชื่อมต่อของไซแนปส์ที่ดีที่สุด จะ
เห็นได้ว่าระบบจะมีการป้อนกลับระหว่างกระบวนการของ Synaptic Optimization และ
กระบวนการ ECG classification เนื่องจากระบบจะทำการตรวจสอบการระบุกลุ่มในขณะที่ทำการ
ฝึกสอนขั้นต้นว่ามีการชน (Collision) กันระหว่างกลุ่มหรือไม่ ถ้ามีการชนกันก็วนกลับมาหา
ตำแหน่งใหม่และจะหยุดก็ต่อเมื่อไม่มีการชนกันหรือระบุกลุ่มซ้ำในแอดเดรสเดียวกัน ซึ่งจะแสดง
อัลกอริทึมในแบบ Flow chart ดังรูปที่ 5.4



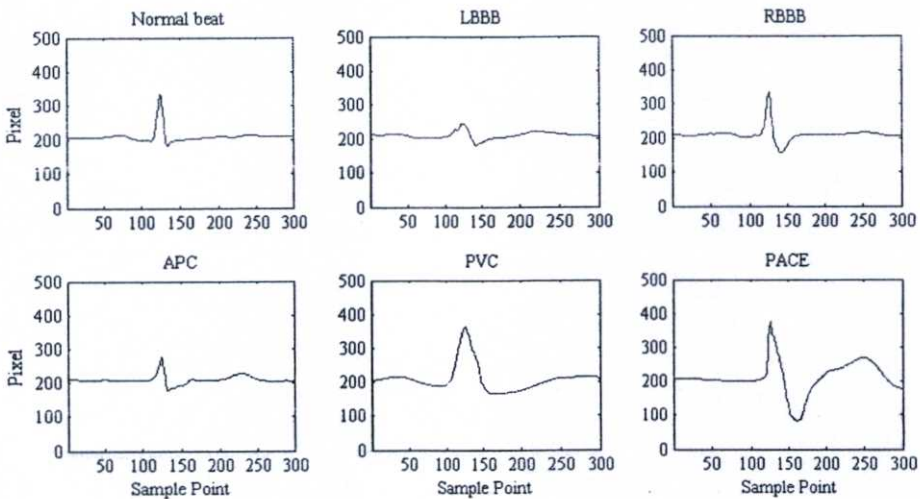
รูปที่ 5.3 โครงสร้างระบบการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วย WNN



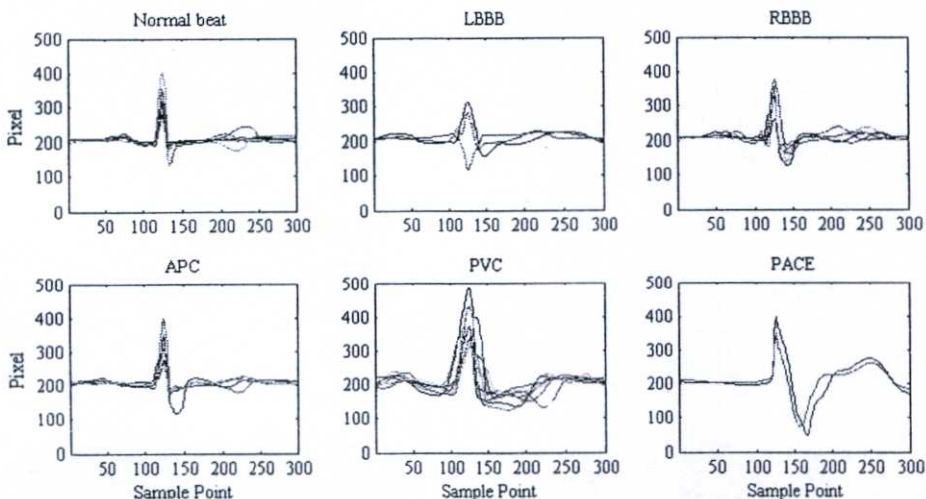
รูปที่ 5.4 โครงสร้างระบบการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วย WNN ที่มีการหาตำแหน่ง
ไซแนปส์ที่ดีที่สุด

จากรูปที่ 5.4 สามารถอธิบายการทำงานได้ว่า เมื่อข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจผ่านกระบวนการ Preprocessing เพื่อจัดเตรียมข้อมูลแล้ว หลังจากนั้นก็เข้าสู่กระบวนการหาตำแหน่งของไซแนปส์ ตามทฤษฎีที่ได้กล่าวมาแล้วในบทที่ 4 หลังจากนั้นก็นำตำแหน่งที่ได้นั้นมาทำการฝึกสอนขั้นต้น (Pre-training) ด้วยค่าเฉลี่ยของข้อมูลแต่ละกลุ่มเพื่อที่จะตรวจสอบการเชื่อมต่อ โดยการตรวจสอบสถานะของหน่วยความจำมีการระบุชนิดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจชนิดกันหรือไม่ ถ้าเกิดการชนกันหรือระบุคลาสิก้าคลาสิก้าก็จะวนกลับไปหาตำแหน่งในการจับใหม่ จนกระทั่งไม่มีการชนกัน และหลังจากนั้นก็นำตำแหน่งที่ดีที่สุดนี้ไปฝึกสอนโดยใช้ข้อมูลปกติที่เป็นส่วนของข้อมูลในการฝึกสอนต่อไป

ข้อมูลอีกส่วนหนึ่งที่จัดเตรียมไว้สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก คือค่าเฉลี่ยของแต่ละชนิดดังรูปที่ 5.5 และค่าเฉลี่ยของแต่ละ Record หรือของผู้ป่วยแต่ละคน ดังรูปที่ 5.6 เพื่อนำข้อมูลนี้ไปทำการ ฝึกสอนขั้นต้นให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักต่อไป



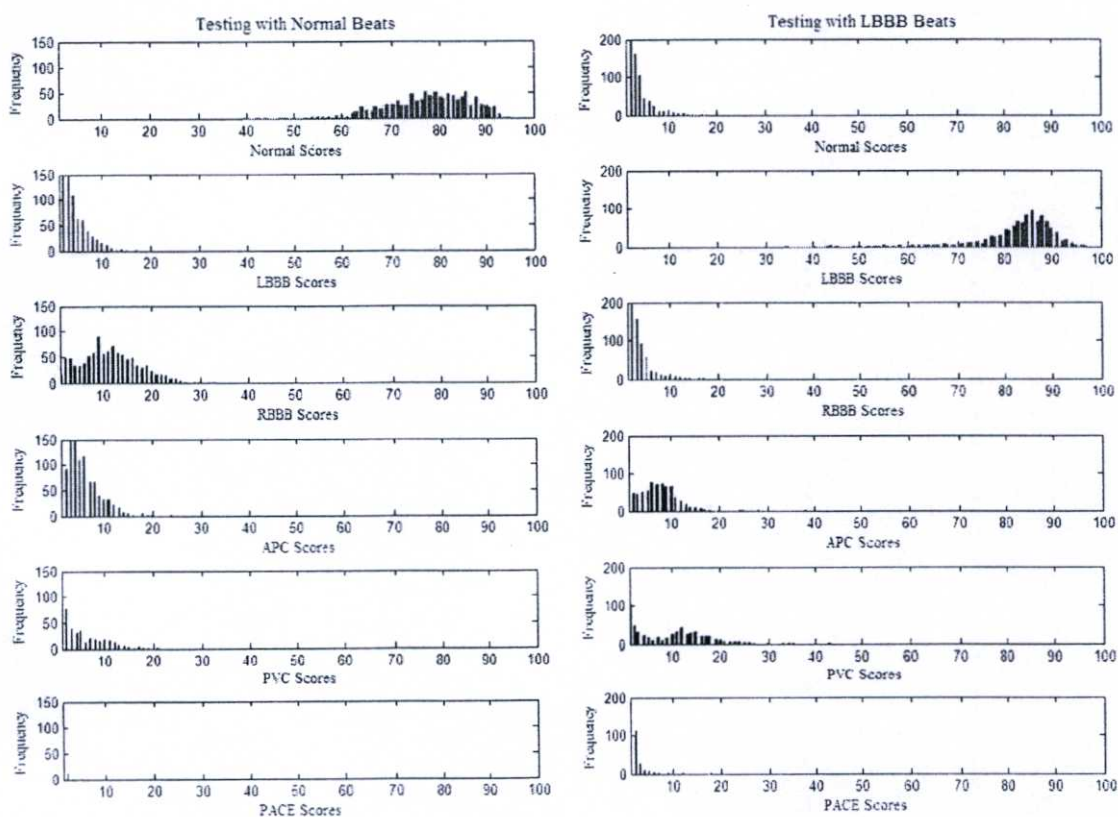
รูปที่ 5.5 แสดงค่าเฉลี่ยของคลื่นไฟฟ้าหัวใจแต่ละชนิด (Mean-class)



รูปที่ 5.6 แสดงค่าเฉลี่ยของคลื่นไฟฟ้าหัวใจของผู้ป่วยแต่ละคน (Mean-record)

ในส่วนของการตัดสินใจของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นในงานวิจัยนี้ได้้นำการตัดสินใจแบบการลงมติส่วนใหญ่ซึ่งถ้ามีคะแนนสูงสุด (Maximum voting) ซึ่งจะได้รับเลือกเป็นเอาท์พุทของระบบ โดยแสดงภาพของ Histogram ในการให้คะแนนของโครงข่ายในรูปที่ 5.7 และรูปที่ 5.8

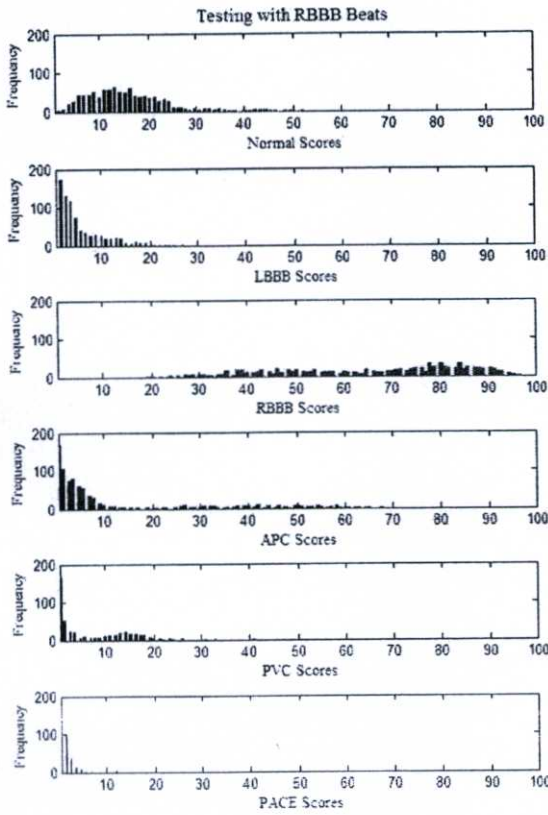
ซึ่งในรูปที่ 5.7 จะเป็น Histogram ของคะแนนทั้งหมดที่โครงข่ายประสาทเทียมได้ให้ออกมาซึ่งขอยกตัวอย่างรูปที่ 5.7a (ก) เพียงรูปเดียว ซึ่งในรูปจะเห็นว่าในทางแกน x จะมีคะแนนเต็ม 100 คะแนน นั้นหมายความว่าโครงข่ายประสาทเทียมนี้มีจำนวนของนิวรอนทั้งหมด 100 นิวรอน โดยข้อมูลที่ทดสอบเข้ามาหนึ่งครั้งแต่ละนิวรอนจะให้คะแนนหนึ่งคะแนน เพื่อจะลงมติ (vote) ให้กับคลื่นไฟฟ้าหัวใจว่าเป็นชนิดใดและจะรวบรวมคะแนนทุกๆนิวรอนเพื่อสรุปมติ ซึ่งในรูปที่ 5.7a (ก) จะเป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจชนิดปกติ จะเห็นได้ว่าคะแนนของนิวรอนลงมติส่วนใหญ่ (majority vote) อยู่ที่คลื่นไฟฟ้าหัวใจชนิด Normal (บอกคะแนนของแต่ละชนิดตามแกน x ของ Histogram) ดังนั้นโครงข่ายประสาทเทียมนี้จึงสามารถที่จะจำแนกประเภทของคลื่นไฟฟ้าหัวใจได้เป็นชนิด Normal ซึ่งจะมีคะแนนสูงสุด และจากรูปที่ 5.7 จะเห็นถึงการกระจายของข้อมูลซึ่งถ้ามีการกระจายของข้อมูลน้อยจะสามารถจำแนกข้อมูลได้ง่าย เช่นในรูปที่ 5.7 (ก) (ข) (จ) และ (ซ) แต่ในทางกลับกันถ้ามีการกระจายของข้อมูลมาก จะทำให้การจำแนกข้อมูลทำได้ยาก เพราะมีการซ้อนทับกันหรือเหลื่อมล้ำกันของข้อมูลทำให้ข้อมูลมีลักษณะคล้ายกัน เช่นในรูปที่ 5.7 (ค) และ (ง)



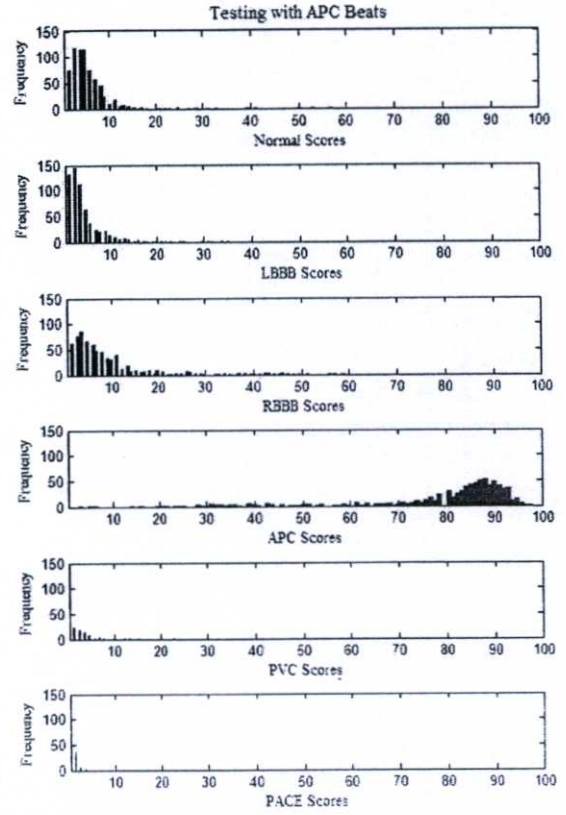
(ก)

(ข)

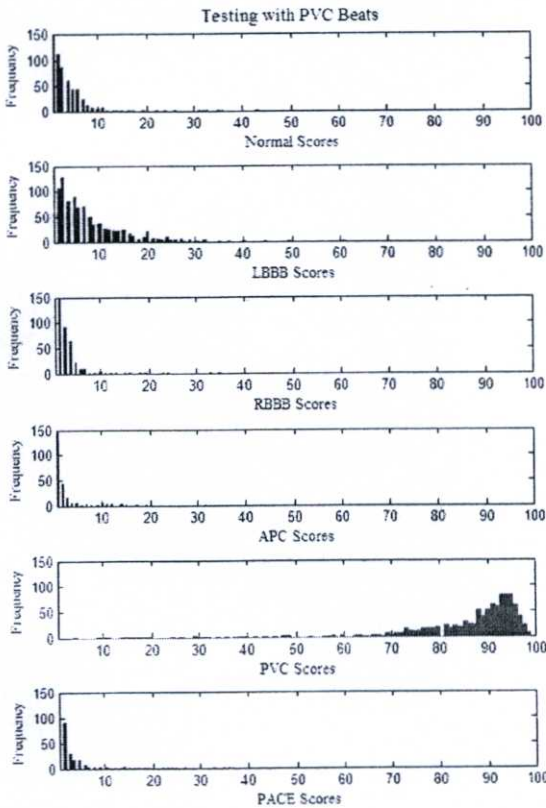
รูปที่ 5.7a แสดง Histogram ของคะแนนในการทดสอบกับ Unknown Data 6 ชนิด



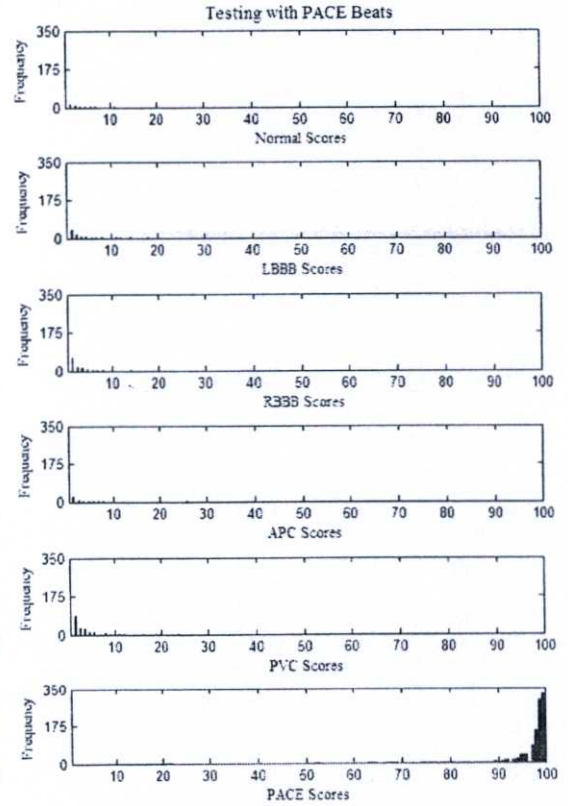
(ก)



(ง)



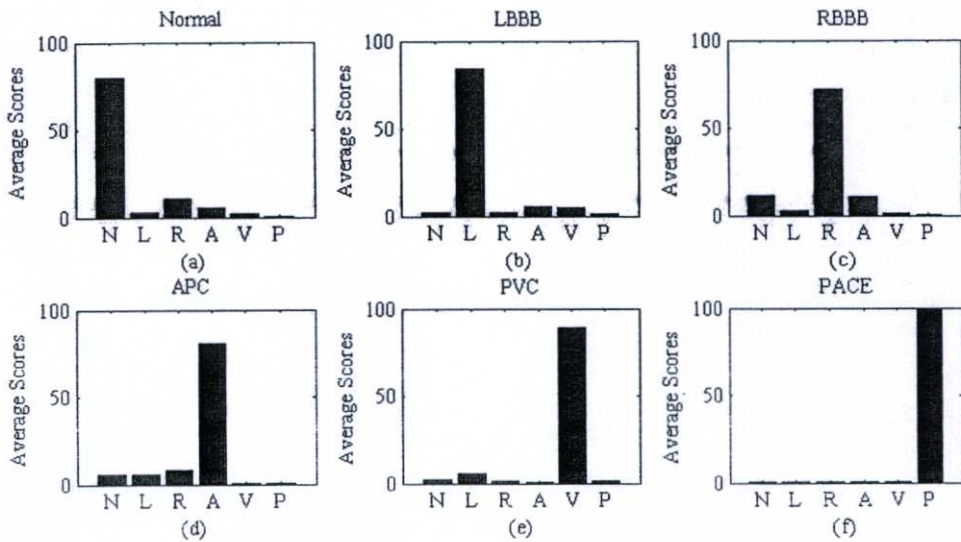
(จ)



(ช)

รูปที่ 5.7b แสดง Histogram ของคะแนนในการทดสอบกับ Unknown Data 6 ชนิด

ส่วนรูปที่ 5.8 เป็นแผนภูมิของคะแนนแต่ละชนิดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ได้ทั้งหมดนำมาแสดงแบบค่าเฉลี่ย โดยให้แกน x เป็นชนิดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจและแกน y เป็นการแสดงคะแนนของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ได้ ซึ่งจะเห็นได้ชัดเจนว่าการให้คะแนนของนิเวรอนเป็นคะแนนโดยส่วนมาก ฉะนั้นการระบุชนิดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจก็ถูกต้องแน่นอน



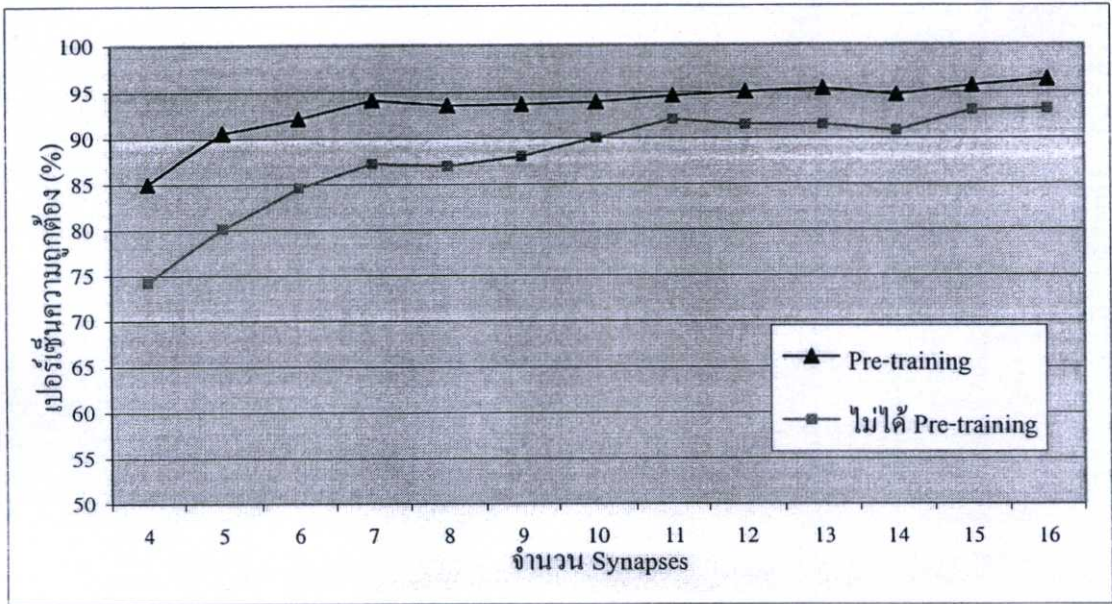
รูปที่ 5.8 แสดงกราฟคะแนนเฉลี่ยของการจำแนกคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 6 ชนิด

5.2.1 การออกแบบและเปรียบเทียบผลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก

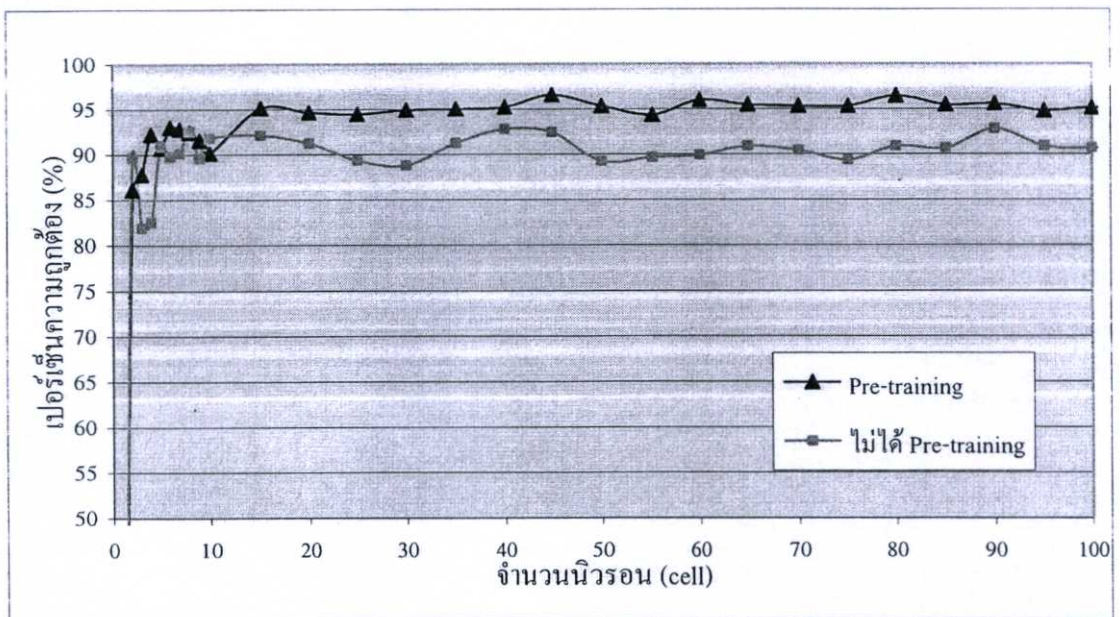
ในการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักจะมีพารามิเตอร์ต่างๆ ดังนี้คือ จำนวนไซแนปส์ จำนวนนิเวรอน ความละเอียดของรูปแบบที่ใช้ในการฝึกสอน และการกำหนดค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเพื่อจำกัดบริเวณในการจับของไซแนปส์เพื่อที่จะให้ได้ส่วนที่ครอบคลุมข้อมูลได้มากที่สุด

การออกแบบของโครงข่ายประสาทเทียมจะได้จากการทดลองโดยลองผิดลองถูกก่อน และเมื่อเวลาทดลองจริงก็จะหาค่าที่เหมาะสมที่สุดนำมาทดลอง โดยดูจากกราฟหรือตารางที่ได้ ซึ่งการเลือกจำนวน Synapses จะต้องระวังในเรื่องของหน่วยความจำ เพราะขนาดของหน่วยความจำจะมีเนื้อที่เท่ากับ 2^n (เมื่อ n เป็นจำนวนไซแนปส์) และอีกส่วนหนึ่งคือการกำหนดปริมาณของจำนวนนิเวรอนซึ่งถ้าเลือกมากเกินไป จะทำให้ระบบเรียนรู้ช้าและเปลืองหน่วยความจำอีกด้วย ดังนั้นการเลือกใช้พารามิเตอร์แต่ละตัวในงานวิจัยนี้จะสามารถดูได้จากกราฟ ดังรูปที่ 5.9 ถึงรูปที่ 5.13 ซึ่งเปรียบเทียบการทดลองที่มี Pre-training แบบที่ใช้ Mean-class และไม่มี Pre-training โดยทั้งหมดจะตั้งค่าเริ่มต้นดังนี้

Synapses = 16, Neuron = 100, Resolution = 500 และ Standard deviation = 1

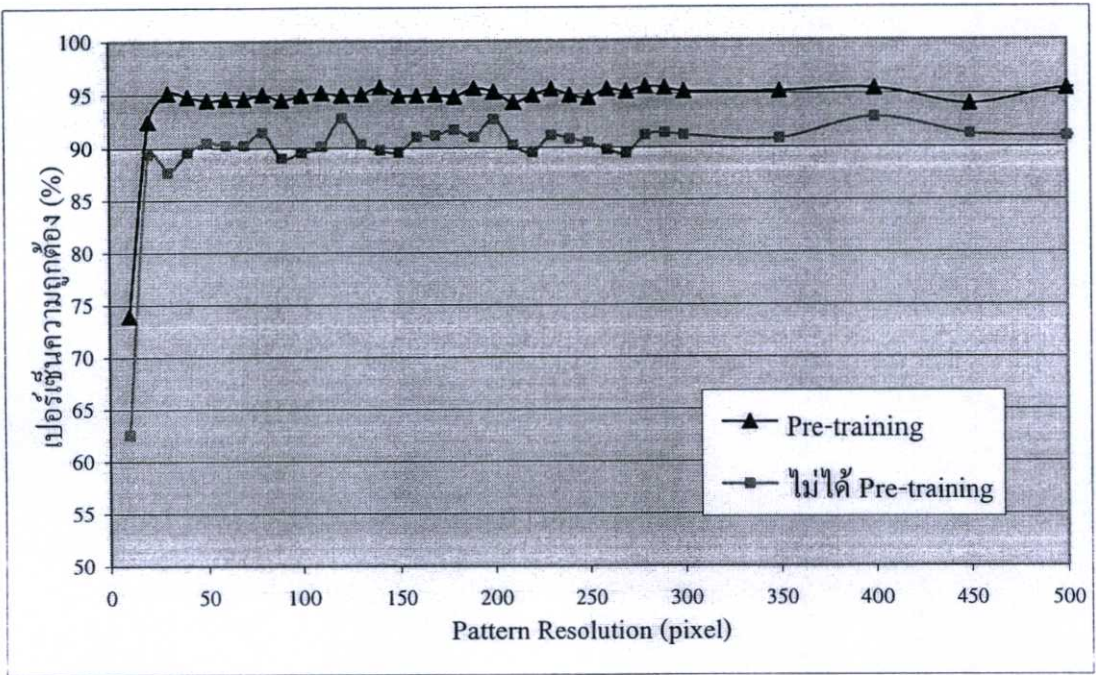


รูปที่ 5.9 แสดงผลการปรับเปลี่ยนจำนวน Synapses

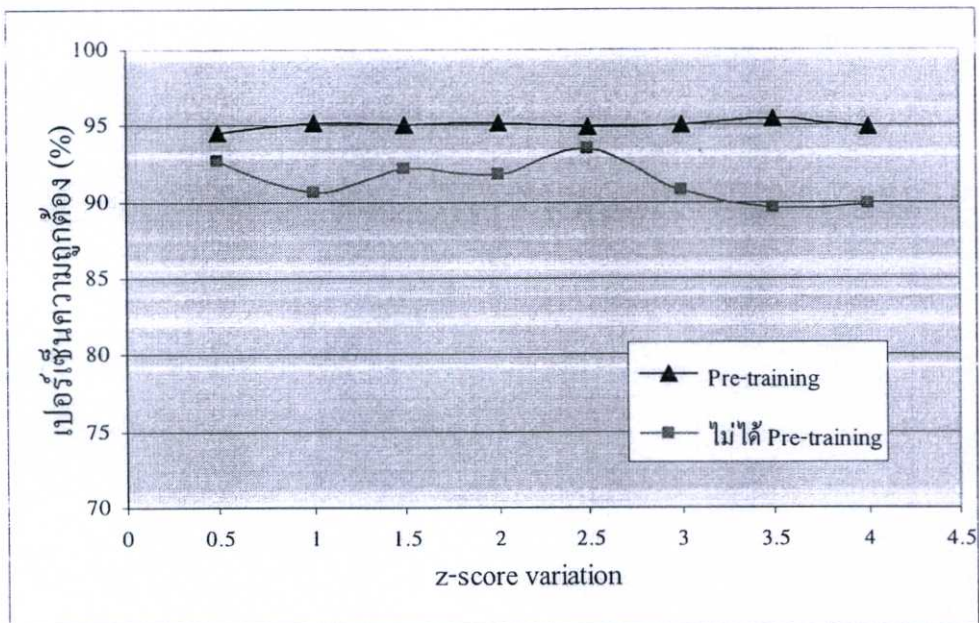


รูปที่ 5.10 แสดงผลการปรับเปลี่ยนจำนวนนิวรอนหรือ RAM-nodes (Cells)

ซึ่งจากรูปที่ 5.9 - 5.12 จะเห็นได้ว่าการทดลองที่มีการ Pre-training หรือการหาจุดไซแนปส์ที่ดีที่สุด (Synaptic optimization) จะมีความถูกต้องของเอาต์พุตมากกว่าแบบธรรมดา (Non-optimization) ในรูปที่ 5.9 การใช้ไซแนปส์จำนวนมากมีแนวโน้มของความถูกต้องของเอาต์พุตมากขึ้นเรื่อยๆ แต่จะทำให้การใช้พื้นที่ในหน่วยความจำเพิ่มขึ้นด้วย และในรูปที่ 5.10 จะเห็นได้ว่าถ้าใช้เพียงนิวรอนเดียวจะไม่สามารถบอกได้ว่าเอาต์พุตเป็นชนิดไหนเนื่องจากต้องใช้คะแนนในการลงมติ จึงทำให้เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องต่ำมาก ซึ่งจะเห็นว่าที่จำนวนนิวรอน 45 Nodes เป็นค่าที่ดีที่สุด



รูปที่ 5.11 แสดงผลการปรับเปลี่ยนความละเอียดของ Pattern (Pixel)



รูปที่ 5.12 แสดงผลของการปรับเปลี่ยนค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน

จากรูปที่ 5.11 จะเห็นได้ว่าถ้าความละเอียดของภาพที่น้อยๆจะทำให้เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องน้อยเนื่องจากรายละเอียดของข้อมูลนั้นหายไป แต่จะเริ่มเพียงพอเมื่อใช้ความละเอียดที่ 300x50 pixels และในรูปที่ 5.12 จะเห็นได้ว่าการทดลองที่ไม่ได้ทำการ synaptic optimization เมื่อเพิ่มบริเวณพื้นที่ในการไซแนปส์มากโดยการเพิ่มค่าของ z-score จะทำให้มีแนวโน้มของความถูกต้องของเอาต์พุตน้อยลงเนื่องจากการไซแนปส์ในพื้นที่ของข้อมูลที่ไม่ดีหรือไม่มีข้อมูลนั่นเอง

จากกราฟในรูปที่ 5.9 ถึงรูปที่ 5.12 สามารถเลือกค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักดังนี้

Synapse	= 16
Neuron	= 25
Standard Deviation	= 1

และในส่วนของการ Resolution ของคลื่นไฟฟ้าหัวใจซึ่งไม่มีผลต่อขนาดของ RAM แต่อย่างไรก็ตาม เพราะข้อมูลอินพุตยังมีจำนวนบิตเท่าเดิมตามจำนวนไซแนปส์ ถึงแม้จะเปลี่ยน Resolution แล้วก็ตาม ซึ่งในการทดลองจะใช้ Resolution = 300x500

5.2.2 การจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากผู้ป่วยเพียงชนิดละคนด้วย WNN

รายละเอียดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ใช้ในการทดลอง Record No. ที่นำมาทดลอง 6 ชนิดเหมือนกันกับข้อมูลที่ใช้ในหัวข้อ 5.1.2 แต่เปลี่ยนตัวจำแนกประเภทจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับมาเป็นแบบไร้น้ำหนักแทน ซึ่งผลจะแสดงในตารางที่ 5.6 เมื่อเทียบผลการทดลองในตารางที่ 5.1 จะเห็นว่าความถูกต้องในการจำแนกประเภทเท่ากัน

ตารางที่ 5.6 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 6 ชนิดจำนวน 200 บีตต่อหนึ่งผู้ป่วย ในการฝึกสอนและทดสอบ โดยใช้ WNN

ECG Beat Types	Trained data			Unknown data		
	Number of ECG beats	Correct Beat	Accuracy (%)	Number of ECG beats	Correct Beat	Accuracy (%)
Normal	200	200	100	200	200	100
LBBB	200	200	100	200	200	100
RBBB	200	200	100	200	198	99
APC	200	200	100	200	199	99.75
PVC	200	200	100	200	198	98
Pace	200	200	100	200	200	100
Total	1200	1200	100	1200	1195	99.58

ซึ่งจะเห็นว่าการใช้ข้อมูลที่มีความแปรปรวนในกลุ่มน้อยคือการใช้ข้อมูลเพียง Record เดียวในการทดลองทำให้การจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจสามารถทำได้ทุกวิธี

แต่ในความเป็นจริงแล้วข้อมูลในกลุ่มเดียวกันอาจมีความแปรปรวนมากซึ่งเกิดจากรวบรวมข้อมูลจากสภาพแวดล้อมต่างๆกัน มาอยู่ในกลุ่มเดียวกัน ดังนั้นการจำแนกประเภทก็จะทำได้ยากขึ้นด้วย ซึ่งจะแสดงผลการทดลองในหัวข้อถัดไป

5.2.3 การจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากผู้ป่วยหลายคนด้วย WNN

รายละเอียดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ใช้ในการทดลอง Record No. ที่นำมาทดลอง 6 ชนิด เหมือนกับข้อมูลที่ใช้ในการทดลองในหัวข้อ 5.1.3 โดยการทดลองนี้จะทำการทดลองเพื่อทดสอบระบบว่าสามารถที่จะจำแนกประเภทข้อมูลที่มีความแปรปรวนของข้อมูลสูงได้หรือไม่ ซึ่งจะได้ผลการทดลองดังต่อไปนี้

ตารางที่ 5.7 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้ WNN แบบมีการไซแนปส์ดีที่สุดซึ่งฝึกสอนขั้นต้นด้วย Mean-class

ECG Beat Types	Trained data			Unknown data		
	Number of ECG beats	Correct Beat	Accuracy (%)	Number of ECG beats	Correct Beat	Accuracy (%)
Normal	1000	1000	100	1000	1000	100
LBBB	1000	1000	100	1000	999	99.9
RBBB	1000	896	89.6	1000	892	89.2
APC	753	742	98.54	753	716	95.09
PVC	1000	998	99.8	1000	984	98.4
Pace	1000	1000	100	1000	999	99.9
Total	5753	5636	97.97	5753	5590	97.17

ตารางที่ 5.8 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้ WNN แบบมีการไซแนปส์ดีที่สุดซึ่งฝึกสอนขั้นต้นด้วย Mean-record

ECG Beat Types	Trained data			Unknown data		
	Number of ECG beats	Correct Beat	Accuracy (%)	Number of ECG beats	Correct Beat	Accuracy (%)
Normal	1000	1000	100	1000	997	99.7
LBBB	1000	1000	100	1000	998	99.8
RBBB	1000	960	96	1000	965	96.5
APC	753	744	98.80	753	736	97.74
PVC	1000	998	99.8	1000	982	98.2
Pace	1000	1000	100	1000	999	99.9
Total	5753	5702	99.11	5753	5677	98.68

ตารางที่ 5.9 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้ WNN แบบมีการไซแนปส์ที่สุ่มซึ่งไม่มีการฝึกสอนขั้นต้น (no local optimization)

ECG Beat Types	Trained data			Unknown data		
	Number of ECG beats	Correct Beat	Accuracy (%)	Number of ECG beats	Correct Beat	Accuracy (%)
Normal	1000	999	99.9	1000	1000	100
LBBB	1000	999	99.9	1000	998	99.8
RBBB	1000	805	80.5	1000	788	78.8
APC	753	734	97.48	753	721	95.75
PVC	1000	990	99	1000	987	98.7
Pace	1000	1000	100	1000	999	99.9
Total	5753	5527	96.07	5753	5493	95.48

ในการทดลองต่อไปนี้จะเป็นการทดสอบโครงข่ายว่ามีเสถียรภาพอย่างไร โดยการทดสอบจำนวน 10 ครั้งและหาค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเพื่อทดสอบประสิทธิภาพของโครงข่ายโดยใช้ข้อมูลเช่นเดียวกับการทดลองในตารางที่ 5.7 ถึงตารางที่ 5.9 ดังต่อไปนี้

ตารางที่ 5.10 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้ WNN แบบมีการไซแนปส์ที่สุ่มซึ่งฝึกสอนขั้นต้นด้วย Mean-class โดยทดลองจำนวน 10 ครั้ง

ครั้ง	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง โดยใช้ Mean-class	
	Unknown Test Accuracy (%)	Known Test Accuracy (%)
1	98.61	99.51
2	98.49	99.04
3	98.42	99.22
4	98.31	98.89
5	98.23	99.06
6	97.67	98.28
7	97.53	98.57
8	97.36	97.51
9	97.36	98.80
10	96.84	97.48
Average	97.88	98.64

ตารางที่ 5.11 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้ WNN แบบมีการไซแนปส์ดีที่สุดซึ่งฝึกสอนขั้นต้นด้วย Mean-record โดยทดลองจำนวน 10 ครั้ง

ครั้ง	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง โดยใช้ Mean-Record	
	Unknown Test Accuracy (%)	Known Test Accuracy (%)
1	99.22	99.70
2	99.20	99.62
3	99.08	99.67
4	99.03	99.43
5	99.03	99.70
6	98.90	99.24
7	98.85	99.48
8	98.79	99.55
9	97.97	98.89
10	97.93	98.78
Average	98.80	99.41

ตารางที่ 5.12 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้ WNN แบบไม่มีการฝึกสอนขั้นต้น โดยทดลองจำนวน 10 ครั้ง

ครั้ง	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องแบบที่ไม่มีการฝึกสอนขั้นต้น	
	Unknown Test Accuracy (%)	Known Test Accuracy (%)
1	96.87	98.05
2	96.70	97.55
3	96.52	97.55
4	96.44	97.01
5	96.23	97.08
6	95.60	97.46
7	95.60	97.05
8	95.17	96.47
9	94.47	96.11
10	94.46	96.09
Average	95.81	97.04

ตารางที่ 5.13 เปรียบเทียบผลการทดลองที่มีการฝึกสอนขั้นต้นและไม่มีการฝึกสอนขั้นต้น

Pre-training Method (Optimization)	Percent of Accuracy (Min - Max %)		Average of the accuracy (%)	
	Unknown data testing	Known data testing	Unknown data testing	Known data testing
By mean-class	96.84 - 98.61	97.48 - 99.51	97.88	98.64
By mean-record	97.93 - 99.22	98.78 - 99.70	98.80	99.41
None pre-training	94.46 - 96.87	96.09 - 98.05	95.81	97.04

จากการทดลองโดยการใช้วิธีการฝึกสอนขั้นต้นซึ่งจะเห็นได้ว่าการใช้ Mean-record มาทำการฝึกสอนขั้นต้นจะได้เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องมากที่สุด

ตารางที่ 5.14 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 6 ชนิด โดยการสลับข้อมูลการฝึกสอนและทดสอบด้วย WNN ที่ใช้ Mean-record

Data validation (%)		เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง (%)		Training time (Minute: Second)
Training	Testing	Unknown Test	Known Test	
10	90	97.65	99.04	0:12
20	80	97.97	99.60	0:25
30	70	97.69	98.69	0:37
40	60	98.74	99.36	0:50
50	50	99.20	99.75	1:01
60	40	98.14	99.07	1:14
70	30	98.15	98.64	1:26
80	20	98.92	99.26	1:49
90	10	98.30	99.29	1:51
Average		98.42	99.08	1:02

5.2.4 การทดลองโดยเพิ่มชนิดของคลื่นไฟฟ้าหัวใจในการจำแนกประเภทด้วย WNN

ในการทดลองนี้ก็ได้เพิ่มความแปรปรวนของข้อมูลให้มากขึ้นจากข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของผู้ป่วย 6 ชนิด เป็น 12 ชนิด (ใช้ข้อมูลเดียวกับการทดลองในหัวข้อ 5.1.4) โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก ดังแสดงผลในตารางที่ 5.15 จะเห็นได้ว่าข้อมูลที่ได้รับการฝึกสอนน้อยจะทำให้ความสามารถในการจดจำของโครงข่ายประสาทเทียมก็จะน้อยตาม ซึ่งสอดคล้องกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

ตารางที่ 5.15 ผลการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 12 ชนิดโดย WNN และเปรียบเทียบผลที่มีการฝึกสอนขั้นต้นและไม่มีการฝึกสอนขั้นต้น

ECG Types	จำนวนที่ใช้ทดสอบ (beats)	ใช้ mean-class ในการฝึกสอนขั้นต้น		ใช้ mean-record ในการฝึกสอนขั้นต้น		ไม่มีการฝึกสอนขั้นต้น	
		จำแนกได้ (beats)	AC (%)	จำแนกได้ (beats)	AC (%)	จำแนกได้ (beats)	AC (%)
Normal	1005	1004	99.90	1005	100	1005	100
LBBB	1003	1003	100	1003	100	1003	100
RBBB	1003	963	96.01	980	97.71	802	79.96
APC	757	734	96.96	735	97.09	721	95.24
PVC	1007	979	97.22	980	97.32	971	96.43
PACE	1002	1001	99.90	1001	99.90	1001	99.90
AAPB	75	22	29.33	30	40	16	21.33
NPB	43	0	0	5	11.63	0	0
FVNB	369	318	86.18	298	80.76	286	77.51
NEB	116	87	75	98	84.48	40	34.48
VEB	53	22	41.51	26	49.06	0	0
FPNB	131	111	84.73	115	87.79	106	80.92
Total	6564	6244	95.12	6276	95.61	5951	90.66

5.3 การเปรียบเทียบผลกับวิธีอื่นๆ

การเปรียบเทียบผลที่ได้กับผลที่แสดงในวารสารอ้างอิงที่ได้เขียนไว้ในวารสารสากล โดยใช้วิธีการในการรู้จำคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่แตกต่างกันโดยใช้ข้อมูลจากฐานข้อมูลเดียวกันคือ MIIT-BIH จากตารางที่ 5.16 จะเห็นได้ว่าการใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่ได้นำเสนอสามารถจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจมีประสิทธิภาพมาก โดยที่โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (BP-NN-SCG) จะมีประสิทธิภาพมากกว่าการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก (WNN) แต่ถึงอย่างไรก็ตามโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักก็ใช้เวลาในการฝึกสอนน้อยกว่ามาก ซึ่งเป็นจุดที่น่าสนใจมากในการพัฒนาระบบให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

ในส่วนของงานวิจัยอื่นๆที่ได้ทำการลดข้อมูลด้วยวิธีของ Discrete Wavelet Transform (DWT) [7] และใช้ตัวจำแนกข้อมูลเป็นโครงข่ายประสาทเทียมเช่นเดียวกัน หลักการของ DWT BP-ANN จะใช้ข้อมูลที่ตัดมาเป็นบิตเดียวจำนวน 90 จุดข้อมูลร่วมกับมูลของคลื่นไฟฟ้าหัวใจระหว่าง R peak ก่อนหน้าและหลัง (RR-interval) ที่ลดด้วย DWT เพิ่มอีกจำนวน 23 จุดข้อมูล ซึ่งเป็นวิธีที่ให้ความถูกต้องมากแต่ค่อนข้างซับซ้อน

ตารางที่ 5.16 การเปรียบเทียบผลของวิธีการที่นำเสนอ กับผลที่แสดงในวารสารอ้างอิง

Methods	Number of beat types	Accuracy (%)
WNN-Opt. (mean-record)	12	95.61
WNN (None)	12	90.66
SCGBP-NN (300 มิติ)	12	96.83
SCGBP-NN + Fisher's ratio (140 มิติ)	12	95.87
WNN-Opt. (mean-record)	6	98.8
WNN (None)	6	95.81
SCGBP-NN (300 มิติ)	6	99.19
SCGBP-NN + Fisher's ratio (140 มิติ)	6	98.79
Fisher-FCM [3]	6	98.14
FHyb-HOSA [4]	7	96.06%
DWT BP-ANN[7]	13	96.79
MLP1 [8]	2	90%
MLP1 [8]	13	84.50%
MLP2 [9]	12	92%
SOM-SVD [10]	4	92.20%
MLP-LVQ [11]	2	96.80%
MLP-Fourier [12]	3	98%
LDA+ANN [32]	7	96.36
LDA+FIS [32]	7	91.73

บทที่ 6

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

การวินิจฉัยโรคหัวใจนั้นจะต้องดูจากตัวแปรหลายๆอย่างด้วยกันซึ่งอาจจะเป็นการซักประวัติของผู้ป่วยและตรวจวัด เช่น อาการขณะตรวจ (เช่น เจ็บหน้าอก ใจเต้น เป็นลม หอบ เหนื่อย และบวม) น้ำหนัก อายุ ตรวจความดัน ชีพจร เสียงของหัวใจ การอัลตราซาวด์หัวใจ การเอกซเรย์ตรวจคราบหินปูนในหลอดเลือด และวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจเป็นต้น ซึ่งในงานวิจัยนี้มุ่งเน้นในการตรวจจับคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผิดปกติโดยอัตโนมัติ เพื่อเป็นส่วนช่วยในการวินิจฉัยโรคหัวใจได้ดียิ่งขึ้น ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้ใช้ตัวแปรน้อยมากคือจะใช้เฉพาะคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากลีด MLI เท่านั้น

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้นำเสนอการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้ทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับและโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักมาจำแนกประเภทของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีอยู่ในฐานข้อมูล MIT-BIH ซึ่งนำมาใช้ในการทดลองจำนวน 12 ชนิด คือ คลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติ (NORMAL), Left bundle branch block beat (LBBB), Right bundle branch block beat (RBBB), Paced beat (PACE), Premature ventricular contraction (PVC), Atrial premature contraction (APC), aberrated atrial premature beat (AAPB), nodal (junctional) premature beat (NPB), fusion of ventricular and normal beat (FVNB), nodal (junctional) escape beat (NEB), ventricular escape beat (VEB) และ fusion of paced and normal beat (FPNB)

ในการทดลองแรกคือจะนำโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับมาเป็นตัวจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจ โดยโครงสร้างนิเวรอนสามชั้นเป็น 35-35-6 ซึ่งใช้สำหรับการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 6 ชนิดและโครงสร้างนิเวรอนเป็น 35-35-12 ซึ่งใช้สำหรับการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 12 ชนิด ซึ่งจำนวนไซแนปส์ของอินพุตจะขึ้นอยู่กับมิติของข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ โครงสร้างของนิเวรอนทั้งสามชั้นนั้นจะใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบแทนซิกมอยด์ทุกชั้นและใช้การฝึกสอนแบบ Scaled Conjugate Gradient (trainscg) จากการทดลองจะได้โครงสร้างในรูปที่ 5.1 รูปที่ 5.2 และผลในตารางที่ 5.5 จะเห็นได้ว่าการจำแนกประเภทคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ใช้ข้อมูลทั้งหมด) มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องมากกว่าการจำแนกประเภทที่ใช้ข้อมูลบางส่วน ที่ลดข้อมูลลงด้วยวิธีฟิสเซอร์เรโซจาก 300 จุด เหลือเพียง 140 จุด ซึ่งจากการลดข้อมูลลงอาจจะทำให้ข้อมูลบางส่วนหายไปจึงทำให้ข้อมูลมีความซับซ้อนมากขึ้นเป็นสาเหตุให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ช้า ถึงแม้การลดข้อมูลลงจะทำให้โครงข่ายประสาทเล็กลงก็ตาม

ในการทดลองส่วนที่สองได้นำไปทดลองกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก โดยใช้หลักการต่างๆคือ ฟิสเซอร์เรโซ วิธีทางสถิติ และทฤษฎีของเซต มาหาดำแหน่งที่ดีที่สุดในการไซแนปส์ โดยที่ฟิสเซอร์เรโซจะใช้ในการหาดำแหน่งในทางแกน x ว่ามีข้อมูลที่สำคัญอยู่มากที่สุด

ตามอัตราส่วนของพีชเซอร์เรโซ ส่วนวิธีทางสถิติจะใช้การกระจายแบบปรกติ ให้กระจายข้อมูลในทางแกน y และจะใช้ค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานในการหาขอบเขตของพื้นที่ในการจับของไซแนปส์เนื่องจากพื้นที่บางส่วนไม่มีข้อมูลของข้อมูลอยู่หรือว่าเป็นตำแหน่งที่เหมือนกันทุกๆ ข้อมูล จึงไม่มีประโยชน์ในการที่จะจับในตำแหน่งที่ไม่ดีนี้ และอีกส่วนหนึ่งที่ได้นำมาเสริมเพื่อเพิ่มการเลือกตำแหน่งในการจับให้ดียิ่งขึ้นคือ การใช้ทฤษฎีของเซตมาแบ่งกลุ่มของแต่ละเซตออกจากกันด้วยวิธีของความต่างของเซต โดยการใช้ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานมากำหนดขอบเขตของแต่ละโรค และในส่วนสุดท้ายของโครงข่ายไร้น้ำหนักนี้ จะทำการตัดสินใจเมื่อข้อมูลที่นำมาทดสอบไม่ตรงกับคลาสใดเลย ในส่วนของโครงข่ายนี้จะสามารถทำนายโดยใช้วิธีการของ Nearest Hamming Distance ซึ่งเป็นการเดาคำตอบที่ใกล้เคียงที่สุดเพราะจะหาระยะทางของบิตข้อมูลที่นำมาทดสอบกับแอดเดรสที่ได้ทำการฝึกสอนไว้ให้ใกล้เคียงที่สุดหรือหาความต่างของบิตทั้งสองให้น้อยที่สุดนั่นเอง จึงทำให้โครงข่ายนี้มีความฉลาดมากขึ้น

กระบวนการอีกอย่างหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักที่สำคัญที่สุดที่ได้นำเสนอในวิทยานิพนธ์นี้คือ การปรับเปลี่ยนตำแหน่งในการจับไซแนปส์ที่ดีที่สุด ซึ่งเป็นวิธีการที่ง่ายไม่ซับซ้อนแต่ให้ประสิทธิภาพในการทำงานได้ยอดเยี่ยม โดยการทำการฝึกสอนขึ้นต้นด้วยข้อมูลที่เป็นค่าเฉลี่ยของแต่ละกลุ่ม โดยจะแก้ปัญหาเรื่องการระบุกลุ่มซ้ำซ้อนกันได้ เป็นสาเหตุที่ทำให้การจำแนกประเภทผิดพลาดขณะประมวลผล ซึ่งการทดลองแสดงให้เห็นว่าการปรับเปลี่ยนตำแหน่งให้ดีที่สุดจะทำให้ผลประสิทธิภาพเพิ่มขึ้นมาก

จากตารางที่ 5.2 และตารางที่ 5.14 ถึงแม้โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักจะให้ความถูกต้องในการจำแนกประเภทน้อยกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ แต่โครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนักใช้เวลาในการฝึกสอนน้อยกว่ามาก

จากการทดลองในงานวิจัยนี้ยังเห็นจุดที่สามารถพัฒนาต่อได้อีกคือการหาจุดในการไซแนปส์ที่ดีที่สุดของโครงข่ายประสาทเทียมแบบไร้น้ำหนัก อาจจะใช้ทฤษฎีของ Genetic Algorithm, Ant colony optimization และ Particle swarm algorithm เพื่อให้การหาไซแนปส์มีประสิทธิภาพขึ้น

และเนื่องจากพื้นฐานของโครงข่ายสามารถขยายขนาดอินพุตได้เพราะโครงสร้างเป็นแบบขนาน ดังนั้นเพื่อเพิ่มความมั่นใจในการทำนายและสอดคล้องกับการวินิจฉัยโรคของแพทย์ที่ใช้งานจริง จึงควรมีการนำตัวแปรอื่นๆเข้ามาพิจารณาร่วมด้วย เช่น คลื่นไฟฟ้าหัวใจในลิคอื่นๆ หรือช่วงห่างระหว่างคลื่นไฟฟ้าหัวใจก่อนหน้าและลำหลัง เป็นต้น ซึ่งจะเห็นว่าไม่จำเป็นต้องปรับโครงสร้างใดๆ เพียงแค่เพิ่มขนาดของอินพุตไซแนปส์เท่านั้น

เอกสารอ้างอิง

- [1] The Molson Medical Informatics Student Projects Site, "<http://sprojects.mmi.mcgill.ca/>".
- [2] ยงยุทธ สหสกุล, "ECG ทางคลินิก", พิมพ์ครั้งที่ 2. กรุงเทพฯ : งานตำราวารสารและสิ่งพิมพ์สถานการศึกษาแพทยศาสตร์ คณะแพทยศาสตร์ศิริราชพยาบาล มหาวิทยาลัยมหิดล, 2546.
- [3] สายัณห์ รักบรรจง, "การแบ่งประเภทของคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้ Fisher's Discriminant และ Fuzzy c-mean" วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, กรุงเทพฯ
- [4] Stanislaw Osowski and Tran Hoai Lihn, "ECG Beat Recognition Using Fuzzy Hybrid Neural Network", IEEE Trans on BME, vol. 48, No. 11, pp 1265-1271, November 2001.
- [5] Qibin Zhao and Liqing Zhang, "ECG Feature Extraction and Classification Using Wavelet Transform and Support Vector Machine", Volume 2, 13-15 Oct. 2005 Page(s):1089 - 1092.
- [6] Nitikorn Silsirivanich and Panuthat Boonpramuk, "ECG Recognition Based on Hidden Markov Model for Heart Trouble Diagnostic" ECTI-CON 2006, pp 243-246
- [7] Prasad, G.K.; Sahambi, J.S.; "Classification of ECG Arrhythmias Using Multi-Resolution Analysis and Neural Networks", Volume 1, 15-17 Oct. 2003, Page(s):227 - 231 Vol.1 Digital Object Identifier 10.1109/TENCON.2003.1273320
- [8] Y. H. Hu, W. Tompkins, J. L. Urrusti, and V. X. Alfonso, "Applications of artificial neural networks for ECG signal detection and classification," *J. Electrocardiol.*, 1994.
- [9] N. Izeboudjen and A. Farah, "A new neural network system for arrhythmia's classification," in *proc. Neural Network Conf.*, Viena, Austria, 1998, pp. 208-216.
- [10] Y. H. Hu, S. Palreddy, and W. Tompkins, "A patient adaptable ECG beat classifier using a mixture of experts approach." *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 44, pp. 891-900, Sept. 1997.
- [11] G. E. Oien, N. A. Bertelsen, T. Eftestol, and J. H. Husoy, "ECG rhythm classification Using artificial neural networks," in *Proc. 1996 IEEE Digital Signal Processing Workshop*, 1996, pp. 514-517.
- [12] K. Minami, H. Nakajima, and T. Toyoshima, "Real-time discrimination of ventricular tachy arrhythmia with Fourier-transform neural network", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 46, pp. 179-185, 1999.

- [13] Wouter A.Th. Manintveld, "Automated ECG Analysis Using Weightless Neural Networks", A thesis submitted for the degree of Engineer at Delft University of Technology and the International Diploma of Imperial College, London, United Kingdom.
- [14] PhysioBank, "<http://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb/>".
- [15] L. Fausett, "Fundamentals of Neural Networks", Prentice-Hall International, Inc., 1994
- [16] Martin T. Hagan, Howard B. Demuth, M. Beale, "Neural Network Design", An International Thomson Publishing Company, 1996.
- [17] Simon Haykin, "Neural Networks, A Comprehensive Foundation", Macmillan, 1994.
- [18] W. W. Bledsoe and I. Browning, "Pattern recognition and reading by machine", IRE Joint Computer Conference, 1959, pp.225-232.
- [19] I. Aleksander, "Neural Computing Architectures, the Design of Brain-Like Machines", North Oxford Academic, 1989.
- [20] N. M. Allinson and A. Kolcz, "A Principled Approach to N-Tuple Recognition Systems", Pattern Recognition, 26 Feb. 1997, pp.2/1-2/10.
- [21] L. Tarassenko, J. N. Tombs and J. H. Reynolds, "Neural Network Architectures for Content Addressable Memory", Radar and Signal Processing, Vol.138, 1991, pp.33-39
- [22] C. A. French, "Distance Preserving Run-Length Limited Codes", IEEE Transactions on Magnetics, Vol.25, No.5, Sept. 1989, pp.4093-4095.
- [23] Ludmila I. Kuncheva, "Combining Pattern Classifiers: Methods and Algorithms", WILEY INTERSCIENCE, 2004.
- [24] Peter N. Belhumeur, Joao P. Hespanha, and David J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection", IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, Vol. 19, No. 7, July 1997.
- [25] S.Y. Kung, M.W. Mak, S.H. Lin, "Biometric Authentication: A Machine Learning Approach", Prentice Hall, 2005.
- [26] David C. Lay, "Linear Algebra and Its Applications Third Edition", Pearson Education, Inc., 2006
- [27] Moller, M. F., "A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning", Neural Network, Vol. 6, 1993, pp.525-533.
- [28] พงศ์สันต์ นุ่นสุข, "การพิสูจน์ลายเซ็นแบบออนไลน์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม" วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, กรุงเทพฯ.

- [29] Mahmoodabadi, S.Z., Ahmadian, A., Abolhasani, M.D., Eslami, M., Bidgoli, J.H., "ECG Feature Extraction Based on Multiresolution Wavelet Transform", IEEE-EMBS, 2005, pp.3902-3905.
- [30] Christopher M. Bishop, "Neural Networks for Pattern Recognition", Oxford, 2000.
- [31] <http://en.wikipedia.org>
- [32] M. H. Song, J. Lee, H. D. Park , K. J. Lee, "Classification of Heartbeats based on Linear Discriminant Analysis and Artificial Neural Network", IEEE, Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference Shanghai, China, Sep.2005, pp.1151-1153.

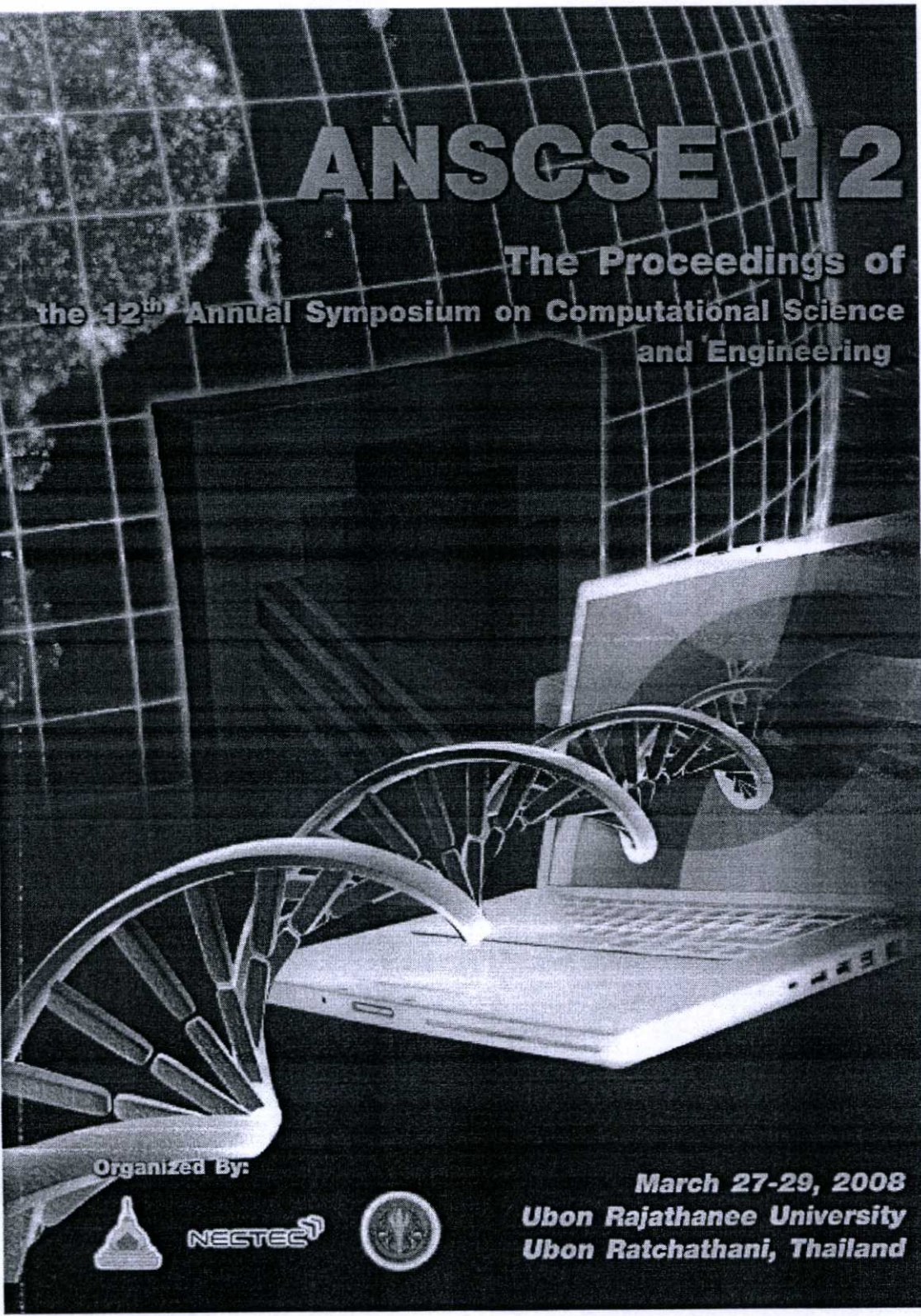
ภาคผนวก ก

ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์

1. Chakrawal Ariyasaranee, Yuttana Kitjaidure, "ECG Classification Using Neural Networks and Fisher's Discriminant", Annual Symposium on Computational Science and Engineering (ANSCSE12), Ubon Rajathanee University, pp. 268-272, March 2008.
2. Chakrawal Ariyasaranee, Yuttana Kitjaidure, "ECG Classification Using Weightless Neural Networks Based on Fisher's Ratio Extraction", International Symposium on Biomedical Engineering (ISBME), pp. 4, Nov. 2008.
3. Chakrawal Ariyasaranee, Yuttana Kitjaidure, "ECG Classification Using Weightless Neural Networks with Synaptic Optimization", International Annual Symposium on Computational Science and Engineering (ANSCSE13), pp.297-303, March 2009.

ANSCSE 12

The Proceedings of
the 12th Annual Symposium on Computational Science
and Engineering



Organized By:



NECTEC



March 27-29, 2008
Ubon Rajathane University
Ubon Ratchathani, Thailand

ECG Classification Using Neural Networks and Fisher's Discriminant

Chakrawal Ariyasarane¹ and Yuttana Kitjaidure^{1,C}

¹ Department of Electronics, Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Ladkrabang, Bangkok, Thailand 10520

^C E-mail: kkyuttan@kmitl.ac.th; Fax: 02-7392398; Tel. 02-3264222

ABSTRACT

This paper presents the ECG classification using neural networks and Fisher's discriminant. The raw ECG data of twelve classes composed of 300 points in each beat are taken from MIT-BIH database. Fisher's discriminant is used to reduce the dimension of data by dividing them in two parts. In the first part, only 140 sample points of raw data corresponding to the maximum ratios of the variance between class and the variance within class are chosen. In the second part, only 11 data points are obtained from changing basis in the Fisher's discriminant method. The total 151 data points are used as the inputs to the feed-forward neural network. The network is trained with scaled conjugate gradient back-propagation. Three different training sets, the raw data set of 300 sample points, the maximum Fisher's ratio data set of 140 points and the mixed data set of 151 points, are compared. The experimental results show that testing with the unknown data by the first training method gives 96.83% accuracy, while training with the maximum ratios reaches 95.87% accuracy and 95.61% with the mixture set. Therefore, this paper has shown the new method to reduce data with acceptable performance.

Keywords: ECG classification, neural network, Fisher's discriminant.

INTRODUCTION

The electrocardiogram (ECG) is a graphic record of the direction and magnitude of the electrical activity that is generated by depolarization and repolarization of the atria and ventricles. One cardiac cycle in an ECG signal consists of the P-QRS-T waves. The analysis of the ECG has been widely used for diagnosing many cardiac diseases. The most difficult problem faced by today's automatic ECG analysis is the large variation in the morphologies of ECG waveforms, not only of different patients of patient groups but also within the same patient. The ECG waveforms may differ for the same patient to such extent that they are unlike to each other and at the same time alike for different types of beats. This is the main reason that the beat classifier, performing well on the training data, behaves badly when presented with different patients ECG waveforms.

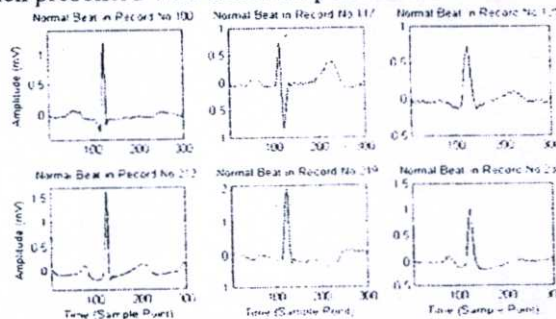


Figure 1. Normal ECG beat types in record No.100, 117, 121, 212, 219, and 234.

Several algorithms have been developed in the literature for the detection and classification of ECG beats [1], [2] which various algorithms used ECG beat in the same class from only one person or record for training and testing those systems, in fact it may be unable to use in real

situation due to the above-mentioned reason. The differences of ECG beats in the same class are presented in Figure 1.

In the remainder of this paper, an overview of preprocessing algorithm for ECG data is firstly presented. Then, the feature extraction through the Fisher's discriminant and Fisher's ratios is described in the next section. After that, the neural network is presented. The training and testing process for each class of ECG are given next. Finally, the work is concluded and the suggestion for the future.

PREPROCESSING

In this paper, ECG signal from Modified Limb Lead II (MLII) are chosen for processing due to they mostly found in the database. The recordings are digitized at 360 samples per second per channel. Each record has its respective annotation file that indicates the class of the heartbeat. We select different abnormal QRS complexes from several records. It is noticed that, there are twelve types of QRS complexes appeared frequently in the database. Therefore, we mainly deal with these twelve types heartbeats which include normal beat (Normal), left bundle branch block beat (LBBB), right bundle branch block beat (RBBB), paced beat (PACE), premature ventricular contraction (PVC), atrial premature contraction (APC), nodal (junctional) premature beat (NPB), fusion of ventricular and normal beat(FVNB), aberrated atrial premature beat(AAPB), nodal (junctional) escape beat(NEB), ventricular escape beat(VEB), and fusion of paced and normal beat(FPNB).

In the preprocessing phase, the continuous ECG signals must be separated into many segments which contain only one heartbeat. The extracted data of ECG complexes are centered around R peak, we have selected the segment of 345ms before and 486ms after. The R peak at the 125th point is detected using the Pan and Tompkins algorithm [3]. Thus, each segment must contain only one ECG heartbeat. Figure 2 shows typical waveforms of the twelve types of ECG segments described above.

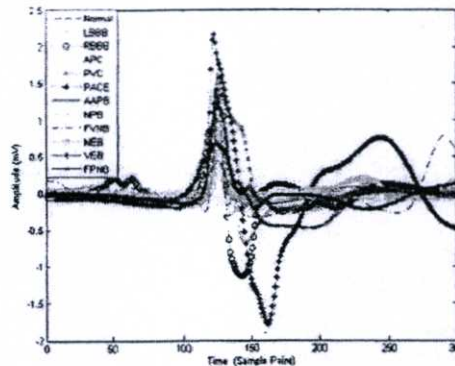


Figure 2. Typical waveforms of the twelve types of ECG segment.

FEATURE EXTRACTION

Fisher's Discriminant

Fisher's Linear Discriminant (FLD) [4], [5] is a widely used method for feature extraction and dimensionality reduction in pattern recognition. Fisher's idea is based on seeking projection direction W that separates the class means well (when projected onto the direction W) while achieving a small variance around these means. Mathematically, FLD selects the projection W in such a way that the ratio of the between-class scatter matrix and the within-class scatter matrix is maximized.

For a c -class problem, the between-class scatter matrix is defined as

$$S_B = \sum_{i=1}^c N_i (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \quad (1)$$

and the within-class scatter matrix as

$$S_W = \sum_{i=1}^c \sum_{x_k \in X_i} (x_k - \mu_i)(x_k - \mu_i)^T \quad (2)$$

Where μ_i is the mean sample of class X_i , μ is the mean sample of all classes, and N_i is the number of samples in class X_i . If S_W is nonsingular, the optimal projection W_{opt} is chosen as a matrix with its orthonormal columns that maximizes the ratio of the determinant of between-class scatter matrix to the determinant of within-class scatter matrix obtained from the projected samples, i.e.,

$$W_{opt} = \arg \max_W \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|}$$

$$= [w_1 \quad w_2 \quad \dots \quad w_m] \quad (3)$$

Where $\{w_i | i=1, 2, \dots, m\}$ is the set of generalized eigenvectors of S_B and S_W corresponding to the m largest generalized eigenvalues $\{\lambda_i | i=1, 2, \dots, m\}$, where

$$S_B w_i = \lambda_i S_W w_i, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

Fisher's Ratios

This is a new method to find maximum point applied from Fisher's discriminant method without projection to the new basis and can be described as follows, the variance between classes is

$$V_B = \sum_{i=1}^c (\mu_i - \mu)^2 \quad (5)$$

the variance within class is

$$V_W = \sum_{i=1}^c \sum_{x_k \in X_i} (x_k - \mu_i)^2 \quad (6)$$

Where μ_i is the mean samples of class X_i , μ is the mean sample of all classes, x_k is subset of X_i and Fisher's ratios can be found V_B divided by V_W .

NEURAL NETWORKS

The neural network used in this paper is multilayer back-propagation [6]. A three-layer back-propagation neural network has been trained to verify the ECG containing with 300, 140, and 151 input nodes, which depend on the preprocessing methods, and 35 hidden layer nodes together with 12 output nodes. Tangent Sigmoid transfer function is used in all layers. The neural network is trained by Scaled Conjugate Gradient method. This training algorithm has been developed from Levenberg-Marquardt algorithm and Conjugate Gradient algorithm [7] to decrease time consumption and also uses less memory than Levenberg-Marquardt algorithm. The structure of the multilayer neural network is shown in Figure 3,

The weight ω_j is updated in the k -th training cycle according to the following equation.

$$\Delta \omega_j(k+1) = \gamma \Delta \omega_j(k) + (1-\gamma) \alpha p_{k+1} \quad (7)$$

The parameters α and γ are the learning rate and the momentum factor respectively. The Scaled Conjugate Gradient algorithm defines as

$$r_{k+1} = -g_{k+1} \quad (8)$$

$$\beta_k = \frac{|r_{k+1}|^2 - r_{k+1}^T r_k}{p_k^T r_k} \quad (9)$$

$$p_{k+1} = r_{k+1} + \beta_k p_k \quad (10)$$

Where p and g are the search direction and gradient respectively.

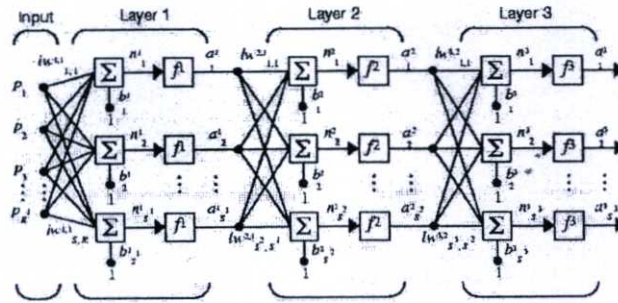


Figure 3. Structure of the multilayer neural network.

EXPERIMENTAL RESULTS

In the experiment, twenty-seven difference patients taken from MIT-BIH arrhythmia database [8] have been considered, patients numbered 100, 107, 109, 111, 113, 114, 116, 117, 118, 119, 124, 200, 201, 202, 207, 208, 210, 212, 213, 217, 219, 221, 222, 228, 231, 232, and 234. The ECG beats being classified are separated into two groups: one used in the learning and the other used in the testing mode. Each feature vector of ECG beats is a vector of 300, 140, and 151 dimensions obtained from the preprocessing and feature extraction process described previously. As in Figure 4, the Fisher's ratios comparison of all ECG types shows that the maximum ratios locate around S and T of ECG waves. Only Normal type data sets are shown in Figure 5. The Fisher's ratios data set is shown in Figure 5b. In Figure 5c, the new basis data set obtained from projecting the raw data of 300 dimensions onto a new basis W_{opt} . Figure 5d is a combination of the Fisher's ratio data and the new basis data set.

Training Process

In the training process, the ECG feature vectors obtained from the 300 points of raw ECG data and the 140 points from the Fisher's discriminant technique together with the mixed data set of 151 points are compared. Twelve types of ECG according to Normal, RBBB, APC, LBBB, PVC, PACE, AAPB, NPB, FVNB, NEB, VEB, and FPNB are trained by dividing the training data sets into 10, 30, 50, 70, 90 and 50 percent of alternate odd data.

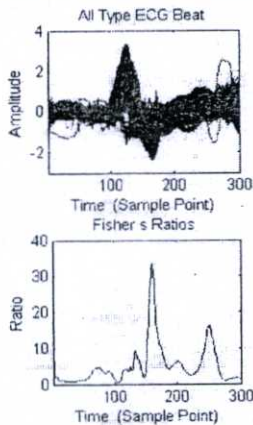


Figure 4. The comparison of all ECG beats with Fisher's ratios.

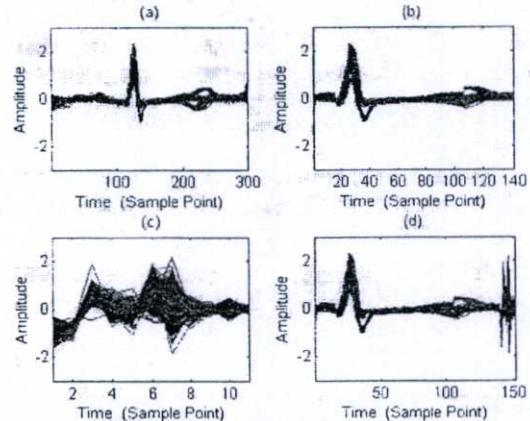


Figure 5. The Normal data sets, (a) is the raw data of Normal beats, (b) is the maximum Fisher's ratio data set of 140 points, (c) is the new basis vectors from Fisher's discriminant process, and (d) is the mixed data set of 151 points.

Testing Process

In the testing process, the unknown feature vectors are taken from the rest of the database. The data are processed in the same way as in the training mode. The comparison results of the three different preprocessing methods are shown in Table 1.

Table 1. The classification results of the three preprocessing methods.

ECG Types	Number	Percent of accuracy from RAW	Percent of accuracy from Fisher's ratio	Percent of accuracy from MIX
Normal	6025	99.14	98.12	97.46
LBBB	6015	99.72	99.67	99.58
RBBB	6015	95.91	92.70	92.34
APC	4540	97.80	95.70	95.55
PVC	6035	96.35	96.82	96.60
PACE	6010	99.92	99.90	99.90
AAPB	449	67.71	43.88	52.78
NPB	256	73.05	93.36	87.11
FVNB	2212	89.51	90.10	89.29
NEB	693	95.53	95.24	95.67
VEB	317	70.03	68.77	61.51
FPNB	785	95.29	94.90	94.65
Total	39352	96.83	95.87	95.61

*RAW: raw data, MIX: mixed data set.

The number of ECG beats from each type is not equal because of the limitation of the database.

CONCLUSION

The new technique of ECG classification utilizing the dimension reduction, Fisher's discrimination, and the neural network have been shown with the acceptable results. The feature sets have been carefully chosen to provide enough information and good accuracy. The method of changing basis by the Fisher's discriminant analysis does not give any information to the network. Therefore, the accuracy of the mixture set does not improve just being acceptable performance. In the future, the processing speed will be improved by the weightless neural network [9].

LITERATURE CITED

1. Sayan Rakbanjong and Yuttana Kitjaidure, *ECTI*, 2007, 565-568.
2. Stanislaw Osowski and Tran Hoai Lihn, *IEEE Trans on BME*, 2001, 48(11), 1265-1271.
3. J.Pan and W.J.Tompkins, *IEEE Trans Biomed. Eng.*, 1985, 32, 230-236.
4. S.Y. Kung, M.W. Mak, S.H. Lin, *Biometric Authentication A Machine Learning Approach*, 2005.
5. Peter N. Belhumeur, Joao P. Hespanha, and David J. Kriegman, *IEEE Trans on Pattern Analysis and machine Intelligence*, 1997, 19(7), 711-720.
6. Martin T. Hagan, Howard B. Demuth, M. Beale, *Neural Network Design*, International Thomson Publishing Company, Boston, 1996.
7. Moller, M. F., *Neural Network*, 1993, 6, 525-533.
8. Goldberger AL, Zong W, Glass L, Hausdorff JM, Ivanov PCh, Mark RG, Mietus JE, Moody GB, Peng CK, Stanley HE. *PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet* (<http://www.physionet.org/>).
9. Phongsan Nunsuk and Yuttana Kitjaidure, *ECTI*, 2007, 529-532.

ISBME & BMEiCON

November 10-11, 2008 Bangkok, Thailand

2008

PROGRAM AND ABSTRACTS

The 3rd International Symposium on Biomedical Engineering (ISBME 2008)
in conjunction with

The 1st Biomedical Engineering International Conference (BMEiCON 2008)



IFMBE NECTEC¹

ECG CLASSIFICATION USING WEIGHTLESS NEURAL NETWORKS BASED ON FISHER'S RATIO EXTRACTION

D1R2ML

Author(s): Chakrawal Ariyasaranee, Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Thailand
 Yuttana Kitjaidure, Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Thailand

In this paper, we propose a new algorithm for ECG classification that is more generalization to the morphological variation of ECG. The n-tuple networks have predominantly been used as fast pattern classification with an ability of generalization. To decrease computational time of the network, we optimized the network synapses by connecting to data that give high values of the Fisher's ratio. Since the n-tuple neural networks receive the binary input so we have to transform all ECG signals into binary patterns. We use the Hold-out method for simulating the experiment. The experimental results show that classification by the weightless neural network gives 95.61% accuracy.

ISBME & BMEICON 2008

4





ECG CLASSIFICATION USING WEIGHTLESS NEURAL NETWORKS BASED ON FISHER'S RATIO EXTRACTION

Chakrawal Ariyasarane¹, Yuttana Kitjaidure¹

¹Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Ladkrabang, Bangkok, Thailand

ABSTRACT

In this paper, we propose a new algorithm for ECG classification that is more generalization to the morphological variation of ECG. The n-tuple networks have predominantly been used as fast pattern classification with an ability of generalization. To decrease computational time of the network, we optimized the network synapses by connecting to data that give high values of the Fisher's ratio. Since the n-tuple neural networks receive the binary input so we have to transform all ECG signals into binary patterns. We use the Hold-out method for simulating the experiment. The experimental results show that classification by the weightless neural network gives 95.61% accuracy.

1. INTRODUCTION

The electrocardiogram (ECG) is a graphic record of the direction and magnitude of the electrical activity that is generated by depolarization and repolarization of the atria and ventricles. One cardiac cycle in an ECG signal consists of the P-QRS-T waves. The analysis of the ECG has been widely used for diagnosing many cardiac diseases. The most difficult problem faced by today's automatic ECG analysis is the large variation in the morphologies of ECG waveforms, not only in different patients of patient groups but also within the same patient. The ECG waveforms may differ for the same patient to such extent that they are unlike to each other and at the same time alike for different types of beats. This is the main reason that the beat classifier, performing well on the training data, behaves badly when presented with different patient ECG waveforms.

Several algorithms have been developed in the literature for the detection and classification of ECG beats [1], [2], which various algorithms used ECG beats in the same class from only one person or record for training and testing those systems. In fact it may be unable to use in real situation due to the above-mentioned reason. The differences of ECG beats in the same class are presented in Figure 1.

In the remainder of this paper, an overview of preprocessing algorithm for ECG data is firstly presented. Then, the feature extraction through the Fisher's discriminant and Fisher's ratios is described in the next section. After that, the weightless neural network is presented.

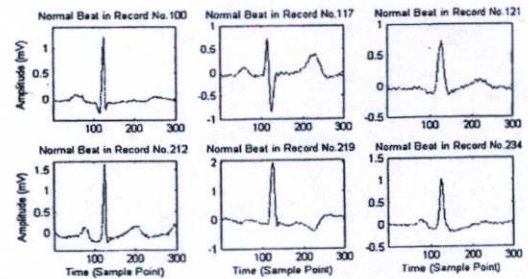


Figure 1. Normal ECG beat types in record No.100, 117, 121, 212, 219, and 234.

The training and testing process for all class of ECG are given next. Finally, the work is concluded and suggested for the future work.

2. PREPROCESSING

In this paper, ECG signals from Modified Limb Lead II (MLII) are chosen for processing due to they mostly found in the database. The records are digitized at 360 samples per second for each channel. Each of the records has its respective annotation file that indicates the class of the heartbeats. We select different abnormal QRS complexes from several records. It is noticed that, there are twelve types of QRS complexes appeared frequently in the database. However, we mainly deal with only six types of heartbeats which include normal beat (Normal), left bundle branch block beat (LBBB), right bundle branch block beat (RBBB), paced beat (PACE), premature ventricular contraction (PVC), atrial premature contraction (APC).

In the preprocessing phase, the continuous ECG signals must be separated into segments each of which contains only one ECG heartbeat. The extracted data of ECG complexes are centered around R peak, we have selected the segment of 345ms before and 486ms after. The R peak at the point 125th is detected using the Pan and Tompkins algorithm [3]. Figure 2 shows typical waveforms of the six types of ECG segments described above.

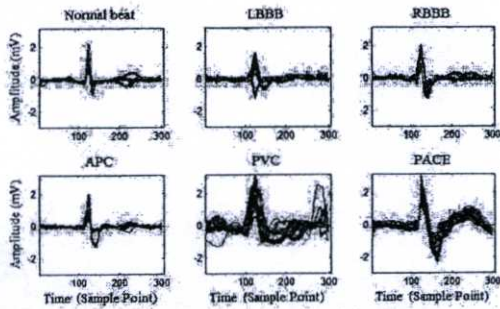


Figure 2. Typical waveforms of the six types.

The set of all ECG data is normalized with equation (1) and converted to a binary image of 200x300 pixels as shown in Figure 3.

$$y^*(k) = \frac{y(k) - y_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}} \times N \quad (1)$$

Where $y^*(k)$ is the sample point at position k , y_{\min} is the minimum value of y , y_{\max} is the maximum value of y and N is the size of binary images depending on the owner definition.

3. FEATURE EXTRACTION

Fisher's Linear Discriminant (FLD) [4], [5] is a widely used method for feature extraction and dimensionality reduction in pattern recognition. Fisher's idea is based on seeking projection direction W that separates the class means well (when projected onto the direction W) while achieving a small variance around these means. Mathematically, FLD selects the projection W in such a way that the ratio of the between-class scatter matrix and the within-class scatter matrix is maximized.

This work proposes a new technique to find the maximum information via the Fisher's discriminant method without projecting to the new basis as described below.

The variance between classes (S_B^2) is defined as

$$S_B^2 = \sum_{i=1}^C (\mu_i - \mu)^2 \quad (2)$$

, the variance within class (S_W^2) is

$$S_W^2 = \sum_{i=1}^C \sum_{x_k \in X_i} (x_k - \mu_i)^2 \quad (3)$$

Where μ_i is the sample mean of class X_i , μ is the sample mean of all classes, x_k is subset of X_i and the Fisher's ratios (FR) can be found by

$$FR = S_B^2 / S_W^2 \quad (4)$$

The interpretation of this ratio can be explained by considering S_B and S_W in Figure 4. The maximum ratio occurs when S_B is large comparing with S_W . The larger S_B indicates the information between the class is so much different hence, we can distinguish each class easily. The

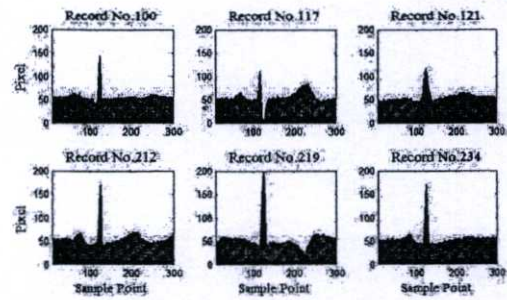


Figure 3. Binary images of the Normal beats at $N=200$.

smaller S_W indicates the information within the class has small variance as the criteria of a good shape representation should have.

Figure 5 shows the Fisher's ratio at each sample point of ECG data. We choose the top most significant Fisher's ratio as the optimum position to be connected for the weightless neural network.

4. CLASSIFICATION

Conventional n-tuple systems [6] [7] have the desirable features of super-fast single-pass training, super-fast recognition and conceptual simplicity. In the n-tuple machines, the basic model of a neuron is a standard random access memory (RAM) working as content-addressable memory [8].

The n-tuple is composed of a single layer feed forward as shown in Figure 6. The inputs to the neuron are binary values, which are used to form an address to the RAMs, while the output of the neuron is the class value stored at this address. By this configuration, the n-tuple network will have ability of generalization.

In the training phase, all RAM locations are initially cleared or in undefined-state (u-state) as shown in the Figure 7. The n-tuple network training is a single-pass process in which each discriminator is trained individually on a set of patterns as a content-addressable memory. During the training, all addresses of the n-tuple network that are pointed by the training parameters of the pattern are set to '1'. This process is repeated until all patterns of the training data are trained.

Testing the n-tuple network is performed by presenting an unknown pattern to the network inputs. The Hamming distance (HM) proposed by Allinson and Kolcz [9] is used to measure the difference between the unknown binary bit strings and the stored memory. The content at which the address gives the nearest HM will fire to the output.

In this work, we apply a global generalization technique with zero HM to recall the network output. The outputs of all nodes firing the same class are counted. The greatest number of the output classes is the response of the network. So, the unknown ECG image is assigned to the most significant class via the maximum voting method.

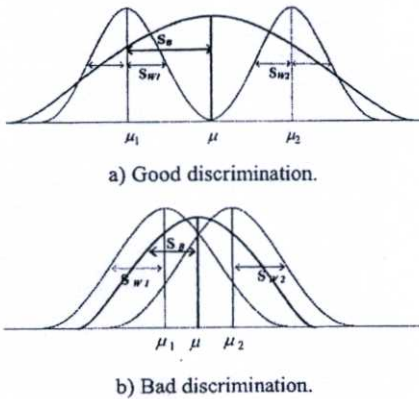


Figure 4. The Fisher's Discriminant.

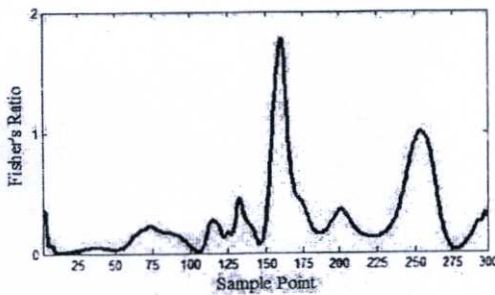


Figure 5. The Fisher's ratios of ECG data.

5. EXPERIMENTAL RESULTS

In the experiment, twenty-one different patients numbered 100, 107, 109, 111, 116, 117, 118, 119, 124, 200, 207, 208, 212, 213, 217, 219, 221, 228, 231, 232, and 234, taken from MIT-BIH arrhythmia database have been considered. The ECG beats being classified are separated into two groups: one used for learning and the other used in the testing mode. Each feature vector of the ECG beats is the vector of 300 dimensions obtained from the preprocessing and feature extraction process described previously. Each class of the training data consists of 600 beats and the same number for the testing data as well.

The network contains 100 tuples with 15 fan-ins. Each tuple produces 1 score therefore the network has the maximum score at 100 points.

In the ECG classification process, the node outputs consist of six different classes. The highest score represents the class that the network responds. Figure 8 shows the average scores of each class comparing with the other classes. The results in Figure 8 (a), (b), (c) and (d), represent small differences of the scores, which indicates that they are hardly classified while Figure 8 (e) and (f) show the larger differences which are classified easier.

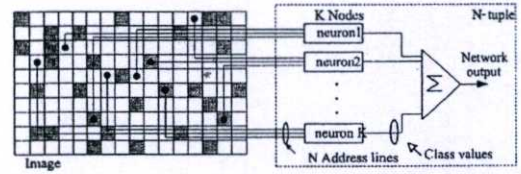


Figure 6. Structure of the weightless neural network.

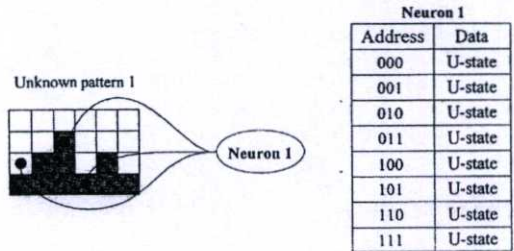


Figure 7. U-state of the weightless neural network.

The experiment results of the different cardiac diseases collected from the simulation so many times are presented in Table 1. The efficiency of the classification of the unknown data is 95.61%. The results have been compared with those reported in the literature. The comparison is made with different types of beat recognition systems [11] as shown in Table 2.

6. CONCLUSIONS

The ECG classification using the weightless neural networks has been proposed in this paper. We optimized the network synapses by using the Fisher's ratio technique. The network inputs are partially connected to some positions of the data that give the highest Fisher's ratio. The results have shown the acceptable level of accuracy. However, the weightless neural network operation is still faster than the conventional neural networks because the learning process occurs in one iteration and it does not need the transfer function as the conventional networks. For these reasons it becomes a very interesting network. We are going on improving the network with local generalization for more accuracy.

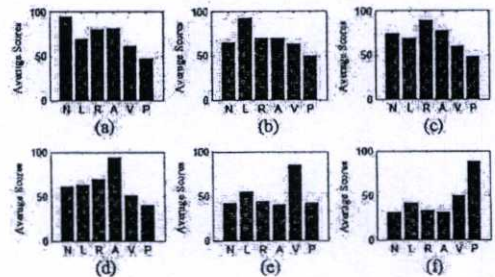


Figure 8. The testing scores of unknown data.



Table 1. The experimental results.

ECG Beat Types	Trained data			Unknown data		
	Number of beats	Correct Beats	Accuracy (%)	Number of beats	Correct Beats	Accuracy (%)
Normal	8435	8435	100.00	8435	8362	99.13
LBBB	8421	8421	100.00	8421	8409	99.86
RBBB	8421	8419	99.98	8421	7251	86.11
APC	6363	6361	99.97	6363	5642	88.67
PVC	8449	8449	100.00	8449	8300	98.24
Pace	8414	8414	100.00	8414	8409	99.94
Total	48503	48499	99.99	48503	46373	95.61

Table 2. The comparison of different ECG classifiers.

Method	Arrhythmia types	Accuracy (%)
WLNN	6	95.61
DWT approach	13	96.79
USCL	5	98.02
MOE	4	94.00
FHhd-HOSA	7	96.06
FTNN	3	98.00
DFT1	10	89.40
DWT1	10	97.00

REFERENCES

- [1] Sayan Rakbanjong and Yuttana Kitjaidure, "ECG Classification Using Fisher's Discriminant and Fuzzy c-mean," *Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI) International Conference*, pp. 565-568, 2007.
- [2] Stanislaw Osowski and Tran Hoai Lihn, "ECG Beat Recognition Using Fuzzy Hybrid Neural Network," *IEEE Trans on BME*, vol. 48, no. 11, pp. 1265-1271, Nov. 2001.
- [3] J.Pan and W.J.Tompkins, "A real-time QRS detection algorithm," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. BME-32, pp. 230-236, 1985.
- [4] S.Y. Kung, M.W. Mak, S.H. Lin, *Biometric Authentication A Machine Learning Approach*, Prentice Hall, 2005.
- [5] Peter N. Belhumeur, Joao P. Hespanha, and David J. Kriegman, "Eigenface vs. Fisherface: Recognition Using Class Specific Linear Projection," *IEEE Trans on Pattern Analysis and machine Intelligence*, vol. 19, no. 7, July 1997.
- [6] Aleksander and T. Stonham, "Guide to Pattern Recognition using Random Access Memories," *IEE Proceedings on Computers and Digital Techniques*, vol. 2, pp. 29-40, 1979.
- [7] J.M. Bishop and R.J. Mitchell, "Auto-associative memory using n-tuple techniques", *Intelligent System Engineering, Winter*, pp. 222-299, 1994.

[8] P.Mazumder, J.H. Patel and W.K. Fuchs. "Methodologies for Testing Embed Content Addressable Memories", *IEEE Transactions on Computer Aided Design*, vol. 7, no. 1, Jan. 1988.

[9] N. M. Allinson and A. Kolcz, "A Principled Approach to N-Tuple Recognition Systems", *Pattern Recognition*, pp. 2/1-2/10, 26 Feb. 1997.

[10] Phongsan Nunsuk and Yuttana Kitjaidure, "Generalized N-Tuple Machine on Signature Verification", *Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI) International Conference*, pp. 529-532, 2007.

[11] G.Krishna Prasad, J.S.Sahambi, "Classification of ECG Arrhythmias using Multi-Resolution Analysis and Neural Networks", *TENCON*, pp. 227-231, 2003.



ANSCSE 13

13th International ANnual Symposium on Computational Science and Engineering

March 25 - 27, 2009

Faculty of Engineering, Kasetsart University
Bangkok, Thailand



Organized by



Sponsored by

NECTECTM
a member of NSTDA

ECG Classification Using Weightless Neural Networks with Synaptic Optimization

Chakrawal Ariyasarane^{1,A} and Yuttana Kitjaidure^{1,B}

¹ *Department of Electronics, Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Ladkrabang, Bangkok, Thailand 10520*

^A **E-mail:** mhoo_rotting@hotmail.com; **Tel.** 086-9440903

^B **E-mail:** kkyuttan@kmitl.ac.th; **Fax:** 02-7392398; **Tel.** 02-3264222

ABSTRACT

This paper presents the ECG classification using weightless neural networks (WNNs). This neuron is a standard Random Access Memory (RAM) and trained on a single-pass process with a set of patterns as a content-addressable memory. The optimization in this work is unlike a conventional neural network that adjusts a weight through complicated calculation, while the WNNs only adjust the synapses by changing a position of connection instead. To optimize the synapses, the deviation of ECG beats is taken into consideration. There are three steps in the optimization. First, the synapses of neurons are connected randomly according to the normal distribution with a boundary limited to one standard deviation (σ) away from the ECG mean. Then, the network is trained by the class means to set a state of the weightless neuron such that the content of the memory must be labelled only one class in each address. Finally, if the content contains more than one class in each address, the network will change the synapse positions randomly again by using Fisher's ratio and the set theory. The Fisher's ratio, which is the ratio of variance between classes and variance within class, is used to be the likelihood for connection. Furthermore, the set theory is used to find the synaptic area from the difference between classes (using $A|B$ for two classes). In recalling process, the Hamming distance (HM) is used to measure the difference between the unknown binary strings and the stored patterns. The output that gives the nearest HM will fire the score and the highest score is voted to an output class. In the experiment, the ECG data taken from MIT-BIH database are classified into six classes. The results show our method gives a good accuracy at 98.68%.

Keywords: ECG classification, Weightless neural networks, Fisher's ratio.

INTRODUCTION

The electrocardiogram (ECG) is a graphic record of the direction and magnitude of the electrical activity that is generated by depolarization and repolarization of the atria and ventricles. One cardiac cycle in an ECG signal consists of the P-QRS-T waves. The analysis of the ECG has been widely used for diagnosing many cardiac diseases. The most difficult problem faced by today's automatic ECG analysis is a large variation in the morphologies of ECG waveforms, not only of different patient groups but also within the same patient. The ECG waveforms may differ for the same patient to such extent that they are unlike to each other and at the same time alike for different types of beats. This is the main reason that the beat classifier, performing well on the training data, behaves badly when presented with different patients ECG waveforms.

Several algorithms have been developed in the literature for the detection and classification of ECG beats [1] [2] [3] which various algorithms used ECG beat in the same class from only one person or record for training and testing those systems, in fact it may be unable to use in

real situation due to the above-mentioned reason. The differences of ECG beats in the same class are presented in Figure 1.

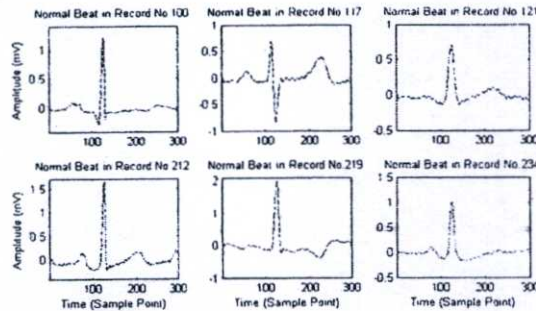


Figure 1. Normal ECG beat types in record No.100, 117, 121, 212, 219, and 234.

In the remainder of this paper, an overview of preprocessing algorithm for ECG data is firstly presented. Then, the feature extraction through the statistic theory, the Fisher's ratios and the set theory are described in this section. After that, the weightless neural network is presented. The training and testing process for each class of ECG are given next. Finally, the conclusion and the suggestion for the future are given.

PREPROCESSING

In this paper, ECG signal from Modified Limb Lead II (MLII) are chosen for processing due to they mostly found in the database. The recordings are digitized at 360 samples per second per channel. Each record has its respective annotation file that indicates the class of the heartbeat. We select different abnormal QRS complexes from several records. It is noticed that, there are twelve types of QRS complexes appeared frequently in the database. Therefore, we mainly deal with these twelve types heartbeats which include normal beat (Normal), left bundle branch block beat (LBBB), right bundle branch block beat (RBBB), paced beat (PACE).

In the preprocessing phase, the continuous ECG signals must be separated into many segments which contain only one heartbeat. The extracted data of ECG complexes are centered around R peak, we have selected the segment of 345ms before and 486ms after. The R peak at the 125th point is detected using the Pan and Tompkins algorithm [4]. Thus, each segment must contain only one ECG heartbeat. Figure 2 shows typical waveforms of the twelve types of ECG segments described above.

The set of all ECG data is normalized with equation (1) and converted to a binary image of 300x200 pixels as shown in Figure 2 (b).

$$y^*(k) = \frac{y(k) - y_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}} \times N \quad (1)$$

Where $y^*(k)$ is the sample point at position k , y_{\min} is the minimum value of y , y_{\max} is the maximum value of y and N is the size of binary images depending on the owner definition.

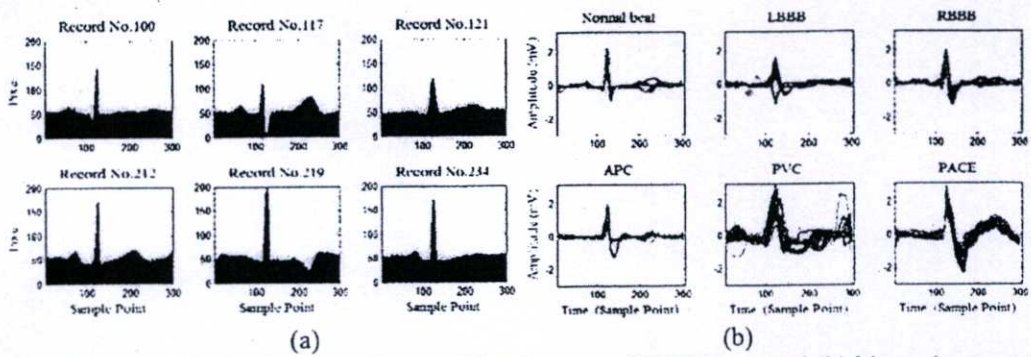


Figure 2. (a) Typical waveforms of the six types of ECG beats and (b) binary images of the Normal beats at $N=200$.

FEATURE EXTRACTION

Feature extraction is essential in works of pattern classification and recognition, since the raw data are difficult to classify and consume a lot of space in memory. So, the feature extraction will take only important information and at the same time also reduce dimension of the data. Therefore, the systems will use less time and memory to proceed.

Statistical

Statistics is important in the field of engineering by allowing us to analyze collected data. Some examples of statistical parameters are an average value (mean), standard deviation, z-scores and Gaussian distribution, as shown in equation (2) to (5), respectively.

$$\mu = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i \quad (2)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (X_i - \mu)^2} \quad (3)$$

$$TH = \mu \pm z \cdot \sigma \quad (4)$$

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right), \quad -\infty < x < \infty \quad (5)$$

This work uses the statistical parameters to limit a boundary of the synaptic connection as shown in Figure 3 (b). The dash lines are the border of the standard deviations from the mean which defines by $z = \pm 1$.

Fisher's Ratios

Fisher's Linear Discriminant (FLD) [5] is a widely used method for feature extraction and dimensionality reduction in pattern recognition. Fisher's idea is based on seeking projection direction W that separates the class means well (when projected onto the direction W) while achieving a small variance around these means. Mathematically, FLD selects the projection W in such a way that the ratio of the between-class scatter matrix and the within-class scatter matrix is maximized.

This work proposes a new technique to find the maximum information via the Fisher's discriminant method without projecting to the new basis as described below.

The variance between classes (S_B^2) is defined as

$$S_B^2 = \sum_{i=1}^C (\mu_i - \mu)^2 \quad (6)$$

, the variance within class (S_W^2) is

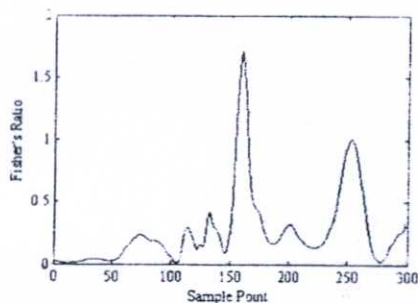
$$S_W^2 = \sum_{i=1}^C \sum_{x_k \in X_i} (x_k - \mu_i)^2 \quad (7)$$

Where μ_i is the sample mean of class X_i , μ is the sample mean of all classes, x_k is subset of X_i and the Fisher's ratios (FR) can be found by

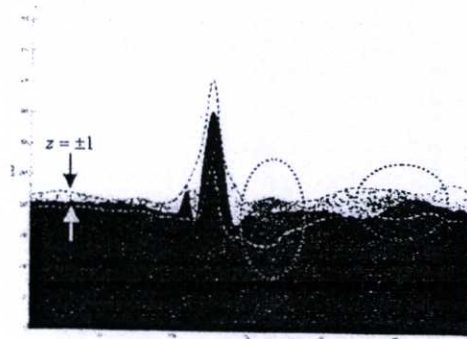
$$FR = S_B^2 / S_W^2 \quad (8)$$

The interpretation of this ratio can be explained by considering S_B and S_W in Figure 3 (a). The maximum ratio occurs when S_B is large comparing with S_W . The larger S_B indicates the information between the classes is so much difference; hence we can distinguish each class easily. The smaller S_W indicates the information within the class has a small variance as the criteria of a good shape representation should have.

Figure 3 (b) shows the Fisher's ratio at each sample point of ECG data. We choose the top most significant Fisher's ratio as the optimum position to be connected for the weightless neural network.



(a)



(b)

Figure 3. (a) The Fisher's ratios of ECG and (b) the synapses connection according to the ratio.

The set theory

The set of ECG beats is bounded by standard deviation with $z = \pm 1$ away from the ECG mean, as shown in Figure 4 (a). The method to separate the individuality of the ECG sets calculates by equation (9) to (14). The results show in Figure 4 (b).

$$N - (L \cup R \cup A \cup V \cup P) \quad (9)$$

$$L - (L \cup R \cup A \cup V \cup P) \quad (10)$$

$$R - (L \cup R \cup A \cup V \cup P) \quad (11)$$

$$A - (L \cup R \cup A \cup V \cup P) \quad (12)$$

$$V - (L \cup R \cup A \cup V \cup P) \quad (13)$$

$$P - (L \cup R \cup A \cup V \cup P) \quad (14)$$

WEIGHTLESS NEURAL NETWORKS

The weightless neural network [7] [8] is known as conventional n-tuple systems [9] [10] [11] having the desirable features of super-fast single-pass training, super-fast recognition and conceptual simplicity. In the n-tuple machines, the basic model of a neuron is a standard random access memory (RAM) working as content-addressable memory [12].

The n-tuple is composed of a single layer feed forward as shown in Figure 5 (a). The inputs to the neuron are binary values, which are used to form an address to the RAMs, while the output of the neuron is the class value stored at this address. By this configuration, the n-tuple network will have ability of generalization.

In the training phase, all RAM locations are initially cleared or in undefined-state (u-state) as shown in the Figure 5 (b). The n-tuple network training is a single-pass process in which each discriminator is trained individually on a set of patterns as a content-addressable memory. During the training, all addresses of the n-tuple network that are pointed by the training parameters of the pattern are set to '1'. This process is repeated until all patterns of the training data are stored.

Testing the n-tuple network is performed by presenting an unknown pattern to the network inputs. The Hamming distance (HM) proposed by Allinson and Kolcz [13] is used to measure the difference between the unknown binary bit strings and the stored memory. The content at which the address gives the nearest HM will fire to the output.

In this work, we apply a global generalization technique with zero HM to recall the network output. The outputs of all nodes firing the same class are counted. The greatest number of the output classes is the response of the network. So, the unknown ECG image is assigned to the most significant class via the maximum voting method.

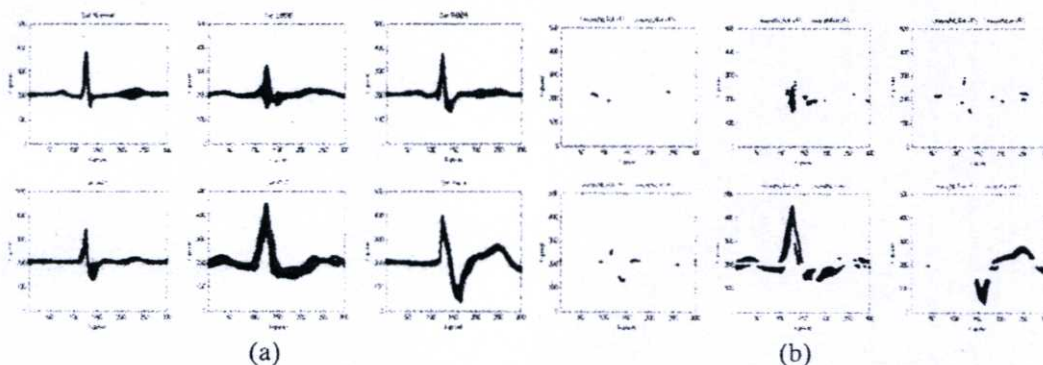


Figure 4. (a) The set of ECG data and (b) the synapses connection according to the set theory.

EXPERIMENTAL RESULTS

In the experiment, twenty-one different patients record numbered 100, 107, 109, 111, 116, 117, 118, 119, 124, 200, 207, 208, 212, 213, 217, 219, 221, 228, 231, 232, and 234, taken from MIT-BIH arrhythmia database have been considered. The ECG beats being classified are separated into two groups: one used for learning and the other used in the testing mode. Each feature vector of the ECG beats is the vector of three hundred dimensions obtained from the

preprocessing described previously. Each class of the training data consists of one thousand beats and the same number for the testing data as well.

Training Process

In this process, WNNs are set to twenty-five neurons and thirteen synapses. The resolution of ECG patterns and the number of standard deviation from the mean are set to 300x500 pixel and $z=\pm 1$, respectively.

Before training all ECG beats to the WNNs, the synapses are firstly optimized the position for connecting in order to reduce misclassification because the network memories will collapse with the different type of the ECG. The optimization will pre-train the means of ECG types to check the empty content. If it is collapsed, it will clear the memory and change the synaptic connection randomly again. The randomness will use probability density of the Fisher's ratio along the x-axis and the normal distribution along the y-axis, as shown in Figure 3 (b) (in the dot circles). Also, the set theory provides the separation the ECG sets for further connections.

Testing Process

In this process, the unknown data will be tested. The synaptic connections are the same as in the training process so as to make a bit vector of the unknown data of the ECG beats. The unknown bit vector will point an address of the stored memory and check state of contents via the HM in order to give a score for the unknown input data. After that, the network will sum the score to vote a class of output. The experiment results of the different types of ECG are presented in Table 1. The efficiency of the classification of the unknown data is 98.68%.

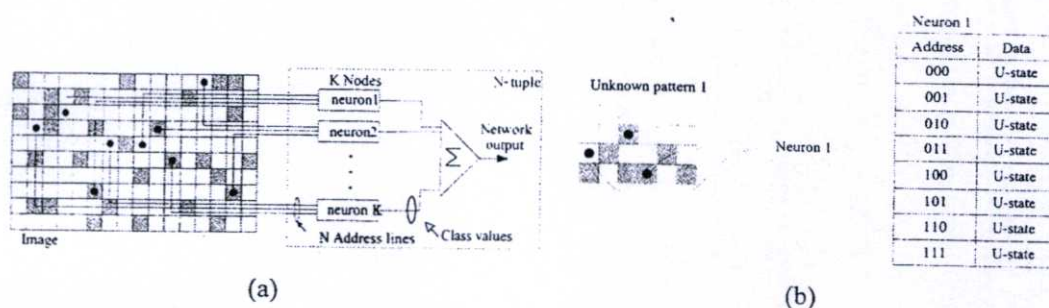


Figure 5. (a) WNN Structure and (b) U-state of the weightless neural network.

Table 1. The results of the ECG classification using weightless neural networks.

ECG Beat Types	Trained data			Unknown data		
	Number of ECG beats	Correct Beat	Accuracy (%)	Number of ECG beats	Correct Beat	Accuracy (%)
Normal	1000	1000	100	1000	997	99.7
LBBB	1000	1000	100	1000	998	99.8
RBBB	1000	960	96	1000	965	96.5
APC	753	744	98.80	753	736	97.74
PVC	1000	998	99.8	1000	982	98.2
Pace	1000	1000	100	1000	999	99.9
Total	5753	5702	99.11	5753	5677	98.68

CONCLUSION

This work has proposed the ECG classification using weightless neural networks which optimize the synaptic connection. The optimization process uses the mean of each ECG type for pre-training in order to check a state of memory. The synapses are randomly adjusted by using the Fisher's ratio, normal distribution and the set theory in order to choose the best positions. This network shows an easy structure and very fast training. The result of accuracy has reached 98.68%, which is high efficiency comparing with the literatures [14] and improving accuracy from previous the work of 95.61% [15]. For the future work, we will find a better way to search of the synaptic connection for good optimization.

LITERATURE CITED

1. Sayan Rakbanjong and Yuttana Kitjaidure, *ECTI*, 2007, 565-568.
2. Chakrawal Ariyasaranee and Yuttana Kitjaidure, *ANSCSE*, 2008.
3. Stanislaw Osowski and Tran Hoai Lihn, *IEEE Trans on BME*, 2001, **48**(11), 1265-1271.
4. J. Pan and W.J. Tompkins, *IEEE Trans Biomed. Eng.*, 1985, **32**, 230-236.
5. Peter N. Belhumeur, Joao P. Hespanha, and David J. Kriegman, *IEEE Trans on Pattern Analysis and machine Intelligence*, 1997, **19**(7), 711-720.
6. M. H. Song, J. Lee, H. D. Park, K. J. Lee, *IEEE Proceedings*, 2005, 1151-1153.
7. Alberto F. De Souza, Claudine Badue, Felipe Pedroni, et al., *ICANN*, 2008, 951-960.
8. Paul Yee and George Coghill., *KES*, 2004, 319-328.
9. Phongsan Nunsuk and Yuttana Kitjaidure, *ECTI*, 2007, 529-532.
10. Aleksander and T. Stonham, *IEE Proc. on Com. and Digital Tech.*, **2**, 29-40, 1979.
11. J.M. Bishop and R.J. Mitchell, *Intelligent System Engineering*, Winter, 1994, pp. 222-299.
12. P. Mazumder, J.H. Patel and W.K. Fuchs., *IEEE Trans. on Com. Aided Design*, 1988, **7**.
13. N. M. Allinson and A. Kolcz, 1997, pp. 2/1-2/10.
14. G. Krishna Prasad, J.S. Sahambi, *TENCON*, 2003, 227-231.
15. Chakrawal Ariyasaranee and Yuttana Kitjaidure, *ISBME*, 2008.

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ นามสกุล

นายจักรวาล อริยะเสรี

วัน เดือน ปีเกิด

1 กันยายน 2523 (อำเภอหลังสวน จังหวัดชุมพร)

ประวัติการศึกษา

ปีการศึกษา 2536-2538

ระดับมัธยมศึกษาตอนต้น โรงเรียนเมืองหลังสวน(สวนศรี2)

ปีการศึกษา 2539-2541

ระดับประกาศนียบัตรวิชาชีพ (อิเล็กทรอนิกส์)

โรงเรียนสุราษฎร์เทคโนโลยี ช่างอุตสาหกรรม

ปีการศึกษา 2542-2543

ระดับประกาศนียบัตรวิชาชีพชั้นสูง (อิเล็กทรอนิกส์)

สถาบันเทคโนโลยีราชมงคล วิทยาเขตพระนครเหนือ

(มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคล วิทยาเขตพระนครเหนือ)

ปีการศึกษา 2544-2546

ระดับปริญญาตรีวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง