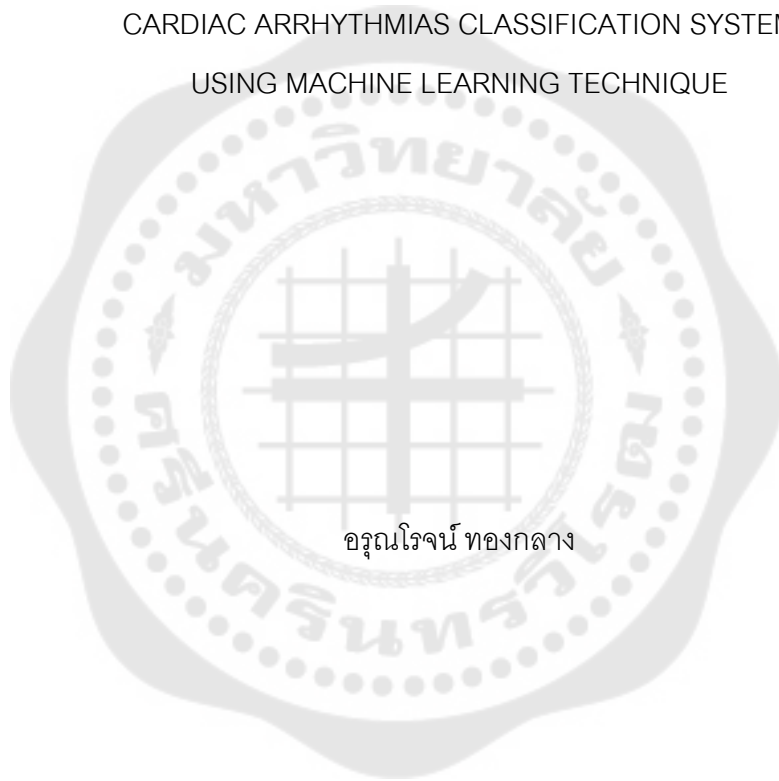




ระบบจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องจักร  
CARDIAC ARRHYTHMIAS CLASSIFICATION SYSTEM  
USING MACHINE LEARNING TECHNIQUE



อรุณโรจน์ ทองกลาง

ระบบจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องจักร



อรุณโรจน์ ทองกลาง

ปริญญาานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร  
วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมชีวการแพทย์  
คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ  
ปีการศึกษา 2563  
ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

CARDIAC ARRHYTHMIAS CLASSIFICATION SYSTEM  
USING MACHINE LEARNING TECHNIQUE



ARUNROT THONGKLANG

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements  
for the Degree of MASTER OF ENGINEERING  
(M.Eng. (Biomedical Engineering))  
Faculty of Engineering, Srinakharinwirot University

2020

Copyright of Srinakharinwirot University

ปริญญานิพนธ์

เรื่อง

ระบบจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องจักร

ของ

อรุณโรจน์ ทองกลาง

ได้รับอนุมัติจากบัณฑิตวิทยาลัยให้นับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมชีวการแพทย์

ของมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

(รองศาสตราจารย์ นายแพทย์ฉัตรชัย เอกปัญญาสกุล)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

คณะกรรมการสอบปากเปล่าปริญญานิพนธ์

..... ที่ปรึกษาหลัก ..... ประธาน

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ดิเรก เสือสีนาค) (ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อาทร สรรพานิช)

..... ที่ปรึกษาร่วม ..... กรรมการ

(อาจารย์ ดร.ธีระศักดิ์ จันทร์วิเมลือ) (ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุชาติ ตันติสิทธิ์พงษ์)

ชื่อเรื่อง	ระบบจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องจักร
ผู้วิจัย	อรุณโรจน์ ทองกลาง
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
ปีการศึกษา	2563
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ดิเรก เสือสีนาค
อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม	อาจารย์ ดร. ธีระศักดิ์ จันทรวินเมลิ้อง

โรคหัวใจเป็นสาเหตุการเสียชีวิตอันดับหนึ่งของโลกและภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะเป็นปัจจัยเสี่ยงที่สำคัญ ภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะเกิดขึ้นได้ตลอดเวลาและเป็นภัยเงียบที่สามารถเกิดขึ้นได้กับทุกคน หากไม่ได้รับการรักษา ภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะอาจนำไปสู่โรคแทรกซ้อนที่คุกคามถึงชีวิตได้ งานวิจัยนี้จึงพัฒนาระบบจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะด้วยการเรียนรู้ของเครื่องจักร เพื่อใช้ในการคัดกรองการเกิดภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะ ซึ่งได้รวบรวมข้อมูลจาก 3 แหล่ง คือ ฐานข้อมูล PhysioNet เครื่องจำลองสัญญาณชีพ และอุปกรณ์เก็บข้อมูลที่พัฒนาขึ้นเอง ขั้นตอนการวิจัยประกอบไปด้วยการใช้ข้อมูลดิบและการสกัดคุณลักษณะเด่นด้วยการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยแม่แบบฮาร์ ระดับ 5 งานวิจัยนี้ได้ทดลองในอัลกอริทึมแบบเพอร์เซปตรอนหลายชั้น, ฮิสโทแกรมเกรเดียนต์บิวสติง, และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน จากผลการทดสอบประสิทธิภาพพบว่าแบบจำลองด้วยเทคนิคฮิสโทแกรมเกรเดียนต์บิวสติงมีประสิทธิภาพสูงที่สุด ในการจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะทั้ง 6 ชนิด คือ ภาวะหัวใจปกติ ภาวะหัวใจห้องบนเต้นเร็ว หัวใจห้องล่างเต้นก่อนกำหนด หัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั่นพลิ้ว และหัวใจเต้นเร็วที่เกิดในหัวใจห้องล่าง ให้ค่าความถูกต้องในแต่ละชนิด คือ 99.63%, 99.87%, 99.88%, 99.75%, 99.37% และ 99.56% ตามลำดับ และจากการประเมินประสิทธิภาพโดยรวมของแบบจำลองได้รับค่าความถูกต้อง 99.70% ความจำเพาะ 99.94% ความแม่นยำ 99.70%, ค่าความระลึก 99.70%, ค่าความถ่วงดุล 99.70% ผลงานวิจัยนี้มีความแตกต่างจากงานวิจัยอื่น คือ การใช้ข้อมูลจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพ และอุปกรณ์ที่พัฒนาขึ้นร่วมกับข้อมูลจากฐานข้อมูลซึ่งส่งผลทำให้แบบจำลองสามารถจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะได้อย่างแม่นยำ

คำสำคัญ : คลื่นไฟฟ้าหัวใจ, ระบบดูแลสุขภาพหัวใจส่วนบุคคล, การเรียนรู้ของเครื่องจักร

Title	CARDIAC ARRHYTHMIAS CLASSIFICATION SYSTEM USING MACHINE LEARNING TECHNIQUE
Author	ARUNROT THONGKLANG
Degree	MASTER OF ENGINEERING
Academic Year	2020
Thesis Advisor	Assistant Professor Dr. Direk Sueseenak
Co Advisor	Dr. Theerasak Chanwimalueng

Cardiovascular diseases are one of the leading causes of death globally, and arrhythmias are also a major risk factor. Cardiac arrhythmias may occur at any time and can happen to anyone. If left untreated, arrhythmia can lead to life-threatening complications. In this research, the classification of cardiac arrhythmias was developed using machine learning. The goal was to develop a screening system for cardiac arrhythmias. An electrocardiogram (ECG) monitoring and recording device was developed. Therefore, the device was used to measure ECG volunteers. The algorithm was tested with six arrhythmias obtained from equipment developed by us, the Physionet database, and the vital sign simulator. A discrete wavelet transforms (DTW) with the Haar family, were used along with five orders. The coefficient and raw data were employed to feature extractions. The classifiers used to evaluate the proposed methods were multi-layer perceptron, histogram gradient boosting, and support vector machine. The experimental results showed that the histogram gradient boosting classifier was the most efficient. It was effective for identifying six types of arrhythmias: normal, atrial fibrillation (A-fib), premature atrial contraction (PAC), premature ventricular tachycardia (PVC), supraventricular tachycardia (SVT), and ventricular tachycardia (VT). The results had an accurate classification of 99.63% (normal), 99.87% (SVT), 99.88% (PAC), 99.75% (PVC), 99.37% (A-fib), and 99.56% (VT). The overall efficiency was achieved with a total accuracy of 99.70%, specificity of 99.94%, precision of 99.70%, recall of 99.70%, and an F1-score of 99.70%. This research was unique from others in that it used data from vital signs simulators and equipment developed by us, which allowed us to accurately classify arrhythmias.

Keyword : Electrocardiogram(ECG), Personal Healthcare, Machine learning

## กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยดี ต้องขอขอบคุณความช่วยเหลือจากผู้มีพระคุณหลายท่าน ผู้จัดทำอาจนำมากล่าวได้ไม่หมดขออภัยไว้ ณ ที่นี้

ขอขอบพระคุณรองศาสตราจารย์นายแพทย์จักรชัย เอกปัญญาสกุล คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย ผู้ช่วยศาสตราจารย์ดิเรก เสือสีนาค และอาจารย์ธีระศักดิ์ จันทรวินเมธียง อาจารย์ที่ปรึกษา งานวิจัยนี้ได้กรุณาเสียสละเวลาให้ความรู้ คำปรึกษา ตรวจสอบแก้ไขความเรียบร้อย ตลอดจนการ ชี้แนะ ให้คำแนะนำต่างๆ ระหว่างจัดทำงานวิจัยนี้ด้วยความเอาใจใส่ในทุกขั้นตอน

อาจารย์ทุกท่านที่ให้ความรู้ คำแนะนำในด้านต่าง ๆ เพื่อเป็นแนวทางในการพัฒนา งานวิจัยนี้ อีกทั้งยังเป็นแรงผลักดันให้งานวิจัยนี้เสร็จสมบูรณ์ไปด้วยดี

ขอขอบคุณเจ้าหน้าที่ ภาควิชาวิศวกรรมชีวการแพทย์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ และบัณฑิต วิทยาลัยที่ให้การสนับสนุน การดำเนินการ อำนวยความสะดวกในด้านต่างๆ รวมถึงทุนสนับสนุนการ นำเสนอผลงานวิจัย

ขอขอบพระคุณผู้บริหารและเจ้าหน้าที่ทุกท่านของศูนย์การแพทย์สมเด็จพระเทพ รัตนราชสุดา ฯ สยามบรมราชกุมารี ที่ทางผู้จัดทำได้เข้าไปศึกษาวิจัยที่ท่านได้ให้ข้อมูล ความ ช่วยเหลือ และข้อเสนอแนะต่าง ๆ รวมถึงอาสาสมัครทุกท่าน ทางผู้จัดทำขอขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

ท้ายที่สุดนี้ ทางผู้จัดทำขอขอบพระคุณบุคคลในครอบครัว และเพื่อนร่วมงานที่ให้การ ช่วยเหลือ สนับสนุน รวมถึงให้กำลังใจในการศึกษาตลอดมา และคาดหวังเป็นอย่างยิ่งว่างานวิจัยนี้ จะเป็นประโยชน์ ให้ความรู้ ต่อผู้ที่สนใจนำไปศึกษาและพัฒนาไม่มากก็น้อยต่อไป ความดีและ ประโยชน์ทุกประการ จากงานวิจัยนี้ ขอมอบให้กับผู้มีพระคุณทุกท่านที่ได้กล่าวมาและไม่ได้นำมา กล่าวด้วยทั้งหมด

อรุณโรจน์ ทองกลาง

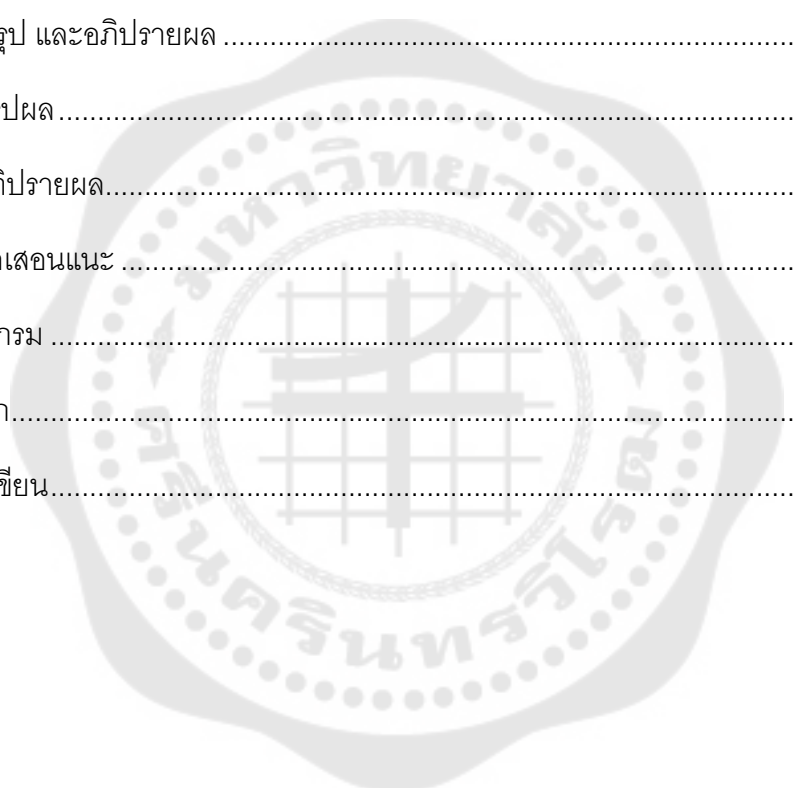
## สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย .....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ .....	ช
สารบัญตาราง.....	ฎ
สารบัญรูปภาพ .....	ฏ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหา (Background).....	1
1.2 วัตถุประสงค์ (Objective) .....	2
1.3 ขอบเขตของการวิจัย (Scope) .....	3
บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	4
2.1 คลื่นไฟฟ้าหัวใจ (Electrocardiogram (ECG)).....	4
2.1.1 ลักษณะเฉพาะของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ .....	5
2.2 ภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะ (Arrhythmia).....	6
2.2.1 ภาวะหัวใจห้องบนสั่นพลิ้ว (atrial fibrillation หรือ A-fib) .....	6
2.2.2 หัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด (Premature atrial contraction (PAC)) .....	7
2.2.3 หัวใจห้องล่างเต้นก่อนกำหนด (Premature ventricular contraction (PVC)) .....	7
2.2.4 หัวใจเต้นเร็วจากหัวใจห้องบน (Supraventricular tachycardia (SVT)) .....	8
2.2.5 หัวใจห้องล่างเต้นเร็ว (Ventricular tachycardia (VT)) .....	8
2.3 การเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine Learning) .....	8
2.3.1 แรนดอมฟอเรสต์ (Random Forest) .....	9

2.3.2 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support vector machine).....	9
2.3.3 การถดถอยโลจิสติก (Logistic Regression) .....	10
2.3.4 โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Networks).....	11
2.3.5 ฮิสโทแกรมเกรเดียนต์บูสติง (Histogram Gradient Boosting).....	14
2.4 การแปลงเวฟเลตแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform).....	15
2.4.1 เวฟเลตแม่แบบฮาร์ (Haar family).....	16
2.5 ไลบรารีที่เกี่ยวข้อง (Library) .....	17
2.5.1 ซอฟต์แวร์สำเร็จรูป Waveform Database Software Package (WFDB).....	17
2.5.2 ไซคิทีเลิร์น (Scikit-learn).....	17
2.5.3 เทนเซอร์โฟลว์ (TensorFlow).....	17
2.5.4 นัมไพ (Numpy).....	17
2.5.5 แมทพล็อตลิบ (Matplotlib).....	18
2.6 การวัดประสิทธิภาพที่เกี่ยวข้อง.....	18
2.6.1 เมทริกซ์แห่งความสับสน (Confusion matrix).....	18
2.6.2 ความถูกต้อง (Accuracy).....	19
2.6.3 ความแม่นยำ (Precision).....	19
2.6.4 ความระลึกได้ (Recall or Sensitivity).....	19
2.6.5 ความจำเพาะ (Specificity).....	19
2.6.6 ค่าความถ่วงดุล (F1-Score) .....	20
2.7 ทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง (Literature Review) .....	20
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย.....	24
3.1 การรวบรวมข้อมูล (Data) .....	24
3.2 การเตรียมข้อมูล (Pre-processing).....	26

3.2.1 การคัดกรองและจัดการข้อมูล (Cleaning and Normalization).....	26
3.2.2 การตัดข้อมูล (Segmentation).....	27
3.2.3 การสกัดคุณลักษณะเด่น (Feature extraction) .....	28
3.2.4 การแบ่งข้อมูล (Data division).....	29
3.2.5 การกำหนดผลเฉลยของข้อมูล (Out put) .....	30
3.3 การออกแบบแบบจำลองการจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะ .....	30
3.3.1 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทซ์น .....	31
3.3.2 เพอร์เซปตรอนหลายชั้น.....	31
3.3.3 ฮิสโทแกรมเกรเดียนต์บูสติง .....	31
3.3.4 เพอร์เซปตรอนหลายชั้นด้วยไลบรารีเทนเซอร์โฟลว์.....	32
3.4 การวัดประสิทธิภาพ (Performance testing).....	32
บทที่ 4 ผลการดำเนินงาน.....	34
4.1 ผลการรวบรวมข้อมูล.....	34
4.1.1 ข้อมูลจากอาสาสมัคร.....	34
4.1.2 ข้อมูลจากฐานข้อมูล.....	36
4.1.3 ข้อมูลจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพ.....	37
4.2 ผลการเตรียมข้อมูล .....	40
4.2.1 ผลการคัดกรองและจัดการข้อมูล.....	40
4.2.2 ผลการตัดข้อมูล.....	40
4.2.3 ผลการหาคุณลักษณะเด่น .....	44
4.3 ผลการออกแบบแบบจำลอง .....	46
4.3.1 ผลจากการออกแบบแบบจำลองแบบเริ่มต้น.....	46
4.3.2 ผลจากการออกแบบแบบจำลองแบบให้เหมาะสมกับข้อมูล .....	48

4.4 ผลการประเมินประสิทธิภาพ .....	49
4.4.1 ประสิทธิภาพจากการเรียนรู้ของแบบจำลองเพอร์เซปตรอนหลายชั้น.....	49
4.4.2 ประสิทธิภาพจากการเรียนรู้ของแบบจำลองฮิสโทแกรมเกรเดียนต์บูตดิ้ง .....	50
4.4.3 ประสิทธิภาพจากการเรียนรู้ของแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีน.....	51
4.4.4 ประสิทธิภาพจากการเรียนรู้ของแบบจำลองเพอร์เซปตรอนหลายชั้นด้วยเทนเซอร์ โฟลว์.....	53
บทที่ 5 สรุป และอภิปรายผล .....	55
5.1 สรุปผล.....	55
5.2 อภิปรายผล.....	56
5.3 ข้อเสนอแนะ .....	59
บรรณานุกรม .....	61
ภาคผนวก.....	65
ประวัติผู้เขียน.....	81



## สารบัญตาราง

หน้า

ตาราง 1 ตารางเปรียบเทียบตัวอย่างงานวิจัยที่ถูกนำเสนอการจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะ	22
ตาราง 2 การแบ่งข้อมูลเพื่อใช้สำหรับการเรียนรู้.....	29
ตาราง 3 กำหนดผลเฉลยของวิธีการ.....	30
ตาราง 4 ตัวอย่างข้อมูลที่ได้จากฐานข้อมูลที่ผ่านการตัดให้มีความยาว 200 จุด.....	40
ตาราง 5 ตัวอย่างข้อมูลที่ได้จากเครื่องจำลองสัญญาณชีพที่ผ่านการตัดให้มีความยาว 200 จุด	42
ตาราง 6 ตัวอย่างข้อมูลที่ได้จากอาสาสมัครที่ผ่านการตัดให้มีความยาว 200 จุด.....	44
ตาราง 7 ผลจากการออกแบบระบบจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะด้วยวิธีการต่างๆ โดยใช้ข้อมูล ตรวจสอบ.....	47
ตาราง 8 ผลจากการออกแบบแบบจำลองโมเดลแบบให้เหมาะสมกับข้อมูล.....	49
ตาราง 9 ผลจากโมเดลที่ผ่านการสอนด้วยข้อมูลสอน (Train) และข้อมูลตรวจสอบ (Validation) .....	49
ตาราง 10 รายงานประสิทธิภาพเพอร์เซปตรอนหลายชั้น.....	50
ตาราง 11 รายงานประสิทธิภาพฮิสโทแกรมเกรเดียนต์บูสติง.....	51
ตาราง 12 รายงานประสิทธิภาพซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีน.....	52
ตาราง 13 รายงานประสิทธิภาพแบบจำลองเพอร์เซปตรอนหลายชั้นด้วยเทนเซอร์โฟลว์.....	53
ตาราง 14 ตารางเปรียบเทียบค่าความถูกต้องโรคต่าง ๆ จากงานวิจัยอื่นๆ.....	58
ตาราง 15 แสดงการเปรียบเทียบการใช้ข้อมูล และการใช้คุณลักษณะเด่น.....	58

## สารบัญรูปภาพ

	หน้า
ภาพประกอบ 1 ตัวอย่างคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติวัดจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพ.....	5
ภาพประกอบ 2 ลักษณะเฉพาะของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ซึ่งมีองค์ประกอบ คือ PQRST.....	5
ภาพประกอบ 3 ตัวอย่างคลื่นไฟฟ้าหัวใจภาวะหัวใจห้องบนสั้นพลิ้ว วัดจากเครื่องจำลอง สัญญาณชีพ .....	6
ภาพประกอบ 4 ตัวอย่างคลื่นไฟฟ้าหัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด วัดจากเครื่องจำลอง สัญญาณชีพ .....	7
ภาพประกอบ 5 ตัวอย่างคลื่นไฟฟ้าหัวใจห้องล่างเต้นก่อนกำหนด วัดจากเครื่องจำลอง สัญญาณชีพ .....	7
ภาพประกอบ 6 ตัวอย่างคลื่นไฟฟ้าหัวใจเต้นเร็วจากหัวใจห้องบน วัดจากเครื่องจำลอง สัญญาณชีพ .....	8
ภาพประกอบ 7 ตัวอย่างคลื่นไฟฟ้าหัวใจห้องล่างเต้นเร็ว วัดจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพ .....	8
ภาพประกอบ 8 ลักษณะการตัดสินใจของเรนดอมฟอร์เรส .....	9
ภาพประกอบ 9 ลักษณะการจำแนกของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน .....	10
ภาพประกอบ 10 ลักษณะการแบ่งข้อมูลแบบซิกมอยด์ฟังก์ชันมีรูปร่างเป็นโค้งตัวเอส (S).....	11
ภาพประกอบ 11 โครงสร้างประสาทเทียม.....	12
ภาพประกอบ 12 ฟังก์ชันกระตุ้นเรกติไฟด์ลินีเยยูนิต.....	13
ภาพประกอบ 13 ตัวอย่างการลดจำนวนการเรียนรู้ในชั้นซ่อน .....	14
ภาพประกอบ 14 การแยกองค์ประกอบสัญญาณ โดยผ่านการกรองความถี่ต่ำ และความถี่สูง .	16
ภาพประกอบ 15 แม่แบบฮาร์ .....	16
ภาพประกอบ 16 เมทริกซ์แห่งความสับสนแบบ 2 คำตอบ .....	18
ภาพประกอบ 17 ระบบจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะ .....	24

ภาพประกอบ 18 ตัวอย่างการเก็บข้อมูลจากอาสาสมัครด้วยอุปกรณ์ที่พัฒนาขึ้น โดยให้อาสาสมัครนั่งในท่าที่สบายเป็นเวลา 30 นาที .....	25
ภาพประกอบ 19 ขั้นตอนของการทำงานของเครื่องเตรียมข้อมูล ประกอบไปด้วย 4 ขั้นตอน คือ การคัดกรองและจัดการข้อมูล การตัดข้อมูล การสกัดคุณลักษณะ การแบ่งข้อมูล และการกำหนดผลเฉลย .....	26
ภาพประกอบ 20 การคัดกรองและจัดการข้อมูลโดยเริ่มจากการสุ่มตัวอย่างซ้ำแล้วทำการปรับแอมพลิจูด .....	27
ภาพประกอบ 21 ขั้นตอนการตัดข้อมูลจากฐานข้อมูล .....	27
ภาพประกอบ 22 ขั้นตอนการตัดข้อมูลแบบตรวจจับจุดยอดสัญญาณ .....	28
ภาพประกอบ 23 โครงสร้างของการแปลงเวฟเล็ต โดยที่ cA คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของสัญญาณองค์ประกอบความถี่ต่ำ cD คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของสัญญาณองค์ประกอบความถี่สูงตัวเลข 1 ถึง 5 บอกระดับของเวฟเล็ต .....	29
ภาพประกอบ 24 เมทริกซ์แห่งความสับสนเมื่อนำมาประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง True Positive (TP) คือ ผลเฉลยว่าเป็นโรคที่สนใจ และแบบจำลองทำนายว่าเป็นโรคที่สนใจ True Negative (TN) คือ ผลเฉลยว่าเป็นโรคที่ไม่สนใจ และแบบจำลองทำนายว่าเป็นโรคที่ไม่สนใจ False Positive (FP) คือ ผลเฉลยว่าเป็นโรคที่สนใจ และแบบจำลองทำนายว่าเป็นโรคที่ไม่สนใจ False Negative (FN) คือ ผลเฉลยว่าเป็นโรคที่สนใจ และแบบจำลองทำนายว่าเป็นโรคอื่นเป็นโรคที่สนใจ .....	33
ภาพประกอบ 25 อุปกรณ์ติดตาม และบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่พัฒนาขึ้น .....	34
ภาพประกอบ 26 การเก็บข้อมูลจากอาสาสมัครด้วยอุปกรณ์ติดตาม และบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่พัฒนาขึ้น ด้วยท่าที่นั่งที่ผ่อนคลายเป็นเวลา 30 นาที .....	35
ภาพประกอบ 27 ตัวอย่างข้อมูลจากอาสาสมัครจำนวน 1 คน เป็น 30 นาที โดยที่รูปด้านซ้ายคือข้อมูลทั้งหมด และด้านขวาคือข้อมูลความยาว 10 วินาที .....	36
ภาพประกอบ 28 ตัวอย่างข้อมูลจากฐานข้อมูล MIT-BIH Arrhythmia โดยที่รูปด้านซ้ายคือข้อมูลทั้งหมดของผู้ป่วยหนึ่งคน และด้านขวาคือข้อมูลบางช่วงของข้อมูลทั้งหมด .....	36

ภาพประกอบ 29 ตัวอย่างข้อมูลจากฐานข้อมูล MIT-BIH Atrial Fibrillation โดยที่รูปด้านซ้ายคือข้อมูลทั้งหมดของผู้ป่วยหนึ่งคน และด้านขวาคือข้อมูลบางช่วงของข้อมูลทั้งหมด .....	37
ภาพประกอบ 30 ตัวอย่างข้อมูลจากฐานข้อมูล MIT-BIH Malignant Ventricular Ectopy โดยที่รูปด้านซ้ายคือข้อมูลทั้งหมดของผู้ป่วยหนึ่งคน และด้านขวาคือข้อมูลบางช่วงของข้อมูลทั้งหมด	37
ภาพประกอบ 31 ข้อมูลจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพชนิดภาวะปกติ โดยที่รูปด้านซ้ายคือข้อมูลทั้งหมด และด้านขวาคือข้อมูลความยาว 10 วินาที .....	38
ภาพประกอบ 32 ข้อมูลจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพชนิดหัวใจเต้นเร็วจากหัวใจห้องบน โดยที่รูปด้านซ้ายคือข้อมูลทั้งหมด และด้านขวาคือข้อมูลความยาว 10 วินาที .....	38
ภาพประกอบ 33 ข้อมูลจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพชนิดหัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด โดยที่รูปด้านซ้ายคือข้อมูลทั้งหมด และด้านขวาคือข้อมูลความยาว 10 วินาที.....	38
ภาพประกอบ 34 ข้อมูลจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพชนิดหัวใจห้องล่างเต้นก่อนกำหนด โดยที่รูปด้านซ้ายคือข้อมูลทั้งหมด และด้านขวาคือข้อมูลความยาว 10 วินาที .....	39
ภาพประกอบ 35 ข้อมูลจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพชนิดภาวะหัวใจห้องบนสั้นปลิว โดยที่รูปด้านซ้ายคือข้อมูลทั้งหมด และด้านขวาคือข้อมูลความยาว 10 วินาที.....	39
ภาพประกอบ 36 ข้อมูลจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพชนิดหัวใจห้องล่างเต้นเร็ว โดยที่รูปด้านซ้ายคือข้อมูลทั้งหมด และด้านขวาคือข้อมูลความยาว 10 วินาที.....	39
ภาพประกอบ 37 ผลการคัดกรองและจัดการข้อมูล รูปด้านซ้ายคือข้อมูลจากแหล่งต่างๆ รูปด้านขวาคือสัญญาณที่ผ่านการสุ่มตัวอย่างซ้ำและปรับแอมพลิจูดแล้ว.....	40
ภาพประกอบ 38 ผลการแปลงเวฟเลิตแบบเต็มหน่วยของภาวะหัวใจชนิดต่างๆ แบ่งออกเป็น ค่าสัมประสิทธิ์องค์ประกอบความถี่สูง (Detail Coefficients) 5 ระดับ และค่าสัมประสิทธิ์ของสัญญาณองค์ประกอบความถี่ต่ำ (Approximation Coefficients) 5 ระดับ โดยที่ ภาพประกอบ (ก) ภาวะหัวใจปกติ (ข) ภาวะหัวใจห้องบนเต้นเร็ว (ค) หัวใจห้องล่างเต้นก่อนกำหนด (ง) หัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด (จ) ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั้นปลิว (ฉ) หัวใจเต้นเร็วที่เกิดในหัวใจห้องล่าง .....	46
ภาพประกอบ 39 เมทริกซ์แห่งความสับสนเพอร์เซปตรอนหลายชั้น.....	50
ภาพประกอบ 40 เมทริกซ์แห่งความสับสน ฮิสโทแกรมเกรเดียนต์สูงสุด .....	51

ภาพประกอบ 41 เมทริกซ์แห่งความสับสนซ์พอร์ตเวกเตอร์แมทชีน ..... 52

ภาพประกอบ 42 เมทริกซ์แห่งความสับสนเพอร์เซปตรอนหลายชั้นด้วยเทนเซอร์โฟลว์..... 53

ภาพประกอบ 43 แผนภูมิเปรียบเทียบค่าความถูกต้องเพื่อเลือกวิธีการและข้อมูลสำหรับการ  
เรียนรู้เพื่อนำมาพัฒนาต่อไป ..... 57



## บทที่ 1

### บทนำ

#### 1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหา (Background)

จากข้อมูลขององค์การอนามัยโลก (WHO) ในปี 2017 พบว่ากลุ่มโรคหัวใจเป็นสาเหตุการเสียชีวิตอันดับ 1 ของโลก (1) และจากสถิติล่าสุดของกระทรวงสาธารณสุข ในปี ค.ศ. 2018 คนไทยที่ป่วยด้วยโรคหัวใจและหลอดเลือดเป็นอันดับต้นๆ ของประเทศ มีอัตราการเสียชีวิตถึง 20,855 คน ต่อปี หรือ ชั่วโมงละ 2 คน ซึ่งมีแนวโน้มการเสียชีวิตที่เพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง แสดงให้เห็นว่าโรคหัวใจและหลอดเลือดมีความรุนแรงเพิ่มขึ้นอย่างชัดเจน (2) พบปัจจัยที่เป็นพฤติกรรมเสี่ยงที่สำคัญ คือ มีภาวะแทรกซ้อนที่เกิดจากภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะถึงร้อยละ 21.27 (3) ซึ่งผู้ป่วยที่มีภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะอาจพบอาการที่สามารถสังเกตได้ เช่น ใจสั่น เจ็บหน้าอก หายใจหอบ เหงื่อออกมาก วิงเวียน หน้ามืด คล้ายจะเป็นลม เป็นต้น แต่ผู้ป่วยที่มีภาวะหัวใจเต้นผิดปกติบางส่วนจะไม่แสดงอาการ ทำให้ไม่ได้ตระหนักถึงความสำคัญของสุขภาพ และภาวะแทรกซ้อนที่อาจเกิดขึ้นหากรักษาไม่ทันเวลา ทำให้ผู้ป่วยเป็นอัมพาตหรือร้ายแรงที่สุดถึงเสียชีวิต ซึ่งในระยะยาวหากเกิดภาวะแทรกซ้อนจะนำคุณภาพชีวิตที่ดีกลับมาได้ยาก ส่งผลกระทบต่อครอบครัวที่ต้องประสบปัญหาในการดำเนินชีวิตต่อไป

ภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะ (Arrhythmias) เกิดจากการถูกรบกวนซึ่งมีผลให้จังหวะการเต้นของหัวใจเปลี่ยนไปภาวะปกติที่มีอัตราการเต้นอยู่ในช่วง 60 - 100 ครั้งต่อนาที โดยจังหวะที่เปลี่ยนไปนั้นอาจเป็นในลักษณะเต้นช้าเกินไป เร็วเกินไป หรือจังหวะไม่สม่ำเสมอ (4) ภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะจะถูกเรียกตามอัตราการเต้นของหัวใจที่เกี่ยวข้องและตำแหน่งของต้นกำเนิด (5) โดยทั่วไปสามารถแบ่งชนิดของหัวใจเต้นผิดปกติเป็น 2 แบบใหญ่ๆ คือ หัวใจเต้นช้าผิดปกติ (Bradycardia) และหัวใจเต้นเร็วผิดปกติ (Tachycardia) (6) โดยที่ภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะไม่ได้เกิดขึ้นตลอดเวลา มีระยะเวลาการเกิดที่แตกต่างกัน ในผู้ป่วยบางรายไม่พบความผิดปกติเกิดขึ้นขณะตรวจอยู่ที่โรงพยาบาล แต่แพทย์ก็ยังไม่สามารถตัดสินใจได้ว่าไม่เกิดความผิดปกติ ในปัจจุบันจึงนำเครื่องบันทึกการเต้นของหัวใจต่อเนื่อง 24 - 48 ชั่วโมง (Holter monitoring) มาใช้งานในการวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจให้กับผู้ป่วยกลุ่มนี้ ที่ต้องใช้ระยะเวลาบันทึกข้อมูล 24 - 48 ชั่วโมง โดยผู้ป่วยสามารถนำกลับไปวัดที่บ้านได้ปกติไม่ต้องนอนโรงพยาบาล หลังจากนั้นแพทย์จะนำผลที่ได้จากการวัดมาวิเคราะห์คลื่นไฟฟ้าหัวใจเพื่อประกอบการตัดสินใจ แต่หากผู้ป่วยอยู่ในภาวะเสี่ยงก็อาจเป็นอันตรายถึงชีวิตเพราะไม่ได้รับการวิเคราะห์ในทันที และในปัจจุบันเครื่องบันทึกการเต้นของหัวใจต่อเนื่อง 24 - 48 ชั่วโมง มีปริมาณที่จำกัดในแต่โรงพยาบาล

จึงต้องลงทะเบียนเพื่อรอใช้งานตามลำดับก่อน - หลัง ก็อาจเป็นอันตรายได้เช่นกัน แต่อีกในกรณีหนึ่งคือ ในผู้ป่วยบางรายจะมีภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะที่มีระยะการเกิดสั้น และเป็นเดือนละครั้ง ทำให้เป็นอุปสรรคทางการรักษา เนื่องจากต้องรอเครื่องบันทึกการเต้นของหัวใจต่อเนื่อง 24 - 48 ชั่วโมง ซึ่งอาจจะไม่พบขณะวัดและมาพบแพทย์ไม่ทันเวลา จึงทำให้เกิดงานวิจัยระบบจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องจักร ซึ่งในปัจจุบันมีการพัฒนาระบบการเรียนรู้ของเครื่องจักรให้มีความก้าวหน้าขึ้นเป็นอย่างมาก สามารถนำมาประยุกต์ใช้ในวงการแพทย์ได้ และมีบทบาทที่สำคัญในการเป็นผู้แบ่งเบาภาระงานที่เพิ่มมากขึ้น (7)

งานวิจัยนี้จึงได้นำเสนอระบบจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องจักร โดยเลือกใช้ข้อมูลจากอุปกรณ์ติดตามและบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่พัฒนาขึ้นฐานข้อมูล PhysioNet และเครื่องจำลองสัญญาณชีพ ซึ่งมีความหลากหลายของชนิดภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะ งานวิจัยนี้สามารถจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะได้ 6 ชนิด เนื่องจากในปี 2012 (8) ได้สำรวจผู้ป่วยจำนวน 50,000 คน ทั่วโลกพบว่า ภาวะหัวใจเต้นปกติ (Normal sinus rhythm) ,ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั่นพลิ้ว (Atrial fibrillation) เป็นร้อยละ 11.7 , หัวใจห้องล่างเต้นก่อนกำหนด (Premature atrial contraction) เป็นร้อยละ 5.7 , ภาวะหัวใจห้องบนเต้นเร็ว (Supraventricular tachycardia) เป็นร้อยละ 1.3 , หัวใจห้องล่างเต้นเร็ว (Ventricular tachycardia) เป็นร้อยละ 0.16 และหัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด (Premature ventricular contraction) เป็นร้อยละ 7.0 และจากการปรึกษากับผู้ใช้งาน คือ อายุรแพทย์โรคหัวใจ จากศูนย์การแพทย์สมเด็จพระเทพรัตนราชสุดาฯ สยามบรมราชกุมารี คณะแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒพบว่า 6 ชนิดนี้เป็นภาวะที่พบได้บ่อย และมีความชัดเจนที่สังเกตได้ง่ายใน Lead II โดยมีเป้าหมายที่สำคัญ คือ เพื่อพัฒนาระบบการคัดกรองความผิดปกติของภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะ ให้มีความเหมาะสมกับชนิดของภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะที่จำแนก จนสามารถนำไปใช้ในวงการแพทย์ได้ ทั้งมีบทบาทที่สำคัญในการแบ่งเบาภาระงานที่เพิ่มมากขึ้น ลดอุปสรรคทางการรักษาในกรณีที่ผู้ป่วยเป็นแบบนาน ๆ ครั้ง และผู้ที่ตระหนักถึงสุขภาพหัวใจ

## 1.2 วัตถุประสงค์ (Objective)

เพื่อพัฒนาระบบการคัดกรองความผิดปกติของภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องจักรให้มีประสิทธิภาพกับชนิดของภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะที่จำแนก

### 1.3 ขอบเขตของการวิจัย (Scope)

1. งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล PhysioNet อุปกรณ์ติดตามและบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่พัฒนาขึ้น และเครื่องจำลองสัญญาณชีพ
2. งานวิจัยนี้เก็บข้อมูลจากอาสาสมัครเป็นเวลา 30 นาที จากอาสาสมัครสุขภาพดีจำนวน 20 คนที่มีอายุอยู่ในช่วง 18 – 75 ปี เพศชาย 9 คน และเพศหญิง 11 คน
3. งานวิจัยนี้สามารถคัดกรองภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะได้ 6 ชนิด คือ ภาวะหัวใจปกติ, ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั่นพลิ้ว, หัวใจห้องล่างเต้นก่อนกำหนด, ภาวะหัวใจห้องบนเต้น, หัวใจห้องล่างเต้นเร็ว, และหัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด
4. งานวิจัยนี้ได้รับรองจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์เลขที่ SWUEC-114/2562E และได้เก็บข้อมูลจากอาสาสมัครสุขภาพดีภายในมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ



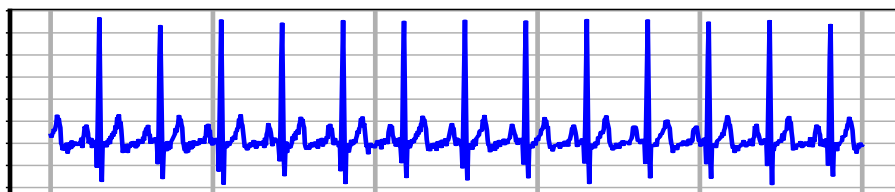
## บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

ในการวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยได้ศึกษาเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง โดยมีเนื้อหาที่เกี่ยวข้องดังต่อไปนี้

1. คลื่นไฟฟ้าหัวใจ (Electrocardiogram (ECG))
2. ภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะ (Arrhythmia)
3. การเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine Learning)
4. การแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform)
5. ไลบรารีที่เกี่ยวข้อง (Library)
6. การวัดประสิทธิภาพที่เกี่ยวข้อง
7. ทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง (Literature Review)

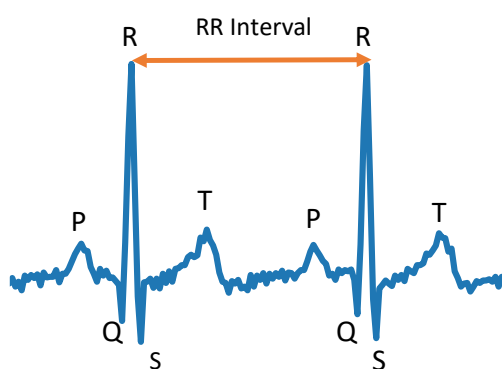
### 2.1 คลื่นไฟฟ้าหัวใจ (Electrocardiogram (ECG))

คลื่นไฟฟ้าหัวใจเป็นเครื่องมือสำคัญที่ช่วยในการวินิจฉัยภาวะของหัวใจ และการเต้นของหัวใจ ซึ่งแพทย์และผู้เชี่ยวชาญโรคหัวใจใช้ในการวิเคราะห์และประกอบการตัดสินใจในการวินิจฉัยโรค (9) คลื่นไฟฟ้าหัวใจเป็นคลื่นไฟฟ้าที่กล้ามเนื้อหัวใจผลิตออกมา โดยเริ่มต้นที่จุดกำเนิดหลักไซโนเอเทรียลโนด (Sinoatrial (SA) หรือ Sinus node) ซึ่งเป็นเซลล์กล้ามเนื้อหัวใจชนิดพิเศษสามารถสร้างคลื่นไฟฟ้าได้เอง เมื่อเกิดการหดตัวที่จุดกำเนิดหลัก จะสร้างคลื่นไฟฟ้าให้วิ่งผ่านกล้ามเนื้อหัวใจห้องบน (Atrium) เรียกคลื่นไฟฟ้าที่ตรวจได้จากบริเวณนี้ว่าคลื่น P คลื่นไฟฟ้าจะวิ่งผ่านบริเวณ เอตริโอเวนตริคิวลาร์โนด (Atrioventricular node (AV Node)) ซึ่งเป็นรอยต่อระหว่างหัวใจห้องบนและห้องล่าง บริเวณนี้ความเร็วของคลื่นไฟฟ้าจะลดลง จากนั้นจะวิ่งผ่านมัดเส้นใยประสาท (Bundle of His) และแขนงของมันไปร่างแหของเส้นใยประสาท (Purkinje fibers) จะนำคลื่นไฟฟ้าไปเซลล์กล้ามเนื้อหัวใจห้องล่าง (Ventricle) ทั้งซ้ายและขวา ทำให้เกิดคลื่นไฟฟ้าเรียกว่า กลุ่มคลื่น QRS (QRS complex) เมื่อหัวใจห้องล่างทั้งซ้ายและขวาเกิดการคลายตัวจะเกิดคลื่นไฟฟ้าเรียกว่า T wave ขนาดและรูปร่างของคลื่นไฟฟ้าหัวใจสามารถเปลี่ยนแปลงได้ขึ้นอยู่กับตำแหน่งของอิเล็กโทรดที่ติดบนร่างกาย (10) ซึ่งคลื่นไฟฟ้าหัวใจมีค่าศักย์ไฟฟ้าในช่วง 0.002 – 0.5 มิลลิโวลต์ และช่วงเวลาที่ 0.05 – 40 เฮิรตซ์สำหรับการติดตาม (11) โดยคลื่นไฟฟ้าหัวใจในแต่ละช่วงจะมีลักษณะเฉพาะที่ทำให้สามารถจำแนกออกจากกันได้ และมักใช้ในการสังเกตหาความผิดปกติของคลื่นไฟฟ้าหัวใจในแต่ละลูกคลื่น



ภาพประกอบ 1 ตัวอย่างคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติวัดจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพ

### 2.1.1 ลักษณะเฉพาะของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ



ภาพประกอบ 2 ลักษณะเฉพาะของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ซึ่งมีองค์ประกอบ คือ PQRST

#### 2.1.1.1 คลื่น P (P wave)

เป็นผลรวมการหดตัวของหัวใจห้องบน มีรูปร่างกลมเรียบกว้างไม่เกิน 0.12 วินาที ความสูง - ไม่เกิน 2.5 มิลลิเมตร หัวตั้งใน lead I, II, AVF, V4, V5, V6 หัวกลับ ใน AVR

#### 2.1.1.2 ระยะคลื่น P ถึง R (PR interval)

เป็นระยะของการเริ่มมีสัญญาณไฟฟ้าจนถึงจุดเริ่มมีการหดตัวของหัวใจห้องล่าง ความยาวปกติเท่ากับ 0.12 - 0.20 วินาที

#### 2.1.1.3 ระยะคลื่น R ถึง R (RR interval)

เป็นระยะห่างระหว่างจุดสูงสุดของกลุ่มคลื่น QRS หรือจุดยอดอาร์ไปยังจุดสูงสุดของกลุ่มคลื่น QRS ครั้งถัดไป กลุ่มคลื่น QRS มีความแตกต่างกันน้อยกว่า 0.08 วินาที ปกติมีความสม่ำเสมอ (Regular rhythm)

#### 2.1.1.4 กลุ่มคลื่น QRS

เกิดจากการหดตัวของหัวใจห้องล่าง โดยปกติมีอัตราการหดตัว 60 - 100 ครั้ง/นาาที มีที่จังหวะสม่ำเสมอ ลักษณะคลื่นสูงแคบ 0.04 - 0.10 วินาที คลื่น Q ลึกและกว้างแสดงถึงการตายของกล้ามเนื้อหัวใจ

### 2.1.1.5 ช่วง ST (ST segment)

เป็นระยะการหดตัวสิ้นสุด ก่อนที่จะมีการหดตัวใหม่ของหัวใจห้องล่าง ปกติจะเป็นแนวราบ (Isoelectric) ยกสูงในรายที่มีการบาดเจ็บของกล้ามเนื้อหัวใจ

### 2.1.1.6 คลื่น T (T wave)

เป็นระยะการคลายตัวของหัวใจห้องล่าง มีลักษณะหัวตั้ง กลมเรียบ ใหญ่กว่าคลื่น P หัวกลับในรายที่มีกล้ามเนื้อหัวใจขาดเลือด กล้ามเนื้อหัวใจตาย แบนราบในโรคเยื่อหุ้มหัวใจอักเสบ (Pericarditis), สูงแหลมในภาวะโพแทสเซียมในเลือดต่ำ ภาวะเลือดออกในสมอง

### 2.1.1.7 ช่วง QT (QT interval)

เป็นระยะระหว่างจุดเริ่มต้นของ กลุ่มคลื่น QRS และการสิ้นสุดของ T Wave ความยาวปกติ 0.35 - 0.40 วินาที ผู้ชาย 0.39 วินาทีผู้หญิง 0.41 วินาที ยาวกว่าปกติในภาวะภาวะโพแทสเซียมในเลือดต่ำ

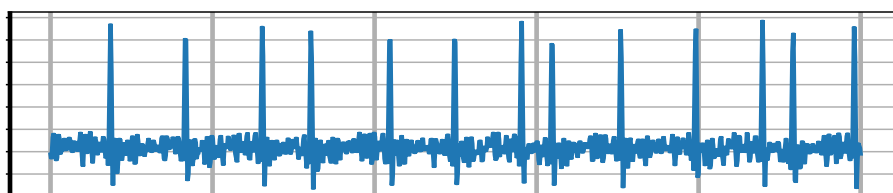
### 2.1.1.8 คลื่น U (U wave)

เป็นคลื่นเล็ก ๆ เกิดตามหลังคลื่น T ความสูงไม่เกิน 1 มิลลิเมตร ปกติจะไม่พบโดยพบคลื่น U ได้ในภาวะภาวะโพแทสเซียมในเลือดต่ำ

## 2.2 ภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะ (Arrhythmia)

ภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะเกิดขึ้นจากแรงกระตุ้นไฟฟ้าทำงานผิดปกติไปจากเดิม ทำให้หัวใจเต้นเร็ว เต้นช้า หรือเต้นไม่สม่ำเสมอมากกว่าปกติ โดยทั่วไปภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะสามารถจำแนกตามอัตราการเต้นของหัวใจที่เกี่ยวข้องและตำแหน่งของต้นกำเนิด (5) ซึ่งสามารถแบ่งได้เป็นภาวะหัวใจเต้นช้าซึ่งมีอัตราการเต้นของหัวใจน้อยกว่า 60 ครั้งต่อนาที และภาวะหัวใจเต้นเร็วซึ่งมีอัตราการเต้นของหัวใจมากกว่า 100 ครั้งต่อนาที (6)

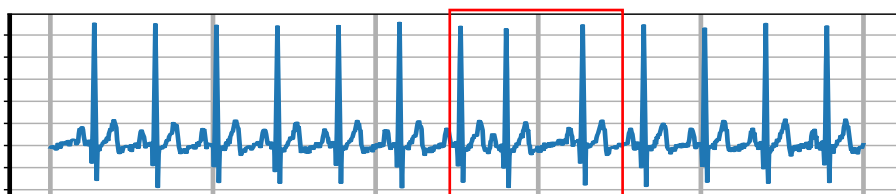
### 2.2.1 ภาวะหัวใจห้องบนสั่นพลิ้ว (atrial fibrillation หรือ A-fib)



ภาพประกอบ 3 ตัวอย่างคลื่นไฟฟ้าหัวใจภาวะหัวใจห้องบนสั่นพลิ้ว วัดจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพ

ภาวะหัวใจห้องบนสั้นพลิ้ว คือ ภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะชนิดที่พบได้บ่อยที่สุดโดยพบได้ร้อยละ 1-2 ในประชาชนทั่วไป (12) เกิดขึ้นจากหัวใจห้องบนเต้นเร็วไม่สม่ำเสมอ และสูญเสียการหดตัวของหัวใจห้องบน ซึ่งทำให้สูบฉีดเลือดไปได้น้อยลง และเลือดตกค้างที่หัวใจห้องบนแข็งตัว อาจหลุดเข้าไปในระบบไหลเวียนเลือดเข้าสู่สมอง ทำให้เป็นอัมพฤกษ์ อัมพาต (13)

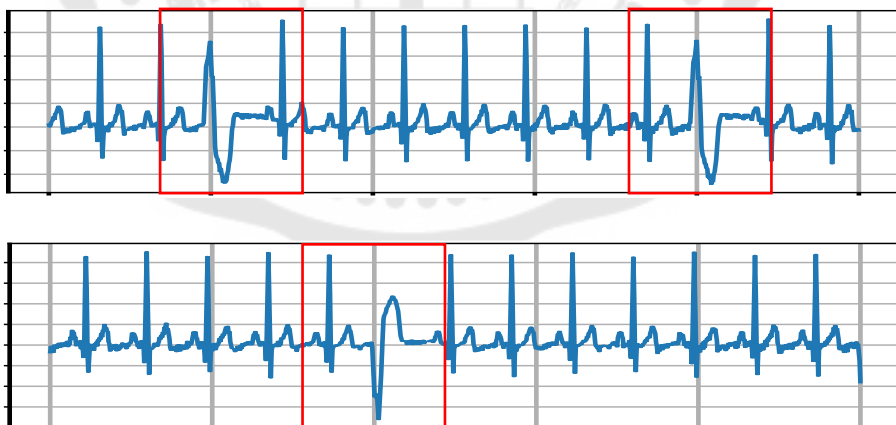
### 2.2.2 หัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด (Premature atrial contraction (PAC))



ภาพประกอบ 4 ตัวอย่างคลื่นไฟฟ้าหัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด วัดจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพ

หัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนดเป็นภาวะที่พบได้บ่อยและไม่เป็นอันตราย เกิดขึ้นจากหัวใจห้องบนถูกกระตุ้นจากจุดอื่นที่ไม่ได้มาจากไซโนเอเทรียลโนดทำให้เต้นเร็วก่อนกำหนด

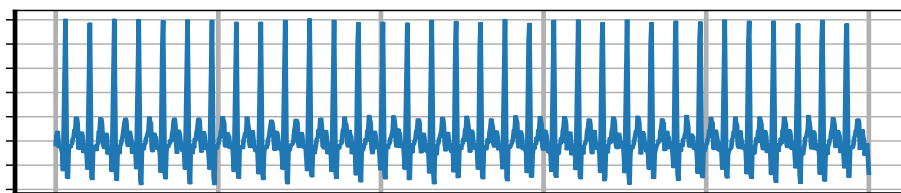
### 2.2.3 หัวใจห้องล่างเต้นก่อนกำหนด (Premature ventricular contraction (PVC))



ภาพประกอบ 5 ตัวอย่างคลื่นไฟฟ้าหัวใจห้องล่างเต้นก่อนกำหนด วัดจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพ

หัวใจห้องล่างเต้นก่อนกำหนดเป็นภาวะที่พบได้บ่อย และไม่อันตรายในกรณีที่ไม่ได้เป็นโรคหัวใจมาก่อน (14, 15) เกิดขึ้นจากหัวใจห้องล่างถูกกระตุ้นจากจุดอื่นให้เต้นแทรกมาเป็นระยะ (16)

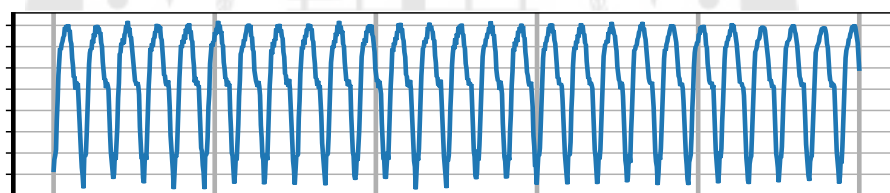
#### 2.2.4 หัวใจเต้นเร็วจากหัวใจห้องบน (Supraventricular tachycardia (SVT))



ภาพประกอบ 6 ตัวอย่างคลื่นไฟฟ้าหัวใจเต้นเร็วจากหัวใจห้องบน วัดจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพ

หัวใจเต้นเร็วจากหัวใจห้องบนเป็นภาวะที่เกิดขึ้นจากการบีบตัวของกล้ามเนื้อหัวใจห้องบนเร็วกว่าปกติ ซึ่งไม่เป็นอันตรายอาจมีสาเหตุจากการออกกำลังกาย มีไข้สูง หรือความเครียด มีอัตราการเต้นของหัวใจอยู่ในช่วง 150 – 250 ครั้งต่อนาที โดยไม่สามารถตรวจจับระยะคลื่น P ถึงคลื่น R และในบางครั้งจะไม่พบคลื่น P (17)

#### 2.2.5 หัวใจห้องล่างเต้นเร็ว (Ventricular tachycardia (VT))



ภาพประกอบ 7 ตัวอย่างคลื่นไฟฟ้าหัวใจห้องล่างเต้นเร็ว วัดจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพ

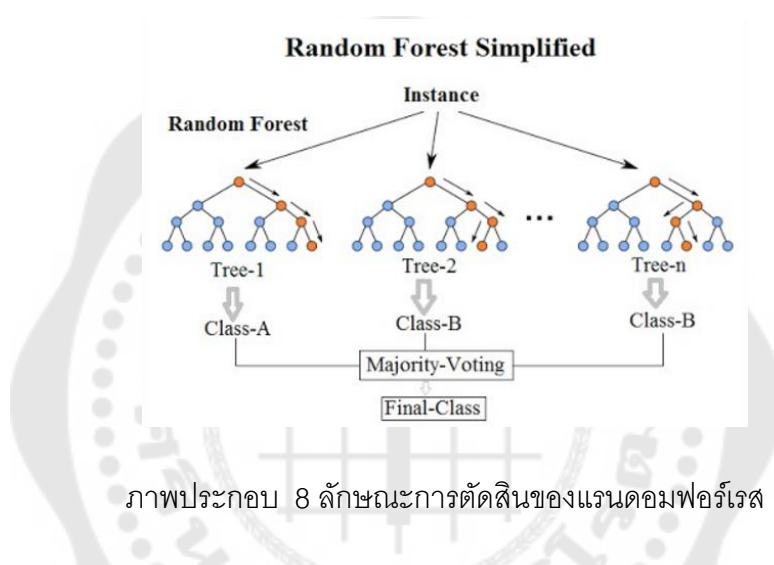
หัวใจห้องล่างเต้นเร็วเป็นภาวะที่เกิดขึ้นจากการบีบตัวของกล้ามเนื้อหัวใจห้องล่างเร็วกว่าปกติ มักเกิดขึ้นกับผู้ป่วยโรคหัวใจที่มีกล้ามเนื้อหัวใจอ่อนแอหรือกล้ามเนื้อหัวใจตาย มีอัตราการเต้นของหัวใจอยู่ในช่วง 150 – 250 ครั้งต่อนาที จะไม่พบคลื่น P และคลื่น T จะกลับหัว (18)

### 2.3 การเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine Learning)

การเรียนรู้ของเครื่องจักร เป็นระบบที่สามารถเรียนรู้ได้จากตัวอย่างด้วยตนเอง โดยไม่ต้องป้อนคำสั่งของโปรแกรมเมอร์ (19) เป็นการประยุกต์ใช้สถิติเพื่อการเรียนรู้และคาดคะเนจากข้อมูลที่ได้รับ (20) วิธีการการเรียนรู้ของเครื่องจักรคือการจัดเตรียมข้อมูลการสอนจากนั้นใช้ข้อมูลนั้นเพื่อตอบคำถาม

### 2.3.1 แรนดอมฟอเรสต์ (Random Forest)

แรนดอมฟอเรสต์จัดเป็นกลุ่มจำแนกประเภทแบ็กกิง (Bagging) ซึ่งเป็นหลักการเรียนรู้แบบหลายๆ โมเดลในชุดข้อมูลที่มีการสุ่มเพื่อการเรียนรู้ที่แตกต่างกันแต่สามารถเข้ากันได้ และเป็นอิสระต่อกัน โดยมีหลักการพื้นฐานมาจากต้นไม้ตัดสินใจ (Decision tree) แต่เพิ่มจำนวนของต้นไม้ตัดสินใจให้มากขึ้น ซึ่งมีวิธีการหาคำตอบโดยการให้ทุกโมเดลทำนาย แล้วโหวตเพื่อหาคำตอบนั้น ซึ่งเป็นวิธีการที่มีความยืดหยุ่นและช่วยแก้ไขปัญหการเรียนรู้ที่มากเกินไปของต้นไม้ตัดสินใจ



ภาพประกอบ 8 ลักษณะการตัดสินใจของแรนดอมฟอเรสต์

ที่มา: [https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Random\\_forest\\_diagram\\_complete.png](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Random_forest_diagram_complete.png)

### 2.3.2 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support vector machine)

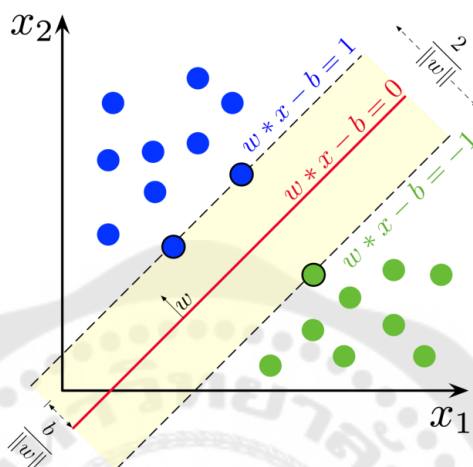
วิธีการนี้มีคุณสมบัติ คือ ใช้งานได้ดีในข้อมูลที่มีความซับซ้อนหรือหลายคุณลักษณะ แต่ตัวอย่างมีน้อยกว่าหนึ่งแสนตัวอย่าง (21) ใช้สำหรับการจัดหมวดหมู่ (Classification) การทำนาย (Regression) เป็นวิธีการที่ใช้งานง่ายหรือถูกเรียกในอีกชื่อว่า วิธีการโดยค่าระยะขอบสูงสุด (Maximal margin classifier) โดยทั่วไปซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน มีพื้นฐานมาจากการแบ่งกลุ่มในเชิงเส้น คือ  $y = mx + b$  โดยแทน  $m$  ด้วย  $w^T$  (22) จะได้

$$h_{\theta}(x) = w^T \cdot x + b \quad (2.1)$$

โดยที่  $w^T$  คือ เวกเตอร์ที่ตั้งฉากของความชัน  $m$  ของเส้นแบ่ง

$b$  คือ ค่าคงที่ที่แทน  $y$  ของแต่ละข้อมูล  $x$

เมื่อมีการกำหนดเส้นแบ่งที่ชัดเจน จะมีการกำหนดเส้นขอบทั้งสองฝั่ง โดยกำหนดเป็น 1 และ -1 ดังภาพประกอบ



ภาพประกอบ 9 ลักษณะการจำแนกของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีน

ที่มา : [https://commons.wikimedia.org/wiki/File:SVM\\_margin.png](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:SVM_margin.png)

แต่ด้วยการแบ่งข้อมูลเป็นเส้นตรง อาจทำให้ประสิทธิภาพในการจำแนกตกลงเมื่อเจอกับข้อมูลที่มีความซับซ้อน จึงได้มีการพัฒนาเคอร์เนล (Kernel) ขึ้นซึ่งเป็นเคล็ดลับทางคณิตศาสตร์เพื่อให้โมเดลสามารถปรับค่าตัวแปรแบบพหุนามได้ โดยเคอร์เนลมีด้วยกันหลายแบบ เช่น เคอร์เนลเส้นตรง (Linear Kernel) เคอร์เนลพหุนาม (Polynomial kernel) เคอร์เนลฟังก์ชันฐานแนวรัศมี (Radial basis function kernel) และซิกมอยด์เคอร์เนล (Sigmoid kernel) ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีนถูกนำมาประยุกต์ใช้เพื่อจำแนกมากกว่า 2 กลุ่ม ด้วยวิธีการตัดแยกทีละหนึ่งต่อหนึ่ง (One-Versus-One Classification) หรือการเปรียบเทียบทั้งหมด (All-pairs) ด้วยการนำทุกกลุ่มมาเปรียบเทียบกันทีละคู่ โดยต้องเจอกันทุกกลุ่มจะต้องได้เปรียบเทียบกัน หลังจากนั้นดูจากผลโหวตว่าทำนายว่าเป็นกลุ่มไหนมากที่สุด จะถูกทำนายให้เป็นกลุ่มนั้น (23)

### 2.3.3 การถดถอยโลจิสติก (Logistic Regression)

การถดถอยโลจิสติกได้รับการตั้งชื่อตามฟังก์ชันหลักคือ ฟังก์ชันโลจิสติกหรือถูกเรียกในอีกชื่อหนึ่งว่า ฟังก์ชันซิกมอยด์ มีลักษณะเป็นเส้นโค้งรูปตัวเอส (S) วิธีการนี้ออกแบบให้ผลลัพธ์เป็นแบบสองคำตอบ คือ 0 กับ 1 เท่านั้น แต่ก็ไม่ได้คำตอบที่ชัดเจนจึงได้กำหนดขอบเขตการตัดสินใจไว้ที่ 0.5 ดังสมการ คือ เมื่อผลการทำนายมีค่าน้อยกว่า 0.5 จะให้คำตอบเป็น 0 และถ้า

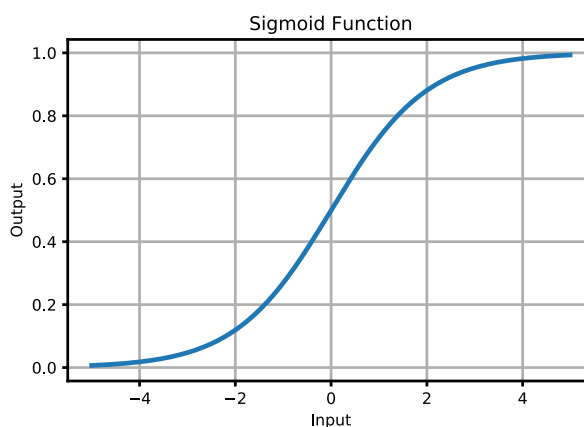
ผลการทำนายเป็น 0.5 ขึ้นไปจะแปลคำตอบเป็น 1 แต่เมื่อผลลัพธ์มีมากกว่า 2 คำตอบจะมีการจัดรูปแบบให้ผลลัพธ์ออกเป็นความน่าจะเป็นว่าแต่ละกลุ่มมีเท่าไร และใช้โอกาสนี้ตัดสินใจออกมาเป็นคำตอบ (24)

$$y = \begin{cases} 1 & \text{if } h_{\theta}(x) \geq 0.5 \\ 0 & \text{if } h_{\theta}(x) < 0.5 \end{cases} \quad (2.2)$$

โดยที่  $y$  คือ เอาต์พุต

$x$  คือ อินพุต

$h_{\theta}(x)$  คือ Hypothesis function



ภาพประกอบ 10 ลักษณะการแบ่งข้อมูลแบบซิกมอยด์ฟังก์ชันมีรูปร่างเป็นโค้งตัวเอส (S)

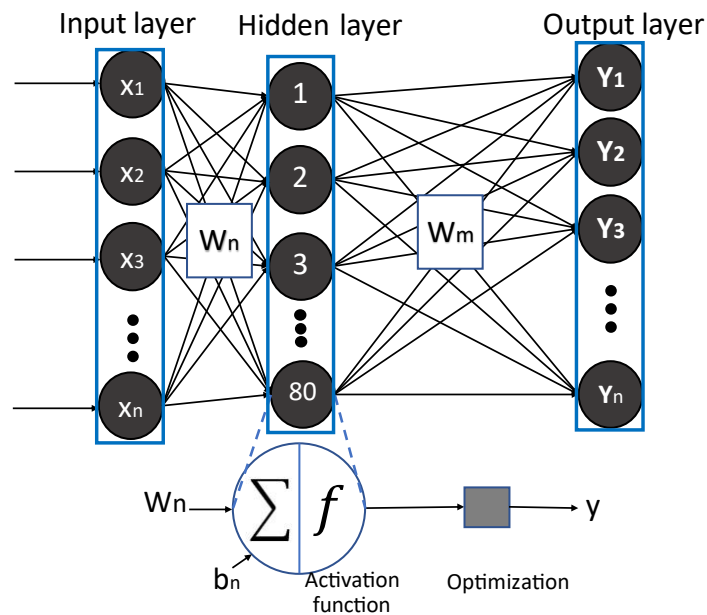
$$\sigma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}} \quad (2.3)$$

โดยที่  $z$  คือ อินพุต

$e$  คือ ค่าคงที่ มีค่าประมาณ 2.71828

### 2.3.4 โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Networks)

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นแบบจำลองการทำงานของระบบประสาทมนุษย์ ซึ่งมีโครงสร้างคือ อินพุต (Input) ค่าน้ำหนัก (Weight) ตัวแปรโน้มเอียง (Bias) ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) และเอาต์พุต (Output)



ภาพประกอบ 11 โครงสร้างประสาทเทียม

#### 2.3.4.1 เพอร์เซปตรอนหลายชั้น (Multi-layer Perceptron (MLP))

เป็นวิธีการการเรียนรู้แบบมีผู้สอน มีวิธีการเรียนรู้แบบย้อนกลับ (Backpropagation) เป็นที่นิยมและมีประสิทธิภาพมาก ทำให้สามารถแก้ปัญหาที่ไม่เป็นเชิงเส้นได้ โครงข่ายเพอร์เซปตรอนหลายชั้นนั้นโครงสร้างแบ่งออกเป็น 3 ส่วน (25) คือ

1. อินพุต (Input layer) ชั้นนี้จะถูกกำหนดจำนวนโหนด (Node) ตามจำนวนของอินพุต 1 ชั้น
2. ชั้นซ่อน (Hidden layer) ในชั้นนี้ไม่มีการกำหนดที่แน่นอนขึ้นอยู่กับความเหมาะสมของแต่ละโมเดล ซึ่งยังกำหนดหลายชั้น หรือหลายโหนด (Node) จะทำให้มีประสิทธิภาพในการแก้ปัญหาที่ซับซ้อนได้มากขึ้นโดยจะแปรผันกับเวลาที่ใช้หาคำตอบด้วย แต่ต้องมีอย่างน้อย 1 ชั้น
3. เอาต์พุต (Output) ในชั้นนี้ถูกกำหนดโดยจำนวนกลุ่มที่ต้องการแยก

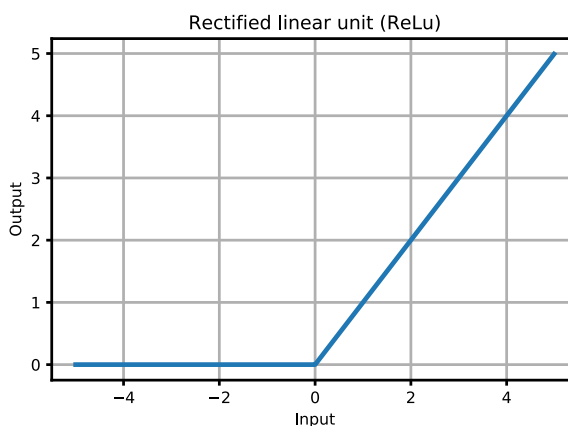
#### 2.3.4.2 ฟังก์ชันกระตุ้น (activation function)

เป็นฟังก์ชันที่ใช้ควบคุมเอาต์พุตที่ออกมาจากชั้นก่อนหน้า เพื่อให้อยู่ในช่วงตามฟังก์ชันกระตุ้นที่เลือกใช้ เพื่อไปเป็นอินพุตของชั้นถัดไป

1. ฟังก์ชันเรกติไฟด์ลินีเยยูนิต (Rectified Linear Unit (ReLU)) เป็นฟังก์ชันที่ปรับค่าอินพุตที่น้อยกว่า 0 ให้เอาต์พุตเป็น 0 ทั้งหมด และถ้าค่าอินพุตอินพุตมากกว่า 0 จะให้ค่าอินพุตเท่ากับเอาต์พุตดังกล่าว

$$\text{relu}(z) = \begin{cases} z & \text{if } z \geq 0 \\ 0 & \text{if } z < 0 \end{cases} \quad (2.4)$$

โดยที่  $z$  คือ ค่าอินพุต



ภาพประกอบ 12 ฟังก์ชันกระตุ้นเรกติไฟด์ไลน์เนี่ยยูนิต

2. ฟังก์ชันซอฟต์แวร์แมกซ์ (SoftMax) เป็นฟังก์ชันที่รับค่าอินพุตมา แล้วทำการปรับค่าให้ออกมาในรูปแบบความน่าจะเป็นโดยที่ผลรวมเป็น 1 (26) ดังสมการ

$$\text{softmax}(z_n) = \frac{e^{z_n}}{\sum_m e^{z_m}} \quad (2.5)$$

โดยที่  $z$  คือ อินพุตที่มีสมาชิกหลายตัว

$n$  คือ ตำแหน่งของสมาชิกอินพุต

$m$  คือ จำนวนสมาชิกทั้งหมด

### 2.3.4.3 ออปทิไมเซชัน (Optimization)

หลักการทางคณิตศาสตร์ที่ถูกนำมาใช้ปรับปรุงค่าความผิดพลาด ให้ถึงเป้าหมายเร็วขึ้น เพื่อให้ได้ค่าที่ดีที่สุด ด้วยการปรับค่าน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส (Bias) ในรอบถัดไปของการเรียนรู้ ดังสมการ

$$W^l = W^l - \alpha(dW^l) \quad (2.6)$$

$$b^l = b^l - \alpha(db^l) \quad (2.7)$$

โดยที่  $W$  คือ น้ำหนัก

$b$  คือ ค่าไบแอส

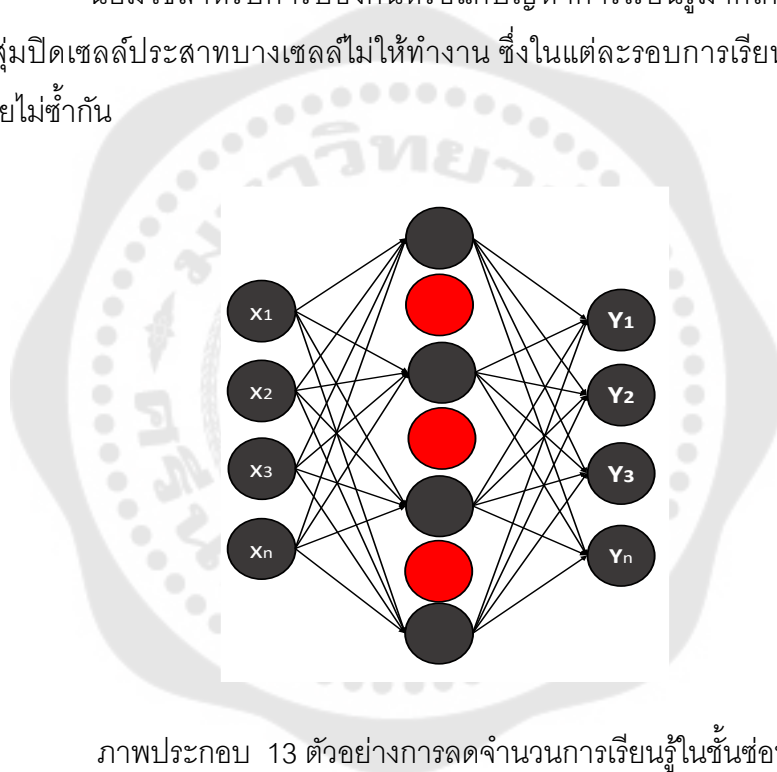
$l$  คือ ลำดับของเลเยอร์

$\alpha$  คือ อัตราการเรียนรู้

1. การประมาณค่าช่วงเวลาปรับตัว (Adaptive Moment Estimation (Adam)) เป็นวิธีการที่ปรับค่าน้ำหนักด้วยการนำค่าความผิดพลาด (Loss) ถ่วงดุลกับอัตราการเรียนรู้ เพื่อไปลบกับค่าน้ำหนัก และค่าไบแอส (27)

#### 2.3.4.4 การลดจำนวนการเรียนรู้ (Drop out)

นิยมใช้สำหรับการป้องกันหรือแก้ปัญหาการเรียนรู้มากเกินไป (Over fitting) ด้วยการสุ่มปิดเซลล์ประสาทบางเซลล์ไม่ให้งาน ซึ่งในแต่ละรอบการเรียนรู้มีการสุ่มปิดใหม่เรื่อยๆ โดยไม่ซ้ำกัน



ภาพประกอบ 13 ตัวอย่างการลดจำนวนการเรียนรู้ในชั้นซ่อน

#### 2.3.5 ฮิสโทแกรมเกรเดียนต์บูสติง (Histogram Gradient Boosting)

เกรเดียนต์บูสติง (Gradient boosting) เป็นวิธีการการเรียนรู้แบบมีผู้สอน อยู่ในกลุ่มของวิธีการต้นไม้ตัดสินใจ (Decision trees) อาจเป็นวิธีการที่นิยมนำมาแก้ปัญหาคัดหมวดหมู่ (Classification) การทำนาย (Regression) ซึ่งทำงานได้ดีในชุดข้อมูลที่หลากหลาย ซึ่งมีวิธีการที่แตกต่างจากแรนดอมฟอรัลเรส คือ นำตัวจำแนกแต่ละตัวมาต่อกันเป็นลูกโซ่ ในแต่ละรอบการเรียนรู้จะนำเอาค่าความผิดพลาดในรอบก่อนหน้ามาถ่วงดุลกับค่าน้ำหนักเพื่อปรับปรุงเรื่อย ๆ เมื่อถึงค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้ จะเอาทุกตัวมาพยากรณ์ร่วมกันดังสมการ แต่ปัญหาของเกรเดียนต์บูสติงคือการเรียนรู้ที่ช้า เป็นปัญหาสำหรับการมีชุดข้อมูลขนาดใหญ่

$$F_{n+1}(x) = F_n(x) + \gamma_n h(x, e_n) \quad (2.8)$$

โดยที่  $F$  คือ โมเดลเริ่มต้น

$x$  คือ อินพุต

$y$  คือ เอาต์พุต

$n$  คือ ลำดับของโมเดล

$e$  คือ ค่าความผิดพลาด

$\gamma$  คือ ค่าสัมประสิทธิ์ลดค่าความผิดพลาด

ด้วยข้อจำกัดของการเรียนรู้ที่ช้าของเกรเดียนต์บัสติง จึงได้มีการพัฒนาฮิสโทแกรมเกรเดียนต์บัสติงมาแก้ปัญหาให้มีการเรียนรู้ที่เร็วขึ้น เมื่อจำนวนตัวอย่างมีมากกว่าหนึ่งหมื่นตัวอย่าง ด้วยวิธีการปรับข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ให้อยู่ในรูปแบบของฮิสโทแกรมเพื่อหาความแตกต่าง ซึ่งมีแนวคิดคือการเรียงชุดข้อมูลใหม่จาก  $O(n_{\text{feature}} \times n \log(n))$  โดยที่  $n$  คือ จำนวนตัวอย่างในแต่ละโหนด เป็น  $O(n_{\text{feature}} \times n)$  ตั้งแต่เริ่มต้นการเรียนรู้ ซึ่งจะทำให้มีความซับซ้อนของข้อมูลน้อยลง

#### 2.4 การแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย (Discrete Wavelet Transform)

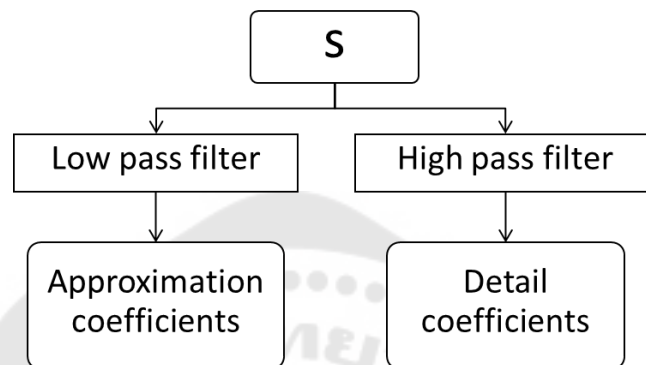
การแปลงเวฟเล็ตเป็นฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ ซึ่งมีการนำมาใช้งานด้านวิทยาศาสตร์ วิศวกรรม และคอมพิวเตอร์ เป็นการแยกองค์ประกอบของสัญญาณออกเป็น 2 ส่วน คือ องค์ประกอบความถี่ต่ำและองค์ประกอบความถี่สูงในระดับต่าง ๆ ซึ่งเกิดจากการปรับสเกล (a) และการเลื่อนตำแหน่งบนแกนเวลา (b) ของเวฟเล็ตแม่ (Mother wavelet) โดยที่  $\psi(t)$  เป็นฟังก์ชันเวฟเล็ตแม่ ดังสมการ (2.9) ฟังก์ชันเวฟเล็ตแม่จะถูกเลื่อนและปรับสเกลตามความสัมพันธ์ของ a และ b โดยที่  $1/\sqrt{a}$  เป็นการทำให้สมาชิกของเวฟเล็ตมีพลังงานเท่ากับเวฟเล็ตแม่เสมอ

$$\psi_{b,a}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2.9)$$

โดยการแปลงเวฟเล็ตมี 2 ประเภท คือ

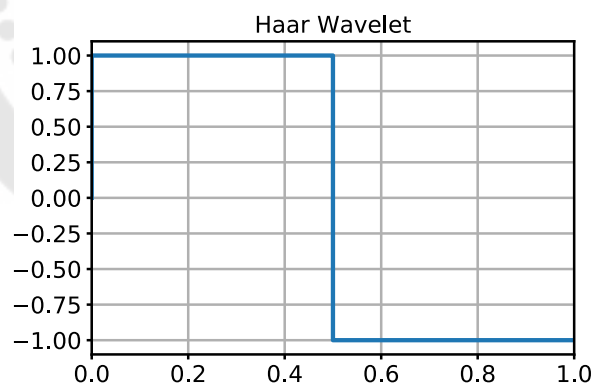
1. การแปลงเวฟเล็ตแบบต่อเนื่อง (Continuous wavelet transform, CWT)
2. การแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย (Discrete wavelet transform, DWT)

การแปลงเวฟเล็ตแบบเติมหน่วยเป็นการปรับสเกลและการเลื่อนตำแหน่งแบบไม่ต่อเนื่อง เพื่อแยกองค์ประกอบในระดับต่าง ๆ โดยจะได้ค่าสัมประสิทธิ์ขององค์ประกอบในแต่ละความถี่ออกมา ซึ่งจะนำค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้มาวิเคราะห์ต่อไป



ภาพประกอบ 14 การแยกองค์ประกอบสัญญาณ โดยผ่านการกรองความถี่ต่ำ และความถี่สูง

#### 2.4.1 เวฟเล็ตแม่แบบฮาร์ (Haar family)



ภาพประกอบ 15 แม่แบบฮาร์

ฮาร์เวฟเล็ตเป็นแม่แบบชนิดที่ง่ายที่สุด การแปลงด้วยแม่แบบฮาร์จะแบ่งสัญญาณที่ไม่ต่อเนื่องออกเป็นสัญญาณย่อยสองส่วนและความถี่ลดลงครึ่งหนึ่ง ความผันผวนของสัญญาณย่อยจะมีน้อยกว่าข้อมูลดิบ(28)

$$a_m = \frac{f_{2m-1} + f_{2m}}{2\sqrt{2}} \quad (2.10)$$

$$d_m = \frac{f_{2m-1} - f_{2m}}{2\sqrt{2}} \quad (2.11)$$

โดยที่  $a$  คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของสัญญาณองค์ประกอบความถี่ต่ำของตำแหน่งตัวอย่าง  
 $d$  คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของสัญญาณองค์ประกอบความถี่สูงของตำแหน่งตัวอย่าง  
 $f$  คือ ข้อมูล

## 2.5 ไบบรารีที่เกี่ยวข้อง (Library)

### 2.5.1 ซอฟต์แวร์สำเร็จรูป Waveform Database Software Package (WFDB)

เป็นเครื่องมือสำหรับ อ่าน เขียน เตรียมข้อมูลและกระทำการต่างๆ เกี่ยวกับสัญญาณชีวภาพและการแจ้งเตือน ซึ่งใช้งานร่วมกับฐานข้อมูล PhysioNet

### 2.5.2 ไซคิทเลิร์น (Scikit-learn)

เป็นโมดูลสำหรับพัฒนาการเรียนรู้ของเครื่องจักรด้วยภาษาไพธอน (Python) โดยภายในจะประกอบด้วยเครื่องมือสำหรับการจำแนกต่างๆ รวมถึงเครื่องมือสำหรับการวิเคราะห์ประเมินประสิทธิภาพ หาค่าคุณลักษณะเฉพาะ และวิธีการนำเสนอข้อมูลต่างๆ ซึ่งพัฒนาขึ้นบนพื้นฐานของ NumPy, SciPy, และ Matplotlib ซึ่งเป็นเครื่องมือที่ง่ายและประสิทธิภาพสำหรับการวิเคราะห์การพยากรณ์ข้อมูล และเป็นซอฟต์แวร์ที่เปิดเผยหลักการและแหล่งที่มาให้บุคคลอื่นๆ สามารถเข้าถึงได้

### 2.5.3 เทนเซอร์โฟลว์ (TensorFlow)

เป็นโมดูลที่มีอัลกอริทึมโดดเด่นหลายชนิด สำหรับพัฒนาการเรียนรู้ของเครื่องจักรและการเรียนรู้เชิงลึก ด้วยภาษาไพธอน (Python) ถูกพัฒนาโดยกูเกิล (Google) โครงสร้างของเทนเซอร์โฟลว์ประกอบไปด้วย 3 ส่วน คือ การเตรียมข้อมูล การสร้างแบบจำลอง และการเรียนรู้ และการประเมินประสิทธิภาพ ซึ่งถูกสร้างขึ้นเพื่อให้เข้าถึงได้ง่าย และง่ายสำหรับการพัฒนาการเรียนรู้ของเครื่องจักรและการเรียนรู้เชิงลึก

### 2.5.4 นัมไพ (Numpy)

เป็นโมดูลพื้นฐานการคำนวณทางคณิตศาสตร์และวิทยาศาสตร์ ซึ่งเป็นโมดูลที่ทำให้ภาษาไพธอนมีความสมบูรณ์มากขึ้น ซึ่งเป็นส่วนสำคัญเกี่ยวกับข้อมูลสำหรับการพัฒนาการเรียนรู้ของเครื่องจักร

### 2.5.5 แมทพล็อตลิบ (Matplotlib)

เป็นโมดูลพื้นฐานสำหรับการวาดกราฟ และสร้างแผนภาพ ซึ่งเป็นส่วนสำคัญเกี่ยวกับการแสดงผลสำหรับการพัฒนาการเรียนรู้ของเครื่องจักร และการนำเสนอข้อมูล

## 2.6 การวัดประสิทธิภาพที่เกี่ยวข้อง

### 2.6.1 เมทริกซ์แห่งความสับสน (Confusion matrix)

เมทริกซ์แห่งความสับสน คือ ตารางใช้ประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองในการจำแนกของการเรียนรู้ของเครื่องจักร ซึ่งเป็นเมทริกซ์ขนาด  $N \times N$  ซึ่ง  $N$  จำนวนกลุ่มที่จำแนก โดยเมทริกซ์จะเปรียบเทียบระหว่างผลเฉลยกับผลที่ได้จากการทำนายของแบบจำลอง ตารางนี้จะช่วยให้เห็นองค์ประกอบโดยรวมของการจัดหมวดหมู่ของงานวิจัยว่ามีประสิทธิภาพเพียงพอหรือไม่ และเกิดข้อผิดพลาดประเภทใดดังภาพประกอบที่ 16

	Actually Positive	Actually Negative
Predicted Positive	True Positive (TP)	False Negative (FN)
Predicted Negative	False Positive (FP)	True Negative (TN)

ภาพประกอบ 16 เมทริกซ์แห่งความสับสนแบบ 2 คำตอบ

True Positive (TP) คือ ผลเฉลยกับผลที่ได้จากการทำนายของแบบจำลอง ทำนายว่าจริงตรงกัน

True Negative (TN) คือ ผลเฉลยเป็นจริง กับผลที่ได้จากการทำนายของแบบจำลอง ไม่จริง

False Positive (FP) คือ ผลเฉลยไม่จริง กับผลที่ได้จากการทำนายของแบบจำลองเป็นจริง

False Negative (FN) คือ ผลเฉลยกับผลที่ได้จากการทำนายของแบบจำลอง ทำนายว่าไม่จริงตรงกัน

### 2.6.2 ความถูกต้อง (Accuracy)

เป็นความถูกต้องของแบบจำลองจากการพิจารณาทุกกลุ่มรวมกัน ดังสมการ

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2.12)$$

ความแม่นยำเป็นศูนย์ (Null Accuracy) เป็นค่าความถูกต้องมาตรฐานของแบบจำลองหรือค่าความถูกต้องขั้นต่ำที่โมเดลควรได้รับ ซึ่งใช้เปรียบเทียบกับค่าความถูกต้อง (29)

### 2.6.3 ความแม่นยำ (Precision)

เป็นค่าระบุความแม่นยำจากการทำนาย การทำนายที่เกิดขึ้นซ้ำๆ

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2.13)$$

### 2.6.4 ความระลึกได้ (Recall or Sensitivity)

เป็นค่าที่ใช้ประเมินความสามารถของแบบจำลองในการทำนายถูกต้องที่ละกลุ่ม

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2.14)$$

### 2.6.5 ความจำเพาะ (Specificity)

เป็นค่าความน่าจะเป็นที่แบบจำลองทำนายเป็นค่าอื่น

$$Specificity = \frac{TN}{TP+FP} \quad (2.15)$$

### 2.6.6 ค่าความถ่วงดุล (F1-Score)

เป็นค่าเฉลี่ยฮาร์โมนิกระหว่างความถูกต้องของแต่ละกลุ่มและความแม่นยำ ซึ่งใช้ประกอบการตัดสินใจร่วมกับค่าความถูกต้อง ซึ่งนิยมใช้กับการประเมินประสิทธิภาพที่มีการแบ่งข้อมูลที่ไม่เท่ากัน

$$F1 = 2 * \left( \frac{precision * recall}{precision + recall} \right) \quad (2.16)$$

## 2.7 ทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง (Literature Review)

ในช่วงทศวรรษที่ผ่านมา Eitaro Kodani และ Hirotugu Atarashi (8) ได้รวบรวมข้อมูลความชุกของภาวะหัวใจห้องบนสั่นพลิ้วในเอเชียและทั่วโลกจากผู้ป่วย 50,000 คน พบว่า ภาวะหัวใจเต้นปกติ (Normal sinus rhythm) ,ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั่นพลิ้ว (Atrial fibrillation) เป็นร้อยละ 11.7 , หัวใจห้องล่างเต้นก่อนกำหนด (Premature atrial contraction) เป็นร้อยละ 5.7 , ภาวะหัวใจห้องบนเต้นเร็ว (Supraventricular tachycardia) เป็นร้อยละ 1.3, หัวใจห้องล่างเต้นเร็ว (Ventricular tachycardia) เป็นร้อยละ 0.16 และหัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด (Premature ventricular contraction) เป็นร้อยละ 7.0 และจาก อูรศรี อิมสมบุญ และคณะ (30) ได้ศึกษากลุ่มตัวอย่าง 117 คน ที่สงสัยว่ามีภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะพบว่าคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่พบได้มากที่สุดคือ ภาวะหัวใจเต้นปกติร้อยละ 46 และภาวะที่ผิดปกติ 5 อันดับแรกคือ ภาวะหัวใจเต้นเร็ว (Sinus tachycardia) ร้อยละ 43.5 หัวใจห้องล่างเต้นก่อนกำหนดร้อยละ 17.7 หัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนดร้อยละ 14.3 ภาวะหัวใจเต้นช้าร้อยละ 11.5 และภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั่นพลิ้วร้อยละ 8.6

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกคลื่นไฟฟ้าหัวใจมากมายในปี ค.ศ. 2016 Jose Antonio et al. (31) ได้เสนอ DSP-based arrhythmia classification using wavelet transform and probabilistic neural network มีเป้าหมายให้มีการจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะในรูปแบบตามเวลาจริง ซึ่งเป็นอุปกรณ์เสริมสำหรับการวินิจฉัย สามารถจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะได้ 8 ชนิด ใช้ข้อมูล MIT-BIH database ในการสอนโมเดล และใช้ข้อมูลจากการจำลองสัญญาณสำหรับทดสอบ ใช้การแปลงเวฟเล็ตสำหรับหาองค์ประกอบของสัญญาณ และใช้โครงข่ายประสาทที่น่าจะเป็น (Probabilistic Neural Network: PNN) ในการจำแนก โดยการเปรียบเทียบวิธีการจำแนกจาก MATLAB กับ แพลตฟอร์มที่ใช้การประมวลผลสัญญาณดิจิทัล (DSP-based platform) ได้รับความถูกต้องร้อยละ 92.72 และ 100 ตามลำดับ

ในปี ค.ศ. 2017 Sandeep Raj et al. (32) ได้เสนอ ECG Signal Analysis Using DCT-Based DOST and PSO Optimized SVM มีเป้าหมายให้ผู้ป่วยสามารถใช้เครื่องมือวินิจฉัยอัตโนมัติ เป็นระบบสนับสนุนการตัดสินใจที่มีประสิทธิภาพเพื่อนำไปสู่วิถีชีวิตที่มีสุขภาพดี สามารถจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะได้ 16 ชนิด ใช้ข้อมูล MIT-BIH Arrhythmia database ในการสอนโมเดล ใช้การแปลงไซน์ไม่ต่อเนื่องสำหรับหาองค์ประกอบของสัญญาณ และใช้การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principal Component Analysis: PCA) เพื่อลดลักษณะของข้อมูลที่มีความสำคัญน้อยออกไป ได้รับความถูกต้อง 98.82%

ในปี ค.ศ. 2018 Shalin Savalia และ Vahid Emamian (33) ได้เสนอ Cardiac Arrhythmia Classification by Multi-Layer Perceptron and Convolution Neural Networks ได้จัดทำขึ้นเนื่องจากความชุกของภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะมีความรุนแรงมากขึ้น จึงจำเป็นต้องพัฒนาระบบการออกแบบโดยใช้คอมพิวเตอร์ช่วย (CAD) ที่มีการจัดการที่ดีและมีประสิทธิภาพ เพื่อตรวจจับภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะหลายประเภทได้อย่างแม่นยำและอัตโนมัติ ใช้ข้อมูลจาก PhysioBank.com and kaggle.com ใช้โครงข่ายประสาทเทียมคือ แบบ Multi-layer perceptron (MLP) และ แบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN) ได้รับความถูกต้อง 88.7% (MLP) และ 83.5% (CNN)

ในปี ค.ศ. 2019 Xiaolong Zhai และ Chung Tin (34) ได้เสนอ Automated arrhythmia detection using novel hexadecimal local pattern and multilevel wavelet transform with ECG signals มีเป้าหมายเพื่อช่วยสนับสนุนแพทย์โรคหัวใจในการวินิจฉัยโรค เนื่องจากแพทย์โรคหัวใจมีไม่เพียงพอต่อปริมาณผู้ป่วยที่มีจำนวนมากขึ้น อาจส่งผลให้เกิดความผิดพลาดและความเสี่ยงในการวินิจฉัย อีกทั้งต้องการช่วยลดต้นทุนในการวินิจฉัยและรักษา สามารถจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะได้ 17 ชนิด ใช้ข้อมูลจาก MIT-BIH Arrhythmia Databases ในการสอนโมเดล ใช้การแปลงเวฟเล็ตแบบ 5 ระดับ เพื่อหาระดับที่เหมาะสมที่ในการจำแนกสำหรับหาองค์ประกอบของสัญญาณ จากนั้นใช้ Neighborhood Component Analysis (NCA) การลดลักษณะของข้อมูลออกเป็นจำนวนของเลขฐานสิบหก คือ 64, 128 และ 256 จากลักษณะทั่วไป และใช้โครงข่ายประสาทเทียม (K Nearest Neighborhood: KNN) ในการจำแนก ได้รับความถูกต้อง 95% Jing Zhang (35) ได้เสนอ Deep time–frequency representation and progressive decision fusion for ECG classification ซึ่งมีที่มาจาก การวินิจฉัยมักทำโดยแพทย์โรคหัวใจที่ได้รับการฝึกฝนและมีประสบการณ์ซึ่งเป็นเรื่องยากและมีราคาแพง ดังนั้นระบบตรวจสอบและวินิจฉัยอัตโนมัติจึงเป็นที่ต้องการอย่างมากในคลินิกศูนย์การแพทย์ชุมชนและโปรแกรมการดูแล

สุขภาพที่บ้าน แต่การจำแนกแบบอัตโนมัติยังคงมีอุปสรรคในเรื่องของสัญญาณรบกวนทั้งจากภายในและภายนอก จึงได้เลือกใช้ข้อมูลจากเครื่องจำลองสัญญาณในการสอนโมเดลเพื่อลดข้อจำกัดในด้านต่าง ๆ เกี่ยวกับข้อมูล สามารถจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะได้ 20 ชนิด ใช้การแปลงฟูเรียร์ช่วงเวลาสั้น (Short-Time Fourier Transform: STFT) สำหรับการหาองค์ประกอบสัญญาณ ใช้โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN) ซึ่งได้รับความถูกต้อง 99% (36) ได้บทสรุปที่ว่า ปัจจัยสำคัญที่ทำให้ประสิทธิภาพดีขึ้น คือข้อมูลที่ได้จากลักษณะของรูปคลื่นและความแปรปรวนทางไฟฟ้า มากกว่าวิธีการ (LDA, K-NN, SVM) สามารถสรุปได้ดังตารางที่ 1

ตาราง 1 ตารางเปรียบเทียบตัวอย่างงานวิจัยที่ถูกนำเสนอการจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะ

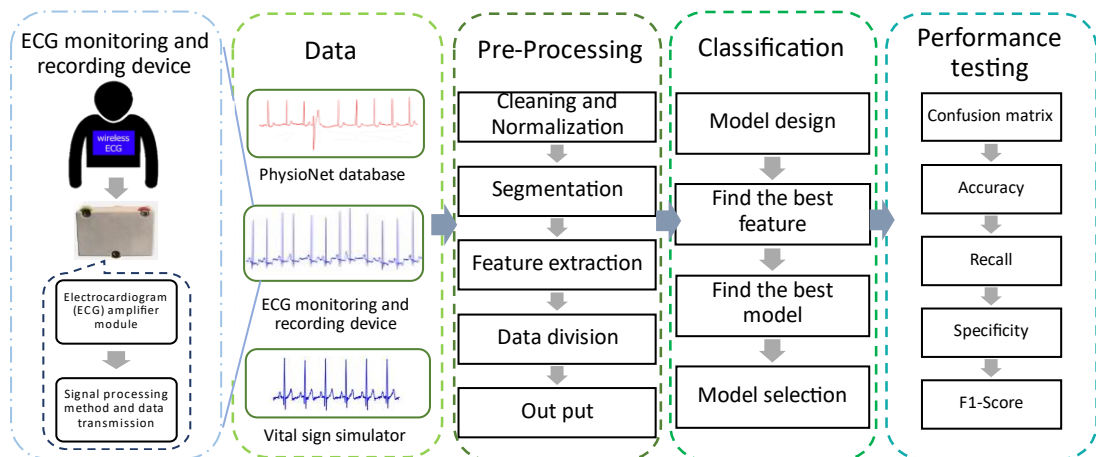
Author	Class	Feature	classifier	Accuracy
Ling Zhao et al. (2020)	5	R peak, Wavelet Transform, PCA-ICA	fuzzy decision tree	98.61
Jing Zhang et al. (2020)	20	Short-Time Fourier Transform	CNN	99
Sean Shensheng Xu et al. (2019)	2	Time-domain, Raw ECG consecutive vectors	DNN	93.1
HAO DANG et al. (2019)	1	RR intervals heartbeat sequences (P-QRS-T waves)	CNN-BLSTM	96.59
Jonathan Araujo Queiroz et al. (2019)	3	variance, skewness, kurtosis	Linear discriminant analysis, KNN, SVM	99.64 99.64 99.64
Turker Tuncer et al. (2019)	17	wavelet transform neighborhood component analysis (NCA)	(1NN)	95

ตาราง 1 (ต่อ)

Author	Class	Feature	classifier	Accuracy
G. Sannino and G. De Pietro (2018)	2	Pre-RR interval, Post-RR interval,Local average RR interval	DNN	99.52
Bahareh Pourbabaee et al. (2018)	1	time domain ECG signals	CNN KNN SVM MPL	85.33 91 90 86.33
(2018	2	-	CNN	90
2018	7		CNN MLP	83.5 88.7
Amit Walinjkar et al. (2017)	4	Age, gender, signal strength, RR interval, heart rate, impact factor	KNN Neural net Fitting Neural net Pattern Recognition	97
Sandeep Raj and Kailash Chandra Ray (2017)	16	time–frequency space	SVM	98.82
Jose Antonio et al. (2016)	8	wavelet transform	Probabilistic Neural Network	92.75

### บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย

งานวิจัยนี้เป็นการพัฒนาระบบจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องจักร มีขั้นตอนการดำเนินการวิจัย และระเบียบวิธีการดั่งภาพประกอบ 10 ซึ่งแบ่งออกเป็น 4 ส่วน คือ 1. ส่วนของข้อมูลภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะโดยจะประกอบไปด้วย 3 แหล่งข้อมูล คือ ฐานข้อมูล อาสาสมัคร และเครื่องจำลองสัญญาณชีพ โดยข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากอาสาสมัครและเครื่องจำลองสัญญาณชีพใช้อุปกรณ์ติดตาม และบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่พัฒนาขึ้นเป็นตัวเก็บข้อมูล 2. การเตรียมข้อมูลโดยเริ่มจากการคัดกรองและจัดการข้อมูลให้ข้อมูลจากทุกแหล่งข้อมูลมีคุณสมบัติแบบลักษณะเดียวกัน แล้วตัดข้อมูลให้มีความยาวที่ 200 ตัวอย่าง (Samples) เพื่อเข้าสู่กระบวนการหาคุณลักษณะเฉพาะด้วยการแปลงเวฟเล็ต เพื่อการจำแนกต่อไป 3. เป็นขั้นตอนการออกแบบแบบจำลองเพื่อให้ได้แบบจำลองที่สามารถจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะให้ได้รับค่าความถูกต้องสูงที่สุด และ 4. การวัดประสิทธิภาพ



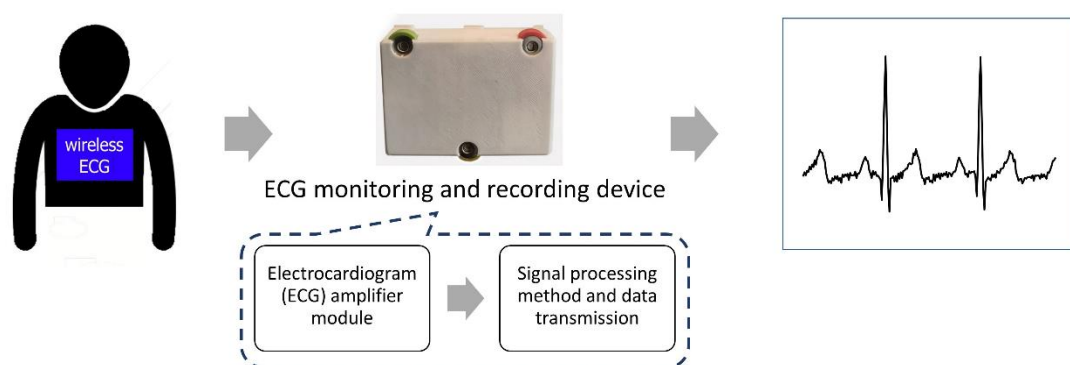
ภาพประกอบ 17 ระบบจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะ

#### 3.1 การรวบรวมข้อมูล (Data)

งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลจาก 3 แหล่ง ประกอบไปด้วย

1. ข้อมูลจากอาสาสมัครจำนวน 20 คน เพศชาย 9 คน และเพศหญิง 11 คน อยู่ในช่วงอายุ 18 – 75 ปี ซึ่งได้ผ่านการรับรองจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ เลขที่ SWUEC-114/2562E โดยเก็บข้อมูลด้วยอุปกรณ์ติดตาม และบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่พัฒนาขึ้นดั่งภาพประกอบ มีวิธีการเก็บข้อมูลคือให้อาสาสมัครนั่งในท่าที่สบายเป็นเวลา 30 นาที โดยเลือกใช้ข้อมูลที่มีความ

เป็นปกติที่สุด ใช้ความถี่ในการสุ่มตัวอย่างที่ 100 ตัวอย่างต่อวินาที งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลส่วนนี้คิดเป็นร้อยละ 4.65 ของข้อมูลทั้งหมด การนำข้อมูลคลื่นไฟฟ้ากลุ่มนี้มาใช้ มีวัตถุประสงค์เพื่อให้แบบจำลองได้เรียนรู้ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่เป็นของคนไทยบ้างแต่ในปริมาณที่น้อย เนื่องจากเป็นระยะเริ่มต้นของการพัฒนา ซึ่งในอนาคตอาจจะมีการเพิ่มปริมาณข้อมูลของคลื่นไฟฟ้าหัวใจเด่นผิดจังหวะที่มาจากของคนไทยให้มากขึ้น



ภาพประกอบ 18 ตัวอย่างการเก็บข้อมูลจากอาสาสมัครด้วยอุปกรณ์ที่พัฒนาขึ้น โดยให้อาสาสมัครนั่งในท่าที่สบายเป็นเวลา 30 นาที

## 2. ข้อมูลในฐานข้อมูล 3 ฐานข้อมูล คือ

MIT-BIH Arrhythmia Database (37) ซึ่งเป็นข้อมูลที่ได้จากอาสาสมัคร 47 คนที่โรงพยาบาล Boston's Beth Israel ซึ่งใช้แพทย์โรคหัวใจมากกว่า 2 คนร่วมกันแสดงความคิดเห็นเกี่ยวกับคำอธิบายประกอบที่อ้างอิงในแต่ละจังหวะ การบันทึกแต่ละรายการมีความถี่ในการสุ่มที่ 250 ตัวอย่างต่อวินาที โดยมีความละเอียด 11 บิตในช่วง 10 มิลลิโวลต์ งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลส่วนนี้คิดเป็นร้อยละ 27.90 ของข้อมูลทั้งหมด (ดาวนโหลดข้อมูล วันที่ 7 มกราคม 2564)

MIT-BIH Atrial Fibrillation Database, การบันทึกแต่ละรายการจะมีระยะเวลา 10 ชั่วโมงและใช้ความถี่ในการสุ่มตัวอย่างที่ 250 ตัวอย่างต่อวินาที ความละเอียด 12 บิต ในช่วง  $\pm 10$  มิลลิโวลต์ ที่โรงพยาบาล Beth Israel ที่บอสตัน ผ่านแบนด์วิธในการบันทึกข้อมูลโดยประมาณที่ 0.1- 40 เฮิรตซ์ งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลส่วนนี้คิดเป็นร้อยละ 5.46 ของข้อมูลทั้งหมด (ดาวนโหลดข้อมูล วันที่ 20 กุมภาพันธ์ 2564)

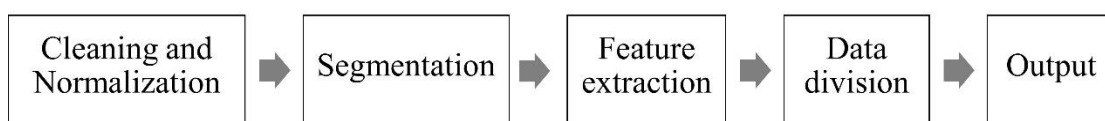
MIT-BIH Malignant Ventricular Ectopy Database การบันทึกแต่ละรายการจะมีระยะเวลา 30 นาทีและใช้ความถี่ในการสุ่มตัวอย่างที่ 250 ตัวอย่างต่อวินาที ความละเอียด

12 บิต จากอาสาสมัครที่มีภาวะหัวใจห้องล่างเต้นแผ่วระรัว, ภาวะหัวใจห้องล่างใกล้จะหยุดทำงาน และหัวใจเต้นเร็วที่เกิดในหัวใจห้องล่าง งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลส่วนนี้คิดเป็นร้อยละ 1.54 ของข้อมูลทั้งหมด (ดาวน์โหลดข้อมูล วันที่ 4 พฤษภาคม 2564)

3. เครื่องจำลองสัญญาณชีพ งานวิจัยนี้ใช้ยี่ห้อ Fluke รุ่น ProSim 8 Vital Sign and ECG Patient Simulator สำหรับจำลองสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจ โดยใช้อุปกรณ์ติดตาม และบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่พัฒนาขึ้นเก็บข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลส่วนนี้คิดเป็นร้อยละ 51.15 ของข้อมูลทั้งหมด เลือกใช้ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพ มีวัตถุประสงค์เพื่อให้แบบจำลองได้เจอกับชุดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจในภาวะความผิดปกติต่าง ๆ ที่มีความชัดเจน ได้ข้อมูลที่ถูกต้องสมบูรณ์ (เก็บข้อมูล วันที่ 14 เมษายน 2564)

### 3.2 การเตรียมข้อมูล (Pre-processing)

ในขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนการเตรียมข้อมูลสำหรับการพัฒนาแบบจำลองจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะ ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้

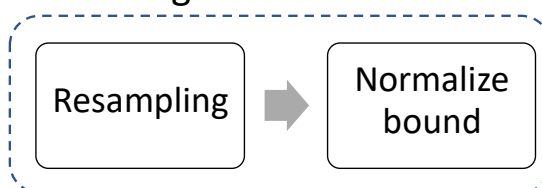


ภาพประกอบ 19 ขั้นตอนของการทำงานของขั้นตอนการเตรียมข้อมูล ประกอบไปด้วย 4 ขั้นตอน คือ การคัดกรองและจัดการข้อมูล การตัดข้อมูล การสกัดคุณลักษณะ การแบ่งข้อมูล และการกำหนดผลเฉลย

#### 3.2.1 การคัดกรองและจัดการข้อมูล (Cleaning and Normalization)

เนื่องจากข้อมูลมีแหล่งที่มาและคุณสมบัติที่แตกต่างกัน จึงต้องปรับข้อมูลโดยเริ่มจากการสุ่มตัวอย่างซ้ำ (Resampling) ข้อมูลไปที่ 100 เฮิร์ตซ์ ให้ตรงกับความเร็วของอุปกรณ์บันทึกและติดตามคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่พัฒนาขึ้น และปรับทุกข้อมูลให้มีแอมพลิจูด (Amplitude) อยู่ในช่วง 0.7 ถึง -0.3

## Cleaning and Normalization

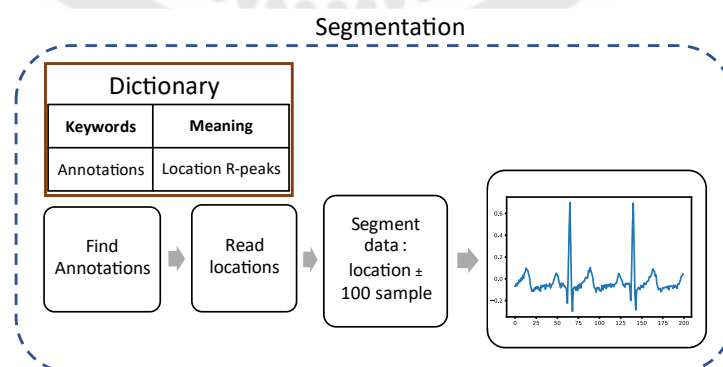


ภาพประกอบ 20 การคัดกรองและจัดการข้อมูลโดยเริ่มจากการสุ่มตัวอย่างซ้ำแล้วทำการปรับแอมพลิจูด

### 3.2.2 การตัดข้อมูล (Segmentation)

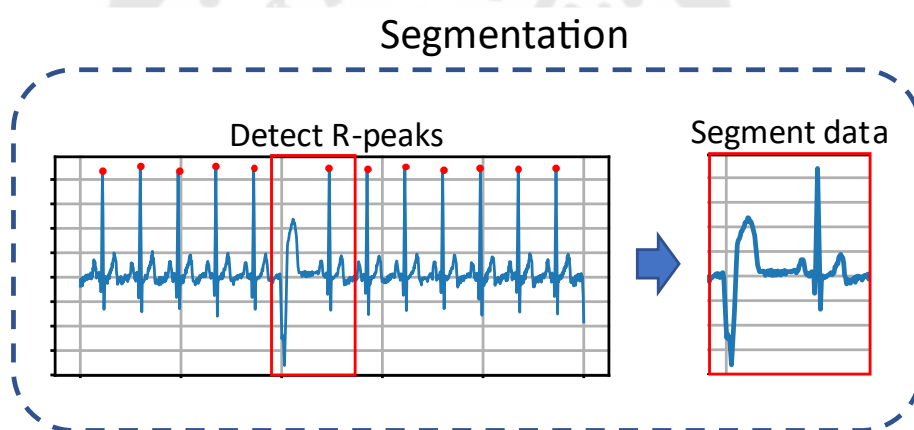
ในขั้นตอนการตัดข้อมูล การวิจัยครั้งนี้ใช้ความยาว 200 จุดหรือ 2 วินาที หากอ้างอิงจากภาวะหัวใจที่ปกติ จะได้คลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบสมบูรณ์น้อยที่สุดจำนวน 2 ลูกคลื่น และเลือกตัดเฉพาะบริเวณที่เป็นภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะที่เป็นเป้าหมาย ซึ่งมีวิธีการตัดที่แตกต่างกัน 2 รูปแบบ คือ

1. การตัดข้อมูลโดยตรวจจับจากการแจ้งเตือนของโรค การตัดด้วยวิธีนี้เหมาะสำหรับการตัดข้อมูลที่มาจากรฐานข้อมูล เนื่องจากทุกๆ ลูกคลื่นของคลื่นไฟฟ้าหัวใจจะมีคำอธิบายประกอบภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะแต่ละประเภท งานวิจัยนี้จึงเริ่มจัดกลุ่มข้อมูลภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะในรูปแบบพจนานุกรม (Dictionary) เป็นภาวะความผิดปกติชนิดต่างๆ ซึ่งความหมายของแต่ละภาวะคือตำแหน่งของจุดยอดสัญญาณ (R peak) และใช้ตำแหน่งนี้เป็นจุดอ้างอิงในการตัดข้อมูล ดังภาพประกอบ



ภาพประกอบ 21 ขั้นตอนการตัดข้อมูลจากรฐานข้อมูล

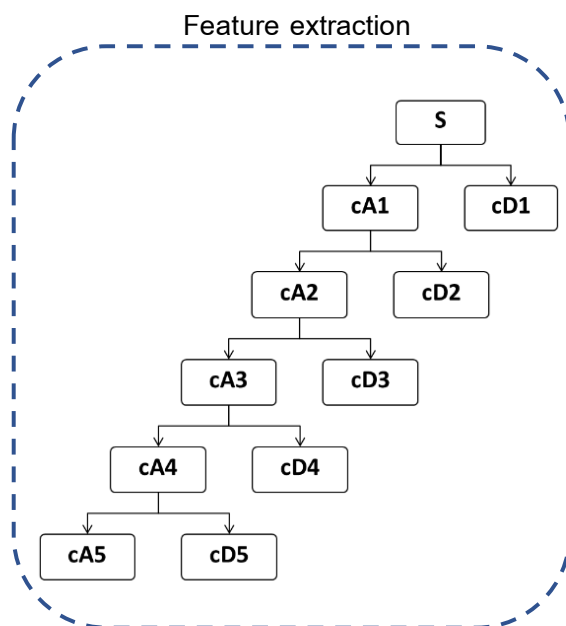
2. การตัดข้อมูลโดยอ้างอิงจากตำแหน่งของคลื่นอาร์ (R) ซึ่งจะใช้กับข้อมูลที่ได้จากเครื่องจำลองสัญญาณชีพ และอุปกรณ์ติดตาม และบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ที่ใช้วัดทั้งอาสาสมัครและเครื่องจำลองสัญญาณชีพ ข้อมูลในกลุ่มนี้จะไม่มีการแจ้งเตือนว่าเกิดภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะที่ตำแหน่งใด แต่ผู้จัดทำจะจัดข้อมูลเป็นกลุ่มใหญ่ คือ ข้อมูลที่วัดจากอาสาสมัครจัดเป็นกลุ่มภาวะหัวใจปกติ แต่จะเลือกตัดเฉพาะคลื่นไฟฟ้าหัวใจของอาสาสมัครที่มีความชัดเจน และข้อมูลที่วัดจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพเป็นข้อมูลที่มีความชัดเจน เครื่องจำลองสัญญาณชีพสามารถระบุได้ว่าต้องการภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะชนิดใดซึ่งก็จะปล่อยสัญญาณออกมาแต่ในภาวะความผิดปกติบางชนิดจะมีภาวะหัวใจปกติปล่อยออกมาด้วย แต่ตำแหน่งของความผิดปกติจะมีรูปแบบ ทำให้สามารถนับจากตำแหน่งของจุดยอดสัญญาณ (R peak) สำหรับตัดได้ ดังภาพประกอบ 22



ภาพประกอบ 22 ขั้นตอนการตัดข้อมูลแบบตรวจจับจุดยอดสัญญาณ

### 3.2.3 การสกัดคุณลักษณะเด่น (Feature extraction)

การแปลงเวฟเลิตแบบเต็มหน่วยได้ถูกนำมาใช้ในการวิจัยในครั้งนี้ เพื่อใช้ค่าสัมประสิทธิ์ในแต่ละระดับเป็นคุณลักษณะสำหรับการจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะ เลือกใช้เวฟเลิตแม่แบบฮาร์ 5 ระดับ มีการแยกองค์ประกอบของสัญญาณออกเป็นสองส่วนคือความถี่ต่ำและความถี่สูงทั้ง 5 ระดับดังภาพประกอบ 23 ทำให้ได้คุณลักษณะ 6 คุณลักษณะและจากสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผ่านการตัดแล้วอีกหนึ่งคุณลักษณะ โดยที่ cD คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของสัญญาณองค์ประกอบความถี่สูง (Detail Coefficients) cA คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของสัญญาณองค์ประกอบความถี่ต่ำ (Approximation Coefficients) และตัวเลข 1 ถึง 5 บอกถึงระดับของเวฟเลิต



ภาพประกอบ 23 โครงสร้างของการแปลงเวฟเล็ต โดยที่ cA คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของสัญญาณองค์ประกอบความถี่ต่ำ cD คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของสัญญาณองค์ประกอบความถี่สูงตัวเลข 1 ถึง 5 บอกถึงระดับของเวฟเล็ต

### 3.2.4 การแบ่งข้อมูล (Data division)

การแบ่งข้อมูลแบ่งออกเป็น 3 ส่วน คือ ชุดข้อมูลสอน ชุดข้อมูลตรวจสอบ และชุดข้อมูลทดสอบเป็น 60 : 20 : 20 ตามลำดับ โดยมีภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะครบทุกภาวะในแต่ละส่วนดังตาราง

ตาราง 2 การแบ่งข้อมูลเพื่อใช้สำหรับการเรียนรู้

ชนิดภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะ	ข้อมูลสอน (ข้อมูล)	ข้อมูลตรวจสอบ (ข้อมูล)	ข้อมูลทดสอบ (ข้อมูล)	รวม (ข้อมูล)
ภาวะหัวใจเต้นปกติ	2,380	806	814	4,000
ภาวะหัวใจห้องบนเต้นเร็ว	2,455	774	771	4,000
หัวใจห้องล่างเต้นก่อนกำหนด	2,373	806	821	4,000
หัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด	2,372	827	801	4,000
ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั้นพลิ้ว	1,917	620	638	3,175
หัวใจเต้นเร็วในหัวใจห้องล่าง	1,406	469	457	2,332
รวม	12,903	4,302	4,302	21,507

### 3.2.5 การกำหนดผลเฉลยของข้อมูล (Out put)

แบบจำลองสามารถจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะได้ 6 ชนิด คือ ภาวะหัวใจปกติ, ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั่นพลิ้ว, หัวใจห้องล่างเต้นก่อนกำหนด, ภาวะหัวใจห้องบนเต้นเร็ว, หัวใจเต้นเร็วที่เกิดในหัวใจห้องล่าง และหัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด งานวิจัยนี้ได้กำหนดผลเฉลยสำหรับการสอนแบบจำลองดังตาราง

ตาราง 3 กำหนดผลเฉลยของวิธีการ

ชนิดภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะ	ผลเฉลย
ภาวะหัวใจปกติ	0
ภาวะหัวใจห้องบนเต้นเร็ว	1
หัวใจห้องล่างเต้นก่อนกำหนด	2
หัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด	3
ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั่นพลิ้ว	4
หัวใจเต้นเร็วที่เกิดในหัวใจห้องล่าง	5

### 3.3 การออกแบบแบบจำลองการจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะ

เป็นการออกแบบแบบจำลองสำหรับการจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine Learning) ซึ่งมีการเรียนรู้ (Train) การตรวจสอบ (Validates) และการทดสอบ (Test) เพื่อให้ได้แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพ ซึ่งใช้อินพุต 7 แบบ คือ ข้อมูลดิบ ค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้จากการแปลงเวฟเล็ตเป็นสัญญาณองค์ประกอบความถี่สูงทั้ง 5 ระดับ และสัมประสิทธิ์องค์ประกอบสัญญาณความถี่ต่ำระดับที่ 5 โดยทดลองออกแบบแบบจำลองจากไลบรารีไซทิลเลิร์น (SciKit-learn) และไลบรารีเทนเซอร์ฟลิว (TensorFlow) คือ

1. แรนดอมฟอเรส
2. ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน
3. การถดถอยโลจิสติก
4. เพอร์เซปตรอนหลายชั้น
5. เกรเดียนต์บูลสต์ดิ้งด้วย
6. ฮิสโทแกรมเกรเดียนต์บูลสต์ดิ้ง

จากค่าความถูกต้องของแต่ละวิธีการที่ผ่านการทดสอบด้วยข้อมูลตรวจสอบ (Validation) งานวิจัยนี้ได้เลือก 3 วิธีการเนื่องจากเป็น 3 วิธีการที่ใช้ข้อมูลดิบและให้ค่าความถูกต้องสูงสุด และวิธีการจากไลบรารีเทนเซอร์ฟลิว (TensorFlow) มาปรับค่าพารามิเตอร์ให้มีความเหมาะสมกับข้อมูลมากขึ้น คือ

### 3.3.1 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

การออกแบบแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนด้วยไลบรารีไซคิเคิลริน มีการปรับพารามิเตอร์ C เป็น 1.0 ซึ่งเป็นพารามิเตอร์เพื่อลดการเรียนรู้ที่มากเกินไป (Over-fitting) เลือกใช้วิธีการแบ่งกลุ่มแบบเปรียบเทียบทีละคู่ให้ครบทุกกลุ่มด้วยการตั้งค่ารูปแบบการตัดสินใจ (Decision function of shape) เป็นหนึ่งต่อหนึ่ง (One-vs-one (Ovo)) ในการสอนแบบจำลองงานวิจัยนี้ต้องการให้มีการแสดงวิธีการทำงานจึงได้ตั้งค่า verbose (Verbose) เป็นถูก (True) จากนั้นตั้งค่าการสุ่มข้อมูล (Random state) เป็น 42 ซึ่งการตั้งค่าพารามิเตอร์นั้นอยู่ในส่วนของอัลกอริทึมไซคิเคิลริน เพื่อให้การเรียกใช้งานแบบจำลองทุกครั้งมีผลลัพธ์เหมือนเดิม

### 3.3.2 เพอร์เซปตรอนหลายชั้น

การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมชนิดเพอร์เซปตรอนหลายชั้น ซึ่งจะประกอบไปด้วยชั้นอินพุต 1 ชั้น ชั้นซ่อน 1 ชั้น 80 โหนด (Node) และเอาต์พุต 1 ชั้น ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเรคตีไฟด์ลินเนียลยูนิท ใช้การหาค่าน้ำหนักที่เหมาะสมที่สุด (Optimization) ด้วยการประมาณค่าช่วงเวลาปรับตัว (Adam) เนื่องจากข้อมูลสำหรับการเรียนรู้มีมากกว่า 1000 ตัวอย่าง เพื่อปรับให้ค่าความผิดพลาดให้ลดลง ตั้งค่าอัตราการเรียนรู้ที่ 0.0001 ค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้ (Tolerance (tol)) เป็น  $1e-6$  ซึ่งค่าที่แบบจำลองจะหยุดการเรียนรู้เมื่อค่าความผิดพลาดถึงค่านี้ โดยมีเงื่อนไขต้องมีอัตราการเรียนรู้ที่น้อยกว่า 800 ครั้ง ตั้งค่าการแสดงผลขณะเรียนรู้ และการสุ่มข้อมูล(Random state) เป็น 42

### 3.3.3 ฮิสโทแกรมเกรเดียนต์บัสติง

การออกแบบแบบจำลองฮิสโทแกรมเกรเดียนต์บัสติง ตั้งค่าฟังก์ชันค่าความผิดพลาด (Loss Function) เป็น Categorical Cross entropy กำหนด L2 regularization เป็น 0.005 ซึ่งตัวทำให้ค่าพารามิเตอร์น้ำหนักบางตัวภายในแบบจำลองไม่สูงมากเกินไป กำหนดการแตกกิ่ง (max\_depth) เป็น 7 ซึ่งเป็นการกำหนดการแตกกิ่งได้สูงสุดเพื่อไม่ให้แบบจำลองเรียนรู้มากเกินไป อัตราการเรียนรู้ที่ 0.1 ตั้งค่าให้มีการแสดงผลขณะเรียนรู้ และการสุ่มข้อมูล(Random state) เป็น

### 3.3.4 เพอร์เซปตรอนหลายชั้นด้วยไลบรารีเทนเซอร์โฟลว์

การออกแบบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมชนิดเพอร์เซปตรอนหลายชั้นด้วยไลบรารีเทนเซอร์โฟลว์ โดยตั้งค่าให้ชั้นซ่อนมี 1 ชั้น 80 โหนด ในระหว่างชั้นอินพุตกับชั้นซ่อนใช้ฟังก์ชันกระตุ้น ฟังก์ชันเรกติไฟด์ลินีเยียนิต กำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้น (ErneI\_initializer) เป็น He\_normal ซึ่งมีวิธีการคำนวณดังสมการ 3.1 ที่ชั้นซ่อนได้นำการลดจำนวนการเรียนรู้เข้ามาใช้ร่วมด้วยเพื่อลดการเรียนรู้ที่มากเกินไปโดยตั้งค่าเป็น 0.5 ในระหว่างชั้นซ่อนกับชั้นเอาต์พุตใช้ฟังก์ชันกระตุ้นซอฟต์แวร์แม็กซ์ ใช้การหาค่าน้ำหนักที่เหมาะสมที่สุด (Optimization) ด้วยการประมาณค่าช่วงเวลาปรับตัว (Adam) ตั้งค่าฟังก์ชันค่าความผิดพลาด (Loss Function) เป็น Sparse categorical cross entropy และกำหนดอัตราการทำซ้ำ (Epochs) เป็น 100 ครั้ง

$$stddev = \sqrt{\frac{2}{fan\_in}} \quad (3.1)$$

โดยที่  $fan\_in$  คือ จำนวนการเชื่อมต่อขาเข้าของชั้นนั้น

### 3.4 การวัดประสิทธิภาพ (Performance testing)

การวัดประสิทธิภาพของแต่ละวิธีการหลังจากผ่านการเรียนรู้ของแบบจำลอง เพื่อประเมินความสามารถและความถูกต้องของการทดสอบ ซึ่งเลือกใช้วิธีการเมตริกซ์แห่งความสับสนใช้ประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองการจำแนกคลื่นไฟฟ้าหัวใจเด่นผิดจังหวะ เป็นเมตริกซ์ขนาด  $6 \times 6$  ซึ่ง 6 จำนวนกลุ่มที่จำแนก โดยเมตริกซ์จะเปรียบเทียบระหว่างผลเฉลยกับผลที่ได้จากการทำนายของแบบจำลอง และเกิดข้อผิดพลาดประเภทใดดังภาพประกอบที่ 24 ใช้ค่าความถูกต้องเพื่อพิจารณาความถูกต้องในแต่ละกลุ่ม และความถูกต้องทั้งหมดของแบบจำลอง โดยใช้ความแม่นยำเป็นศูนย์เป็นเกณฑ์เพื่อตัดสินใจ ใช้ค่าความแม่นยำเพื่อประเมินความสามารถในการทำนายของแบบจำลอง ใช้ค่าความระลึกและค่าความจำเพาะเพื่อสนับสนุนประสิทธิภาพในการจำแนกภาวะหัวใจเด่นผิดจังหวะ และใช้ค่าถ่วงดุลเพื่อประกอบการตัดสินใจร่วมกับค่าความถูกต้อง เนื่องจากงานวิจัยนี้มีการแบ่งข้อมูลที่ไม่เท่ากันในแต่ละชนิดของภาวะหัวใจเด่นผิดจังหวะ

Normal	811	0	0	False Positive	3	0
SVT	True Negative				0	0
PAC	0	0	820		1	0
PVC	False Negative			TP	False Negative	
Afib	1	1	0	False Positive	633	2
VT	1	0	0		0	455
	Normal	SVT	PAC	PVC	Afib	VT
	Predicted label					

ภาพประกอบ 24 เมทริกซ์แห่งความสับสนเมื่อนำมาประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง True Positive (TP) คือ ผลเฉลยว่าเป็นโรคที่สนใจ และแบบจำลองทำนายว่าเป็นโรคที่สนใจ True Negative (TN) คือ ผลเฉลยว่าเป็นโรคที่ไม่สนใจ และแบบจำลองทำนายว่าเป็นโรคที่ไม่สนใจ False Positive (FP) คือ ผลเฉลยว่าเป็นโรคที่สนใจ และแบบจำลองทำนายว่าเป็นโรคที่ไม่สนใจ False Negative (FN) คือ ผลเฉลยว่าเป็นโรคที่สนใจ และแบบจำลองทำนายว่าเป็นโรคอื่นเป็นโรคที่สนใจ

## บทที่ 4

### ผลการดำเนินงาน

การวิจัยเพื่อได้มาซึ่งการพัฒนาระบบจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะ ผู้วิจัยได้ดำเนินการวิจัยโดยการศึกษาตามขอบวนการและขั้นตอนต่างๆ จนกระทั่งประเมินประสิทธิภาพของระบบที่สร้างขึ้นและให้เป็นไปตามวัตถุประสงค์ที่กำหนดไว้ 4 ส่วน ดังนี้

1. ผลการรวบรวมข้อมูล
2. ผลการเตรียมข้อมูล
3. ผลออกแบบแบบจำลอง
4. ผลการประเมินประสิทธิภาพ

#### 4.1 ผลการรวบรวมข้อมูล

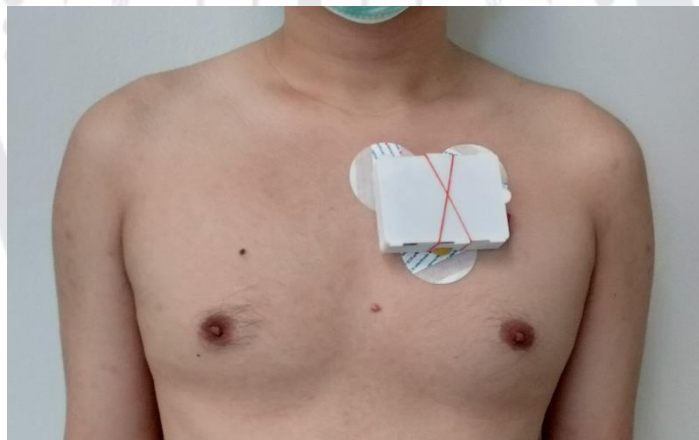
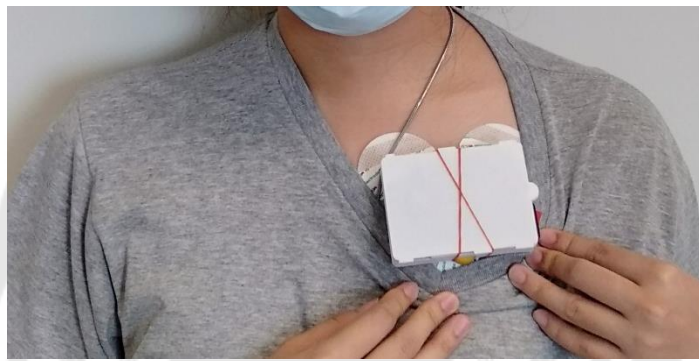
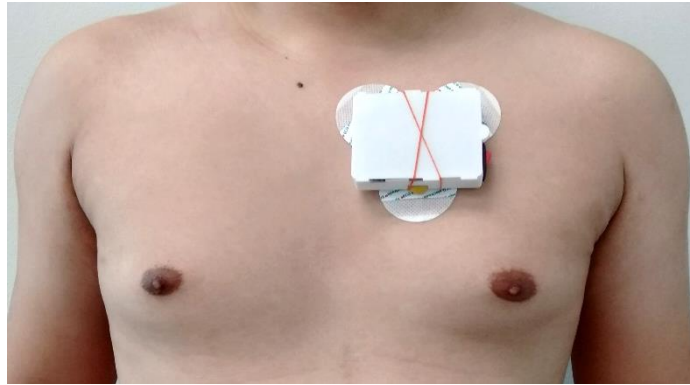
ข้อมูลจาก 3 แหล่งได้ถูกนำมาใช้เพื่อพัฒนาระบบจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะ ได้ผลดังนี้

##### 4.1.1 ข้อมูลจากอาสาสมัคร

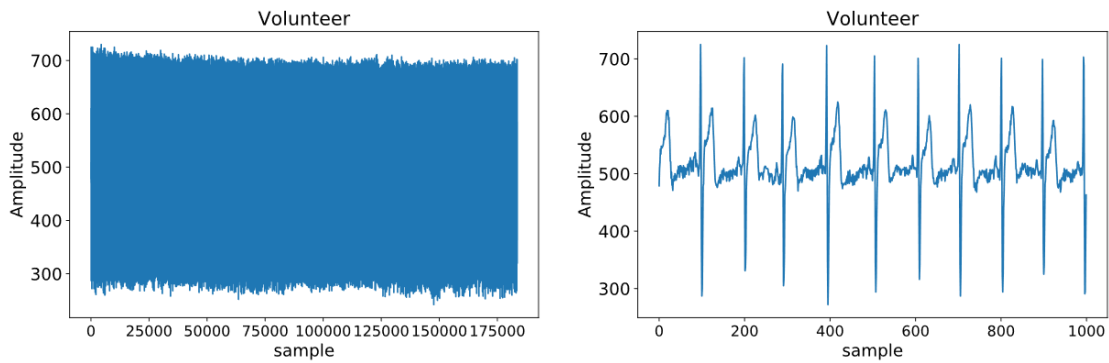
ผลจากการเก็บข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากอาสาสมัครด้วยอุปกรณ์ติดตาม และบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่พัฒนาขึ้นดังภาพประกอบ 25 ไปวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจกับอาสาสมัคร ดังภาพประกอบ 26 และจากภาพประกอบ 27 เป็นตัวอย่างข้อมูลทั้งหมดที่ได้จากอาสาสมัคร 1 ท่านเป็นเวลา 30 นาที ในท่านั่ง และข้อมูลบางช่วงของการเก็บข้อมูล



ภาพประกอบ 25 อุปกรณ์ติดตาม และบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่พัฒนาขึ้น



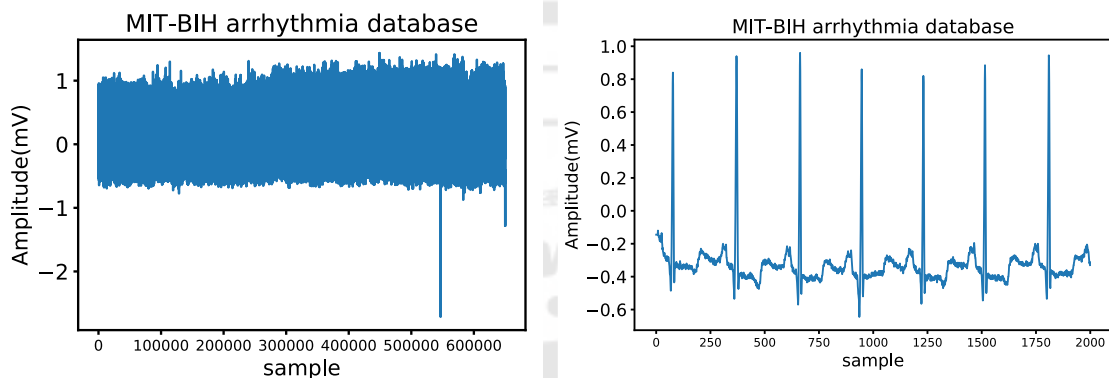
ภาพประกอบ 26 การเก็บข้อมูลจากอสมัครด้วยอุปกรณ์ติดตาม และบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่พัฒนาขึ้น ด้วยท่านั่งที่ผ่อนคลายเป็นเวลา 30 นาที



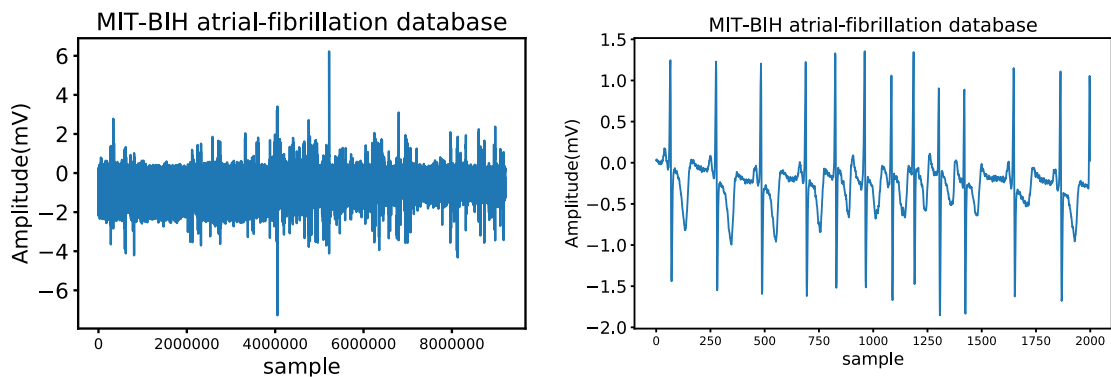
ภาพประกอบ 27 ตัวอย่างข้อมูลจากอาสาสมัครจำนวน 1 คน เป็น 30 นาที โดยที่รูปด้านซ้ายคือข้อมูลทั้งหมด และด้านขวาคือข้อมูลความยาว 10 วินาที

#### 4.1.2 ข้อมูลจากฐานข้อมูล

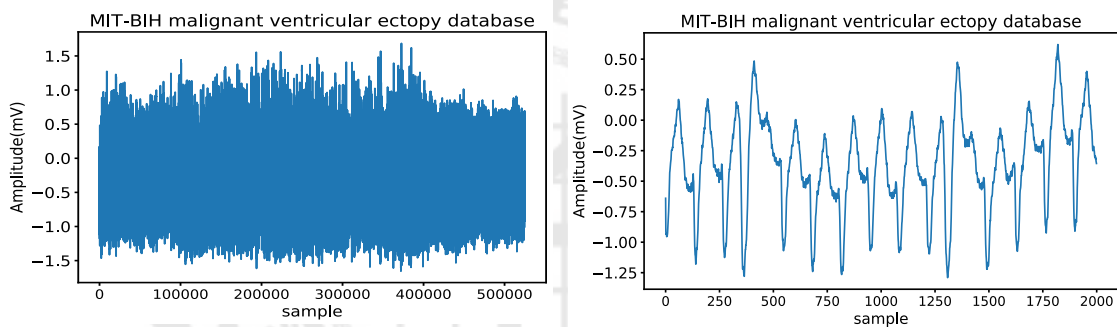
จากการรวบรวมข้อมูลจากฐานข้อมูล 3 ฐานข้อมูล จะได้ชุดข้อมูลดังภาพประกอบ 28 - 30 โดยภาพด้านซ้ายเป็นตัวอย่างข้อมูลทั้งหมดของหนึ่งชุดข้อมูล และภาพประกอบด้านขวาเป็นข้อมูลที่ถูกต้องมาเพียงบางช่วง



ภาพประกอบ 28 ตัวอย่างข้อมูลจากฐานข้อมูล MIT-BIH Arrhythmia โดยที่รูปด้านซ้ายคือข้อมูลทั้งหมดของผู้ป่วยหนึ่งคน และด้านขวาคือข้อมูลบางช่วงของข้อมูลทั้งหมด



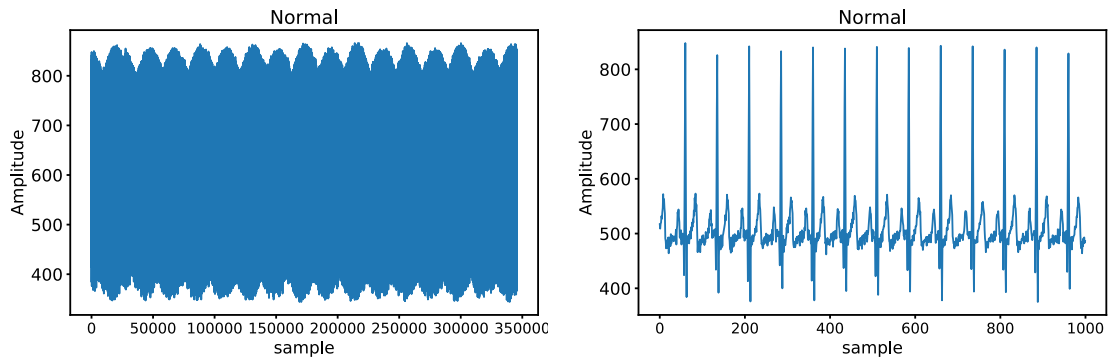
ภาพประกอบ 29 ตัวอย่างข้อมูลจากฐานข้อมูล MIT-BIH Atrial Fibrillation โดยที่รูปด้านซ้ายคือข้อมูลทั้งหมดของผู้ป่วยหนึ่งคน และด้านขวาคือข้อมูลบางช่วงของข้อมูลทั้งหมด



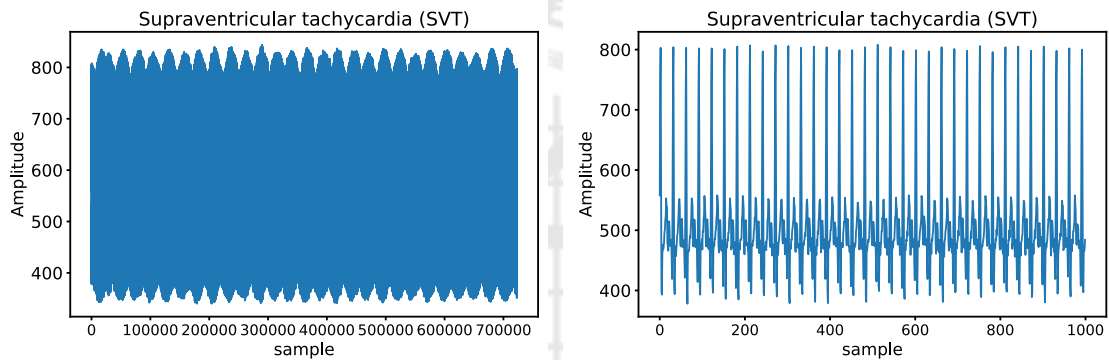
ภาพประกอบ 30 ตัวอย่างข้อมูลจากฐานข้อมูล MIT-BIH Malignant Ventricular Ectopy โดยที่รูปด้านซ้ายคือข้อมูลทั้งหมดของผู้ป่วยหนึ่งคน และด้านขวาคือข้อมูลบางช่วงของข้อมูลทั้งหมด

#### 4.1.3 ข้อมูลจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพ

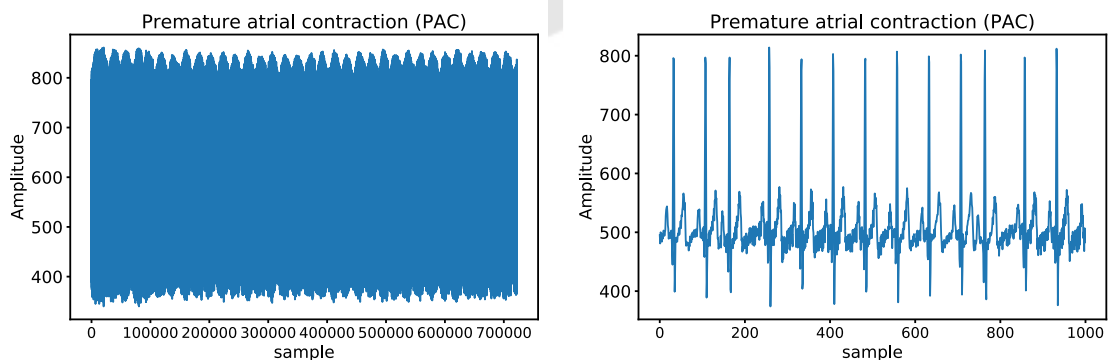
จากการเก็บข้อมูลจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพด้วยอุปกรณ์ติดตาม และบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่พัฒนาขึ้น จากภาพประกอบเป็นตัวอย่างข้อมูลภาวะหัวใจปกติที่เก็บได้จากเครื่องจำลองสัญญาณชีพ โดยภาพด้านซ้ายเป็นตัวอย่างข้อมูลทั้งหมดของหนึ่งชุดข้อมูล และภาพประกอบด้านขวาเป็นข้อมูลที่ถูกต้องมาเพียงบางช่วง



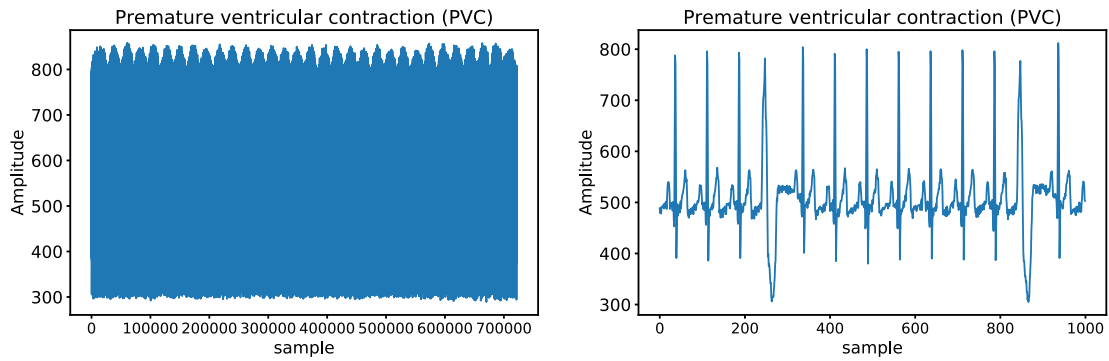
ภาพประกอบ 31 ข้อมูลจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพชนิดภาวะปกติ โดยที่รูปด้านซ้ายคือข้อมูลทั้งหมด และด้านขวาคือข้อมูลความยาว 10 วินาที



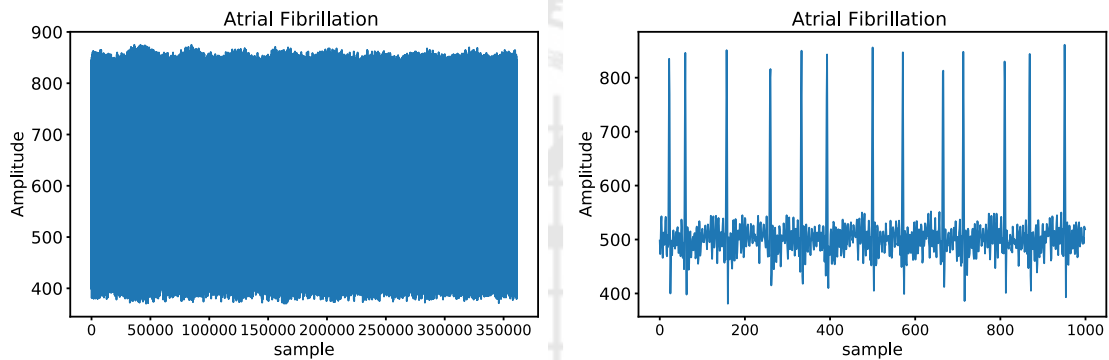
ภาพประกอบ 32 ข้อมูลจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพชนิดหัวใจเต้นเร็วจากหัวใจห้องบน โดยที่รูปด้านซ้ายคือข้อมูลทั้งหมด และด้านขวาคือข้อมูลความยาว 10 วินาที



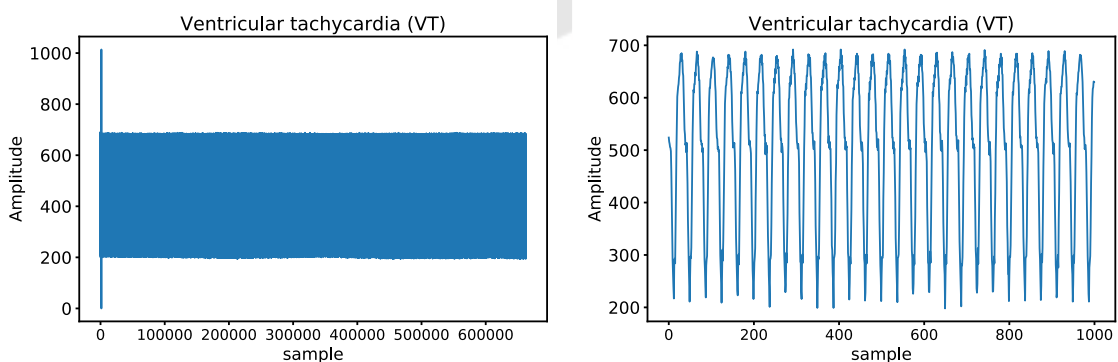
ภาพประกอบ 33 ข้อมูลจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพชนิดหัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด โดยที่รูปด้านซ้ายคือข้อมูลทั้งหมด และด้านขวาคือข้อมูลความยาว 10 วินาที



ภาพประกอบ 34 ข้อมูลจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพชนิดหัวใจห้องล่างเต้นก่อนกำหนด โดยที่  
รูปด้านซ้ายคือข้อมูลทั้งหมด และด้านขวาคือข้อมูลความยาว 10 วินาที



ภาพประกอบ 35 ข้อมูลจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพชนิดภาวะหัวใจห้องบนสั่นพลิ้ว โดยที่รูป  
ด้านซ้ายคือข้อมูลทั้งหมด และด้านขวาคือข้อมูลความยาว 10 วินาที

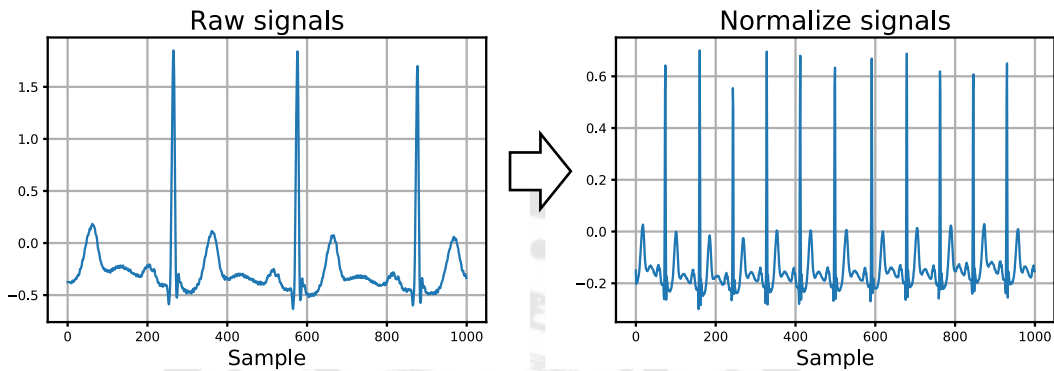


ภาพประกอบ 36 ข้อมูลจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพชนิดหัวใจห้องล่างเต้นเร็ว โดยที่รูป  
ด้านซ้ายคือข้อมูลทั้งหมด และด้านขวาคือข้อมูลความยาว 10 วินาที

## 4.2 ผลการเตรียมข้อมูล

### 4.2.1 ผลการคัดกรองและจัดการข้อมูล

ผลจากการสุ่มตัวอย่างซ้ำ เพื่อให้ข้อมูลจากแหล่งที่มาต่างกันมีความถี่ 100 เฮิรตซ์ และกำหนดแอมพลิจูดของสัญญาณให้อยู่ในช่วง ขอบบนที่ 0.7 และขอบล่าง -0.3 ได้ผลดัง ภาพประกอบ 37

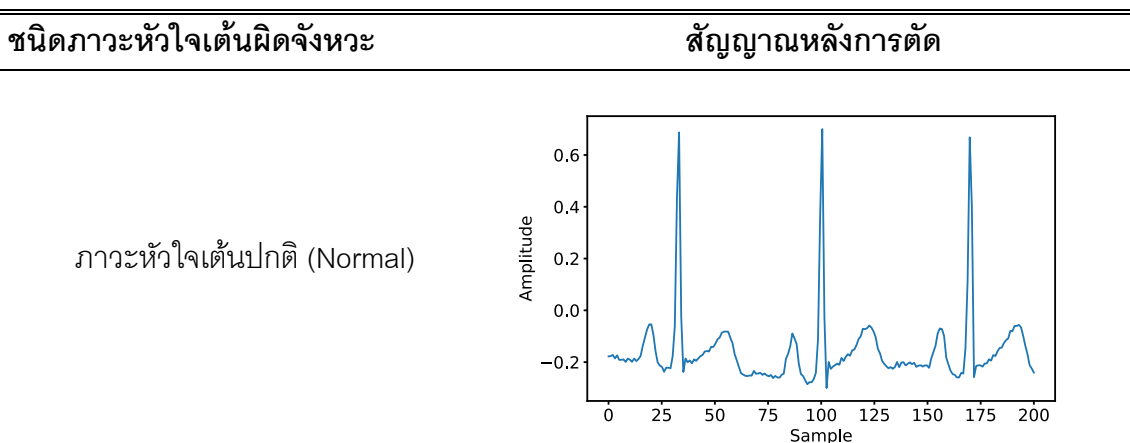


ภาพประกอบ 37 ผลการคัดกรองและจัดการข้อมูล รูปด้านซ้ายคือข้อมูลจากแหล่งต่างๆ รูปด้านขวาคือสัญญาณที่ผ่านการสุ่มตัวอย่างซ้ำและปรับแอมพลิจูดแล้ว

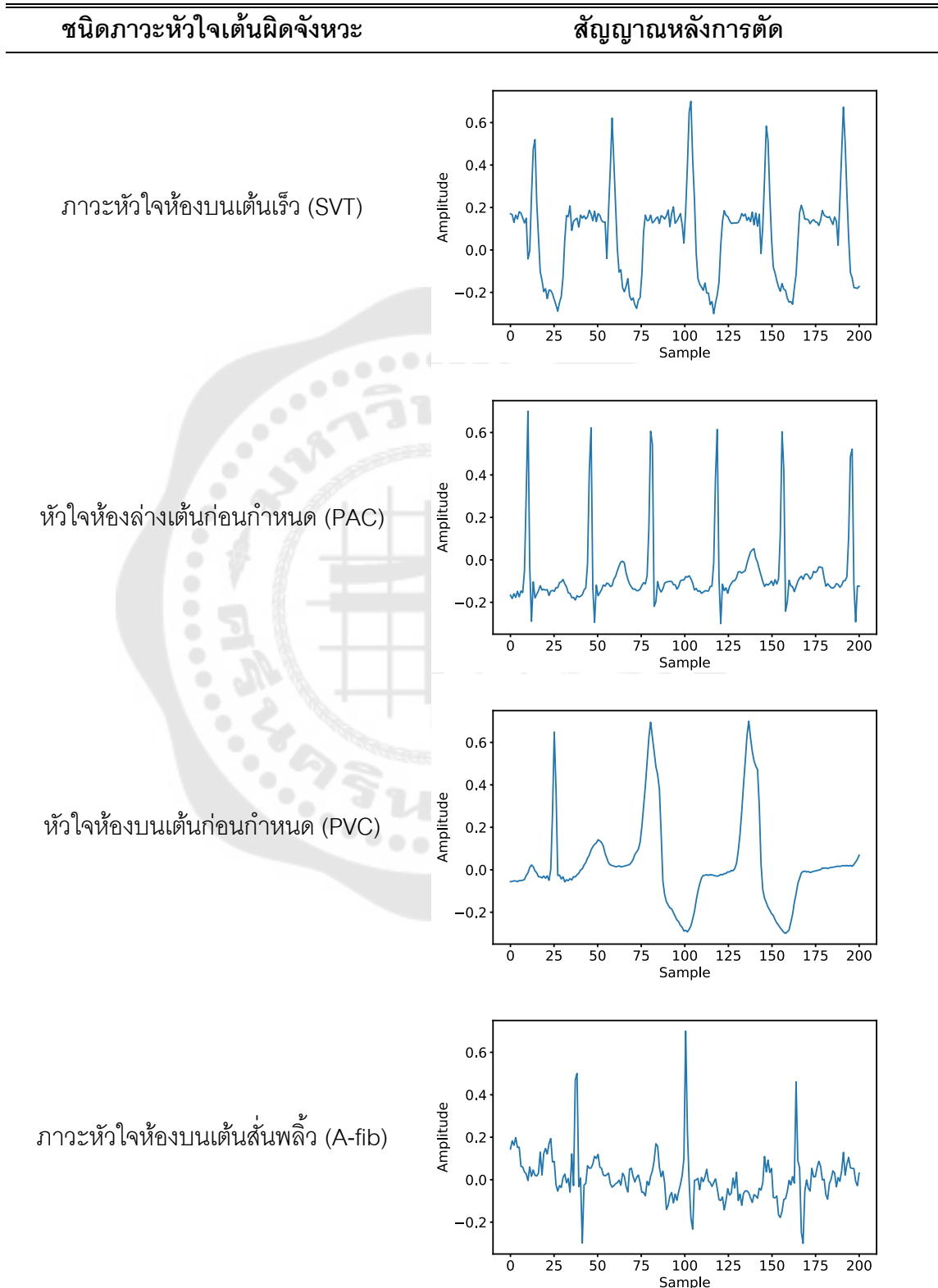
### 4.2.2 ผลการตัดข้อมูล

จากตาราง 4 - 6 เป็นผลจากการตัดข้อมูลบางส่วนจากแหล่งต่างๆ ข้อมูลที่มีความยาว 200 จุด หากอ้างอิงจากภาวะหัวใจที่ปกติ จะได้คลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบสมบรูณ์จำนวนอย่างน้อย 2 ลูกคลื่น

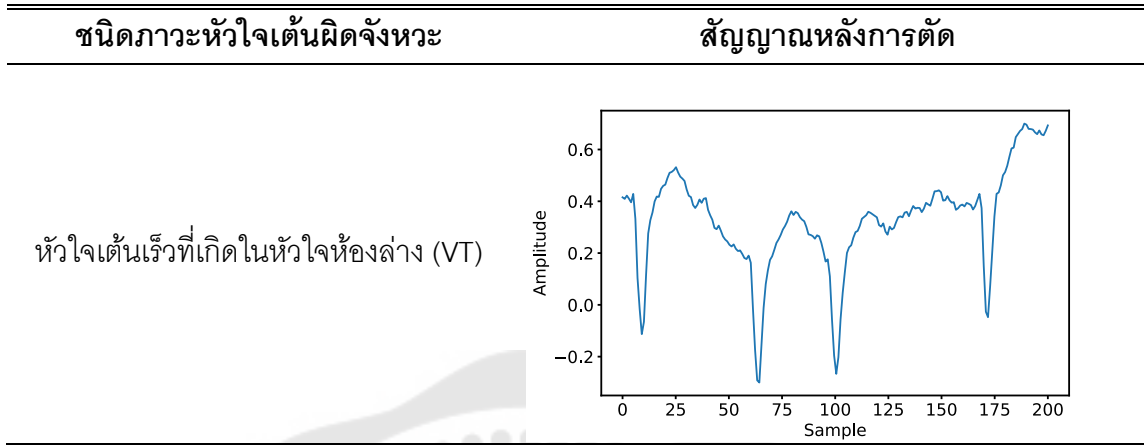
ตาราง 4 ตัวอย่างข้อมูลที่ได้จากฐานข้อมูลที่ผ่านการตัดให้มีความยาว 200 จุด



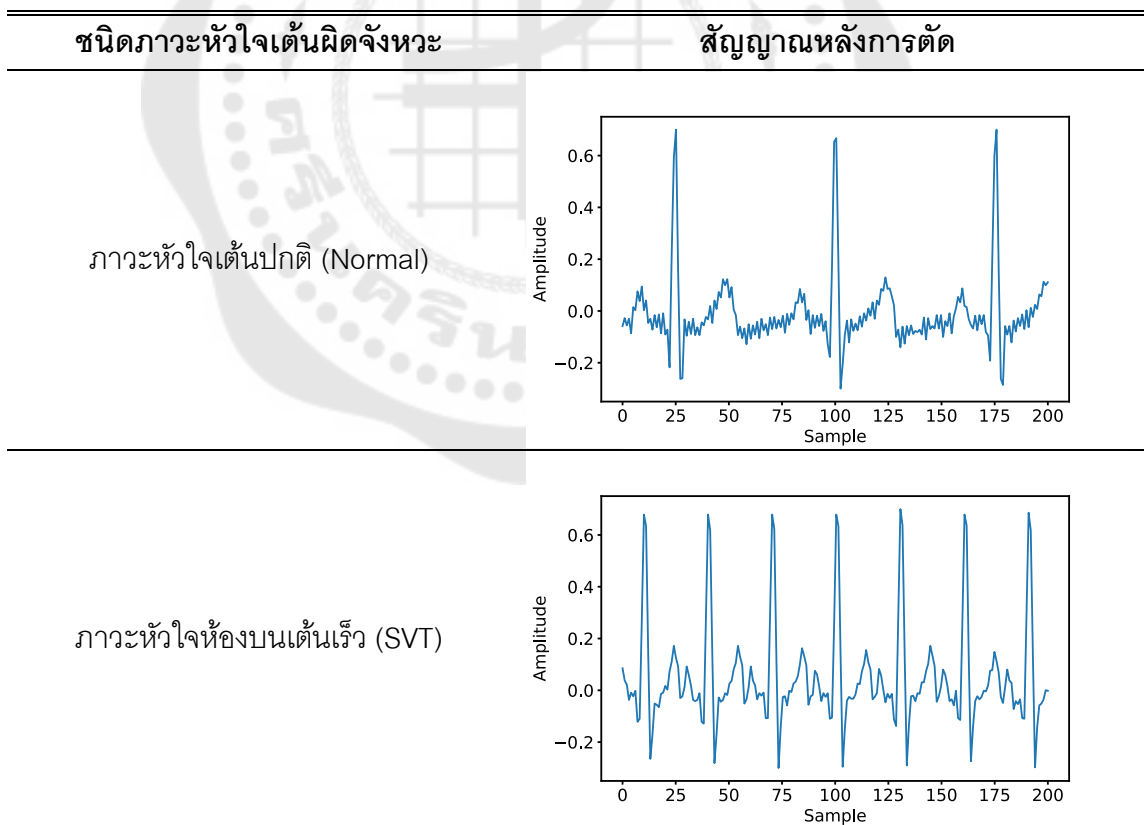
ตาราง 4 (ต่อ)



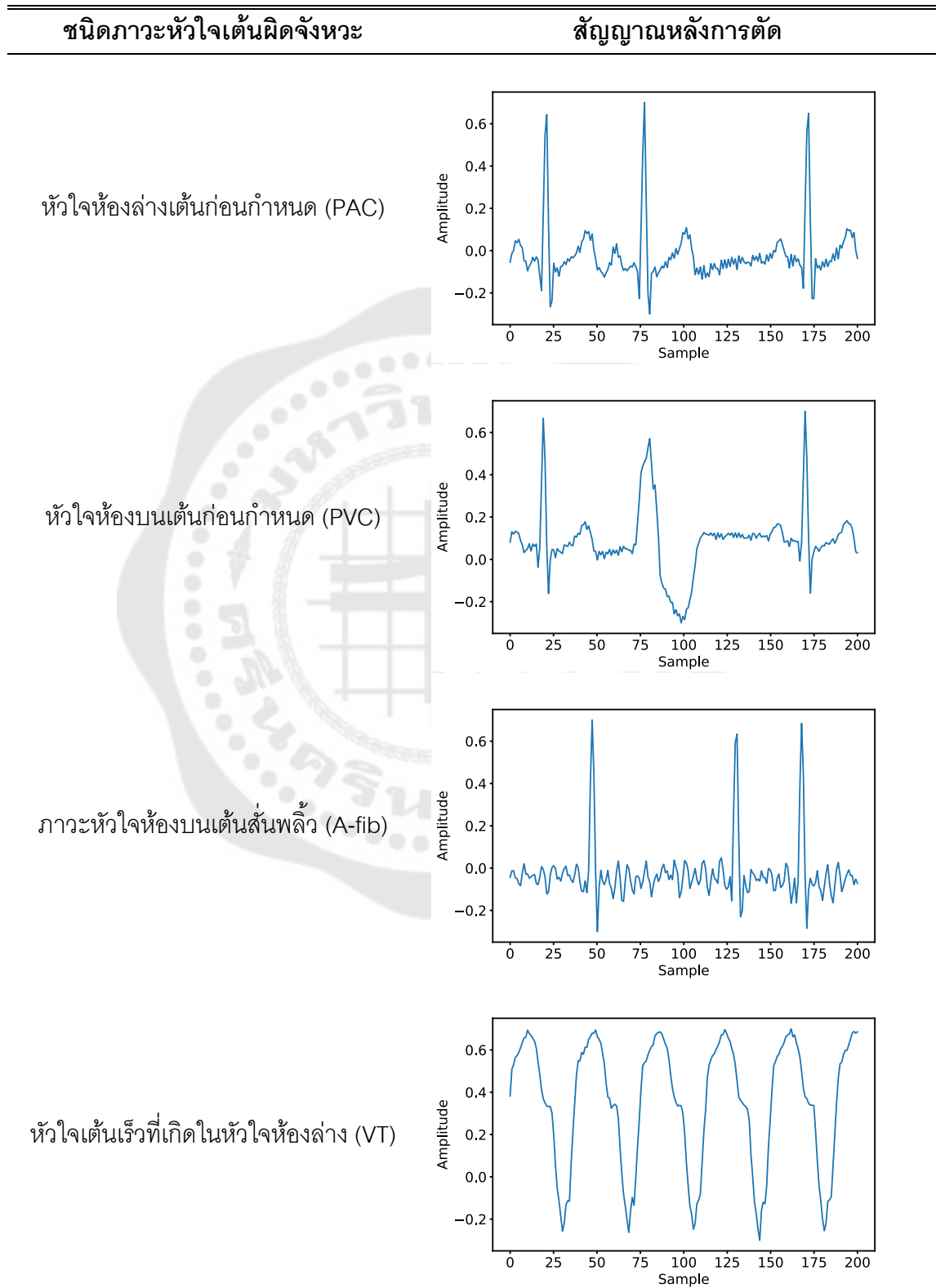
ตาราง 4 (ต่อ)



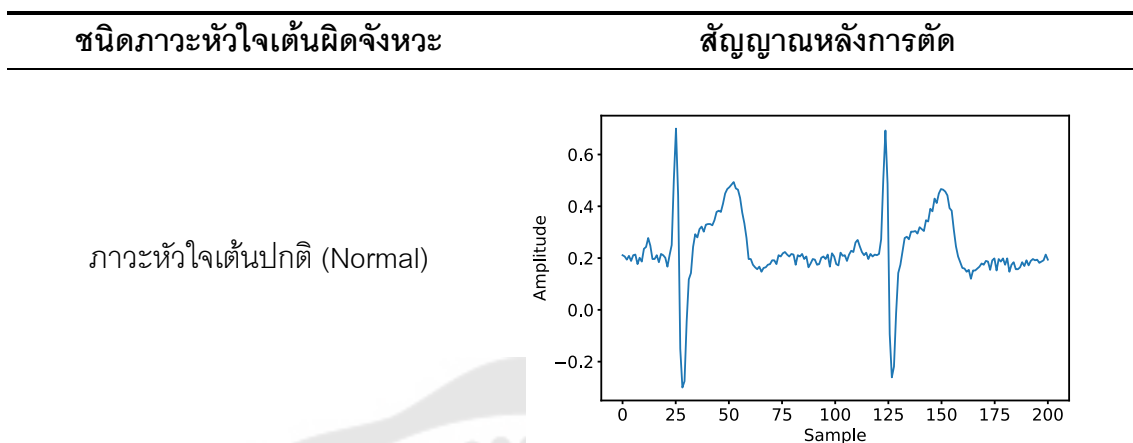
ตาราง 5 ตัวอย่างข้อมูลที่ได้จากเครื่องจำลองสัญญาณชีพที่ผ่านการตัดให้มีความยาว 200 จุด



ตาราง 5 (ต่อ)

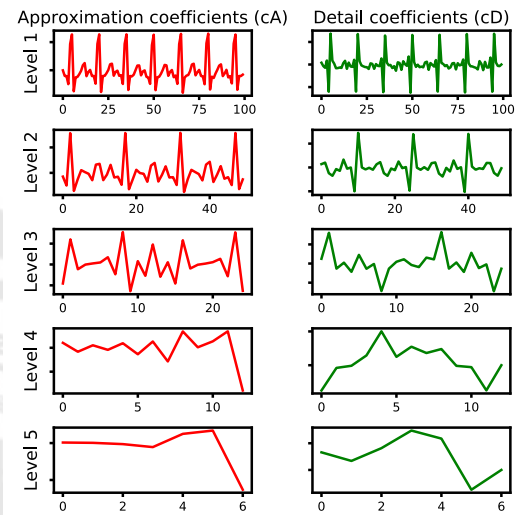
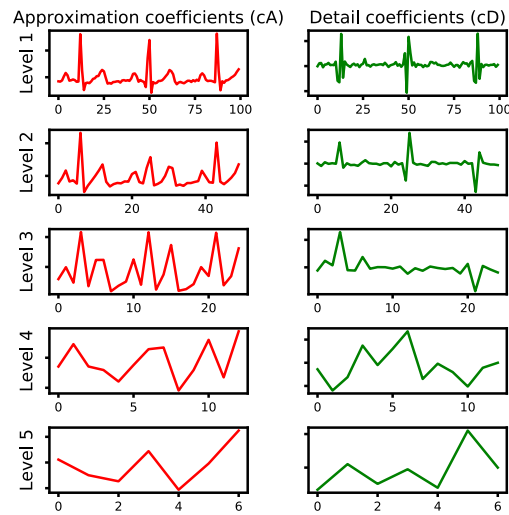
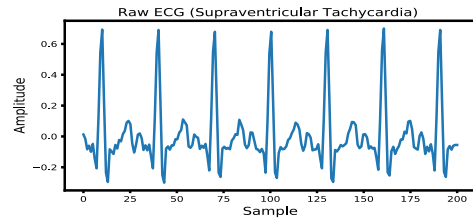
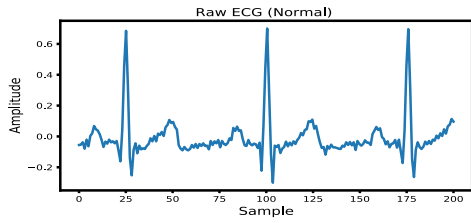


ตาราง 6 ตัวอย่างข้อมูลที่ได้จากอาสาสมัครที่ผ่านการตัดให้มีความยาว 200 จุด



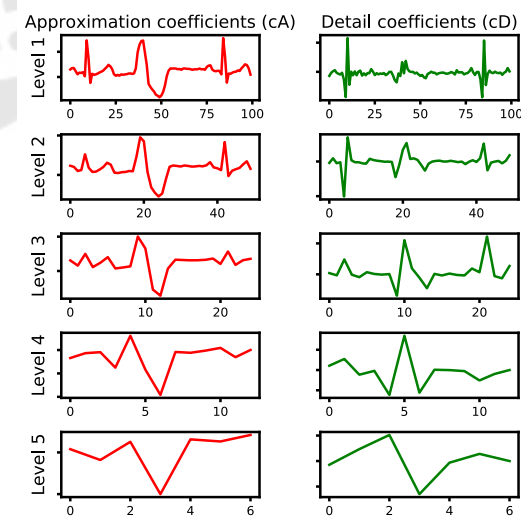
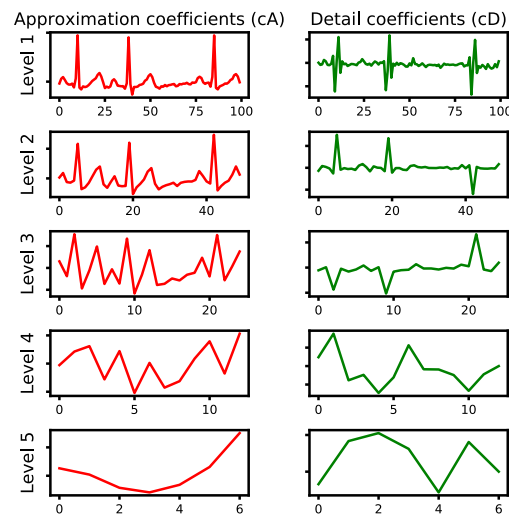
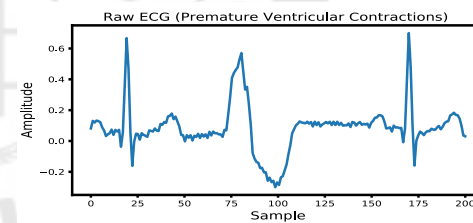
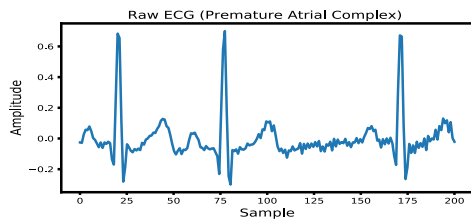
#### 4.2.3 ผลการหาคุณลักษณะเด่น

ผลการดำเนินการหาคุณลักษณะเด่นของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากการแปลงเวฟเล็ตแม่แบบฮาร์ 5 ระดับ ได้คุณลักษณะ 6 คุณลักษณะคือ ค่าสัมประสิทธิ์ของสัญญาณองค์ประกอบความถี่สูง (Detail Coefficients) ทั้ง 5 ระดับ ค่าสัมประสิทธิ์ของสัญญาณองค์ประกอบความถี่ต่ำ (Approximation Coefficients) ระดับที่ 5 และข้อมูลดิบ ภาพประกอบ 38 เป็นตัวอย่างคุณลักษณะที่ได้จากการแปลงเวฟเล็ตแม่แบบฮาร์ 5 ระดับ โดยเส้นสัญญาณสีน้ำเงินคือข้อมูลดิบภาวะหัวใจชนิดต่างๆ กราฟสีเขียวคือ ค่าสัมประสิทธิ์ของสัญญาณองค์ประกอบความถี่สูง ทั้ง 5 ระดับ และสีแดงคือ ค่าสัมประสิทธิ์ของสัญญาณองค์ประกอบความถี่ต่ำทั้ง 5 ระดับ



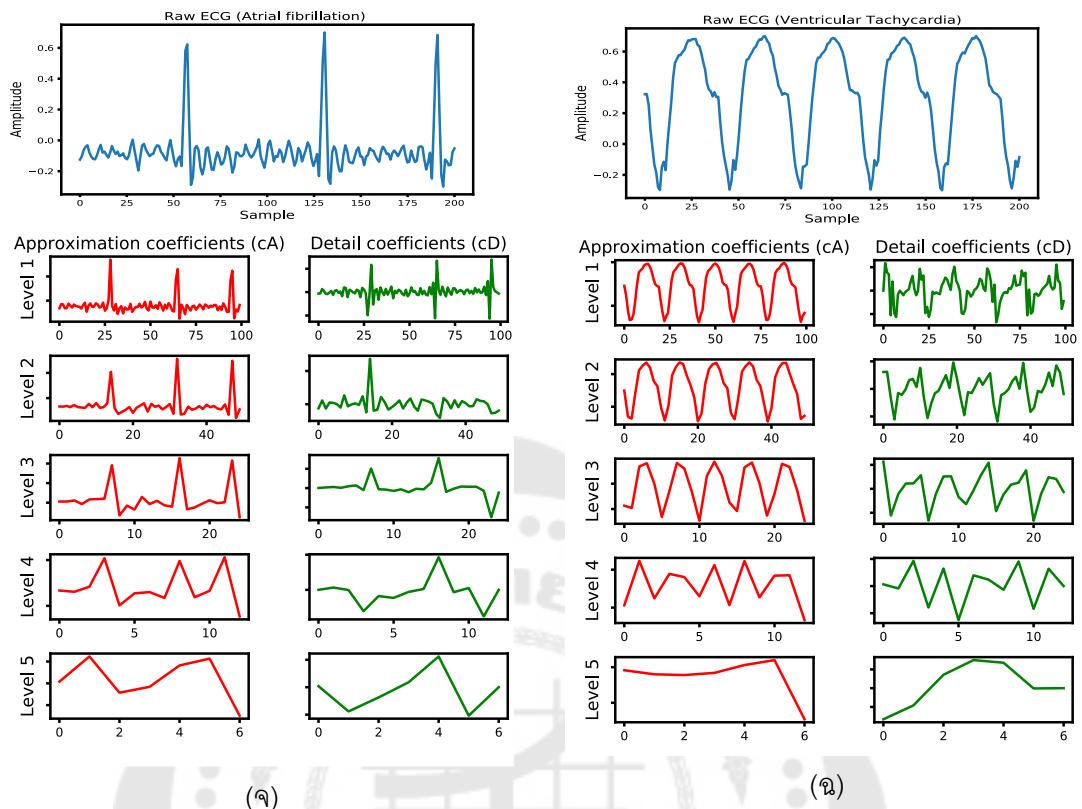
(f)

(g)



(h)

(i)



ภาพประกอบ 38 ผลการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยของภาวะหัวใจชนิดต่างๆ แบ่งออกเป็น ค่าสัมประสิทธิ์องค์ประกอบความถี่สูง (Detail Coefficients) 5 ระดับ และค่าสัมประสิทธิ์ของสัญญาณองค์ประกอบความถี่ต่ำ (Approximation Coefficients) 5 ระดับ โดยที่ ภาพประกอบ (ก) ภาวะหัวใจปกติ (ข) ภาวะหัวใจห้องบนเต้นเร็ว (ค) หัวใจห้องล่างเต้นก่อนกำหนด (ง) หัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด (จ) ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั้นพลิ้ว (ฉ) หัวใจเต้นเร็วที่เกิดในหัวใจห้องล่าง

#### 4.3 ผลการออกแบบแบบจำลอง

##### 4.3.1 ผลจากการออกแบบแบบจำลองแบบเริ่มต้น

ตาราง 7 แสดงค่าความถูกต้องจากการทดลอง 6 วิธีการ ข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ครั้งนี้ ได้แก่ ค่าสัมประสิทธิ์ของสัญญาณองค์ประกอบความถี่สูงระดับที่ 1 (cD1), ระดับที่ 2 (cD2), ระดับที่ 3 (cD3), ระดับที่ 4 (cD4), ระดับที่ 5 (cD5), ค่าสัมประสิทธิ์ของสัญญาณองค์ประกอบความถี่ต่ำระดับที่ 5 (cA5), และข้อมูลดิบ (Raw\_data) โดยเริ่มจากตั้งค่าวิธีการให้เป็นแบบเริ่มต้นตามไลบรารีไซคิลเทิร์น จากตาราง 7 พบว่ามีวิธีการที่เรียนรู้ได้ดีในข้อมูลที่เป็นข้อมูลดิบ (Raw\_data) ให้ค่าความถูกต้องสูงกว่าคุณลักษณะที่ได้จากการแปลงเวฟเล็ตถึง 3 วิธีการ คือ

ฮิสโทแกรมเกรดเดียนบูสติง เพอร์เซปตรอนหลายชั้น และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทชีน และคุณลักษณะที่เป็นค่าสัมประสิทธิ์ของสัญญาณองค์ประกอบความถี่สูงระดับที่ 2 (cD2) ให้ค่าความถูกต้องสูงที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับคุณลักษณะจากการแปลงเวฟเล็กระดับอื่นๆ จากตาราง 7

ตาราง 7 ผลจากการออกแบบระบบจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะด้วยวิธีการต่างๆ โดยใช้ข้อมูลตรวจสอบ

วิธีการ	ข้อมูลที่ใช้	ค่าความถูกต้อง	
		ชุดข้อมูลสอน	ชุดข้อมูลตรวจสอบ
Gradient Boosting	Raw_data	0.9998	0.9919
	cD2	0.9994	0.9891
	cD1	0.9982	0.9849
	cD3	0.9964	0.9802
	cD4	0.9949	0.9791
	cD5	0.9615	0.9405
	cA5	0.945	0.9212
Hist Gradient Boosting	Raw_data	0.9993	0.9958
	cD2	0.9994	0.9942
	cD1	0.9994	0.9923
	cD3	0.9987	0.9902
	cD4	0.9984	0.9865
	cD5	0.9957	0.9563
	cA5	0.9952	0.9484
Logistic Regression	Raw_data	0.9823	0.9765
	cD1	0.9158	0.9152
	cD2	0.9069	0.9063
	cD4	0.7795	0.7906
	cD3	0.7927	0.7889
	cA5	0.6039	0.5862
	cD5	0.5295	0.5184

ตาราง 7 (ต่อ)

วิธีการ	ข้อมูลที่ใช้	ค่าความถูกต้อง	
		ชุดข้อมูลสอน	ชุดข้อมูลสอบ
MLP	Raw_data	1	0.9967
	cD1	0.9999	0.9884
	cD4	0.9902	0.9826
	cD3	0.9984	0.9747
	cD5	0.9464	0.9368
	cA5	0.9452	0.9344
	cD2	1	0.9870
	cD2	1	0.9944
Random Forest	cD1	1	0.9916
	Raw_data	1	0.9921
	cD3	1	0.9872
	cD4	1	0.987
	cD5	1	0.9582
	cA5	1	0.9472
SVM	Raw_data	0.998	0.9949
	cD2	0.9905	0.9870
	cD1	0.9936	0.9856
	cD4	0.9734	0.9705
	cD3	0.9797	0.9684
	cD5	0.9236	0.9231
	cA5	0.9204	0.9126

#### 4.3.2 ผลจากการออกแบบแบบจำลองแบบให้เหมาะสมกับข้อมูล

ผลการทดลองจากตารางที่ 7 พบว่ามี 3 วิธีการที่ดีที่สุด สำหรับการให้ข้อมูลดิบคือ อัลกอริทึมเคอร์เนลเคียวบิสติง เพอร์เซปตรอนหลายชั้น และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทซ์ซิ่ง และวิธีการเพอร์เซปตรอนหลายชั้นด้วยไลบรารีเทนเซอร์ฟลิว มาเริ่มปรับพารามิเตอร์ต่างๆ โดยข้อมูลดิบสำหรับการเรียนรู้ในครั้งนี้ เพื่อให้มีประสิทธิภาพในการจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะมากขึ้นได้ผลดัง

ตาราง 8

ตาราง 8 ผลจากการออกแบบแบบจำลองโมเดลแบบให้เหมาะสมกับข้อมูล

ข้อมูลที่ใช้	วิธีการ	ค่าความถูกต้อง		
		ชุดข้อมูลสอน	ชุดข้อมูลตรวจสอบ	ชุดข้อมูลทดสอบ
Raw_data	MLP	1	0.9974	0.9944
Raw_data	Histogram Gradient Boosting	0.9980	0.9949	0.9956
Raw_data	SVM	0.9993	0.9956	<b>0.9958</b>
Raw_data	MLP*	0.9998	0.9963	0.9954

\*แบบจำลองจากไลบรารีเทนเซอร์ฟลิว (TensorFlow)

หลังจากปรับพารามิเตอร์ต่างๆ เพื่อให้แบบจำลองมีค่าความถูกต้องที่เพิ่มมากขึ้นแล้ว จึงได้ทำการเพิ่มข้อมูลการเรียนรู้ ด้วยการนำชุดข้อมูลสอนและชุดข้อมูลตรวจสอบมารวมกันเพื่อสอนแบบจำลอง ซึ่งจะทำได้ข้อมูลเพื่อการเรียนรู้ที่เพิ่มมากขึ้น ได้ผลดังตาราง 9

ตาราง 9 ผลจากโมเดลที่ผ่านการสอนด้วยข้อมูลสอน (Train) และข้อมูลตรวจสอบ (Validation)

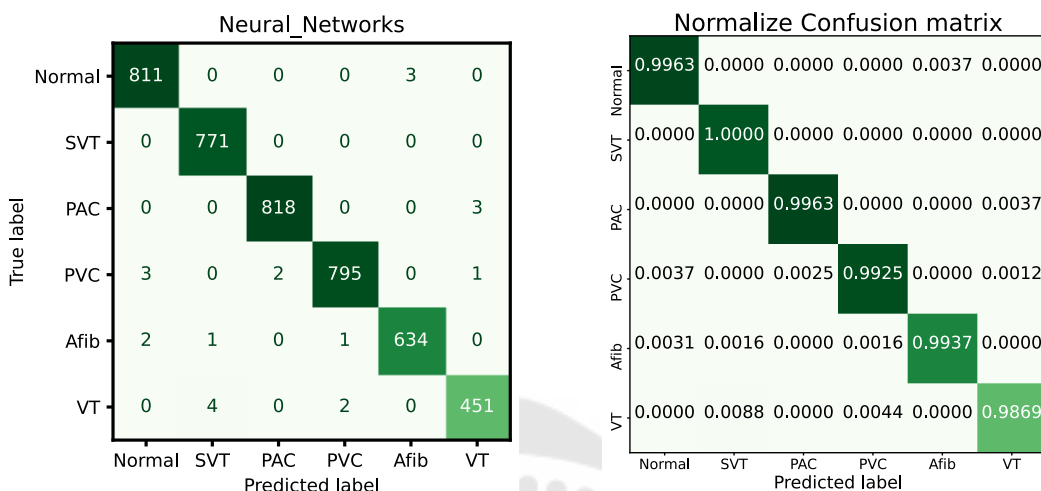
ข้อมูลที่ใช้	วิธีการ	ค่าความถูกต้อง		
		ชุดข้อมูลสอน	ชุดข้อมูลตรวจสอบ	ชุดข้อมูลทดสอบ
Raw_data	MLP	1.0000	1.0000	0.9949
Raw_data	Histogram Gradient Boosting	1.0000	1.0000	<b>0.9970</b>
Raw_data	SVM	0.9981	0.9995	0.9965
Raw_data	MLP*	0.9998	0.9995	0.9963

\*แบบจำลองจากไลบรารีเทนเซอร์ฟลิว (TensorFlow)

#### 4.4 ผลการประเมินประสิทธิภาพ

##### 4.4.1 ประสิทธิภาพจากการเรียนรู้ของแบบจำลองเพอร์เซปตรอนหลายชั้น

การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองได้ผลดังภาพประกอบ 39 จากเมตริกซ์แห่งความสับสน ค่าความถูกต้องในแต่ละกลุ่มสามารถยอมรับได้เนื่องจากเกินค่าความแม่นยำเป็นศูนย์ขึ้นมา คือ 0.8938 แบบจำลองนี้ได้รับความถูกต้องเฉลี่ย 99.49% และสามารถจำแนก SVT ได้แม่นยำที่สุด จากตาราง 10 แบบจำลองนี้ได้รับความจำเพาะ 99.90% , ความแม่นยำ 99.49% , ค่าความระลึกลับ 99.49% , ค่าความถ่วงดุล 99.49% โดยดูได้จากค่าเฉลี่ยน้ำหนัก (Weighted avg) เนื่องจากจำนวนข้อมูลที่ให้ทดสอบไม่เท่ากัน และใช้เวลาสำหรับทำนายผลทั้งหมด 0.0241 วินาที



ภาพประกอบ 39 เมทริกซ์แห่งความสับสนเพอร์เซปตรอนหลายชั้น

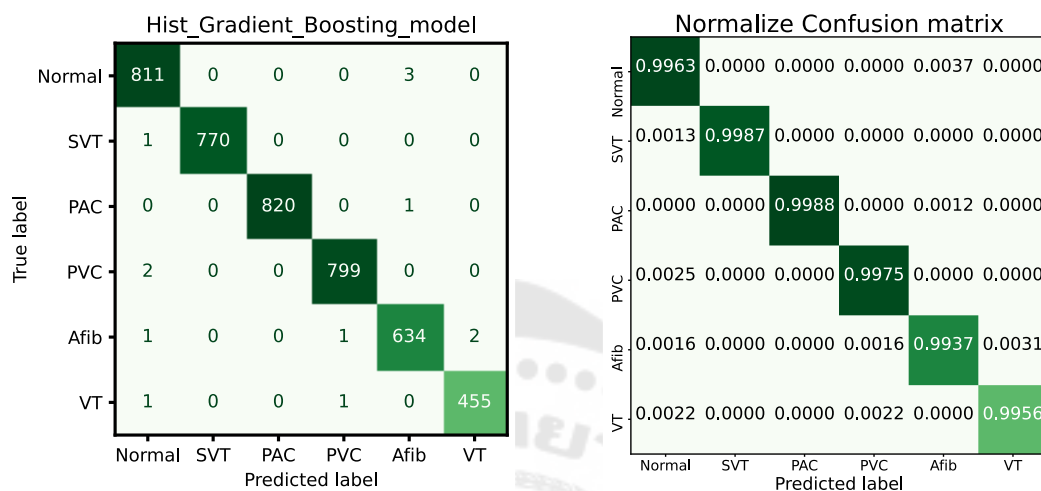
ตาราง 10 รายงานประสิทธิภาพเพอร์เซปตรอนหลายชั้น

	specificity	precision	recall	f1-score	support
Normal	0.9986	0.9939	0.9963	0.9951	814
SVT	0.9986	0.9936	1	0.9968	771
PAC	0.9994	0.9976	0.9963	0.997	821
PVC	0.9991	0.9962	0.9925	0.9944	801
A-fib	0.9992	0.9953	0.9937	0.9945	638
VT	0.9990	0.9912	0.9869	0.9890	457
accuracy				<b>0.9949</b>	4302
macro avg	0.9990	0.9946	0.9943	0.9945	4302
weighted avg	0.9990	0.9949	0.9949	0.9949	4302

#### 4.4.2 ประสิทธิภาพจากการเรียนรู้ของแบบจำลองฮิสโทแกรมเกรเดียนต์บูสติง

การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองได้ผลดังภาพประกอบ 40 จากเมทริกซ์แห่งความสับสนค่าความถูกต้องในแต่ละกลุ่มสามารถยอมรับได้เนื่องจากเกินค่าความแม่นยำเป็นศูนย์ขึ้นมา คือ 0.8938 และแบบจำลองนี้ได้รับความถูกต้องเฉลี่ย 99.70% จากตาราง 11 แบบจำลองนี้ได้รับความจำเพาะ 99.94%, ความแม่นยำ 99.70%, ค่าความระลึกลับ 99.70%, ค่าความ

ถ่วงดุล 99.70% โดยพิจารณาจากค่าเฉลี่ยน้ำหนัก (Weighted avg) เนื่องจากจำนวนข้อมูลที่ใช้ทดสอบไม่เท่ากัน และใช้เวลาสำหรับทำนายผลทั้งหมด 0.3289 วินาที



ภาพประกอบ 40 เมทริกซ์แห่งความสับสน ฮิสโทแกรมเกรดเดียนต์บูสติง

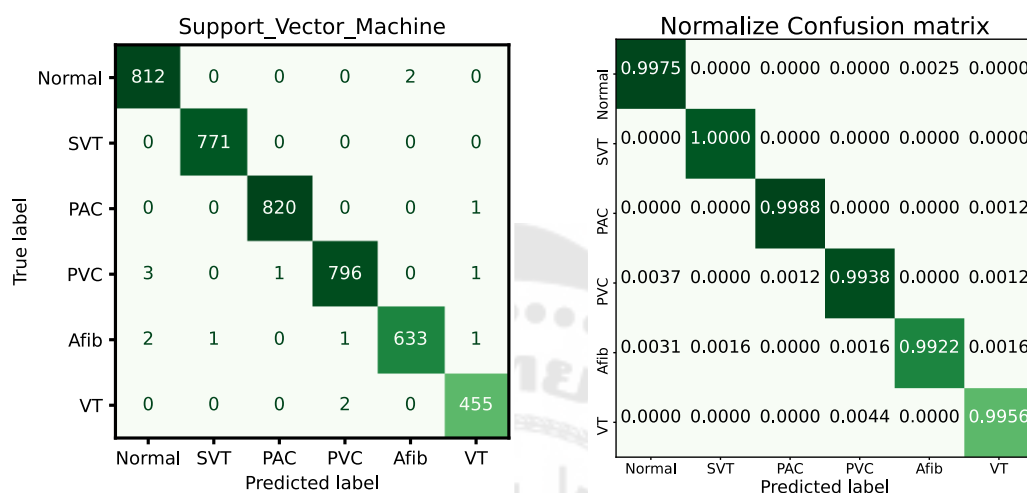
ตาราง 11 รายงานประสิทธิภาพฮิสโทแกรมเกรดเดียนต์บูสติง

	specificity	precision	recall	f1-score	support
Normal	0.9986	0.9939	0.9963	0.9951	814
SVT	1.0000	1.0000	0.9987	0.9994	771
PAC	1.0000	1.0000	0.9988	0.9994	821
PVC	0.9994	0.9975	0.9975	0.9975	801
A-fib	0.9989	0.9937	0.9937	0.9937	638
VT	0.9995	0.9956	0.9956	0.9956	457
accuracy				0.9970	4302
macro avg	0.9994	0.9968	0.9968	0.9968	4302
weighted avg	0.9994	0.997	0.997	0.997	4302

#### 4.4.3 ประสิทธิภาพจากการเรียนรู้ของแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองได้ผลดังภาพประกอบ 41 จากเมทริกซ์แห่งความสับสนค่าความถูกต้องในแต่ละกลุ่มสามารถยอมรับได้เนื่องจากเกินค่าความแม่นยำเป็นศูนย์ขึ้นมาคือ 0.8938 และแบบจำลองนี้ได้รับความถูกต้องเฉลี่ย 99.65% จากตาราง 12

แบบจำลองนี้ได้รับความจำเพาะ 99.93%, ความแม่นยำ 99.65%, ค่าความระลึก 99.65%, ค่าความถ่วงดุล 99.65% โดยพิจารณาจากค่าเฉลี่ยน้ำหนัก (Weighted avg) เนื่องจากจำนวนข้อมูลที่ให้ทดสอบไม่เท่ากัน และใช้เวลาสำหรับทำนายผลทั้งหมด 5.4680 วินาที



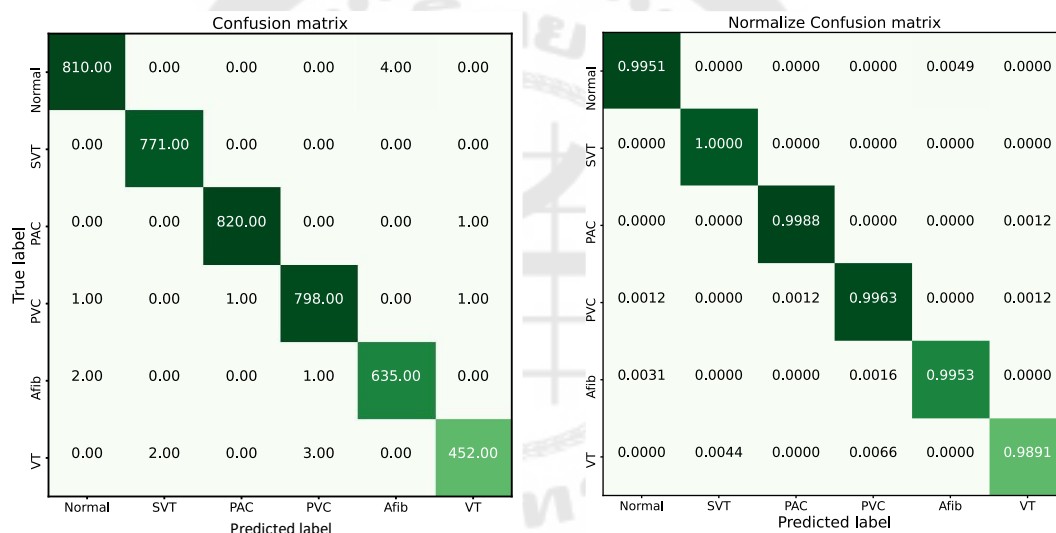
ภาพประกอบ 41 เมทริกซ์แห่งความสับสนซ์ฟพอร์ตเวกเตอร์แมทชีน

ตาราง 12 รายงานประสิทธิภาพซ์ฟพอร์ตเวกเตอร์แมทชีน

	specificity	precision	recall	f1-score	support
Normal	0.9986	0.9939	0.9975	0.9957	814
SVT	0.9997	0.9987	1	0.9994	771
PAC	0.9997	0.9988	0.9988	0.9988	821
PVC	0.9991	0.9962	0.9938	0.995	801
A-fib	0.9995	0.9969	0.9922	0.9945	638
VT	0.9992	0.9934	0.9956	0.9945	457
accuracy				<b>0.9965</b>	4302
macro avg	0.9993	0.9963	0.9963	0.9963	4302
weighted avg	0.9993	0.9965	0.9965	0.9965	4302

#### 4.4.4 ประสิทธิภาพจากการเรียนรู้ของแบบจำลองเพอร์เซปตรอนหลายชั้นด้วยเทนเซอร์โฟลว์

การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองได้ผลดังภาพประกอบ 42 จากเมทริกซ์แห่งความสับสนส่วนที่ทำให้ข้อมูลอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 เมื่อเข้าใกล้ 1 หมายถึงให้ค่าความถูกต้องสูง โดยที่ค่าความถูกต้องในแต่ละกลุ่มสามารถยอมรับได้เนื่องจากเกินค่า ความแม่นยำเป็นศูนย์ ขึ้นมาคือ 0.8938 แบบจำลองนี้ได้รับความถูกต้องเฉลี่ย 99.63% และสามารถจำแนก SVT ได้แม่นยำที่สุดจากตาราง 13 แบบจำลองนี้ได้รับความจำเพาะ 99.93%, ความแม่นยำ 99.63%, ค่าความระลึก 99.63% ค่าความถ่วงดุล 99.63% โดยพิจารณาจากค่าเฉลี่ยน้ำหนัก (Weighted avg) เนื่องจากจำนวนข้อมูลที่ใช้ทดสอบไม่เท่ากัน และใช้เวลาสำหรับทำนายผลทั้งหมด 0.2722 วินาที



ภาพประกอบ 42 เมทริกซ์แห่งความสับสนเพอร์เซปตรอนหลายชั้นด้วยเทนเซอร์โฟลว์

ตาราง 13 รายงานประสิทธิภาพแบบจำลองเพอร์เซปตรอนหลายชั้นด้วยเทนเซอร์โฟลว์

	specificity	precision	recall	f1-score	support
Normal	0.9991	0.9963	0.9951	0.9957	814
SVT	0.9994	0.9974	1	0.9987	771
PAC	0.9997	0.9988	0.9988	0.9988	821
PVC	0.9989	0.995	0.9963	0.9956	801
A-fib	0.9989	0.9937	0.9953	0.9945	638

ตาราง 13 (ต่อ)

	specificity	precision	recall	f1-score	support
VT	0.9995	0.9956	0.9891	0.9923	457
accuracy				<b>0.9963</b>	4302
macro avg	0.9993	0.9961	0.9957	0.9959	4302
weighted avg	0.9993	0.9963	0.9963	0.9963	4302



## บทที่ 5

### สรุป และอภิปรายผล

ในบทนี้กล่าวถึงการสรุป และอภิปรายผลจากการดำเนินการประเมินประสิทธิภาพงานวิจัยนี้ โดยมีรายละเอียดดังนี้

1. สรุปผล
2. อภิปรายผล
3. ข้อเสนอแนะ

#### 5.1 สรุปผล

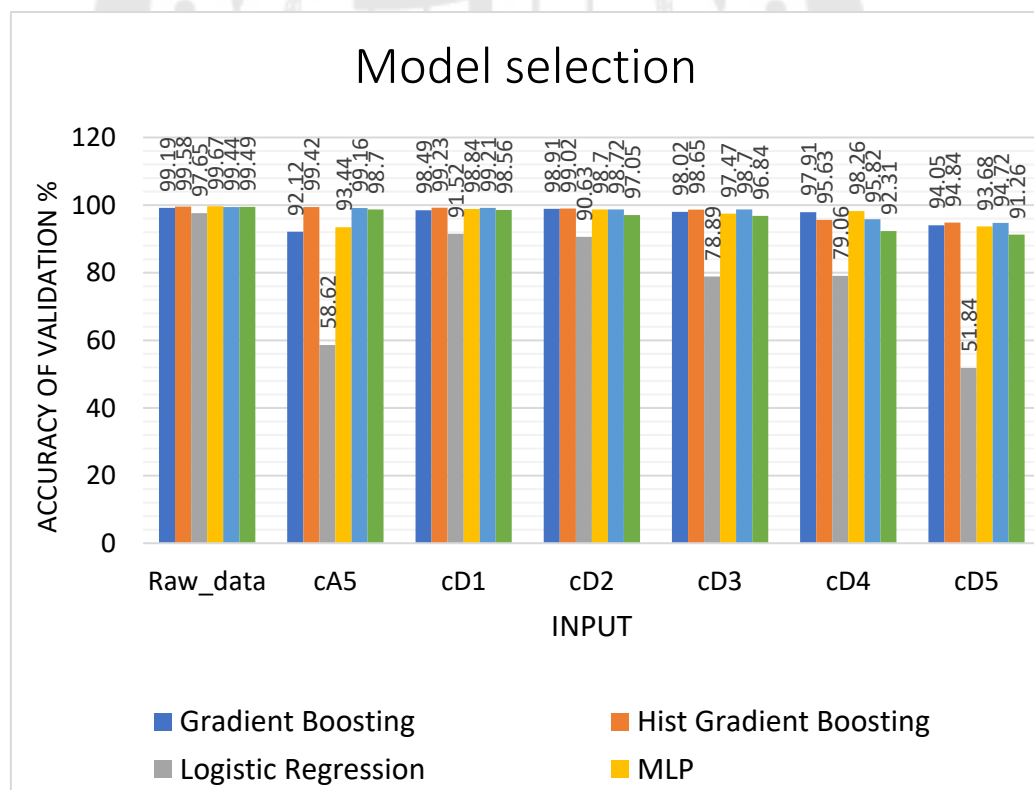
งานวิจัยนี้เป็นการพัฒนาระบบจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะด้วยการเรียนรู้ของเครื่องจักร มีเป้าหมายเพื่อพัฒนาระบบการคัดกรองการเกิดภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะ ซึ่งได้รวบรวมข้อมูลจาก 3 แหล่ง คือ ฐานข้อมูล PhysioNet เครื่องจำลองสัญญาณชีพ และอาสาสมัครสุขภาพดีโดยใช้อุปกรณ์ติดตาม และบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่พัฒนาขึ้นสำหรับเก็บข้อมูล (38) ผ่านการสกัดคุณลักษณะด้วยการแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย ด้วยแม่แบบฮาร์ 5 ระดับ ได้ 6 คุณลักษณะและข้อมูลดิบ เพื่อใช้จำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะ 6 ชนิด โดยข้อมูลทั้งหมดแบ่งออกเป็น 3 ส่วน คือ ชุดข้อมูลสอน ข้อมูลตรวจสอบ และข้อมูลทดสอบ ในอัตราส่วน 60 : 20 : 20 ตามลำดับ ใช้สำหรับการเรียนรู้เพื่อหาวิธีการที่ให้ค่าความถูกต้องสูงสุด จากการทดลองในส่วนนี้ พบว่าการจำแนกด้วยสัญญาณจริงให้ค่าความถูกต้องสูงมากกว่าจึงมุ่งเน้นไปที่วิธีการนั้นๆ โดยมีการปรับพารามิเตอร์ให้ได้รับค่าความถูกต้องเพิ่มมากขึ้น และแบ่งข้อมูลชุดข้อมูลสอนและข้อมูลทดสอบ ในอัตราส่วน 80 : 20 เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพของโมเดลให้ดียิ่งขึ้น ซึ่งใช้เมตริกซ์แห่งความสับสน ค่าความถูกต้อง, ความจำเพาะ, ความแม่นยำค่าความระลึกลับ, ค่าความถ่วงดุล, สำหรับการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง

จากผลการทดสอบประสิทธิภาพทั้ง 4 แบบจำลองพบว่าแบบจำลองด้วยเทคนิคฮิสโทแกรมเกรเดียนต์บุงตึง มีประสิทธิภาพในการจำแนก ภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะ 6 ชนิด คือ ภาวะหัวใจเต้นปกติ, ภาวะหัวใจห้องบนเต้นเร็ว, หัวใจห้องล่างเต้นก่อนกำหนด, หัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด, ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั้นพลิว, และหัวใจห้องล่างเต้นเร็ว ให้ค่าความถูกต้อง 99.63%, 99.87%, 99.88%, 99.75%, 99.37%, และ 99.56% ตามลำดับ และจากการการประเมินประสิทธิภาพโดยรวมของแบบจำลองได้รับค่าความถูกต้อง 99.70% ความจำเพาะ 99.94% , ความแม่นยำ 99.70%, ค่าความระลึกลับ 99.70%, และค่าความถ่วงดุล 99.70%

## 5.2 อภิปรายผล

งานวิจัยนี้ได้จัดทำขึ้นเพื่อพัฒนาระบบการคัดกรองความผิดปกติของภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องจักรให้มีประสิทธิภาพ โดยเริ่มจากการหาวิธีการที่สามารถจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะได้ถูกต้องสูงที่สุด คือ ทดลอง 6 วิธีการ คือ 1. แรนดอมฟอรัลเรส 2. ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน 3. การถดถอยโลจิสติก 4. เพอร์เซปตรอนหลายชั้น 5. เกรเดียนต์บัสติง และ 6. ฮิสโทแกรมเกรเดียนต์บัสติง ทดลองใน 7 คุณลักษณะ คือ ค่าสัมประสิทธิ์จากการแปลงเวฟเล็ต แม่แบบฮาร์ 5 ระดับ และข้อมูลดิบ ในขั้นตอนนี้ผู้วิจัยพบว่าคุณลักษณะที่ให้ค่าความถูกต้องสูงกับทุกวิธีการ คือ ข้อมูลดิบ (Raw\_data) ดังภาพประกอบ 48 แต่วิธีการไม่ได้มีผลมากนักซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Queiroz JA และคณะ (36) ที่ว่าวิธีการมีผลต่อความถูกต้องน้อยกว่าข้อมูลที่นำเข้าไปเรียนรู้ ในขั้นตอนถัดมาผู้วิจัยได้จึงได้เลือกมา 3 วิธีการ ที่ได้รับค่าความถูกต้องสูงที่สุด คือ 1. ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน 2. เพอร์เซปตรอนหลายชั้น และ 3. ฮิสโทแกรมเกรเดียนต์บัสติง และได้เพิ่มเข้าไปอีกหนึ่งวิธีการ คือ เพอร์เซปตรอนหลายชั้นด้วยไลบรารีเทนเซอร์โฟลว์ โดยใช้ข้อมูลดิบสำหรับการเรียนรู้ทุกวิธีการและมีการปรับพารามิเตอร์เพื่อให้แต่ละวิธีการมีประสิทธิภาพมากขึ้น และในส่วนท้ายของการวิจัย ผู้วิจัยได้เพิ่มข้อมูลการเรียนรู้ให้มากขึ้นด้วยการนำข้อมูลสอนและข้อมูลตรวจสอบมารวมกันเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการจำแนกของแต่ละวิธีการ ซึ่งผลการวิจัยพบว่าในแต่ละวิธีการได้รับค่าความถูกต้องเพิ่มมากขึ้นเพราะในแต่ละวิธีการได้เรียนรู้ข้อมูลที่เพิ่มมากขึ้น ได้เจอกับข้อมูลที่หลากหลาย ทำให้มีประสิทธิภาพในการจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะมากขึ้น ซึ่งสอดคล้องกับ Jose Antonio Gutiérrez-Gnecchi และคนอื่นๆ (31) ปริมาณข้อมูลที่ใช้เพื่อการเรียนรู้เป็นอีกหนึ่งปัจจัยที่มีผลต่อประสิทธิภาพการจำแนกภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะดังตารางที่ 8 ซึ่งยังมีความผิดพลาดจากการทำนายผิดอยู่บ้าง ผู้วิจัยจึงได้นำข้อมูลส่วนที่แบบจำลองทำนายผิดพลาดขอคำปรึกษาจากอายุรแพทย์โรคหัวใจว่ามีความคิดเห็นอย่างไรกับแต่ละภาวะที่ทำนาย พบว่ามีข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจบางกลุ่มที่ผลเฉลย ผลการทำนายของแบบจำลอง และอายุรแพทย์โรคหัวใจให้ความคิดเห็นไม่ตรงกัน อันเนื่องมาจากข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจมีความซับซ้อนและไม่ชัดเจน มีสัญญาณรบกวน ส่งผลให้สามารถระบุโรคได้ยากและความผิดพลาดจากการทำนายที่พบมากที่สุดสองชนิดคือ ภาวะหัวใจปกติ และภาวะหัวใจห้องบนสั่นพลิ้ว ในภาวะหัวใจปกติแบบจำลองทำนายเป็นภาวะหัวใจห้องบนสั่นพลิ้วทั้งหมด เนื่องจากข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจกลุ่มนี้มีสัญญาณรบกวน ทำให้มีลักษณะคล้ายกับภาวะหัวใจห้องบนสั่นพลิ้ว และในกลุ่มภาวะหัวใจห้องบนสั่นพลิ้วแบบจำลองทำนายเป็นภาวะอื่นๆ โดยไม่มีรูปแบบที่ชัดเจน สาเหตุหนึ่งมาจากมีเส้นมาตรฐาน (Baseline) ที่ไม่ชัดเจน และสัญญาณรบกวนร่วมด้วย

ด้วยเหตุนี้ส่งผลให้เกิดความผิดพลาดจากการทำนายของแบบจำลอง จากการเปรียบเทียบจากงานวิจัยอื่นๆ ดังตาราง 14 และ 15 พบว่าแบบจำลองที่ผู้วิจัยได้พัฒนาขึ้นได้รับค่าความถูกต้องมากกว่างานวิจัยอื่น ๆ โดยไม่ใช้คุณลักษณะเด่น แต่ยังมีข้อจำกัดในเรื่องของค่าความถูกต้องแบบเฉพาะกลุ่ม แต่ค่าความผิดพลาดยังอยู่ในขอบเขตที่สามารถยอมรับได้ถึงแม้ว่าจะน้อยกว่า 2 งานวิจัย เพราะเกินค่าความแม่นยำเป็นศูนย์คือ 0.8938 แต่ด้วยงานวิจัยนี้ได้ใช้ข้อมูลจากฐานข้อมูล อาสาสมัครสุขภาพดีภายในมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ที่เก็บจากอุปกรณ์ที่พัฒนาขึ้น และจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพ เพื่อใช้เป็นข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ในครั้งนี้ซึ่งมีความแตกต่างจากงานวิจัยอื่น ซึ่งโดยส่วนมากใช้ข้อมูลจากฐานข้อมูลเพียงอย่างเดียว ข้อมูลที่ใช้วิจัยในครั้งนี้จัดว่าเป็นข้อมูลที่มีคุณภาพ แต่ก็อาจส่งผลให้แบบจำลองมีการเรียนรู้และจำแนกได้ดีเฉพาะในข้อมูลกลุ่มนี้ เมื่อต้องการนำแบบจำลองนี้ไปจำแนกกับผู้ป่วยอาจจะได้รับค่าความถูกต้องที่ลดลงไปบ้าง และเมื่อเจอกับผู้ป่วยกลุ่มที่เป็นภาวะหัวใจห้องบนสั่นพลิ้วและหัวใจห้องล่างเต้นเร็ว แบบจำลองอาจจะได้รับค่าความถูกต้องลดลงไปอีก เนื่องจากข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ทั้งสองภาวะมีชุดข้อมูลการเรียนรู้ที่น้อยกว่าภาวะอื่น



ภาพประกอบ 43 แผนภูมิเปรียบเทียบค่าความถูกต้องเพื่อเลือกวิธีการและข้อมูลสำหรับการเรียนรู้เพื่อนำมาพัฒนาต่อไป

ตาราง 14 ตารางเปรียบเทียบค่าความถูกต้องโรคต่าง ๆ จากงานวิจัยอื่นๆ

Author	Normal	SVT	PAC	PVC	A-fib	VT	Accuracy	classifier
Haotian Shi et al.(39)	92.1	91.7	N/A	N/A	N/A	95.1	92.1	XGBoost
Jose Antonio et al.(31)	97.15	95.45	76.82	71.04	92.69	N/A	92.746	KNN
Ling Zhao et al.(40)	100	N/A	99.44	99.26	N/A	N/A	98.61	fuzzy decision tree
Jing Zhang et al.(35)	96	100	100	99	99	N/A	99	Fusion
Turker Tuncer et al.(34)	97.1	99.5	98.3	98.2	99.5	99.8	95	KNN
Shalin Savalia et al.(33)	98	N/A	N/A	N/A	80	98	87.7	MLP/CNN
Amit Walinjkar et al.(41)	N/A	N/A	92	96	n/a	N/A	97	KNN
Sandeep Raj et al.(32)	99.08	N/A	97.22	98.75	N/A	N/A	98.82	SVM-PSO
Our proposed	99.63	99.87	99.88	99.75	99.37	99.56	99.7	Histogram gradient boosting

ตาราง 15 แสดงการเปรียบเทียบการใช้ข้อมูล และการใช้คุณลักษณะเด่น

Author	Data	Feature	Accuracy
Haotian Shi et al.	MIT-BIH arrhythmia	RR interval, Morphological f Statistical, Higher order statistic Wavelet packet entropy, Wavelet transform Recursive feature elimination	92.1
Jose Antonio et al.	PhysioNet	Wavelet Tranform	92.746
Ling Zhao et al.	MIT- BIH	R peak, Wavelet Tranform, PCA-ICA	98.61

ตาราง 15 (ต่อ)

Author	Data	Feature	Accuracy
Jing Zhang et al.	Simulator	Short-Time Fourier Transform	99
Turker Tuncer et al.	MIT-BIH Arrhythmia ECG	neighborhood component analysis (NCA)	95
Shalin Savalia et al.	PhysioBank.com Kaggle.com	-	87.7
Amit Walinjkar et al.	MIT BIH database	Age, gender, Signal strength RR interval, heart rate impact factor	97
Sandeep Raj et al.	MIT-BIH Arrhythmia	time-frequency space	98.82
Our propose	PhysioNet Our device Simulator	Raw data	99.7

### 5.3 ข้อเสนอแนะ

1. งานวิจัยนี้มีข้อมูลภาวะหัวใจห้องบนสั่นพลิ้ว และหัวใจห้องล่างเต้นเร็วเล็กน้อยกว่าภาวะหัวใจชนิดอื่นๆ มีโอกาสที่แบบจำลองจะทำนายทั้งสองภาวะนี้ผิดมากกว่า จึงควรที่จะเพิ่มข้อมูลภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะทั้งสองชนิดนี้ให้มีการเรียนรู้ที่มากขึ้น

2. งานวิจัยนี้ได้ใช้ข้อมูลจากฐานข้อมูล อาสาสมัครสุขภาพดีภายในมหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ และจากเครื่องจำลองสัญญาณชีพ เพื่อใช้เป็นข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ในครั้งนี้ หากต้องการเพิ่มประสิทธิภาพของแบบจำลอง ต้องเก็บข้อมูลในกลุ่มที่เป็นผู้ป่วยเพิ่มเพื่อให้ได้ข้อมูลที่มีความหลากหลายมากขึ้น

3. งานวิจัยนี้ได้พบกับความผิดพลาดจากการทำนายที่เกิดขึ้นจากสัญญาณรบกวน ทำให้สามารถทำนายโรคได้ยาก หากเพิ่มอีก 2 กลุ่ม คือ กลุ่มของสัญญาณรบกวนและโรคอื่นๆ อาจจะทำให้การทำนายมีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น

4. งานวิจัยนี้ได้ทดลองใช้เวฟเล็ตแบบเต็มหน่วย แม่แบบฮาร์ 5 ระดับ ซึ่งได้รับค่าความถูกต้องน้อยกว่าการใช้ข้อมูลดิบ ด้วยสาเหตุนี้จึงควรทดลองเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยแม่แบบอื่นๆ และระดับต่างๆ เพื่อหาประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ดีที่สุด

5. งานวิจัยนี้เป็นการเริ่มต้นพัฒนาแบบจำลองโดยมีแนวทางการพัฒนาต่อในอนาคต คือ การพัฒนาอุปกรณ์วัดและคัดกรองภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะแบบตามเวลาจริง เพื่อให้มีการประมวลผล ตระจหาและแจ้งเตือนภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะในทันทีเมื่อตรวจพบ ไม่ต้องรอการเก็บข้อมูลที่ยาวนาน ปลอดภัยและรู้เท่าทันโรค

6. เมื่อพัฒนาอุปกรณ์ขึ้นได้อย่างสมบูรณ์ตามเป้าหมาย จะสามารถนำไปประยุกต์ใช้ให้เป็นประโยชน์แก่บุคคลหลายฝ่าย ได้แก่

1. ผู้ใช้งานส่วนบุคคล ได้แก่ ผู้มีภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะ ผู้สนใจดูแลสุขภาพ จะสามารถนำไปติดตามภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะที่เกิดขึ้นได้ในชีวิตประจำวัน ติดตามขณะออกกำลังกาย เพื่อติดตามอาการหรือดูแลสุขภาพหัวใจ เพื่อให้รักษาได้ทันเวลา และปรึกษาอายุรแพทย์โรคหัวใจต่อไป เนื่องจากมีผู้ป่วยเป็นจำนวนมากที่ต้องสูญเสียคุณภาพชีวิต เช่น เป็นอัมพฤกษ์ ที่เกิดจากเป็นภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะแล้วรักษาไม่ทันท่วงที หรืออาจจะร้ายแรงถึงเสียชีวิต

2. ผู้ใช้งานระดับองค์กร สถานที่ ได้แก่ ภาครัฐ และเอกชน เช่น การจัดโปรโมชั่นดูแลสุขภาพในรูปแบบการขาย ให้เช่า ร่วมกับการปรึกษาอายุรแพทย์โรคหัวใจหากพบภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะ นำไปใช้กับสถานกีฬาและสุขภาพเนื่องจากมีนักกีฬาบางส่วนต้องเสียชีวิตเพราะหัวใจวายเฉียบพลันแล้วรักษาไม่ทันเวลา

3. ผู้ใช้งานภาคเอกชน อุตสาหกรรม ธุรกิจ ไปพัฒนาในทางอุตสาหกรรม เช่น การทดสอบมาตรฐานผลิตภัณฑ์อุตสาหกรรม (มอก.) เช่น มอก./ISO 13485 มาตรฐานรับรองความปลอดภัย IEC 60601-1 Series การผลิตจำหน่ายในเชิงพาณิชย์ เช่น การขายออนไลน์ ขายขาดให้บุคคล ขาย/เช่า ให้หน่วยงานหรือองค์กร

4. ผู้ใช้งานที่มีหน้าที่กำหนดนโยบาย กระทรวงสาธารณสุข สำนักงานหลักประกันสุขภาพแห่งชาติ เช่น มีนโยบายสนับสนุนให้ประชาชนสามารถเข้าถึงได้ มีการนำไปใช้งานในชุมชนได้อย่างกว้างขวาง เนื่องจากสุขภาพมีความสำคัญกับทุกคน เพื่อให้ได้เรียนรู้วิธีการรับมือกับโรคหัวใจได้ตั้งแต่วะเริ่มต้น จากคำแนะนำของอายุรแพทย์โรคหัวใจ ซึ่งเป็นการลดผู้ป่วยหนักลดผู้ป่วยแอดในโรงพยาบาลได้ อีกทั้งเป็นช่องทางการลดปริมาณการเสียชีวิตจากโรคหัวใจและหลอดเลือดที่มีอัตราการเสียชีวิตสูงเป็นอันดับต้นๆ ของประเทศ และมีแนวโน้มที่เพิ่มมากขึ้น

## บรรณานุกรม

1. World Health Organization. Cardiovascular Diseases 2020 [Available from: [https://www.who.int/health-topics/cardiovascular-diseases/#tab=tab\\_1](https://www.who.int/health-topics/cardiovascular-diseases/#tab=tab_1)].
2. Nitayaporn B, Thongpet and Kanchana. Shocking statistics revealed 432,943 people with heart disease per year, nutrition therapist pointed out. Soy milk reduces risk factors. Department of mentalhealth. 2019.
3. กรมควบคุมโรค. สถานการณ์โรคหลอดเลือดหัวใจ Coronary Artery Disease (CAD) ปี พ.ศ. 2561. 2561.
4. Association tAH. Arrhythmia [updated September 30,2016; cited 2020 September 26]. Available from: <https://www.heart.org/en/health-topics/arrhythmia/about-arrhythmia>.
5. CardioSecur. Heart Rhythm Disorders (Arrhythmias) 2019 [cited 2020 September 26 ]. Available from: <https://www.cardiosecur.com/magazine/specialist-articles-on-the-heart/cardiac-arrhythmia>.
6. Hospital BI. Arrhythmia 2020 [cited 2020 September 26]. Available from: <https://www.bumrungrad.com/th/conditions/arrhythmia-irregular-heart-beat>.
7. Iamsirithaworn S. AI Technology for Driving Thailand into 4.0 NECTEC-ACE 20192019.
8. Kodani E, Atarashi H. Prevalence of atrial fibrillation in Asia and the world. Journal of Arrhythmia. 2012;28(6):330-7.
9. Staff MC. Heart arrhythmia 2020 [cited 2020 October 3]. Available from: <https://www.mayoclinic.org/diseases-conditions/heart-arrhythmia/diagnosis-treatment/drc-20350674>.
10. MUZIC@STUDIO. 2007 July 26. Available from: <http://ekglism.blogspot.com/2007/07/ekg-electrocardiogram-ruled-paper-strip.html>.
11. เมทิกา บำรุงวัฒน์ และคนอื่นๆ. การตรวจสอบแผ่นวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจ. สำนักวิศวกรรมศาสตร์: มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี; 2555.
12. รุ่งโรจน์ กฤตยพงษ์. หัวใจเต้นผิดจังหวะ 2560 [updated 7 มีนาคม; cited 2563 29 สิงหาคม]. Available from:

[https://www.si.mahidol.ac.th/siriraj\\_online/thai\\_version/Health\\_detail.asp?id=1275](https://www.si.mahidol.ac.th/siriraj_online/thai_version/Health_detail.asp?id=1275).

13. Chaiamporn C. Atrial fibrillation 2013 [updated April 2; cited 2020 September 29]. Available from: <http://www.chulacardiaccenter.org/th/component/content/article/244-atrial-fibrillation>.
14. Staff MC. Premature ventricular contractions (PVCs) 2019 [updated November 19, 2019; cited 2020 september 21]. Available from: <https://www.mayoclinic.org/diseases-conditions/premature-ventricular-contractions/symptoms-causes/syc-20376757>.
15. Panizo JG, Barra S, Mellor G, Heck P, Agarwal S. Premature Ventricular Complex-induced Cardiomyopathy. *Arrhythm Electrophysiol Rev.* 2018;7(2):128-34.
16. Chaiyodsilp S. Arrhythmia 2010 [cited 2020 October 1]. Available from: [http://visitdrsant.blogspot.com/2010/09/blog-post\\_4758.html](http://visitdrsant.blogspot.com/2010/09/blog-post_4758.html).
17. Care SH. Supraventricular Tachycardia (SVT) 2020 [Available from: <https://stanfordhealthcare.org/medical-conditions/blood-heart-circulation/supraventricular-tachycardia.html>].
18. Melbourne. Ventricular Tachycardia in Normal Hearts (Idiopathic VT) 2020 [Available from: <https://www.melbourneheartrhythm.com.au/learn/conditions/77-ventricular-tachycardia-in-normal-hearts-idiopathic-vt>].
19. Programmer T. Machine Learning 2018 [updated December 18; cited 2020 September 21]. Available from: <https://www.thaiprogrammer.org/2018/12/อะไรคือ-การเรียนรู้ของ/>.
20. Marr B. 5 Things Everyone Should Know About Machine Learning And AI 2016 [cited 2020 September 21]. Available from: <https://www.linkedin.com/pulse/5-things-everyone-should-know-machine-learning-ai-bernard-marr>.
21. Jérémy du Boisberranger, et al. Scikit-learn: Machine Learning in Python. 2013.
22. ธนวรรณ พรายด้สดี. การประเมินระดับความรุนแรงของผู้ป่วยที่มีภาวะหยุดหายใจขณะหลับด้วยการวิเคราะห์จากเสียงกรน: มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์; 2559.
23. Gareth James, Daniela Witten, Robert Tibshirani, Hastie aT. An Introduction to Statistical Learning with Applications in R. 2 ed. Los Angeles, USA2009.
24. ยุทธ ไกยวรรณ. หลักการและการใช้การวิเคราะห์การถดถอยโลจิสติกสำหรับการวิจัย.

วารสารวิจัยมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลศรีวิชัย. 2555:1-12.

25. จตุภัทร เมฆพ่ายัพ และ กิตติการ สายธนู. สมรรถนะของข่ายงานระบบประสาทแบบ Multi-Layer Perceptron และ Radial Basis Function สำหรับแผนภูมิควบคุมคุณภาพหลายตัวแปร. Burapha Sci J. 2554:97-106.

26. phyblas. [python] การสร้างฟังก์ชัน softmax 2559 [updated 8 ธันวาคม 2561; cited 2564 2 มิถุนายน]. Available from: <https://phyblas.hinaboshi.com/nh/20161206>.

27. ชิตพงษ์ กิตติจินาดร. Neural Network Optimisers 2563 [updated มกราคม 2563; cited 2564 2 มิถุนายน ]. Available from: <https://guopai.github.io/ml-blog17.html>.

28. Richard W. Hamming, Trefethen aLN. Haar Wavelets. A Primer on Wavelets and their Scientific Applications 1999.

29. Kan Ouivirach. ใช้ Null Accuracy เป็น Baseline ในการวัดผลโมเดลของเรา 2564 [updated 10 มกราคม 2564; cited 2564 2 มิถุนายน ]. Available from: ใช้ Null Accuracy เป็น Baseline ในการวัดผลโมเดลของเรา.

30. อรุณี อิมสมบูรณ์ และคณะ. ศึกษาอุบัติเหตุการเกิดภาวะหัวใจเต้นผิดจังหวะในผู้ป่วยที่ใช้เครื่องบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจชนิดพกพาและส่งคลื่นผ่านระบบโทรศัพท์ เพื่อการวินิจฉัยกรณีผู้ป่วยนอก คณะแพทยศาสตร์โรงพยาบาลรามาธิบดี. Mahidol R2R e-Journal. 2561;5(1):61-75.

31. Gutiérrez-Gnecchi JAea. DSP-based arrhythmia classification using wavelet transform and probabilistic neural network. Biomedical Signal Processing and Control. 2017;32:44-56.

32. Raj S, Ray KC. ECG Signal Analysis Using DCT-Based DOST and PSO Optimized SVM. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement. 2017;66(3):470-8.

33. Savalia S, Emamian V. Cardiac Arrhythmia Classification by Multi-Layer Perceptron and Convolution Neural Networks. Bioengineering. 2018;5(2).

34. Tuncer T, Dogan S, Ptawiak P, Rajendra Acharya U. Automated arrhythmia detection using novel hexadecimal local pattern and multilevel wavelet transform with ECG signals. Knowledge-Based Systems. 2019;186:104923.

35. Zhang J, Tian J, Cao Y, Yang Y, Xu X. Deep time-frequency representation and progressive decision fusion for ECG classification. Knowledge-Based Systems. 2020;190:105402.

36. Queiroz JA, Azoubel LMA, Barros AK. Support system for classification of beat-to-beat arrhythmia based on variability and morphology of electrocardiogram. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing. 2019;2019(1):16.
37. Goldberger AL, Amaral LAN, Glass L, Hausdorff JM, Ivanov PCh, Mark RG, et al. MIT-BIH Arrhythmia Database Directory. 2000.
38. Thongklang A, Thongnawakun P, Chanwimalueang T, Rattanajaruskul N, Sueaseenak D, editors. An ArduinoBLE based Digital Holter for Thai Ambulatory and Personal Healthcare. 2021 IEEE 3rd Global Conference on Life Sciences and Technologies (LifeTech); 2021 9-11 March 2021.
39. Shi H, Wang H, Huang Y, Zhao L, Qin C, Liu C. A hierarchical method based on weighted extreme gradient boosting in ECG heartbeat classification. Computer Methods and Programs in Biomedicine. 2019;171:1-10.
40. Zhao L, Li J, Ren H, editors. Multi domain fusion feature extraction and classification of ECG based on PCA-ICA. 2020 IEEE 4th Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC); 2020 12-14 June 2020.
41. Walinjkar A, Woods J, editors. Personalized wearable systems for real-time ECG classification and healthcare interoperability: Real-time ECG classification and FHIR interoperability. 2017 Internet Technologies and Applications (ITA); 2017 12-15 Sept. 2017.





ภาคผนวก ก  
การปรับพารามิเตอร์

ตารางการปรับหาจำนวนโหนดในชั้นซ่อนของเพอร์เซปตรอนหลายชั้น

จำนวนโหนดในชั้นซ่อน	ค่าความถูกต้อง (ข้อมูลตรวจสอบ)
ค่าเริ่มต้น 100	0.9965
1	0.5767
2	0.9128
3	0.9528
4	0.9600
5	0.9814
10	0.9921
20	0.9932
25	0.9942
30	0.9942
35	0.9949
40	0.9937
45	0.9958
60	0.9960
70	0.9963
76	0.9954
78	0.9967
80	0.9968
82	0.9960
85	0.9956
90	0.9958

ตารางปรับค่าอัลฟาของเพอร์เซปตรอนหลายชั้น

alpha	ค่าความถูกต้อง (ข้อมูลตรวจสอบ)
ค่าเริ่มต้น 0.0001	0.9968
1e-5	0.9967

ตารางปรับค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้ของเพอร์เซปตรอนหลายชั้น

Tol	ค่าความถูกต้อง (ข้อมูลตรวจสอบ)
0.0001	0.9968
1e-6	0.9974

ตารางการปรับหาจำนวนโหนดในชั้นซ่อนของเพอร์เซปตรอนหลายชั้นด้วยไลบรารีเทนเซอร์ฟลว์

จำนวนโหนดในชั้นซ่อน	ค่าความถูกต้อง (ข้อมูลตรวจสอบ)
100	0.9972
90	0.9967
85	0.9972
83	0.9965
80	0.9974
78	0.9960
76	0.9972
70	0.9967
60	0.9954

ตารางการปรับหา l2\_regularization ของแบบจำลองฮิสเกร์เดียนบุงตึง

L2_regularization	ค่าความถูกต้อง (ข้อมูลตรวจสอบ)
0.1	0.9946
0.2	0.9944
0.01	0.9944
0.001	0.9948
0.005	0.9951
0.008	0.9944
0.004	0.9951
0.003	0.9948

ตารางการปรับหาอัตราการเรียนรู้ของแบบจำลองฮิสเทอโรเดียนบอสติง

อัตราการเรียนรู้	ค่าความถูกต้อง (ข้อมูลตรวจสอบ)
0.1	0.9951
0.5	0.9940
0.01	0.9800

ตารางการปรับหา Max\_dept ของแบบจำลองฮิสเทอโรเดียนบอสติง

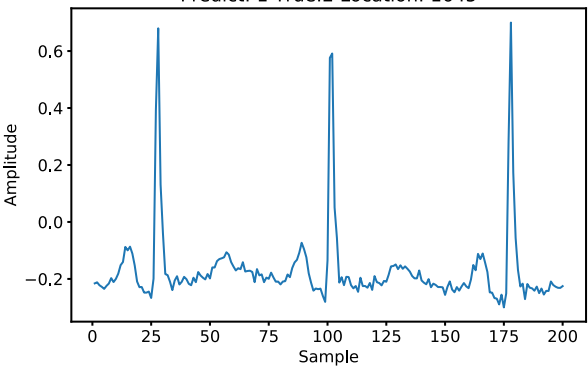
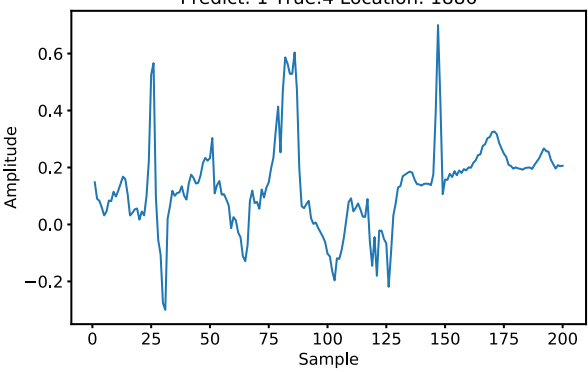
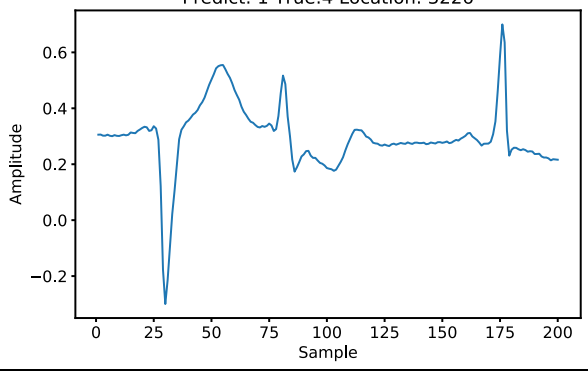
Max_dept	ค่าความถูกต้อง (ข้อมูลตรวจสอบ)
4	0.9954
5	0.9949
6	0.9949
7	0.9958

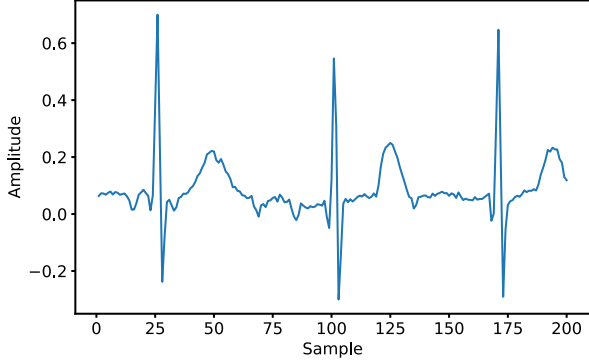
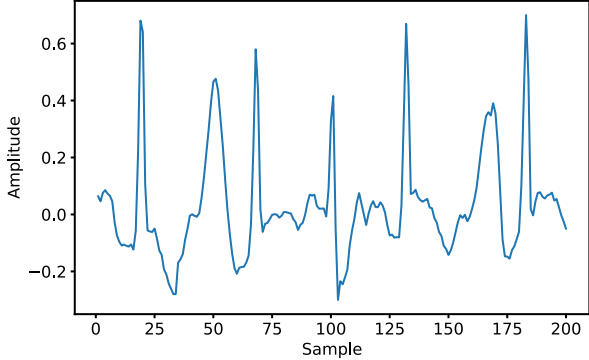
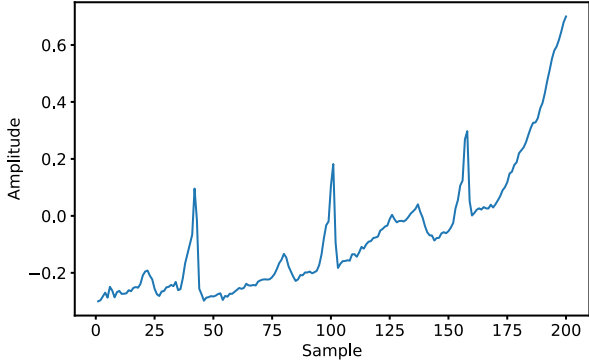
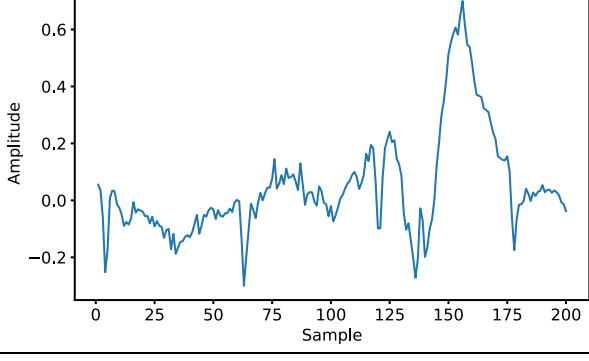


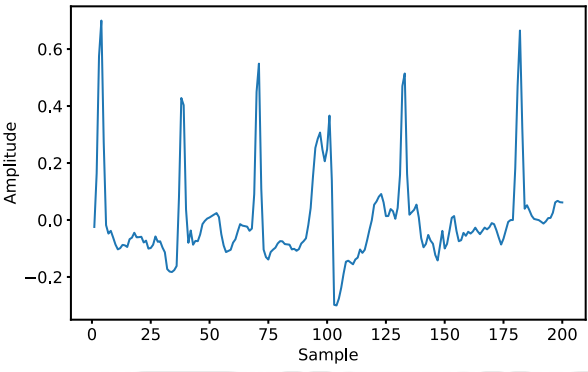
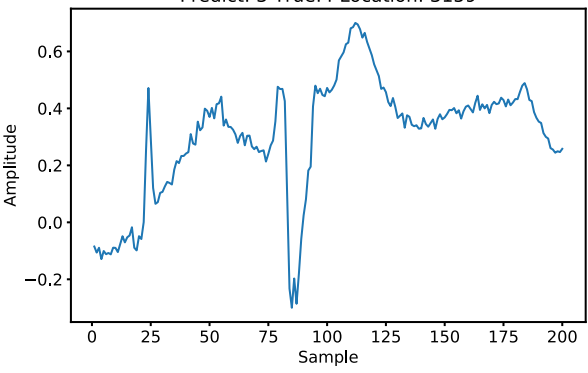
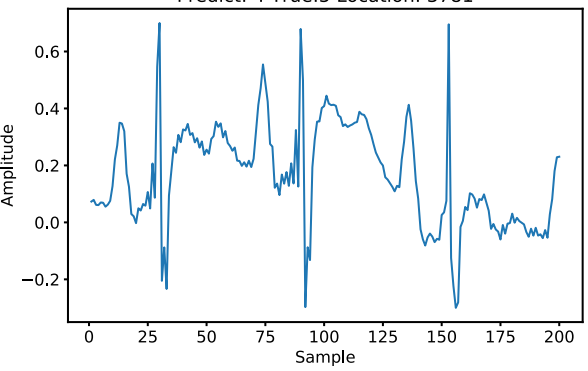
ภาคผนวก ข

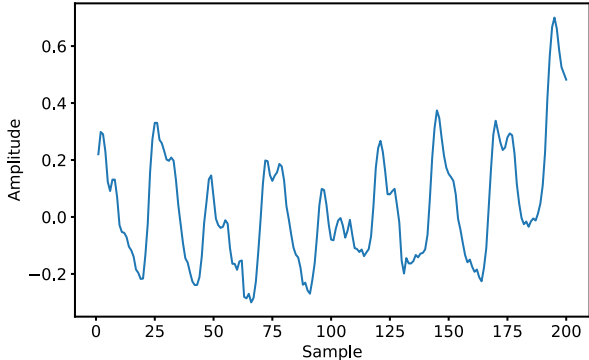
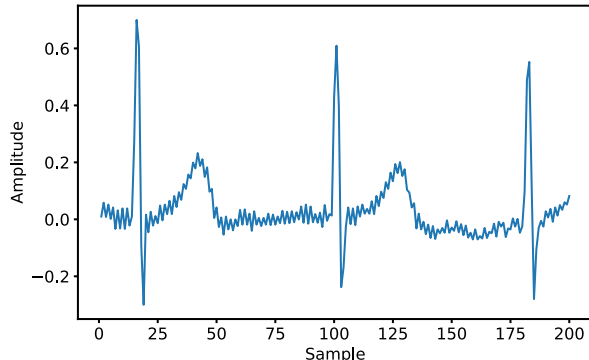
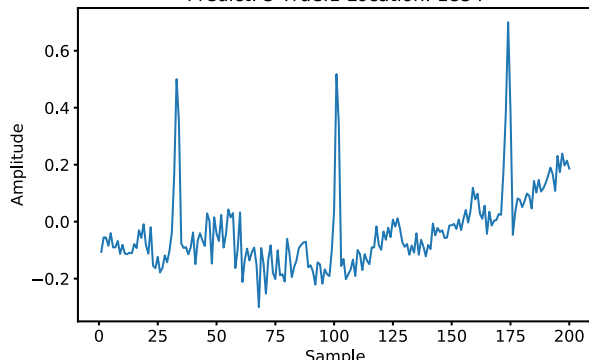
ความผิดพลาดจากการทำนายของแบบจำลอง

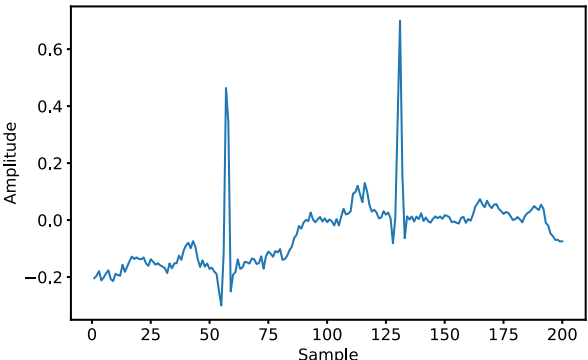
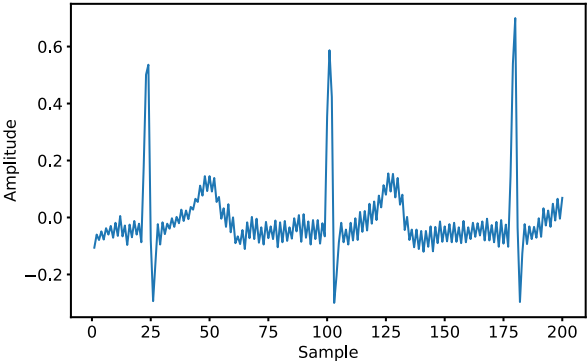
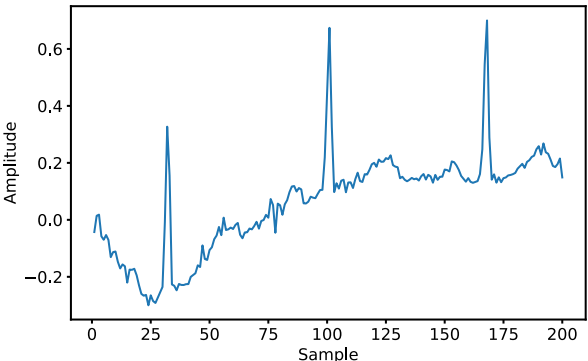
### ความผิดพลาดจากการทำนายของโมเดล

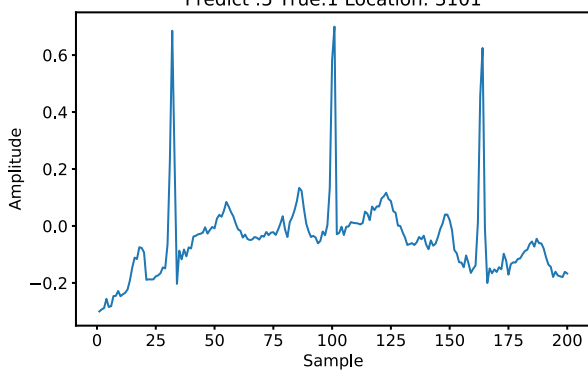
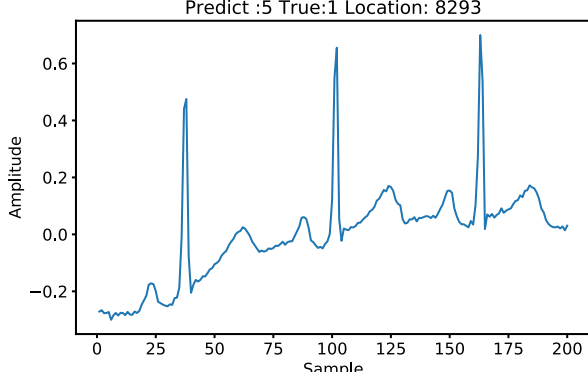
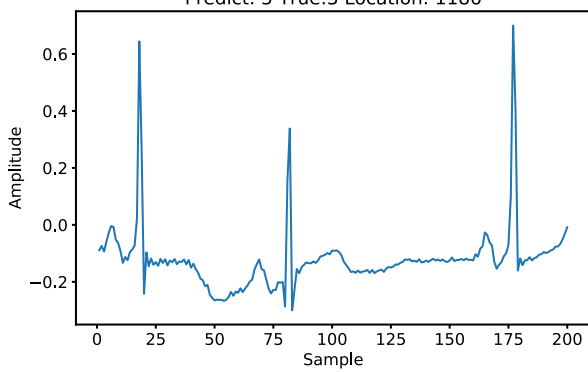
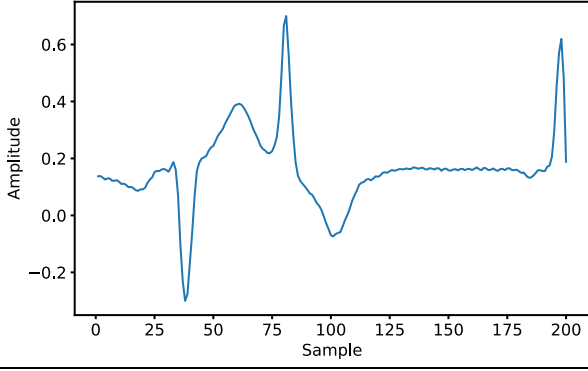
ที่	ข้อมูล	ผลเฉลยและการทำนาย
1	<p>Predict: 1 True:2 Location: 1645</p> 	<p>ภาวะหัวใจห้องบนเต้นเร็ว (SVT)</p> <p><u>โมเดลทำนาย:</u> ภาวะหัวใจปกติ (Normal)</p> <p><u>แพทย์:</u> ภาวะหัวใจปกติ (Normal)</p>
2	<p>Predict: 1 True:4 Location: 1886</p> 	<p>หัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด (PVC)</p> <p><u>โมเดลทำนาย:</u> ภาวะหัวใจปกติ (Normal)</p> <p><u>แพทย์:</u> หัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด (PVC)</p>
3	<p>Predict: 1 True:4 Location: 3226</p> 	<p>หัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด (PVC)</p> <p><u>โมเดลทำนาย:</u> ภาวะหัวใจปกติ (Normal)</p> <p><u>แพทย์:</u> หัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด (PVC)</p>

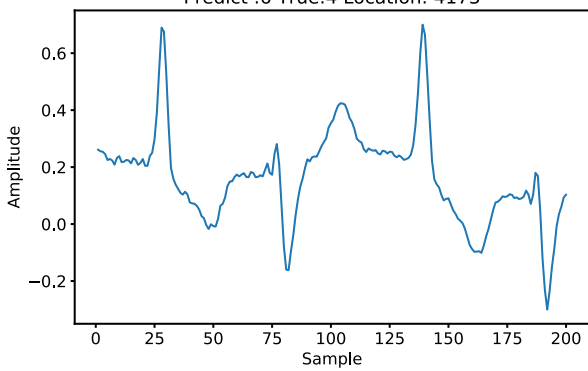
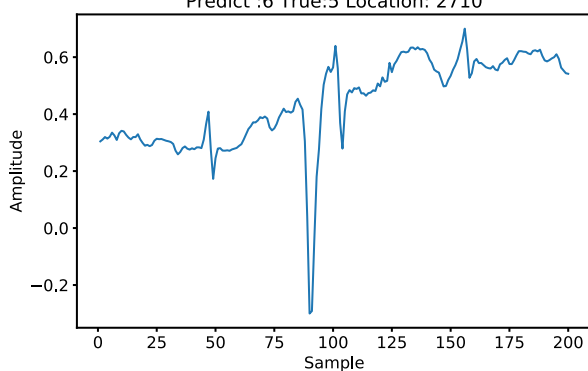
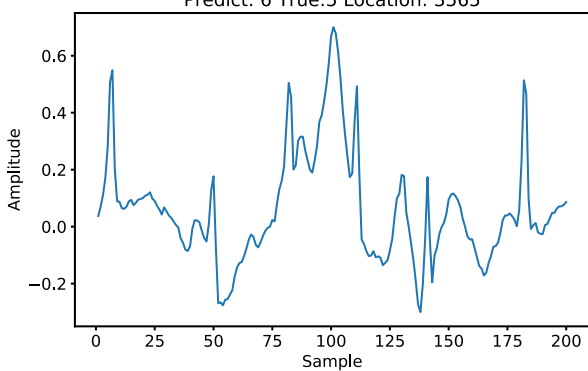
ที่	ข้อมูล	ผลเฉลยและการทำนาย
4	<p>Predict: 1 True:5 Location: 3955</p> 	<p>ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั่นพลิ้ว (A-fib)</p> <p><u>โมเดลทำนาย:</u> ภาวะหัวใจปกติ (Normal)</p> <p><u>แพทย์:</u> ภาวะหัวใจปกติ (Normal)</p>
5	<p>Predict :1 True:5 Location: 9058</p> 	<p>ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั่นพลิ้ว (A-fib)</p> <p><u>โมเดลทำนาย:</u> ภาวะหัวใจปกติ (Normal)</p> <p><u>แพทย์:</u> ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั่นพลิ้ว (A-fib) เนื่องจากมีสัญญาณรบกวนทำให้ดูได้ยาก</p>
6	<p>Predict :1 True:5 Location: 1907</p> 	<p>ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั่นพลิ้ว (A-fib)</p> <p><u>โมเดลทำนาย:</u> ภาวะหัวใจปกติ (Normal)</p> <p><u>แพทย์:</u> ภาวะหัวใจปกติ (Normal)</p>
7	<p>Predict: 1 True:6 Location: 565</p> 	<p>หัวใจเต้นเร็วที่เกิดในหัวใจห้องล่าง (VT)</p> <p><u>โมเดลทำนาย:</u> ภาวะหัวใจปกติ (Normal)</p> <p><u>แพทย์:</u> ระบุโรคได้ยาก เนื่องจาก baseline ไม่นิ่ง คาดว่าเป็นภาวะปกติ</p>

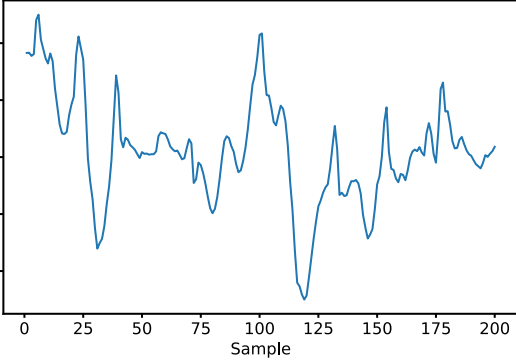
ที่	ข้อมูล	ผลเฉลยและการทำนาย
8	<p>Predict: 2 True:5 Location: 521</p> 	<p>ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั่นพลิ้ว (A-fib)</p> <p><u>โมเดลทำนาย:</u></p> <p>ภาวะหัวใจห้องบนเต้นเร็ว (SVT)</p> <p><u>แพทย์:</u> ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั่นพลิ้ว (A-fib)</p>
9	<p>Predict: 3 True:4 Location: 3159</p> 	<p>หัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด (PVC)</p> <p><u>โมเดลทำนาย:</u></p> <p>หัวใจห้องล่างเต้นก่อนกำหนด (PAC)</p> <p><u>แพทย์:</u> หัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด (PVC)</p>
10	<p>Predict: 4 True:5 Location: 3781</p> 	<p>ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั่นพลิ้ว (A-fib)</p> <p><u>โมเดลทำนาย:</u></p> <p>หัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด (PVC)</p> <p><u>แพทย์:</u> ภาวะหัวใจปกติ (Normal) แต่ P wave มีลักษณะที่ใหญ่ โมเดลจึงทำนายเป็น หัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด (PVC)</p>

ที่	ข้อมูล	ผลเฉลยและการทำนาย
11	<p>Predict: 4 True:6 Location: 808</p> 	<p>หัวใจเต้นเร็วที่เกิดในหัวใจห้องล่าง (VT)  <u>โมเดลทำนาย:</u>  หัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด (PVC)  <u>แพทย์:</u> หัวใจเต้นเร็วที่เกิดในหัวใจห้องล่าง (VT)</p>
12	<p>Predict: 5 True:1 Location: 882</p> 	<p>ภาวะหัวใจปกติ (Normal)  <u>โมเดลทำนาย:</u>  ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั้นพลิ้ว (A-fib)  <u>แพทย์:</u> ภาวะหัวใจปกติ (Normal)</p>
13	<p>Predict: 5 True:1 Location: 1854</p> 	<p>ภาวะหัวใจปกติ (Normal)  <u>โมเดลทำนาย:</u>  ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั้นพลิ้ว (A-fib)  <u>แพทย์:</u> ภาวะหัวใจปกติ (Normal)</p>

ที่	ข้อมูล	ผลเฉลยและการทำนาย
14	<p>Predict :5 True:1 Location: 2184</p> 	<p>ภาวะหัวใจปกติ (Normal)</p> <p><u>โมเดลทำนาย:</u> ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั่นพลิ้ว (A-fib)</p> <p><u>แพทย์:</u> ภาวะหัวใจปกติ (Normal)</p>
15	<p>Predict :5 True:1 Location: 2354</p> 	<p>ภาวะหัวใจปกติ (Normal)</p> <p><u>โมเดลทำนาย:</u> ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั่นพลิ้ว (A-fib)</p> <p><u>แพทย์:</u> ภาวะหัวใจปกติ (Normal)</p>
16	<p>Predict :5 True:1 Location: 2481</p> 	<p>ภาวะหัวใจปกติ (Normal)</p> <p><u>โมเดลทำนาย:</u> ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั่นพลิ้ว (A-fib)</p> <p><u>แพทย์:</u> ภาวะหัวใจปกติ (Normal)</p>

ที่	ข้อมูล	ผลเฉลยและการทำนาย
17	<p>Predict :5 True:1 Location: 3101</p> 	<p>ภาวะหัวใจปกติ (Normal)</p> <p><u>โมเดลทำนาย:</u> ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั่นพลิ้ว (A-fib)</p> <p><u>แพทย์:</u> ภาวะหัวใจปกติ (Normal)</p>
18	<p>Predict :5 True:1 Location: 8293</p> 	<p>ภาวะหัวใจปกติ (Normal)</p> <p><u>โมเดลทำนาย:</u> ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั่นพลิ้ว (A-fib)</p> <p><u>แพทย์:</u> ภาวะหัวใจปกติ (Normal)</p>
19	<p>Predict: 5 True:3 Location: 1186</p> 	<p>หัวใจห้องล่างเต้นก่อนกำหนด (PAC)</p> <p><u>โมเดลทำนาย:</u> ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั่นพลิ้ว (A-fib)</p> <p><u>แพทย์:</u> หัวใจห้องล่างเต้นก่อนกำหนด (PAC)</p>
20	<p>Predict :6 True:4 Location: 1144</p> 	<p>หัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด (PVC)</p> <p><u>โมเดลทำนาย:</u> ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั่นพลิ้ว (A-fib)</p> <p><u>แพทย์:</u> หัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด (PVC)</p>

ที่	ข้อมูล	ผลเฉลยและการทำนาย
21	<p>Predict :6 True:4 Location: 4173</p> 	<p>หัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด (PVC)</p> <p><u>โมเดลทำนาย:</u> หัวใจเต้นเร็วที่เกิดในหัวใจห้องล่าง (VT)</p> <p><u>แพทย์:</u> หัวใจห้องบนเต้นก่อนกำหนด (PVC)</p>
22	<p>Predict :6 True:5 Location: 2710</p> 	<p>ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั่นพลิ้ว (A-fib)</p> <p><u>โมเดลทำนาย:</u> หัวใจเต้นเร็วที่เกิดในหัวใจห้องล่าง (VT)</p> <p><u>แพทย์:</u> ระบุโรคได้ยาก เนื่องจากbaseline ไม่นิ่ง คาดว่าเป็นภาวะปกติ</p>
23	<p>Predict: 6 True:5 Location: 3565</p> 	<p>ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั่นพลิ้ว (A-fib)</p> <p><u>โมเดลทำนาย:</u> หัวใจเต้นเร็วที่เกิดในหัวใจห้องล่าง (VT)</p> <p><u>แพทย์:</u> ระบุโรคได้ยาก เนื่องจาก baseline ไม่นิ่ง คาดว่าเป็นภาวะปกติ</p>

ที่	ข้อมูล	ผลเฉลยและการทำนาย
24	<p>Predict: 6 True:5 Location: 4284</p> 	<p>ภาวะหัวใจห้องบนเต้นสั่นพลิ้ว (A-fib)</p> <p>โมเดลทำนาย: หัวใจเต้นเร็วที่เกิดในหัวใจห้องล่าง (VT)</p> <p>แพทย์: ระบุโรคได้ยาก เนื่องจาก baseline ไม่นิ่ง คาดว่าเป็นภาวะปกติ</p>





ภาคผนวก ค  
หนังสือรับรองจริยธรรม

## หนังสือรับรองจริยธรรม

MF-04-version-2.0

วันที่ 18 ต.ค. 61



หนังสือรับรองจริยธรรมการวิจัยของข้อเสนอการวิจัย  
เอกสารข้อมูลคำอธิบายสำหรับผู้เข้าร่วมการวิจัยและยินยอม

หมายเลขข้อเสนอการวิจัย SWUEC- 114/2562E

ข้อเสนอการวิจัยนี้และเอกสารประกอบของข้อเสนอการวิจัยตามรายการแสดงด้านล่าง ได้รับการพิจารณาจาก คณะกรรมการจริยธรรมสำหรับพิจารณาโครงการวิจัยที่ทำในมนุษย์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒแล้ว คณะกรรมการฯ มีความเห็นว่าข้อเสนอการวิจัยที่จะดำเนินการมีความสอดคล้องกับหลักจริยธรรมสากล ตลอดจนกฎหมาย ข้อบังคับและ ข้อกำหนดภายในประเทศ จึงเห็นสมควรให้ดำเนินการวิจัยตามข้อเสนอการวิจัยนี้ได้

ชื่อโครงการวิจัยเรื่อง: ระบบวัดและตรวจจับความผิดปกติของคลื่นไฟฟ้าหัวใจบนระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์  
ชื่อผู้วิจัยหลัก: ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ดิเรก เสือสีนาคร  
สังกัด: คณะวิศวกรรมศาสตร์  
เอกสารที่รับรอง: 1. แบบเสนอโครงการวิจัย  
2. โครงการวิจัย  
3. เอกสารชี้แจงผู้เข้าร่วมการวิจัย  
4. หนังสือให้ความยินยอมเข้าร่วมโครงการวิจัย

เอกสารที่พิจารณาทบทวน

1. แบบเสนอโครงการวิจัย	ฉบับที่ 2 วัน/เดือน/ปี 2 ส.ค. 2562
2. โครงการวิจัย	ฉบับที่ 2 วัน/เดือน/ปี 2 ส.ค. 2562
3. เอกสารชี้แจงผู้เข้าร่วมการวิจัย	ฉบับที่ 2 วัน/เดือน/ปี 2 ส.ค. 2562
4. หนังสือให้ความยินยอมเข้าร่วมโครงการวิจัย	ฉบับที่ 2 วัน/เดือน/ปี 2 ส.ค. 2562

(ลงชื่อ).....

(นายปิยชาติ บุญเพ็ญ)

กรรมการและผู้ช่วยเลขานุการคณะกรรมการจริยธรรมสำหรับพิจารณาโครงการวิจัยที่ทำในมนุษย์

(ลงชื่อ).....

(แพทย์หญิงสุวิพร ภักธสุวรรณ)

ประธานคณะกรรมการจริยธรรมสำหรับพิจารณาโครงการวิจัยที่ทำในมนุษย์

หมายเลขรับรอง : SWUEC/E-114/2562

วันที่ให้การรับรอง : 02/08/2562

วันหมดอายุใบรับรอง : 02/08/2563

## ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล	อรุณโรจน์ ทองกลาง
วัน เดือน ปี เกิด	19 พฤษภาคม 2540
สถานที่เกิด	นครราชสีมา
วุฒิการศึกษา	วิศวกรรมบัณฑิต สาขาวิศวกรรมชีวการแพทย์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ
ที่อยู่ปัจจุบัน	14 หมู่ 9 ตำบลหนองไม้ไผ่ อำเภอหนองบุญมาก จังหวัดนครราชสีมา 30410
ผลงานตีพิมพ์	- An ArduinoBLE based Digital Holter for Thai Ambulatory and Personal Healthcare - Development of Personal Heart Healthcare System to Promote a Wellness of Thai People

