การออกแบบและพัฒนาแบบจำลองการจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจ

นางหนึ่งฤทัย ประเสริฐ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชานวัตกรรม วิศวชีวการแพทย์
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี
ปีการศึกษา 2564

DESIGN AND DEVELOPMENT OF A MODEL FOR THE HEART SOUND ABNORMALITIES CLASSIFICATION

NEUNGREUTAI PRASERT

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the

Degree of Master of Biomedical Innovation Engineering

Suranaree University of Technology

Academic Year 2021

การออกแบบและพัฒนาแบบจำลองการจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญามหาบัณฑิต

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

....

(ผศ. ดร.สุขเกษม วัชรมัยสกุล)

ประธานกรรมการ

....

(ผศ. ดร.ธนเสฏฐ์ ทศดีกรพัฒน์)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)

....

(ผศ. ดร.เจษฎา ตัณฑนุช)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม)

....

(ผศ. ดร.เบญจวรรณ โรจนดิษฐ์)

กรรมการ

....

(ดร.อภิชาติ อินทรพานิชย์)

กรรมการ

....

(รศ. ดร.ฉัตรชัย โชติษฐยางกูร)

รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการและประกันคุณภาพ

....

(รศ. ดร.พรศิริ จงกล)

คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

หนึ่งฤทัย ประเสริฐ: การออกแบบและพัฒนาแบบจำลองการจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจ (DESIGN AND DEVELOPMENT OF A MODEL FOR THE HEART SOUND ABNORMALITIES CLASSIFICATION) อาจารย์ที่ปรึกษา: ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ธนเสฏฐ์ ทศดีกรพัฒน์, 80 หน้า.

คำสำคัญ: เสียงหัวใจ, สเปกโทรแกรม, โครงข่ายประสาทเทียม

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาออกแบบและพัฒนาแบบจำลองการจำแนกความผิดปกติของสัญญาณเสียงหัวใจสำหรับคัดกรองความผิดปกติของหัวใจเบื้องต้น เพื่อจำแนกระหว่างเสียงหัวใจปกติและเสียงหัวใจผิดปกติแบบมีเสียงฟู่และแบบมีเสียงคลิกของหัวใจ โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง การศึกษานี้มุ่งเน้นไปที่สัญญาณเสียงหัวใจในจังหวะที่เร็วขึ้นตั้งแต่ร้อยละ 0 ถึงร้อยละ 100 โดยเพิ่มขึ้นทีละร้อยละ 10 และมีเสียงหายใจรบกวนในระดับความดังที่ต่างกัน ซึ่งจังหวะที่แตกต่างกันของเสียงหัวใจนี้แสดงถึงอัตราการเต้นของหัวใจที่แตกต่างกันของบุคคลเดียวกัน เพื่อจำลองสถานการณ์ว่ากิจกรรมที่แตกต่างกันของแต่ละคนเปลี่ยนความเร็วของอัตราการเต้นของหัวใจและมีระดับความดังของเสียงหายใจรบกวนต่างกัน วิธีดำเนินการประกอบไปด้วยการสร้างข้อมูลให้เสียงหัวใจและเสียงหายใจดังกล่าวซ้อนทับกันอยู่ในรูปของภาพสเปกโทรแกรมโดยใช้โปรแกรมภาษาไพธอน เพื่อเข้าสู่การประมวลภาพสำหรับเป็นข้อมูลในการเรียนรู้ของเครื่อง ทั้งนี้ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยเป็นข้อมูลเสียงหัวใจจาก Heart Sound & Murmur Library มหาวิทยาลัยมิชิแกน และเสียงหายใจจาก Respiratory Auscultation Mediscuss หลังจากนั้นนำภาพสเปกโทรแกรมที่ได้มาวิเคราะห์ข้อมูล สร้างแบบจำลองด้วยวิธีการโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้โปรแกรม RapidMiner Studio เพื่อจำแนกความผิดปกติของสัญญาณเสียงหัวใจระหว่างเสียงหัวใจปกติและเสียงหัวใจผิดปกติ โดยผลการวิจัยพบว่าสามารถจำแนกเสียงหัวใจได้โดยมีความถูกต้อง ร้อยละ 82.94 ความแม่นยำร้อยละ 90.44 ค่าเรียกคืน ร้อยละ 73.68 และค่าเฉลี่ยของความแม่นยำและค่าเรียกคืน ร้อยละ 81.20 ดังนั้นแบบจำลองการจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจสามารถนำไปใช้สนับสนุนการวินิจฉัยของแพทย์ ช่วยให้ขั้นตอนต่อไปของการวินิจฉัยโรคด้วยแพทย์ รวดเร็ว และมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น

สาขาวิชา นวัตกรรม วิศวชีวการแพทย์ ลายมือชื่อนักศึกษา ....

ปีการศึกษา 2564 ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา ....

ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษาร่วม ....

NEUNGREUTAI PRASERT: DESIGN AND DEVELOPMENT OF A MODEL FOR THE HEART SOUND ABNORMALITIES CLASSIFICATION THESIS ADVISOR: ASST. PROF. THANASET THOSDEEKORAPHAT, Ph.D., 80 PP.

Keyword: HEART SOUND, SPECTROGRAM, MACHINE LEARNING

This research aims to classify between normal heart sounds and abnormal heart sounds (heart murmurs and clicks) for primary screening of heart abnormalities by machine learning techniques. This study focuses on the obtained heart sound at different tempos from 0% to 100% in 10% increments that may be interfered by the different volume levels of breathing sound noise. The different tempos of each heart sound file represent the different heartbeat rates of the same person. To simulate that different people's activities change the speed of their heart rate with different volume levels of breathing sound noise. The methodology consisted of generating the audio test files that were manipulated by overlaying the breathing sound noise on the heart sounds and converting it into the spectrogram by Python for the image processing method in machine learning. The data of heart sound and breathing sound noise was obtained from Heart Sound & Murmur Library, University of Michigan, and Respiratory Auscultation, respectively. After that, the model was created using the neural network method to classify heart sound abnormalities between normal heart sounds and abnormal heart sounds from the spectrogram by RapidMiner Studio. The results showed that the accuracy for classification of 82.94%, precision of 90.44%, recall of 73.68%, and F1-score of 81.20%. Therefore, a model for the heart sound abnormalities classification can be used to support a medical diagnosis that enables the next step of medical diagnosis to be faster and more efficient.

School of Biomedical Innovation Engineering
Academic Year 2021

Student's Signature ....
Advisor's Signature ....
Co-advisor's Signature ....

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์นี้สำเร็จลุล่วงด้วยดี เนื่องจากได้รับความช่วยเหลืออย่างดียิ่ง ทั้งด้านวิชาการและด้านการดำเนินงานวิจัย จากบุคคลดังต่อไปนี้

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ธนเสฏฐ์ ทศดีกรพัฒน์ อาจารย์ประจำสาขาวิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์) และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.เจษฎา ตัณฑนุช อาจารย์ประจำสาขาวิชาคณิตศาสตร์ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม) ที่ช่วยเหลือในการทำการศึกษาวิจัย ให้คำแนะนำปรึกษา ช่วยแก้ปัญหาและให้กำลังใจแก่ผู้วิจัยมาโดยตลอด รวมทั้งตรวจทานและแก้ไขวิทยานิพนธ์เล่มนี้จนเสร็จสมบูรณ์ ตลอดจนผลงานวิจัยที่ได้รับการเผยแพร่ระดับนานาชาติ

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุขเกษม วัชรมัยสกุล ประธานกรรมการ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.เบญจวรรณ โรจนดิษฐ์ กรรมการ และ ดร.อภิชาติ อินทรพานิชย์ กรรมการ ที่กรุณาให้คำเสนอแนะ ตลอดจนคำปรึกษาอันก่อให้เกิดการพัฒนาแนวความคิดได้อย่างรอบคอบมากยิ่งขึ้น จนทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสร็จสมบูรณ์

คณาจารย์ทุกท่านในหลักสูตรสาขาวิชานวัตกรรม วิศวชีวการแพทย์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่ให้ความเมตตาและให้ความรู้กับผู้วิจัยมาโดยตลอด

คุณอนงค์นาถ แซะจอหอ เลขานุการประจำหลักสูตรสาขาวิชานวัตกรรม วิศวชีวการแพทย์ ที่ช่วยดูแลประสานงานในเรื่องเอกสารต่าง ๆ ระหว่างศึกษาจนสำเร็จการศึกษาไปด้วยดี

คุณคณิศร์ บรรลุศิลป์ นักศึกษาบัณฑิตสาขาวิชาวิศวกรรมอิเล็กทรอนิกส์ ที่ให้ความแนะนำช่วยเหลือในการดำเนินการวิจัย

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ที่ได้เปิดโอกาสทางการศึกษารวมถึงให้การสนับสนุนทุนการศึกษาและทุนอุดหนุนในการนำเสนอและเผยแพร่ผลงานวิจัย

สำหรับคุณประโยชน์อันใดที่เกิดจากงานวิจัยในครั้งนี้ เป็นผลมาจากความช่วยเหลือและกรุณาจากทุกท่านที่ได้กล่าวมาข้างต้น รวมทั้งบุคคลอื่นที่ผู้วิจัยมิได้กล่าวถึง ผู้วิจัยรู้สึกซาบซึ้งเป็นอย่างยิ่ง จึงขอขอบพระคุณอย่างสูงไว้ ณ โอกาสนี้ด้วย

หนึ่งฤทัย ประเสริฐ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ (ภาษาไทย) ..... ก

บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ) ..... ข

กิตติกรรมประกาศ ..... ค

สารบัญ ..... ง

สารบัญตาราง ..... ช

สารบัญรูป ..... ซ

บทที่

1 **บทนำ** 1

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหาการวิจัย 1

1.2 วัตถุประสงค์ของการศึกษา 2

1.3 ข้อตกลงเบื้องต้น 2

1.4 ขอบเขตของงานวิจัย 2

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 3

2 **ปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง** 4

2.1 ความรู้เกี่ยวกับหัวใจ 5

2.1.1 บริเวณสำหรับฟังเสียงหัวใจ (Areas of auscultation) 6

2.1.2 วงรอบการทำงานของหัวใจ (Cardiac cycle) 7

2.1.3 เสียงหัวใจ (Heart sound) 10

2.1.4 คุณลักษณะของเสียงหัวใจ 12

2.1.5 อัตราการเต้นของหัวใจ (Heart rate) 13

2.2 หูฟังแพทย์ 14

2.3 สเปกโทรแกรม (Spectrogram) 15

2.4 ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) 17

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.5 การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning: ML) 18
2.5.1 อัลกอริทึมการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) 20
2.6 การจำแนกประเภทข้อมูลและการทดสอบประสิทธิภาพแบบจำลอง 24
2.6.1 การจำแนกประเภทข้อมูล (Classification) 24
2.6.2 ตัววัดประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองการจำแนกประเภท 25
2.6.3 การแบ่งข้อมูลเพื่อทดสอบประสิทธิภาพแบบจำลอง (Validation) 27
2.7 โปรแกรม RapidMiner 29
2.8 การทบทวนวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 31
2.9 สรุป 32
3 วิธีการดำเนินการวิจัย 33
3.1 เครื่องมือที่ใช้ในการทำวิจัย 33
3.2 ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา 33
3.3 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย 33
3.4 เตรียมข้อมูล (Data preparation) 36
3.5 การสร้างแบบจำลอง (Modeling) 40
3.6 การประเมินประสิทธิภาพ (Evaluation) 41
4 ผลการวิจัยและการอภิปรายผล 43
4.1 ผลการทดสอบประสิทธิภาพแบบจำลองโดยเทคนิควิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) 43
4.2 ผลการทดสอบประสิทธิภาพแบบจำลองโดยเทคนิควิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN) และเทคนิควิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machines: SVM) 45
4.3 วิจารณ์และอภิปรายผลการวิจัย 48
5 สรุปและข้อเสนอแนะ 51

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

5.1 สรุปผลการวิจัย.. 51
5.2 ข้อเสนอแนะ.. 51
รายการอ้างอิง 53
ภาคผนวก 58
ภาคผนวก ก 59
ภาคผนวก ข 78
ประวัติผู้เขียน 80

สารบัญตาราง

ตารางที่ **หน้า**

2.1 แสดงตำแหน่งฟังเสียงหัวใจ 7
2.2 แสดงคอนฟิวชันเมทริกซ์ (confusion matrix) 25
3.1 เครื่องมือ วัสดุ และอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย 33
3.2 ข้อมูลเสียงหัวใจ ที่ใช้ในการศึกษา 34
3.3 ค่าประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองที่ใช้ 42
4.1 แสดงคอนฟิวชันเมทริกซ์ (confusion matrix) 44
4.2 แสดงคอนฟิวชันเมทริกซ์ (confusion matrix) ของเทคนิควิธี Deep Learning 46
4.3 แสดงคอนฟิวชันเมทริกซ์ (confusion matrix) ของเทคนิควิธี Support Vector Machines 46
4.4 แสดงคอนฟิวชันเมทริกซ์ (confusion matrix) เปรียบเทียบระหว่าง Neural Net, Deep Learning, และ Support Vector Machines 47
4.5 แสดงค่าเปรียบเทียบการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง 47

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

สารบัญรูป

รูปที่ หน้า

2.1 ลักษณะโครงสร้างของหัวใจ 6
2.2 บริเวณสำหรับฟังเสียงหัวใจ 7
2.3 วงรอบการทำงานของหัวใจ 10
2.4 สัญญาณการเต้นของหัวใจปกติและผิดปกติ 11
2.5 ลักษณะของเสียงหัวใจ 13
2.6 ส่วนประกอบของหูฟังแพทย์ 14
2.7 รูปแบบคลื่นเวลา (Waveform) และรูปแบบ Spectrogram โดยใช้ฟังก์ชันหน้าต่างแบบฮานน์ (Hann window) 16
2.8 ความสัมพันธ์ของปัญญาประดิษฐ์และการเรียนรู้ของเครื่อง 17
2.9 ความแตกต่างระหว่าง Machine Learning กับ Deep Learning 18
2.10 ขั้นการเรียนรู้ (learning stage) 19
2.11 การอนุมาน (inference) 19
2.12 ส่วนประกอบของ Neural Network 21
2.13 สถาปัตยกรรมของเครือข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน 21
2.14 ลักษณะของลำดับชั้นในการคำนวณของ CNN 22
2.15 ลักษณะของการสังเคราะห์ข้อมูลของ Pooling layer 23
2.16 การรวมข้อมูลของ Fully connected layer 23
2.17 ตัวอย่างแบบจำแนก SVM 24
2.18 ลักษณะกราฟของ ROC และ AUC 27
2.19 ตัวอย่างการทดสอบแบบจำลองด้วยวิธี 5-fold cross-validation 28
2.20 การสังเคราะห์ข้อมูลแบบ SMOTE 29
2.21 โปรแกรม RapidMiner Version 9.9 30
2.22 RapidMiner Platform 30
3.1 แผนผังขั้นตอนการดำเนินงานวิจัยสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง 35

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ **หน้า**

3.2 รูปแบบคลื่นเวลาของสัญญาณเสียงหัวใจ (Waveform).. 36
3.3 รูปแบบคลื่นเวลาของสัญญาณเสียงหายใจ (Waveform) 37
3.4 ตัวอย่างภาพ Spectrogram สัญญาณเสียงหัวใจปกติ ในตำแหน่ง Apex Area................... 38
3.5 ตัวอย่างภาพ Spectrogram สัญญาณเสียงหัวใจผิดปกติ ในตำแหน่ง Aortic Area............. 39
3.6 แบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องด้วยโปรแกรม RapidMiner Studio version 9.9 41
4.1 ตัวอย่างข้อมูลผลการจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจเพื่อใช้วิเคราะห์ประสิทธิภาพ............. 43
4.2 แผนภาพ ROC curve 44
4.3 ตัวอย่างข้อมูลผลการจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจเพื่อใช้วิเคราะห์ประสิทธิภาพ
โดยเทคนิควิธีแบบ Deep Learning และเทคนิควิธี Support Vector Machines............. 46
4.4 กราฟแสดงแสดงค่าเปรียบเทียบการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง................................ 48

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหาการวิจัย

โรคหัวใจและหลอดเลือด (Cardiovascular disease : CVDs) เป็นสาเหตุการเสียชีวิตอันดับต้น ๆ ของประเทศไทยและมีแนวโน้มที่จะเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง (กองระบาดวิทยา กรมควบคุมโรค, 2562) จากการรายงานสถิติขององค์การอนามัยโลก (World Health Organization: WHO) ในปี 2019 พบว่ากลุ่มโรคหัวใจและหลอดเลือดเป็นสาเหตุสำคัญของการเสียชีวิตของคนทั่วโลก (WHO, 2021) สำหรับการวินิจฉัยโรคเบื้องต้นทำได้โดยการซักประวัติ ตรวจร่างกาย และการตรวจเพิ่มเติมทางห้องปฏิบัติการ การใช้เครื่องตรวจฟังเสียงหรือหูฟังแพทย์ (Stethoscope) จัดเป็นส่วนหนึ่งของการตรวจร่างกายโดยการตรวจฟังเสียง ซึ่งหูฟังแพทย์เป็นอุปกรณ์ทางการแพทย์พื้นฐานที่แพทย์ทุกคนจำเป็นต้องใช้ในการตรวจฟังเสียงอวัยวะต่าง ๆ ภายในร่างกาย เพื่อตรวจแยกโรคในระบบหัวใจและหลอดเลือด หูฟังแพทย์ส่วนใหญ่ที่แพทย์ที่ใช้กันทั่วไปจะเป็นหูฟังแพทย์แบบดั้งเดิม ซึ่งมีข้อจำกัดในเรื่องระดับเสียงที่ไม่สามารถขยายให้เสียงดังขึ้นได้ แพทย์ต้องใช้ความชำนาญในการฟังเสียงหัวใจหรืออวัยวะภายในต่าง ๆ อีกทั้งยังไม่สามารถบันทึกข้อมูลเสียงที่ได้ยินได้ ในปัจจุบันจึงมีหูฟังแพทย์แบบอิเล็กทรอนิกส์ (Electronic Stethoscope) ซึ่งเป็นที่นิยมกันอย่างกว้างขวาง เพื่อแก้ไขข้อจำกัดของ หูฟังแพทย์แบบดั้งเดิม สามารถขยายเสียงได้ มีการเชื่อมต่อกับระบบซอฟต์แวร์ และสามารถแสดงผลข้อมูลในรูปแบบภาพและเสียงได้ ซึ่งสัญญาณเสียงหัวใจ (Phonocardiogram; PCG) เป็นข้อมูลทางคลินิกที่สำคัญที่แพทย์ใช้ในการวินิจฉัยความผิดปกติของหัวใจ แต่หูฟังแพทย์แบบอิเล็กทรอนิกส์ยังพบปัญหาในด้านเสียงรบกวน เนื่องจากใช้ไมโครโฟนเป็นตัวรับเสียงซึ่งมีความไวต่อเสียง ทำให้มีโอกาสรับเสียงรบกวนภายนอก (External noise) ที่ไม่ต้องการตรวจฟังมาด้วย จึงเป็นสาเหตุสำคัญที่ยากต่อการฟังเสียงและวินิจฉัยสัญญาณเสียงหัวใจ อาจส่งผลให้เกิดข้อผิดพลาดในการวินิจฉัยโรคได้ ต้องอาศัยทักษะประสบการณ์ของแพทย์ที่มีความเชี่ยวชาญเป็นสำคัญ เพื่อความถูกต้องในการวินิจฉัยโรค ทั้งนี้การใช้แบบจำลองช่วยในการวิเคราะห์และประมวลผลจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจ โดยการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีด้านการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning: ML) ซึ่งเป็นเทคนิคที่ใช้วิเคราะห์และหาความสัมพันธ์ของข้อมูลที่มีอยู่เพื่อให้ได้ค่าที่เหมาะสมที่สุดในทางคณิตศาสตร์ เป็นเครื่องมือหนึ่งที่เปรียบเสมือนเป็นสมองของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial

Intelligence: AI) ที่มุ่งเน้นในการใช้ตัวอย่างหรือประสบการณ์เพื่อการเรียนรู้งาน ดังนั้นจึงเป็นเครื่องมือสำหรับวิเคราะห์ทำความเข้าใจโครงสร้างและหารูปแบบของข้อมูลสำหรับใช้ในการตัดสินใจจะสามารถช่วยให้แพทย์ ลดระยะเวลาที่ใช้ในการวินิจฉัย และเพิ่มความถูกต้องในการวินิจฉัยได้

ดังนั้นในงานนี้ผู้วิจัยจึงมีแนวคิดที่จะศึกษาออกแบบและพัฒนาแบบจำลองการจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจสำหรับคัดกรองความผิดปกติของหัวใจเบื้องต้นด้วยชุดข้อมูลเสียงหัวใจปกติและเสียงหัวใจผิดปกติ เพื่อช่วยให้ขั้นตอนต่อไปของการวินิจฉัยโรคด้วยแพทย์ รวดเร็ว และมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น

1.2 วัตถุประสงค์ของการศึกษา

1.2.1 เพื่อศึกษาเกี่ยวกับวิธีการประมวลผลเบื้องต้นของสัญญาณเสียงหัวใจ

1.2.2 เพื่อศึกษาระบบวิเคราะห์ข้อมูลของการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) และการนำไปประยุกต์ใช้

1.2.3 เพื่อออกแบบและพัฒนาแบบจำลองการจำแนกสัญญาณเสียงหัวใจสำหรับคัดกรองความผิดปกติของหัวใจเบื้องต้น

1.3 ข้อตกลงเบื้องต้น

2.1.1 วิเคราะห์ข้อมูลสัญญาณเสียงหัวใจที่มีเสียงหายใจรบกวนจังหวะต่าง ๆ โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)

1.3.2 ออกแบบและพัฒนาแบบจำลองการจำแนกความผิดปกติของสัญญาณเสียงหัวใจเพื่อใช้สำหรับคัดกรองความผิดปกติของเสียงหัวใจเบื้องต้น

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

1.4 ขอบเขตของงานวิจัย

1.4.1 แบบจำลองการจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจ วิเคราะห์ข้อมูลการจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจโดยใช้โปรแกรม RapidMiner Studio

1.4.2 การเตรียมข้อมูลและสร้างข้อมูลเพื่อเข้าสู่การประมวลภาพสำหรับเป็นข้อมูลในการเรียนรู้ของเครื่องโดยใช้โปรแกรมภาษาไพธอน (Python)

1.4.3 ข้อมูลเสียงหัวใจ ประกอบด้วยเสียงหัวใจปกติ เสียงหัวใจผิดปกติในส่วน apex, aortic และ pulmonic โดยมีเสียงเสียงฟู่และเสียงคลิก จาก Heart Sound & Murmur Library,

University of Michigan https://open.umich.edu/find/open-edxde3ucational-resources/medical/heart-sound-murmur-library และไฟล์เสียงหายใจปกติ Vesicular Breath Sound จาก Mediscuss https://www.mediscuss.org/respiratory-auscultation

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

ได้แบบจำลองการจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจ เพื่อใช้เป็นแนวทางในการพัฒนาต่อยอดสำหรับสนับสนุนการวินิจฉัยของแพทย์ สามารถลดเวลาในการวินิจฉัยสำหรับคัดกรองความผิดปกติของหัวใจเบื้องต้นได้อย่างรวดเร็วและมีประสิทธิภาพ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

บทที่ 2
ปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

โรคหัวใจและหลอดเลือด (Cardiovascular disease : CVDs) เป็นกลุ่มโรคที่เกิดกับระบบหัวใจและหลอดเลือดส่วนต่าง ๆ ได้แก่ โรคหลอดเลือดในสมอง (Cerebrovascular diseases) โรคหัวใจขาดเลือด (Ischaemic heart diseases) โรคเส้นเลือดแดงส่วนปลายอุดตัน (Peripheral artery disease) เป็นต้น โดยปัจจัยเสี่ยงหลักที่สำคัญของโรคหัวใจและหลอดเลือดมี 2 ส่วนคือ ส่วนที่ปรับเปลี่ยนหรือควบคุมไม่ได้ทั้งพันธุกรรม อายุ เพศ เชื้อชาติ และส่วนที่ปรับเปลี่ยนหรือควบคุมได้ซึ่งเกิดจากพฤติกรรมการใช้ชีวิตประจำวัน ได้แก่ การรับประทานอาหารที่มีรสเค็มจัดหรืออาหารไขมันสูง การไม่ออกกำลังกาย การสูบบุหรี่และการดื่มแอลกอฮอล์ ปัจจัยเสี่ยงดังกล่าวจะนำไปสู่ภาวะความดันโลหิตสูง ระดับน้ำตาลในเลือดสูง ระดับไขมันในเลือดสูง มีความสัมพันธ์กับโรคอื่น ๆ เช่น โรคอ้วน โรคเบาหวาน เกิดเป็นโรคหัวใจและหลอดเลือดในที่สุด พบมากในกลุ่มผู้สูงอายุ และยังเป็นปัญหาสาธารณสุขที่สำคัญของโลก ดังเห็นได้จากจำนวนผู้ป่วยที่เสียชีวิตจากโรคหัวใจและหลอดเลือดที่รายงานโดยองค์การอนามัยโลก สำหรับการวินิจฉัยโรคหัวใจและหลอดเลือดมีตั้งแต่การซักประวัติ การตรวจร่างกาย การส่งตรวจทางห้องปฏิบัติการ การตรวจที่จำเพาะกับหัวใจ เช่น เครื่องตรวจฟังเสียงหรือหูฟังแพทย์ (Stethoscope) การตรวจคลื่นไฟฟ้าหัวใจ (Electrocardiogram) การถ่ายภาพรังสีของทรวงอก (Chest X-ray) การทดสอบกายบริหาร (Exercise test) การตรวจหัวใจด้วยคลื่นเสียงสะท้อนความถี่สูง (Echocardiogram) การตรวจวินิจฉัยโรคของหลอดเลือดหัวใจด้วยเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ความเร็วสูง (Computed tomographic angiography) การสวนหัวใจหรือการฉีดสีดูหลอดเลือดหัวใจ (Cardiac catheterization or coronary angiogram) แต่โดยทั่วไปการวินิจฉัยโรคหัวใจและหลอดเลือดเบื้องต้นมักจะเริ่มจากเครื่องตรวจฟังเสียงหรือหูฟังแพทย์ซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของการตรวจร่างกาย เป็นการตรวจคัดกรองที่ง่ายสะดวกต่อการใช้งานทั้งสำหรับแพทย์และผู้เข้ารับการวินิจฉัย เป็นการวินิจฉัยที่ไม่รุกล้ำ (Noninvasive diagnosis) และมีค่าใช้จ่ายต่ำ

2.1 ความรู้เกี่ยวกับหัวใจ

หัวใจ (heart) เป็นอวัยวะกล้ามเนื้อที่สำคัญ วางตัวในทรวงอกในช่องมิดเดิล เมไดแอสตินัม (middle mediastinum) ซึ่งอยู่ระหว่างปอดทั้งสองข้าง หลังต่อกระดูกประจันอก (sternum) หน้าต่อกระดูกสันหลัง (vertebrae) และเหนือต่อกระบังลม (diaphragm) เยื้องไปข้างซ้ายของร่างกายเล็กน้อย เพื่อทำหน้าที่สูบฉีดเลือดที่มีปริมาณแก๊สออกซิเจนสูงไปยังส่วนต่าง ๆ ของร่างกายทางหลอดเลือดแดง (artery) และรับเลือดที่มีปริมาณออกซิเจนต่ำและแก๊สคาร์บอนไดออกไซด์สูงกลับมาจากเนื้อเยื่อส่วนต่าง ๆ ทางหลอดเลือดดำ (vein) เพื่อนำไปแลกเปลี่ยนก๊าซที่ปอด หัวใจมี 4 ห้อง คือ หัวใจห้องบนขวา (right atrium) หัวใจห้องล่างขวา (right ventricle) หัวใจห้องบนซ้าย (left atrium) และหัวใจห้องล่างซ้าย (left ventricle) โดยมีลิ้นไตรคัสปิดไตร (tricuspid valve) กั้นระหว่างหัวใจ right atrium และ right ventricle และมีลิ้นไมทรัลหรือลิ้นไบคัสปิด (mitral or bicuspid valve) กั้นระหว่าง left atrium และ left ventricle เพื่อป้องกันไม่ให้เลือดไหลย้อนกลับในขณะที่หัวใจห้องล่างบีบตัว นอกจากนี้ มีผนังกั้นหัวใจห้องบน (interatrial septum) และผนังกั้นหัวใจห้องล่าง (interventricular septum) โดยหัวใจแต่ละห้องมีหน้าที่ดังต่อไปนี้

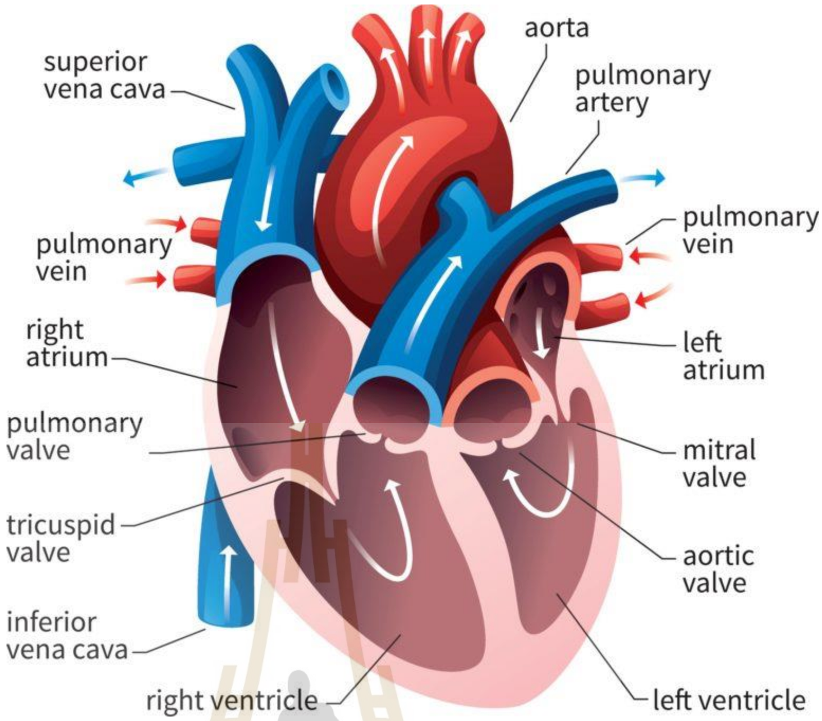
1) Right atrium ทำหน้าที่รับเลือดที่มีปริมาณออกซิเจนต่ำออกจากทุกส่วนของร่างกายโดยผ่านทาง superior vena cava, inferior vena cava และ coronary sinus

2) Right ventricle ทำหน้าที่รับเลือดจาก right atrium แล้วสูบฉีดเลือดไปแลกเปลี่ยนก๊าซที่ปอดโดยผ่าน pulmonary trunk และ pulmonary artery ตามลำดับ

3) Left atrium ทำหน้าที่รับเลือดที่มีปริมาณออกซิเจนสูงจากปอดโดยผ่านทาง pulmonary vein

4) Left ventricle ทำหน้าที่รับเลือดจาก left atrium และสูบฉีดเลือดไปยัง aorta เพื่อส่งเลือดไปเลี้ยงเนื้อเยื่อส่วนต่าง ๆ ของร่างกายต่อไป (ศุภเกต แสนทวีสุข และคณะ, 2563, หน้า 98-99)

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



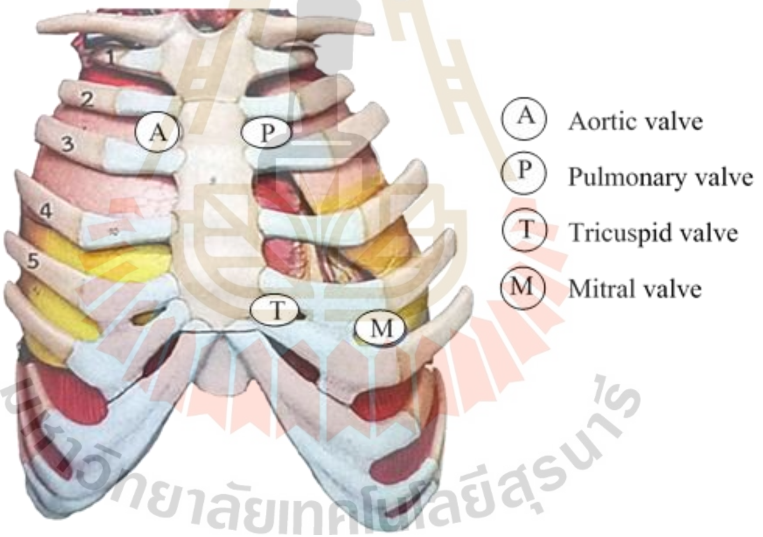
รูปที่ 2.1 ลักษณะโครงสร้างของหัวใจ (ที่มา: https://www.cardofmich.com)

2.1.1 บริเวณสำหรับฟังเสียงหัวใจ (Areas of auscultation)

เสียงหัวใจเกิดขึ้นจากการบีบตัวและการไหลผ่านของหลอดเลือดภายในหัวใจ ซึ่งสัมพันธ์กับการทำงานของลิ้นหัวใจ ถึงแม้ว่าลิ้นหัวใจแต่ละบริเวณสามารถกำหนดตำแหน่งทางกายวิภาคได้อย่างชัดเจน แต่ตำแหน่งดังกล่าว ไม่เหมาะสมในการฟังเสียงหัวใจ บริเวณที่เหมาะสมสำหรับใช้ฟังเสียงหัวใจมีรายละเอียดดังตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 แสดงตำแหน่งฟังเสียงหัวใจ

ลิ้นหัวใจ	ตำแหน่งฟังเสียงหัวใจ
Tricuspid valve	left intercostal space ที่ 5 ชนิด sternum
Mitral valve	left intercostal space ที่ 5 บริเวณส่วนยอดของหัวใจ หรือระยะระหว่างแนวกลางตัวไปจรดเส้นสมมติในแนวดิ่งที่ลากผ่านกึ่งกลางกระดูกไหปลาร้า (midclavicular line)
Pulmonary valve	left intercostal space ที่ 2 ชิด sternum เป็นเสียงที่เกิดจากลิ้นหัวใจ pulmonary หรืออยู่ระหว่างหัวใจห้องล่างขวากับเส้นเลือดแดงที่ไปปอด
Aortic valve	right intercostal space ที่ 2 ชิด sternum ในบริเวณนี้สามารถฟังเสียงที่ 2 หรือ S2 ของหัวใจได้ชัดเจนที่สุด



รูปที่ 2.2 บริเวณสำหรับฟังเสียงหัวใจ (ศุภเกต แสนทวีสุข และคณะ, 2563)

2.1.2 วงรอบการทำงานของหัวใจ (Cardiac cycle)

Cardiac cycle ประกอบด้วย ระยะหัวใจบีบตัว (systolic) และระยะหัวใจคลายตัว (diastole) ประกอบด้วย 5 ขั้นตอน ดังนี้

1) หัวใจคลายตัวระยะต้น (early diastole) ในระยะนี้เลือดจะไหลจาก atrium ไปยัง ventricle และมีการทำงานดังต่อไปนี้

- หัวใจห้องบนคลายตัว
- หัวใจห้องล่างคลายตัว
- ลิ้นเซมิลูนาร์ (semilunar valves) ปิด
- ลิ้นเอวี (AV valves) เปิด
-

2) หัวใจห้องบนบีบตัว (atrial systole) ในระยะนี้มีการทำงานดังต่อไปนี้

- หัวใจห้องบนหดตัว
- หัวใจห้องล่างคลายตัว
- ลิ้นเอวี (AV valves) เปิด
- ความดันใน atrium เพิ่มขึ้น พบ a wave ที่ระยะนี้
- พบ P wave ของ ECG (electrocardiogram)
- หัวใจห้องบนบีบตัว หัวใจห้องล่างคลายตัว เลือดไหลออกจากห้องบนสู่ห้องล่าง ในระยะนี้เลือดเติมเข้าในห้องล่างประมาณร้อยละ 20

3) หัวใจบีบตัวแต่ปริมาณเลือดในห้องหัวใจเท่าเดิม (isovolumetric contraction) ในระยะนี้มีการทำงานดังต่อไปนี้

- หัวใจห้องบนคลายตัว
- หัวใจห้องล่างบีบตัว
- ลิ้นเอวี (AV valves) ปิด
- ลิ้นเซมิลูนาร์ (semilunar valves) ปิด
- ในระยะนี้ได้ยินเสียงหัวใจเสียงที่ 1 (first heart sound)
- พบ QRS complex wave ของ ECG

ในระยะนี้เส้นใยกล้ามเนื้อหัวใจใน ventricle เริ่มบีบตัว มีการปิดของ AV valves ความดันภายใน ventricle เพิ่มสูงขึ้น แต่ยังไม่มากพอที่จะทำให้ semilunar valves เปิด เลือดจึงไม่สามารถเคลื่อนที่ออกจากหัวใจห้องล่างได้ทำให้ปริมาตรของเลือดในห้องหัวใจยังคงที่เท่าเดิม ในขณะที่ความดันเริ่มเพิ่มสูงขึ้น จึงเรียกระยะนี้ว่า isovolumetric contraction

4) ระยะสูบฉีด (ejection phase) ระยะนี้เลือดถูกสูบฉีดจาก ventricle ไปยัง aorta และ pulmonary artery ในระยะนี้มีการทำงานดังต่อไปนี้

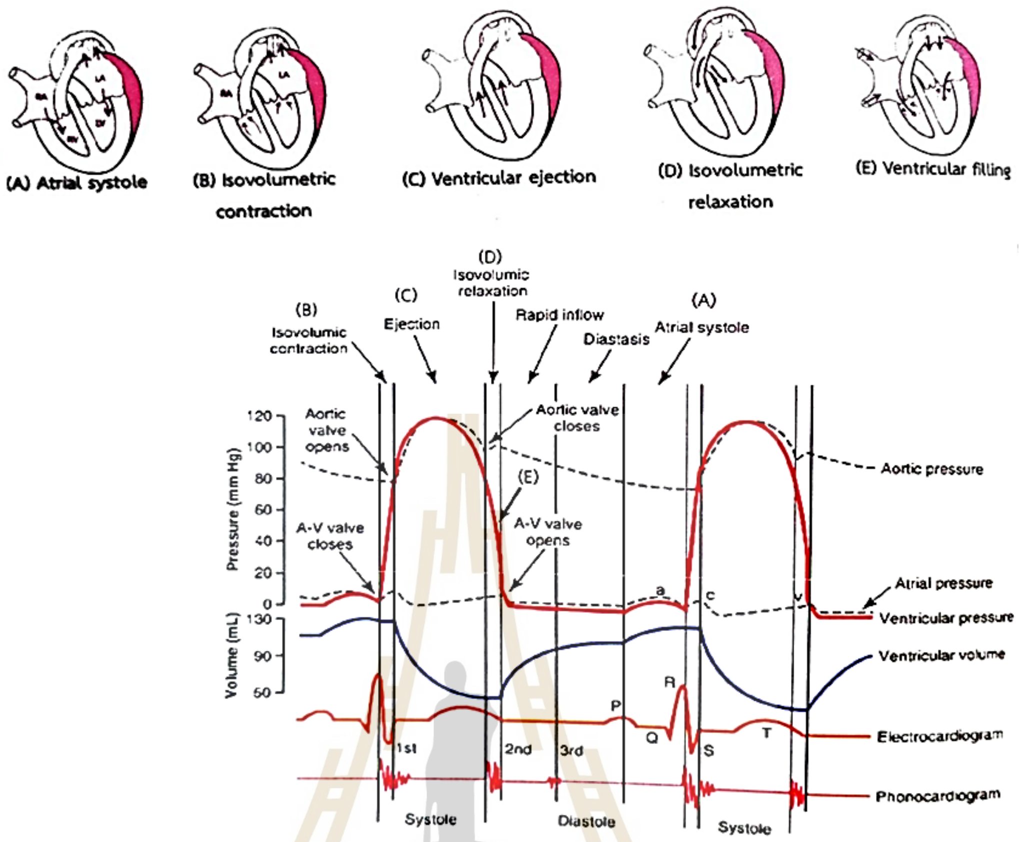
- หัวใจห้องล่างบีบตัว

- หัวใจห้องบนคลายตัว
- ลิ้นเอวี (AV valves) ปิด
- ลิ้นเซมิลูนาร์ (semilunar valves) เปิด
- ในระยะนี้ได้ยินเสียงหัวใจเสียงที่ 2 (Second heart sound)
- ความดันใน ventricle เพิ่มสูงขึ้นจากหัวใจบีบตัว
- ความดันใ aorta เพิ่มสูงขึ้น
- เป็นจุดเริ่มต้นของการเกิด T wave ของ ECG

5) หัวใจคลายตัวแต่ปริมาตรเลือดในห้องหัวใจเท่าเดิม (isovolumetric relaxation) ในระยะนี้พบว่าหลังการบีบตัวของ ventricle และเข้าสู่ระยะคลายตัว เมื่อหัวใจคลายตัวความดันใน ventricle ลดลงจะทำให้เลือดที่อยู่ใน aorta และ pulmonary artery ไหลย้อนกลับเข้าสู่ ventricle การไหลย้อนกลับของเลือดจะหยุดลงเมื่อ semilunar valves ปิดในระยะนี้มีการทำงานดังต่อไปนี้

- หัวใจห้องล่างคลายตัว
- หัวใจห้องบนคลายตัว
- ลิ้นเซมิลูนาร์ (semilunar valves) ปิด
- ลิ้นเอวี (AV valves) ปิด
- ความดันใน ventricle ลดลวอย่างรวดเร็ว
- ความดันใน atrium เริ่มเพิ่มสูงขึ้นในระหว่างที่เลือดจากหลอดเลือดดำไหลกลับเข้าสู่ atrium ทำให้เกิด v wave
- ความดันภายใน aorta ลดลงอย่างรวดเร็ว ทำให้เกิดการปิดของ semilunar valves เลือดไหลย้อนกลับจาก aorta ไปยัง left ventricle ในระหว่างที่ semilunar valves ปิดทำให้เลือดที่ไหลย้อนตกกระทบกับลิ้นหัวใจ จึงเกิดเป็น dicrotic notch การปิดของลิ้นนี้ทำให้เกิดความดันภายใน aorta เพิ่มสูงขึ้น aorta จะถูกยืดขยายออก แต่ด้วยคุณสมบัติของหลอดเลือดแดงเมื่อถูกยืดขยายจะหดกลับได้เองโดยอัตโนมัติ (recoil) จะทำให้เกิด dicrotic wave
- เป็นจุดสิ้นสุด T wave ของ ECG (ศุภเกต แสนทวีสุข และคณะ, 2563, หน้า 185-187)

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนาร



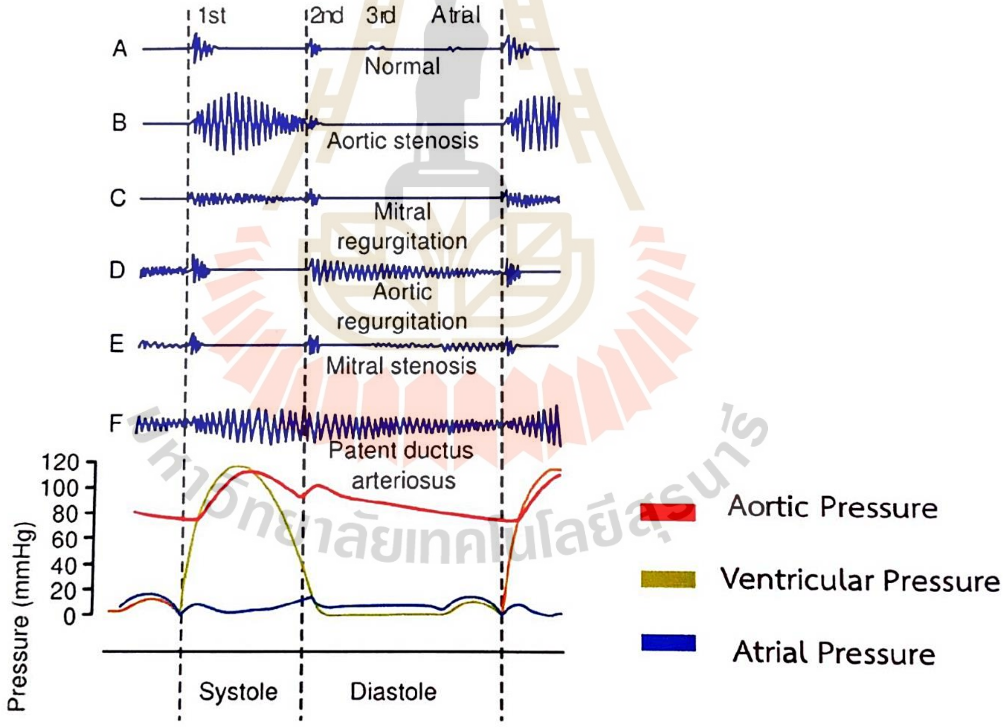
รูปที่ 2.3 วงรอบการทำงานของหัวใจ (ศุภเกต แสนทวีสุข และคณะ, 2563)

2.1.3 เสียงหัวใจ (Heart sound)

เสียงหัวใจเป็นผลจากการเต้นของหัวใจและการไหลของเลือดในห้องหัวใจ ตรวจพบเสียงหัวใจจากการฟังด้วยหูฟัง (stethoscope) ซึ่งการฟังเป็นหนึ่งในกระบวนการตรวจร่างกาย ฟังเสียงหัวใจเพื่อตรวจหาเสียงผิดปกติที่เกิดขึ้นในหัวใจ เสียงผิดปกตินั้นเรียกว่า เสียงฟู่ (murmur sound) ซึ่งเป็นเสียงที่บ่งถึงพยาธิสภาพการไหลของเลือดในห้องหัวใจและในหลอดเลือด ตามหลักสรีรวิทยาการไหลของเลือดในภาวะปกติจะเป็นแบบราบเรียบ (laminar flow) ซึ่งการไหลแบบราบเรียบมีรูปแบบการไหลคล้ายรูปหัวเครื่องบิน ส่วนที่อยู่ตรงกลางจะอยู่ด้านหน้าเพราะไหลเร็วสุด ส่วนขอบทั้งสองด้านจะไหลช้ากว่าส่วนกลางเพราะมีแรงเสียดทานจากผนังหลอดเลือด

การไหลของเลือดแบบหมุนวน (turbulent flow) เป็นตัวบ่งชี้ความผิดปกติการไหลของเลือด การไหลแบบหมุนวนจะพบเมื่อเลือดไหลผ่านช่องแคบ เช่น หลอดเลือดที่ติดแคบ ลิ้นหัวใจที่ตีบแคบ ผนังหลอดเลือดขรุขระ ผนังห้องหัวใจขรุขระ เป็นต้น ซึ่งปัจจัยเหล่านี้ล้วนเป็นสาเหตุให้เลือดเปลี่ยนรูปแบบการไหลจากราบเรียบเป็นการไหลแบบหมุนวน และการไหลแบบหมุนวนเป็นสาเหตุของการเกิดเสียงผิดปกติที่เรียกว่า murmur Sound เกิดขึ้น

เสียงฟู่ของหัวใจมักแบ่งออกตามระยะที่เกิดเสียงขึ้น ได้แก่ เสียงหัวใจช่วงหัวใจบีบตัว (systolic heart murmur) ซึ่งพบในผู้ป่วยที่เป็นโรคลิ้นหัวใจเอออต้าตีบ (arotic stenosis) และลิ้นหัวใจไมทรัลรั่ว (mitral regurgitation) และเสียงหัวใจช่วงหัวใจคลาย (diastolic heart murmur) ซึ่งพบในผู้ป่วยที่เป็นโรคลิ้นหัวใจเอออร์ตารั่ว (arotic regurgitation) และลิ้นหัวใจไมทรัลตีบ (mitral stenosis) (ศุภเกต แสนทวีสุข และคณะ, 2563, หน้า 187-188)



รูปที่ 2.4 สัญญาณการเต้นของหัวใจปกติและผิดปกติ (ศุภเกต แสนทวีสุข และคณะ, 2563)

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

2.1.4 คุณลักษณะของเสียงหัวใจ

1) เสียงที่ 1 (first heart sound) หรือ S1 ดัง lub เสียงเบามีความถี่ต่ำ เกิดจากการปิดของ AV valvesโดยปกติแล้ว mitral valve จะปิดก่อน tricuspid valve ซึ่งเสียง S1 มีระยะเวลาปกติ 100-200 มิลลิวินาที และมีความถี่ส่วนใหญ่อยู่ระหว่าง 10-200 เฮิรตซ์

2) เสียงที่ 2 (second heart sound) หรือ S2 ดัง dub เสียงสูงคมชัด เกิดจากการปิดของ semilunar valves โดยปกติแล้ว aortic valve จะปิดก่อน pulmonic valve ความถี่ของ S2 มักจะสูงกว่า S1 และคลื่นความถี่ส่วนใหญ่ตั้งระหว่าง 50-250 เฮิรตซ์

3) เสียงที่ 3 (third heart sound) หรือ S3 เสียงจะแหลมต่ำ เกิดจากการสั่นสะเทือนของผนังห้องหัวใจและแผ่นพับของ AV valves หลังจากที่มีเลือดไหลจาก atrium ลงมา ventricle อย่างรวดเร็ว S3 นี้พบได้ในเด็ก แต่ถ้าได้ยิน S3 ในผู้ใหญ่แสดงว่ามีพยาธิสภาพเกิดขึ้น เกิดหลัง S2 ประมาณ 0.10-0.18 วินาที โดยที่เสียง S3 นั้นเป็นคลื่นต่ำและมีเสียงความถี่ต่ำอยู่ระหว่าง 25-70 เฮิรตซ์

4) เสียงที่ 4 (fourth heart sound) หรือ S4 เสียงแหลมต่ำมาก มักจะไม่ค่อยได้ยินในหัวใจปกติ S4 จะเกิดก่อน S1 เพียงเล็กน้อย ปกติจะไม่ได้ยินเสียงนี้ทั้งในเด็กและในผู้ใหญ่

ข้อสังเกต

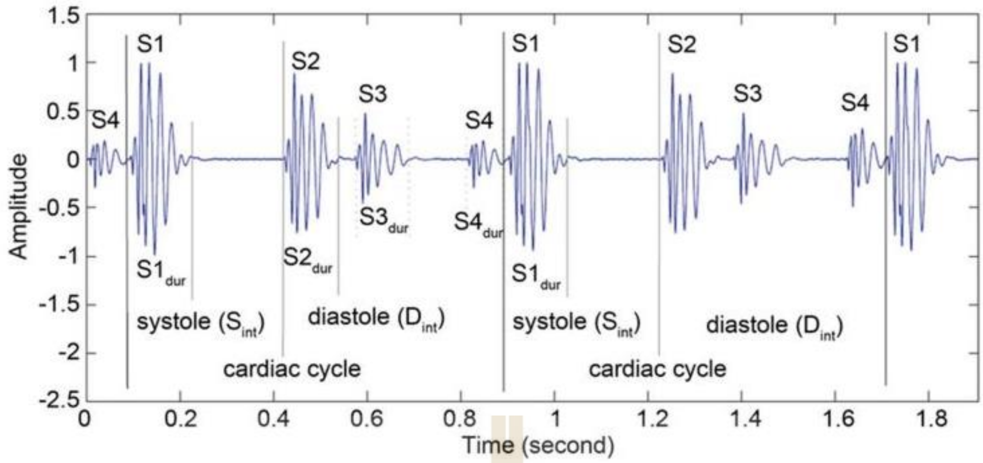
1) เสียงหัวใจไม่ได้เกิดจากการปิดของลิ้นหัวใจโดยตรง แต่การกั้นการไหลย้อนกลับของเลือด โดยการปิดของลิ้นหัวใจนั้นเป็นสาเหตุของการเกิดเสียงหัวใจ

2) S1 และ S2 เป็นเสียงที่สัมพันธ์กับการปิดของลิ้นในหัวใจ

3) S1 ถึง S3 สัมพันธ์กับการทำงานของ ventricle แต่ S4 จะสัมพันธ์กับการทำงานของ atrium

4) เสียงต่าง ๆ เหล่านี้สามารถตรวจโดยเครื่องบันทึกกราฟการเต้นของเสียงหัวใจ เรียกว่า ภาพบันทึกเสียงหัวใจ (phonocardiogram) ซึ่ง phonocardiogram เป็นอุปกรณ์ที่ถูกออกแบบมาเพื่อตรวจเสียงที่มีความถี่ต่ำ หลังจากนั้นทำการขยายสัญญาณเสียงบันทึกลงในอุปกรณ์พิเศษ แสดงดังรูปที่ 2.5 (ศุภเกต แสนทวีสุข และคณะ, 2563)

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



รูปที่ 2.5 ลักษณะของเสียงหัวใจ (Muhammad E.H et al., 2019)

2.1.5 อัตราการเต้นของหัวใจ (Heart rate)

คนปกติทั่วไปอัตราการเต้นของหัวใจจะประมาณ 60-90 ครั้งต่อนาที เด็กแรกเกิดจะมีอัตราการเต้นของหัวใจประมาณ 135 ครั้งต่อนาที ในขณะผู้สูงอายุมีค่าประมาณ 80 ครั้งต่อนาที ถ้าอัตราการเต้นของหัวใจมากกว่า 100 ครั้งต่อนาที เรียกว่า Sinus tachycardia ซึ่งอาจเกิดจากหัวใจเต้นเร็วขึ้นเองขณะที่ร่างกายมีกิจกรรม เช่น การเล่นกีฬาหรือออกกำลังกายหรือการทำงาน ทำให้อัตราการเต้นของหัวใจเพิ่มขึ้นตามความหนักของงานที่ทำและมีเลือดสูบฉีดไปเลี้ยงกล้ามเนื้อมากขึ้น ถ้าอัตราการเต้นของหัวใจน้อยกว่า 60 ครั้งต่อนาที เรียกว่า Sinus bradycardia โดยอัตราการเต้นของหัวใจขึ้นกับการทำงานของระบบประสาทอัตโนมัติทั้งซิมพาเทติคและพาราซิมพาเทติค การควบคุมการทำงานของหัวใจ ปริมาณเลือดที่ส่งออกจากหัวใจและอัตราการเต้นของหัวใจ แบ่งออก 2 ชนิด ที่สำคัญคือ

1) กลไกภายใน (Intrinsic mechanism) เป็นการทำงานของกล้ามเนื้อหัวใจด้วยตนเอง เมื่อเลือดไหลเข้าสู่หัวใจเต็มที่จะมีผลให้เพิ่มแรงในการหดตัวของหัวใจ และเมื่อหดตัวเต็มที่จะทำให้บีบตัวนำเลือดออกจากหัวใจได้หมด

การทำงาน

2) กลไกภายนอก (Extrinsic mechanism) เป็นการทำงานโดยระบบประสาทและฮอร์โมน (Neurohumoral) ซึ่งควบคุมอัตราการเต้นของหัวใจ

- ประสาทซิมพาเธติค (Sympathetic nerve) จะทำให้อัตราการเต้นของหัวใจเร็วขึ้นและกระตุ้นให้กล้ามเนื้อหัวใจบีบตัว

- ประสาทพาราซิมพาเธติค (Parasympathetic) ผ่านมาตามประสาทเวกัสทำให้อัตราการเต้นหัวใจช้าลง และลดการบีบตัวของหัวใจ (จันทร์ทิรา เจียรณัย, 2556)

2.2 หูฟังแพทย์

หูฟังแพทย์ (Stethoscope) มาจากภาษากรีก stethos ที่แปลว่า ทรวงอก และ scopos ที่แปลว่า การตรวจสอบ ถูกประดิษฐ์ขึ้นมาครั้งแรกในประเทศฝรั่งเศส เมื่อปี ค.ศ. 1816 โดยผู้ที่คิดค้นและสร้างขึ้นมามีชื่อว่า Rene Theophile Hyacinthe Laennec แพทย์ชาวฝรั่งเศส ปัจจุบันหูฟังแพทย์ ถือเป็นอุปกรณ์ทางการแพทย์พื้นฐานที่สำคัญที่แพทย์ทุกคนจำเป็นต้องใช้ในเวชปฏิบัติทั่วไปในตรวจฟังเสียงอวัยวะต่าง ๆ ภายในร่างกาย เพื่อตรวจแยกโรคในระบบหัวใจ หลอดเลือด ระบบหายใจ ระบบทางเดินอาหาร และเสียงที่เกิดจากอวัยวะอื่น ๆ ส่วนประกอบของหูฟังแพทย์โดยทั่วไปประกอบด้วย 3 ส่วนหลัก แสดงดังรูปที่ 2.6

1) Eartips ใช้ใส่หู สำหรับฟัง ควรมีขนาดพอเหมาะกับช่องหู
2) Tubing เป็นท่อนำเสียงจาก Diaphragm หรือ Bellที่ ส่งต่อไปยัง Eartips
3) Chestpiece เป็นส่วนที่ใช้แนบในตำแหน่งที่ต้องการตรวจฟังเสียง ซึ่งมี 2 ด้าน คือ

Bell ด้านกลมขนาดเล็ก ด้านกรวยหรือด้านระฆัง ใช้ฟังเสียงที่มีความถี่ต่ำ

Diaphragm ด้านกลมขนาดใหญ่หรือด้านแบน ใช้ฟังเสียงที่มีความถี่สูง

รูปที่ 2.6 ส่วนประกอบของหูฟังแพทย์

การฟังเป็นการตรวจโดยอาศัยการได้ยิน โดยทั่วไปแล้วการฟังจะใช้หูฟังแพทย์ ซึ่งเป็นเครื่องช่วยฟัง เพื่อให้ได้ยินเสียงชัดเจนขึ้น

หลักในการฟัง

1) ห้องตรวจต้องเงียบ ไม่มีเสียงรบกวนจากภายนอก

2) การฟังจากบนลงล่าง หรือซ้ายไปขวา เพื่อเปรียบเทียบเสียงที่ได้ในระดับเดียวกัน เช่น การฟังเสียงหายใจ เสียงหัวใจ ควรฟังทุกตำแหน่งและเปรียบเทียบกัน

3) ระวังการกระทบกันของท่อสายยางจะทำให้เกิดเสียงดังเสียดสีกัน

4) การใช้หูฟังด้านกลมขนาดใหญ่หรือด้านแบน (Diaphragm) จะช่วยเสียงที่มีความถี่ต่ำให้ค่อยลง ทำให้ได้ยินเสียงที่มีความถี่สูงเพิ่มขึ้น ใช้ในการฟังเสียงปอด เสียงหายใจ เสียงหัวใจปกติ

5) การใช้หูฟังด้านกลมขนาดเล็ก ด้านกรวยหรือด้านระฆัง (Bell) จะใช้ฟังเสียงที่มีความถี่ต่ำ เช่น เสียงหัวใจที่ผิดปกติ

6) ตำแหน่งที่ต้องการตรวจ ไม่ควรมีสิ่งที่ปกปิดหรือตรวจผ่านเสื้อผ้า เพราะอาจทำให้เสียงที่ได้ยินไม่ชัดเจนหรือผิดพลาด ซึ่งเกิดจากการเสียดสีกับเนื้อผ้า

การตรวจและวินิจฉัยโรคโดยใช้หูฟังแพทย์จะต้องใช้ทักษะ ความชำนาญ ประสบการณ์ ความสามารถในการฟังของแพทย์เป็นอย่างสูง ในปัจจุบันหูฟังแพทย์จึงได้มีพัฒนาไปมาก มีการนำเทคโนโลยีอิเล็กทรอนิกส์และคอมพิวเตอร์มาประยุคใช้เพื่อพัฒนาหูฟังแพทย์ให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น เรียกว่า หูฟังแพทย์อิเล็กทรอนิกส์ (Electronic Stethoscope) ที่สามารถขยายความเข้มเสียงให้มากขึ้นได้ มีการเชื่อมต่อกับระบบซอฟต์แวร์ และสามารถจัดเก็บบันทึกเสียงที่ได้จากการตรวจร่างกายได้ เพื่อแสดงผลข้อมูลในรูปแบบภาพและเสียง ซึ่งการจำแนกและการวิเคราะห์เสียงมีบทบาทสำคัญในการวินิจฉัยการตรวจคนไข้ โดย Phonocardiography เป็นเทคนิคการติดตามเสียงหัวใจและการบันทึกการสั่นสะเทือนของเสียงหัวใจ แหล่งที่มาของสัญญาณจึงเป็นสิ่งสำคัญที่จะทำให้มีแนวโน้มในการพัฒนาเครื่องมือที่มีความสามารถในการวิเคราะห์และการประมวลผล เพื่อปรับปรุงและเพิ่มประสิทธิภาพวิธีการวินิจฉัยทางคลินิก

2.3 สเปกโทรแกรม (Spectrogram)

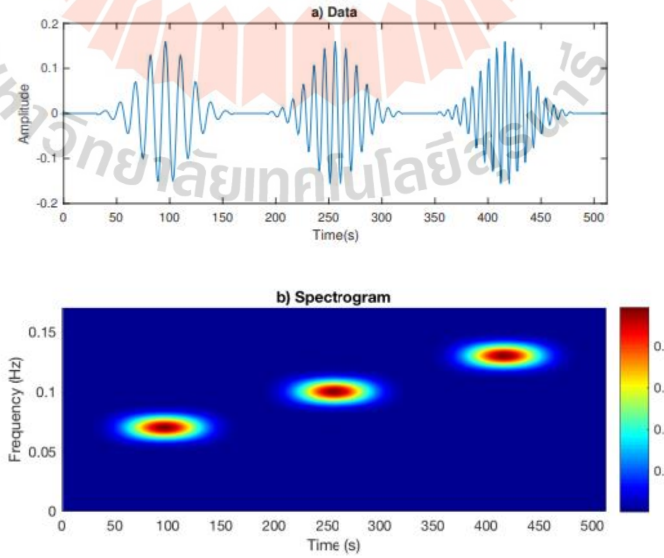
เป็นการแสดงผลลัพธ์ของการแปลงฟูเรียร์ช่วงเวลาสั้น (Short-Time Fourier Transform: STFT) ซึ่งเป็นรูปแบบหนึ่งในการแปลงสัญญาณจากข้อมูลในรูปแบบโดเมนทางเวลาไปอยู่ในโดเมนทางความถี่และเวลาที่เกิดความถี่นั้น ๆ ดังนั้นสเปกโทรแกรมจะประกอบด้วยข้อมูลขององค์ประกอบ

เชิงความถี่ของสัญญาณที่เวลาขณะใดขณะหนึ่งที่แตกต่างกัน โดยอาศัยการใช้ฟังก์ชันหน้าต่าง (window function) มีการคำนวณแบบฟูเรียร์ทรานสฟอร์ม (Fourier Transform: FT) และเลื่อนฟังก์ชันหน้าต่างถัดไปเพื่อคำนวณค่าต่อไปจนหมดสัญญาณ ดังสมการ (2.1)

$$S_x(t,f) \;=\; |X(t,f)|^2 \;= \left|\int_{-\infty}^{\infty} x\,(t_1)h(t1)h^*(t_1-t)e^{-i2\pi f t_1}\,dt_1\right|^2, \qquad (2.1)$$

เมื่อ $S_x(t,f)$ คือ สเปกโทรแกรมของสัญญาณ, $h(t)$ เป็นฟังก์ชันของหน้าต่างที่มีศูนย์กลางอยู่ที่เวลา t ถูกคูณด้วยสัญญาณ $x(t)$ ก่อนการแปลงฟูเรียร์ทรานสฟอร์ม (Fourier Transform: FT) โดยฟังก์ชันหน้าต่างจะตัดสัญญาณใกล้กับเวลา t และการแปลงฟูเรียร์จะเป็นค่าประมาณในพื้นที่ในช่วงเวลานี้ทันที

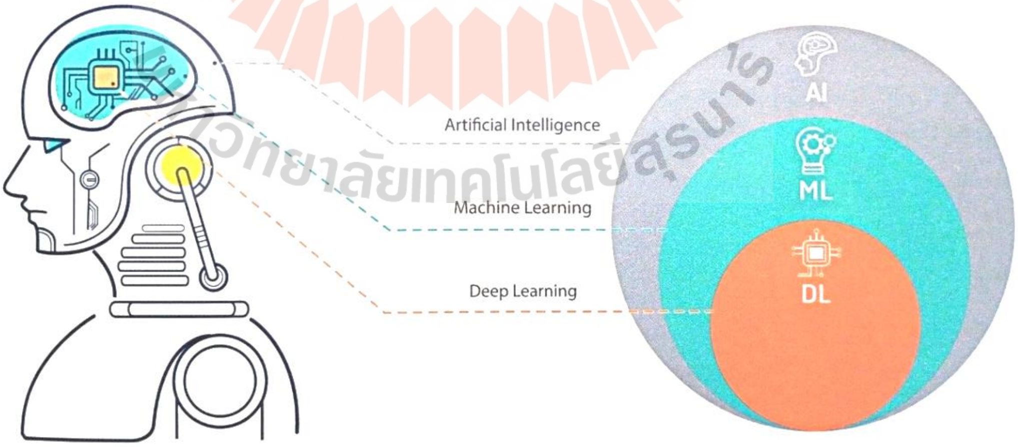
สัญญาณเสียงหัวใจเป็นสัญญาณเสียงที่เกิดในช่วงระยะเวลาสั้น ๆ และมีความถี่ต่ำ ด้วยเป็นสัญญาณเสียงที่มีคุณลักษณะที่ไม่คงที่และมีการเปลี่ยนแปลงตามเวลา ทำให้บางครั้งการจำแนกองค์ประกอบของสัญญาณเสียงหัวใจทำได้ไม่ง่ายนัก ดังนั้นการวิเคราะห์สัญญาณเสียงหัวใจจึงจำเป็นต้องศึกษาข้อมูลองค์ประกอบทั้งในเชิงความถี่และเวลา สเปกโทรแกรมจึงเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพสำหรับการแสดงสัญญาณเสียงหัวใจที่มีการเปลี่ยนแปลงองค์ประกอบเชิงความถี่อยู่ตลอดนั้น ทำให้สามารถศึกษาองค์ประกอบของสัญญาณเสียงหัวใจ วิเคราะห์ข้อมูลได้ทั้งทางเวลาและความถี่ เพื่อให้การประมวลผลการจำแนกความผิดปกติของสัญญาณเสียงหัวใจสามารถทำได้ง่ายและแม่นยำขึ้น



รูปที่ 2.7 รูปแบบคลื่นเวลา (Waveform) และรูปแบบ Spectrogram โดยใช้ฟังก์ชันหน้าต่างแบบฮานน์ (Hann window) (Sandsten, 2016)

2.4 ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI)

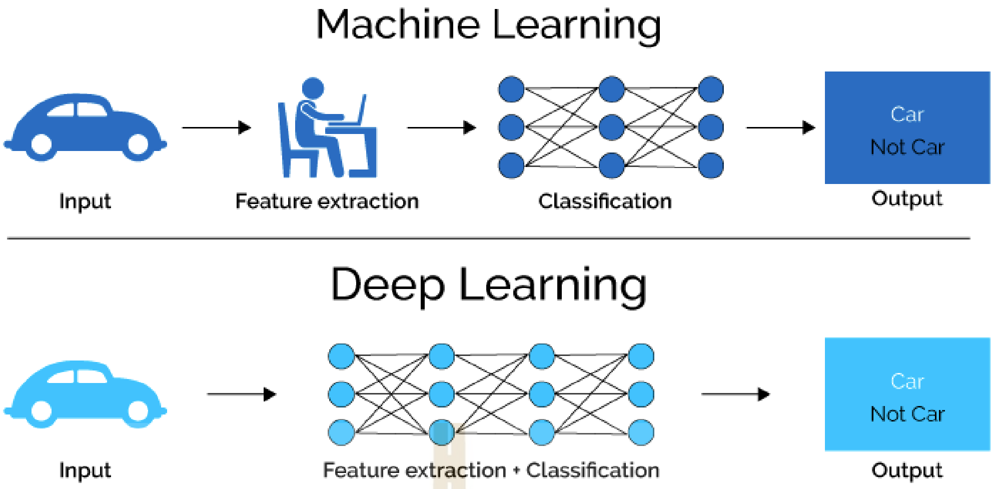
ถูกใช้ครั้งแรกเมื่อประมาณ ค.ศ. 1956 โดย John McCarthy โดยให้คำนิยามว่า “เป็นวิทยาศาสตร์และวิศวกรรมของการสร้างเครื่องจักรอัจฉริยะ” โดยจัดงานสัมมนาเชิงปฏิบัติการสำหรับนักวิจัยที่สนใจในหัวข้อที่เกี่ยวข้องกัน เช่น ทฤษฎีออโตมาตา โครงข่ายประสาทเทียม และการศึกษาเกี่ยวกับความชาญฉลาด ถูกนิยามขึ้นใช้ครั้งแรกเมื่อประมาณ ค.ศ. 1956 โดย John McCarthy โดยให้คำนิยามว่า “เป็นวิทยาศาสตร์และวิศวกรรมของการสร้างเครื่องจักรอัจฉริยะ” ซึ่งปัญญาประดิษฐ์มักเกี่ยวข้องกับกระบวนการคิดและการให้เหตุผลที่มีมนุษย์เป็นต้นแบบเป็นนวัตกรรมที่สร้างการเปลี่ยนแปลงและนำไปสู่การพัฒนาเทคโนโลยีแห่งอนาคต ดังนั้นจึงถือเป็นเทคโนโลยีที่ร้อนแรงที่สุดในปัจจุบันและเข้ามามีบทบาทสำคัญต่อการใช้ชีวิตการทำงาน รวมถึงการนำมาใช้ในการเพิ่มศักยภาพทางด้านธุรกิจและอุตสาหกรรม สำหรับเครื่องมือที่ใช้แก้ปัญหาในกระบวนการคิดวิเคราะห์ของ AI นั้น ประกอบตัวด้วย การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning: ML) ซึ่งประสบความสำเร็จอย่างรวดเร็วในยุคปัจจุบัน โดยเฉพาะอย่างยิ่ง การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning: DL) โดยองค์ประกอบทั้งสองอย่างทำหน้าที่เปรียบเสมือนสมองของ AI เป็นส่วนสำคัญที่ทำให้เกิดการเรียนรู้คิดวิเคราะห์และประมวลผลข้อมูล และนี่เป็นเพียงวิธีการหนึ่งในหลาย ๆ วิธีของการเรียนรู้ของเครื่อง ภาพแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง AI, ML และ DL และภาพแสดงความแตกต่างระหว่าง ML กับ DL แสดงดังรูปที่ 2.8 และรูปที่ 2.9 ตามลำดับ



รูปที่ 2.8 ความสัมพันธ์ของปัญญาประดิษฐ์และการเรียนรู้ของเครื่อง

(ปริญญา สงวนสัตย์, 2562)

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



รูปที่ 2.9 ความแตกต่างระหว่าง Machine Learning กับ Deep Learning
(ที่มา: https://medium.com)

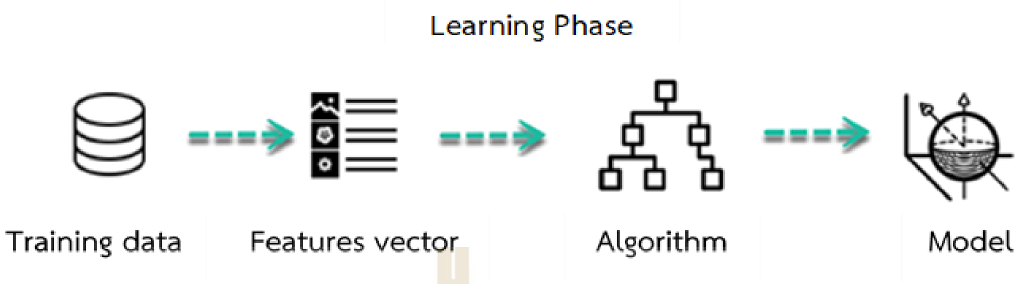
2.5 การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning: ML)

การเรียนรู้ของเครื่อง หมายถึง การให้เครื่องเรียนรู้งานใดงานหนึ่ง (task) จากตัวอย่าง (sample) หรือประสบการณ์ (experience) จำนวนหนึ่งเพื่อให้ทำงานนั้น ๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ (performance) อีกทั้งยังสามารถเพิ่มประสิทธิภาพได้จากการเรียนรู้จากตัวอย่างหรือประสบการณ์ที่เพิ่มขึ้นได้ (ปริญญา สงวนสัตย์, 2562) โดยมีวัตถุประสงค์หลักคือ การเรียนรู้ (learning) และการอนุมาน (inference) ดังนั้นจึงเป็นเครื่องมือสำหรับวิเคราะห์ทำความเข้าใจโครงสร้างของข้อมูล และหารูปแบบ (pattern) ของข้อมูล นำไปสู่ความเข้าใจและช่วยให้ได้ผลลัพธ์สำหรับการตัดสินใจเชิงกลยุทธ์ในการแก้ปัญหาอย่างตรงจุด

เป็นเครื่องมือหนึ่งที่เปรียบเสมือนเป็นสมองของปัญญาประดิษฐ์ ที่มุ่งเน้นในการใช้ตัวอย่างหรือประสบการณ์เพื่อการเรียนรู้งาน โดยมนุษย์มีส่วนร่วมเพียงการออกแบบระบบเท่านั้น หลังจากนั้นระบบจะสกัดสาระสำคัญจากตัวอย่างเหล่านี้เอง หลังจากการเรียนรู้เสร็จสิ้นด้วยตัวอย่างจำนวนหนึ่งอย่างเพียงพอ เครื่องหรือระบบที่เรียนรู้แล้วนี้ สามารถนำไปใช้ในการประมวลผลของตัวอย่างใหม่ที่ไม่เคยพบมาก่อนได้อย่างมีประสิทธิภาพ

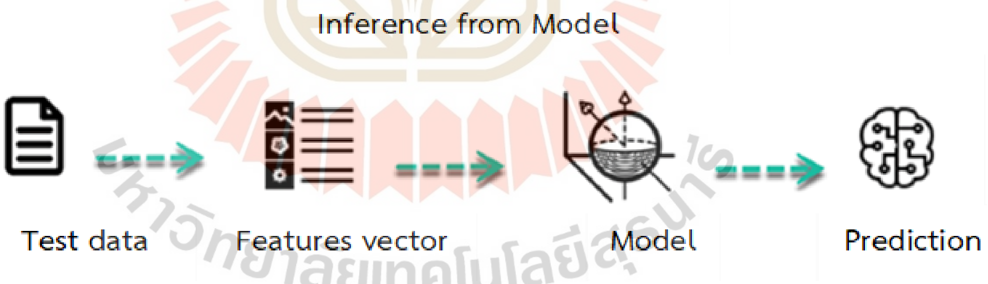
ขั้นการเรียนรู้ (learning stage) ถูกใช้เพื่อที่จะอธิบายเกี่ยวกับข้อมูลและรวบรวมให้มันกลายเป็น model ขึ้นมา โดยจะเรียนรู้ผ่านการค้นพบรูปแบบหรือแบบแผนซ้ำ ๆ ของข้อมูลคุณสมบัติต่าง ๆ ที่ถูกใช้เพื่อแก้ปัญหา เรียกว่า feature vector ซึ่งเป็นซับเซ็ตย่อยของข้อมูลทั้งหมด

ที่ถูกใช้ในการแก้ปัญหา ต้องอาศัยกลไกที่เป็นโปรแกรม หรือเรียกว่า อัลกอริทึม (algorithm) ซึ่งสามารถเข้าใจความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลขาเข้าและขาออกได้ ดังแสดงดังรูปที่ 2.10



รูปที่ 2.10 ขั้นการเรียนรู้ (learning stage) (สมาคมโปรแกรมเมอร์ไทย (Thai Programmer Association), 2018)

การอนุมาน (inference) เมื่อ model ถูกสร้างขึ้นมา ถูกทดสอบกับข้อมูลที่ไม่เคยพบเจอมาก่อน โดยข้อมูลเหล่านั้นถูกแปลงให้กลายเป็น feature vector และถูกรวบรวมให้กลายเป็น model และทำการพยากรณ์ออกมา ดังแสดงดังรูปที่ 2.11



รูปที่ 2.11 การอนุมาน (inference) (สมาคมโปรแกรมเมอร์ไทย (Thai Programmer Association), 2018)

สามารถจำแนกหน้าที่การเรียนรู้ได้ 2 แบบใหญ่ ๆ ได้แก่

1) **การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning)** คืออัลกอริทึมที่ได้รับการฝึกฝน (training data) โดยการศึกษาจากชุดข้อมูลตัวอย่าง ประกอบด้วย ข้อมูลนำเข้า และผลลัพธ์มีการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็นชุดเรียนรู้ (training set) และชุดทดสอบ (testing set) เสมอ เพื่อสามารถหาคำตอบของปัญหาหรือการแก้ปัญหาได้ด้วยตัวเอง โดยหลักการเรียนรู้แบบมีผู้สอน สามารถนำไป

ประยุกต์ใช้แก้ปัญหาได้ 2 รูปแบบ คือ การจำแนกประเภท (classification) และการถดถอย (regression) ตัวอย่างเช่น การทำนาย spam email การทำนายราคาบ้านในอนาคต ตามลำดับ

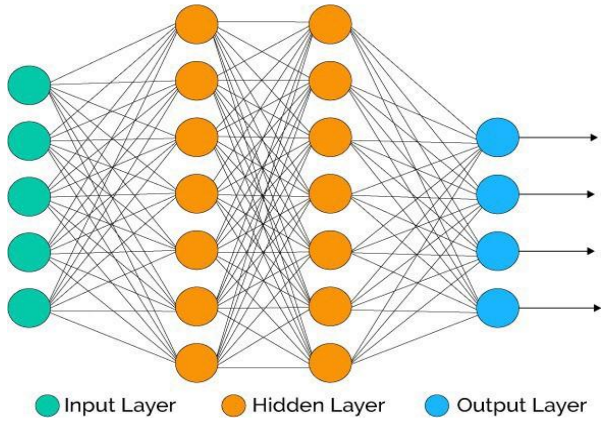
2) **การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning)** คืออัลกอริทึมจะตรวจสอบเฉพาะข้อมูลที่ป้อนเข้ามาเท่านั้นโดยปราศจากการให้ผลลัพธ์ที่จะเกิดขึ้น และต้องทำการเรียนรู้ ค้นหาโครงสร้างในข้อมูล หาคำตอบด้วยตัวของมันเอง เป้าหมายคือ การสำรวจชุดข้อมูล และค้นหารูปแบบหรือโครงสร้างบางอย่างที่ซ่อนอยู่ภายในของข้อมูล ทำงานได้ดีสำหรับการจัดการข้อมูลการทำธุรกรรม ตัวอย่างเช่น การวิเคราะห์การซื้อสินค้าของลูกค้า

2.5.1 อัลกอริทึมการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning)

1) โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network: NN)

โครงข่ายประสาทเทียม คือ โมเดลทางคณิตศาสตร์หรือโมเดลทางคอมพิวเตอร์สำหรับประมวลผลสารสนเทศด้วยการคำนวณแบบคอนเนคชันนิสต์ (connectionist) ลอกเลียนแบบการทำงานของเซลล์ประสาทในสมองมนุษย์ เพื่อทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งประกอบด้วย เซลล์ประสาท (neurons) และจุดประสานประสาท (synapses) ตามโมเดลนี้ข่ายงานประสาทเกิดจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาท จนเป็นเครือข่ายที่ทำงานร่วมกัน ส่วนประกอบของ Neural Network ลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยเซลล์ประสาทหรือโหนดจำนวนมากเชื่อมต่อกัน ซึ่งการเชื่อมต่อแบ่งออกเป็นกลุ่มย่อย เรียกว่า ชั้น (layer) ชั้นแรกเป็นชั้นรับข้อมูลป้อนเข้า (input layer) มีหน้าที่ในการรับข้อมูลเข้ามา จะเพียงชั้นเดียวเท่านั้นและมีหน้าส่งข้อมูลไปยังชั้นถัดไปซึ่งเรียกว่า ชั้นแอบแฝง (hidden layer) มีหน้าที่รับข้อมูลจากชั้นก่อนหน้า จะสังเกตว่าชั้นแอบแฝงสามารถมีจำนวนมากกว่า 1 ชั้นได้ โดยพื้นฐาน ถ้าต้องการความแม่นยำที่มากขึ้นอาจจะเพิ่มจำนวนชั้นของชั้นแอบแฝงและจำนวน neurons ให้มากขึ้นก็จะช่วยได้ และชั้นสุดท้ายเรียกว่า ชั้นส่งข้อมูลออก (output layer)

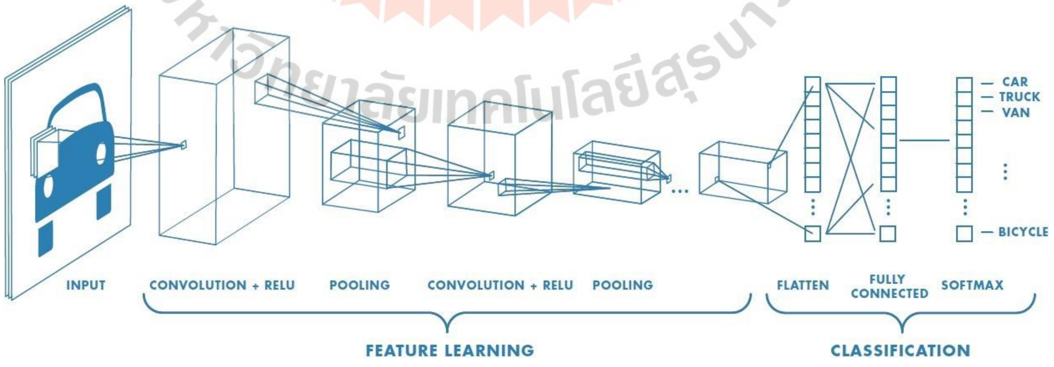
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



รูปที่ 2.12 ส่วนประกอบของ Neural Network (ที่มา: https://towardsdatascience.com)

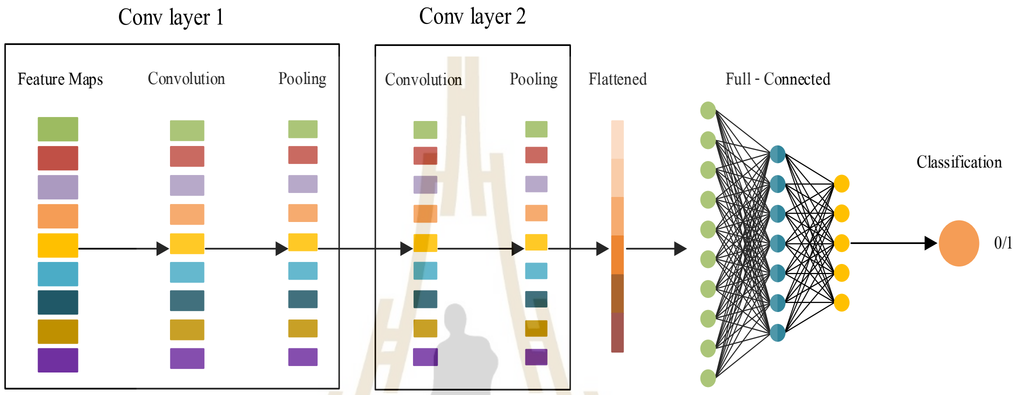
2) โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN)

โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน จัดเป็น "Deep learning" ประเภทหนึ่ง โดยที่จะจำลองการมองเห็นของมนุษย์ที่มองพื้นที่เป็นที่ย่อย ๆ และนำกลุ่มของพื้นที่ย่อย ๆ มาผสานกัน เพื่อดูว่าสิ่งที่เห็นอยู่เป็นอะไรกันแน่ การมองพื้นที่ย่อยของมนุษย์จะมีการแยกคุณลักษณะ (feature) ของพื้นที่ย่อยนั้น เช่น ลายเส้น และการตัดกันของสี ซึ่งการที่มนุษย์รู้ว่าพื้นที่ตรงนี้เป็นเส้นตรงหรือสีตัดกัน เพราะมนุษย์ดูทั้งจุดที่สนใจและบริเวณรอบ ๆ ประกอบกัน มักถูกนำมาใช้ในงาน Computer Vision หรือ วิเคราะห์รูปภาพ เช่น Image Classification จำแนกรูปภาพ, Object Detection ตรวจจับวัตถุ, Face Recognition เรียนรู้จดจำใบหน้า เป็นต้น



รูปที่ 2.13 สถาปัตยกรรมของเครือข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน
(ที่มา: https://towardsdatascience.com)

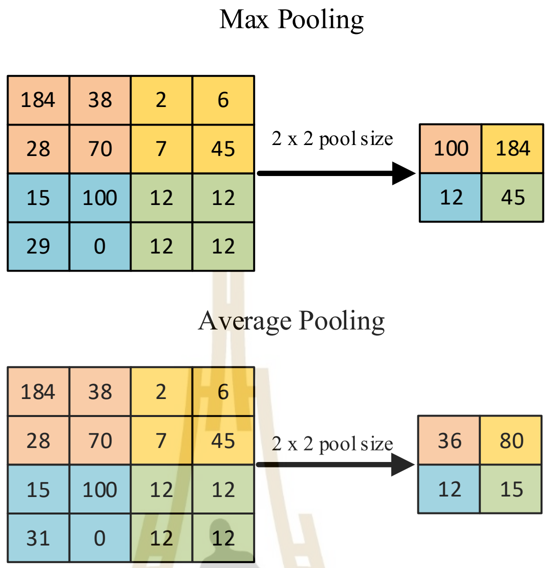
สำหรับการสร้างอัลกอริทึมการคำนวณด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ CNN นั้นจะมีส่วนประกอบไปด้วยลำดับชั้นของการทำงาน 3 ลำดับหลัก ๆ ได้แก่ Convolutional layer Pooling layer และ Fully connected layer ที่ภายในลำดับชั้นการคำนวณจะประกอบด้วยการคำนวณย่อย ๆ เช่น ReLU ดังแสดงในรูปที่ 13 ซึ่งลำดับชั้นของการคำนวณหรือความซับซ้อนของ Layer นั้นจะสามารถทำได้หลายชั้นโดยทั่วๆไปจะประกอบด้วย Convolutional layer ชั้นหลัก 2-3 layer (Jianxin, 2017)



รูปที่ 2.14 ลักษณะของลำดับชั้นในการคำนวณของ CNN

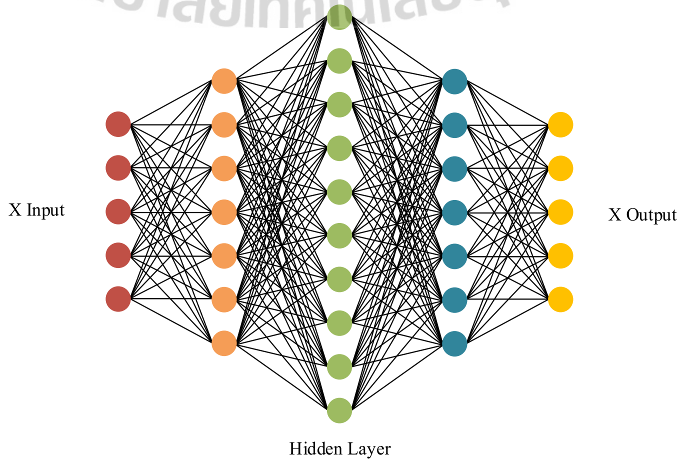
- Convolutional layer เป็นลำดับชั้นที่ทำหน้าที่ในการสังเคราะห์ข้อมูลจากชุดตั้งต้นที่นำเข้าสร้างเป็น Feature map สำหรับการสังเคราะห์ข้อมูลในลำดับต่อไป ซึ่งการสังเคราะห์ข้อมูลนั้นจะทำด้วยการแบ่งข้อมูลออกเป็นรูปแบบต่าง ๆ ด้วยผ่านกระบวนการ Convolution กับ Filter เพื่อปรับลดขนาดของข้อมูลลงให้ได้เป็น Feature ใหม่ออกมา โดยลำดับของ Filter ที่ใช้นั้นขึ้นอยู่กับสมการคำนวณและความละเอียดของข้อมูลตามจำนวนของ Index และ Domain ที่ผู้ใช้งานเป็นผู้กำหนด
- Pooling layer เป็นลำดับชั้นที่ทำหน้าที่ในการปรับลดขนาดและปริมาณของข้อมูลตัวอย่างก่อนนำส่งข้อมูลเข้าสู่ลำดับชั้นถัดไปเพื่อให้สามารถวิเคราะห์และเก็บรายละเอียดของภาพได้อย่างครบถ้วนโดยที่ไม่สูญเสียข้อมูลยิ่งไปกว่านั้นกระบวนการนี้ยังช่วยลดโอกาสเกิดเหตุการณ์ Overfitting ได้อีกด้วย การ Pooling นั้นจะมีลักษณะกระบวนการคล้ายกับกระบวนการสร้าง Feature maps คือการแบ่ง Feature map ออกเป็นลักษณะของ Pixel จากนั้นนำไปผ่านกระบวนการ Pooling โดยการทำ Convolution กับ Filter อีกครั้งเหมือนกับ Convolutional

layer โดยการ Pooling มีอยู่สองรูปแบบหลักคือ Max pooling, และ Average pooling ดังแสดงในรูปที่ 2.15



รูปที่ 2.15 ลักษณะของการสังเคราะห์ข้อมูลของ Pooling layer

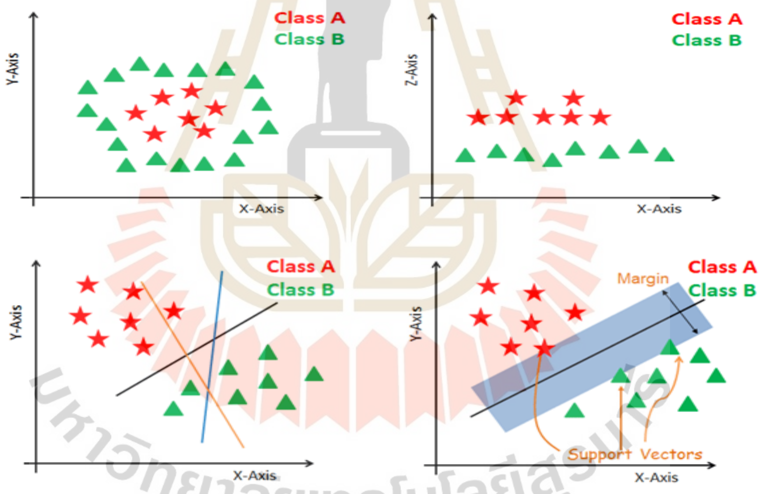
- Fully connected layer คือลำดับชั้นของการคำนวณที่มีลักษณะคล้ายกันกับการคำนวณ Convolutional layer แต่จะมีองค์ประกอบหลายอย่าง ๆ รวมเป็นระบบ Multilayer perceptron (MLP) ในการประมวลผลข้อมูลที่ได้มาจาก 2-3 ลำดับชั้นก่อน เพื่อสังเคราะห์และทำการแยกแยะข้อมูลออกเป็นหมวดหมู่ตามจำนวนและชนิดของข้อมูล ดังแสดงในรูปที่ 2.16



รูปที่ 2.16 การรวมข้อมูลของ Fully connected layer

3) ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machines: SVM)

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน หรือ SVM เป็นเครื่องมือที่ใช้ในการจำแนกประเภทที่นิยมมาก แก้ปัญหาการจัดกลุ่มข้อมูล (group classification) และการวิเคราะห์การถดถอย (regression analysis) ใช้ในงานหลากหลาย เช่น การจัดหมวดหมู่เอกสาร การรู้จำใบหน้า ฯลฯ โดยอาศัยหลักการของการหาสัมประสิทธิ์ของสมการเพื่อสร้างเส้นแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลที่ถูกป้อนเข้าสู่กระบวนการสอนให้ระบบเรียนรู้ โดยเน้นไปยังเส้นแบ่งแยกแยะ (hyperplane) และหาเส้นที่ดีที่สุด ทั้งนี้เนื่องจาก SVM มีการจดจำข้อมูลที่อยู่บริเวณขอบของแต่ละคลาส หรือที่เรียกว่า “เวกเตอร์ซัพพอร์ต” (Support Vector) อีกทั้งยังรองรับปริภูมิที่มีข้อมูลเป็นแบบเชิงเส้นและแบบไม่เชิงเส้น โดยการอาศัยฟังก์ชันเคอร์เนล (kernel) ในการลดความซับซ้อนของข้อมูลโดยการส่ง (mapping) ไปยังปริภูมิพิเศษที่มีความเป็นเชิงเส้น ด้วยการอาศัยกลวิธีเชิงเคอร์เนล (kernel Trick) ภายในปริภูมิผลคูณภายใน (ปริญญา สงวนสัตย์, 2562)



รูปที่ 2.17 ตัวอย่างแบบจำแนก SVM (ที่มา: https://www.datacamp.com)

2.6 การจำแนกประเภทข้อมูลและการทดสอบประสิทธิภาพแบบจำลอง

2.6.1 การจำแนกประเภทข้อมูล (Classification)

เป็นจำแนกประเภทข้อมูลการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) โดยมีการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็นชุดเรียนรู้ และชุดทดสอบ โดยในชุดเรียนรู้ที่ใช้ จะมีคุณลักษณะที่บอกประเภทหรือแสดงคำตอบตัวอย่างนั้น ๆ เรียกว่า ฉลากบอกประเภท (Label) ซึ่งเป็นค่าข้อมูลแบบ

categorical เป็นคำตอบของสิ่งที่สนใจต้องการจะสร้างแบบจำลองมาทำนายเพื่อหาคำตอบให้กับข้อมูลใหม่ (Unseen data)

2.6.2 ตัววัดประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองการจำแนกประเภท

1) Confusion Matrix

คือ ตารางแสดงค่าประสิทธิภาพความสามารถของการเรียนรู้ของเครื่องหรือตารางการประเมินผลลัพธ์การทำนาย ดังตารางที่ 2.2

ตารางที่ 2.2 แสดงคอนฟิวชันเมทริกซ์ (confusion matrix)

	True Normal	True Abnormal	
Predicted Normal	True Positive (TP)	False Positive (FP)	Precision
Predicted Abnormal	False Negative (FN)	True Negative (TN)	
	Recall		

- True Positive (TP) สิ่งที่ทำนายตรงกับสิ่งที่เกิดขึ้นจริง คือแบบจำลองทำนายว่าเป็นเสียงหัวใจปกติได้ถูกต้อง
- True Negative (TN) สิ่งที่ทำนายตรงกับสิ่งที่เกิดขึ้น (ทำนายว่าไม่จริง และสิ่งที่เกิดขึ้นก็คือไม่จริง) คือแบบจำลองทำนายว่าเป็นเสียงหัวใจผิดปกติได้ถูกต้อง
- False Positive (FP) สิ่งที่ทำนายไม่ตรงกับสิ่งที่เกิดขึ้น คือแบบจำลองทำนายว่าเป็นเสียงหัวใจผิดปกติเป็นเสียงหัวใจปกติ
- False Negative (FN) สิ่งที่ทำนายไม่ตรงกับที่เกิดขึ้นจริง (ทำนายว่าไม่จริง แต่สิ่งที่เกิดขึ้นคือจริง) คือแบบจำลองทำนายว่าเสียงหัวใจปกติเป็นเสียงหัวใจผิดปกติ

2) **ค่าความถูกต้อง (Accuracy)**

คือ ค่าความสามารถของการจำแนกข้อมูลโดยรวมของแบบจำลองที่ถูกสร้างขึ้น โดยสามารถจำแนกข้อมูลที่ไม่เคยพบเจอมาก่อนได้อย่างถูกต้อง ดังสมการ (2.2)

$$Accuracy = \frac{\text{(True Positive + True Negative)}}{\text{(True Positive + False Positive + True Negative + False Negative)}} \quad (2.2)$$

3) ค่าความแม่นยำ (Precision) หรือ Positive Predictive Value

คือ ค่าจำนวนที่ทำนายถูกต้องจากข้อมูลที่ทำนายในคลาสที่พิจารณาอยู่ ดังสมการ (2.3)

$$Precision = \frac{\text{True Positive}}{\text{(True Positive + False Positive)}} \quad (2.3)$$

4) ค่าเรียกคืน (Recall)

คือ การวัดความถูกต้องของแบบจำลอง โดยพิจารณาแยกทีละคลาส ใช้ดูแบบจำลองที่ใช้ในการทำนายที่ผิดแบบผลลบ (negative) แล้วเสียหาย เช่น เป็นโรคหัวใจแล้วทำนายผิดว่าไม่เป็นโรคหัวใจ แบบจำลองที่ทำนายผิดพลาดแบบนี้เยอะ ๆ จะไม่ดี นอกจากนี้ยังมีชื่อเรียกเฉพาะในแต่ละคลาส คือ ค่าความไว (Sensitivity) เป็นค่าเรียกคืนในคลาสที่เป็นบวกสัดส่วนของการตรวจพบโรคในผู้ที่ป่วยจริง และค่าความเฉพาะ (Specificity) เป็นค่าเรียกคืนในคลาสที่เป็นลบ ในสัดส่วนของการตรวจไม่พบโรคในผู้ที่ไม่ป่วย ดังสมการ (2.4) และ (2.5)

$$Sensitivity/Recall = \frac{\text{True Positive}}{\text{(True Positive + False Negative)}} \quad (2.4)$$

$$Specificity = \frac{\text{True Negative}}{\text{(True Negative+ False Positive)}} \quad (2.5)$$

5) ค่าความถูกต้องสมดุล (Balanced Accuracy)

คือ ค่าที่แสดงถึงการทำนายความถูกต้องแม่นยำในการทำงานเฉลี่ยของทั้งสองคลาส เกิดจากการนำค่าเรียกคืนของทั้งสองคลาสมาหาค่าเฉลี่ย ซึ่งใช้งานกับการจัดการข้อมูลของแต่ละคลาสไม่สมดุลกัน ดังสมการ (2.6)

$$Balanced\ Accuracy = \frac{\text{Sensitivity + Specificity}}{2} \quad (2.6)$$

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

6) ค่าเฉลี่ยของความแม่นยำและค่าเรียกคืน (F1-score)

คือ ค่าน้ำหนักเฉลี่ยระหว่างค่าความแม่นยำและค่าเรียกคืนของแต่ละคลาส ดังสมการ (2.7)

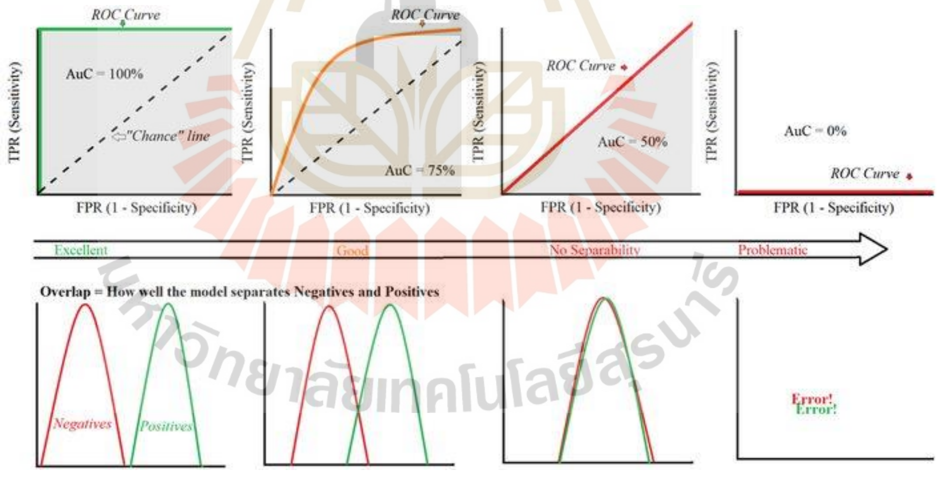
$$F1\text{-}score = \frac{2 \times (\text{Precision} \times \text{Recall})}{(\text{Precision} + \text{Recall})} \quad (2.7)$$

7) Receiver Operator Characteristic (ROC) curve

เป็นค่าแสดงความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลที่นำนายถูก (True Positive Rate) (แกน Y) และทำนายผิด (False Positive Rate) (แกน X) ของแต่ละคลาสเป้าหมาย สามารถแยกกลุ่มเป็นโรคและไม่เป็นโรคออกจากกัน ROC Curve มีค่าเข้าใกล้ 1 จะแสดงว่ามีประสิทธิภาพดี

8) Area Under Curve (AUC)

ใช้แสดงค่าพื้นที่ใต้กราฟ ROC มีค่ามาก (เข้าใกล้ 1) จะยิ่งดี แสดงว่าแบบจำลองมีประสิทธิภาพในการทำนายแบบจำลอง



รูปที่ 2.18 ลักษณะกราฟของ ROC และ AUC

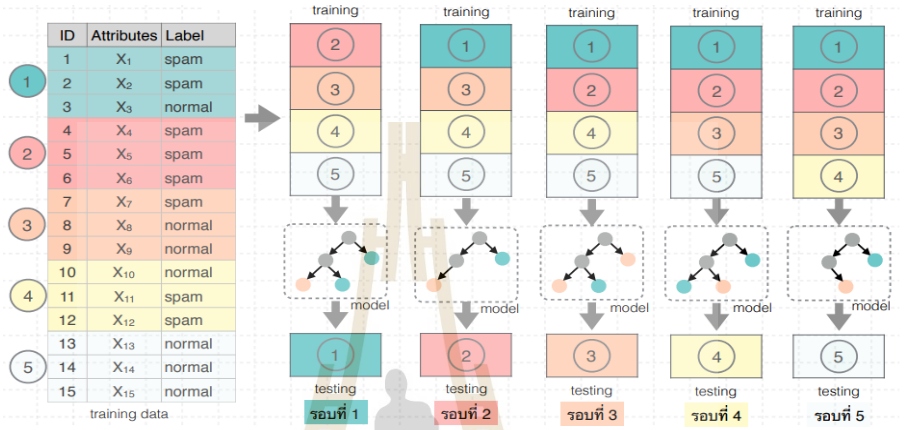
(ที่มา: https://www.datasciencecentral.com)

2.6.3 การแบ่งข้อมูลเพื่อทดสอบประสิทธิภาพแบบจำลอง (Validation)

1) การทดสอบไขว้ (K-Fold Cross Validation)

คือ การแบ่งข้อมูลออกเป็นชุดเรียนรู้และชุดทดสอบ โดยแบ่งตัวอย่างข้อมูลแบบสุ่ม ออกเป็น K ส่วน และเก็บหนึ่งส่วนไว้เป็นชุดทดสอบ เช่น 5-fold cross-validation คือ

การแบ่งข้อมูลออกเป็น 5 ส่วน หรือ 10-fold cross-validation คือ การแบ่งข้อมูลออกเป็น 10 ส่วน โดยที่แต่ละส่วนมีจำนวนข้อมูลเท่ากัน หลังจากนั้นข้อมูลหนึ่งส่วนจะใช้เป็นชุดทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง เรียนรู้วนไปจนกว่าข้อมูลจะถูกใช้ครบทุกส่วนตามจำนวน K แล้วนำมาหาค่าเฉลี่ย ทำให้ได้ผลลัพธ์ที่มีความน่าเชื่อถือ



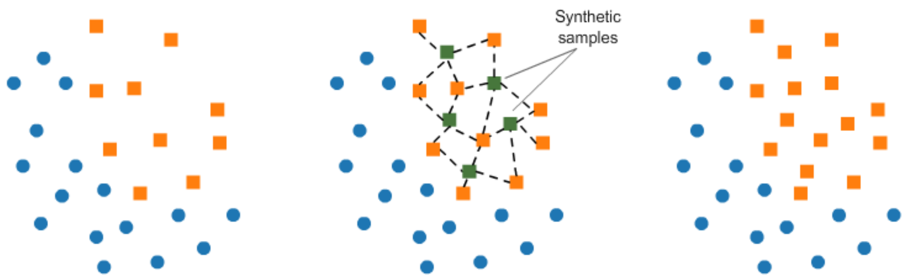
รูปที่ 2.19 ตัวอย่างการทดสอบแบบจำลองด้วยวิธี 5-fold cross-validation
(เอกสิทธิ์ พัชรวงศ์ศักดา, 2564)

2) **การสุ่มตัวอย่างแบบแบ่งชั้นภูมิ (Stratified sampling)**

คือ การสุ่มตัวอย่างแบบแบ่งชั้นโดยจะสร้างชุดย่อยแบบสุ่ม แบ่งข้อมูลของแต่ละคลาสให้มีสัดส่วนเท่า ๆ กัน ใช้ในกรณีที่ข้อมูลของแต่ละคลาสไม่สมดุลกัน (Imbalanced Data) เพื่อให้แต่ละชุดย่อยมีสัดส่วนที่ครบถ้วนและครอบคลุม ทำให้เกิดข้อผิดพลาดที่น้อยลง

3) **การจำแนกข้อมูลที่ไม่สมดุล (Imbalanced Data) แบบ SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique)**

เป็นเทคนิควิธีการของการแก้ปัญหาโดยทำการสุ่มตัวอย่างข้อมูลแบบ Oversampling ซึ่งเป็นการสร้างหรือสังเคราะห์ข้อมูลขึ้นมาใหม่ในคลาสที่มีจำนวนน้อยกว่าให้มีปริมาณมากขึ้น แต่ไม่ใช่การสร้างข้อมูลแบบซ้ำ ๆ (duplicate) ขึ้นมา โดยการสังเคราะห์ข้อมูลขึ้นมาใหม่จากข้อมูลเดิมที่มีอยู่ โดยทำการค้นหา k เพื่อนบ้านที่ใกล้ที่สุดสำหรับตัวอย่างทั้งหมด วัดระยะห่างจากจุดข้อมูลตัวอย่างไปยังจุดข้อมูลใกล้เคียง ตัวอย่างที่สังเคราะห์ขึ้นจะอยู่ภายในระยะห่างจากจุดข้อมูลตัวอย่างไปยังจุดข้อมูลเพื่อนบ้าน (Chawla et al., 2002) แสดงดังรูปที่ 2.20



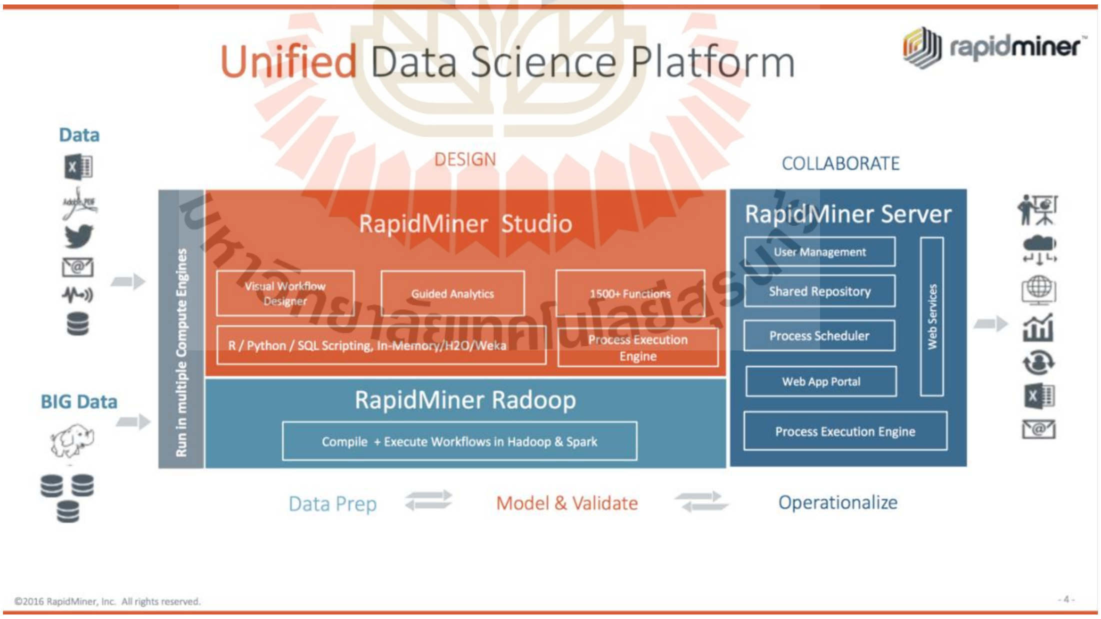
รูปที่ 2.20 การสังเคราะห์ข้อมูลแบบ SMOTE (ที่มา: https://www.kaggle.com)

2.7 โปรแกรม RapidMiner

RapidMiner เป็นเครื่องมือที่ออกแบบมาสำหรับวิเคราะห์ข้อมูล การทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) การเรียนรู้ของเครื่อง การทำเหมืองข้อความ (Text Mining) การวิเคราะห์เชิงพยากรณ์ (Predictive Analytics) การวิเคราะห์เชิงธุรกิจ (Business Analytics) เป็นต้น ซึ่งเป็นกระบวนการที่ทำกับข้อมูลขนาดใหญ่ เพื่อค้นหาแนวทาง รูปแบบ และความสัมพันธ์ที่ซ่อนอยู่ในชุดข้อมูลนั้น โดยอาศัยหลักสถิติ การรู้จำ การเรียนรู้ของเครื่อง และหลักคณิตศาสตร์เพื่อให้ได้สารสนเทศที่ผู้ใช้ไม่รู้ออกมา โดยสารสนเทศที่ได้จะมีเหตุผลและสามารถนำไปใช้ประโยชน์ได้ (เอกสิทธิ์ พัชรวงศ์ศักดา, 2558, หน้า 12 อ้างถึงใน มณฑิชา เกตุนะ, 2563 หน้า 22) ซึ่งเป็นซอฟต์แวร์ Data Science ที่ใช้งานง่ายและมีประสิทธิภาพในการวิเคราะห์ข้อมูลจากแหล่งต่าง ๆ สามารถวิเคราะห์ข้อมูลได้โดยไม่จำเป็นต้องเขียนโปรแกรม ใช้สำหรับการเตรียมข้อมูล (Data Preparation) สร้างโมเดล (Model & Validate) ไปจนถึงนำไปใช้งานใน production (Operationaize) ซึ่งจะแยกส่วนได้ดังนี้

- RapidMiner Radoop เป็นเวอร์ชันที่ทำงานบน Hadoop (การนำคอมพิวเตอร์หลาย ๆ เครื่องมาช่วยประมวลผล) ทำให้สามารถรองรับการทำงานกับข้อมูลที่มีขนาดใหญ่ ๆ หลายร้อยล้านเรคอร์ดได้
- RapidMiner Studio เป็นเวอร์ชันที่ทำงานบนเครื่องคอมพิวเตอร์ PC หรือ Notebook เป็นตัวหลักในการออกแบบโพรเซส (process) หรือ workflow เพื่อใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลต่าง ๆ
- RapidMiner Server เป็นเวอร์ชันที่ทำงานบนเครื่องคอมพิวเตอร์และรองรับการทำงานที่มีผู้ใช้งานหลาย ๆ คนพร้อมกัน โดยสามารถสร้างกราฟในลักษณะของ BI (Business Intelligence) ตั้งเวลาให้ทำงาน (scheduler) และสร้าง web service เพื่อให้โปรแกรมต่างๆ มาติดต่อได้ด้วย (เอกสิทธิ์ พัชรวงศ์ศักดา, 2017)

รูปที่ 2.21 โปรแกรม RapidMiner Version 9.9



รูปที่ 2.22 RapidMiner Platform (ที่มา: https://www.slideshare.net/RapidMiner/the-power-of-collaboration-for-data-science-teams)

2.8 การทบทวนวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

จากการศึกษาเกี่ยวกับสัญญาณเสียงหัวใจซึ่งเป็นข้อมูลพื้นฐานที่มีความสำคัญทางการแพทย์ที่ใช้ในการวินิจฉัยความผิดปกติของหัวใจ ด้วยเหตุนี้จึงได้มีการสืบค้นงานวิจัยที่เกี่ยวข้องเพื่อศึกษาองค์ประกอบของสัญญาณเสียงหัวใจ โดยวิธีการวิเคราะห์แบบต่าง ๆ ยกตัวอย่างเช่น

งานวิจัยของ Aktar and Andrei (2020) ได้เสนอการออกแบบซอฟต์แวร์ heartbeat ที่สามารถแยกความแตกต่างของการเต้นของหัวใจปกติและเสียงพึมพำของหัวใจจาก สเปกโตรแกรมเสียงหัวใจโดยได้ใช้อัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่อง Convolutional Neural Network (CNN) เพื่อทำการแยกประเภทของเสียงหัวใจ มีค่าความถูกต้องประมาณร้อยละ 79 สำหรับข้อมูลการทดสอบ มีคะแนน AUROC โดยประมาณ 0.78

งานวิจัย Baydoun, Safatly, Ghaziri, and Hajj (2020) เสนอแนวทางในการรวมรูปแบบการจำแนกประเภทต่าง ๆ ของเสียงหัวใจจากการแบ่งส่วนเพื่อปรับปรุงค่าความถูกต้อง พบว่าระบบการจำแนกประเภท LogitBoost+Bagging มีความแม่นยำรวมร้อยละ 86.6 โดยมีความไวและความจำเพาะมากกว่าร้อยละ 90 และร้อยละ 83 ตามลำดับ

งานวิจัย Bourouhou, Jilbab, Nacir, and Hammouch (2020) ได้เสนออัลกอริทึมการจำแนกประเภทโดยพิจารณาจากการดึงคุณสมบัติ 20 อย่าง จากการแบ่งส่วนสัญญาณเสียงหัวใจ (PCG) โดยใช้ 4 ประเภทของการจำแนกประเภทการเรียนรู้ของเครื่อง ได้แก่ k-nearest neighbor (KNN), support vector machines (SVM), Tree Classifier และ Naïve Bayes ผลการวิจัยที่พบว่า Naive Bayes มีประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทดีที่สุด

งานวิจัย Zhang, Han, and Deng (2019) ได้เสนอวิธีการตรวจจับเสียงหัวใจโดยใช้คุณสมบัติกึ่งคาบเวลาชั่วคราวของสัญญาณเสียงหัวใจ ทำการวิเคราะห์โดยการคำนวณฟังก์ชันความแตกต่างของขนาดเฉลี่ย (AMDF) ของสเปกโตรแกรมเสียงหัวใจและความสัมพันธ์การพึ่งพาระยะสั้นและระยะยาวภายในคุณสมบัติกึ่งคาบเวลาชั่วคราวที่ดึงออกมาโดยหน่วยความจำระยะสั้นระยะยาว (LSTM) วิธีนี้สามารถตรวจจับเสียงหัวใจผิดปกติได้อย่างมีประสิทธิภาพ

งานวิจัย Chowdhury et al. (2019) ได้เสนอต้นแบบเครื่องตรวจฟังเสียงแบบดิจิทัลอัจฉริยะเพื่อตรวจสอบเสียงหัวใจของผู้ป่วย ช่วยในวินิจฉัยความผิดปกติในลักษณะเรียลไทม์ แบบจำลองนี้ได้รับการออกแบบโดยการปรับเปลี่ยนเครื่องตรวจฟังเสียงแบบแอนะล็อก โดยหูฟังได้มีการเพิ่มไมโครคอนโทรลเลอร์ขนาดเล็กที่มีบลูทูท (Bluetooth) พลังงานต่ำในตัวสำหรับการแปลงเป็นดิจิทัลและการส่งสัญญาณ ข้อมูลที่ได้จะถูกจำแนกประเภทตามอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่อง ได้แก่ Decision tree, discriminant analysis, support vector machines (SVM), k-nearest neighbor

(KNN) และ ensembles classifiers ผลการวิจัยพบว่าอัลกอริทึม Ensemble มีประสิทธิภาพมากกว่าอัลกอริทึมที่ผ่านการฝึกอบรมมาแล้วทั้งหมด โดยมีความถูกต้องโดยรวมอยู่ที่ ร้อยละ 86.02

งานวิจัย Yang, Li, Zhang, and Yang (2020) ได้เสนอแบบจำลองการสกัดขอบสัญญาณแบบใหม่ (Envelope extraction) ซึ่งสามารถใช้ในการประมาณรอบการเต้นของหัวใจของสัญญาณเสียงหัวใจ (PCG) มีการรวมเทคนิคการสลายตัวของโหมดเอมพิริคัล (EMD) และแบบจำลองการสกัดขอบสัญญาณแบบใหม่ที่เสนอเพื่อแยกคุณลักษณะโดเมนเวลา เวกเตอร์คุณลักษณะถูกดึงออกมาจากทั้งคุณลักษณะโดเมนความถี่และคุณลักษณะโดเมนเวฟเล็ต แล้วใช้การจำแนกประเภทแบบ support vector machines (SVM) เพื่อตรวจจับสัญญาณเสียงหัวใจ (PCG) ปกติและผิดปกติ มีค่าความถูกต้องในการจำแนกประเภทมากกว่าร้อยละ 96

งานวิจัย Zhang, Han, and Deng (2017) เสนอวิธีการสำหรับการจำแนกเสียงหัวใจโดยพิจารณาจากสเปกโตรแกรมของสัญญาณเสียงหัวใจที่ปรับขนาดแยกคุณลักษณะที่มีการแบ่งแยกมากที่สุด ซึ่งข้อมูลทางสรีรวิทยาและพยาธิสภาพที่สำคัญจะถูกสกัดดึงออกมาโดยใช้วิธีการสลายตัวของเทนเซอร์ แล้วใช้การจำแนกประเภทแบบ support vector machines (SVM) โดยวิธีนี้สามารถตรวจจับสัญญาณเสียงหัวใจ (PCG) ได้อย่างมีประสิทธิภาพว่ามีปัญหาหรือไม่ ดังนั้นจึงเป็นข้อมูลที่มีค่าสำหรับการตัดสินใจว่าจำเป็นต้องรักษาเพิ่มเติมหรือไม่

2.9 สรุป

จากการศึกษาเกี่ยวกับการวิเคราะห์สัญญาณเสียงหัวใจซึ่งเป็นข้อมูลพื้นฐานที่มีความสำคัญทางการแพทย์และงานวิจัยที่กล่าวมานั้น ทำให้เห็นถึงเทคนิควิธีการในรูปแบบต่าง ๆ ประกอบด้วยการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีด้านการเรียนรู้ของเครื่อง ในการสร้างแบบจำลองเพื่อช่วยในการวิเคราะห์และประมวลผลจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจ ซึ่งเป็นเทคนิคที่ใช้วิเคราะห์และหาความสัมพันธ์ของข้อมูลเพื่อให้ได้ค่าที่เหมาะสมที่สุดสำหรับใช้ในการตัดสินใจ ด้วยเหตุนี้งานวิจัยในวิทยานิพนธ์เล่มนี้จึงนำเสนอการออกแบบและพัฒนาแบบจำลองการจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจด้วยชุดข้อมูลเสียงหัวใจปกติและเสียงหัวใจผิดปกติ เพื่อใช้เป็นแนวทางในการพัฒนาต่อยอดสำหรับสนับสนุนการวินิจฉัยของแพทย์ช่วยให้ขั้นตอนต่อไปของการวินิจฉัยโรคด้วยแพทย์ รวดเร็ว และมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น

บทที่ 3
วิธีดำเนินการวิจัย

ในบทนี้จะกล่าวถึงขั้นตอนวิธีการวิเคราะห์สัญญาณเสียงหัวใจ และเครื่องมือที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องด้วยโปรแกรม RapidMiner studio

3.1 เครื่องมือที่ใช้ในการทำวิจัย

ตารางที่ 3.1 เครื่องมือ วัสดุ และอุปกรณ์ที่ใช้ในงานวิจัย

เครื่องมือ
1. เครื่องคอมพิวเตอร์ LAPTOP-IISMJ5OP - มีหน่วยประมวลผลกลาง: Intel® Core™ i7-10750H CPU 2.60GHz - มีหน่วยความจำขนาด 16.0 GB - หน่วยประมวลผลกราฟิก: NVIDIA GeForce GTX - ระบบปฏิบัติการ: Windows 10
โปรแกรม
2. โปรแกรมคอมพิวเตอร์ RapidMiner Studio version 9.9
3. โปรแกรมคอมพิวเตอร์ Audacity 2.4.2
4. โปรแกรมภาษาไพธอน (Python): Jupyter Notebook

3.2 ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

1) ข้อมูลเสียงหัวใจ ประกอบด้วยเสียงหัวใจปกติ และเสียงหัวใจผิดปกติในส่วน apex, aortic และ pulmonic โดยมีเสียงเสียงฟู่ และเสียงคลิก เป็นข้อมูลประเภท MP3 ค่า Bit rate 128kbps มีเสียงหัวใจปกติ 2 ไฟล์ และเสียงหัวใจผิดปกติ 21 ไฟล์ จาก Heart Sound & Murmur Library, University of Michigan https://open.umich.edu/find/open-educational-resources/medical/heart-sound-murmur-library มีรายละเอียดดังตารางที่ 3.2 และดังแสดงในรูปภาคผนวก ก

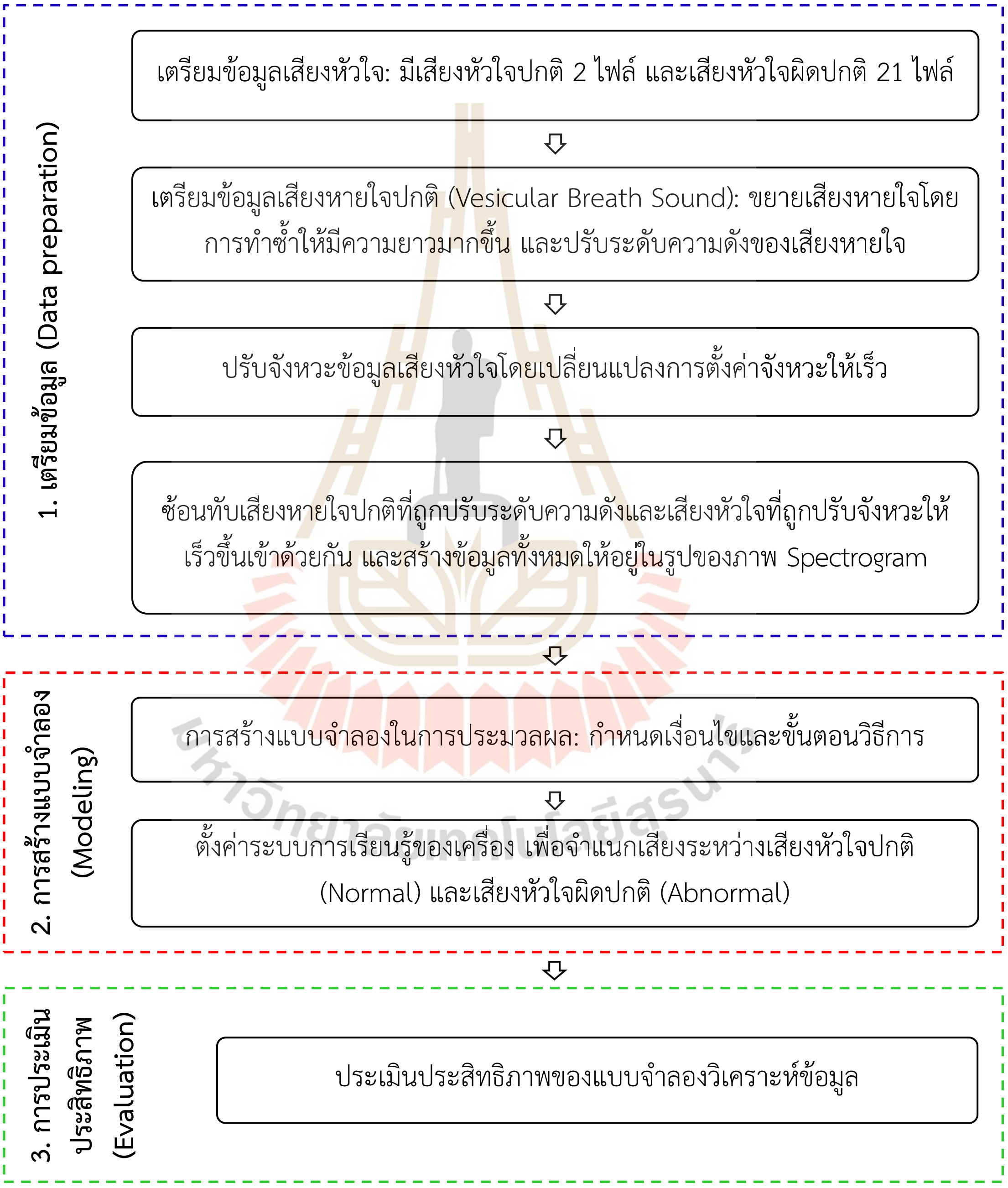
2) ข้อมูลเสียงหายใจปกติ Vesicular Breath Sound เป็นข้อมูลประเภท MP3 ค่า Bit rate 192kbps จาก Mediscuss https://www.mediscuss.org/respiratory-auscultation

ตารางที่ 3.2 ข้อมูลเสียงหัวใจ ที่ใช้ในการศึกษา

ตำแหน่ง	**รายละเอียด**
Apex Area (Supine)	Early Systolic Murmur
	Holosystolic Murmur
	Late Systolic Murmur
	Mid-Systolic Click
	Mid-Systolic Murmur
	Normal S1 S2
	Split S1
Apex Area (Left Decubitus)	Mitral Opening Snap and Diastolic Murmur
	S3 and Holosystolic Murmur
	S3 Gallop
	S4 and Mid-Systolic Murmur
	S4 Gallop
	Systolic Click with Late Systolic Murmur
Aortic Area (Sitting)	Early Diastolic Murmur
	Normal S1 S2
	Systolic and Diastolic Murmurs
	Systolic Murmur with Absent S2
Pulmonic Area (Supine)	Split S2 Persistent
	Split S2 Transient
	Ejection Systolic Murmur with Persistent Split S2 and Ejection, Systolic Murmur
	Ejection Systolic Murmur with Single S2 and Ejection Click
	Ejection Systolic Murmur with Transient Splitting S2
	Single S2

3.3 ขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย

สำหรับขั้นตอนวิธีการดำเนินงานวิจัยแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอนหลัก ๆ คือ 1) เตรียมข้อมูล (Data preparation) 2) การสร้างแบบจำลอง (Modeling) และ 3) การประเมินประสิทธิภาพ (Evaluation) โดยมีรายละเอียดขั้นตอน ดังแสดงในรูปที่ 3.1

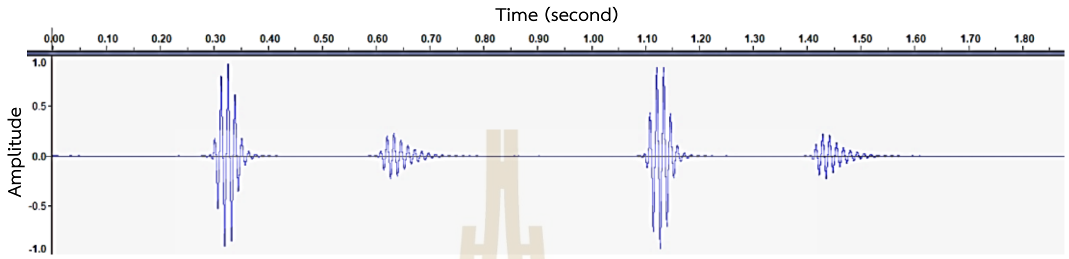


รูปที่ 3.1 แผนผังขั้นตอนการดำเนินงานวิจัยสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง

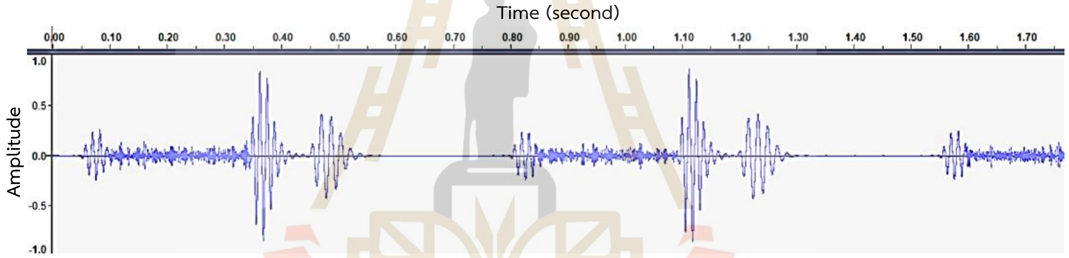
3.4 เตรียมข้อมูล (Data preparation)

เตรียมข้อมูลเสียงหัวใจให้อยู่ในรูปแบบ Spectrogram ดังนี้

1) เตรียมข้อมูลเสียงหัวใจ ที่ประกอบด้วยเสียงหัวใจปกติ 2 ไฟล์ และเสียงหัวใจผิดปกติ 21 ไฟล์



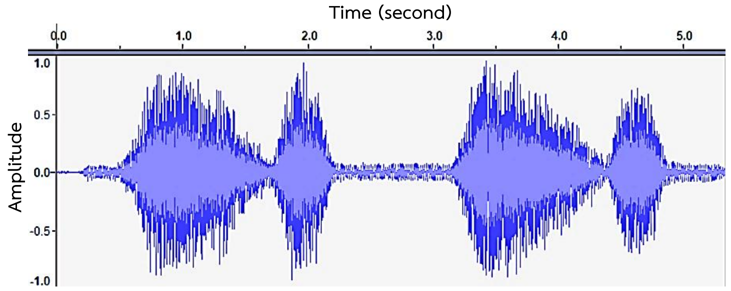
(ก) สัญญาณเสียงหัวใจปกติ



(ข) สัญญาณเสียงหัวใจผิดปกติ

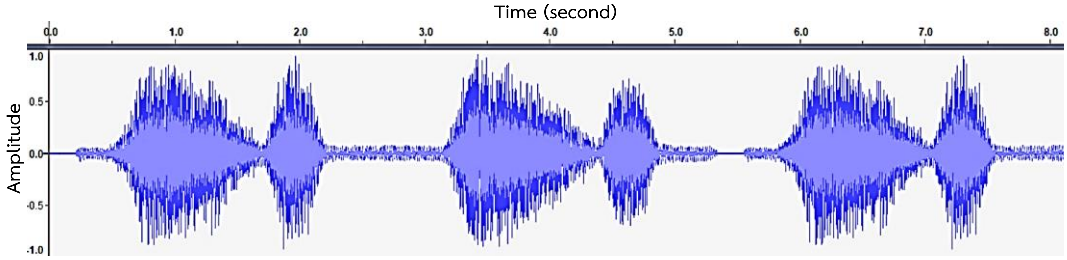
รูปที่ 3.2 รูปแบบคลื่นเวลาของสัญญาณเสียงหัวใจ (Waveform)

2) ขยายเสียงหายใจปกติ (Vesicular Breath Sound) ให้มีความยาวมากขึ้น โดยการทำซ้ำให้มีความยาวใกล้เคียงกับไฟล์เสียงหัวใจด้วยซอฟต์แวร์ Audacity



(ก) เสียงหายใจปกติ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



(ข) เสียงหายใจปกติที่ถูกขยายให้มีความยาวมากขึ้น

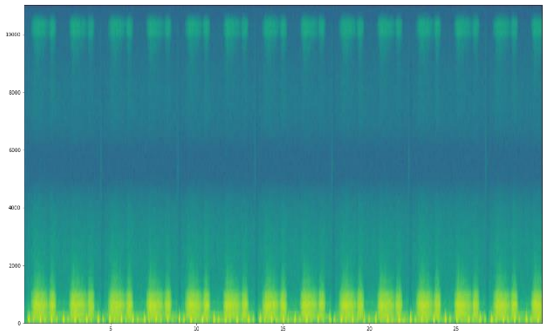
รูปที่ 3.3 รูปแบบคลื่นเวลาของสัญญาณเสียงหายใจ (Waveform)

3) ปรับระดับความดังของเสียงหายใจปกติที่ถูกขยายให้มีความยาวมากขึ้นในข้อที่ 2 ที่ระดับความดัง -10dB, -15dB, -20dB, -25dB และ -30dB ด้วยซอฟต์แวร์ Audacity

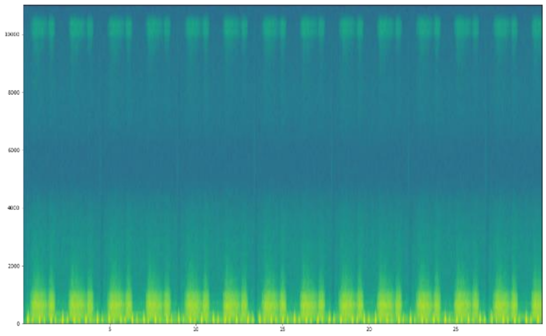
4) ปรับจังหวะข้อมูลเสียงหัวใจในข้อที่ 1 โดยเปลี่ยนแปลงการตั้งค่าจังหวะให้เร็วขึ้นจากร้อยละ 0 ถึงร้อยละ 100 โดยเพิ่มขึ้นทีละ 10 โดยใช้โปรแกรมสำหรับเขียนภาษาไพธอน (Python) ใน Jupyter Notebook ดังแสดงในรูปภาคผนวก ก

5) นำข้อมูลเสียงหายใจปกติที่ถูกปรับระดับความดังต่าง ๆ ในข้อที่ 3 และเสียงหัวใจที่ถูกปรับจังหวะให้เร็วขึ้นในข้อที่ 4 มาวางซ้อนทับกัน จากนั้นส่งออก (Export) เป็นรูปแบบไฟล์ WAV เทคนิคนี้ยังคงรักษาความถี่ของเสียงไว้ เพื่อจำลองสถานการณ์ว่ากิจกรรมที่แตกต่างกันของแต่ละคนเปลี่ยนความเร็วของอัตราการเต้นของหัวใจและอัตราการหายใจที่ระดับความดังต่างกัน โดยใช้โปรแกรมสำหรับเขียนภาษาไพธอน (Python) ใน Jupyter Notebook ดังแสดงในรูปภาคผนวก ก

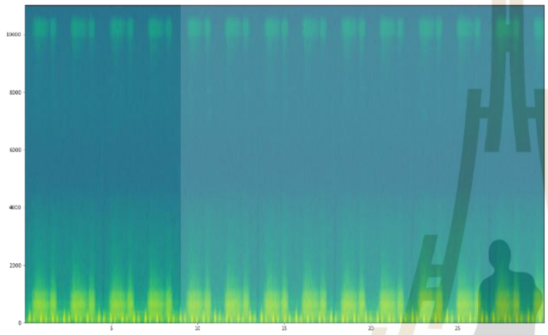
6) สร้างไฟล์เสียงทั้งหมดในข้อที่ 5 ให้อยู่ในรูปแบบภาพ Spectrogram เพื่อให้ได้สัญญาณของเสียงที่ให้ความสำคัญกับคลื่นเสียงต่ำ โดยแบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม ได้แก่ Normal คือ กลุ่มที่มีเสียงหัวใจปกติ จำนวน 110 ภาพ และ Abnormal คือ กลุ่มที่มีเสียงหัวใจผิดปกติ จำนวน 1,155 ภาพ ดังตัวอย่างรูปที่ 3.4 และรูปที่ 3.5 โดยใช้โปรแกรมสำหรับเขียนภาษาไพธอน (Python) ใน Jupyter Notebook ดังแสดงในรูปภาคผนวก ก



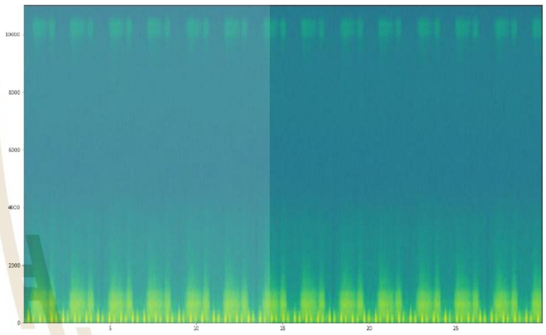
(ก)



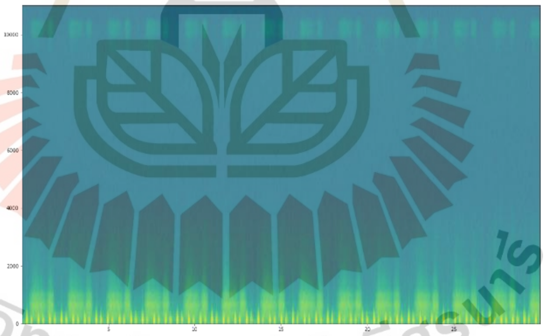
(ข)



(ค)



(ง)



(จ)

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

(ก) Spectrogram เสียงหัวใจปกติ ที่มีจังหวะเร็วขึ้นร้อยละ 20 และมีเสียงหายใจรบกวนที่ระดับความดัง -10dB

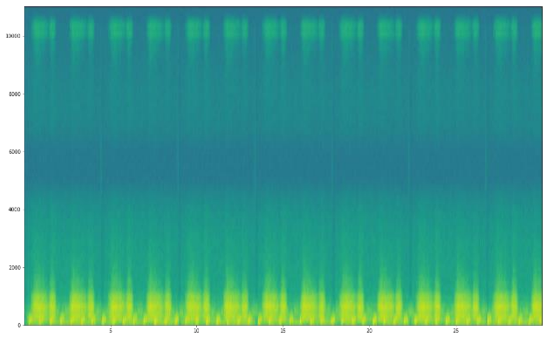
(ข) Spectrogram เสียงหัวใจปกติ ที่มีจังหวะเร็วขึ้นร้อยละ 20 และมีเสียงหายใจรบกวนที่ระดับความดัง -15dB

(ค) Spectrogram เสียงหัวใจปกติ ที่มีจังหวะเร็วขึ้นร้อยละ 20 และมีเสียงหายใจรบกวนที่ระดับความดัง -20dB

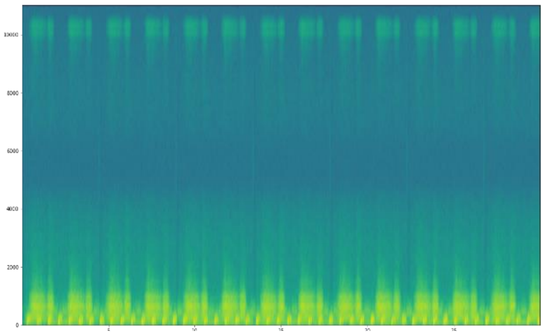
(ง) Spectrogram เสียงหัวใจปกติ ที่มีจังหวะเร็วขึ้นร้อยละ 20 และมีเสียงหายใจรบกวนที่ระดับความดัง -25dB

(จ) Spectrogram เสียงหัวใจปกติ ที่มีจังหวะเร็วขึ้นร้อยละ 20 และมีเสียงหายใจรบกวนที่ระดับความดัง -30dB

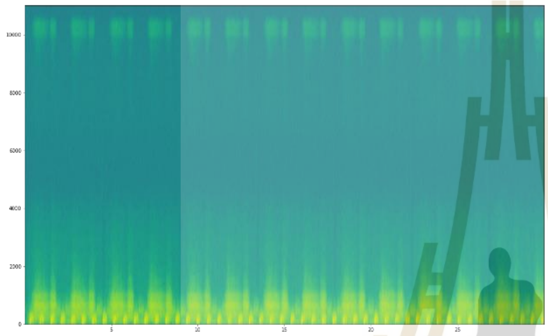
รูปที่ 3.4 ตัวอย่างภาพ Spectrogram สัญญาณเสียงหัวใจปกติ ในตำแหน่ง Apex Area



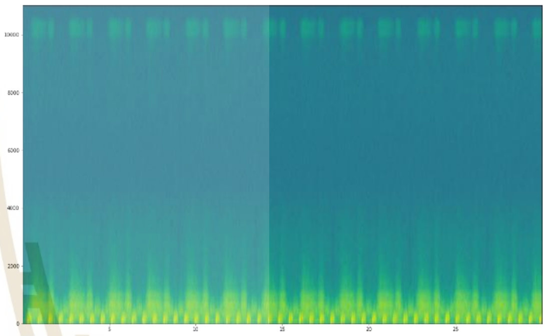
(ก)



(ข)



(ค)



(ง)

(จ)

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

(ก) Spectrogram เสียงหัวใจผิดปกติ ที่มีจังหวะเร็วขึ้นร้อยละ 20 และมีเสียงหายใจรบกวนที่ระดับความดัง -10dB

(ข) Spectrogram เสียงหัวใจผิดปกติ ที่มีจังหวะเร็วขึ้นร้อยละ 20 และมีเสียงหายใจรบกวนที่ระดับความดัง -15dB

(ค) Spectrogram เสียงหัวใจผิดปกติ ที่มีจังหวะเร็วขึ้นร้อยละ 20 และมีเสียงหายใจรบกวนที่ระดับความดัง -20dB

(ง) Spectrogram เสียงหัวใจผิดปกติ ที่มีจังหวะเร็วขึ้นร้อยละ 20 และมีเสียงหายใจรบกวนที่ระดับความดัง -25dB

(จ) Spectrogram เสียงหัวใจผิดปกติ ที่มีจังหวะเร็วขึ้นร้อยละ 20 และมีเสียงหายใจรบกวนที่ระดับความดัง -30dB

รูปที่ 3.5 ตัวอย่างภาพ Spectrograms สัญญาณเสียงหัวใจผิดปกติ ในตำแหน่ง Aortic Area

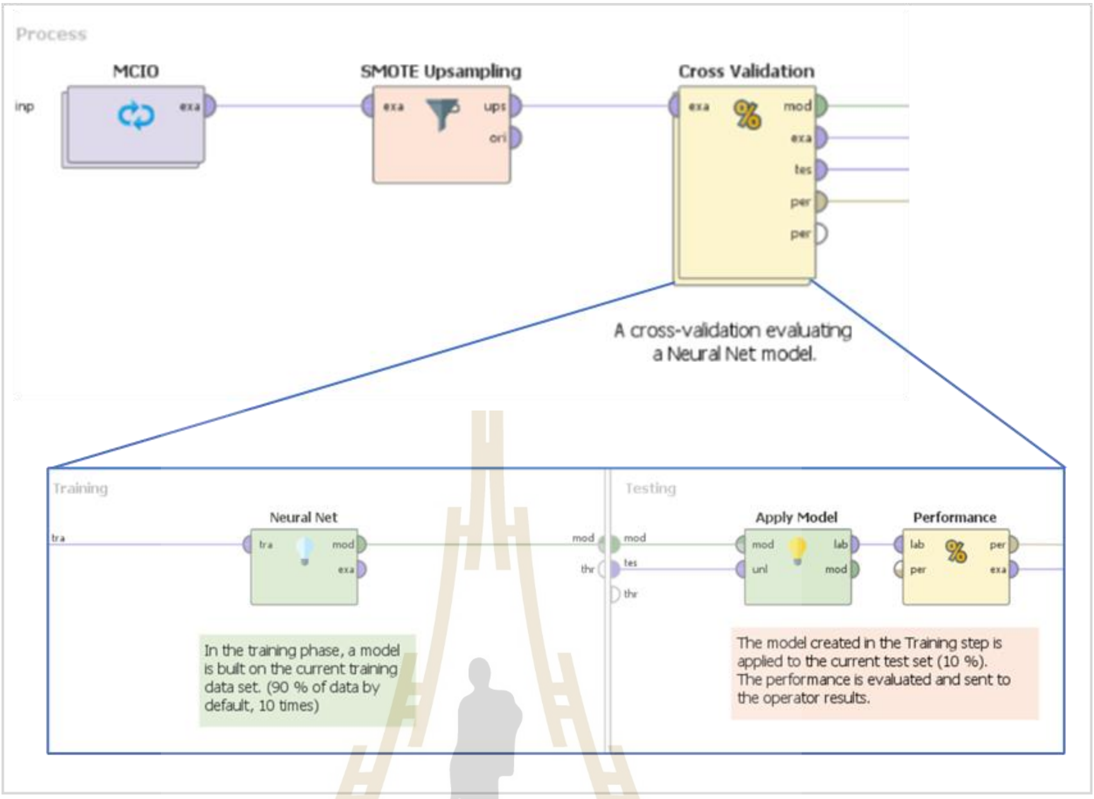
3.5 การสร้างแบบจำลอง (Modeling)

การสร้างแบบจำลองในการประมวลผล โดยใช้โปรแกรม RapidMiner Studio version 9.9 กำหนดเงื่อนไขและขั้นตอนวิธีการ ดังนี้

1) สร้างแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องด้วยโปรแกรม RapidMiner Studio version 9.9 โดยใช้ตัวดำเนินการ Multiple Color Image Opener (IMMI – Image Mining Extension for RapidMiner) เพื่ออ่านข้อมูลภาพ Spectrogram ในการประมวลผล ดึง Global Feature โดยใช้ตัวดำเนินการ Global Feature Extractor from a Single Image และคำนวณค่า global statistics โดยใช้ตัวดำเนินการ Global statistics from a Single Image

2) ตั้งค่าระบบการเรียนรู้ของเครื่อง เพื่อจำแนกเสียงระหว่างเสียงหัวใจปกติ (Normal) และเสียงหัวใจผิดปกติ (Abnormal) ชุดข้อมูลทั้งหมดคือ 110 ชุด และ 1,155 ชุด ตามลำดับ ด้วยชุดข้อมูลที่ไม่สมดุล (Imbalanced Data) จึงใช้วิธีการจำแนกข้อมูลแบบ SMOTE up-sampling เป็นการสุ่มตัวอย่างข้อมูลแบบ Oversampling สร้างหรือสังเคราะห์ข้อมูลขึ้นมาใหม่ในคลาสที่มีจำนวนน้อยกว่าให้มีปริมาณมากขึ้น จากนั้นแบ่งข้อมูลชุดการเรียนรู้ (training set) และชุดทดสอบ (testing set) ด้วยวิธี Cross-validation (10-fold cross-validation) แบบแบ่งชั้นภูมิ (Stratified sampling) โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 10 ส่วน โดยข้อมูลของแต่ละคลาสมีสัดส่วนเท่า ๆ กัน และมีข้อมูลหนึ่งส่วนใช้เป็นชุดทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง เรียนรู้วนไปซ้ำ ๆ จนครบ จากนั้นข้อมูลทั้งหมดจะถูกนำไปใช้สร้างและพัฒนาแบบจำลองโดยใช้เทคนิควิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) เพื่อจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



รูปที่ 3.6 แบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องด้วยโปรแกรม RapidMiner Studio version 9.9

3.6 การประเมินประสิทธิภาพ (Evaluation)

ค่าการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ให้ความสำคัญในการจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจ คือ ค่าความถูกต้อง (Accuracy) ของการจำแนกข้อมูลโดยรวมของแบบจำลองที่ถูกสร้างขึ้น ค่าความแม่นยำ (Precision) ที่ทำนายเสียงหัวใจที่มีความผิดปกติได้ถูกต้องแม่นยำ ค่าเรียกคืน (Recall) ของความผิดปกติของเสียงหัวใจที่แสดงให้เห็นถึงความสามารถในการทำนายเสียงหัวใจที่ผิดปกติของแบบจำลองได้ครอบคลุมเพียงใด เพื่อไม่ให้เกิดผลเสียต่อผู้ป่วยที่มีความผิดปกติของเสียงหัวใจแต่ทำนายว่าไม่ป่วย อาจทำให้เสี่ยงต่อการรักษาล่าช้าหรือไม่ได้รับการรักษาได้อย่างทันท่วงที และค่าเฉลี่ยของความแม่นยำและค่าเรียกคืน (F1-score) เป็นค่าน้ำหนักเฉลี่ยระหว่างค่าความแม่นยำและค่าเรียกคืนของการทำนายความผิดปกติของเสียงหัวใจที่มีเสียงหัวใจที่ผิดปกติ

นอกจากนี้ยังมีค่าประเมินประสิทธิภาพอื่นที่นอกเหนือจากกล่าวข้างต้นที่ใช้ในการพิจารณาความสามารถของแบบจำลองเพื่อให้เข้าใจในตัวแบบจำลองในแง่มุมอื่นร่วมด้วย มีรายละเอียดดังตารางที่ 3.3

ตารางที่ 3.3 ค่าประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองที่ใช้

ลำดับ	ค่าประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง
1	ความถูกต้อง (Accuracy)
2	ค่าความแม่นยำ (Precision)
3	ค่าเรียกคืน (Recall)
4	ค่าเฉลี่ยของความแม่นยำและค่าเรียกคืน (F1-score)
5	ค่าความถูกต้องสมดุล (Balanced Accuracy)
6	Receiver Operator Characteristic (ROC) curve
7	Area Under Curve (AUC)

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

บทที่ 4
ผลการวิจัยและอภิปรายผล

ในบทนี้จะนำเสนอผลการทดลอง การวิเคราะห์และการอภิปรายผลแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องด้วยโปรแกรม RapidMiner studio โดยเทคนิควิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) ที่แสดงค่าความถูกต้อง (Accuracy) ค่าความแม่นยำ (Precision) ค่าเรียกคืน (Recall) และค่าเฉลี่ยของความแม่นยำและค่าเรียกคืน (F1-score) เพื่อจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจ

4.1 ผลการทดสอบประสิทธิภาพแบบจำลองโดยเทคนิควิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network)

จากการตั้งค่าระบบการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจด้วยชุดข้อมูลทั้งหมด 2,310 รอบ ดังแสดงดังรูปที่ 4.1 โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 10 ส่วน โดยวิธีการจำแนกข้อมูลแบบ SMOTE up-sampling และวิธี Cross-validation (10-fold cross-validation) แบบแบ่งชั้นภูมิ (Stratified sampling) พบว่าค่าการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองในการจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจ มีรายละเอียดดังตารางที่ 4.1

Open in Turbo Prep Auto Model Filter (2,310 / 2,310 examples): all

Row No.	label	prediction(label)	confidence(Normal)	confidence(Abnormal)
1	Normal	Normal	0.651	0.349
2	Normal	Abnormal	0.465	0.535
3	Normal	Normal	0.711	0.289
4	Normal	Normal	0.684	0.316
5	Normal	Abnormal	0.289	0.711
6	Normal	Normal	0.802	0.198
7	Normal	Normal	0.794	0.206
8	Normal	Normal	0.725	0.275
9	Normal	Normal	0.916	0.084
10	Normal	Normal	0.809	0.191

ExampleSet (2,310 examples, 5 special attributes, 13 regular attributes)

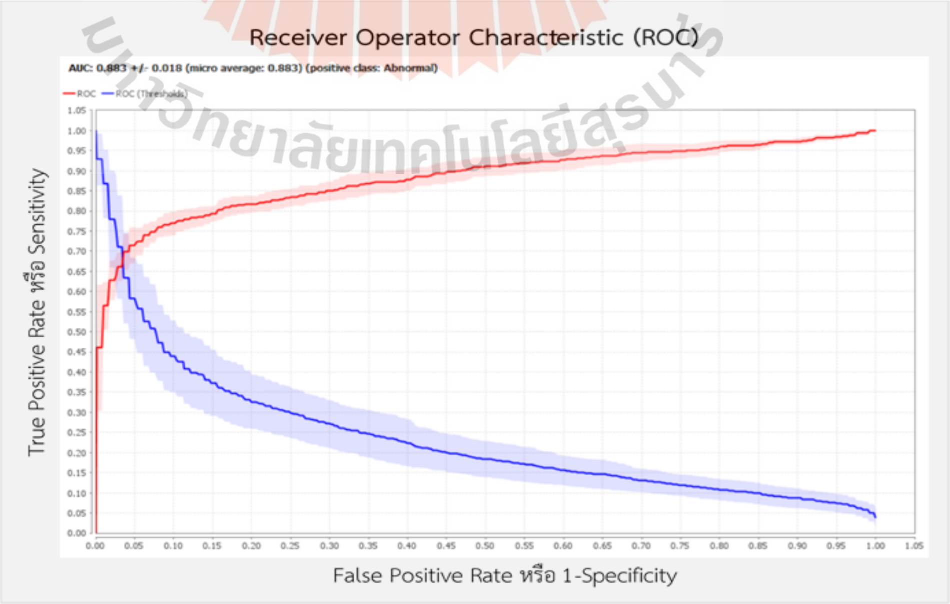
รูปที่ 4.1 ตัวอย่างข้อมูลผลการจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจเพื่อใช้วิเคราะห์ประสิทธิภาพ

ตารางที่ 4.1 แสดงคอนฟิวชันเมทริกซ์ (confusion matrix)

	True Normal	True Abnormal	class precision
Predicted. Normal	1,065	304	77.79%
predicted. Abnormal	90	851	90.44%
class recall	92.21%	73.68%	

จากข้อมูลผลการวิเคราะห์ของโปรแกรม RapidMiner Studio ที่แสดงในตารางที่ 4.1 แสดงให้เห็นว่ามีค่าความถูกต้อง ร้อยละ 82.94±2.01 ค่าความแม่นยำ ร้อยละ 90.44±4.40 ค่าเรียกคืน ร้อยละ 73.68±5.41 และค่าเฉลี่ยของความแม่นยำและค่าเรียกคืน ร้อยละ 81.20

นอกจากนี้ยังมีค่าประเมินประสิทธิภาพอื่นที่ใช้ในการพิจารณาความสามารถของแบบจำลองเพื่อให้เห็นถึงประสิทธิภาพแบบจำลองอย่างชัดเจน โดยผลการวิเคราะห์มีการแสดงค่าความถูกต้องสมดุล ร้อยละ 82.95 และมีการแสดงผลค่า Receiver Operator Characteristic (ROC) curve ซึ่งเป็นค่าแสดงความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลที่นำนายถูก (True Positive Rate หรือ Sensitivity) ในแนวแกน Y และทำนายผิด (False Positive Rate หรือ 1-Specificity) ในแนวแกน X ซึ่งสามารถแยกกลุ่มที่มีเสียงหัวใจปกติและเสียงหัวใจผิดปกติออกจากกันได้ ซึ่งในแบบจำลองแสดงค่าพื้นที่ใต้กราฟ ROC มีค่า AUC เท่ากับ 0.883±0.018 มีค่าเข้าใกล้ 1 แสดงว่าแบบจำลองมีประสิทธิภาพดี ดังแสดงในรูปที่ 4.2

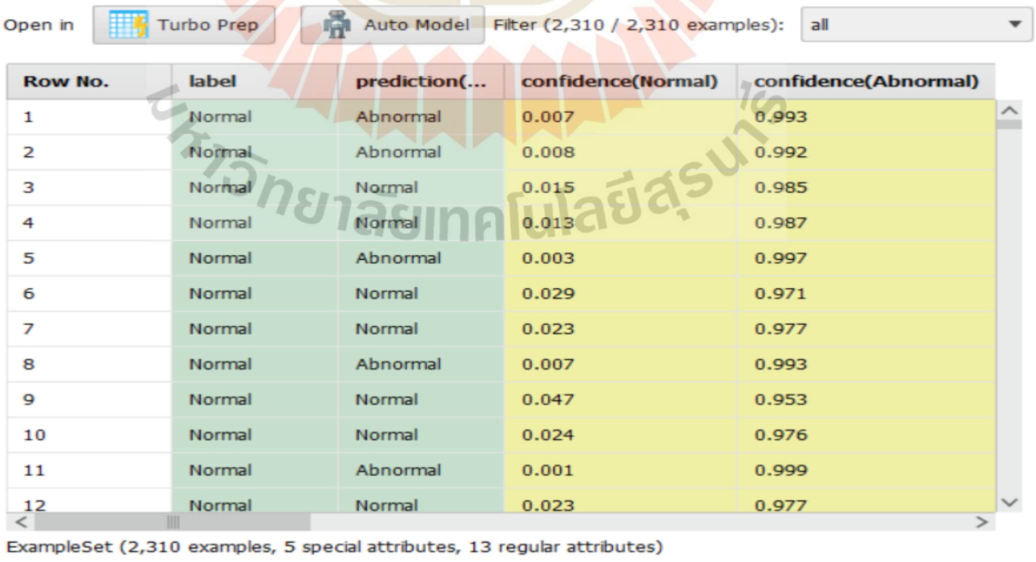


รูปที่ 4.2 แผนภาพ ROC curve

จากข้อมูลผลการทดสอบประสิทธิภาพแบบจำลองโดยเทคนิควิธีโครงข่ายประสาทเทียม ดังกล่าวข้างต้นแล้วนั้น ก่อนหน้าที่จะตัดสินใจเลือกใช้เทคนิควิธีนี้ได้มีการเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองโดยเทคนิควิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network) และเทคนิควิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machines) ดังแสดงผลการทดสอบในหัวข้อถัดไป

4.2 ผลการทดสอบประสิทธิภาพแบบจำลองโดยเทคนิควิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN) และเทคนิควิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machines: SVM)

จากการตั้งค่าระบบการเรียนรู้ของเครื่องโดยเทคนิควิธีโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน ซึ่งจัดเป็น Deep learning และเทคนิควิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เพื่อเปรียบเทียบผลการจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจด้วยชุดข้อมูลทั้งหมด 2,310 รอบ ดังแสดงดังรูปที่ 4.3 โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 10 ส่วน โดยวิธีการจำแนกข้อมูลแบบ SMOTE up-sampling และวิธี Cross-validation (10-fold cross-validation) แบบแบ่งชั้นภูมิ (Stratified sampling) พบว่าค่าการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองในการจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจ มีรายละเอียดดังตารางที่ 4.2 และ 4.3


Open in Turbo Prep Auto Model Filter (2,310 / 2,310 examples): all

Row No.	label	prediction(...	confidence(Normal)	confidence(Abnormal)
1	Normal	Abnormal	0.007	0.993
2	Normal	Abnormal	0.008	0.992
3	Normal	Normal	0.015	0.985
4	Normal	Normal	0.013	0.987
5	Normal	Abnormal	0.003	0.997
6	Normal	Normal	0.029	0.971
7	Normal	Normal	0.023	0.977
8	Normal	Abnormal	0.007	0.993
9	Normal	Normal	0.047	0.953
10	Normal	Normal	0.024	0.976
11	Normal	Abnormal	0.001	0.999
12	Normal	Normal	0.023	0.977

ExampleSet (2,310 examples, 5 special attributes, 13 regular attributes)

(ก) ข้อมูลผลการจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจโดยเทคนิควิธี Deep Learning

Open in Turbo Prep | Auto Model | Filter (2,310 / 2,310 examples): all

Row No.	label	prediction(...	confidence(Normal)	confidence(Abnormal)
1	Normal	Normal	0.848	0.152
2	Normal	Normal	0.733	0.267
3	Normal	Normal	0.737	0.263
4	Normal	Normal	0.614	0.386
5	Normal	Normal	0.711	0.289
6	Normal	Normal	0.599	0.401
7	Normal	Normal	0.661	0.339
8	Normal	Normal	0.935	0.065
9	Normal	Normal	0.730	0.270
10	Normal	Normal	0.645	0.355
11	Normal	Abnormal	0.301	0.699
12	Normal	Normal	0.767	0.233

ExampleSet (2,310 examples, 5 special attributes, 13 regular attributes)

(ข) ข้อมูลผลการจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจโดยเทคนิควิธี Support Vector Machines

รูปที่ 4.3 ตัวอย่างข้อมูลผลการจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจเพื่อใช้วิเคราะห์ประสิทธิภาพ โดยเทคนิควิธีแบบ Deep Learning และเทคนิควิธี Support Vector Machines

ตารางที่ 4.2 แสดงคอนฟิวชันเมทริกซ์ (confusion matrix) ของเทคนิควิธี Deep Learning

	True Normal	True Abnormal	class precision
Predicted. Normal	1,065	304	77.79%
predicted. Abnormal	90	851	90.44%
class recall	92.21%	73.68%	

ตารางที่ 4.3 แสดงคอนฟิวชันเมทริกซ์ (confusion matrix) ของเทคนิควิธี Support Vector Machines

	True Normal	True Abnormal	class precision
Predicted. Normal	1,065	304	77.79%
predicted. Abnormal	90	851	90.44%
class recall	92.21%	73.68%	

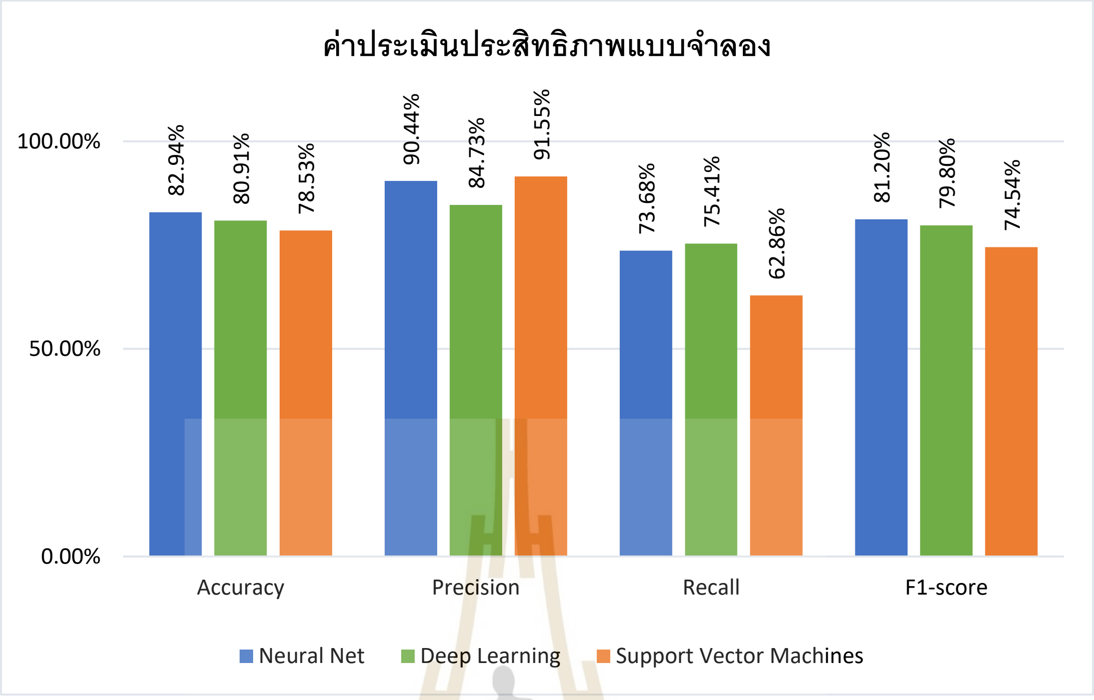
ตารางที่ 4.4 แสดงคอนฟิวชันเมทริกซ์ (confusion matrix) เปรียบเทียบระหว่าง Neural Net, Deep Learning, และ Support Vector Machines

		True Normal	True Abnormal	class precision
Neural Net	Predicted. Normal	1,065	304	77.79%
	predicted. Abnormal	90	851	90.44%
	class recall	92.21%	73.68%	
Deep Leaning	Predicted. Normal	1,016	283	78.21%
	predicted. Abnormal	139	872	86.25%
	class recall	87.97%	75.50%	
Support Vector Machines	Predicted. Normal	1,088	429	71.72%
	predicted. Abnormal	67	726	91.55%
	class recall	94.20%	62.86%	

ตารางที่ 4.5 แสดงค่าเปรียบเทียบการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
Neural Net	82.94%	90.44%	73.68%	81.20%
Deep Learning	80.91%	84.73%	75.41%	79.80%
Support Vector Machines	78.53%	91.55%	62.86%	74.54%

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



รูปที่ 4.4 กราฟแสดงแสดงค่าเปรียบเทียบการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง

จากรูปที่ 4.4 แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองเทคนิควิธี Deep Learning มีค่าความถูกต้อง ร้อยละ 80.91 ค่าความแม่นยำ ร้อยละ 84.73 ค่าเรียกคืน ร้อยละ 75.41 และค่าเฉลี่ยของความแม่นยำและค่าเรียกคืน ร้อยละ 79.80 ในขณะเดียวกันแบบจำลองเทคนิควิธี Support Vector Machines มีค่าความถูกต้อง ร้อยละ 78.53 ค่าความแม่นยำ ร้อยละ 91.55 ค่าเรียกคืน ร้อยละ 62.86 และค่าเฉลี่ยของความแม่นยำและค่าเรียกคืน ร้อยละ 74.54

ดังนั้นจากข้อมูลผลการวิเคราะห์โดยรวมจะเห็นว่าผลการจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจโดยเทคนิควิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) ที่แสดงในกราฟและอธิบายไว้ในหัวข้อที่ 4.1 ให้ค่าการประเมินประสิทธิภาพโดยรวมดีที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกันแล้ว จึงทำให้ในงานวิจัยนี้ได้เลือกสร้างและพัฒนาแบบจำลองโดยใช้เทคนิควิธีนี้เพื่อจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจ

4.3 วิจารณ์และอภิปรายผลการวิจัย

วัตถุประสงค์สำหรับงานวิจัยเพื่อออกแบบและพัฒนาแบบจำลองการจำแนกสัญญาณเสียงหัวใจสำหรับคัดกรองความผิดปกติของหัวใจเบื้องต้น จากผลการทดสอบประสิทธิภาพแบบจำลองการจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจจากข้อมูลเสียงหัวใจที่ประกอบด้วยเสียงหัวใจปกติและเสียงหัวใจผิดปกติที่ถูกปรับจังหวะให้เร็วขึ้นและมีเสียงหายใจรบกวนที่ระดับความดังต่างกันในรูปแบบภาพ

Spectrogram แบ่งเป็นกลุ่มที่มีเสียงหัวใจปกติ จำนวน 110 ภาพ และกลุ่มที่มีเสียงหัวใจผิดปกติ จำนวน 1,155 ภาพ เพื่อเข้าสู่การประมวลผลภาพ

กระบวนการวิเคราะห์สัญญาณเสียงหัวใจเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพและสะดวกสำหรับการวินิจฉัยเบื้องต้นของโรคหัวใจ การสร้างข้อมูลสัญญาณเสียงหัวใจโดยใช้โปรแกรมภาษาไพธอน (Python) เพื่อให้ได้จำนวนชุดข้อมูลตัวสำหรับการเรียนรู้ของเครื่องในรูปแบบของภาพ Spectrogram ซึ่งเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการแสดงสัญญาณเสียงหัวใจที่มีคุณลักษณะที่ไม่คงที่และมีการเปลี่ยนแปลงตามเวลา (Wenjie Zhang et al., 2019) เพื่อให้สามารถศึกษาองค์ประกอบของสัญญาณเสียงหัวใจ วิเคราะห์ข้อมูลได้ทั้งทางเวลาและความถี่ ทำให้การประมวลผลการจำแนกความผิดปกติของสัญญาณเสียงหัวใจสามารถทำได้ง่ายและแม่นยำขึ้น (Sayeda Farzana Aktar and Stefan Andrei, 2020) จากนั้นนำข้อมูลภาพ Spectrogram ที่ได้เข้าสู่การประมวลผลภาพ โดยใช้ Multiple Color Image Opener (IMMI – Image Mining Extension for RapidMiner) เพื่ออ่านข้อมูลภาพ Spectrogram ดึงคุณลักษณะของภาพออกมา แล้วนำไปวิเคราะห์ข้อมูล สร้างแบบจำลองด้วยวิธีการโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้โปรแกรม RapidMiner Studio

กระบวนการวิเคราะห์สร้างแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องด้วยโปรแกรม RapidMiner studio โดยเทคนิควิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) การเรียนรู้แบบป้อนไปข้างหน้า (Feed-forward neural network) หรือเพอร์เซปตรอนแบบหลายชั้น (Multi-layer Perceptron) แบบที่ได้รับการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back Propagation) ที่ใช้สำหรับการปรับค่าน้ำหนักในเส้นเชื่อมต่อระหว่างโหนดให้เหมาะสม โดยเป็นการปรับปรุงน้ำหนักคะแนนของเครือข่ายที่เชื่อมต่อในแต่ละครั้ง ค่าที่ได้รับจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับผลที่คาดหวัง และถูกส่งกลับเข้าสู่เครือข่ายเพื่อปรับปรับปรุงค่าน้ำหนักต่อไป เพื่อลดค่าความผิดพลาดลง ทำให้เป็นเทคนิคการเรียนรู้ที่เหมาะสมสำหรับการนำไปใช้ในการแก้ปัญหาที่ซ่อนอยู่

กระบวนการจำแนกและการแบ่งข้อมูลเพื่อทดสอบประสิทธิภาพแบบจำลอง ด้วยชุดข้อมูลที่ไม่สมดุล (Imbalanced Data) จึงใช้วิธีการจำแนกข้อมูลแบบ SMOTE up-sampling เป็นการสุ่มตัวอย่างข้อมูลแบบ Oversampling สร้างหรือสังเคราะห์ข้อมูลกลุ่มที่มีเสียงหัวใจปกติที่มีจำนวนน้อยกว่าขึ้นมาใหม่ให้มีปริมาณมากขึ้น จากนั้นแบ่งข้อมูลชุดการเรียนรู้ (training set) และชุดทดสอบ (testing set) ด้วยวิธี Cross-validation (10-fold cross-validation) แบบแบ่งชั้นภูมิ (Stratified sampling) โดยข้อมูลของแต่ละกลุ่มตัวอย่างมีสัดส่วนเท่า ๆ กัน ทำการเรียนรู้วนไปซ้ำ ๆ จนครบจนกว่าข้อมูลจะถูกใช้ครบทุกส่วนแล้วนำมาหาค่าเฉลี่ย ทำให้เกิดข้อผิดพลาดที่น้อยลงผลลัพธ์ที่ได้มีความน่าเชื่อถือ โดยจะเห็นว่าตัวแบบจำลองที่พัฒนาในงานวิจัยนี้สามารถจำแนกเสียงหัวใจปกติและ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

เสียงหัวใจผิดปกติได้โดยมีความความถูกต้อง ความแม่นยำ ในการจำแนกเสียงหัวใจที่ผิดปกติมากกว่า ร้อยละ 80 ค่าเรียกคืน ที่แสดงถึงการตรวจพบเสียงหัวใจผิดปกติในผู้ที่ป่วยจริง มากกว่า ร้อยละ 70 และค่าเฉลี่ยของความแม่นยำและค่าเรียกคืน มากกว่า ร้อยละ 80 ซึ่งอยู่ในเกณฑ์ที่ค่อนข้างสูง

ดังนั้นแบบจำลองการจำแนกสัญญาณเสียงหัวใจสำหรับคัดกรองความผิดปกติของหัวใจ ที่จำลองสถานการณ์ว่ากิจกรรมที่แตกต่างกันของแต่ละคนเปลี่ยนความเร็วของอัตราการเต้นของหัวใจและมีเสียงหายใจรบกวนในระดับความดังที่ต่างกัน สามารถนำไปใช้เป็นแนวทางในการพัฒนาต่อยอดสำหรับคัดกรองความผิดปกติของหัวใจเบื้องต้นและสนับสนุนการวินิจฉัยของแพทย์ ช่วยให้ขั้นตอนต่อไปของการวินิจฉัยโรคด้วยแพทย์ รวดเร็ว และมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

บทที่ 5
สรุปและข้อเสนอแนะ

5.3 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอการออกแบบและพัฒนาแบบจำลองการจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจจากภาพ Spectrogram ของเสียงหัวใจปกติและเสียงหัวใจผิดปกติแบบมีเสียงฟู่และแบบมีเสียงคลิกของหัวใจ โดยมุ่งเน้นไปที่เสียงหัวใจที่มีจังหวะเร็วขึ้นและมีเสียงหายใจรบกวนที่ระดับความดังต่างกัน เข้าสู่การประมวลผลด้วยภาพโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) โดยเทคนิควิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network)

จากผลการวิจัยที่ได้ในบทที่ 4 พบว่าค่าการประเมินประสิทธิภาพมีค่าความถูกต้อง (Accuracy) ร้อยละ 82.94±2.01 ค่าความแม่นยำ (Precision) ร้อยละ 90.44±4.40 ค่าเรียกคืน (Recall) ร้อยละ 73.68±5.41 และค่าเฉลี่ยของความแม่นยำและค่าเรียกคืน (F1-score) ร้อยละ 81.20 ค่าความถูกต้องสมดุล (Balanced Accuracy) ร้อยละ 82.95 และค่า AUC เท่ากับ 0.883±0.018 ดังนั้นสามารถสรุปผลการวิจัยได้ว่าแบบจำลองนี้สามารถจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจได้อย่างมีประสิทธิภาพและแม่นยำ มีแนวโน้มที่ดีต่อการพัฒนาต่อยอดในการนำไปใช้ คัดกรองความผิดปกติของหัวใจเบื้องต้น เพื่อสนับสนุนการวินิจฉัยของแพทย์ให้รวดเร็ว และมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

5.2 ข้อเสนอแนะ

1) ข้อมูลเสียงหัวใจที่ใช้ในการศึกษาจาก Heart Sound & Murmur Library, University of Michigan และข้อมูลเสียงหายใจปกติ จาก Respiratory Auscultation Mediscuss ได้ผ่านการกรองด้วยวิธีการต่าง ๆ มาแล้ว ดังนั้นในทางปฏิบัติเพื่อให้เกิดความแม่นยำมากขึ้นควรทำการศึกษาสัญญาณเสียงหัวใจร่วมกับเสียงหายใจจากผู้ป่วยจริง สัญญาณที่ได้อาจจะมีสัญญาณรบกวนจากภายนอก ซึ่งอาจเกิดจากตำแหน่งในการตรวจที่คลาดเคลื่อน มีสิ่งที่ปกปิดหรือตรวจผ่านเสื้อผ้า ซึ่งอาจทำให้เสียงที่ได้ยินไม่ชัดเจนหรือผิดพลาดได้ ที่เกิดจากการเสียดสีกับเนื้อผ้า

2) จำนวนชุดข้อมูลของแต่ละคลาสไม่สมดุลกัน (Imbalanced Data) มีความแตกต่างกัน อาจทำให้การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ทำได้อย่างจำกัด ถึงแม้จะมีเทคนิควิธีการของการแก้ปัญหาในการจัดการข้อมูล

3) ในการศึกษาวิจัยครั้งนี้เป็นเพียงการวิเคราะห์สัญญาณเสียงหัวใจในการจำแนกระหว่างเสียงหัวใจปกติและเสียงหัวใจผิดปกติในรูปแบบภาพ Spectrogram เพื่อเข้าสู่การประมวลผลภาพ ยังมีการวิเคราะห์สัญญาณเสียงหัวใจอีกหลายแบบนอกเหนือจากนี้ ที่สามารถนำไปวิเคราะห์เพิ่มเติมถึงคุณลักษณะเด่นอื่น ๆ และนำไปประยุกต์ใช้หรือพัฒนาร่วมกับแบบจำลองอื่น

4) การใช้เทคนิคอื่น ๆ มาร่วมกับการใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมอาจจะช่วยให้แบบจำลองสามารถจำแนกความผิดปกติของเสียงหัวใจได้ดียิ่งขึ้น

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

รายการอ้างอิง

กลุ่มข้อมูลข่าวสาร กองยุทธศาสตร์และแผนงาน สำนักงานปลัดกระทรวงสาธารณสุข. (2562). *สถิติสาธารณสุข พ.ศ. 2562 (Public Health Statistics A.D.2019).* สืบค้นจาก https://bps.moph.go.th/new_bps/sites/default/files/statistic62.pdf

กองระบาดวิทยา กรมคุมคุมโรค. (2562). *สถานการณ์โรคหลอดเลือดหัวใจ Coronary Artery Disease (CAD) ปี พ.ศ. 2562.* สืบค้นจาก https://ddc.moph.go.th/doe/publishinfodetail.php?publish=9634&deptcode=doe

กองโรคไม่ติดต่อ กรมควบคุมโรค. (2563). *รอบรู้เรื่องโรคและภัยสุขภาพ : สคร.6 ชลบุรี ชวนปกป้องหัวใจ ในวันหัวใจโลก.* สืบค้นจาก https://ddc.moph.go.th/odpc6/news.php?news=14902&deptcode=odpc6&news_views=265

จันทร์ทิรา เจียรณัย. (2556). *การพยาบาลผู้ป่วยที่มีปัญหาระบบหัวใจและหลอดเลือด.* สำนักวิชาพยาบาลศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี.

ปริญญา สงวนสัตย์. (2562). *Artificial Intelligence with Machine Learning, AI สร้างได้ด้วยแมชชีนเลิร์นนิ่ง.* นนทบุรี: ไอดีซี พรีเมียร์.

พัชรินทร์ เทพอารีนันท์. (2555). *สรีรวิทยา ระบบหัวใจและหลอดเลือด.* โรงพิมพ์แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

มณฑิชา เกตุนะ. (2563). เครื่องมือที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลขององค์กรธุรกิจ. *บริหารธุรกิจและสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยรามคำแหง, 3*(3), 14-30.

วิฎากร แซ่หว่อง. (2561). การจำแนกเสียงโกรธในบทสนทนาของศูนย์ให้บริการข้อมูล (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต). สืบค้นจาก http://cuir.car.chula.ac.th/handle/123456789/61238

ศุภเกต แสนทวีสุข, อมรณัฏฐ์ ทับเปีย, ดร.อนงค์นาฎ งามจริยาวัตร, ดร.นันทิยา สมภาร, และ ดร.อัจฉราพร แถวหมอ. (2563). *ระบบหัวใจและหลอดเลือด.* สำนักพิมพ์มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์.

สมาคมโปรแกรมเมอร์ไทย Thai Programmer Association. (2018). *อะไรคือ การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)? (ฉบับมือใหม่)*. สืบค้นจาก https://bit.ly/3zsXB6C

สุพล พรหมมาพันธุ์, สิริรัตน์ มัชฌิมาดิลก, และปรีชา ตั้งเกรียงกิจ. (2018). Artificial Intelligence: Go to the Golden Age of Intelligent Brain. *Royal Thai Air Force Medical Gazette*, *64*(3), 108-117.

เอกสิทธิ์ พัชรวงศ์ศักดา. (2017). *อบรม RapidMiner Platform 5 วันได้อะไรบ้าง*. สืบค้นจาก https://bit.ly/3KthrnP

เอกสิทธิ์ พัชรวงศ์ศักดา. (2564). *Practical Data Science and Machine Learning*. พิมพ์ครั้งที่ 2. บริษัท คิวบ์อนาไลติกส์ คอนซัลติ้ง จำกัด.

Abbas, A. K., & Bassam, R. (2009). Phonocardiography signal processing. *Synthesis Lectures on Biomedical Engineering, 4*(1), 1-194.

Aktar, S. F., & Andrei, S. (2020). Detecting Heart Diseases using a Stethoscope-based Heart Sound Method. *ACET Journal of Computer Education & Research, 14*(1), 1-45.

Baydoun, M., Safatly, L., Ghaziri, H., & El Hajj, A. (2020). Analysis of heart sound anomalies using ensemble learning. *Biomedical Signal Processing and Control, 62*. doi:10.1016/j.bspc.2020.102019

Bourouhou, A., Jilbab, A., Nacir, C., & Hammouch, A. (2020). Heart Sound Signals Segmentation and Multiclass Classification. *International Journal of Online & Biomedical Engineering, 16*(15), 64-79. doi:10.3991/ijoe.v16i15.16817

Chawla, N. V., Bowyer, K. W., Hall, L. O., & Kegelmeyer, W. P. (2002). SMOTE: synthetic minority over-sampling technique. *Journal of artificial intelligence research, 16*, 321-357.

Chowdhury, M. E. H., Khandakar, A., Alzoubi, K., Mansoor, S., M. Tahir, A., Reaz, M. B. I., & Al-Emadi, N. (2019). Real-Time Smart-Digital Stethoscope System for Heart Diseases Monitoring. *Sensors, 19*(12), 2781.

Dominguez-Morales, J. P., Jimenez-Fernandez, A. F., Dominguez-Morales, M. J., & Jimenez-Moreno, G. (2018). Deep Neural Networks for the Recognition and Classification of Heart Murmurs Using Neuromorphic Auditory Sensors. *IEEE transactions on biomedical circuits and systems, 12*(1), 24-34. doi:10.1109/TBCAS.2017.2751545

Emerald Mecael. (2017). *ANATOMY and PHYSIOLOGY OF THE STEHOSCOPE.* Retrieved from https://pucgorbital.wordpress.com/2017/05/13/anatomy-and-physiology-of-the-stehoscope/

Geddes, L. A. (2005). Birth of the stethoscope. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, Engineering in Medicine and Biology Magazine, IEEE, IEEE Eng. Med. Biol. Mag., 24*(1), 84-86. doi:10.1109/MEMB.2005.1384105

Neelam Tyagi. (2020). *Top 10 Machine Learning Algorithm.* Retrieved from https://www.analytic ssteps.com/blogs/top-10-machine-learning-algorithms

Sandsten, M. (2016). Time-frequency analysis of time-varying signals and non-stationary processes. *Lund University*.

World Health Organization. (2021). *Cardiovascular diseases (CVDs).* Retrieved from https://www.who.int/en/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds)

Wu, J. (2017). Introduction to convolutional neural networks. *National Key Lab for Novel Software Technology. Nanjing University. China, 5*(23), 495.

Yang, L., Li, S., Zhang, Z., & Yang, X. (2020). Classification of phonocardiogram signals based on envelope optimization model and support vector machine. *Journal of Mechanics in Medicine and Biology, 20*(01), 1950062.

Zabihi, M., Rad, A. B., Kiranyaz, S., Gabbouj, M., & Katsaggelos, A. K. (2016). Heart sound anomaly and quality detection using ensemble of neural networks without segmentation. In (pp. 613-616): CCAL.

Zhang, W., Han, J., & Deng, S. (2017). Heart sound classification based on scaled spectrogram and tensor decomposition. *Expert Systems with Applications, 84*, 220-231. doi:https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.05.014

Zhang, W., Han, J., & Deng, S. (2019). Abnormal heart sound detection using temporal quasi-periodic features and long short-term memory without segmentation. *Biomedical Signal Processing and Control, 53*. doi:10.1016/j.bspc.2019.101560

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ภาคผนวก

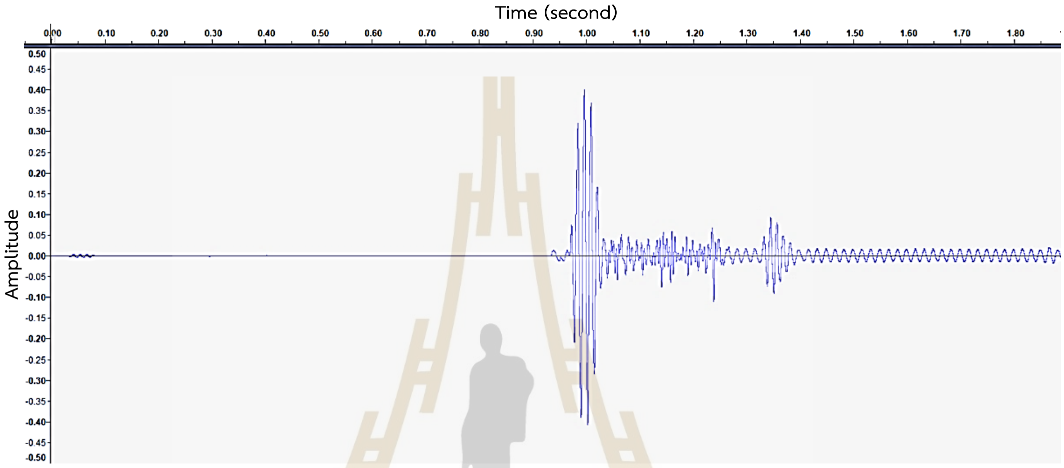
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ภาคผนวก ก
ข้อมูลเสียงหัวใจที่ใช้ในการศึกษา
และขั้นตอนการสร้างแบบจำลองด้วยโปรแกรม RapidMiner Studio

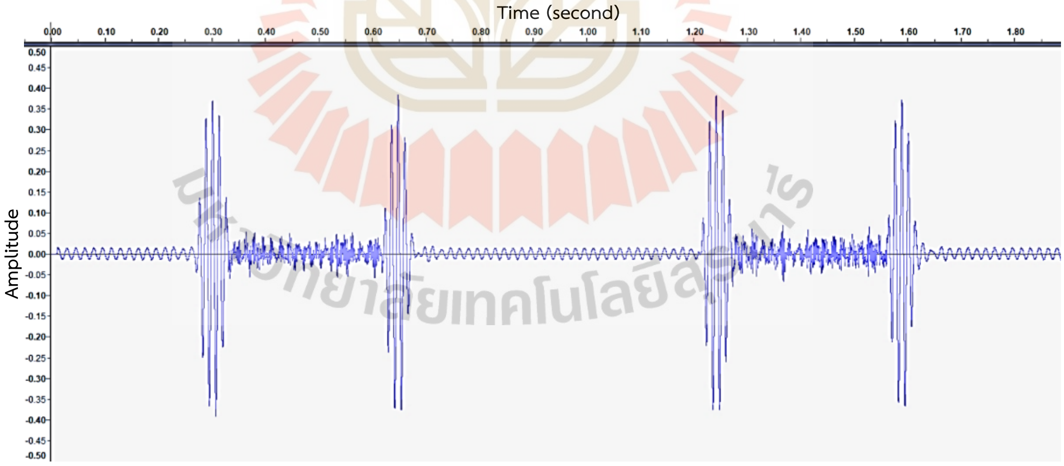
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ภาคผนวก ก

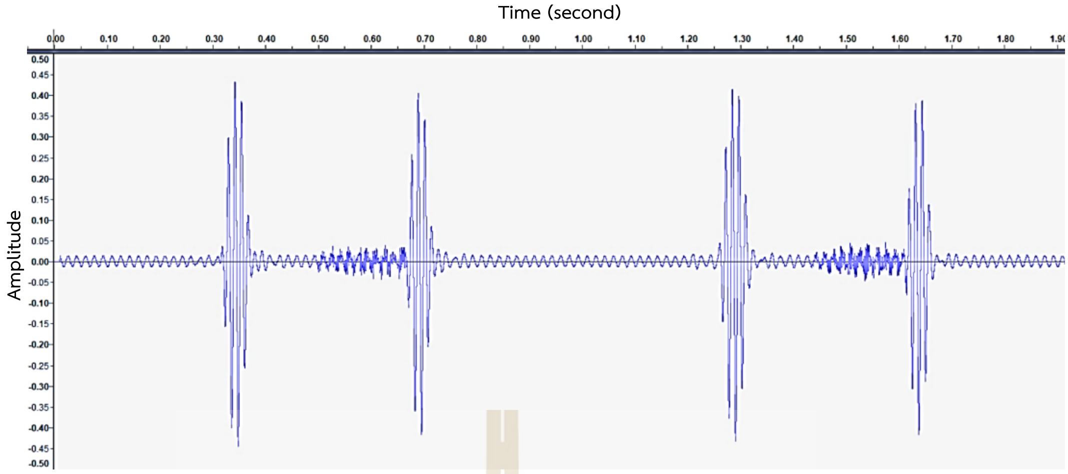
1. ภาพสัญญาณเสียงหัวใจที่ใช้ในการศึกษา



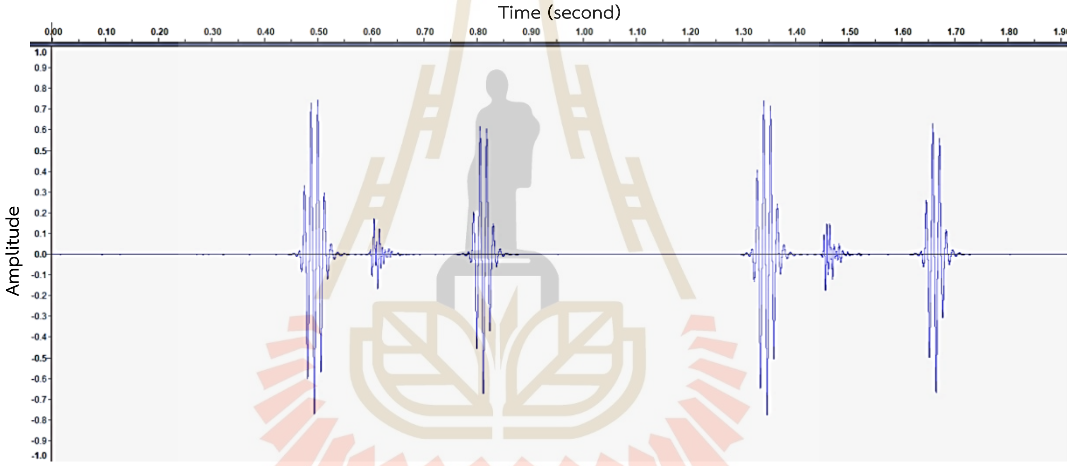
Apex, Supine - Early Systolic Murmur



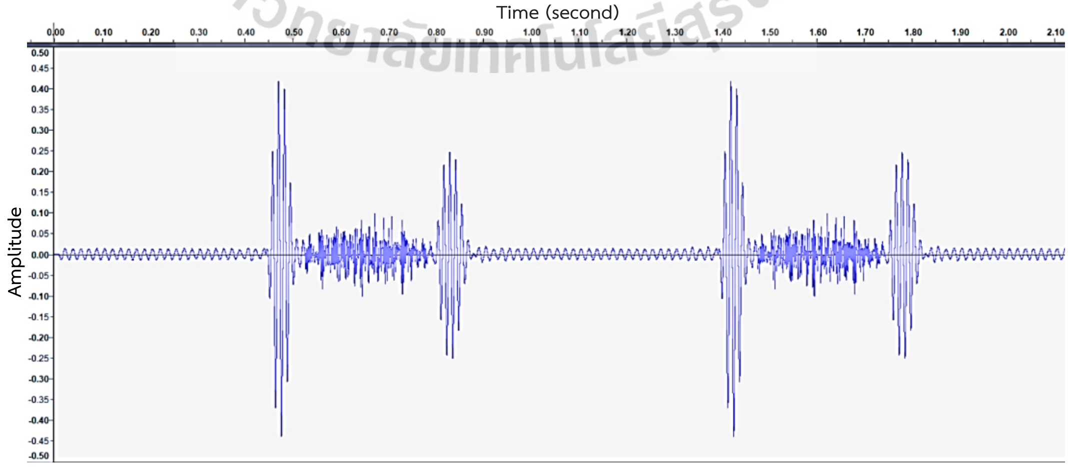
Apex, Supine - Holosystolic Murmur



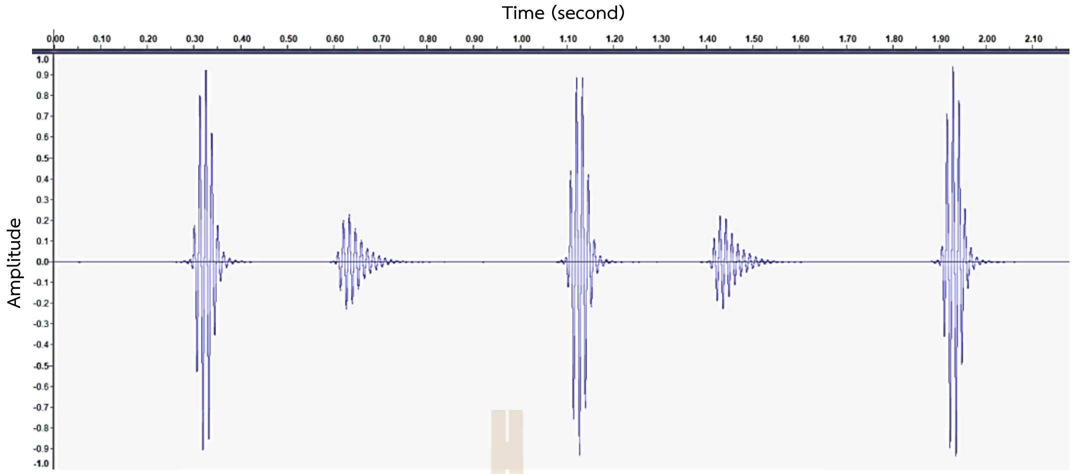
Apex, Supine - Late Systolic Murmur



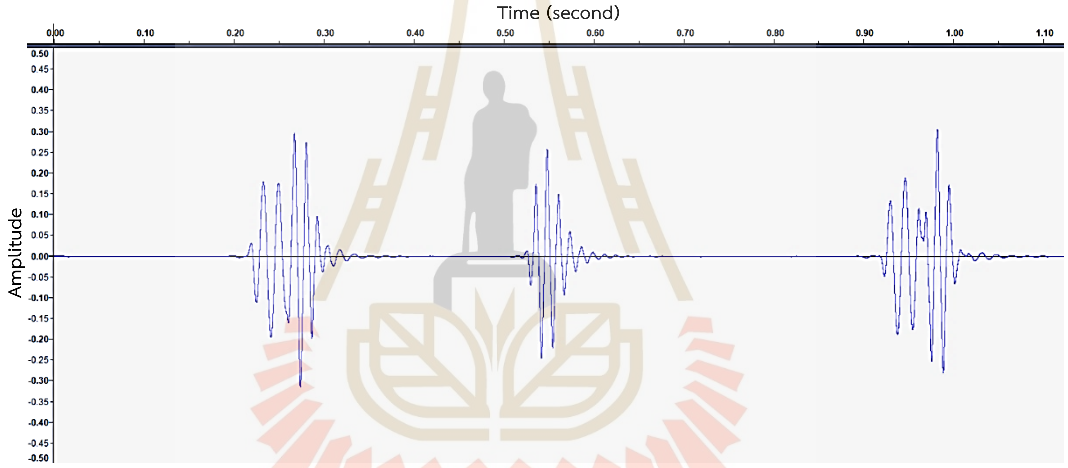
Apex, Supine - Mid-Systolic Click



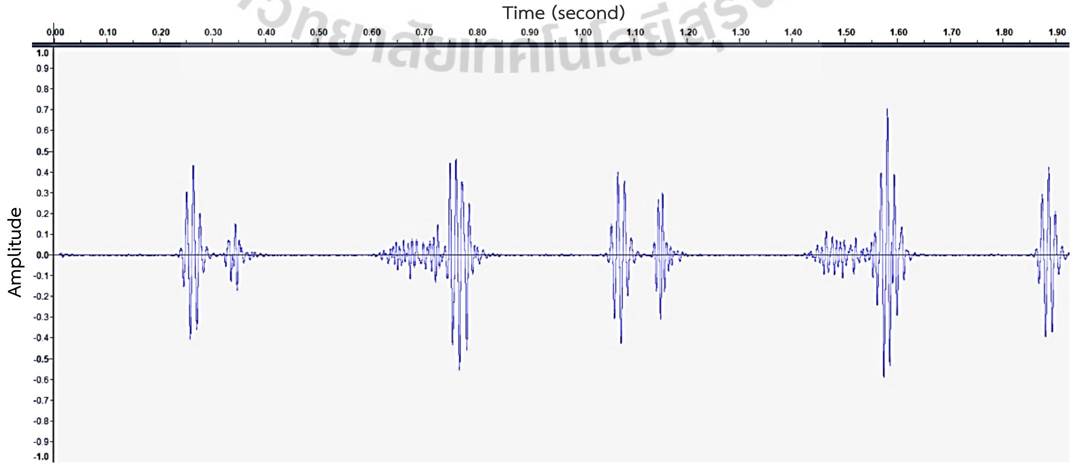
Apex, Supine - Mid-Systolic Murmur



Apex, Supine - Normal S1 S2

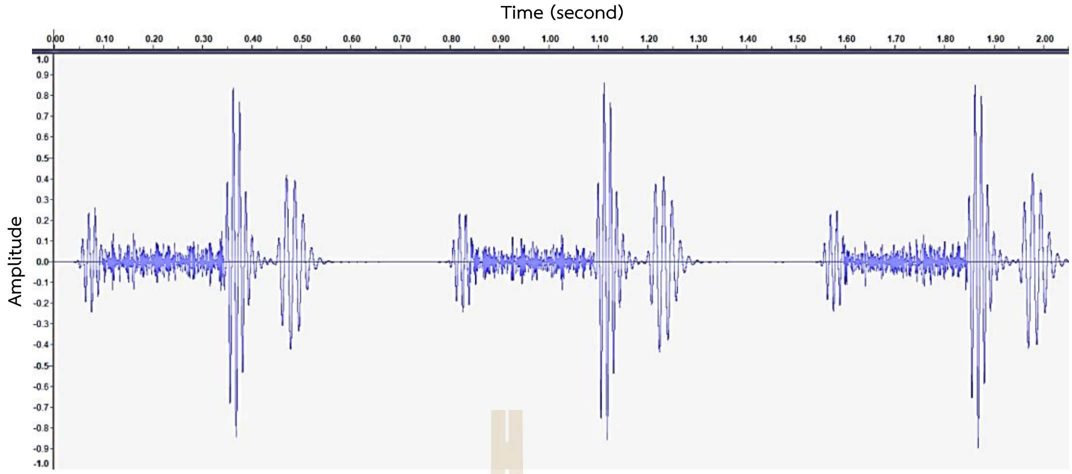


Apex, Supine - Split S1

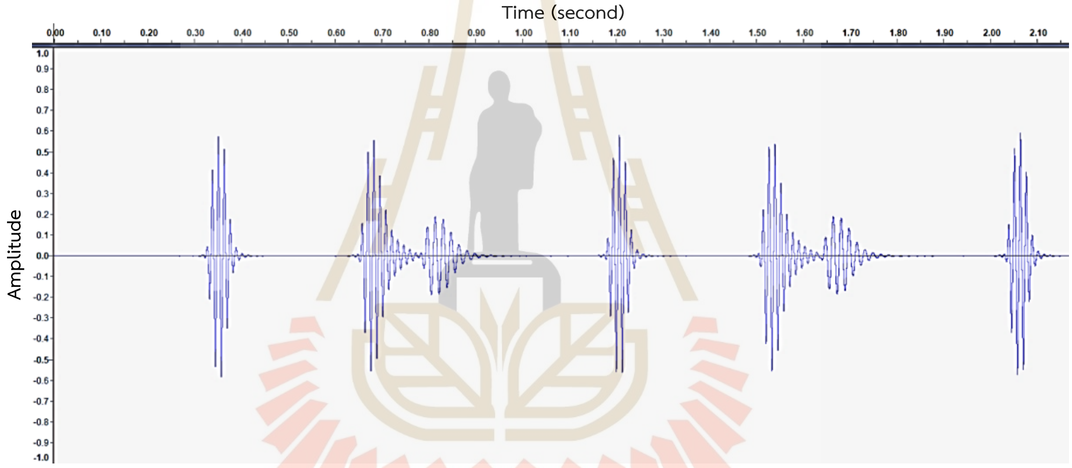


Apex, Left Decubitus - Mitral Opening Snap and Diastolic Murmur

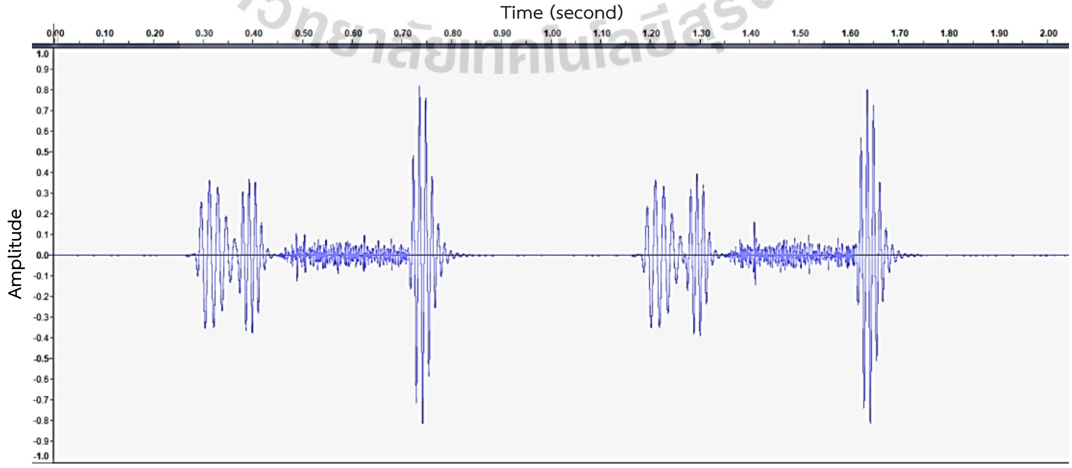
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



Apex, Left Decubitus - S3 and Holosystolic Murmur



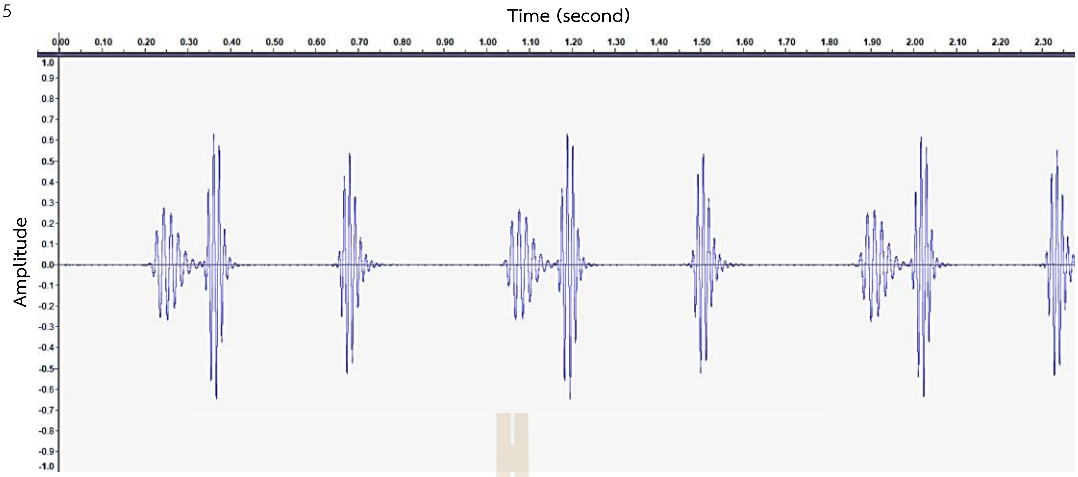
Apex, Left Decubitus - S3 Gallop



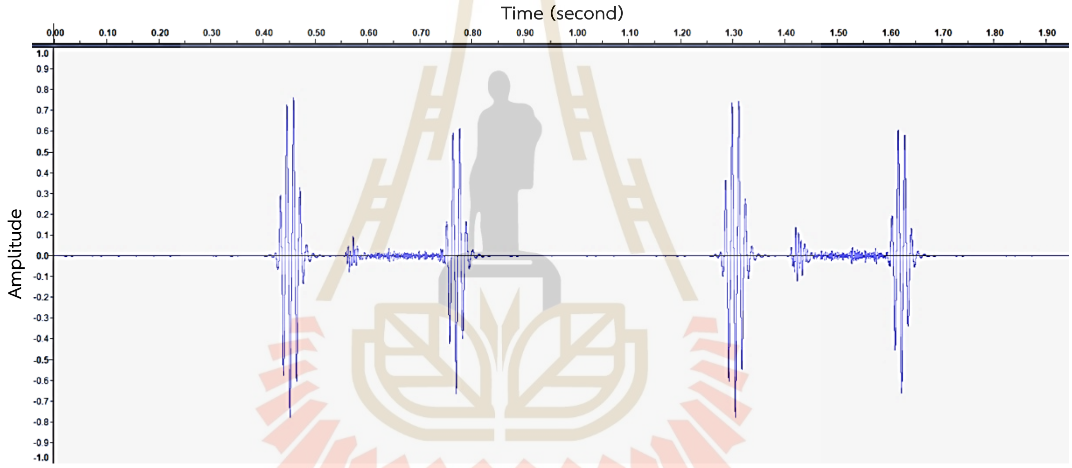
Apex, Left Decubitus - S4 and Mid-Systolic Murmur

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

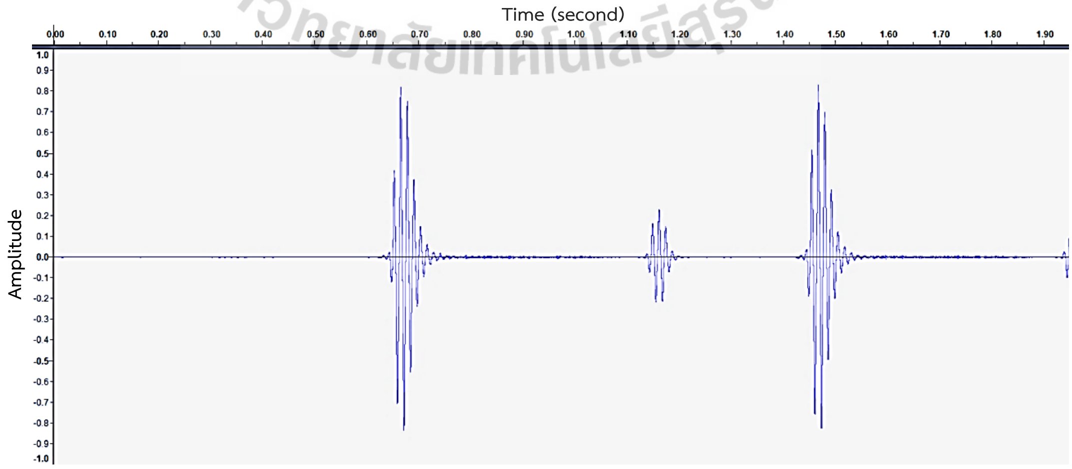
5



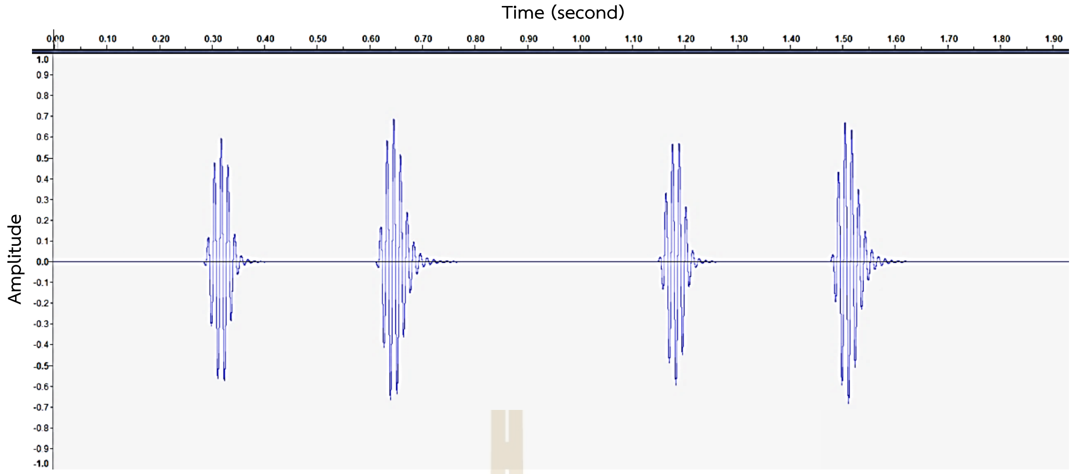
Apex, Left Decubitus - S4 Gallop



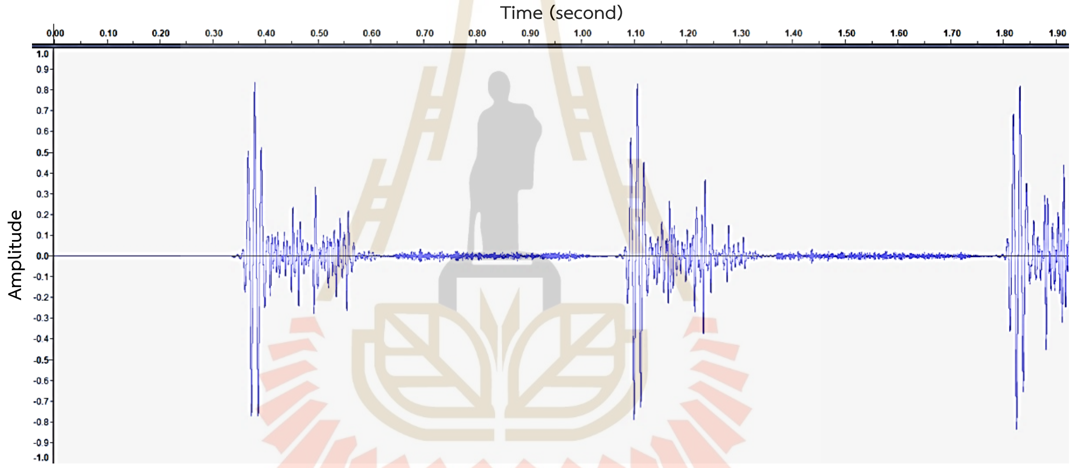
Apex, Left Decubitus - Systolic Click with Late Systolic Murmur



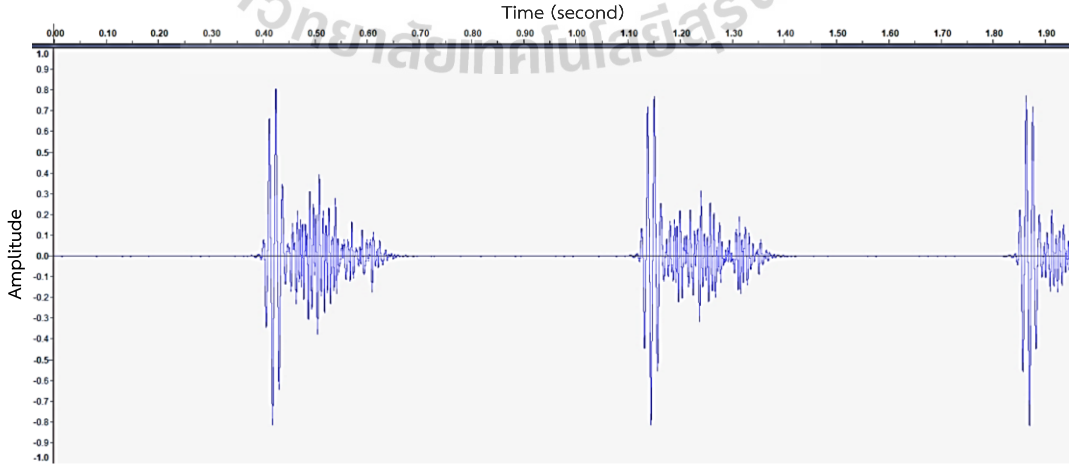
Aortic - Early Diastolic Murmur



Aortic - Normal S1 S2

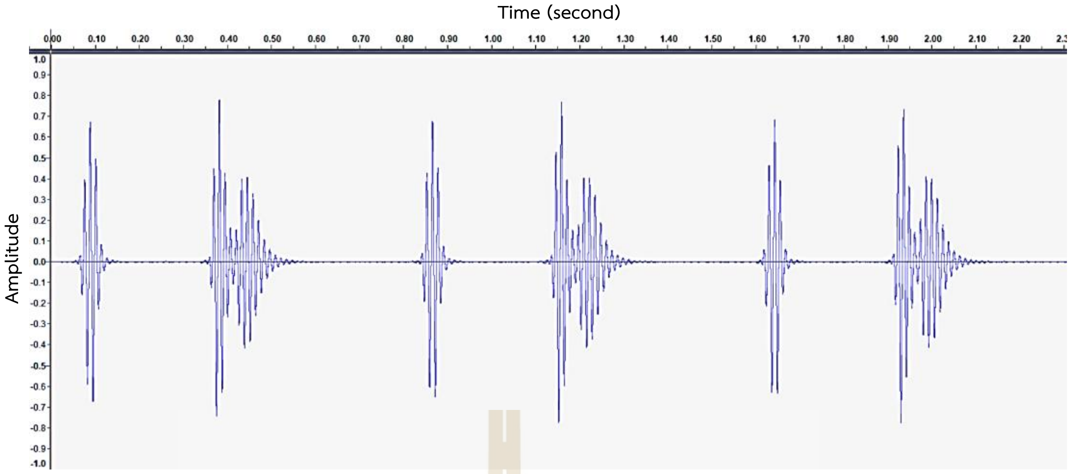


Aortic - Systolic and Diastolic Murmurs

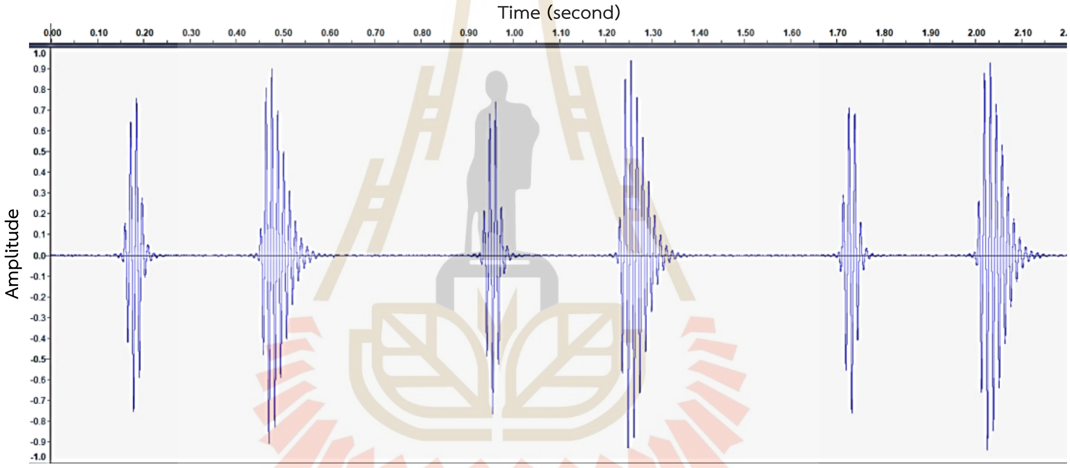


Aortic, Systolic Murmur with Absent S2

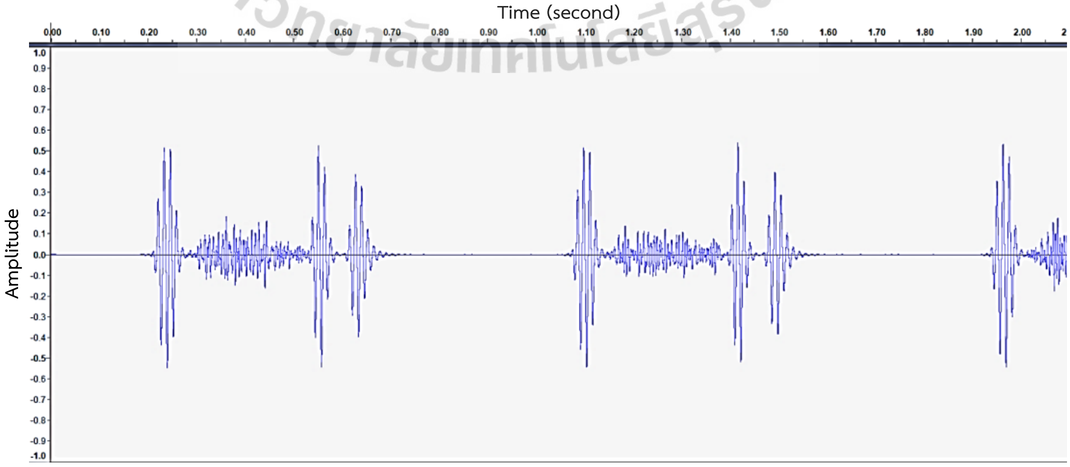
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



Pulmonic - Split S2 Persistent

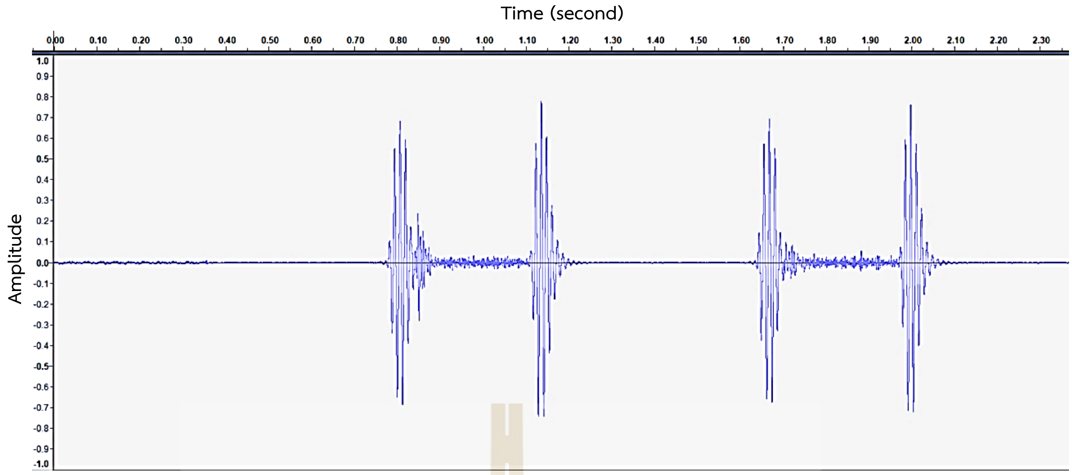


Pulmonic - Split S2 Transient

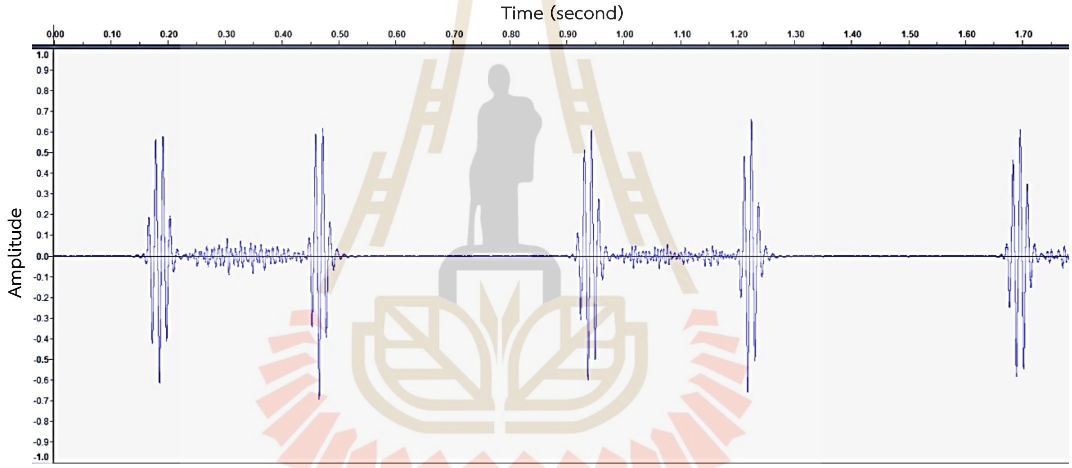


Pulmonic - Ejection Systolic Murmur with Persistent Split S2 and Ejection, Systolic Murmur

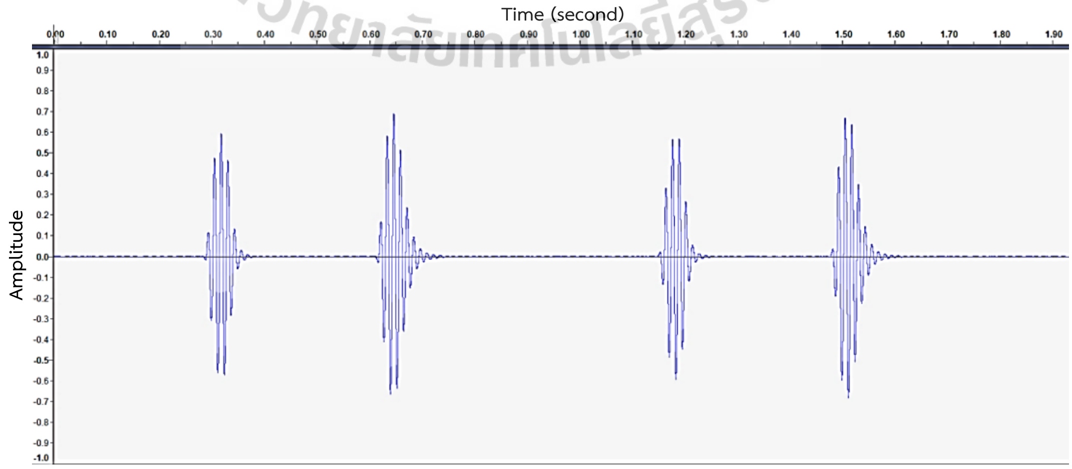
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



Pulmonic - Ejection Systolic Murmur with Single S2 and Ejection Click



Pulmonic - Ejection Systolic Murmur with Transient Splitting S2



Pulmonic - Single

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

2. ขั้นตอนการเตรียมข้อมูลในการสร้างภาพ Spectrogram โดยใช้โปรแกรมสำหรับเขียนภาษาไพธอน (Python) ใน Jupyter Notebook

```
import cv2
import matplotlib.pyplot as plt
import os
import numpy as np
from os import path
from pydub import AudioSegment
import librosa as libro
import soundfile as sf
from pydub.playback import play

pathname = 'C:/Users/jtant/Documents/Dev-C/heart/originalwave'
pathname2= 'C:/Users/jtant/Documents/Dev-C/heart/clean'

os.chdir(pathname)
for root, dirs, files in os.walk(".", topdown=False):
    for name in files:
        if name.endswith(".wav"):
            w_dir  = name[:2]
            f_name = pathname+'/'+name
            f_path = pathname2+'/'+w_dir+'/'
            w_name = f_path+w_dir+'_'
            sound1, sr = libro.load(f_name, sr=None)
            for i in range(0,101,10):
                subname = str("%03d" %i)
                w_name2 = w_name+subname+'.wav'
                sound1_shift = libro.effects.time_stretch(sound1, 1+i/100)
                sf.write(w_name2, sound1_shift,  sr)
                print(w_name2)
```

ปรับจังหวะข้อมูลเสียงหัวใจ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

```
import cv2
import matplotlib.pyplot as plt
import os
import numpy as np
from os import path
from pydub import AudioSegment
import librosa as libro
import soundfile as sf
from pydub.playback import play
import wave
import pylab
import scipy.io.wavfile as wavfile

pathname = 'C:/Users/jtant/Documents/Dev-C/heart/clean'
pathname2= 'C:/Users/jtant/Documents/Dev-C/heart/noise'
pathname3= 'C:/Users/jtant/Documents/Dev-C/heart/'
pathname4= 'C:/Users/jtant/Documents/Dev-C/heart/spec'

os.chdir(pathname)

for root, dirs, files in os.walk(".", topdown=False):
    for name in files:
        if name.endswith(".wav"):
            w_dir  = name[:2]
            f_name = pathname+'/'+w_dir+'/'+name
            w_name = name.replace(".wav","")
            f_path = pathname2+'/'+w_dir+'/'
            sound1 = AudioSegment.from_wav(f_name)
            n_name = pathname3+'breathing-'
            for i in range(10,31,5):
                n_name2 = n_name+str("%02d" %i)+'.wav'
                w_name2 = pathname2+'/'+w_dir+'/'+w_name+'_noise_'+str("%02d" %i)+'.wav'
                w_name3 = w_name2.replace(".wav",".png")
                w_name3 = w_name3.replace("/noise/","/spec/")
                wav = wave.open(w_name2, 'r')
                frames = wav.readframes(-1)
                sound_info = pylab.fromstring(frames, 'int16')
                frame_rate = wav.getframerate()
                wav.close()
                pylab.figure(num=None, figsize=(19, 12))
                pylab.subplot(111)
                pylab.specgram(sound_info, Fs=frame_rate)

                break
            break
```

ซ้อนทับเสียงหายใจปกติที่ถูกปรับระดับความดังและเสียงหัวใจที่ถูกปรับจังหวะให้เร็วขึ้นเข้าด้วยกัน

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

```
import cv2
import matplotlib.pyplot as plt
import os
import numpy as np
from os import path
from pydub import AudioSegment
import librosa as libro
import soundfile as sf
from pydub.playback import play
import wave
import pylab
import scipy.io.wavfile as wavfile

pathname = 'C:/Users/jtant/Documents/Dev-C/heart/originalwave'
pathname2= 'C:/Users/jtant/Documents/Dev-C/heart/breathing'
pathname3= 'C:/Users/jtant/Documents/Dev-C/heart/noise2'
pathname4= 'C:/Users/jtant/Documents/Dev-C/heart/waveform2'
pathname5= 'C:/Users/jtant/Documents/Dev-C/heart/spectrogram2'

os.chdir(pathname)

for k in range(22,24,1):
            name = str("%02d" %k)+'.wav'
            f_name   = pathname+'/'+name
            w_dir    = name[:2]
            w_name1 = pathname3+'/'+w_dir+'/'
            w_name2 = pathname4+'/'+w_dir+'/'
            w_name3 = pathname5+'/'+w_dir+'/'
            sound1 = AudioSegment.from_wav(f_name)
            n_name = pathname2+'/breathing-'
            for i in range(10,31,5):
                n_name2 = n_name+str("%02d" %i)+'.wav'
                sound2 = AudioSegment.from_wav(n_name2)
                print(n_name2)
                combined_sounds = sound1.overlay(sound2, position=0)
                w_name0 = w_name1+w_dir+'_000_0000_'+str("%02d" %i)+'.wav'
                combined_sounds.export(w_name0, format="wav")
                sound3, sr = libro.load(w_name0)
                for j in range(0,101,10):
                    subname    = str("%03d" %j)
                    w_name11 = w_name1+w_dir+'_'+subname+'_noise_'+str("%02d" %i)+'.wav'
                    sound3_shift = libro.effects.time_stretch(sound3, 1+j/100)
                    first_30_seconds = sound3_shift[:30*sr]
                    sf.write(w_name11, first_30_seconds,  sr)
                    print(w_name11)
                    wav = wave.open(w_name11, 'r')
                    frames = wav.readframes(-1)
                    sound_info = pylab.fromstring(frames, 'int16')
                    frame_rate = wav.getframerate()

                    pylab.figure(num=None, figsize=(360, 12))
                    pylab.plot(sound_info)

                    w_name22 = w_name2+w_dir+'_'+subname+'_waveform_'+str("%02d" %i)+'.png'
                    pylab.savefig(w_name22)

                    pylab.figure(num=None, figsize=(19, 12))
                    pylab.subplot(111)
                    pylab.specgram(sound_info, Fs=frame_rate)
                    w_name33 = w_name3+w_dir+'_'+subname+'_spec_'+str("%02d" %i)+'.png'
                    pylab.savefig(w_name33)
                    pylab.close('all')

print('Done!!!')
```

สร้างข้อมูลทั้งหมดให้อยู่ในรูปของภาพ Spectrogram

3. ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองโดยเทคนิควิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) โดยโปรแกรม RapidMiner Studio

Hidden 1

========

Node 1 (Sigmoid)

Area Fraction_Global statistics: -0.019

Eginess_Global statistics: -1.138

KURTOSIS_Global statistics: 1.932

Max Gray Value_Global statistics: -0.011

Mean_Global statistics: -1.040

Median_Global statistics: 1.963

Minimum Gray Value_Global statistics: 0.035

Normalized X Center of Mass_Global statistics: -0.146

Normalized Y Center of Mass_Global statistics: -0.819

Peak Relative count_Global statistics: 0.031

Peak_Global statistics: 0.017

Skewness_Global statistics: 0.962

Standard Deviation_Global statistics: 1.034

Bias: -0.614

Node 2 (Sigmoid)

Area Fraction_Global statistics: 0.021

Eginess_Global statistics: 12.614

KURTOSIS_Global statistics: 1.737

Max Gray Value_Global statistics: -0.026

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

Mean_Global statistics: -1.001

Median_Global statistics: 16.432

Minimum Gray Value_Global statistics: 0.043

Normalized X Center of Mass_Global statistics: -3.353

Normalized Y Center of Mass_Global statistics: 3.221

Peak Relative count_Global statistics: 0.006

Peak_Global statistics: 0.044

Skewness_Global statistics: 8.430

Standard Deviation_Global statistics: 1.279

Bias: 2.681

Node 3 (Sigmoid)

Area Fraction_Global statistics: 0.038

Eginess_Global statistics: -14.091

KURTOSIS_Global statistics: -8.272

Max Gray Value_Global statistics: 0.040

Mean_Global statistics: 2.563

Median_Global statistics: -1.875

Minimum Gray Value_Global statistics: 0.011

Normalized X Center of Mass_Global statistics: -1.463

Normalized Y Center of Mass_Global statistics: 3.612

Peak Relative count_Global statistics: 0.020

Peak_Global statistics: -0.043

Skewness_Global statistics: -1.509

Standard Deviation_Global statistics: 0.158

Bias: -1.936

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

Node 4 (Sigmoid)

Area Fraction_Global statistics: 0.007

Eginess_Global statistics: 10.461

KURTOSIS_Global statistics: -1.962

Max Gray Value_Global statistics: -0.013

Mean_Global statistics: 2.772

Median_Global statistics: -3.265

Minimum Gray Value_Global statistics: 0.030

Normalized X Center of Mass_Global statistics: 1.215

Normalized Y Center of Mass_Global statistics: 1.828

Peak Relative count_Global statistics: -0.029

Peak_Global statistics: -0.037

Skewness_Global statistics: -3.696

Standard Deviation_Global statistics: -2.677

Bias: -5.432

Node 5 (Sigmoid)

Area Fraction_Global statistics: 0.004

Eginess_Global statistics: 0.147

KURTOSIS_Global statistics: 0.008

Max Gray Value_Global statistics: -0.003

Mean_Global statistics: 0.494

Median_Global statistics: 0.274

Minimum Gray Value_Global statistics: -0.028

Normalized X Center of Mass_Global statistics: 0.363

Normalized Y Center of Mass_Global statistics: -0.176

Peak Relative count_Global statistics: 0.017

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

Peak_Global statistics: 0.047

Skewness_Global statistics: -0.132

Standard Deviation_Global statistics: -0.521

Bias: -1.039

Node 6 (Sigmoid)

Area Fraction_Global statistics: -0.025

Eginess_Global statistics: -0.778

KURTOSIS_Global statistics: 1.077

Max Gray Value_Global statistics: -0.006

Mean_Global statistics: -0.415

Median_Global statistics: 1.262

Minimum Gray Value_Global statistics: -0.043

Normalized X Center of Mass_Global statistics: 0.246

Normalized Y Center of Mass_Global statistics: -0.108

Peak Relative count_Global statistics: -0.023

Peak_Global statistics: -0.007

Skewness_Global statistics: 0.324

Standard Deviation_Global statistics: 0.363

Bias: -0.962

Node 7 (Sigmoid)

Area Fraction_Global statistics: 0.021

Eginess_Global statistics: 6.845

KURTOSIS_Global statistics: -1.391

Max Gray Value_Global statistics: -0.003

Mean_Global statistics: 5.150

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

Median_Global statistics: -1.921

Minimum Gray Value_Global statistics: -0.047

Normalized X Center of Mass_Global statistics: 1.975

Normalized Y Center of Mass_Global statistics: -2.311

Peak Relative count_Global statistics: 0.014

Peak_Global statistics: 0.038

Skewness_Global statistics: -1.551

Standard Deviation_Global statistics: -4.328

Bias: -3.882

Node 8 (Sigmoid)

Area Fraction_Global statistics: 0.033

Eginess_Global statistics: -0.821

KURTOSIS_Global statistics: -4.762

Max Gray Value_Global statistics: -0.006

Mean_Global statistics: -0.306

Median_Global statistics: -6.195

Minimum Gray Value_Global statistics: -0.039

Normalized X Center of Mass_Global statistics: -2.186

Normalized Y Center of Mass_Global statistics: 3.391

Peak Relative count_Global statistics: 0.033

Peak_Global statistics: 0.021

Skewness_Global statistics: -5.253

Standard Deviation_Global statistics: 0.182

Bias: -5.617

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

Node 9 (Sigmoid)

Area Fraction_Global statistics: -0.019

Eginess_Global statistics: -2.291

KURTOSIS_Global statistics: 5.749

Max Gray Value_Global statistics: -0.007

Mean_Global statistics: -1.706

Median_Global statistics: 2.998

Minimum Gray Value_Global statistics: -0.011

Normalized X Center of Mass_Global statistics: 0.396

Normalized Y Center of Mass_Global statistics: 3.965

Peak Relative count_Global statistics: 0.035

Peak_Global statistics: 0.031

Skewness_Global statistics: -1.824

Standard Deviation_Global statistics: 1.929

Bias: 2.142

Output

======

Class 'Normal' (Sigmoid)

Node 1: 1.292

Node 2: 7.947

Node 3: -7.990

Node 4: -6.159

Node 5: -0.475

Node 6: 0.546

Node 7: -6.021

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

Node 8: -3.981

Node 9: 3.769

Threshold: -4.621

Class 'Abnormal' (Sigmoid)

Node 1: -1.260

Node 2: -7.943

Node 3: 7.993

Node 4: 6.160

Node 5: 0.445

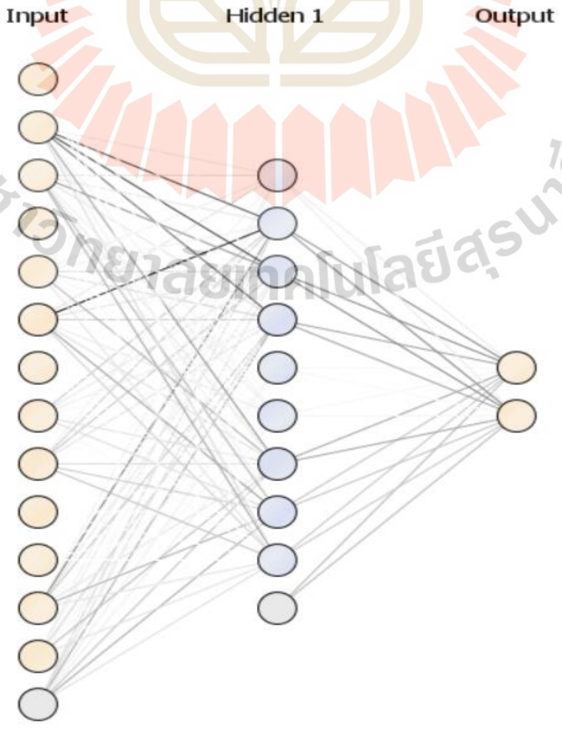
Node 6: -0.560

Node 7: 6.034

Node 8: 3.978

Node 9: -3.764

Threshold: 4.618



Neural Network

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ภาคผนวก ข

บทความทางวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างการศึกษา

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

รายชื่อบทความที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างการศึกษา

- COMPARISON OF THE CLASSIFICATION OF PHONOCARDIOGRAMS WITH BREATHING SOUND NOISE BY MACHINE LEARNING ALGORITHMS

  https://conference.pim.ac.th/zh/proceeding/

THE 6TH PIM

INTERNATIONAL CONFERENCE

RECONNECTING THE WORLD OF COEXISTENCE THROUGH BUSINESS AND EDUCATION

Panyapiwat Institute of Management

In collaboration with participating educational institutes

This certificate attests that

NEUNGREUTAI PRASERT, THANASET THOSDEEKORAPHAT, AND JESSADA TANTHANUCH

Have presented an article titled:

COMPARISON OF THE CLASSIFICATION OF PHONOCARDIOGRAMS WITH BREATHING SOUND NOISE BY MACHINE LEARNING ALGORITHMS

The 6th PIM International Conference

Panyapiwat Institute of Management, Nonthaburi, Thailand

March 3, 2022

(Associate Professor Dr. Sompop Manarungsan)

President of Panyapiwat Institute of Management

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

ประวัติผู้เขียน

นางหนึ่งฤทัย ประเสริฐ เกิดเมื่อวันที่ 20 เดือนเมษายน พ.ศ. 2531 ณ จังหวัดศรีสะเกษ สำเร็จการศึกษาระดับมัธยมศึกษาจากโรงเรียนกันทรลักษ์วิทยา อำเภอกันทรลักษ์ จังหวัดศรีสะเกษ ในปีการศึกษา 2550 เข้ารับการศึกษาในระดับอุดมศึกษา ณ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จังหวัดนครราชสีมา จนสำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรีจากสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ สาขาวิชาวิศวกรรมเซรามิก มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ในปีการศึกษา 2554 ภายหลังจากสำเร็จการศึกษาในระดับปริญญาตรี ได้เข้าทำงานที่บริษัทโคห์เลอร์ (ประเทศไทย) จำกัด (มหาชน) ในตำแหน่ง Ceramic Engineer เมื่อปี พ.ศ. 2555-2559 จากนั้นได้เข้าทำงานที่ศูนย์เครื่องมือวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี ในตำแหน่ง วิศวกร เมื่อปี พ.ศ. 2559 - ปัจจุบัน

ในปีการศึกษา 2563 ได้เข้ารับการศึกษาระดับปริญญาโท หลักสูตรสาขาวิชานวัตกรรมวิศวชีวการแพทย์ สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี โดยได้รับทุนการศึกษาแก่นักศึกษาระดับบัณฑิตศึกษาที่คณาจารย์ได้รับทุนวิจัยจากแหล่งทุนภายนอก (OROG) นอกจากนี้ยังมีผลงานทางวิชาการระดับนานาชาติที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ ดังปรากฏในภาคผนวก ข

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี