

การศึกษาเปรียบเทียบการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ
ด้วยการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปน



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาสถิติ ภาควิชาสถิติ
คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2563
ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

A COMPARATIVE STUDY OF ECG CLASSIFICATION USING
DEEP LEARNING FOR ECG ARTIFACTS



A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Science in Statistics
Department of Statistics
FACULTY OF COMMERCE AND ACCOUNTANCY
Chulalongkorn University
Academic Year 2020
Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การศึกษาเปรียบเทียบการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปน
โดย	นายณัฏฐชัย บวรมงคลศักดิ์
สาขาวิชา	สถิติ
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อัครินทร์ ไพบูลย์พานิช

คณะพาณิชย์ศาสตร์และการบัญชี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้บัณฑิตวิทยาลัย
เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

..... คณะบดีคณะพาณิชย์ศาสตร์และการ
บัญชี

(รองศาสตราจารย์ ดร.วิเลิศ ภูริวัชร)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ

(รองศาสตราจารย์ ดร.เสกสรร เกียรติสุไพบูลย์)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อัครินทร์ ไพบูลย์พานิช)

..... กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.นันท กุลวานิช)

..... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุมณฑา เกษมวิลาศ)

ณัฐชัย บวรมงคลศักดิ์ : การศึกษาเปรียบเทียบการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปน. (A COMPARATIVE STUDY OF ECG CLASSIFICATION USING DEEP LEARNING FOR ECG ARTIFACTS) อ.ที่ปรึกษาหลัก : ผศ. ดร.อัครินทร์ ไพบูลย์พานิช

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบตัวแบบในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึก 3 ตัวแบบได้แก่ (1)โครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (MLPs) (2)โครงข่ายคอนโวลูชันเต็มรูป (FCNs) และ (3)โครงข่ายแบบเรสซิเดนทหรือเรสเนต (ResNet) ชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบประกอบด้วย 2 ส่วนได้แก่ ส่วนของข้อมูลจำลอง และส่วนของข้อมูลจริงใช้ข้อมูลจากฐานข้อมูล MIT-BIH Arrhythmia ในแต่ละชุดข้อมูลจะทำการเพิ่มสิ่งแปลกปนในข้อมูล 4 แบบได้แก่ Wandering baseline, Muscle tremor, AC interference และ Motion artifacts และเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแต่ละตัวแบบด้วยวิธีครอสวาไลเดชัน แบ่งข้อมูลเป็น 10 ส่วนแล้วพิจารณา ค่าความถูกต้อง ค่าความแม่นยำ และค่าความครบถ้วน

สำหรับส่วนของข้อมูลจำลอง พบว่าเมื่อพิจารณาค่าความถูกต้องแล้ว ในภาพรวมตัวแบบ MLPs มีค่าเฉลี่ยที่ต่ำกว่า FCNs และ ResNet ค่อนข้างเยอะ ในขณะที่ตัวแบบ FCNs และ ResNet ได้ผลออกมาค่อนข้างดี และได้ผลลัพธ์ใกล้เคียงกันในข้อมูลแต่ละชุด ในชุดข้อมูลที่มีสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline ค่าเฉลี่ยมีค่าลดลงสำหรับตัวแบบ MLPs ในชุดข้อมูลที่มีสิ่งแปลกปนประเภท Muscle tremor และ AC interference ไม่พบว่าค่าเฉลี่ยลดลงอย่างชัดเจนในทุกกรณี และในชุดข้อมูลที่มีสิ่งแปลกปนประเภท Motion artifacts พบว่าค่าเฉลี่ยลดลงเล็กน้อยเมื่อใช้ตัวแบบ MLPs สำหรับค่าความแม่นยำและค่าความครบถ้วนพบว่ามีทิศทางเดียวกับค่าความถูกต้อง สำหรับข้อมูลจริง ในภาพรวมมีความใกล้เคียงกับผลการศึกษาในส่วนของข้อมูลจำลอง แต่ในชุดข้อมูลที่มีสิ่งแปลกปน Wandering baseline พบว่าประสิทธิภาพลดลงในทุกตัวแบบ

สาขาวิชา สถิติ

ลายมือชื่อนิสิต

ปีการศึกษา 2563

ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก

6181515026 : MAJOR STATISTICS

KEYWORD: ECG CLASSIFICATION, ECG ARTIFACTS, DEEP LEARNING, TIME SERIES
DATA

Nattachai Bovornmongkolsak : A COMPARATIVE STUDY OF ECG CLASSIFICATION USING DEEP LEARNING FOR ECG ARTIFACTS. Advisor: Asst. Prof. AKARIN PHAIBULPANICH, Ph.D.

The objective of this research is to compare ECG classification models using three deep learning models: (1) multilayer perceptions (MLPs) (2) fully convolution networks (FCNs) and (3) residual networks. The data set consists of two parts. The simulated data and the real data from the MIT-BIH Arrhythmia database, four artifacts were added to each dataset: Wandering baseline, Muscle tremor, AC interference and Motion artifacts. Then compare the efficiency of each model using the cross-validation method. Divide the data into 10 parts and consider accuracy, precision, and recall.

For the simulated part, it was found that when considering the accuracy, the MLPs averaged a lot lower than the FCNs and ResNet, while the FCNs and ResNet models performed quite well and similar in each dataset. In datasets with Wandering baseline artifacts, the mean was lower for the MLPs model. In the dataset with Muscle tremor and AC interference, no significant reductions in mean were observed in all cases. And in the dataset with Motion artifacts, the mean was slightly lower when using the MLPs model. The precision and recall were found to be in the same direction as the accuracy. For real data, they were close to the results of the simulation studies. But in datasets with Wandering baseline artifacts, performance was reduced across all models.

Field of Study: Statistics

Student's Signature

Academic Year: 2020

Advisor's Signature

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลงได้ด้วยความกรุณา และความอนุเคราะห์ช่วยเหลืออย่างดียิ่งจาก ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อัครินทร์ ไพบูลย์พานิช อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ได้ให้โอกาสผู้วิจัยได้เป็น ลูกศิษย์ในที่ปรึกษา คอยให้ความรู้คำแนะนำ ตลอดจนชี้แนะแนวทางในการศึกษาแก่ผู้วิจัย อีกทั้งยังช่วย แก้ไขข้อบกพร่องต่าง ๆ ด้วยความเอาใจใส่ จนกระทั่งวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี ผู้วิจัย ขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงมา ณ โอกาสนี้

ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร.เสกสรร เกียรติสุไพบูลย์ ประธานกรรมการ สอบวิทยานิพนธ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.นันท กุลวานิช กรรมการสอบวิทยานิพนธ์ และผู้ช่วย ศาสตราจารย์ ดร.สุเมธนา เกษมวิลาศ กรรมการผู้ทรงคุณวุฒิภายนอก ที่ได้กรุณาสละเวลามาตรวจทาน แก้ไขข้อบกพร่อง ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ตลอดจนให้คำแนะนำที่เป็นประโยชน์แก่ผู้วิจัยที่จะช่วยให้ วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สมบูรณ์ยิ่งขึ้น อีกทั้งคณาจารย์ประจำภาควิชาสถิติ คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัยทุกท่านที่ได้ให้โอกาสทางการศึกษา และประสิทธิประสาทวิชาความรู้ทางด้าน สถิติให้แก่ผู้วิจัยจนกระทั่งสำเร็จการศึกษาในระดับปริญญาโท

สุดท้ายนี้ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดา และครอบครัว ที่คอยสนับสนุน เป็นกำลังใจ ให้กับผู้วิจัยในการศึกษาในระดับปริญญาโท ตลอดจนการทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จนสำเร็จลุล่วงไปได้ ด้วยดี

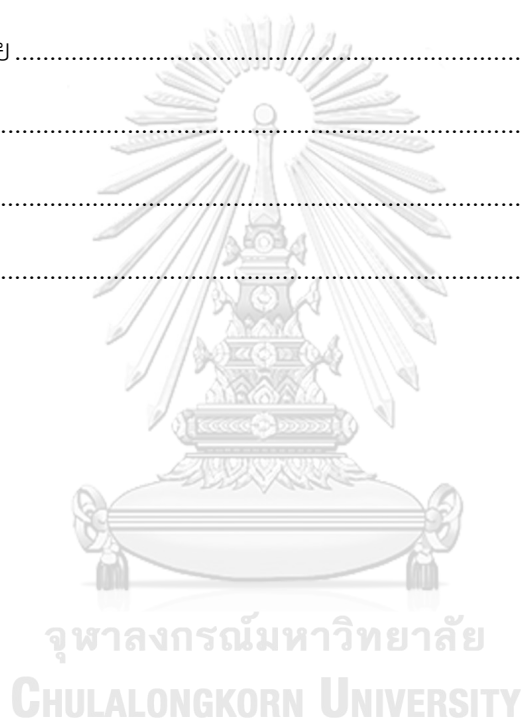
คุณประโยชน์ และความดีใด ๆ อันพึงมีจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยขอมอบและอุทิศ ให้แก่ บิดา มารดา ครอบครัว และคณาจารย์ประจำภาควิชาสถิติ คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัยทุกท่าน ที่ได้ให้ความรู้ และวางรากฐานทางการศึกษาให้แก่ผู้วิจัยต่อไปใน อนาคต

ณัฐชัย บวรมงคลศักดิ์

สารบัญ

	หน้า
.....	ค
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ค
.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	ง
กิตติกรรมประกาศ.....	จ
สารบัญ.....	ฉ
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์	10
1.3 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	10
บทที่ 2 ทฤษฎีและกรอบแนวคิดที่เกี่ยวข้อง	11
2.1 ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ (Electrocardiogram).....	11
2.2 ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series Data).....	15
2.3 การจำแนกประเภทข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series Classification).....	15
2.4 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN)	16
2.5 โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (Deep Neural Network)	30
2.6 การวัดประสิทธิภาพของตัวแบบ (Performance Evaluation)	34
บทที่ 3 ขอบเขตและวิธีการ.....	36
3.1 คำจำกัดความที่ใช้ในงานวิจัย	36
3.2 เจ็อนไขที่ทำการศึกษา.....	36
3.3 การจำแนกประเภทข้อมูลอนุกรมเวลา	49

3.4 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบ	52
บทที่ 4 ผลการวิจัย.....	53
4.1 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของตัวแบบ MLPs, FCNs และ ResNet ในส่วนของข้อมูลจำลอง	58
4.2 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของตัวแบบ MLPs, FCNs และ ResNet ในส่วนของข้อมูลจริงจากฐานข้อมูล MIT-BIH Arrhythmia.....	76
บทที่ 5 สรุปผลวิจัยและข้อเสนอแนะ.....	95
5.1 สรุปผลการวิจัย	95
5.2 ข้อเสนอแนะ	107
บรรณานุกรม.....	108
ประวัติผู้เขียน.....	111

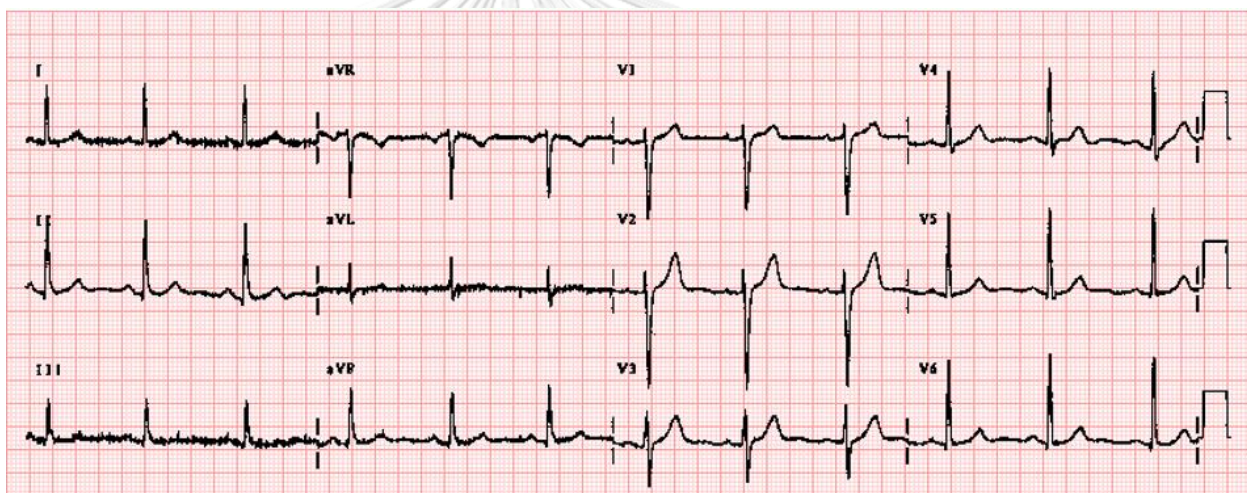


บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ (ECG หรือ EKG หรือ Electrocardiogram) เป็นข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series) ที่แสดงให้เห็นถึงการนำไฟฟ้าบริเวณต่าง ๆ ของกล้ามเนื้อหัวใจ ซึ่งจะสอดคล้องกับการบีบและคลายตัวของกล้ามเนื้อหัวใจ ดังนั้นข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจึงเป็นข้อมูลที่มีความสำคัญมากต่อการวินิจฉัยโรคหัวใจ โดยข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจมีการแสดงภาพในแ่งมุมต่าง ๆ ของหัวใจที่แตกต่างกันทั้งหมด 12 ลีด (lead) แต่ละลีดแสดงค่าความต่างศักย์ไฟฟ้า ที่บันทึกค่าผ่านขั้วไฟฟ้า (Electrode) ที่วางติดกับพื้นผิวของร่างกายตำแหน่งต่าง ๆ โดย 12 ลีดดังกล่าว ได้แก่ I, II, III, aVR, aVL, aVF, v1, v2, v3, v4, v5 และ v6 ดังแสดงในภาพที่ 1.1



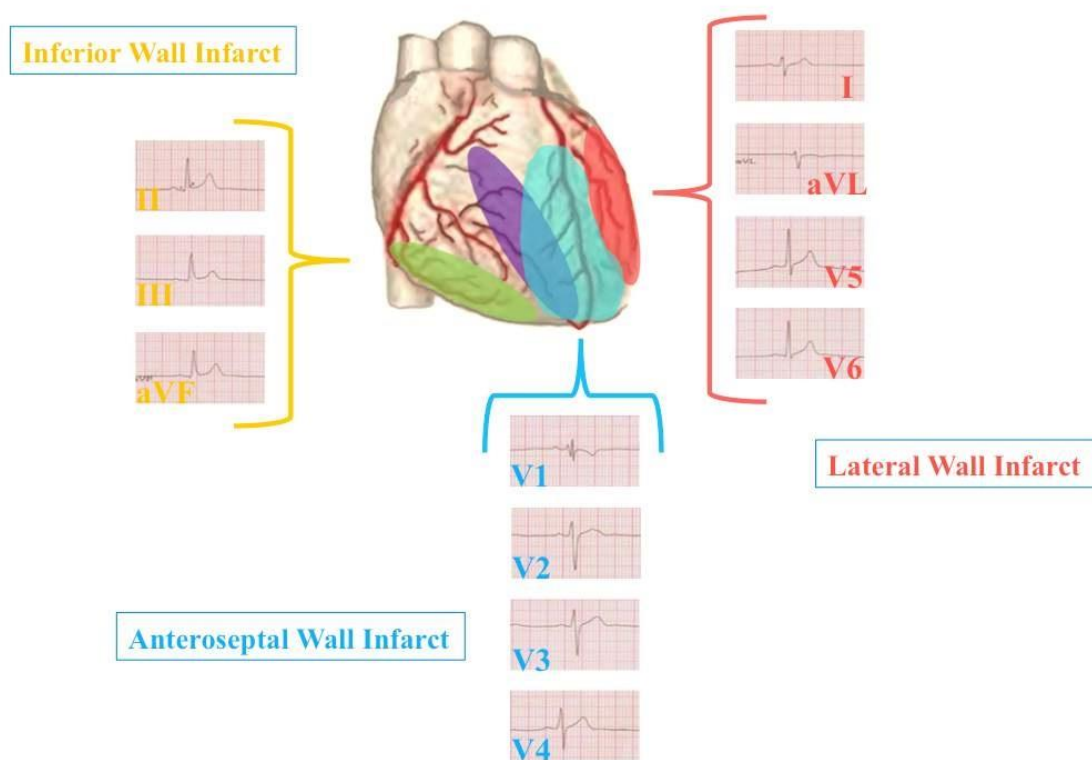
ภาพที่ 1.1 ภาพตัวอย่าง ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 12 ลีด

แกน x แสดงเวลาโดย 5 ช่องใหญ่เท่ากับ 1 วินาที

แกน y แสดงค่า Amplitude แสดงค่าความต่างศักย์ไฟฟ้า มีหน่วยเป็น มิลลิโวลต์(mV) 2 ช่องใหญ่เท่ากับ 1 mV

(ที่มา : <https://ecglibrary.com/norm.php>)

โดยทั่วไปการบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจ จะบันทึก 12 ลีด มาตรฐาน ในแต่ละลีดจะแสดงถึงการ ทำงานของหัวใจตำแหน่งต่าง ๆ ได้แก่ Lateral คือ ด้านข้างของหัวใจ Inferior คือ ด้านล่างของหัวใจ Septal คือผนังกันห้องหัวใจ และ Anterior คือ ด้านหน้าของหัวใจ โดยลีดต่าง ๆ จะแสดงการทำงานของหัวใจแต่ละส่วนดังภาพที่ 1.2

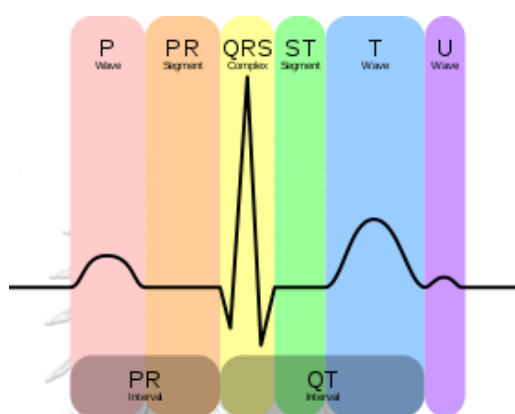


ภาพที่ 1.2 แผนภาพแสดงรายละเอียดของลีดกับตำแหน่งต่าง ๆ ของกล้ามเนื้อหัวใจ
(ที่มา: <https://www.quora.com/Is-an-anteroseptal-infarct-the-same-as-a-heart-attack>)

ปกติแล้วหัวใจสามารถทำงานได้ด้วยกระแสไฟฟ้าเพื่อคุมจังหวะการเต้นของหัวใจ อีกทั้งยังมีผลต่อการทำงานที่สัมพันธ์กันของหัวใจทั้ง 4 ห้อง หากไฟฟ้าที่ทำการควบคุมการทำงานเกิดความผิดปกติจะส่งผลกระทบต่ออัตราการเต้นของหัวใจให้ผิดปกติได้ โดยข้อมูลจากกระทรวงสาธารณสุข ณ วันที่ 26 มกราคม 2564 พบว่า มีคนไทยที่ป่วยด้วยโรคหัวใจและหลอดเลือดจำนวน 227,361 คน มีอัตราการเสียชีวิตถึง 9,946 คนต่อปี หรือมีคนตายด้วยโรคหัวใจและหลอดเลือด 1.14 คน ในทุก ๆ ชั่วโมง ดังนั้นการทำความเข้าใจความเสี่ยงต่อโรคหัวใจด้วยข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจึงมีความสำคัญ ทำให้ทราบการทำงานของหัวใจและหาความเสี่ยงต่อโรคได้ เช่น โรคกล้ามเนื้อหัวใจขาดเลือด ซึ่งเป็นสาเหตุการเสียชีวิตอันดับต้น ๆ ของผู้ป่วยโรคหัวใจและหลอดเลือด

โดยแพทย์จะวินิจฉัยจากรูปร่างของคลื่นไฟฟ้าหัวใจแต่ละส่วนใน 1 ปีท (Beat หรือ Cardiac cycle) เนื่องจากรูปร่างของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 1 ปีท ประกอบด้วยจังหวะการบีบและคลายตัวของหัวใจ ตำแหน่งต่าง ๆ เช่น P wave แสดงการบีบตัวของกล้ามเนื้อหัวใจห้องบน QRS จะแสดงการบีบตัวบริเวณกล้ามเนื้อหัวใจห้องล่าง เป็นต้น โดยองค์ประกอบเหล่านี้มีความสำคัญในการวินิจฉัยโรคต่าง ๆ

ที่เกี่ยวข้อง เช่น ถ้าหากผู้ป่วยเป็นโรคกล้ามเนื้อหัวใจตาย (Myocardial infarction) ลักษณะของข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจในส่วนของ ST Segment จะมีการยกตัวขึ้นสูง เป็นต้น ซึ่งการวินิจฉัยอาจเกิดความผิดพลาดได้ เนื่องจากการเกิดสิ่งแปลกปนในข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ นอกจากนี้ในบางพื้นที่ที่ขาดแคลนแพทย์เฉพาะทางโรคหัวใจ การวินิจฉัยโรคโดยผู้ที่ไม่มีความชำนาญอาจส่งผลให้เกิดความคลาดเคลื่อนในการรักษาได้ ดังนั้นการพัฒนาวิธีการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ เพื่อช่วยในการวินิจฉัยโรคหัวใจและหลอดเลือดจึงมีความสำคัญ



ภาพที่ 1.3 ภาพตัวอย่างแสดงองค์ประกอบแต่ละส่วนของข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 1 รอบหัวใจเต็มของลีด II

(ที่มา: <https://en.wikipedia.org/wiki/Electrocardiography>)

การจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ คือ การใช้ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจเพื่อจำแนกผู้ป่วยที่มีปัญหาการทำงานของหัวใจ เช่น การจำแนกผู้ป่วยโรคกล้ามเนื้อหัวใจขาดเลือด (Myocardial Ischemia หรือ MI) การจำแนกผู้ป่วยที่มีภาวะหัวใจเต้นเร็วผิดปกติ (Supraventricular tachycardia หรือ SVT) เป็นต้น โดยมีการนำเสนอวิธีการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจหลายวิธี

(Bakhshipour et al., 2010) ได้นำเสนอกระบวนการในการจำแนกข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจเพื่อจำแนกผู้ป่วยโรคหัวใจขาดเลือด โดยใช้ฐานข้อมูล The European ST-T change ในการทดสอบข้อมูลประกอบด้วยคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 2 ช่องสัญญาณ มีอัตราสุ่ม (sampling rate) อยู่ที่ 250 เฮิร์ตซ์ โดยในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจะหาคุณลักษณะพิเศษ (Feature extraction) โดยใช้วิธีการแปลงแบบเวฟเล็ต เพื่อแยกองค์ประกอบ และใช้วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machines) เป็นตัวแบบในการจำแนกประเภทข้อมูล ในการทดสอบใช้ข้อมูล 16 คนเป็นคน

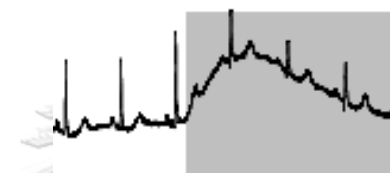
ปกติ 8 คน และ ผู้ป่วยโรคกล้ามเนื้อหัวใจขาดเลือด 8 คน งานวิจัยได้เปรียบเทียบผลลัพธ์ระหว่างการ
ใช้ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 5 รอบหัวใจเต้น กับ 7 รอบหัวใจเต้น และกำหนดระดับในการแยก
องค์ประกอบไว้ที่ 5, 7, 9 และ 11 โดยสำหรับการใช้ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 5 รอบหัวใจเต้น จะได้
อัตราความถูกต้องเฉลี่ย (Accuracy) ในการจำแนกอยู่ที่ 98.1% อัตราความไวเฉลี่ย (Sensitivity)
98.31% อัตราความจำเพาะ (Specificity) 99.13% และสำหรับการใช้ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 7 รอบ
หัวใจเต้น จะได้อัตราความถูกต้อง 99.4% อัตราความไวเฉลี่ย 98.56% และ อัตราความจำเพาะ
99.76% อย่างไรก็ตามงานวิจัยดังกล่าว ยังไม่มีกระบวนการคัดเลือกตัวแปร (Feature selection)
เพื่อให้ตัวแบบมีประสิทธิภาพสูงสุด

(Kora & Krishna, 2016) ได้นำเสนออัลกอริทึมในการเลือกตัวแปรโดยใช้วิธี ไฮบริดจ์ระหว่าง
อัลกอริทึมหิ่งห้อยและอัลกอริทึมแบบกลุ่มอนุภาค (Hybrid firefly and Particle Swarm
Optimization algorithm ; FFPSO) สำหรับการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ถูกขวางกั้น
(Bundle Branch Block; BBB) โดยใช้ฐานข้อมูล MIT-BIH Arrhythmia ในการทดสอบ ข้อมูล
ประกอบด้วยข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 11 คน โดยแบ่งออกเป็น คลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติ 5 คนและ
คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ถูกขวางกั้น 6 คน มีอัตราการสุ่มอยู่ที่ 360 เฮิร์ตซ์ โดยในขั้นตอนการเลือกตัวแปร
จะใช้วิธี FFPSO และใช้โครงข่ายประสาทเทียม เลเวนเบิร์ก-มาร์คควอร์ตต์ (Levenberg-
Marquardt Neural Network; LM NN) ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้วิธี เลเวนเบิร์ก-มาร์คควอร์ตต์
ในการหาค่าน้ำหนักที่เหมาะสมที่สุด โดยโครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบด้วย 3 เลเยอร์
โดยมี 20 นิวรอนในชั้นข้อมูลขาเข้า 10 นิวรอนในชั้นซ่อน และ 3 นิวรอนในชั้นข้อมูลขาออก ในการ
ทดสอบ ใช้ตัวแปรที่เลือกจากวิธี FFPSO มีจำนวนทั้งหมด 20 ตัวแปร จากทั้งหมด 200 ตัวแปร โดย
ใช้ข้อมูลทั้งหมด 19,039 บิต และจำแนกประเภทข้อมูลได้ถูกต้องทั้งหมด 18,800 บิต หรือมีค่าอัตรา
ความแม่นยำ 98.74%

งานวิจัยจำนวนมากนำเสนอวิธีการเตรียมข้อมูล เพื่อช่วยลดสิ่งแปลกปนจากข้อมูลคลื่นไฟฟ้า
หัวใจ โดยวิธีการต่าง ๆ ยังมีข้อจำกัดและใช้ได้กับสิ่งแปลกปนบางชนิดเท่านั้น มีงานวิจัยที่นำเสนอ
วิธีการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ทั้งงานวิจัยที่ออกแบบอัลกอริทึมให้ใช้เฉพาะกับข้อมูล
คลื่นไฟฟ้าหัวใจ และงานวิจัยที่ออกแบบให้เหมาะกับข้อมูลทั่วไป แต่ยังไม่มียานใดที่สามารถนำ
ผลลัพธ์ไปใช้ได้จริงทางการแพทย์ เนื่องจากข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจมีสิ่งแปลกปน (ECG artifacts) จึง
เกิดการจำแนกประเภทผิดพลาดจากอัลกอริทึมในอัตราสูง

ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปน คือ คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ถูกรบกวน ทำให้ภาพของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ปรากฏมีองค์ประกอบที่ไม่ชัดเจน สิ่งแปลกปนเกิดขึ้นจากหลายสาเหตุ ได้แก่ อุปกรณ์ที่ใช้บันทึกข้อมูล และอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ที่อยู่ใกล้เคียง หรือ สัญญาณรบกวนจากกล้ามเนื้อ โดยสิ่งแปลกปนที่พบบ่อยครั้งแบ่งเป็น 4 ประเภท (เหมวรรณ & โชติรัตน์, 2014) ได้แก่

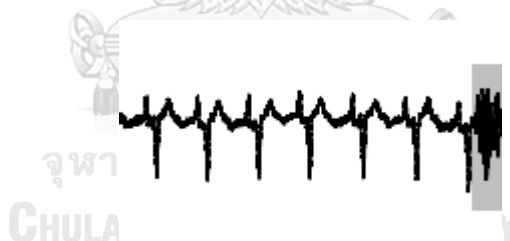
1. Wandering baseline สาเหตุโดยทั่วไปมาจากการเคลื่อนที่ของร่างกาย หรือ ชั่วไฟฟ้า ลักษณะของเส้นมาตรฐานแกว่งขึ้นลงช้า ๆ ดังภาพที่ 1.9 สาเหตุโดยทั่วไปมาจากการเคลื่อนที่ของร่างกาย หรือ ชั่วไฟฟ้า



ภาพที่ 1.4 ลักษณะของสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline

(ที่มา: เหมวรรณ ศิวรักษ์ 2014:11)

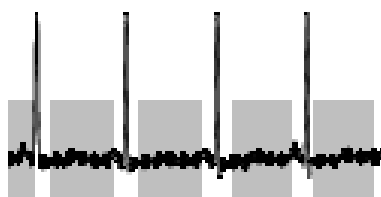
2. Muscle tremor สาเหตุโดยทั่วไปมาจากการเกร็งของกล้ามเนื้อ โดยลักษณะจะมีการเปลี่ยนแปลงค่าอย่างรวดเร็วในเวลาสั้นๆ และเส้นมาตรฐานไม่คงที่ ดังภาพที่ 1.10



ภาพที่ 1.5 ลักษณะของสิ่งแปลกปนประเภท Muscle tremor

(ที่มา: เหมวรรณ ศิวรักษ์ 2014:11)

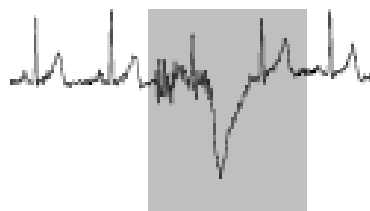
3. AC interference สาเหตุโดยทั่วไปมาจากการติดชั่วไฟฟ้าไม่ดี การรั่วของกระแสไฟฟ้า โดยลักษณะจะมีการเปลี่ยนแปลงค่าอย่างรวดเร็วเป็นเวลานาน ดังภาพที่ 1.11



ภาพที่ 1.6 ลักษณะของสิ่งแปลกปนประเภท AC interference

(ที่มา: เหมวรรณ ศิวรักษ์ 2014:11)

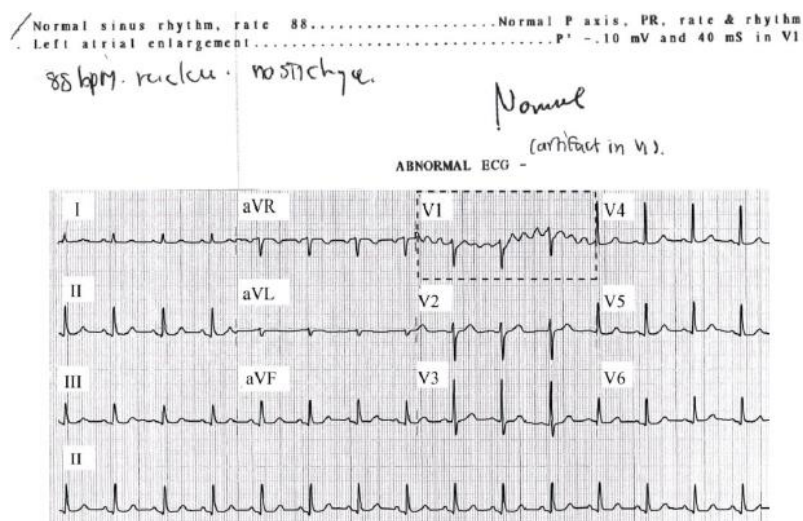
4. Motion artifact สาเหตุโดยทั่วไปมาจากร่างกายสั่น การเคลื่อนที่ของร่างกาย หรือการหายใจ โดยลักษณะจะมีการเปลี่ยนแปลงเส้นมาตรฐานและค่าสูงสุดของแอมพลิจูด ดังภาพที่ 1.12



ภาพที่ 1.7 ลักษณะของสิ่งแปลกปนประเภท Motion artifact

(ที่มา: เหมวรรณ ศิวรักษ์ 2014:11)

ปัจจุบันปัญหาการใช้ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปนจัดเป็นปัญหาที่สำคัญในทางการแพทย์ ส่งผลกระทบต่อทั้งบุคลากรทางการแพทย์ และ ผู้ป่วย โดยเฉพาะข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติที่ถูกรบกวนด้วยสิ่งแปลกปนแต่มีลักษณะคล้ายองค์ประกอบของรูปร่างคลื่นไฟฟ้าหัวใจ อัลกอริทึมในการจำแนกข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจึงแปลความหมายคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติที่มีสิ่งแปลกปนเป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ผิดปกติ ก่อให้เกิดความเสี่ยงในการแปลผลผิดพลาด และยังไม่มียานวิจัยใดสามารถตรวจจับสิ่งผิดปกติในข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปนได้อย่างถูกต้อง ตรงตามที่แพทย์เฉพาะทางโรคหัวใจวินิจฉัย ตัวอย่างเช่น ภาพที่ 1.13 มีการส่งสัญญาณเตือนผิดพลาด โดยอุปกรณ์ทางการแพทย์แจ้งผลว่าเกิดความผิดปกติที่ลีด V1 (ในกรอบเส้นประ) แต่ผลการวินิจฉัยของแพทย์เฉพาะทางโรคหัวใจ ระบุว่าไม่มีความผิดปกติเกิดขึ้น ดังข้อความลายมือที่เขียนว่า “Normal (artifact in V1)”



ภาพที่ 1.8 ตัวอย่างการส่งสัญญาณเตือนผิดพลาดจาก
 เครื่องตรวจวัดคลื่นไฟฟ้าหัวใจแบบ 12 ลีด เนื่องจากสิ่งแปลกปนที่ลีด V1
 (ที่มา: เหมวรรณ และ โชติรัตน์, 2557)

(Apandi et al., 2020) ได้ศึกษาผลกระทบของสิ่งแปลกปนต่อประสิทธิภาพในการค้นพบตำแหน่งองค์ประกอบของข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจแต่ละวิธี โดยใช้ฐานข้อมูล MIT-BIH Arrhythmia Database ในชุดข้อมูลประกอบด้วย บันทึกข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของ 48 คน แต่ละคนบันทึกข้อมูล 30 นาที มีอัตราสุ่มที่ 360 เฮิร์ตซ์ มีข้อมูล 109,505 รอบการเต้นหัวใจ (beat) และทำการเพิ่มสิ่งแปลกปนให้กับข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ โดยสิ่งแปลกปนที่เพิ่มได้แก่ baseline wander, muscle artifacts และ electrode motion และมีการทดสอบระดับของสิ่งแปลกปนหลายระดับโดยใช้อัตราส่วนสัญญาณต่อสิ่งรบกวน (SNR)

ในงานวิจัยได้ทำการทดสอบ 3 อัลกอริทึมในการระบุตำแหน่ง QRS ของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ได้แก่ Pan Tompkins, WQRS และ Hamilton และวัดประสิทธิภาพด้วยค่าความไว (Sensitivity) ค่าพยากรณ์ผลบวก (Positive predictivity) จากการทดสอบพบว่าสิ่งแปลกปนมีผลกระทบต่อประสิทธิภาพในการระบุตำแหน่ง QRS โดยมีรายละเอียดดังตารางที่ 1.1

ตารางที่ 1.1 ตารางแสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการระบุตำแหน่ง QRS เมื่อกำหนด SNR เท่ากับ -12

Data	Pan Tompkins		Hamilton		WQRS	
	SE (%)	PP (%)	SE (%)	PP (%)	SE (%)	PP (%)
ECG	99.59	99.51	98.06	99.25	99.64	98.63

Data	Pan Tompkins		Hamilton		WQRS	
	SE (%)	PP (%)	SE (%)	PP (%)	SE (%)	PP (%)
ECG with baseline wander	99.42	97.21	94.58	95.74	98.13	62.45
ECG with muscle artifacts	85.94	59.68	81.74	61.74	84.71	36.95
ECG with electrode motion	68.85	44.05	65.44	42.54	84.10	33.09

ปัญหาการใช้ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปนจัดเป็นปัญหาที่สำคัญในทางการแพทย์ ส่งผลกระทบต่อทั้งบุคลากรทางการแพทย์ และ ผู้ป่วย โดยเฉพาะข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติที่ถูกรบกวน ด้วยสิ่งแปลกปนแต่มีลักษณะคล้ายองค์ประกอบของรูปร่างคลื่นไฟฟ้าหัวใจ อัลกอริทึมในการจำแนก ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจึงแปลความหมายคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติที่มีสิ่งแปลกปนเป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ ผิดปกติ ก่อให้เกิดความเสี่ยงในการแปลผลผิดพลาด และยังไม่มียานวิจัยใด สามารถตรวจจับสิ่ง ผิดปกติในข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปนได้อย่างถูกต้อง ตรงตามที่แพทย์เฉพาะทางโรคหัวใจ วินิจฉัย

จากที่กล่าวข้างต้น พบว่างานวิจัยมักจะมุ่งเน้นไปที่การพัฒนาอัลกอริทึมเพื่อหาคุณลักษณะ พิเศษของข้อมูล หรือ การหาค่าเหมาะสมที่สุด ยังไม่มียานวิจัยที่ศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของ ตัวแบบที่ใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกในการจำแนกข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ แสดงให้เห็นว่างานวิจัยด้าน การจำแนกข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกยังมีไม่มากนัก โดยการเรียนรู้เชิงลึก จะประกอบด้วยการประมวลผลหลายชั้นเพื่อเรียนรู้ตัวแทนข้อมูล ทำให้ไม่ต้องอาศัยอัลกอริทึมอื่น ๆ ในการหาคุณลักษณะพิเศษเพื่อใช้ในการจำแนกข้อมูล ซึ่งจากงานวิจัยที่ผ่านมา พบว่ายังไม่สามารถ ตรวจจับสิ่งแปลกปนในข้อมูลได้ทั้งหมด ดังนั้นการใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกจึงเป็นทางเลือกที่ผู้วิจัย สนใจศึกษา

สำหรับการนำเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกมาใช้เพื่อจำแนกข้อมูลอนุกรมเวลามีหลายแนวทาง (Fawaz et al., 2019) โดยมี 2 แนวทางหลักได้แก่ (1) Generative Models ซึ่งเป้าหมายหลักของ แนวทางนี้จะเป็นการสร้างตัวแปรเพื่อนำไปใช้ต่อผู้วิจัยจึงไม่นำแนวทางนี้มาศึกษา และ (2) Discriminative Models ซึ่งประกอบด้วยวิธี Feature Engineering และ วิธี End-to-End โดย งานวิจัยนี้จะศึกษาตัวแบบประเภท End-to-End เนื่องจากต้องการศึกษาเฉพาะผลกระทบของสิ่งล ผิดปนที่มีต่อตัวแบบเท่านั้น ไม่ได้มุ่งเน้นไปที่การปรับแต่งโครงข่ายโดยใช้ความรู้เฉพาะทางเพื่อให้ ตัวแบบมีประสิทธิภาพสูง โดยในปี 2017 Wang, Yan และ Oates (Wang et al., 2017) ได้นำเสนอ

ตัวแบบที่เรียบง่ายและไม่ต้องการเตรียมข้อมูลหรือการหาคุณลักษณะพิเศษ โดยนำเสนอไว้ 3 ตัวแบบ ได้แก่

ตัวแบบแรกคือโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptrons: MLPs) ประกอบด้วยชั้นเชื่อมโยงเต็มรูปแบบ (Fully Connected Layer) สามชั้น แต่ละชั้นจะประกอบด้วยเพอร์เซ็ปตรอน 500 ตัวโดยที่แต่ละตัวจะมีการเชื่อมโยงกับเพอร์เซ็ปตรอนทุกตัวในชั้นก่อนหน้าและเพอร์เซ็ปตรอนในชั้นถัดไป และมีการกำหนดการหยุดเรียนรู้กลางคัน (Drop out) ซึ่งเป็นวิธีป้องกันไม่ให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้โดยยึดติดกับข้อมูลสอนมากเกินไป (Overfitting) โดยการสุ่มหยุดการทำงานของหน่วยย่อยในโครงข่ายในการเรียนรู้ และใช้ฟังก์ชันเรกติไฟต์เชิงเส้น (rectified linear unit: ReLU) ซึ่งเป็นฟังก์ชันที่ให้ค่าผลลัพธ์มากกว่าหรือเท่ากับศูนย์เสมอเป็นฟังก์ชันกระตุ้นในการกำหนดข้อมูลขาออก อย่างไรก็ตามตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้นมีข้อจำกัดในการนำมาใช้กับข้อมูลอนุกรมเวลาเนื่องจากการรับข้อมูลขาเข้าในแต่ละจุดเวลาแบบเป็นอิสระต่อกัน

ตัวแบบที่สองคือโครงข่ายคอนโวลูชันเต็มรูปแบบ (Fully Convolutional Networks: FCNs) ประกอบด้วยชั้นคอนโวลูชัน (Convolution Layer) สามชั้น โดยชั้นคอนโวลูชันจะทำการรวบรวมข้อมูลขาเข้ากับตัวกรอง (filter) ที่มีขนาดเล็กกว่าขนาดข้อมูลขาเข้าและทำการเข้ารหัสเพื่อสร้างข้อมูลชุดใหม่ โดยข้อมูลชุดใหม่ที่ถูกสร้างขึ้นเรียกว่า feature map โดยแต่ละชั้นจะป้องกันการยึดติดข้อมูลสอนมากเกินไปด้วยการทำแบทช์นอร์มอลไลซ์เซชัน (Batch normalization) และใช้ฟังก์ชันเรกติไฟต์เชิงเส้นเป็นฟังก์ชันกระตุ้นในการกำหนดข้อมูลขาออกแต่ละชั้น โดยข้อดีของโครงข่ายคอนโวลูชันคือการรับข้อมูลขาเข้าด้วยตัวกรองและทำการเข้ารหัส เป็นการทำให้ข้อมูลแต่ละจุดเวลาไม่เป็นอิสระกันและข้อดีอีกข้อหนึ่งของโครงข่ายแบบคอนโวลูชันคือคุณสมบัติของตัวกรองไม่ผันแปรตามเวลา (spatial invariant) จึงสามารถใช้กับทุกจุดเวลาในข้อมูลอนุกรมเวลาได้ (parameters sharing)

ตัวแบบที่สุดท้ายคือโครงข่ายแบบเรสซิเดวลหรือเรสเนต (Residual Network: ResNet) ปัญหาหนึ่งของการใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกคือ เมื่อโครงข่ายมีความลึกค่อนข้างมาก จะเกิดปัญหาแวนิชซิง เกรเดียนต์ (Vanishing gradient) ซึ่งส่งผลให้การปรับค่าน้ำหนักเพื่อให้เหมาะสมกับข้อมูลมีการปรับค่าเพียงเล็กน้อยจนแทบไม่มีการปรับค่า ซึ่งโครงข่ายแบบเรสเนต สามารถแก้ปัญหาแวนิชซิงเกรเดียนต์เนื่องจากมีการใส่ทางลัดในการเชื่อมโยงข้อมูล (shortcut connection)

ในโครงข่าย ซึ่งจะทำให้การคำนวณค่าเกรเดียนต์เปลี่ยนไป และไม่เกิดปัญหาค่าเกรเดียนต์หาย ทำให้โครงข่ายสามารถปรับน้ำหนักให้เหมาะสมได้

โดยงานวิจัยได้ทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบทั้งสามโดยใช้ชุดข้อมูลทั้งหมด 44 ชุดจากคลังข้อมูลด้านอนุกรมเวลา UCR Time Series Dataset และพบว่าการใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกมีประสิทธิภาพใกล้เคียงตัวแบบ COTE ซึ่งใช้ทรัพยากรในการคำนวณจำนวนมากและมีความซับซ้อนไม่เหมาะกับการนำไปใช้งานจริง การใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกจึงเป็นทางเลือกที่น่าสนใจในการจำแนกข้อมูลอนุกรมเวลา

จากที่กล่าวมาแสดงให้เห็นว่าการจำแนกข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีการแปลกปนมีความสำคัญและส่งผลกระทบต่อการใช้งานจริงทางการแพทย์ และยังคงเป็นปัญหาที่ไม่มีงานวิจัยใดสามารถตรวจจับสิ่งผิดปกติในข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่สิ่งแปลกปนได้อย่างถูกต้อง ตรงตามที่แพทย์เฉพาะทางโรคหัวใจวินิจฉัย ปัจจุบันแนวทางการแก้ไขสัญญาณเดือนผิดพลาดในงานวิจัยส่วนใหญ่ เลือกทำการทดลองเฉพาะกับข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปนเพียงเล็กน้อย หรือใช้ข้อมูลสังเคราะห์เพื่อให้ปราศจากสิ่งแปลกปน แต่ยังไม่มียานวิจัยที่ ศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบในการจำแนกประเภทข้อมูลอนุกรมเวลาโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกในข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปน งานวิจัยนี้ผู้วิจัยจึงสนใจที่จะทำการศึกษา อย่างไรก็ตามการจะนำตัวแบบที่ใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกมาใช้ จำเป็นต้องมีข้อมูลจำนวนมาก ซึ่งการจะรวบรวมข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปนแต่ละชนิด สามารถทำได้ยาก งานวิจัยนี้จึงจำลองข้อมูลอนุกรมเวลา เพื่อจำลองข้อมูลมาใช้ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบในงานวิจัยนี้

1.2 วัตถุประสงค์

เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปนโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก

1.3 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

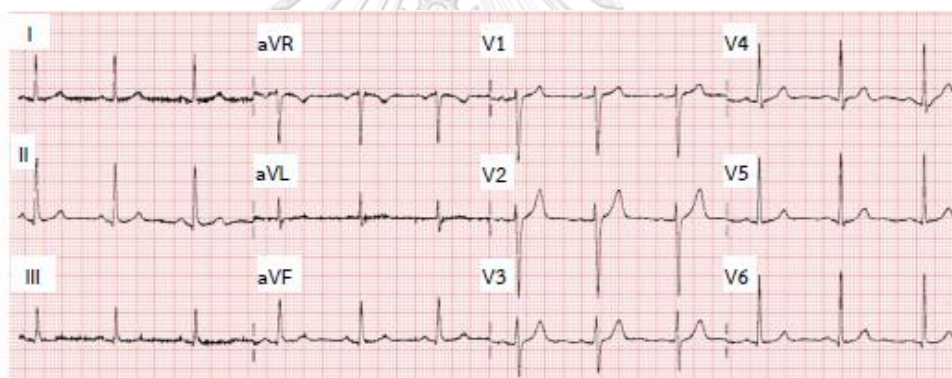
การศึกษาประสิทธิภาพของตัวแบบในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปนโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก จะช่วยให้สามารถเลือกใช้ตัวแบบในการจำแนกประเภทข้อมูลที่เหมาะสมกับสถานการณ์ และเป็นแนวทางในการพัฒนาตัวแบบในการจำแนกข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปนให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น เพื่อให้สามารถนำไปใช้งานได้จริง และแพทย์สามารถวินิจฉัยโรคได้สะดวกและแม่นยำมากขึ้น

บทที่ 2

ทฤษฎีและกรอบแนวคิดที่เกี่ยวข้อง

2.1 ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ (Electrocardiogram)

2.1.1 ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ เป็นข้อมูลทางการแพทย์ที่แสดงถึงระบบการนำไฟฟ้าของหัวใจ ที่มีผลต่อการทำงานของหัวใจให้บีบหรือคลายตัว โดยค่าที่บันทึกได้จะเป็นผลรวมของการเปลี่ยนแปลงศักย์ไฟฟ้าที่เกิดจากการดีโพลาไรเซชัน (Depolarization) และ รีโพลาไรเซชัน (Repolarization) ของเซลล์กล้ามเนื้อหัวใจ การบันทึกคลื่นไฟฟ้าหัวใจนั้นบันทึกค่าผ่านขั้วไฟฟ้า (Electrode) ที่วางติดกับพื้นผิวของร่างกาย ณ ตำแหน่งต่าง ๆ โดยไม่จำเป็นต้องวัดที่หัวใจโดยตรง เนื่องจากร่างกายของมนุษย์มีคุณสมบัติการนำไฟฟ้าที่ดี คลื่นไฟฟ้าหัวใจจึงแผ่ไปทุกทิศทั่วร่างกายและออกสู่บริเวณผิวหนังภายนอกได้ โดยข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจมีการแสดงภายในแ่งมุมต่าง ๆ ของหัวใจที่แตกต่างกันทั้งหมด 12 ลีด ดังแสดงในรูปที่ 2.1



ภาพที่ 2.1 ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจในรูปแบบมาตรฐาน 12 ลีด

(ที่มา: <http://www.ecglibrary.com/norm.php>)

ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจะแสดงความสัมพันธ์แนวแกนเวลา (วินาที) และ ความต่างศักย์ (มิลลิโวลต์) โดยแบ่งเป็น 3 ส่วนใหญ่ดังนี้

1. Bipolar limb leads คือ การบันทึกค่าความต่างศักย์ไฟฟ้าของการวางขั้วไฟฟ้าที่ตำแหน่งต่างกัน
- 2 ตำแหน่งของแขน หรือขา โดยแบ่งเป็น 3 ลีด ดังนี้

- 1) ลีด I คือ การบันทึกค่าความต่างศักย์ไฟฟ้าที่เกิดขึ้นระหว่างแขนขวากับแขนซ้าย
- 2) ลีด II คือ การบันทึกค่าความต่างศักย์ไฟฟ้าที่เกิดขึ้นระหว่างแขนขวากับขาซ้าย
- 3) ลีด III คือ การบันทึกค่าความต่างศักย์ไฟฟ้าที่เกิดขึ้นระหว่างแขนซ้ายกับขาซ้าย

2. Unipolar limb leads คือ การบันทึกค่าความต่างศักย์ไฟฟ้าที่เกิดขึ้นระหว่างขั้วไฟฟ้าที่ตำแหน่งเดียวเทียบกับจุดกึ่งกลางของ 2 ขั้วไฟฟ้าของลีดตรงข้ามซึ่งถูกสร้างให้มีค่าศักย์ไฟฟ้าเป็นศูนย์ ได้แก่

1) ลีด aVR คือ การบันทึกค่าความต่างศักย์ไฟฟ้าระหว่างขั้วไฟฟ้าที่แขนขวา กับจุดกึ่งกลางของขั้วไฟฟ้าทั้งสองใน ลีด III

2) ลีด aVL คือ การบันทึกค่าความต่างศักย์ไฟฟ้าระหว่างขั้วไฟฟ้าที่แขนซ้าย กับจุดกึ่งกลางของขั้วไฟฟ้าทั้งสองใน ลีด II

3) ลีด aVF คือ การบันทึกค่าความต่างศักย์ไฟฟ้าระหว่างขั้วไฟฟ้าที่ขาซ้าย กับจุดกึ่งกลางของขั้วไฟฟ้าทั้งสองใน ลีด I

3. Unipolar chest leads คือ การบันทึกค่าความต่างศักย์ไฟฟ้า โดยการใช้ขั้วไฟฟ้าวางบนตำแหน่งต่าง ๆ บนทรวงอก จำนวน 6 ลีด ได้แก่

1) ลีด V1 คือ ตำแหน่งช่องซี่โครงที่ 4 ทางด้านขวาของกระดูกสันอก

2) ลีด V2 คือ ตำแหน่งช่องซี่โครงที่ 4 ทางด้านซ้ายของกระดูกสันอก

3) ลีด V3 คือ ตำแหน่งกึ่งกลางระหว่าง V2 และ V4

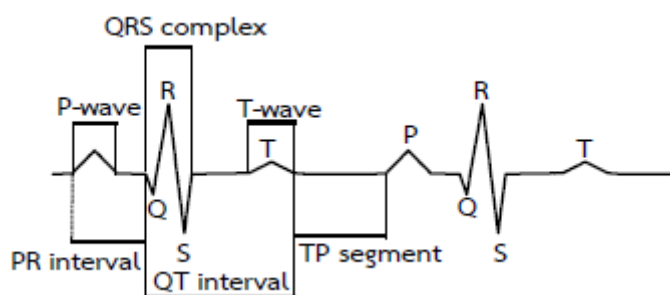
4) ลีด V4 คือ ตำแหน่งจุดตัดที่เกิดจากการลากเส้นตรงจากจุดกึ่งกลางของกระดูกไหปลาร้า ตัดกับกระดูกซี่โครงที่ 5

5) ลีด V5 คือ ตำแหน่งกึ่งกลางระหว่าง V4 และ V6 ซึ่งอยู่ตรงแนวรักแร้ด้านหน้า

6) ลีด V6 คือ ตำแหน่งตรงกึ่งกลางรักแร้ด้านซ้าย

ทางการแพทย์การบันทึกข้อมูลไฟฟ้าหัวใจที่มีหลากหลายลีดนั้น จะบันทึกภาพการทำงานของหัวใจในมุมที่แตกต่างกัน ดังนั้นกายสัณฐานวิทยาหรือรูปร่างของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ปรากฏจึงมีลักษณะแตกต่างกัน และช่วยให้ได้ข้อมูลที่ละเอียด อีกทั้งช่วยให้การวิเคราะห์ตำแหน่งของหัวใจ ที่มีการนำไฟฟ้าผิดปกติได้แม่นยำขึ้น เช่น ลีด II ลีด III และ ลีด aVF เป็นลีดที่ดีที่สุดในการดูภาพหัวใจส่วนล่าง (Inferior) และ ลีด V2 ถึง V6 เป็นลีดที่ดีที่สุดในการดูภาพหัวใจห้องล่างซ้าย เป็นต้น

2.1.2 กายสัณฐานวิทยาของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ คือ โครงสร้างหรือรูปร่างของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ใน 1 รอบหัวใจเต้น (Cardiac cycle) ที่ประกอบด้วยจังหวะการบีบและคลายตัวของหัวใจ โดยการบีบเป็นผลจากการดีโพลาไรเซชัน และการคลายเป็นผลจากการรีโพลาไรเซชันของเซลล์กล้ามเนื้อหัวใจ โดยส่วนประกอบของคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติของคนส่วนใหญ่ประกอบด้วยส่วนหลัก ๆ ดังภาพที่ 2.2



ภาพที่ 2.2 กายสัณฐานวิทยาของข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

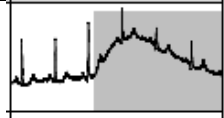
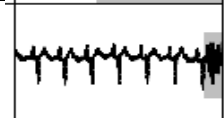
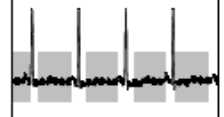
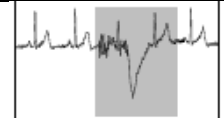
โดยมีรายละเอียดดังนี้

- 1) P wave เป็นผลรวมทางไฟฟ้าจากการดีโพลาไรเซชันบริเวณเซลล์กล้ามเนื้อหัวใจห้องบนที่ส่งผลให้หัวใจห้องบนบีบตัว
- 2) PR interval เป็นช่วงเวลาตั้งแต่จุดเริ่มต้นของ P wave จนถึงจุดเริ่มต้นของ QRS complex
- 3) QRS complex เป็นผลรวมทางไฟฟ้าจากการดีโพลาไรเซชันที่บริเวณเซลล์กล้ามเนื้อหัวใจห้องล่าง ส่งผลให้หัวใจห้องล่างบีบตัว
- 4) T wave เป็นผลรวมทางไฟฟ้าจากการรีโพลาไรเซชันบริเวณเซลล์กล้ามเนื้อหัวใจห้องล่างที่ส่งผลให้หัวใจห้องล่างคลายตัว
- 5) QT interval เป็นช่วงเวลาตั้งแต่เริ่ม QRS complex ไปจนถึงสิ้นสุด T wave
- 6) ST segment เป็นช่วงเวลาตั้งแต่จุดสิ้นสุดของ QRS complex ไปจนถึงจุดเริ่มต้นของ T wave
- 7) TP segment เป็นช่วงเวลาตั้งแต่จุดสิ้นสุดของ T wave ไปจนถึงจุดเริ่มต้นของ P wave ในรอบการเต้นของหัวใจถัดไป

2.1.3 คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปน คือคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ถูกรบกวน ดังนั้นภาพของคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ปรากฏ จึงไม่สามารถแสดงการนำไฟฟ้าในกล้ามเนื้อหัวใจได้จริง ข้อมูลคลื่นไฟฟ้า

หัวใจเป็นข้อมูลที่ถูกแทรกแซงได้ง่าย และเกิดจากหลายสาเหตุ โดยตัวอย่างของสิ่งแปลกปนที่พบบ่อยครั้งแบ่งเป็น 4 ประเภทดังตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 สิ่งแปลกปนชนิดต่าง ๆ ในข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

สิ่งแปลกปน	ลักษณะ	สาเหตุโดยทั่วไป	ตัวอย่าง
1. Wandering baseline	เส้นมาตรฐานแกว่งขึ้นลงช้า ๆ	การเคลื่อนที่ของร่างกาย หรือ ชั่วไฟฟ้า	
2. Muscle tremor	มีการเปลี่ยนแปลงค่าอย่างรวดเร็วในเวลาสั้นๆ	การเกร็งของกล้ามเนื้อ	
3. AC interference	มีการเปลี่ยนแปลงค่าอย่างรวดเร็วเป็นเวลานาน เส้นมาตรฐานคลุมเครือ	การติดขั้วไฟฟ้าไม่ดี การรั่วของกระแสไฟฟ้า หรือ ผู้ป่วยอยู่ในสนามไฟฟ้าของเครื่องใช้ไฟฟ้าอื่น	
4. Motion artifact	มีการเปลี่ยนแปลงเส้นมาตรฐานและค่าสูงสุดของแอมพลิจูด	ร่างกายสั่น การเคลื่อนที่ของร่างกาย หรือการหายใจ	

(ที่มา: 1. https://www.clbme.bas.bg/pwp/todor_stoyanov/qrs_detect_ee.htm

2. และ 3. https://eglobalmed.com/core/ECG_Learning

Center

4. Strasser, Muma, Zoubir 2012)

คลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปนจะไม่มีรูปร่างที่แน่นอน ในบางครั้งพบว่าข้อมูลที่มีสิ่งแปลกปนมีรูปร่างคล้ายส่วนประกอบ หรือกายสัณฐานวิทยาของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ยิ่งไปกว่านั้นยังไม่พบรูปแบบการเกิดที่แน่นอนของข้อมูลที่มีสิ่งแปลกปน เนื่องจากสิ่งแปลกปนเกิดจากหลายสาเหตุ รวมถึงเกิดขึ้นในช่วงเวลา และในบางสัปดาห์

2.2 ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series Data)

ข้อมูลอนุกรมเวลาคือชุดข้อมูลที่ประกอบด้วย X_t โดยแต่ละ x คือค่าสังเกตที่สอดคล้องกับเวลาที่ t หรืออีกนัยหนึ่ง คือ ข้อมูลที่มีการเปลี่ยนแปลงตามจุดต่างๆของเวลา มีลำดับของการมาก่อนและหลัง (พิชามญชุ์ et al., 2017) โดยทั่วไปแล้วระยะห่างระหว่างจุดเวลาสามารถเป็นแบบต่อเนื่อง (continuous) หรือไม่ต่อเนื่อง (discrete) โดยในงานวิจัยนี้จะพิจารณาเฉพาะอนุกรมเวลาแบบไม่ต่อเนื่องที่ระยะห่างแต่ละจุดเวลาคงที่

ในปี 2019 Fawaz, Forestier, Weber, Idoumghar และ Muller นิยามอนุกรมเวลาตัวแปรเดียว และ อนุกรมเวลาหลายมิติไว้ดังนี้

นิยาม 2.1 อนุกรมเวลาตัวแปรเดียว $X = [x_1, x_2, \dots, x_T]$ คือข้อมูลที่เรียงลำดับ โดยมีความยาว X เท่ากับจำนวนจริง T

นิยาม 2.2 อนุกรมเวลา M มิติ (M-dimensional Time Series: MTS) $V = [V^1, V^2, \dots, V^M]$ คือข้อมูลที่ประกอบด้วย อนุกรมเวลา M ตัวแปร โดย $V^i \in \mathbb{R}^T$ เมื่อ $i = 1, \dots, M$

2.3 การจำแนกประเภทข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series Classification)

การจำแนกข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series Classification: TSC) เป็นกระบวนการในการกำหนดประเภทสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลา (Santos, Kern 2016) การจำแนกข้อมูลอนุกรมเวลาเป็นหนึ่งในปัญหาที่ท้าทาย เนื่องจากข้อมูลอนุกรมเวลาเกี่ยวข้องกับลำดับเวลาการเกิดขึ้นของข้อมูลและมักเป็นข้อมูลที่จัดเก็บเป็นระยะเวลาอันยาวนานจึงขนาดใหญ่และมีมิติสูง

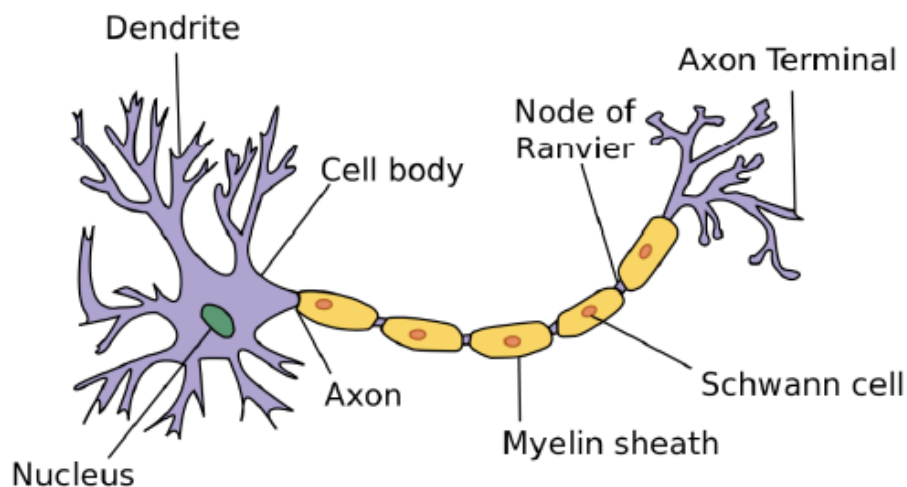
ในปี 2019 Fawaz, Forestier, Weber, Idoumghar และ Muller นิยามการจำแนกข้อมูลอนุกรมเวลาไว้ดังนี้

นิยาม 2.3 ชุดข้อมูล $D = (Z_1, Y_1), (Z_2, Y_2), \dots, (Z_N, Y_N)$ คือกลุ่มของคู่ (Z_i, Y_i) โดย Z_i เป็นอนุกรมเวลาตัวแปรเดียว หรือหลายตัวแปร และ Y_i เป็นเวกเตอร์ระบุประเภทของอนุกรมเวลา โดยสำหรับชุดข้อมูลที่มีประเภทข้อมูลทั้งหมด K ประเภทแล้ว เวกเตอร์ Y_i จะมีความยาวเท่ากับ K เมื่อแต่ละสมาชิก $j \in [1, K]$ มีค่าเท่ากับ 1 ถ้าอนุกรมเวลา Z_i เป็นอนุกรมเวลาประเภท j และมีค่าเป็น 0 ถ้าไม่ใช่

ดังนั้นการจำแนกประเภทข้อมูลอนุกรมเวลา คือ การฝึกฝนตัวจำแนกบนชุดข้อมูล D เพื่อเชื่อมโยงระหว่างข้อมูลขาเข้ากับการแจกแจงความน่าจะเป็นบนตัวแปรแต่ละประเภท (labels)

2.4 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN)

แนวคิดเริ่มต้นของโครงข่ายประสาทเทียมมาจากการศึกษาโครงข่ายประสาทของสมองมนุษย์ สมองมนุษย์ประกอบด้วยหน่วยประมวลผล หรือ เรียกว่า นิวรอน (Neuron) จำนวนมาก แต่ละนิวรอนเชื่อมโยงกันเป็นโครงข่าย ระบบประสาทของมนุษย์มีการส่งผ่านข้อมูลที่มีการเปลี่ยนรูประหว่างสัญญาณไฟฟ้ากับสัญญาณเคมี เราอาจพิจารณาว่าสมองเป็นเสมือนโครงข่ายการปิดเปิดทางไฟฟ้า ที่ถูกควบคุมด้วยกระบวนการทางชีวเคมี โดยโครงข่ายประสาทของสมองมนุษย์ ประกอบด้วยองค์ประกอบหลัก 3 ส่วนคือ ตัวเซลล์ (cell body) เด็นไดรต์ (dendrite) และ แอคซอน (axon) มีหลักการทำงานคือ เมื่อเซลล์ประสาทได้รับการกระตุ้นจากสิ่งเร้าทั้งภายในและภายนอก กระแสประสาทนั้นจะส่งเข้าสู่เดนไดรต์ ซึ่งเป็นใยประสาทที่นำกระแสประสาทเข้าสู่ตัวเซลล์ทำหน้าที่เป็น input และส่งต่อเข้าสู่นิวเคลียส (nucleus) หากมีกระแสประสาทมากพอ นิวเคลียสจะกระตุ้นเซลล์อื่นผ่านทางใยประสาทที่ทำหน้าที่นำกระแสประสาทออกจากตัวเซลล์ เรียกว่า แอคซอน ต่อไป หรือก็คือหากกระแสประสาทที่ได้รับมีน้ำหนักมากกว่าค่าที่กำหนดแล้ว นิวรอนก็จะส่งกระแสประสาทออกไปยังนิวรอนอื่น ๆ ในโครงข่าย แต่หากกระแสประสาทนั้นมีน้ำหนักน้อยกว่าก็จะไม่เกิดการส่งกระแสต่อ



ภาพที่ 2.3 เซลล์ประสาทในสมองมนุษย์

(ที่มา: <https://simple.wikipedia.org/wiki/Neuron>)

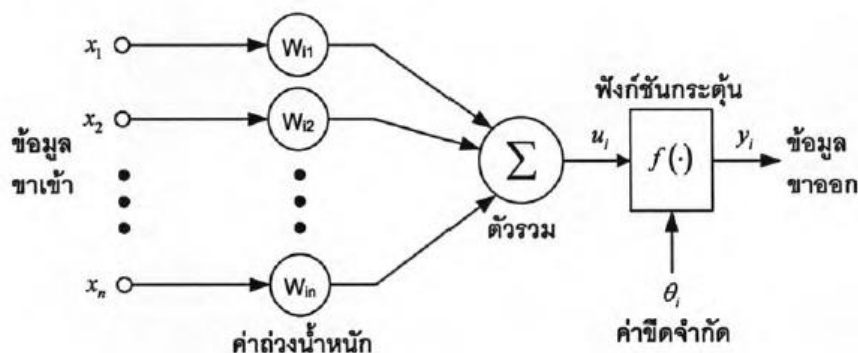
ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม ได้ถูกคิดค้นโดย McCulloch และ Pitts ในปี ค.ศ. 1943 เพื่อเป็นเครื่องมือที่มีความสามารถในการเรียนรู้ที่ซับซ้อน โดยมีความพยายามเลียนแบบกระบวนการทำงานของโครงข่ายประสาทในสมองมนุษย์ในด้านการเรียนรู้การจดจำรูปแบบและการสร้างความรู้ใหม่ ทำให้ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมเป็นที่นิยมในการพยากรณ์ข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้นตรง โดยโครงข่ายประสาทเทียมจะรวบรวมความรู้ผ่านกระบวนการเรียนรู้ (Learning process) และถูกจัดเก็บในรูปแบบค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) อีกทั้งโครงข่ายประสาทเทียมยังมีข้อดีคือมีความแกร่ง (Robust) เมื่อมีข้อมูลรบกวนหรือมีค่านอกเกณฑ์ (Outlier) และมีข้อเสีย คือ มีความยากในการแปลความหมาย อีกทั้งยังใช้ระยะเวลานานในการฝึกหัด (ชญาสิน & นัท, 2015)

โครงข่ายประสาทเทียมอาจพิจารณาให้เป็นขั้นตอนวิธีทางคณิตศาสตร์ของโครงข่ายประสาทของสมองมนุษย์ โดยตั้งบนพื้นฐานดังนี้

1. หน่วยประมวลผลเรียกว่า เพอร์เซ็ปตรอน การส่งผ่านข้อมูลระหว่างเพอร์เซ็ปตรอนทำได้โดยการเชื่อมโยงระหว่างเพอร์เซ็ปตรอน
2. การเชื่อมโยงแต่ละส่วนจะขึ้นอยู่กับค่าถ่วงน้ำหนัก
3. ข้อมูลขาออกถูกกำหนดด้วยฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) ความสัมพันธ์ระหว่างผลรวมของข้อมูลขาเข้าที่คูณด้วยค่าถ่วงน้ำหนักข้อมูลขาออกเป็นความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear)

2.4.1 เพอร์เซ็ปตรอน (Perceptron)

เพอร์เซ็ปตรอนคือส่วนที่เล็กที่สุดของเครือข่ายประสาทเทียม เปรียบได้กับเซลล์ประสาทหนึ่ง เซลล์ที่เรียกว่า นิวรอน ซึ่งเป็นหน่วยประมวลผลพื้นฐานที่สำคัญในการทำงานของโครงข่ายประสาท (เกียรติชัย et al., 2008) มีองค์ประกอบ 3 ส่วน ดังรูป



ภาพที่ 2.4 การทำงานของเพอร์เซ็ปตรอน

(ที่มา: เกียรติชัย เสนา 2008:18)

โดยมีรายละเอียดดังนี้

1. การเชื่อมโยงระหว่างนิวรอนจะถูกควบคุมด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก กำหนดให้ x_j เป็นข้อมูลขาเข้าของการเชื่อมโยงที่ j ที่ป้อนให้กับนิวรอน i ข้อมูลขาเข้าจะถูกคูณด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก w_{ij} โดยที่ (i) หมายถึงนิวรอนที่ i และ (j) หมายถึงข้อมูลขาเข้าที่ j
2. ตัวรวม สำหรับรวมข้อมูลขาเข้าที่ถูกคูณด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก เรียกว่า การรวมเชิงเส้น (Linear combiner)
3. ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) หรือฟังก์ชันการแปลง (Transfer function) เพื่อจำกัดช่วงข้อมูลขาออก

จาก รูปที่ 4 สามารถอธิบายนิวรอน i อยู่ในรูปสมการได้ด้วยสมการ 2 สมการ คือ

$$u_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} x_j$$

$$y_i = f(u_i + \theta_i)$$

โดยที่

x_1, x_2, \dots, x_n คือ ข้อมูลขาเข้า

$w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนักของนิวรอน i

u_i คือ ข้อมูลขาออกของนิวรอน i

θ_i คือ ไบแอส (Bias) ของนิวรอน i

$f(\cdot)$ คือ ฟังก์ชันกระตุ้น

y_i คือ ข้อมูลขาออก

2.4.2 ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function)

ฟังก์ชันกระตุ้น $f(\cdot)$ เป็นตัวกำหนดค่าข้อมูลขาออก โดยฟังก์ชันกระตุ้นที่นิยมใช้ได้แก่

- 1) ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) เป็นฟังก์ชันที่ทำหน้าที่แปลงข้อมูลให้มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ดังสมการ

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

- 2) ฟังก์ชันแทนเจนต์ไฮเพอร์โบลิก (Hyperbolic Tangent Function: tanh) มีความคล้ายคลึงกับ Sigmoid function ซึ่งจาก Sigmoid function จะเห็นว่ามีช่วงการแปลงที่แคบ ทำให้แม้ค่าเริ่มต้นจะเปลี่ยนแปลงไปมากหรือน้อย แต่ค่า gradient มีความเปลี่ยนแปลงไปจากเดิมเพียงเล็กน้อย ซึ่งทำให้โครงข่ายประสาทเทียมไม่สามารถเรียนรู้ได้อย่างมีประสิทธิภาพเท่าที่ควร tanh จึงได้ทำการแก้ไขปัญหานั้นด้วยการปรับระยะใหม่ของ sigmoid ให้มีช่วงกว้างมากขึ้น ให้ค่าที่ได้จากการแปลงอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 ดังสมการ

$$f(x) = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$$

- 3) ฟังก์ชันเรกติไฟต์เชิงเส้น (Rectified Linear Unit function: ReLU) เป็นฟังก์ชันที่แปลงข้อมูลให้มีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ 0 เสมอ ข้อดีคือรับมือกับปัญหา gradient หาย (vanishing gradient) ได้ดีกว่า sigmoid เนื่องจากถ้าข้อมูลขาเข้ามีค่ามากกว่า 0 จะทำให้ gradient มีค่า

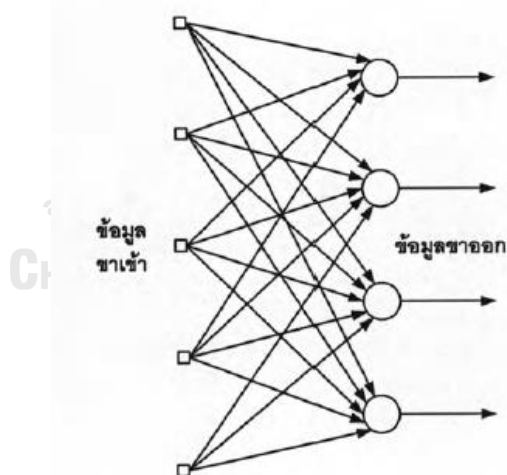
เป็น 1 ทำให้ gradient ไม่หายและทำให้ฝึกสอนตัวแบบได้เร็ว โดยฟังก์ชันเรคตีไฟต์เชิงเส้นคำนวณได้จากสมการดังนี้

$$f(x) = \text{ReLu}(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x < 0 \\ x & \text{if } x \geq 0 \end{cases}$$

2.4.3 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network architecture)

การออกแบบด้านสถาปัตยกรรมหรือโครงสร้างของโครงข่ายประสาทนี้จะเกี่ยวกับเส้นทางการเชื่อมโยง ทิศทางการส่งผ่านข้อมูล จำนวนชั้นทั้งหมด จำนวนนิวรอนทั้งหมดที่ประกอบเป็นโครงข่ายประสาท และจำนวนนิวรอนต่อชั้น เป็นต้น

- 1) โครงข่ายป้อนไปข้างหน้าชั้นเดียว (Single – layer feedforward networks) เป็นโครงข่ายป้อนไปข้างหน้าชั้นเดียว จัดเป็นรูปแบบของโครงสร้างโครงข่ายประสาทที่ซับซ้อนน้อยที่สุด ชั้นของโครงข่ายประกอบด้วยกลุ่มของนิวรอน มีการส่งผ่านข้อมูลจากกลุ่มข้อมูลขาเข้าไปยังชั้นข้อมูลขาออก และไม่มีการส่งข้อมูลย้อนกลับ จึงเรียกรูปแบบการส่งผ่านข้อมูลแบบนี้ว่า ป้อนไปข้างหน้า (Feedforward)

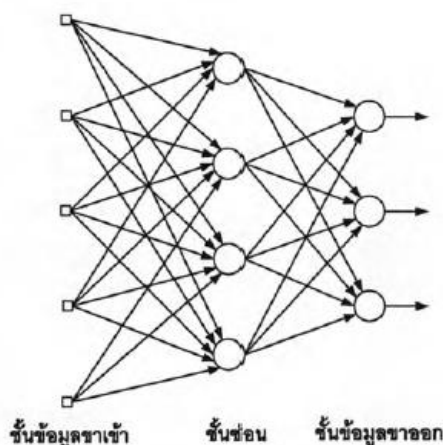


ภาพที่ 2.5 โครงข่ายป้อนไปข้างหน้าชั้นเดียว

(ที่มา: เกียรติชัย เสนา 2008:24)

- 2) โครงข่ายป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น (Multilayer feedforward networks) เป็นโครงข่ายแบบป้อนไปข้างหน้าเช่นเดียวกับแบบที่ 1) แต่แตกต่างกันที่จำนวนชั้นซ่อน (Hidden layer) ซึ่ง

แทรกอยู่ระหว่างข้อมูลขาเข้าและข้อมูลขาออกของโครงข่าย โดยโครงข่ายประเภทนี้มีองค์ประกอบ 3 ส่วน ดังรูป



ภาพที่ 2.6 โครงข่ายป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น

(ที่มา: เกียรติชัย เสนา 2008:25)

โดยมีรายละเอียดดังนี้

- 1) ชั้นข้อมูลนำเข้า (Input layer) มีจำนวน 1 ชั้น เป็นชั้นที่รับข้อมูลที่อยู่ในรูปเชิงปริมาณที่โครงข่ายประสาทเทียมยอมรับได้
- 2) ชั้นซ่อน (Hidden layer) มีจำนวน 1 ชั้นขึ้นไป
- 3) ชั้นผลลัพธ์หรือชั้นข้อมูลขาออก (Output layer) มีจำนวน 1 ชั้น

ข้อมูลขาเข้าของโครงข่ายจะถูกป้อนให้ส่วนประมวลผลของชั้นต่อไปหรือชั้นซ่อนชั้นแรก ข้อมูลขาออกที่ได้จากชั้นซ่อนชั้นแรกจะถูกส่งให้กับชั้นที่อยู่ต่อไป ในฐานะข้อมูลขาเข้าของชั้นที่รับข้อมูลนั้น หากมีชั้นซ่อนเหลืออยู่ก็จะรับข้อมูลที่ส่งออกจากชั้นที่อยู่ก่อนหน้านี้ สำหรับข้อมูลขาออกของโครงข่ายจะได้จากชั้นข้อมูลขาออก

2.4.4 ฟังก์ชันต้นทุนหรือฟังก์ชันวัตถุประสงค์ (Cost function หรือ Objective function)

เป็นฟังก์ชันที่แสดงถึงค่าความผิดพลาดของโครงข่ายประสาทเทียม โดยในกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมนั้น จะทำการปรับค่าน้ำหนักเพื่อลดค่าของฟังก์ชันต้นทุน

กำหนดให้

- J คือ ฟังก์ชันต้นทุน
- n คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมดที่ใช้ในการเรียนรู้
- y_i คือ ผลลัพธ์จริงจากชุดข้อมูลที่ i

- 1) ค่าเฉลี่ยครอสเอนโทรปีแบบทวิภาค (Binary Cross-entropy)

$$J = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i)$$

- 2) ค่าลบลอการิทึมของความเป็นไปได้ (Negative Log-Likelihood)

$$J = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \log(\hat{y}_i)$$

2.4.5 เทคนิคการแพร่แบบย้อนกลับ (Back-propagation)

ในโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า (Feed forward) จะรับข้อมูลจากชั้นข้อมูลนำเข้า สร้างค่าถ่วงน้ำหนัก แล้วประมวลผลผ่านชั้นซ่อน และได้ผลลัพธ์ที่ชั้นผลลัพธ์ (Output layer) แต่เมื่อต้องการปรับน้ำหนักในแต่ละจุด เพื่อให้ได้ค่าที่แม่นยำมากยิ่งขึ้น เทคนิคการแพร่แบบย้อนกลับ (BP) เป็นเทคนิคที่นิยมใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น โดยมีกระบวนการปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) เพื่อให้ได้ข้อมูลผลลัพธ์ใกล้เคียงกับข้อมูลเป้าหมาย

หลักการของเทคนิคการแพร่แบบย้อนกลับ คือ นำข้อมูลผลลัพธ์จากโครงข่ายไปเปรียบเทียบกับข้อมูลเป้าหมาย (Target Data) แล้วหาค่าความผิดพลาดหรือความคลาดเคลื่อน (Error) จากนั้นส่งค่าความคลาดเคลื่อนนั้นๆ กลับเข้าสู่โครงข่ายจากชั้นผลลัพธ์ย้อนกลับมายังชั้นข้อมูลนำเข้า เพื่อใช้แก้ไขน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างโหนด โดยกระบวนการนี้จะเป็นกระบวนการวนซ้ำและจะหยุดเมื่อได้ค่าน้ำหนักที่ทำให้ฟังก์ชันความคลาดเคลื่อนมีค่าน้อยที่สุด (Zhang, 1988:38) โดยค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นที่ใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นนั้นได้มาจากการสุ่ม และเมื่อเข้าสู่กระบวนการฝึกสอนโครงข่าย ค่าถ่วงน้ำหนักใหม่จะถูกปรับ

กำหนดให้ δ_j^l แทนค่าความผิดพลาดของเพอร์เซ็ปตรอนตัวที่ j ในลำดับชั้นที่ l กำหนดให้ J แทนฟังก์ชันต้นทุน กำหนดให้ z เป็นค่าที่คำนวณได้ก่อนจะผ่านฟังก์ชันกระตุ้น g จะสามารถเขียนสมการค่าความผิดพลาดได้ดังสมการ

$$\delta_j^l = \frac{\partial J}{\partial z_j^l} = \frac{\partial J}{\partial a_j^l} \frac{\partial a_j^l}{\partial z_j^l} = \frac{\partial J}{\partial a_j^l} g'(z_j^l)$$

สำหรับการหาค่า $\frac{\partial J}{\partial a_j^l}$ นั้น ในลำดับชั้นสุดท้ายสามารถคำนวณหาได้โดยตรงจากฟังก์ชันต้นทุนที่เลือกใช้ ส่วนในลำดับชั้นก่อนหน้า จะต้องหาโดยวิธีการแพร่กระจายย้อนกลับ โดยจะทำการคล้ายกับการป้อนไปข้างหน้า เพียงแต่กลับทิศทางเท่านั้น โดยคำนวณได้จากสมการ

$$\frac{\partial J}{\partial a_j^l} = \sum_{k=1}^m \frac{\partial J}{\partial z_k^{l+1}} \frac{\partial z_k^{l+1}}{\partial a_j^l} = \sum_{k=1}^m \delta_k^{l+1} w_{kj}^{l+1}$$

โดย m คือจำนวนเพอร์เซ็ปตรอนในลำดับชั้นที่ $(l+1)$ จากนั้น เมื่อคำนวณค่าความผิดพลาดของแต่ละระดับชั้นได้ ก็สามารถหาค่าความผิดพลาดเทียบกับน้ำหนักและค่าไบแอสใด ๆ ได้จากสมการ

$$\frac{\partial J}{\partial w_{jk}^l} = \frac{\partial J}{\partial z_j^l} \frac{\partial z_j^l}{\partial w_{jk}^l} = \delta_j^l a_k^{l-1}$$

$$\frac{\partial J}{\partial b_j^l} = \frac{\partial J}{\partial z_j^l} \frac{\partial z_j^l}{\partial b_{jk}^l} = \delta_j^l$$

หลังจากคำนวณค่าความผิดพลาดเทียบกับน้ำหนักและค่าไบแอสใด ๆ แล้ว จะนำค่าที่ได้ไปใช้ปรับปรุงดังสมการ

$$w_{kj,t}^l = w_{kj,t-1}^l - \alpha a_{k,t}^{l-1} \delta_{j,t}^l$$

2.4.6 การหาค่าที่เหมาะสมที่สุด (Optimization)

เป้าหมายของการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมคือการลดค่าของฟังก์ชันต้นทุนให้มีค่าน้อยที่สุด โดยใช้วิธีปรับปรุงน้ำหนักของแต่ละเส้นทางที่มีการเชื่อมโยงข้อมูลในโครงข่ายประสาทเทียม วิธีการปรับปรุงน้ำหนักที่ได้รับความนิยมมีดังต่อไปนี้

1) มินิแบทช์เกรเดียนต์เดสเซนท์ (Mini-batch Gradient Descent)

ในการปรับค่าน้ำหนักนั้น หากมีข้อมูลจำนวนมากตัวแบบจะเรียนรู้ได้มีประสิทธิภาพมากกว่าการใช้ข้อมูลจำนวนน้อย โดยทั่วไปแล้ว อัลกอริทึมที่ใช้ในการปรับค่าน้ำหนักคือวิธี เกรเดียนต์เดสเซนท์ (Gradient Descent) ซึ่งเป็นการปรับค่าน้ำหนักโดยใช้ค่าความผิดพลาดต่อน้ำหนักหรือความชันของฟังก์ชันต้นทุน โดยหากมีข้อมูลจำนวนมาก และใช้ข้อมูลทั้งหมดคำนวณหาความชันเพื่อใช้ในการปรับน้ำหนักจะใช้ทรัพยากรใช้การประมวลผลจำนวนมาก ในการปรับค่าน้ำหนักแต่ละรอบ (epoch) ดังนั้นเพื่อที่จะทำให้การปรับค่าน้ำหนักใช้ทรัพยากรในการคำนวณน้อยลง จึงแบ่งข้อมูลทั้งหมด (batch) ออกเป็นส่วนย่อย (mini-batch) โดยมีกระบวนการดังนี้

กำหนดให้ m คือจำนวนตัวอย่าง และ L คือจำนวนชั้นในโครงข่ายประสาทเทียม โดย

$$X = [x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(m)}]$$

$$Y = [y^{(1)}, y^{(2)}, \dots, y^{(m)}]$$

แบ่งข้อมูลทั้งหมดออกเป็นส่วนย่อย ทั้งหมด t ส่วน

$$X = [X^1, X^2, \dots, X^t]$$

$$Y = [Y^1, Y^2, \dots, Y^t]$$

ทำการปรับค่าน้ำหนัก ผ่าน 5 ขั้นตอนดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 ประมวลผลด้วยวิธีป้อนไปข้างหน้า (feed forward) บนข้อมูล X^t

$$z^{[1]} = w^{[1]}X^t + b^{[1]}$$

$$a^{[1]} = f^{[1]}(z^{[1]})$$

⋮

$$a^{[L]} = f^{[L]}(z^{[L]})$$

ขั้นตอนที่ 2 คำนวณค่าความผิดพลาดด้วย ฟังก์ชันต้นทุน (Cost Function) บนข้อมูล X^t, Y^t

คำนวณ $J(X^t, Y^t)$

ขั้นตอนที่ 3 หาค่าความผิดพลาดต่อน้ำหนักด้วยเทคนิคการแพร่ย้อนกลับ (back propagation) บนข้อมูล X^t, Y^t

ขั้นตอนที่ 4 ปรับค่าน้ำหนักด้วยค่าความผิดพลาดต่อน้ำหนัก

$$w_{jk}^l(t+1) = w_{jk}^l(t) - \alpha \frac{\partial J}{\partial w_{jk}^l}(t)$$

ขั้นตอนที่ 5 ทำขั้นตอนที่ 1 - 4 ซ้ำ ทั้งหมด t รอบ ตามจำนวนข้อมูลส่วนย่อยที่แบ่งไว้

โดยเมื่อทำขั้นตอนที่ 1 - 5 แล้ว จะเป็นการฝึกฝนตัวแบบจนครบข้อมูลทั้งหมด 1 รอบ (epoch)

ในการปรับค่าน้ำหนักโดยใช้วิธี มินิแบทช์ จะไม่ได้ใช้ข้อมูลทั้งหมดมาปรับน้ำหนักในแต่ละรอบทำให้การคำนวณแต่ละรอบเร็วขึ้น แต่ผลข้างเคียงคือ ในการปรับน้ำหนักแต่ละรอบอาจไม่ได้ปรับไปในทิศทางที่นำไปสู่จุดต่ำสุดของฟังก์ชันต้นทุนของข้อมูลทั้งหมด เนื่องจากการใช้ข้อมูลแบทช์เดียวในการคำนวณค่าความชันในการปรับน้ำหนัก

2) โมเมนตัม (Momentum)

เป็นวิธีปรับค่าน้ำหนักที่แก้ไขผลกระทบจากการใช้วิธี มินิแบทช์ แทนการใช้ข้อมูลทั้งหมดในการคำนวณความชัน โดยใช้เทคนิคการคำนวณ ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบเอกซ์โพเนนเชียล (Exponentially weighted averages: EMA) มาประยุกต์ใช้ เนื่องจากการนำข้อมูลเพียงส่วนเดียวมาใช้ปรับค่าน้ำหนักแต่ละรอบ อาจทำให้ค่าน้ำหนักแต่ละครั้งที่ปรับได้มีการเหวี่ยงมาก (Oscillator) และการปรับค่าน้ำหนักเข้าหาจุดต่ำสุดของฟังก์ชันต้นทุนจะทำได้ช้า ดังนั้น เพื่อลดการเหวี่ยงที่เกิดขึ้น จึงมีการนำค่าเกรเดียนของการปรับค่าน้ำหนักก่อนหน้ามาใช้ โดยคำนวณค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ระหว่าง ค่าเฉลี่ยที่คำนวณได้จากข้อมูลในแบทช์ก่อนหน้า ($t-1$) และ ความชันที่คำนวณจากข้อมูลในแบทช์ปัจจุบัน (t) สามารถแสดงการคำนวณได้ดังสมการ

$$g_t = \frac{\partial J_t}{\partial w}$$

$$V_t = \beta \cdot V_{t-1} + (\beta - 1) \cdot g_t$$

โดยที่

V_t คือ ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบเอกซ์โพเนนเชียลของความชัน ในข้อมูลย่อยส่วนที่ t

β คือ ค่าน้ำหนักที่ใช้ในการหาค่าเฉลี่ยแบบเอกซ์โพเนนเชียลของความชัน

เมื่อคำนวณค่าเฉลี่ยแล้ว จะนำค่าที่ได้ไปใช้ปรับค่าน้ำหนัก ดังสมการ

$$w_t = w_{t-1} - \alpha \cdot V_t$$

3) อาร์เอ็มเอสพรอป (Root Mean Square Propagation: RMSprop)

เช่นเดียวกับวิธี โมเมนตัม ที่มีการนำค่าเกรเดียนของครั้งก่อนหน้ามาใช้เพื่อคำนวณค่าในการปรับค่าน้ำหนัก แต่มีความแตกต่างกันตรงที่วิธี อาร์เอ็มเอสพรอป จะใช้ Mean Square ในการเก็บค่าเฉลี่ยของเกรเดียน และนำไปใช้เป็นตัวหารของเกรเดียนในการปรับค่าน้ำหนักรอบปัจจุบัน โดยมีจุดประสงค์คือ การทำให้ค่าน้ำหนักปรับเข้าหาจุดต่ำสุดของฟังก์ชันต้นทุนเร็วขึ้น และ ลดการเหวี่ยงของค่าน้ำหนักในแต่ละครั้งที่มีการปรับ สามารถแสดงการคำนวณได้ดังสมการ

$$g_t = \frac{\partial J_t}{\partial w}$$

$$S_t = \beta \cdot S_{t-1} + (1 - \beta) \cdot g_t^2$$

เมื่อคำนวณค่าเฉลี่ยแล้ว จะนำค่าที่ได้ไปใช้ปรับค่าน้ำหนัก ดังสมการ

$$w_t = w_{t-1} - \frac{\alpha}{\sqrt{S_t}} \cdot g_t$$

โดยที่

g_t คือ ค่าเกรเดียน จากการคำนวณด้วยข้อมูลชุดที่ t

α คือ ค่าอัตราการเรียนรู้ (*learning rate*)

S_t คือ ค่าเฉลี่ยแบบ *Mean Square* ของความชัน ในข้อมูลชุดที่ t

β คือ ค่าน้ำหนักที่ใช้ในการหาค่าเฉลี่ยแบบ *Mean Square* ของความชัน

4) อแดปทีฟโมเมนตัมเอสทิเมชัน (Adaptive Moment Estimation: Adam)

เป็นการรวมวิธี โมเมนตัม และ อาร์เอ็มเอสพรีอพ เข้าด้วยกัน และมีการทำ ไบแอสคอลเลคชัน (Bias Collection) ซึ่งเป็นการปรับค่าเฉลี่ยของแต่ละวิธี (V_t และ S_t) เนื่องจากในการหาค่าเฉลี่ยรอบแรก จะได้ค่าที่ต่ำกว่าความเป็นจริง เพราะไม่มีข้อมูลก่อนหน้ามาเฉลี่ย การทำ ไบแอสคอลเลคชัน เป็นปรับค่าให้สมจริงมากขึ้น โดยวิธี อแดปทีฟโมเมนตัมเอสทิเมชัน สามารถแสดงการคำนวณได้ดังสมการ ()

คำนวณความชัน หรือ อัตราความผิดพลาดต่อน้ำหนัก ในข้อมูลชุดที่ t

$$g_t = \frac{\partial J_t}{\partial w}$$

คำนวณค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบเอกซ์โพเนนเชียลของเกรเดียน ในข้อมูลชุดที่ t

$$V_t = \beta_1 \cdot V_{t-1} + (\beta_1 - 1) \cdot g_t$$

คำนวณค่าเฉลี่ยแบบ Mean Square ของเกรเดียน ในข้อมูลชุดที่ t

$$S_t = \beta_2 \cdot S_{t-1} + (1 - \beta_2) \cdot g_t^2$$

ปรับค่าเฉลี่ยโดยการทำ ไบแอสคอลเลคชัน (Bias Collection)

$$V_{t(\text{corrected})} = \frac{V_t}{1 - \beta_1}$$

$$S_{t(\text{corrected})} = \frac{S_t}{1 - \beta_2}$$

เมื่อคำนวณค่าเฉลี่ยแล้ว จะนำค่าที่ได้ไปใช้ปรับค่าน้ำหนัก ดังสมการ

$$w_t = w_{t-1} - \alpha \cdot \frac{V_{t(\text{corrected})}}{\sqrt{S_{t(\text{corrected})} + \epsilon}}$$

โดยที่

V_t คือ ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบเอกซ์โพเนนเชียลของความชัน ในข้อมูลย่อยส่วนที่ t

β_1 คือ ค่าน้ำหนักที่ใช้ในการหาค่าเฉลี่ยแบบเอกซ์โพเนนเชียลของความชัน

S_t คือ ค่าเฉลี่ยแบบ Mean Square ของความชัน ในข้อมูลย่อยส่วนที่ t

β_2 คือ ค่าน้ำหนักที่ใช้ในการหาค่าเฉลี่ยแบบ Mean Square ของความชัน

5) วิธีเกรเดียนปรับตัวได้ (Adaptive Gradient Method : AdaGrad)

เป็นวิธีที่มีการปรับค่าอัตราการเรียนรู้ (learning rate) ได้ด้วยตัวเองจากค่าเริ่มต้นที่กำหนด โดยมีการนำค่าเกรเดียนในอดีตมาใช้ สามารถแสดงการคำนวณได้ ดังสมการ

$$g_t = \frac{\partial J_t}{\partial w}$$

$$w_t = w_{t-1} - \frac{\alpha}{\sqrt{\sum_{k=1}^t g_k^2 + \epsilon}} g_t$$

6) AdaDelta

เป็นวิธีที่พัฒนาต่อจาก AdaGrad โดยสามารถแก้ปัญหา อัตราการเรียนรู้ ถูกปรับค่าลงอย่างมาก จากการนำค่าเกรเดียนในอดีตทั้งหมดมาใช้ปรับค่าอัตราการเรียนรู้ โดยวิธี AdaDelta จะใช้ค่าเฉลี่ยแทนการใช้ค่าเกรเดียนในอดีตทั้งหมดในการปรับค่าอัตราการเรียนรู้ โดยคำนวณด้วยวิธีเดียวกันกับ วิธี โมเมนตัม โดยสามารถแสดงการคำนวณได้ดังนี้

คำนวณความชัน หรือ อัตราความผิดพลาดต่อน้ำหนัก ในข้อมูลชุดที่ t

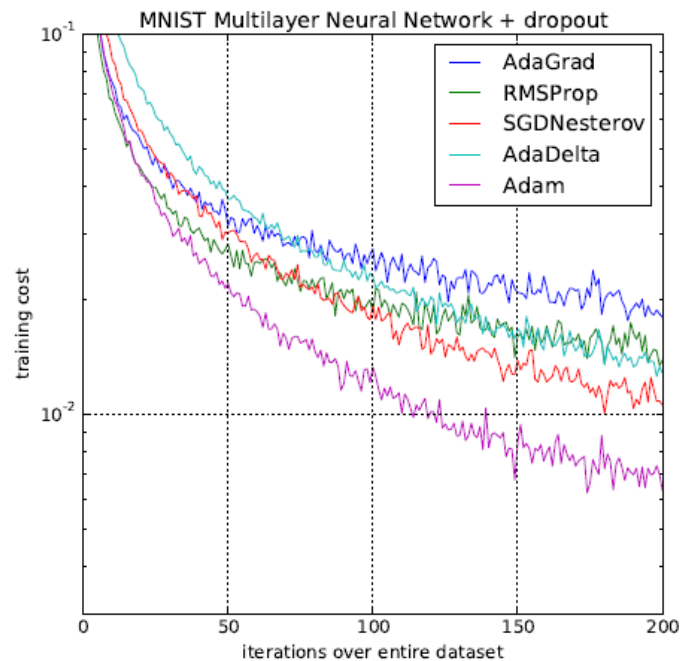
$$g_t = \frac{\partial J_t}{\partial w}$$

คำนวณค่าเฉลี่ยสำหรับข้อมูลชุดที่ t

$$E[g^2]_t = \beta E[g^2]_{t-1} + (1 - \beta) g_t^2$$

เมื่อคำนวณค่าเฉลี่ยแล้ว จะนำค่าที่ได้ไปใช้ปรับค่าน้ำหนัก ดังสมการ

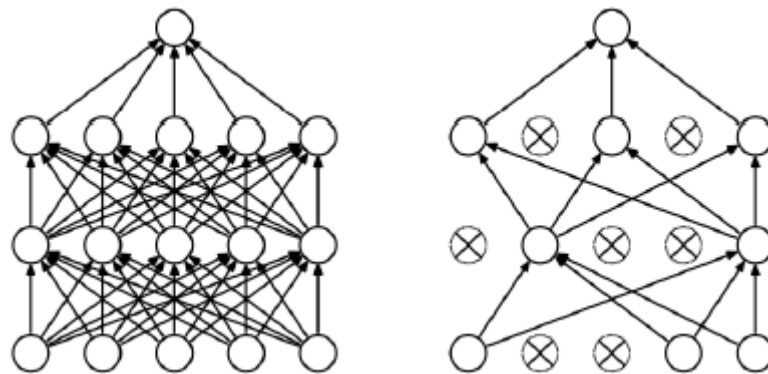
$$w_t = w_{t-1} - \frac{\alpha}{\sqrt{E[g^2]_t + \epsilon}} g_t$$



ภาพที่ 2.7 กราฟแสดงการทำงานของอัลกอริทึมปรับค่าน้ำหนักแต่ละวิธี บนชุดข้อมูล MNIST โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (ที่มา: Kingma, Ba 2017)

2.4.7 Regularization

1) การหยุดเรียนรู้กลางคัน (Drop-out) เป็นวิธีการป้องกันไม่ให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้โดยยึดติดกับข้อมูลสอนมากเกินไป (Overfitting) ด้วยวิธีสุ่มหยุดการทำงานของหน่วยย่อยในโครงข่ายระหว่างการเรียนรู้เป็นการชั่วคราว ทำให้หน่วยย่อยบางหน่วย ไม่มีการประมวลผลข้อมูล โดยหลักการการทำงานของวิธีการหยุดเรียนรู้กลางคันสามารถแสดงได้ดังภาพที่ 2.8



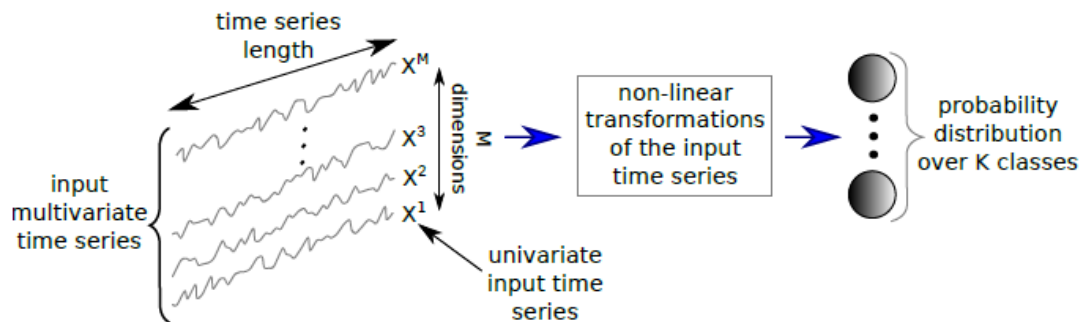
ภาพที่ 2.8 การแสดงแนวคิดการหยุดเรียนรู้กลางคัน หน่วยที่ถูกหยุดเรียนรู้กลางคัน แสดงตามภาพขวา ด้วยวงกลมที่มีกากบาทภายใน (ที่มา: Srivastava et al. 2014)

โดยจากภาพแสดงถึงโครงข่ายประสาทเทียมที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้น หน่วยย่อยแต่ละหน่วยจะถูกสุ่มหยุดเรียนรู้กลางคันด้วยค่าความน่าจะเป็นค่าหนึ่ง หากหน่วยย่อยใดถูกเลือก ผลลัพธ์จากหน่วยย่อยก่อนหน้า จะไม่เข้ามาประมวลผลในหน่วยย่อยนี้ ส่วนหน่วยย่อยอื่นๆจะประมวลผลไปตามปกติ อย่างไรก็ตาม การหยุดเรียนรู้กลางคันจะทำในช่วงการสอนข้อมูลเท่านั้น

2) แบบชอร์มอลไลเซชัน (Batch Normalization) ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมหากใช้วิธี มิโนแบทช์ ในการฝึกสอนตัวแบบ ข้อมูลแต่ละแบทช์อาจมีค่าเฉลี่ย และการกระจายตัว ต่างกัน ซึ่งจะทำให้ข้อมูลขาเข้าในการฝึกสอนตัวแบบแต่ละครั้งต่างกันมาก และการปรับค่าน้ำหนักให้เหมาะสมกับข้อมูลจะทำได้ยากขึ้น อาจทำให้ตัวแบบต้องใช้เวลาในการคำนวณ และต้องใช้จำนวนรอบมากเพื่อหาจุดที่ให้ค่าที่เหมาะสม ซึ่งเรียกปัญหานี้ว่า Internal covariate shift ดังนั้น การทำ แบบชอร์มอลไลเซชัน จะเป็นปรับปรับ ค่าเฉลี่ย และการกระจายตัว สำหรับข้อมูลขาเข้าในการฝึกสอนตัวแบบให้เป็นมาตรฐาน เพื่อให้ตัวแบบสามารถเรียนรู้ได้เร็วขึ้น

2.5 โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (Deep Neural Network)

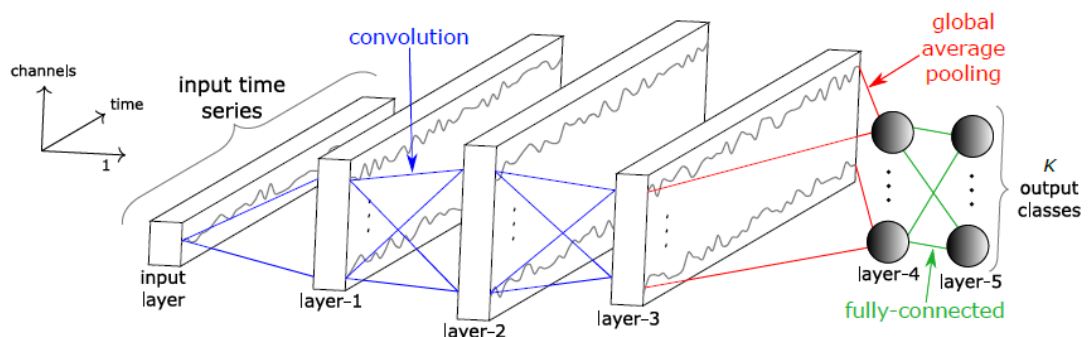
ความรู้ด้านโครงข่ายประสาทเทียมได้รับการวิจัยและพัฒนาจนเกิดเป็นเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกขึ้น โดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมมีชั้นซ่อน (Hidden Layer) จำนวนหลายชั้น เพื่อเรียนรู้และสร้างตัวแทนข้อมูลขึ้นมา จากเดิมที่ต้องผ่านกระบวนการสกัดคุณลักษณะของข้อมูล (Feature Extraction) โดยมนุษย์ เช่นการสกัดคุณลักษณะของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ต้องมีความรู้ด้านกายสัณฐานของคลื่นไฟฟ้าหัวใจ และมีความรู้ทางการแพทย์เพื่อระบุคุณลักษณะของข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ เพื่อใช้เป็นตัวแทนข้อมูลและนำเข้าตัวแบบในการจำแนกข้อมูลเป็นลำดับถัดไป แต่สำหรับการเรียนรู้เชิงลึก ตัวแทนข้อมูลจะเกิดจากการเรียนรู้ภายในโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับงานวิจัยนี้เป็นการจำแนกประเภทข้อมูลอนุกรมเวลา กระบวนการทั่วไปสามารถอธิบายได้ดังภาพที่ 2.9 โดยโครงข่ายจะถูกออกแบบให้เรียนรู้ตัวแทนข้อมูลตามลำดับ



ภาพที่ 2.9 กรอบการใช้การเรียนรู้เชิงลึกสำหรับจำแนกประเภทข้อมูลอนุกรมเวลา
(ที่มา: Fawaz, Forestier, Weber, Idoumghar, Muller 2019:5)

โดยโครงข่ายที่ใช้ในงานวิจัยนี้ ได้แก่

2.5.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบหนึ่งที่ถูกพัฒนาขึ้นโดยมีวัตถุประสงค์ในการเรียนรู้ข้อมูลรูปภาพ โดยที่ CNN จะจำลองการมองเห็นของมนุษย์ที่มองพื้นที่เป็นพื้นที่ย่อย ๆ และนำกลุ่มของพื้นที่ย่อย ๆ มาผสมกัน การมองพื้นที่ย่อยของมนุษย์จะมีการแยกคุณลักษณะ (feature) ของพื้นที่ย่อยนั้น เช่น ลายเส้น การตัดกันของสี การตีความจากภาพด้วย CNN จึงใช้วิธีเปลี่ยนพิกเซลของรูปภาพให้อยู่ในรูปแบบการเข้ารหัส (encoding) การเข้ารหัสจะประกอบด้วย ชั้นคอนโวลูชัน (Convolutional Layer) และ ชั้นการรวม (Pooling Layer) ซึ่งเรียกส่วนนี้ในโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันว่า convolutional base แล้วจึงนำข้อมูลเข้าชั้นการรวม (Fully Connected Layer) ซึ่งจะเป็นส่วนที่เชื่อมโยงกับเครือข่ายประสาทเทียม



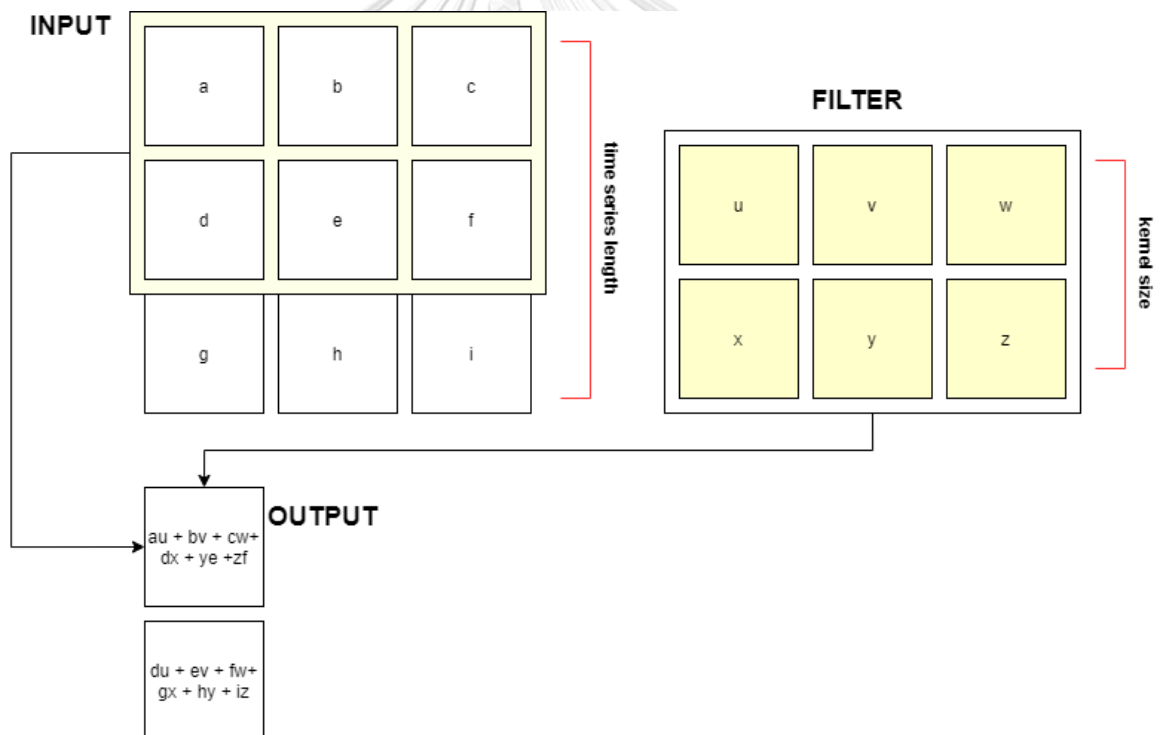
ภาพที่ 2.10 ภาพตัวอย่างโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน 3 เลเยอร์สำหรับ

การจำแนกประเภทข้อมูลอนุกรมเวลา

(ที่มา: Fawaz, Forestier, Weber, Idoumughar, Muller 2019:9)

โดยแต่ละชั้นมีรายละเอียดดังนี้

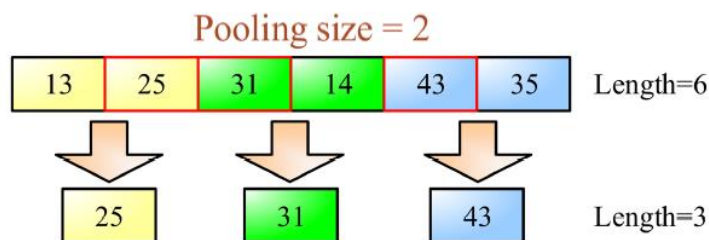
ชั้นคอนโวลูชัน (Convolutional Layer) เป็นชั้นที่ทำการหาคุณลักษณะพิเศษของข้อมูลที่อยู่ในพื้นที่ใกล้เคียงกัน โดยใช้ตัวกรอง (Filter หรือ Kernel) ซึ่งมีขนาดเล็กกว่าข้อมูลขาเข้า ทาบลงไปบนข้อมูล แล้วทำการเข้ารหัส และเคลื่อนตำแหน่งของตัวกรอง ไปที่ตำแหน่งถัดไป (Stride) ทำการเข้ารหัสข้อมูลเข้าจนครบข้อมูลทั้งหมด เพื่อสร้างข้อมูลชุดใหม่ ที่มีลักษณะแตกต่างจากชุดข้อมูลเดิม เรียกข้อมูลชุดใหม่ที่ถูกสร้างขึ้นว่า feature map โดยน้ำหนักของตัวกรองนั้น จะถูกใช้ร่วมกันในทุก ๆ การเข้ารหัส ในภาพรวมกระบวนการสร้าง feature map เป็นการหาผลคูณเชิงสเกลาร์ (dot product) ของข้อมูลนำเข้า กับ น้ำหนักของตัวกรอง สามารถอธิบายได้ดัง ภาพที่ 2.11



ภาพที่ 2.11 ตัวอย่างกระบวนการคอนโวลูชัน ในข้อมูลอนุกรมเวลา 3 ตัวแปร

โดยใช้ตัวกรอง (Filter) ชนิด 1D ขนาดเท่ากับ 2

ชั้นการรวม (Pooling Layer) เป็นการลดขนาดของ feature map ลงด้วยการหาค่าเฉลี่ย (Average pooling) หรือ หาค่าที่สูงที่สุด (Max pooling)

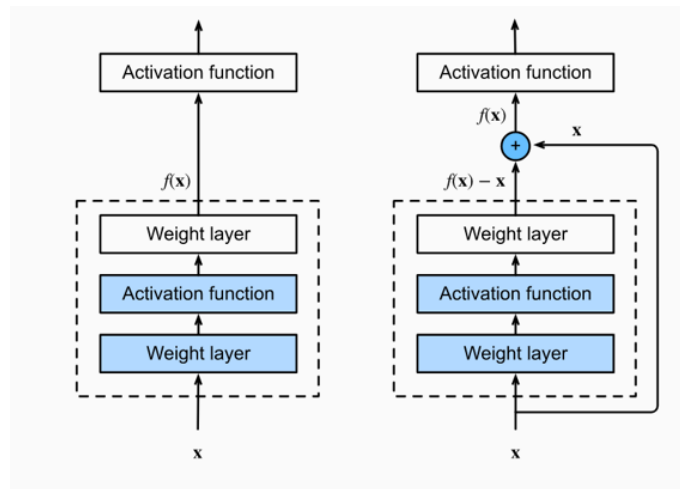


ภาพที่ 2.12 ตัวอย่างการทำ pooling โดยใช้วิธี 1D max pooling

(ที่มา: Kuo และ Huang 2018:5)

ชั้นการเชื่อมโยงเต็มรูปแบบ (Fully Connected Layer) ในชั้นนี้จะรับข้อมูล feature จากชั้นคอนโวลูชัน หรือ ชั้นการรวม แล้วเชื่อมโยงกับ โครงข่ายประสาทเทียม

2.5.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบเรสเน็ต (Deep Residual Network: ResNet) ถูกนำเสนอครั้งแรกในงานวิจัยชื่อ Deep Residual Learning for Image Recognition ในปี 2015 โดย Microsoft Research โดยแนวคิดคือเมื่อโครงข่ายประสาทเทียมมีความลึกมากขึ้น จะมีบางเลเยอร์ที่ไม่จำเป็น และ เลเยอร์ไหนที่ไม่จำเป็น โครงข่ายจะพยายามเชื่อมโยงข้อมูลระหว่างขาเข้าและขาออกของเลเยอร์นั้นแบบ identity mapping กล่าวคือ หากให้ x เป็น input ของเลเยอร์นั้นแล้ว ข้อมูลขาออกของเลเยอร์นั้นจะเท่ากับ x ซึ่งการจะให้เลเยอร์แต่ละเลเยอร์ในโครงข่าย ส่งข้อมูลตัวเดิมออกมา นั้นยาก เนื่องจาก operation ภายในเลเยอร์ ดังนั้นโครงข่ายแบบ เรสเน็ต จึงปรับให้แต่ละเลเยอร์ที่ไม่จำเป็น ส่งข้อมูลขาออกเป็น 0 แทนซึ่งง่ายกว่า ดังนั้นจึงมีการใส่ทางลัดในการเชื่อมโยงข้อมูล (shortcut connection) เพื่อนำ input ไปบวกกับ ข้อมูลขาออกของเลเยอร์ เนื่องจาก $0 + x$ จะได้ผลลัพธ์เหมือนการเชื่อมโยงแบบ identity mapping แต่ให้โครงข่ายเรียนรู้เพื่อปรับค่าเศษเหลือแทน (residual mapping) โดยประโยชน์ของการใส่ทางลัดในการเชื่อมโยงข้อมูล คือ สามารถแก้ปัญหา แวนิชกราดิเอนต์ (Vanishing gradient) ได้



ภาพที่ 2.13 การทำงานของ residual block ในโครงข่ายแบบ ResNet
ด้านซ้ายคือโครงข่ายทั่วไป ด้านขวาคือโครงข่ายแบบ ResNet
(ที่มา: Dive into Deep Learning 2020:287)

2.6 การวัดประสิทธิภาพของตัวแบบ (Performance Evaluation)

2.6.1 คอนฟิวชันเมทริกซ์ (Confusion Matrix) คือเมทริกซ์ที่แสดงผลของการจำแนกข้อมูล โดยแสดงรายละเอียดแบ่งตามประเภทข้อมูล สามารถแสดงได้ดังรูป

		Actual class	
		P	N
Predicted class	P	TP	FP
	N	FN	TN

ภาพที่ 2.14 คอนฟิวชันเมทริกซ์ของการจำแนกข้อมูล 2 ประเภท

จากรูปที่ 2.14 คอนฟิวชันเมทริกซ์ของการจำแนกข้อมูล 2 ประเภท ค่าในแต่ละสดมภ์จะแสดงถึงจำนวนข้อมูลที่อยู่ในประเภทนั้น และค่าในแต่ละแถวจะหมายถึงจำนวนข้อมูลที่ทำนายโดยตัวแบบ

TP คือ จำนวนข้อมูลที่ทำนายได้คลาสนั้นและผลลัพธ์คือคลาสนั้น (True Positive)

FP คือ จำนวนข้อมูลที่ทำนายได้คลาสนั้นแต่ผลลัพธ์คือคลาสนอื่น (False Positive)

TN คือ จำนวนข้อมูลที่ทำนายได้คลาสนอื่นและผลลัพธ์คือคลาสนอื่น (True Negative)

FN คือ จำนวนข้อมูลที่ทำนายได้คลาสนอื่นแต่ผลลัพธ์คือคลาสนนั้น (False Negative)

2.6.2 ตัววัดประสิทธิภาพ

งานวิจัยนี้เป็นการศึกษาตัวแบบในการจำแนกข้อมูลอนุกรมเวลาโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก การวัดประสิทธิภาพของตัวแบบจะใช้ตัววัดประสิทธิภาพ ดังต่อไปนี้

1) ค่าความแม่นยำ (Precision)

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

2) ค่าความครบถ้วน (Recall)

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

3) ค่าความถูกต้อง (Accuracy)

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{Total\ population}$$

บทที่ 3

ขอบเขตและวิธีการ

งานวิจัยนี้เป็นการศึกษาประสิทธิภาพของตัวแบบการจำแนกประเภทข้อมูลอนุกรมเวลาโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปน โดยในบทที่ 3 นี้จะประกอบด้วย คำจำกัดความที่ใช้ในงานวิจัย เงื่อนไขที่ทำการศึกษา การจำแนกข้อมูลอนุกรมเวลา และการวัดประสิทธิภาพของตัวแบบ

3.1 คำจำกัดความที่ใช้ในงานวิจัย

คำจำกัดความที่ 1 : ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ (Electrocardiogram) ใน 1 ลีด หรือ ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series) คือ ลำดับของจำนวนจริงที่ต่อเนื่องกันตามลำดับของเวลา ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจความยาว T นิยามคือ $X = [x_1, x_2, \dots, x_T]$

คำจำกัดความที่ 2 : ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติ นิยามคือ $y = 0$

คำจำกัดความที่ 3 : ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจในผู้ป่วย โรคกล้ามเนื้อหัวใจขาดเลือด (ST elevation myocardial infraction: STEMI) นิยามคือ $y = 1$

3.2 เงื่อนไขที่ทำการศึกษา

ส่วนที่ 1 : ศึกษาโดยใช้ข้อมูลจำลอง

ข้อมูลที่ใช้สำหรับการวิจัยนี้ประกอบด้วย ชุดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ โดยใช้โปรแกรม Neurokit2 (Makowski et al., 2020) จำลองข้อมูล ตัวแปรที่จะศึกษาได้แก่ ตัวแปรอิสระ (Independent variables; X) คือ ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ซึ่งมีลักษณะเป็นข้อมูลอนุกรมเวลา 1 ตัวแปร และ ตัวแปรตาม (Dependent variable; y) คือ ตัวแปรเชิงคุณภาพ อธิบายลักษณะของข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

ผู้วิจัยจะศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ โดยตัวแบบที่ใช้ศึกษาได้แก่ Multilayer Perceptrons (MLP), Fully Convolutional Networks (FCN) และ Residual Network (ResNet) ในการวัดประสิทธิภาพจะใช้วิธีครอสวาเลชัน โดยจะแบ่งชุดข้อมูลเป็น 10 ส่วน และพิจารณาประสิทธิภาพด้วยค่าที่กำหนดไว้ได้แก่ ค่าความถูกต้อง, ค่าความแม่นยำ และค่าความครบถ้วน ในการจำลองข้อมูลมีขอบเขตการศึกษาดังต่อไปนี้

ตารางที่ 3.1 เงื่อนไขที่ทำการศึกษาในส่วนของข้อมูลจำลอง

ความหมาย	สัญลักษณ์	เงื่อนไขที่ทำการศึกษา
ความยาวข้อมูล	length	1080
ขนาดตัวอย่าง	n	10000(5000:5000)*
อัตราการเต้นของหัวใจ	heart_rate	60 – 100**
ขนาดของสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baselir	k_wb	0.50, 1.00
ขนาดของสิ่งแปลกปนประเภท Muscle tremor	k_mt	0.15, 0.20
ขนาดของสิ่งแปลกปนประเภท AC interference	k_ac	0.15, 0.20

*เลขหน้า คือ จำนวนคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติ เลขหลัง คือ จำนวนคลื่นไฟฟ้าหัวใจประเภทกล้ำมเนื้อหัวใจขาดเลือด **อัตราการเต้นของหัวใจจะทำการสุ่มโดย $Uniform\{60, 61, \dots, 100\}$

กำหนดเงื่อนไขของสิ่งแปลกปนดังนี้

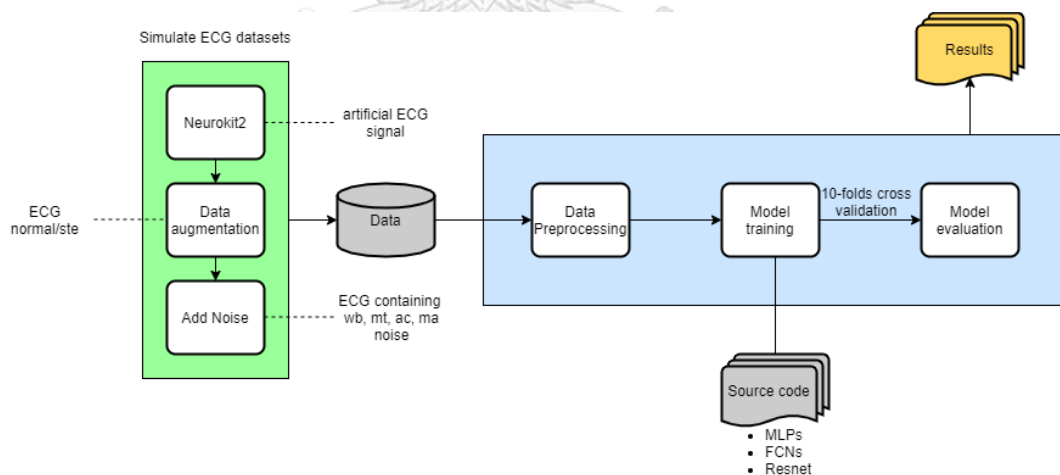
ตารางที่ 3.2 เงื่อนไขของสิ่งแปลกปนในส่วนของข้อมูลจำลอง

Dataset	Amplitude*			
	Wanderin g baseline	Muscle tremor	AC interferenc e	Motion artifact s
ECG cleaned	-	-	-	-
ECG Wandering baseline050	0.50	-	-	-
ECG Wandering baseline100	1.00	-	-	-
ECG Muscle tremor015	-	0.15	-	-
ECG Muscle tremor020	-	0.20	-	-
ECG AC interference015	-	-	0.15	-
ECG AC interference020	-	-	0.20	-
ECG Motion artifacts050	-	-	-	0.50
ECG Motion artifacts100	-	-	-	1.00
ECG Wandering baseline050_Muscle tremor015	0.50	0.15	-	-
ECG Wandering	0.50	0.20	-	-

baseline050_Muscle tremor020				
ECG Wandering baseline050_AC interference015	0.50	-	0.15	-
ECG Wandering baseline050_AC interference020	0.50	-	0.20	-
ECG Wandering baseline050_Motion artifacts050	0.50	-	-	0.50
ECG Wandering baseline050_Motion artifacts100	0.50	-	-	1.00
ECG Wandering baseline100_Muscle tremor015	1.00	0.15	-	-
ECG Wandering baseline100_Muscle tremor020	1.00	0.20	-	-
ECG Wandering baseline100_AC interference015	1.00	-	0.15	-
ECG Wandering baseline100_AC interference020	1.00	-	0.20	-
ECG Wandering baseline100_Motion artifacts050	1.00	-	-	0.50
ECG Wandering baseline100_Motion artifacts100	1.00	-	-	1.00
ECG Muscle tremor015_AC interference015	-	0.15	0.15	-
ECG Muscle tremor015_AC interference020	-	0.15	0.20	-
ECG Muscle tremor015_Motion artifacts050	-	0.15	-	0.50
ECG Muscle tremor015_Motion artifacts100	-	0.15	-	1.00
ECG Muscle tremor020_AC	-	0.20	0.15	-

interference015				
ECG Muscle tremor020_AC interference020	-	0.20	0.20	-
ECG Muscle tremor020_Motion artifacts050	-	0.20	-	0.50
ECG Muscle tremor020_Motion artifacts100	-	0.20	-	1.00
ECG AC interference015_Motion artifacts050	-	-	0.15	0.50
ECG AC interference015_Motion artifacts100	-	-	0.15	1.00
ECG AC interference020_Motion artifacts050	-	-	0.20	0.50
ECG AC interference020_Motion artifacts100	-	-	0.20	1.00

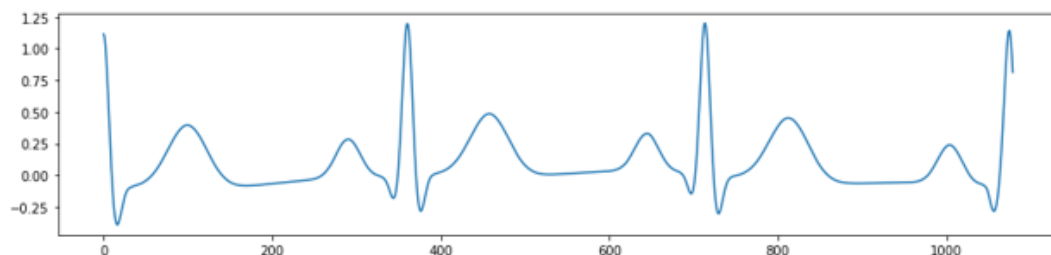
*Amplitude ในที่นี้หมายถึงขนาดการแกว่งตัวของสิ่งแปลกปน หน่วยเป็น มิลลิโวลต์ (mV)



ภาพที่ 3.1 แผนผังภาพรวมกระบวนการศึกษาเปรียบเทียบตัวแบบในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

3.2.1 วิธีการจำลองข้อมูล

การจำลองข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ โดยใช้โปรแกรม Neurokit โดยการสร้างข้อมูลเป็นวิธีที่พัฒนามาจากงานวิจัย A Dynamical Model for Generating Synthetic Electrocardiogram Signals (McSharry, Clifford, Tarassenko, Smith 2003)



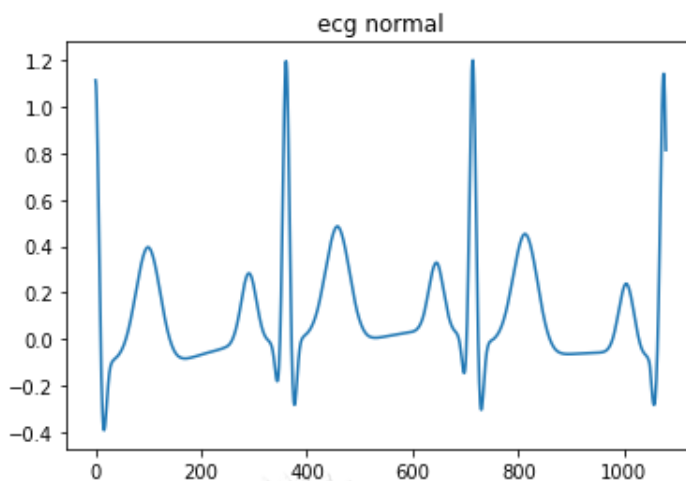
ภาพที่ 3.2 รูปตัวอย่างข้อมูลที่จำลองขึ้นโดยโปรแกรม Neurokit
โดยกำหนด duration=3, sampling rate = 360 และ heart rate=60

โดยมีขั้นตอนดังนี้

1. กำหนดขนาดตัวอย่างเท่ากับ 10000
2. กำหนดความยาวของข้อมูล (time length) เท่ากับ 1080 (3 วินาที โดยมี sampling_rate เท่ากับ 360)
3. จำลองข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติ โดยใช้โปรแกรม Neurokit ด้วยวิธี ecgsyn
4. จำลองข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจกรณีผู้ป่วย โรคกล้ามเนื้อหัวใจขาดเลือด (STEMI)
5. เพิ่มสิ่งแปลกปนในลักษณะต่าง ๆ ที่เกิดขึ้นในข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจได้แก่ None คือ ไม่มีสิ่งแปลกปน, Wandering baseline, Muscle tremor, AC interference และ Motion artifacts

โดยชุดข้อมูลมีรายละเอียดดังนี้

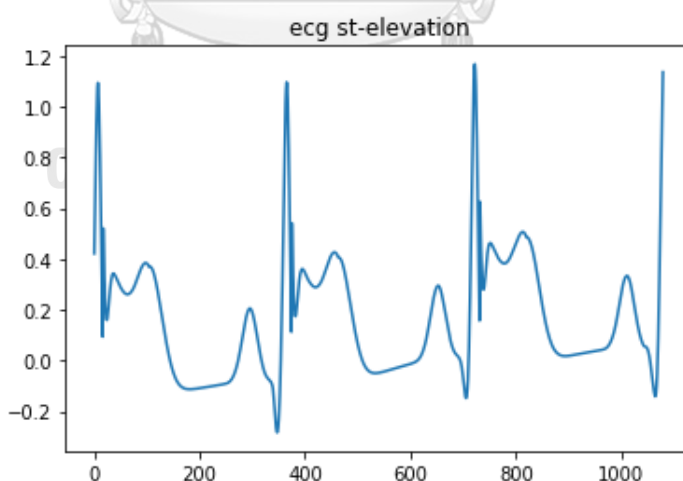
ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติ ทำการจำลองโดยใช้โปรแกรม Neurokit ด้วยวิธี ecgsyn โดยกำหนด duration เท่ากับ 3 sampling_rate เท่ากับ 360 และ heart_rate จะทำการสุ่มแบบ Uniform{60, 61, ..., 100}



ภาพที่ 3.3 ภาพตัวอย่างข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติ

โดยกำหนดให้ heart_rate เท่ากับ 60 และ sampling_rate เท่ากับ 360

ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจกรณีกล้ามเนื้อหัวใจขาดเลือด ทำการจำลองโดยใช้โปรแกรม Neurokit ด้วยวิธี ecgsyn โดยกำหนด duration เท่ากับ 3 sampling_rate เท่ากับ 360 และ heart_rate จะทำการสุ่มแบบ Uniform{60, 61, ..., 100} และทำการปรับแต่ง (data augmentation) ในส่วน ST เพิ่มเติม เพื่อให้สอดคล้องกับลักษณะการเกิด ST-Elevation ซึ่งเป็นลักษณะที่ใช้วินิจฉัยโรคกล้ามเนื้อหัวใจขาดเลือด

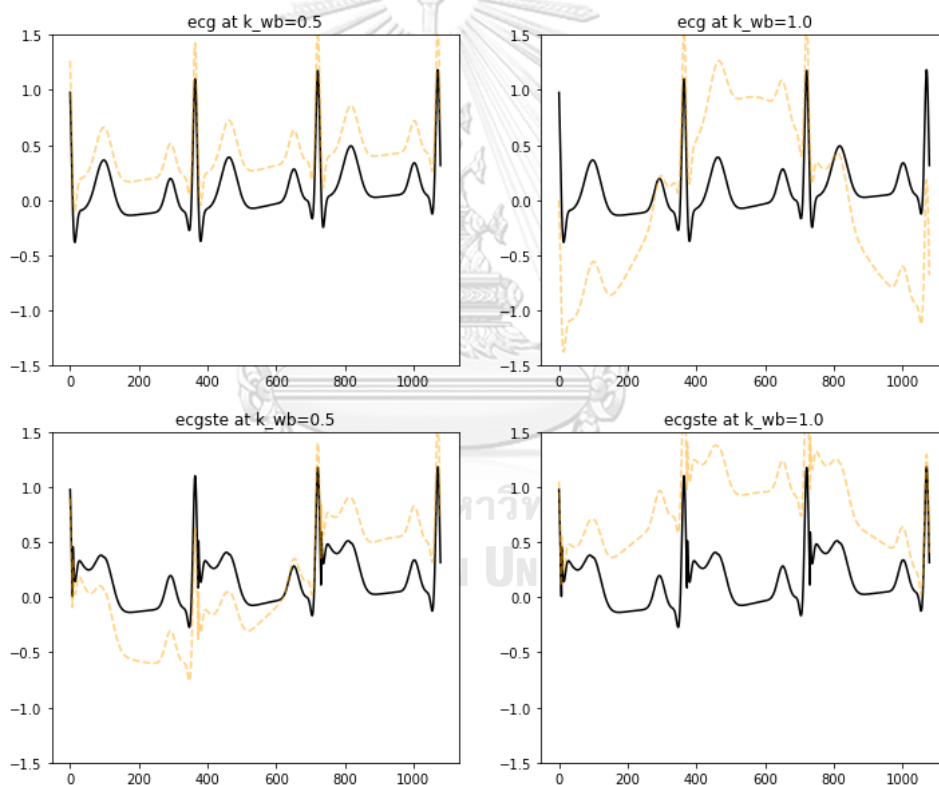


ภาพที่ 3.4 ภาพตัวอย่างข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจกรณีกล้ามเนื้อหัวใจขาดเลือด

โดยกำหนดให้ heart_rate เท่ากับ 60 และ sampling_rate เท่ากับ 360

หลังจากจำลองข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจแล้ว จะทำการกำหนดสิ่งแปลกปนในลักษณะต่าง ๆ ได้แก่ Wandering baseline, Muscle tremor และ AC interference โดยข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจแต่ละตัวแปร เมื่อเพิ่มสิ่งแปลกปนแล้วจะมีลักษณะดังนี้

กรณีคลื่นไฟฟ้าหัวใจมีสิ่งแปลกปนแบบ Wandering baseline มีลักษณะคือ เส้นมาตรฐานจะแกว่งขึ้นลงช้า ๆ สาเหตุทั่วไปมาจาก การเคลื่อนที่ของร่างกาย หรือ ชั่วไฟฟ้า ในการเพิ่มสิ่งแปลกปนชนิดนี้ จะสร้างตัวแปรโดยใช้ฟังก์ชัน sine โดยมีการสุ่มความถี่ของรอบจากตัวแปรสุ่มที่มาจาก การแจกแจงแบบยูนิฟอร์มและกำหนดระดับของแปลกปนแบบ Wandering baseline โดยใช้สัญลักษณ์ k_{wb} โดยระดับของสิ่งรบกวนที่ทำการทดสอบในงานวิจัยนี้ได้แก่ 0.50 และ 1.00 แต่ละระดับของสิ่งรบกวนจะส่งผลต่อขนาดของ Amplitude ดังภาพที่ 3.6

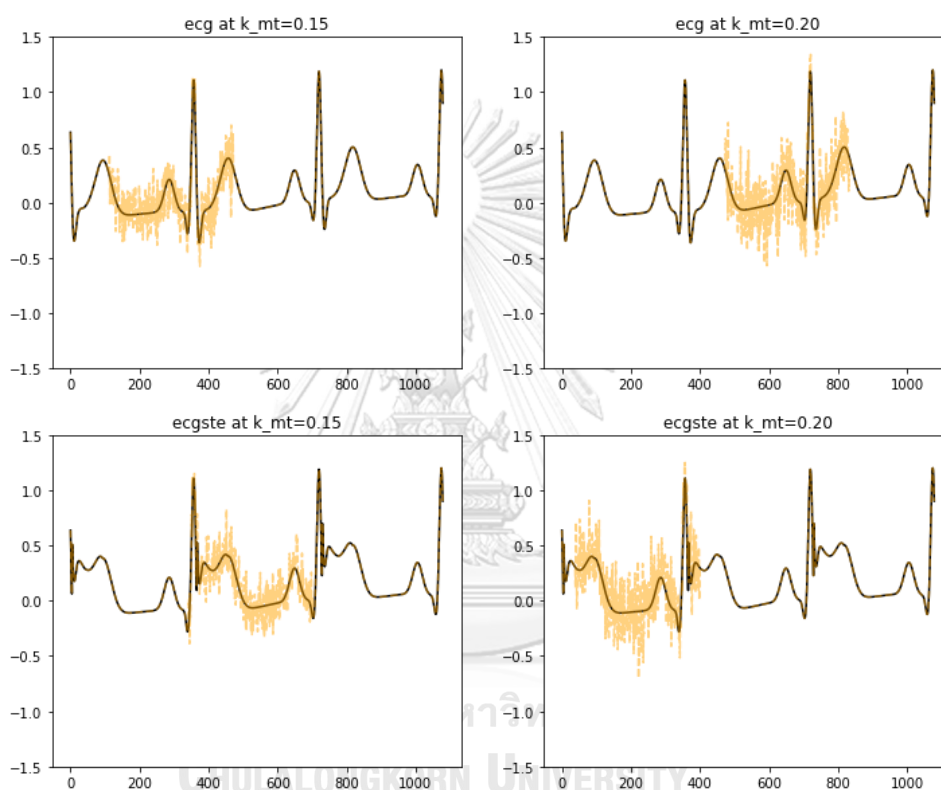


ภาพที่ 3.5 ภาพตัวอย่างข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ไม่มีสิ่งแปลกปน (เส้นสีดำ) เปรียบเทียบกับ ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปนแบบ Wandering baseline (เส้นสีเหลือง) โดย แกว่งบนเป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติ แกว่งล่างเป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจกรณีกล้ามเนื้อหัวใจขาดเลือด

ภาพซ้าย กำหนดระดับของสิ่งรบกวน เท่ากับ 0.50

ภาพขวา กำหนดระดับของสิ่งรบกวน เท่ากับ 1.0

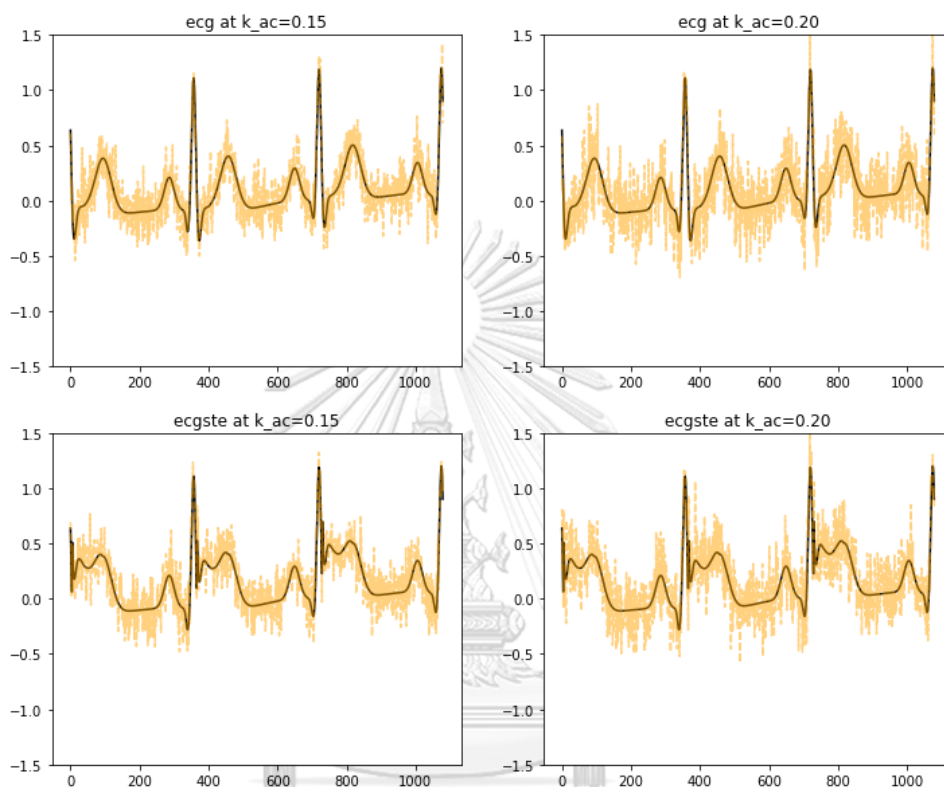
กรณีคลื่นไฟฟ้าหัวใจมีสิ่งแปลกปนแบบ Muscle tremor มีลักษณะคือ มีการเปลี่ยนแปลงค่าอย่างรวดเร็วในเวลาสั้น ๆ สาเหตุทั่วไปมาจาก การเกร็งของกล้ามเนื้อ ในการเพิ่มสิ่งแปลกปนชนิดนี้จะสุ่มตำแหน่งในการเพิ่มสิ่งแปลกปน โดยจะสร้างตัวแปรโดยใช้ตัวแปรสุ่มจากฟังก์ชันการแจกแจงปกติมาตรฐาน และกำหนดระดับของสิ่งรบกวนแบบ Muscle tremor โดยใช้สัญลักษณ์ k_{mt} โดยระดับของสิ่งแปลกปนที่ทำการทดสอบในงานวิจัยนี้ได้แก่ 0.10 และ 0.15 แต่ระดับของสิ่งแปลกปนจะส่งผลต่อขนาดขนาด Amplitude ดังภาพที่ 3.7



ภาพที่ 3.6 ภาพตัวอย่างข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ไม่มีสิ่งแปลกปน (เส้นสีดำ) เปรียบเทียบกับข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปนแบบ Muscle tremor (เส้นสีเหลือง) โดยแถวบนเป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติ แถวล่างเป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจกรณีกล้ามเนื้อหัวใจขาดเลือด
ภาพซ้าย กำหนดระดับของสิ่งรบกวน เท่ากับ 0.15
ภาพขวา กำหนดระดับของสิ่งรบกวน เท่ากับ 0.20

กรณีคลื่นไฟฟ้าหัวใจมีสิ่งแปลกปนแบบ AC interference มีลักษณะคือ มีการเปลี่ยนแปลงค่าอย่างรวดเร็วเป็นเวลานาน เส้นมาตรฐานคลุมเครือ สาเหตุทั่วไปมาจาก การติดขั้วไฟฟ้าไม่ดี การรั่วของกระแสไฟฟ้า หรือ ผู้ป่วยอยู่ในสนามไฟฟ้าของเครื่องใช้ไฟฟ้าอื่น สำหรับสิ่งแปลกปนชนิดนี้ จะ

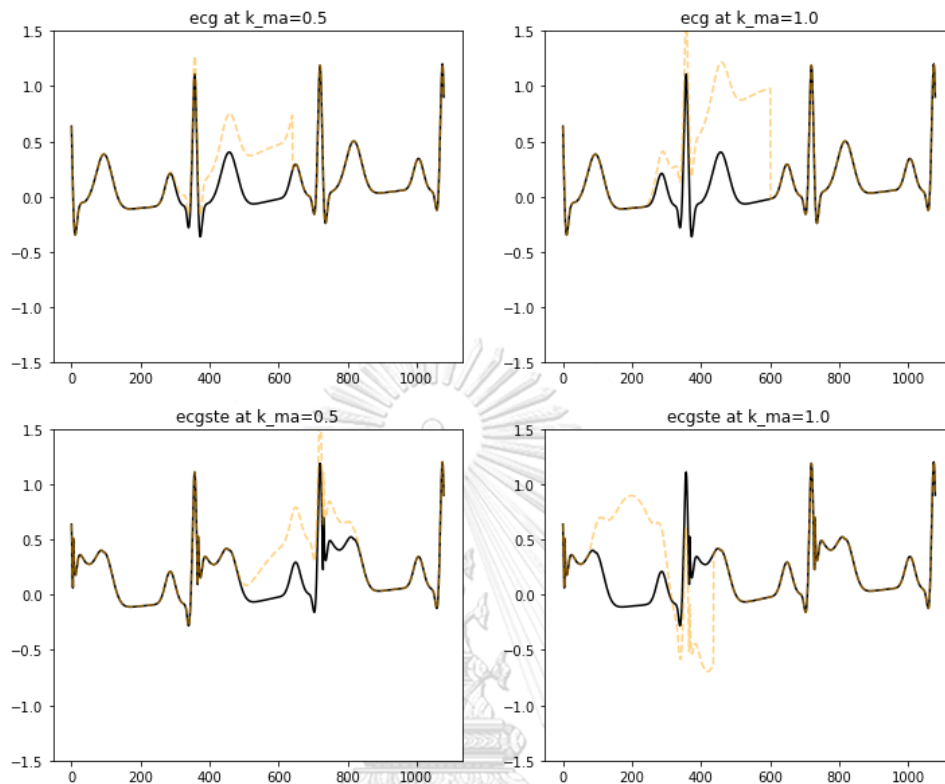
สร้างตัวแปรโดยใช้ตัวแปรสุ่มจากฟังก์ชันการแจกแจงปกติมาตรฐาน และกำหนดระดับของสิ่งรบกวนแบบ AC interference โดยใช้สัญลักษณ์ k_ac โดยระดับของสิ่งแปลกปนที่ทำการทดสอบในงานวิจัยนี้ได้แก่ 0.10 และ 0.15 แต่ระดับของสิ่งแปลกปนจะส่งผลต่อขนาดขนาด Amplitude ดังภาพที่ 3.8



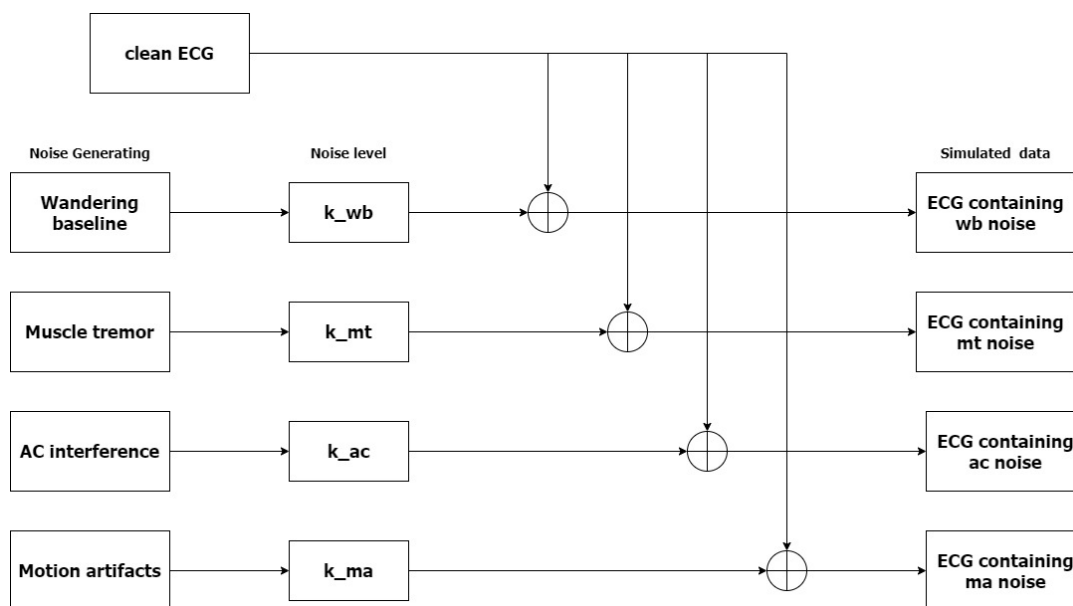
ภาพที่ 3.7 ภาพตัวอย่างข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ไม่มีสิ่งแปลกปน (เส้นสีดำ) เปรียบเทียบกับข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปนแบบ AC interference (เส้นสีเหลือง) โดยแถวบนเป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติ แถวล่างเป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจรบกวนแล้ว
ภาพซ้าย กำหนดระดับของสิ่งรบกวน เท่ากับ 0.15
ภาพขวา กำหนดระดับของสิ่งรบกวน เท่ากับ 0.20

กรณีคลื่นไฟฟ้าหัวใจมีสิ่งแปลกปนแบบ Motion artifacts มีลักษณะคือ มีการเปลี่ยนแปลงเส้นมาตรฐาน และค่าสูงสุดของแอมพลิจูด สาเหตุทั่วไปมาจาก ร่างกายสั่น การเคลื่อนที่ของร่างกาย หรือการหายใจ สำหรับสิ่งแปลกปนชนิดนี้ จะสุ่มตำแหน่งในการเพิ่มสิ่งแปลกปน และสร้างตัวแปรโดยใช้ฟังก์ชัน sine โดยมีการสุ่มความถี่ของรอบได้แก่ 0.25, 0.50 และ 0.75 รอบต่อวินาที และกำหนดระดับของสิ่งแปลกปนแบบ Motion artifacts โดยใช้สัญลักษณ์ k_ma โดยระดับของสิ่ง

แปลกปนที่ทำการทดสอบในงานวิจัยนี้ได้แก่ 0.10, 0.50 และ 1.00 แต่ระดับของสิ่งรบกวนจะส่งผลต่อขนาดของ Amplitude ดังภาพที่ 3.9



ภาพที่ 3.8 ภาพตัวอย่างข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ไม่มีสิ่งแปลกปน (เส้นสีดำ) เปรียบเทียบกับข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปนแบบ Motion artifacts (เส้นสีเหลือง) โดยแถวบนเป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติ แถวล่างเป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจกรณีกล้ามเนื้อหัวใจขาดเลือด
ภาพซ้าย กำหนดระดับของสิ่งรบกวน เท่ากับ 0.50
ภาพขวา กำหนดระดับของสิ่งรบกวน เท่ากับ 1.00



ภาพที่ 3.9 แผนผังกระบวนการจำลองข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

ส่วนที่ 2 : ศึกษาโดยใช้ข้อมูลจริง

ข้อมูลที่ใช้สำหรับการวิจัยในส่วนของข้อมูลจริงประกอบด้วย ชุดข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจจากฐานข้อมูล MIT-BIH arrhythmia ในฐานข้อมูลจะมีข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของผู้ป่วย 48 คน โดยแต่ละคนเก็บข้อมูลประมาณ 30 นาที ในงานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลของคน 16 คน แบ่งเป็นข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ถูกขวางกั้น (Bundle Branch Block; BBB) ทั้งหมด 8 คน และสุ่มข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติ 8 คน จากคนที่เหลือ ข้อมูลที่ใช้ทั้งหมดได้แก่รหัส 208, 119, 203, 217, 213, 221, 210, 108, 109, 118, 111, 207, 232, 212, 231, 214 ตัวแปรที่จะศึกษาได้แก่ ตัวแปรอิสระ (Independent variables; X) คือ ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ซึ่งมีลักษณะเป็นข้อมูลอนุกรมเวลา 2 ตัวแปร ได้แก่ MLII และ V1 ความยาวข้อมูลเท่ากับ 400 และ ตัวแปรตาม (Dependent variable; y) คือ ตัวแปรเชิงคุณภาพอธิบายลักษณะของข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ

ผู้วิจัยจะศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ โดยตัวแบบที่ใช้ศึกษาได้แก่ Multilayer Perceptrons (MLP), Fully Convolutional Networks (FCN) และ Residual Network (ResNet) ในการวัดประสิทธิภาพจะใช้วิธีครอสวาไลเดชัน โดยจะแบ่งชุดข้อมูลเป็น 10 ส่วน และพิจารณาประสิทธิภาพด้วยค่าที่กำหนดไว้ได้แก่ ค่าความถูกต้อง, ค่าความแม่นยำ และค่าความครบถ้วน ในส่วนของข้อมูลจริงมีขอบเขตการศึกษาดังต่อไปนี้

ตารางที่ 3.3 เงื่อนไขที่ทำการศึกษาในส่วนของข้อมูลจริง

ความหมาย	สัญลักษณ์	เงื่อนไขที่ทำการศึกษา
ความยาวข้อมูล	length	400
ขนาดตัวอย่าง	n	29502 (15765:13737)*
ขนาดของสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baselir	k_wb	0.50, 1.00
ขนาดของสิ่งแปลกปนประเภท Muscle tremor	k_mt	0.15, 0.20
ขนาดของสิ่งแปลกปนประเภท AC interference	k_ac	0.15, 0.20
ขนาดของสิ่งแปลกปนประเภท Motion artifacts	k_ma	0.50, 1.00

*เลขหน้า คือ จำนวนคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติ เลขหลัง คือ จำนวนคลื่นไฟฟ้าหัวใจประเภทBBB

กำหนดเงื่อนไขของสิ่งแปลกปนดังนี้

ตารางที่ 3.4 เงื่อนไขของสิ่งแปลกปนในส่วนของข้อมูลจริง

Dataset	Amplitude*			
	Wandering baseline	Muscle tremor	AC interference	Motion artifacts
MITBIH cleaned	-	-	-	-
MITBIH Wandering baseline050	0.50	-	-	-
MITBIH Wandering baseline100	1.00	-	-	-
MITBIH Muscle tremor015	-	0.15	-	-
MITBIH Muscle tremor020	-	0.20	-	-
MITBIH AC interference015	-	-	0.15	-
MITBIH AC interference020	-	-	0.20	-
MITBIH Motion artifacts050	-	-	-	0.50
MITBIH Motion artifacts100	-	-	-	1.00
MITBIH Wandering baseline050_Muscle tremor015	0.50	0.15	-	-
MITBIH Wandering baseline050_Muscle tremor020	0.50	0.20	-	-
MITBIH Wandering baseline050_AC	0.50	-	0.15	-

Dataset	Amplitude*			
	Wandering baseline	Muscle tremor	AC interference	Motion artifacts
interference015				
MITBIH Wandering baseline050_AC interference020	0.50	-	0.20	-
MITBIH Wandering baseline050_Motion artifacts050	0.50	-	-	0.50
MITBIH Wandering baseline050_Motion artifacts100	0.50	-	-	1.00
MITBIH Wandering baseline100_Muscle tremor015	1.00	0.15	-	-
MITBIH Wandering baseline100_Muscle tremor020	1.00	0.20	-	-
MITBIH Wandering baseline100_AC interference015	1.00	-	0.15	-
MITBIH Wandering baseline100_AC interference020	1.00	-	0.20	-
MITBIH Wandering baseline100_Motion artifacts050	1.00	-	-	0.50
MITBIH Wandering baseline100_Motion artifacts100	1.00	-	-	1.00
MITBIH Muscle tremor015_AC interference015	-	0.15	0.15	-
MITBIH Muscle tremor015_AC interference020	-	0.15	0.20	-
MITBIH Muscle tremor015_Motion artifacts050	-	0.15	-	0.50
MITBIH Muscle tremor015_Motion artifacts100	-	0.15	-	1.00

Dataset	Amplitude*			
	Wandering baseline	Muscle tremor	AC interference	Motion artifacts
MITBIH Muscle tremor020_AC interference015	-	0.20	0.15	-
MITBIH Muscle tremor020_AC interference020	-	0.20	0.20	-
MITBIH Muscle tremor020_Motion artifacts050	-	0.20	-	0.50
MITBIH Muscle tremor020_Motion artifacts100	-	0.20	-	1.00
MITBIH AC interference015_Motion artifacts050	-	-	0.15	0.50
MITBIH AC interference015_Motion artifacts100	-	-	0.15	1.00
MITBIH AC interference020_Motion artifacts050	-	-	0.20	0.50
MITBIH AC interference020_Motion artifacts100	-	-	0.20	1.00

*Amplitude ในที่นี้หมายถึงขนาดการแกว่งตัวของสิ่งแปลกปน หน่วยเป็น มิลลิโวลต์ (mV)

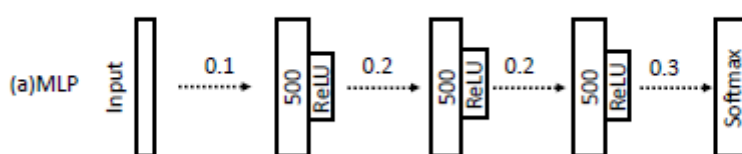
3.3 การจำแนกประเภทข้อมูลอนุกรมเวลา

จำแนกประเภทข้อมูลอนุกรมเวลาดำเนินด้วยตัวแบบ Multilayer Perceptrons (MLP), Fully Convolutional Networks (FCN) และ Residual Network (Resnet) โดยโครงสร้างของแต่ละตัวแบบจะใช้โครงสร้างเดียวกับงานวิจัยของ Wang ที่กล่าวไว้ในบทที่ 1 (Wang, Yan และ Oates, 2017) โดยแต่ละตัวแบบมีรายละเอียดดังนี้

1. โครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptrons: MLPs) ประกอบด้วยเครือข่ายประสาทเทียมทั้งหมด 4 ชั้น ในชั้นที่ 1 ถึง ชั้นที่ 3 จะมีจำนวนเพอร์เซ็ปตรอน 500 หน่วย และชั้นที่ 4 คือชั้นข้อมูลขาออก มีการใช้เทคนิค การหยุดเรียนรู้กลางคัน (Drop-out) กำหนด dropout rate เท่ากับ 0.1, 0.2, 0.2 และ 0.3 ตามลำดับ

แต่ละชั้นเชื่อมโยงกันโดยใช้ฟังก์ชันเรคตีไฟต์เชิงเส้น (ReLU) เป็นฟังก์ชันกระตุ้น การกำหนดค่าเริ่มต้นของน้ำหนัก จะใช้วิธี Xavier และในการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด (Optimization) จะใช้วิธี AdaDelta ในการฝึกสอน

ในชั้นข้อมูลขาออก จะกำหนดให้ใช้ฟังก์ชัน sigmoid และกำหนดฟังก์ชันวัตถุประสงค์เป็น `binary_crossentropy`



ภาพที่ 3.10 ภาพแสดงรายละเอียดโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (MLPs) (ที่มา: Wang, Yan และ Oates, 2017)

2. โครงข่ายคอนโวลูชันเต็มรูป (Fully Convolutional Networks: FCNs) ประกอบด้วย ชั้นคอนโวลูชัน 3 ชั้น ชั้นการรวม 1 ชั้น และ ชั้นข้อมูลขาออก โดย

ชั้นคอนโวลูชันชั้นแรก เป็นคอนโวลูชันชนิด 1D มีตัวกรอง 128 ตัว ขนาดของตัวกรองเท่ากับ 8 มีการใช้เทคนิค Batch Normalization และใช้ฟังก์ชันเรคตีไฟต์เชิงเส้น (ReLU) เป็นฟังก์ชันกระตุ้น ในการส่งออกข้อมูลไปชั้นถัดไป

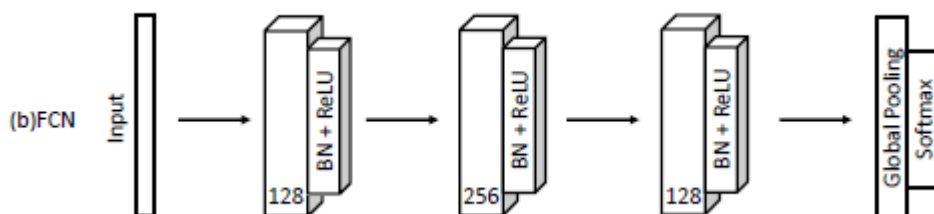
ชั้นคอนโวลูชันชั้นที่สอง เป็นคอนโวลูชันชนิด 1D มีตัวกรอง 256 ตัว ขนาดของตัวกรองเท่ากับ 5 มีการใช้เทคนิค Batch Normalization และใช้ฟังก์ชันเรคตีไฟต์เชิงเส้น (ReLU) เป็นฟังก์ชันกระตุ้น ในการส่งออกข้อมูลไปชั้นถัดไป

ชั้นคอนโวลูชันชั้นที่สาม เป็นคอนโวลูชันชนิด 1D มีตัวกรอง 128 ตัว ขนาดของตัวกรองเท่ากับ 3 มีการใช้เทคนิค Batch Normalization และใช้ฟังก์ชันเรคตีไฟต์เชิงเส้น (ReLU) เป็นฟังก์ชันกระตุ้น ในการส่งออกข้อมูลไปชั้นการรวม

ชั้นการรวม เป็นการลดมิติของข้อมูล โดยในชั้นนี้จะใช้ค่าเฉลี่ยในการรวม (Average Pooling) และส่งข้อมูลไปชั้นข้อมูลขาออก

ชั้นข้อมูลขาออก จะกำหนดให้ใช้ฟังก์ชัน sigmoid และกำหนดฟังก์ชันวัตถุประสงค์เป็น `binary_crossentropy`

การกำหนดค่าเริ่มต้นของน้ำหนักในแต่ละชั้น จะใช้วิธี Xavier และในการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด (Optimization) จะใช้วิธี Adam ในการฝึกสอน



ภาพที่ 3.11 ภาพแสดงรายละเอียดโครงข่ายคอนโวลูชันเต็มรูป (FCNs)

(ที่มา: Wang, Yan และ Oates, 2017)

3. โครงข่ายแบบเรสซิเดิลหรือเรสเน็ต (ResNet) ประกอบด้วย เรสซิเดิล บล็อก 3 บล็อก แต่ละบล็อก โดยแต่ละบล็อกมีรายละเอียดดังนี้

บล็อกที่ 1 ประกอบด้วย คอนโวลูชันชนิด 1D ทั้งหมด 3 เลเยอร์ แต่ละเลเยอร์มีตัวกรอง 64 ตัว ขนาดของตัวกรองเท่ากับ 8, 5 และ 3 ตามลำดับ มีการใช้เทคนิค Batch Normalization และใช้ฟังก์ชันเรกติไฟต์เชิงเส้น (ReLU) เป็นฟังก์ชันกระตุ้น ในการส่งออกข้อมูลไปชั้นถัดไป

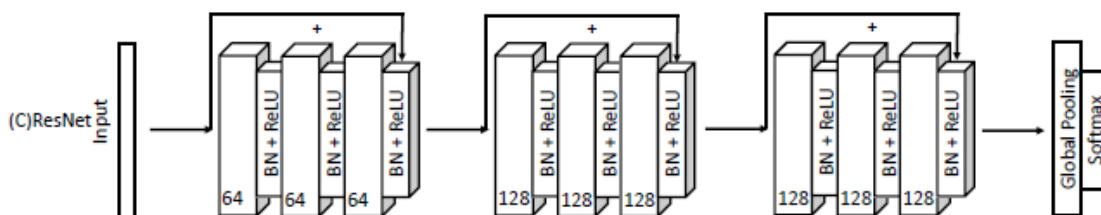
บล็อกที่ 2 ประกอบด้วย คอนโวลูชันชนิด 1D ทั้งหมด 3 เลเยอร์ แต่ละเลเยอร์มีตัวกรอง 128 ตัว ขนาดของตัวกรองเท่ากับ 8, 5 และ 3 ตามลำดับ มีการใช้เทคนิค Batch Normalization และใช้ฟังก์ชันเรกติไฟต์เชิงเส้น (ReLU) เป็นฟังก์ชันกระตุ้น ในการส่งออกข้อมูลไปชั้นถัดไป

บล็อกที่ 3 ประกอบด้วย คอนโวลูชันชนิด 1D ทั้งหมด 3 เลเยอร์ แต่ละเลเยอร์มีตัวกรอง 128 ตัว ขนาดของตัวกรองเท่ากับ 8, 5 และ 3 ตามลำดับ มีการใช้เทคนิค Batch Normalization และใช้ฟังก์ชันเรกติไฟต์เชิงเส้น (ReLU) เป็นฟังก์ชันกระตุ้น ในการส่งออกข้อมูลไปชั้นถัดไป

ขั้นการรวม เป็นการลดมิติของข้อมูล โดยในขั้นนี้จะใช้ค่าเฉลี่ยในการรวม (Average Pooling) และส่งข้อมูลไปชั้นข้อมูลขาออก

ชั้นข้อมูลขาออก จะกำหนดให้ใช้ฟังก์ชัน sigmoid และกำหนดฟังก์ชันวัตถุประสงค์เป็น `binary_crossentropy`

การกำหนดค่าเริ่มต้นของน้ำหนักในแต่ละชั้น จะใช้วิธี Xavier และในการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด (Optimization) จะใช้วิธี Adam ในการฝึกสอน



ภาพที่ 3.12 ภาพแสดงรายละเอียดโครงข่ายแบบเรสเน็ต (ResNet)

(ที่มา: Wang, Yan และ Oates, 2017)

3.4 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบ

ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบ จะใช้วิธีครอสวาไลเดชันโดยแบ่งชุดข้อมูลเป็น 10 ส่วน และพิจารณาค่าดังนี้

1. ค่าความถูกต้อง (Accuracy)
2. ค่าความแม่นยำ (Precision)
3. ค่าความครบถ้วน (Recall)

บทที่ 4

ผลการวิจัย

งานวิจัยนี้มีจุดประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปนโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก 3 ตัวแบบได้แก่ MLPs, FCNs และ ResNet โดยในส่วนแรกจะทดสอบโดยใช้ข้อมูลจำลอง และส่วนที่สองจะทดสอบโดยใช้ข้อมูลจากฐานข้อมูล MIT-BIH arrhythmia โดยแต่ละส่วนจะมีชุดข้อมูลทั้งหมด 33 ชุด แต่ละชุดข้อมูลมีลักษณะของสิ่งแปลกปนที่แตกต่างกัน ในการวัดประสิทธิภาพของตัวแบบจะใช้วิธีตรวจสอบความถูกต้อง (Cross-validation) โดยแบ่งข้อมูลเป็น 10 ส่วน และพิจารณาค่าความถูกต้อง (Accuracy) ค่าความแม่นยำ (Precision) และค่าความครบถ้วน (Recall) ในส่วนของข้อมูลจำลอง แต่ละชุดข้อมูลจะประกอบไปด้วย ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 1 ตัวแปร มีความยาวเท่ากับ 1,080 โดยมีคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 2 ประเภท ได้แก่ คลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติ และคลื่นไฟฟ้าหัวใจกรณีกล้ามเนื้อหัวใจขาดเลือด มีรายละเอียดแต่ละชุดข้อมูลดังตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 รายละเอียดชุดข้อมูลจำลอง

Dataset	Amplitude*			
	Wandering baseline	Muscle tremor	AC interference	Motion artifacts
ECG cleaned	-	-	-	-
ECG Wandering baseline050	0.50	-	-	-
ECG Wandering baseline100	1.00	-	-	-
ECG Muscle tremor015	-	0.15	-	-
ECG Muscle tremor020	-	0.20	-	-
ECG AC interference015	-	-	0.15	-
ECG AC interference020	-	-	0.20	-
ECG Motion artifacts050	-	-	-	0.50
ECG Motion artifacts100	-	-	-	1.00
ECG Wandering baseline050_Muscle tremor015	0.50	0.15	-	-
ECG Wandering baseline050_Muscle	0.50	0.20	-	-

Dataset	Amplitude*			
	Wandering baseline	Muscle tremor	AC interference	Motion artifacts
tremor020				
ECG Wandering baseline050_AC interference015	0.50	-	0.15	-
ECG Wandering baseline050_AC interference020	0.50	-	0.20	-
ECG Wandering baseline050_Motion artifacts050	0.50	-	-	0.50
ECG Wandering baseline050_Motion artifacts100	0.50	-	-	1.00
ECG Wandering baseline100_Muscle tremor015	1.00	0.15	-	-
ECG Wandering baseline100_Muscle tremor020	1.00	0.20	-	-
ECG Wandering baseline100_AC interference015	1.00	-	0.15	-
ECG Wandering baseline100_AC interference020	1.00	-	0.20	-
ECG Wandering baseline100_Motion artifacts050	1.00	-	-	0.50
ECG Wandering baseline100_Motion artifacts100	1.00	-	-	1.00
ECG Muscle tremor015_AC interference015	-	0.15	0.15	-
ECG Muscle tremor015_AC interference020	-	0.15	0.20	-
ECG Muscle tremor015_Motion artifacts050	-	0.15	-	0.50

Dataset	Amplitude*			
	Wandering baseline	Muscle tremor	AC interference	Motion artifacts
ECG Muscle tremor015_Motion artifacts100	-	0.15	-	1.00
ECG Muscle tremor020_AC interference015	-	0.20	0.15	-
ECG Muscle tremor020_AC interference020	-	0.20	0.20	-
ECG Muscle tremor020_Motion artifacts050	-	0.20	-	0.50
ECG Muscle tremor020_Motion artifacts100	-	0.20	-	1.00
ECG AC interference015_Motion artifacts050	-	-	0.15	0.50
ECG AC interference015_Motion artifacts100	-	-	0.15	1.00
ECG AC interference020_Motion artifacts050	-	-	0.20	0.50
ECG AC interference020_Motion artifacts100	-	-	0.20	1.00

*Amplitude ในที่นี้หมายถึงขนาดการแกว่งตัวของลิ่งแปลกปน หน่วยเป็น มิลลิโวลต์ (mV)

ในส่วนของคุณข้อมูลจริงจากฐานข้อมูล MIT-BIH arrhythmia ผู้วิจัยเลือกใช้ข้อมูลของคน 16 คน ได้แก่รหัส 208, 119, 203, 217, 213, 221, 210, 108, 109, 118, 111, 207, 232, 212, 231, 214 แบ่งเป็น ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่ถูกขวางกั้น (Bundle Branch Block; BBB) 8 คน และสุ่มเลือก ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติจาก 8 คน ข้อมูลประกอบด้วย 2 ตัวแปรได้แก่ MLII และ V1 ความยาวของข้อมูลเท่ากับ 400 อัตราสุ่ม 360 ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 29,502 ตัวอย่าง โดยเป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติ 15,765 ตัวอย่าง และเป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจประเภทBBB ทั้งหมด 13,737 ตัวอย่าง มีรายละเอียดแต่ละชุดข้อมูลดังตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.2 รายละเอียดชุดข้อมูลจริงจากฐานข้อมูล MIT-BIH arrhythmia

Dataset	Amplitude*			
	Wandering baseline	Muscle tremor	AC interference	Motion artifacts
MITBIH cleaned	-	-	-	-
MITBIH Wandering baseline050	0.50	-	-	-
MITBIH Wandering baseline100	1.00	-	-	-
MITBIH Muscle tremor015	-	0.15	-	-
MITBIH Muscle tremor020	-	0.20	-	-
MITBIH AC interference015	-	-	0.15	-
MITBIH AC interference020	-	-	0.20	-
MITBIH Motion artifacts050	-	-	-	0.50
MITBIH Motion artifacts100	-	-	-	1.00
MITBIH Wandering baseline050_Muscle tremor015	0.50	0.15	-	-
MITBIH Wandering baseline050_Muscle tremor020	0.50	0.20	-	-
MITBIH Wandering baseline050_AC interference015	0.50	-	0.15	-
MITBIH Wandering baseline050_AC interference020	0.50	-	0.20	-
MITBIH Wandering baseline050_Motion artifacts050	0.50	-	-	0.50
MITBIH Wandering baseline050_Motion artifacts100	0.50	-	-	1.00
MITBIH Wandering baseline100_Muscle tremor015	1.00	0.15	-	-
MITBIH Wandering baseline100_Muscle tremor020	1.00	0.20	-	-
MITBIH Wandering baseline100_AC	1.00	-	0.15	-

Dataset	Amplitude*			
	Wandering baseline	Muscle tremor	AC interference	Motion artifacts
interference015				
MITBIH Wandering baseline100_AC interference020	1.00	-	0.20	-
MITBIH Wandering baseline100_Motion artifacts050	1.00	-	-	0.50
MITBIH Wandering baseline100_Motion artifacts100	1.00	-	-	1.00
MITBIH Muscle tremor015_AC interference015	-	0.15	0.15	-
MITBIH Muscle tremor015_AC interference020	-	0.15	0.20	-
MITBIH Muscle tremor015_Motion artifacts050	-	0.15	-	0.50
MITBIH Muscle tremor015_Motion artifacts100	-	0.15	-	1.00
MITBIH Muscle tremor020_AC interference015	-	0.20	0.15	-
MITBIH Muscle tremor020_AC interference020	-	0.20	0.20	-
MITBIH Muscle tremor020_Motion artifacts050	-	0.20	-	0.50
MITBIH Muscle tremor020_Motion artifacts100	-	0.20	-	1.00
MITBIH AC interference015_Motion artifacts050	-	-	0.15	0.50
MITBIH AC interference015_Motion artifacts100	-	-	0.15	1.00

Dataset	Amplitude*			
	Wandering baseline	Muscle tremor	AC interference	Motion artifacts
MITBIH AC interference020_Motion artifacts050	-	-	0.20	0.50
MITBIH AC interference020_Motion artifacts100	-	-	0.20	1.00

*Amplitude ในที่นี้หมายถึงขนาดการแกว่งตัวของสิ่งแปลกปน หน่วยเป็น มิลลิโวลต์ (mV)

4.1 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของตัวแบบ MLPs, FCNs และ ResNet ในส่วนของข้อมูลจำลอง

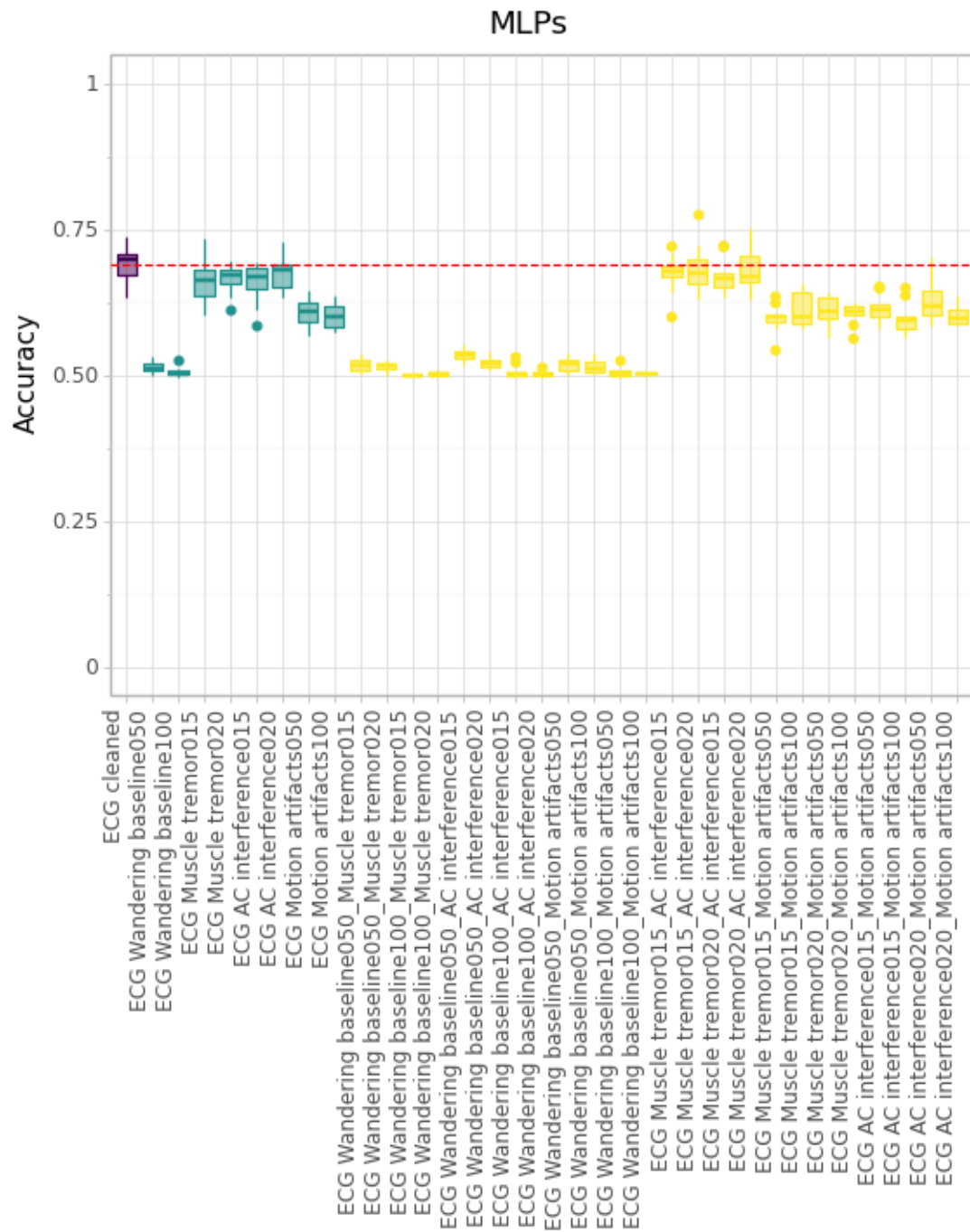
4.1.1 ผลการเปรียบเทียบค่าความถูกต้อง (Accuracy) ของตัวแบบในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยวิธี MLPs, FCNs และ ResNet

ตารางที่ 4.3 ตารางการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความถูกต้อง

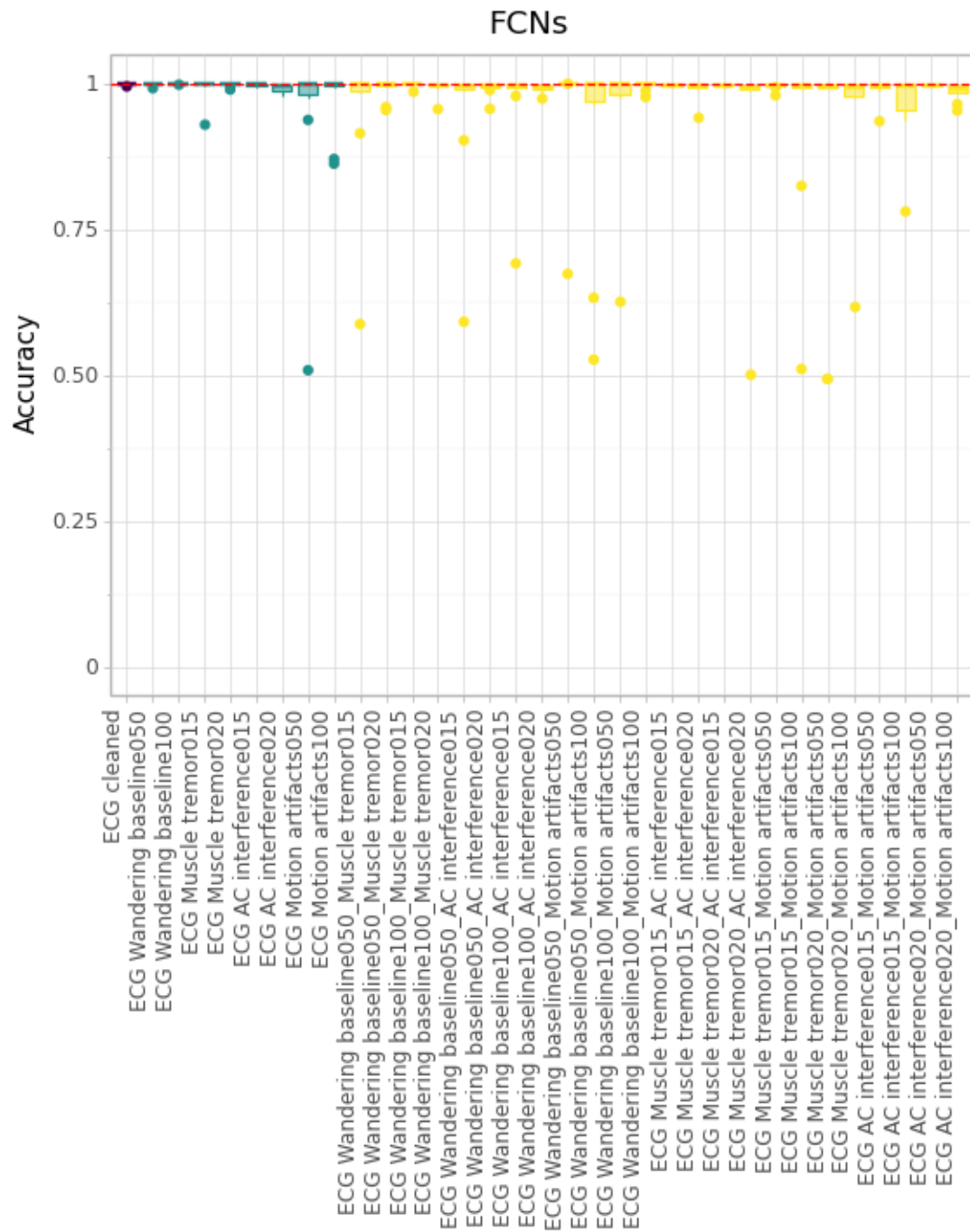
Dataset	Accuracy		
	MLPs	FCNs	ResNet
	Avg. (std.)	Avg. (std.)	Avg. (std.)
ECG clean	0.6900 (0.0313)	0.9987 (0.0016)	0.9992 (0.0013)
ECG Wandering baseline050	0.5139 (0.0107)	0.9992 (0.0019)	0.9638 (0.1131)
ECG Wandering baseline100	0.5057 (0.0084)	0.9999 (0.0003)	0.9206 (0.1741)
ECG Muscle tremor015	0.6611 (0.0386)	0.9916 (0.022)	0.9995 (0.0013)
ECG Muscle tremor020	0.6646 (0.0259)	0.9973 (0.0038)	0.9981 (0.0018)
ECG AC interference015	0.6574 (0.0345)	0.9967 (0.0024)	0.9984 (0.0022)
ECG AC interference020	0.6763 (0.0316)	0.9918 (0.0070)	0.9962 (0.0033)
ECG Motion artifacts050	0.6086 (0.0238)	0.9407 (0.1533)	1.0000 (0.0000)
ECG Motion artifacts100	0.6011 (0.0213)	0.9721 (0.0560)	0.9994 (0.0013)
ECG Wandering baseline050_Muscle tremor015	0.5169 (0.0110)	0.9481 (0.1297)	0.9972 (0.0047)
ECG Wandering baseline050_Muscle tremor020	0.5145 (0.0091)	0.9905 (0.0180)	0.9349 (0.1404)
ECG Wandering baseline100_Muscle tremor015	0.5005 (0.0018)	0.9981 (0.0043)	0.9853 (0.0447)
ECG Wandering baseline100_Muscle tremor020	0.5019 (0.0029)	0.9931 (0.0127)	0.9848 (0.0390)
ECG Wandering baseline050_AC interference015	0.5342 (0.0115)	0.9455 (0.1280)	0.9569 (0.1286)
ECG Wandering baseline050_AC interference020	0.5210 (0.0111)	0.9915 (0.0129)	0.9662 (0.0865)

Dataset	Accuracy		
	MLPs	FCNs	ResNet
	Avg. (std.)	Avg. (std.)	Avg. (std.)
ECG Wandering baseline100_AC interference015	0.5053 (0.0111)	0.9639 (0.0961)	0.8930 (0.1877)
ECG Wandering baseline100_AC interference020	0.5022 (0.0055)	0.9914 (0.0072)	0.9609 (0.0673)
ECG Wandering baseline050_Motion artifacts050	0.5180 (0.0130)	0.9672 (0.1034)	0.9491 (0.1578)
ECG Wandering baseline050_Motion artifacts100	0.5142 (0.0136)	0.9102 (0.1767)	0.9996 (0.0005)
ECG Wandering baseline100_Motion artifacts050	0.5036 (0.0090)	0.9571 (0.1165)	0.9574 (0.1340)
ECG Wandering baseline100_Motion artifacts100	0.5024 (0.0037)	0.9961 (0.0081)	0.9292 (0.1493)
ECG Muscle tremor015_AC interference015	0.6734 (0.0340)	0.9961 (0.0027)	0.9900 (0.0236)
ECG Muscle tremor015_AC interference020	0.6822 (0.0423)	0.9892 (0.0171)	0.9703 (0.0852)
ECG Muscle tremor020_AC interference015	0.6700 (0.0291)	0.9956 (0.0032)	0.9947 (0.0053)
ECG Muscle tremor020_AC interference020	0.6794 (0.0358)	0.9448 (0.1553)	0.9500 (0.1501)
ECG Muscle tremor015_Motion artifacts050	0.5966 (0.0249)	0.9956 (0.0061)	0.9987 (0.0023)
ECG Muscle tremor015_Motion artifacts100	0.6125 (0.0305)	0.9306 (0.1574)	0.9520 (0.1486)
ECG Muscle tremor020_Motion artifacts050	0.6093 (0.0279)	0.8957 (0.2123)	0.9660 (0.1047)
ECG Muscle tremor020_Motion artifacts100	0.6052 (0.0188)	0.9535 (0.1186)	0.9124 (0.1787)
ECG AC interference015_Motion artifacts050	0.6137 (0.0231)	0.9899 (0.0195)	0.9935 (0.0085)
ECG AC interference015_Motion artifacts100	0.5969 (0.0269)	0.9632 (0.0685)	0.9790 (0.0470)
ECG AC interference020_Motion artifacts050	0.6271 (0.0351)	0.9960 (0.0020)	0.9866 (0.0214)
ECG AC interference020_Motion artifacts100	0.6017 (0.0170)	0.9856 (0.0152)	0.9612 (0.0813)
	Win	0	16
	AVG ranking	3.0000	1.5152
			17
			1.4848

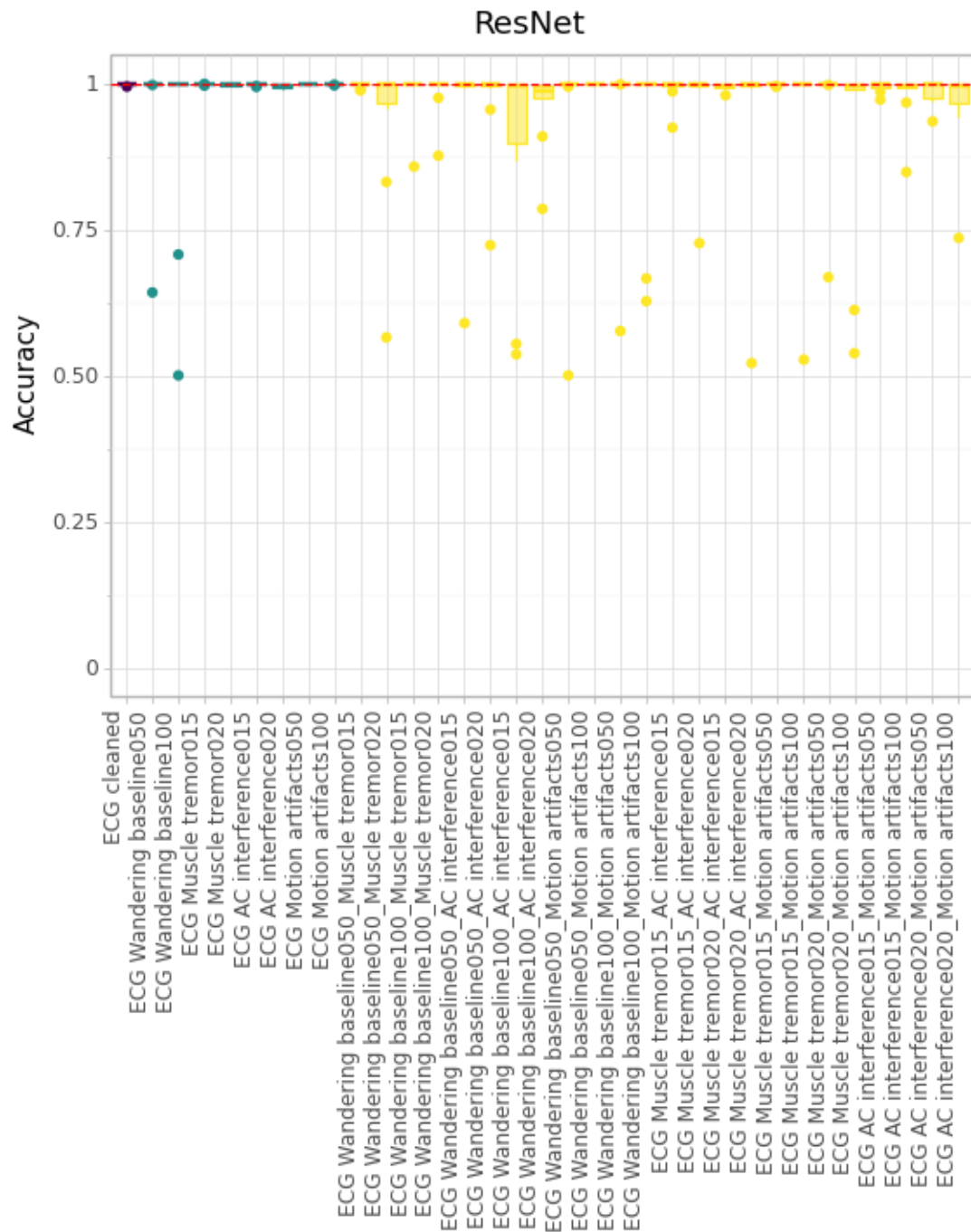
*Win คือ จำนวนครั้งที่ตัวแบบได้อันดับสูงที่สุดในแต่ละชุดข้อมูล และ AVG ranking คือ ค่าเฉลี่ยอันดับ



ภาพที่ 4.1 แผนภูมิกล่องแสดงค่าความถูกต้องของตัวแบบ MLPs
จากการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจเมื่อมีสิ่งแปลกปนแต่ละชุดข้อมูล โดย
เส้นประสีแดง คือ ค่าเฉลี่ยความถูกต้องเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปน



ภาพที่ 4.2 แผนภูมิกล่องแสดงค่าความถูกต้องของตัวแบบ FCNs จากการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจเมื่อมีสิ่งแปลกปนแต่ละชุดข้อมูล โดยเส้นประสีแดง คือ ค่าเฉลี่ยความถูกต้องเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปน



ภาพที่ 4.3 แผนภูมิกล่องแสดงค่าความถูกต้องของตัวแบบ ResNet จากการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจเมื่อมีสิ่งแปลกปนแต่ละชุดข้อมูล โดยเส้นประสีแดง คือ ค่าเฉลี่ยความถูกต้องเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปน

ในการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของตัวแบบในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปน ในส่วนของข้อมูลจำลอง ด้วยวิธีการออสวาติเดชัน โดยเปรียบเทียบ 3 ตัวแบบได้แก่ MLPs, FCNs และ ResNet พบว่าโดยภาพรวมแล้ว ตัวแบบ ResNet มีค่าความถูกต้องสูงสุด รองลงมาเป็นตัวแบบ FCNs และ MLPs มีค่าความถูกต้องต่ำที่สุด

สำหรับตัวแบบ MLPs ค่าความถูกต้องจะลดลงบางกรณีเมื่อข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจมีสิ่งแปลกปน โดยสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline จะลดประสิทธิภาพลงมากที่สุด โดยเมื่อมีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.50 และ 1.00 แล้วจะมีค่าเฉลี่ยความถูกต้องเท่ากับ 0.514 และ 0.506 ตามลำดับ ลดลงจากค่าเฉลี่ยความถูกต้องเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปนซึ่งเท่ากับ 0.690 รองลงมาเป็นสิ่งแปลกปนประเภท Motion artifacts สิ่งแปลกปนประเภท Muscle tremor และ AC interference ส่งผลให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องลดลงเล็กน้อย และส่งผลใกล้เคียงกัน เมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปน 2 ชนิด พบว่าค่าความถูกต้องไม่แตกต่างจากมีสิ่งแปลกปน 1 ชนิด โดยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 1.00 และสิ่งแปลกปนประเภท Muscle tremor ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.15 จะมีค่าเฉลี่ยความถูกต้องต่ำที่สุดเท่ากับ 0.501

สำหรับตัวแบบ FCNs จะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานที่สูงในบางกรณี โดยสิ่งแปลกปนประเภท Motion artifacts จะส่งผลให้ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความถูกต้องสูงสุดเท่ากับ 0.153 และ 0.056 และเมื่อมีสิ่งแปลกปน 2 ชนิดพบว่าจะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสูง โดยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Muscle tremor ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.20 และมีสิ่งแปลกปนประเภท Motion artifacts ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.50 จะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความถูกต้องสูงสุดเท่ากับ 0.212

สำหรับตัวแบบ ResNet ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานที่สูงในบางกรณี โดยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.50 และ 1.00 จะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความถูกต้องเท่ากับ 0.113 และ 0.174 ตามลำดับ เพิ่มขึ้นจาก ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความถูกต้องเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปนซึ่งเท่ากับ 0.001 เมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปน 2 ชนิดพบว่าจะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสูงบางกรณี โดยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 1.00 และมีสิ่งแปลกปนประเภท AC interference ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.15 จะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความถูกต้องสูงสุดเท่ากับ 0.188

4.1.2 ผลการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำ (Precision) ของตัวแบบในการจำแนกประเภท
ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยวิธี MLPs, FCNs และ ResNet

ตารางที่ 4.4 ตารางการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความแม่นยำ

Dataset	Precision		
	MLPs	FCNs	ResNet
	Avg. (std.)	Avg. (std.)	Avg. (std.)
ECG clean	0.6201 (0.0272)	0.9986 (0.0031)	0.9986 (0.0027)
ECG Wandering baseline050	0.6271 (0.2316)	0.9984 (0.0037)	0.9581 (0.1319)
ECG Wandering baseline100	0.5928 (0.1729)	0.9998 (0.0006)	0.8631 (0.3247)
ECG Muscle tremor015	0.5989 (0.0322)	0.9981 (0.0025)	0.9992 (0.0026)
ECG Muscle tremor020	0.6009 (0.0210)	0.9953 (0.0073)	0.9964 (0.0033)
ECG AC interference015	0.5961 (0.0255)	0.9946 (0.0044)	0.9972 (0.0044)
ECG AC interference020	0.6104 (0.0277)	0.9876 (0.0135)	0.9933 (0.0063)
ECG Motion artifacts050	0.5634 (0.0211)	0.8836 (0.3125)	1.0000 (0.0000)
ECG Motion artifacts100	0.5633 (0.0206)	0.9778 (0.0639)	0.9988 (0.0024)
ECG Wandering baseline050_Muscle tremor015	0.6801 (0.1007)	0.9858 (0.0333)	0.9996 (0.0008)
ECG Wandering baseline050_Muscle tremor020	0.6557 (0.1206)	0.9887 (0.0261)	0.9737 (0.0795)
ECG Wandering baseline100_Muscle tremor015	0.4650 (0.3740)	0.9978 (0.0037)	0.9769 (0.0696)
ECG Wandering baseline100_Muscle tremor020	0.6604 (0.3210)	0.9869 (0.0235)	0.9946 (0.0149)
ECG Wandering baseline050_AC interference015	0.6236 (0.0328)	0.9941 (0.0076)	0.9974 (0.0028)
ECG Wandering baseline050_AC interference020	0.6270 (0.0468)	0.9842 (0.0237)	0.9547 (0.1123)
ECG Wandering baseline100_AC interference015	0.5770 (0.3182)	0.9926 (0.0048)	0.9404 (0.1170)
ECG Wandering baseline100_AC interference020	0.5513 (0.2801)	0.9842 (0.0138)	0.9436 (0.0982)
ECG Wandering baseline050_Motion artifacts050	0.6734 (0.1412)	0.9603 (0.125)	0.9488 (0.1577)
ECG Wandering baseline050_Motion artifacts100	0.6331 (0.0815)	0.8987 (0.1885)	0.9996 (0.0008)
ECG Wandering baseline100_Motion artifacts050	0.4297 (0.3177)	0.9732 (0.0634)	0.9996 (0.0013)
ECG Wandering baseline100_Motion artifacts100	0.5237 (0.2148)	0.9928 (0.0149)	0.9573 (0.1351)
ECG Muscle tremor015_AC interference015	0.6081 (0.0279)	0.9964 (0.0043)	0.9980 (0.0034)
ECG Muscle tremor015_AC interference020	0.6157 (0.0398)	0.9814 (0.0302)	0.9610 (0.1115)
ECG Muscle tremor020_AC interference015	0.6053 (0.0255)	0.9923 (0.0067)	0.9924 (0.0106)
ECG Muscle tremor020_AC interference020	0.6147 (0.0348)	0.9688 (0.0704)	0.992 (0.0151)
ECG Muscle tremor015_Motion artifacts050	0.5558 (0.0205)	0.9919 (0.0123)	0.9992 (0.0014)
ECG Muscle tremor015_Motion artifacts100	0.5765 (0.0311)	0.8962 (0.315)	0.9992 (0.0014)

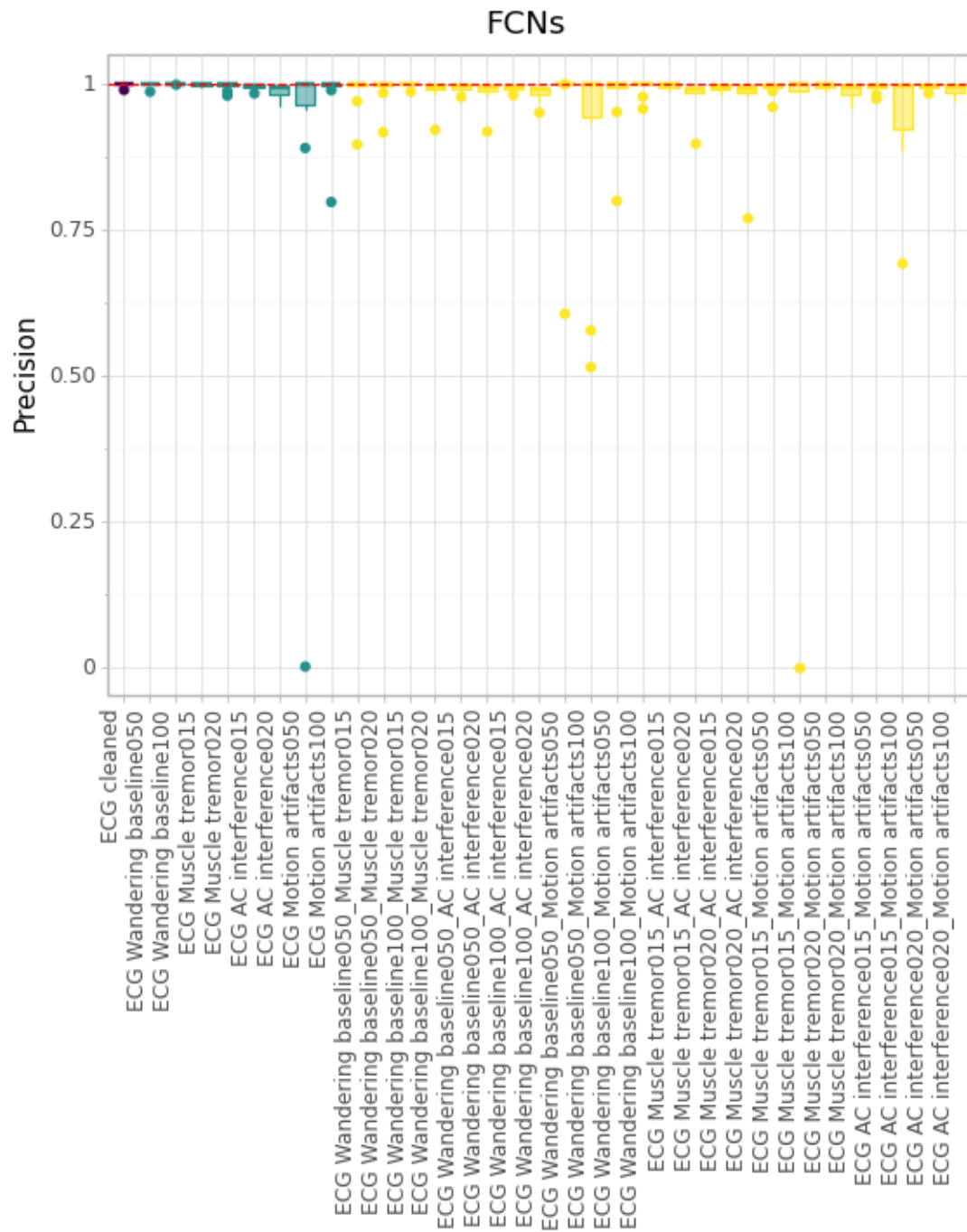
Dataset	Precision		
	MLPs	FCNs	ResNet
	Avg. (std.)	Avg. (std.)	Avg. (std.)
ECG Muscle tremor020_Motion artifacts050	0.5640 (0.0222)	0.9956 (0.0062)	0.9986 (0.0019)
ECG Muscle tremor020_Motion artifacts100	0.5688 (0.0172)	0.9880 (0.0149)	0.9035 (0.1916)
ECG AC interference015_Motion artifacts050	0.5668 (0.0199)	0.9933 (0.0094)	0.9920 (0.0164)
ECG AC interference015_Motion artifacts100	0.5638 (0.0244)	0.9446 (0.0983)	0.9692 (0.0705)
ECG AC interference020_Motion artifacts050	0.5780 (0.0304)	0.9945 (0.0048)	0.9869 (0.024)
ECG AC interference020_Motion artifacts100	0.5682 (0.0247)	0.9889 (0.0113)	0.9873 (0.0236)
Win	0	15	18
AVG ranking	3.0000	1.5455	1.4545

*Win คือ จำนวนครั้งที่ตัวแบบได้อันดับสูงที่สุดในแต่ละชุดข้อมูล และ AVG ranking คือ ค่าเฉลี่ยอันดับ

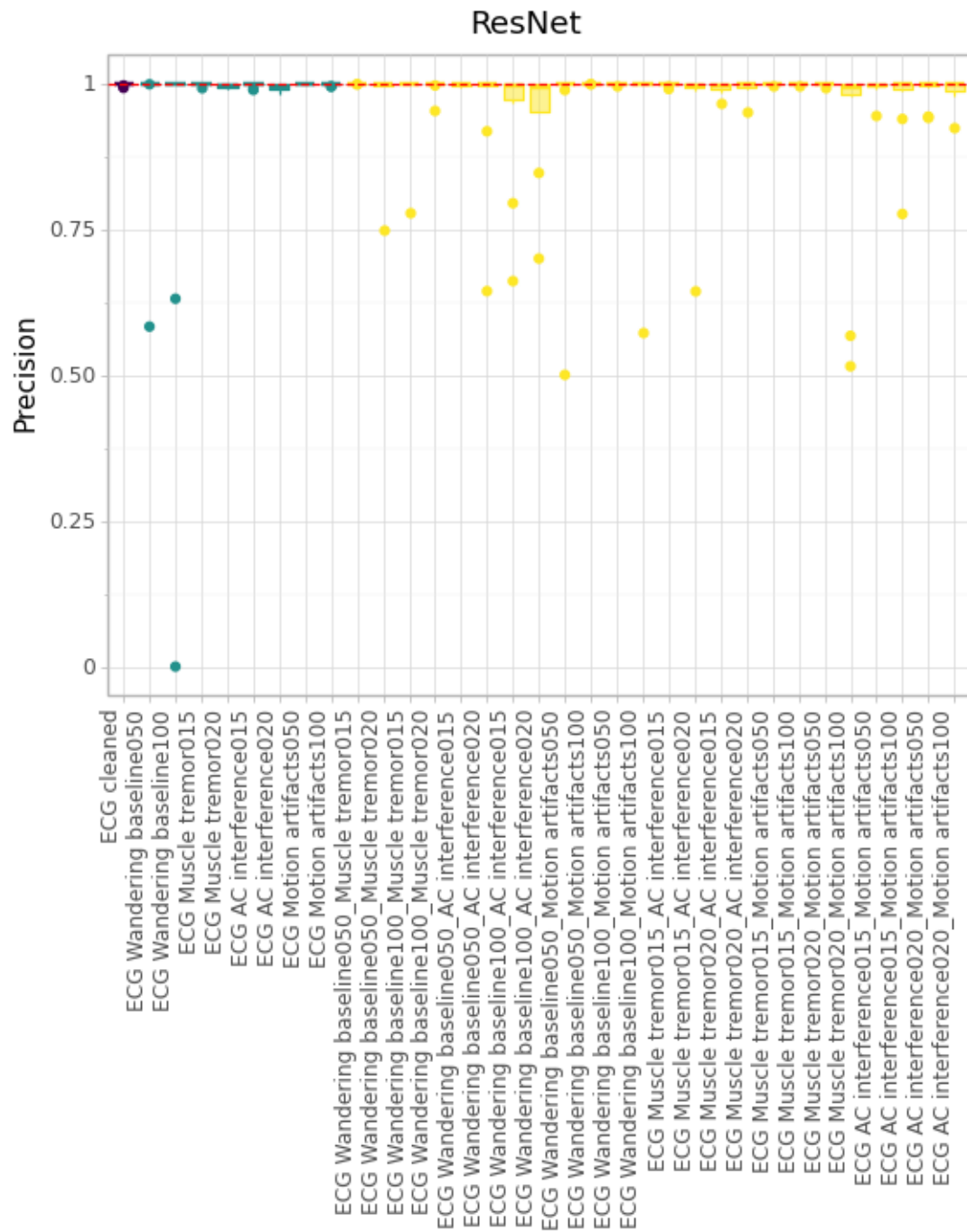




ภาพที่ 4.4 แผนภูมิกล่องแสดงค่าความแม่นยำของตัวแบบ MLPs
จากการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจเมื่อมีสิ่งแปลกปนแต่ละชุดข้อมูล โดย
เส้นประสีแดง คือ ค่าเฉลี่ยความแม่นยำเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปน



ภาพที่ 4.5 แผนภูมิกล่องแสดงค่าความแม่นยำของตัวแบบ FCNs
จากการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจเมื่อมีสิ่งแปลกปนแต่ละชุดข้อมูล โดย
เส้นประสีแดง คือ ค่าเฉลี่ยความแม่นยำเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปน



ภาพที่ 4.6 แผนภูมิกล่องแสดงค่าความแม่นยำของตัวแบบ ResNet จากการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจเมื่อมีสิ่งแปลกปนแต่ละชุดข้อมูล โดยเส้นประสีแดง คือ ค่าเฉลี่ยความแม่นยำเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปน

ในการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำของตัวแบบในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปน ในส่วนของข้อมูลจำลอง ด้วยวิธีครอสวาไลเดชัน โดยเปรียบเทียบ 3 ตัวแบบได้แก่ MLPs, FCNs และ ResNet พบว่าโดยภาพรวมแล้ว ตัวแบบ ResNet มีค่าความถูกต้องสูงที่สุด รองลงมาเป็นตัวแบบ FCNs และ MLPs มีค่าความถูกต้องต่ำที่สุด

สำหรับตัวแบบ MLPs ค่าความแม่นยำจะลดลงบางกรณีเมื่อข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจมีสิ่งแปลกปน โดยสิ่งแปลกปนประเภท Motion artifacts จะลดประสิทธิภาพลงมากที่สุด โดยมีค่าเฉลี่ยความแม่นยำเท่ากับ 0.563 ลดลงจากค่าเฉลี่ยความแม่นยำเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปนซึ่งเท่ากับ 0.620 สำหรับสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline พบว่าจะส่งผลให้ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสูง โดยมีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.50 และ 1.00 แล้วจะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 0.232 และ 0.173 ตามลำดับ เพิ่มขึ้นจากค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปน ซึ่งเท่ากับ 0.027 สิ่งแปลกปนประเภท Muscle tremor และ AC interference จะส่งผลให้ค่าเฉลี่ยความแม่นยำลดลงเล็กน้อยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปน 2 ชนิด พบว่า มีบางกรณีที่ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสูงกว่าข้อมูลที่มีสิ่งแปลกปน 1 ชนิด โดยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 1.00 ละสิ่งแปลกปนประเภท Muscle tremor ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.15 แล้วจะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความแม่นยำสูงที่สุดเท่ากับ 0.374

สำหรับตัวแบบ FCNs ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความแม่นยำจะสูงในบางกรณี โดยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Motion artifacts ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.50 แล้วจะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสูงที่สุดเท่ากับ 0.312 เพิ่มขึ้นจากค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปนซึ่งเท่ากับ 0.003 เมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปน 2 ชนิดพบว่าค่าความแม่นยำไม่แตกต่างจากข้อมูลที่มีสิ่งแปลกปน 1 ชนิด มีบางกรณีที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสูง โดยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Muscle tremor ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.15 และมีสิ่งแปลกปนประเภท Motion artifacts ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 1.00 แล้วจะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสูงที่สุดเท่ากับ 0.315

สำหรับตัวแบบ ResNet ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความแม่นยำจะสูงในบางกรณี โดยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 1.00 จะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสูงที่สุดเท่ากับ 0.325 เพิ่มขึ้นจากค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปนซึ่งเท่ากับ 0.003 เมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปน 2 ชนิดพบว่าค่าความแม่นยำไม่แตกต่างจากข้อมูลที่มีสิ่งแปลกปน 1 ชนิด

4.1.3 ผลการเปรียบเทียบค่าความครบถ้วน (Recall) ของตัวแบบในการจำแนกประเภท

ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยวิธี MLPs, FCNs และ ResNet

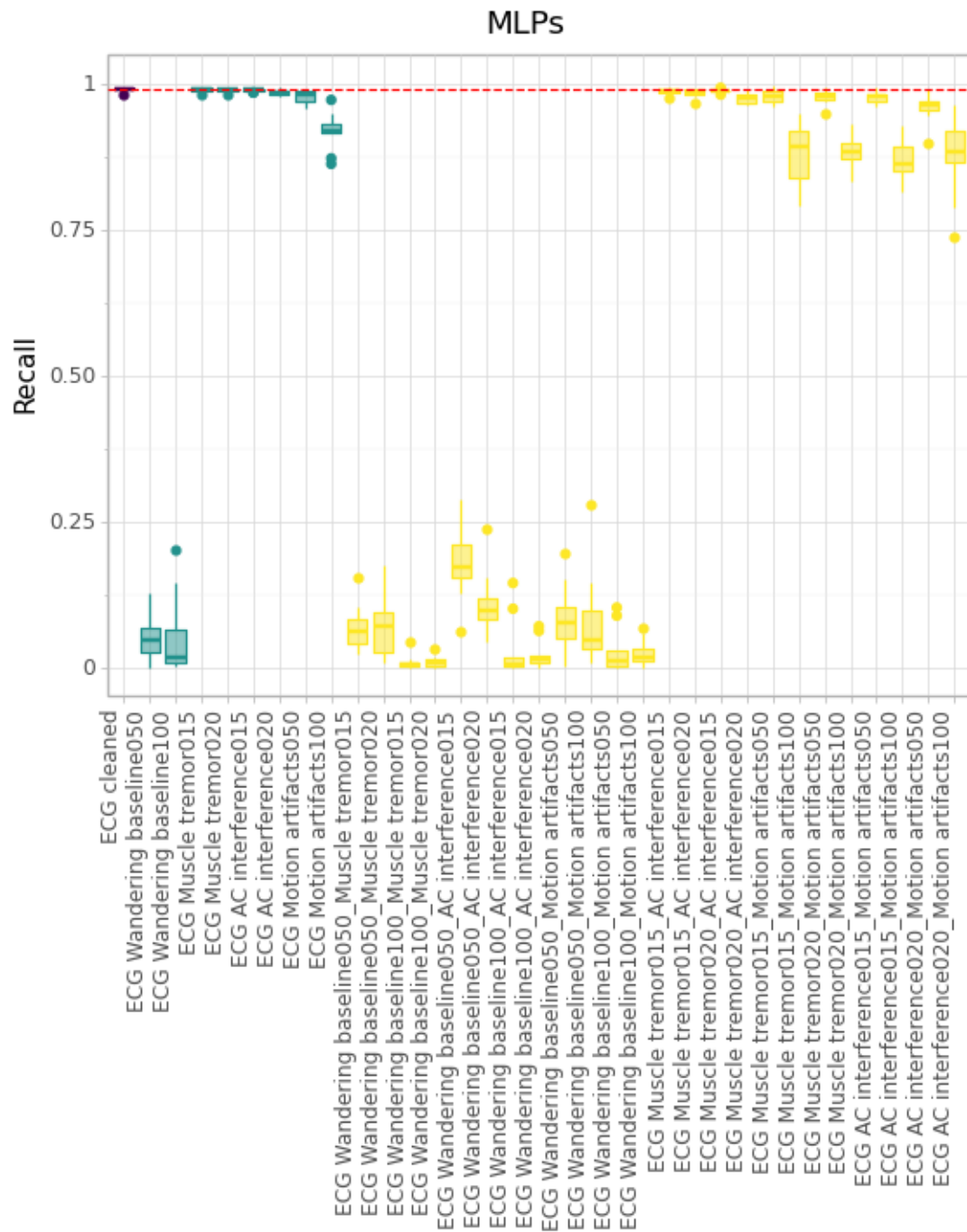
ตารางที่ 4.5 ตารางการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความครบถ้วน

Dataset	Recall		
	MLPs	FCNs	ResNet
	Avg. (std.)	Avg. (std.)	Avg. (std.)
ECG clean	0.9896 (0.003)	0.9988 (0.0022)	0.9998 (0.0006)
ECG Wandering baseline050	0.0512 (0.0390)	1.0000 (0.0000)	0.9994 (0.0014)
ECG Wandering baseline100	0.0506 (0.0691)	1.0000 (0.0000)	0.8998 (0.3162)
ECG Muscle tremor015	0.9894 (0.0039)	0.9845 (0.0442)	0.9998 (0.0006)
ECG Muscle tremor020	0.9882 (0.0031)	0.9994 (0.0010)	0.9998 (0.0006)
ECG AC interference015	0.9888 (0.0028)	0.9988 (0.0022)	0.9996 (0.0008)
ECG AC interference020	0.9844 (0.0045)	0.9965 (0.0044)	0.9992 (0.0014)
ECG Motion artifacts050	0.9785 (0.0112)	0.8980 (0.3156)	1.0000 (0.0000)
ECG Motion artifacts100	0.9183 (0.0324)	0.9716 (0.0886)	1.0000 (0.0000)
ECG Wandering baseline050_Muscle tremor015	0.0680 (0.0392)	0.9110 (0.2597)	0.9948 (0.0096)
ECG Wandering baseline050_Muscle tremor020	0.0694 (0.0513)	0.9930 (0.0208)	0.9046 (0.2734)
ECG Wandering baseline100_Muscle tremor015	0.0084 (0.0126)	0.9984 (0.0051)	1.0000 (0.0000)
ECG Wandering baseline100_Muscle tremor020	0.0098 (0.0097)	1.0000 (0.0000)	0.9752 (0.0784)
ECG Wandering baseline050_AC interference015	0.1800 (0.0647)	0.8970 (0.2586)	0.9164 (0.2581)
ECG Wandering baseline050_AC interference020	0.1062 (0.0561)	0.9996 (0.0013)	0.9982 (0.0033)
ECG Wandering baseline100_AC interference015	0.0290 (0.0504)	0.9346 (0.1932)	0.8246 (0.3673)
ECG Wandering baseline100_AC interference020	0.0222 (0.0239)	0.9990 (0.0032)	0.9944 (0.0077)
ECG Wandering baseline050_Motion artifacts050	0.0828 (0.0577)	1.0000 (0.0000)	0.9994 (0.0014)
ECG Wandering baseline050_Motion artifacts100	0.0792 (0.0817)	0.9996 (0.0013)	0.9996 (0.0008)
ECG Wandering baseline100_Motion artifacts050	0.0270 (0.0374)	0.9296 (0.2076)	0.9152 (0.2682)
ECG Wandering baseline100_Motion artifacts100	0.0236 (0.0227)	0.9996 (0.0008)	0.9330 (0.2112)
ECG Muscle tremor015_AC interference015	0.9863 (0.0055)	0.9958 (0.0062)	0.9822 (0.0470)
ECG Muscle tremor015_AC interference020	0.9837 (0.0071)	0.9986 (0.0019)	0.9984 (0.0022)
ECG Muscle tremor020_AC interference015	0.9866 (0.0032)	0.9990 (0.0024)	0.9973 (0.0045)
ECG Muscle tremor020_AC interference020	0.9743 (0.0091)	0.8992 (0.3090)	0.9023 (0.3036)
ECG Muscle tremor015_Motion artifacts050	0.9786 (0.0119)	0.9994 (0.0010)	0.9982 (0.0038)
ECG Muscle tremor015_Motion artifacts100	0.8772 (0.0534)	0.8624 (0.3230)	0.9033 (0.3024)

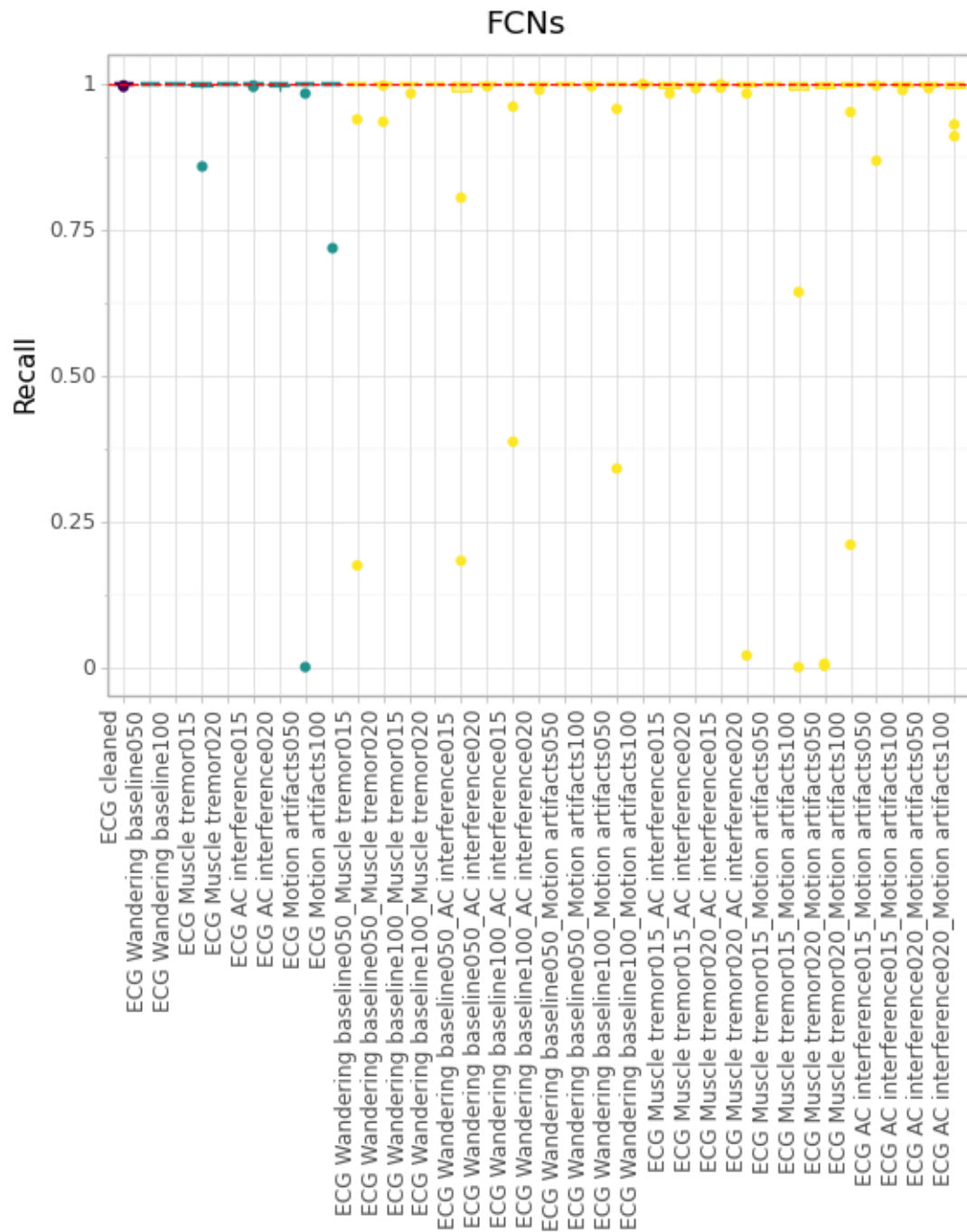
Dataset	Recall			
	MLPs	FCNs	ResNet	
	Avg. (std.)	Avg. (std.)	Avg. (std.)	
ECG Muscle tremor020_Motion artifacts050	0.9764 (0.0125)	0.7994 (0.4193)	0.9344 (0.2066)	
ECG Muscle tremor020_Motion artifacts100	0.8821 (0.0302)	0.9152 (0.2484)	0.9996 (0.0013)	
ECG AC interference015_Motion artifacts050	0.9763 (0.0092)	0.9861 (0.0418)	0.9952 (0.0091)	
ECG AC interference015_Motion artifacts100	0.8678 (0.0340)	0.9976 (0.0031)	0.9972 (0.0044)	
ECG AC interference020_Motion artifacts050	0.9585 (0.0245)	0.9976 (0.0024)	0.9868 (0.0389)	
ECG AC interference020_Motion artifacts100	0.8756 (0.0687)	0.9825 (0.0337)	0.9374 (0.1628)	
	Win	2	18	14
	AVG ranking	2.7576	1.6061	1.6061

*Win คือ จำนวนครั้งที่ตัวแบบได้อันดับสูงที่สุดในแต่ละชุดข้อมูล และ AVG ranking คือ ค่าเฉลี่ยอันดับ

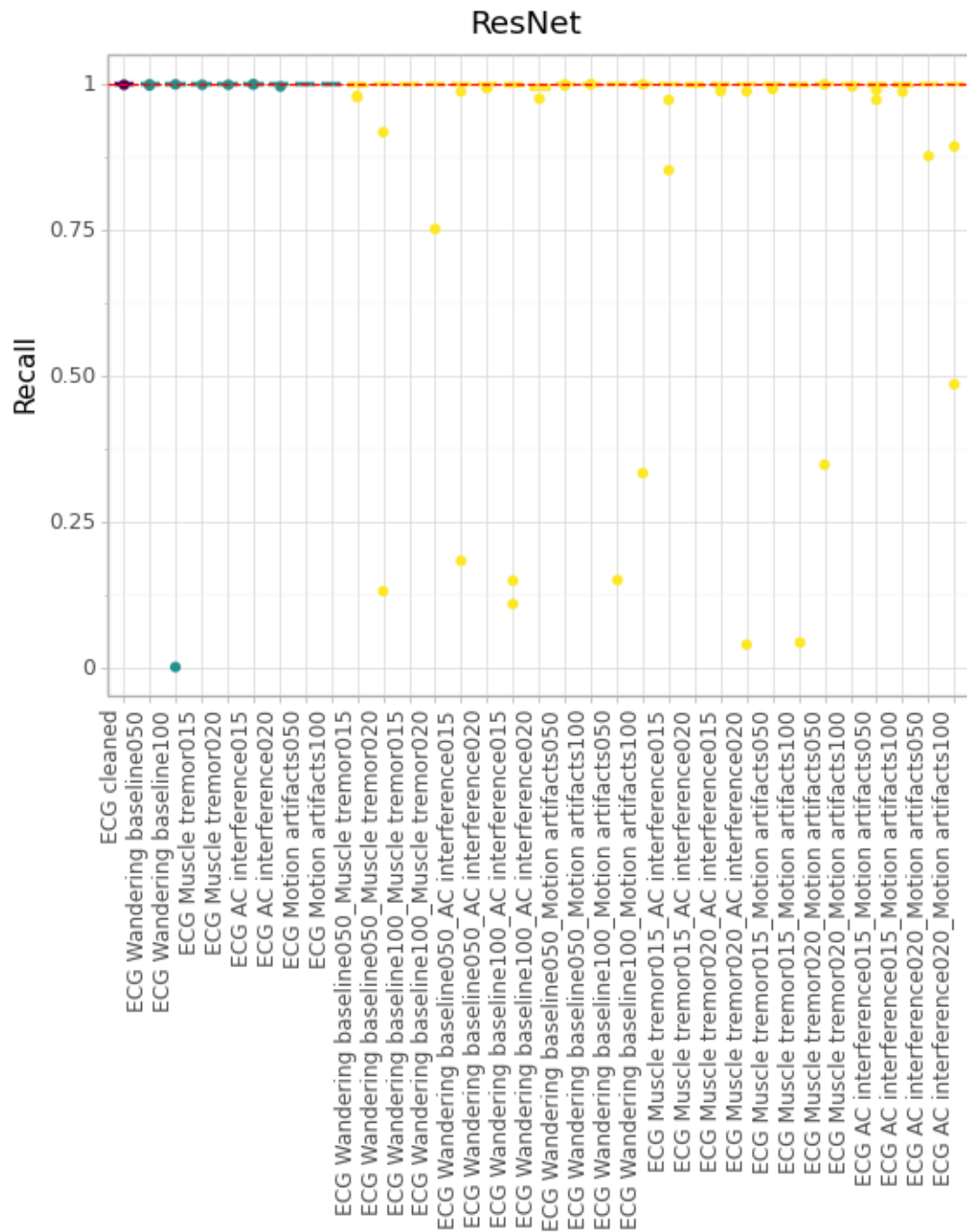




ภาพที่ 4.7 แผนภูมิกล่องแสดงค่าความครบถ้วนของตัวแบบ MLPs จากการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจเมื่อมีสิ่งแปลกปนแต่ละชุดข้อมูล โดยเส้นประสีแดง คือ ค่าเฉลี่ยความครบถ้วนเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปน



ภาพที่ 4.8 แผนภูมิกล่องแสดงค่าความครบถ้วนของตัวแบบ FCNs จากการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจเมื่อมีสิ่งแปลกปนแต่ละชุดข้อมูล โดยเส้นประสีแดง คือ ค่าเฉลี่ยความครบถ้วนเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปน



ภาพที่ 4.9 แผนภูมิกล่องแสดงค่าความครบถ้วนของตัวแบบ ResNet จากการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจเมื่อมีสิ่งแปลกปนแต่ละชุดข้อมูล โดยเส้นประสีแดง คือ ค่าเฉลี่ยความครบถ้วนเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปน

ในการเปรียบเทียบค่าความครบถ้วนของตัวแบบในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปน ในส่วนของข้อมูลจำลอง ด้วยวิธีครอสวาไลเดชัน โดยเปรียบเทียบ 3 ตัวแบบได้แก่ MLPs, FCNs และ ResNet พบว่าโดยภาพรวมแล้ว ตัวแบบ ResNet และ FCNs มีค่าความครบถ้วนสูงเท่ากัน และ MLPs มีค่าความครบถ้วนต่ำที่สุด

สำหรับตัวแบบ MLPs ค่าความครบถ้วนจะลดลงบางกรณีเมื่อข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจมีสิ่งแปลกปน โดยสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline จะลดประสิทธิภาพลงมากที่สุด โดยมีค่าเฉลี่ยความครบถ้วนเท่ากับ 0.051 ลดลงจากค่าเฉลี่ยความครบถ้วนเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปนซึ่งเท่ากับ 0.990 เมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปน 2 ชนิด พบว่ามีบางกรณีที่ค่าเฉลี่ยความครบถ้วนต่ำกว่าข้อมูลที่มีสิ่งแปลกปน 1 ชนิด โดยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 1.00 และสิ่งแปลกปนประเภท Muscle tremor ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.15 จะมีค่าเฉลี่ยความครบถ้วนต่ำที่สุดเท่ากับ 0.008

สำหรับตัวแบบ FCNs ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความครบถ้วนสูงในบางกรณี โดยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Motion artifacts ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.50 แล้วจะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 0.316 เพิ่มขึ้นจากค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปนซึ่งเท่ากับ 0.002 เมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปน 2 ชนิด พบว่าค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสูงกว่าข้อมูลที่มีสิ่งแปลกปน 1 ชนิด ในบางกรณี โดยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Muscle tremor ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.20 และสิ่งแปลกปนประเภท Motion artifacts ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.50 จะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสูงที่สุดเท่ากับ 0.419

สำหรับตัวแบบ ResNet ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความครบถ้วนสูงในบางกรณี โดยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 1.00 จะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 0.316 เพิ่มขึ้นจากค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปนซึ่งเท่ากับ 0.001 เมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปน 2 ชนิด พบว่าค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสูงกว่าข้อมูลที่มีสิ่งแปลกปน 1 ชนิด ในบางกรณี โดยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 1.00 และสิ่งแปลกปนประเภท AC interference ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.15 จะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสูงที่สุดเท่ากับ 0.367

4.2 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจของตัวแบบ MLPs, FCNs และ ResNet ในส่วนของข้อมูลจริงจากฐานข้อมูล MIT-BIH Arrythmia

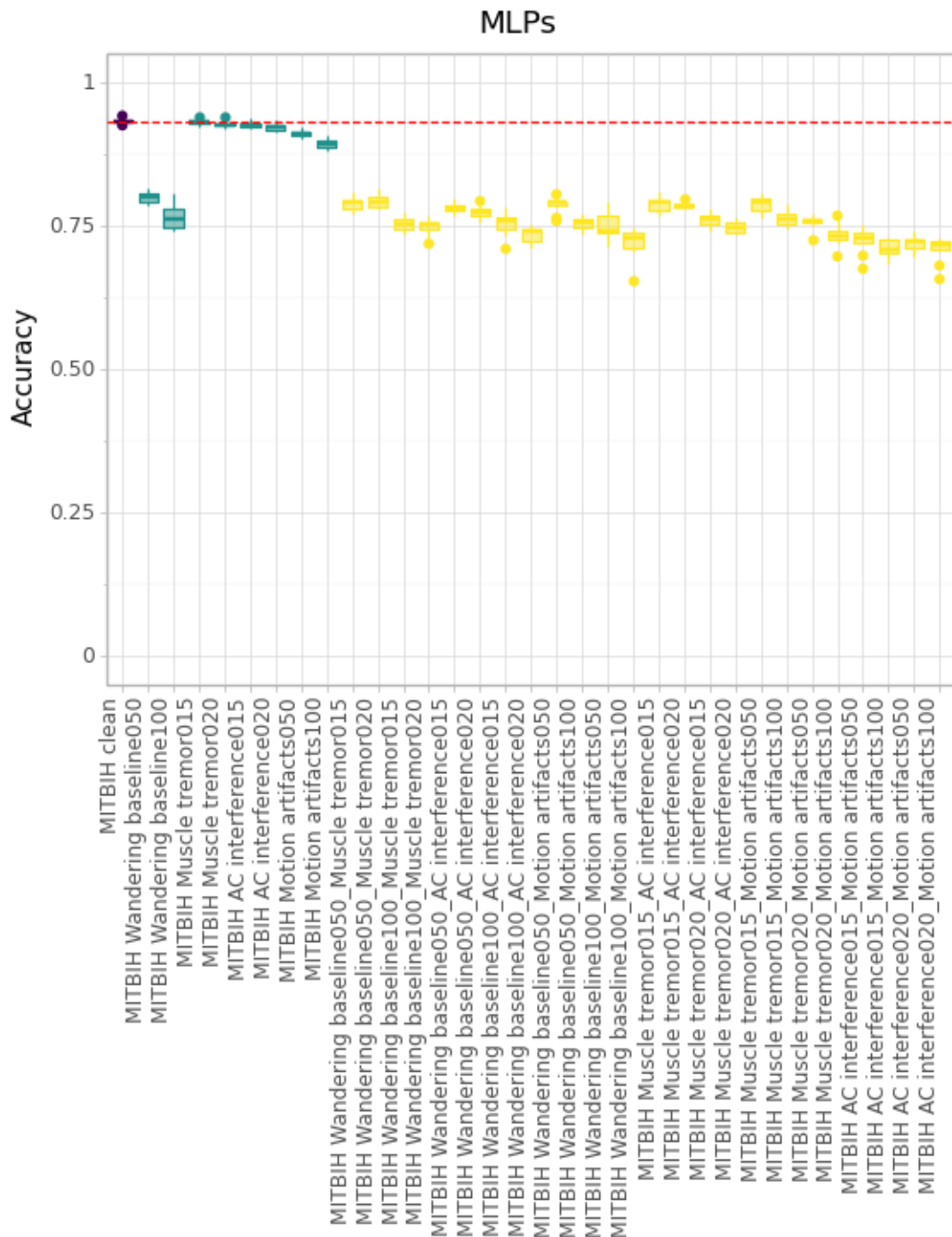
4.2.1 ผลการเปรียบเทียบค่าความถูกต้อง (Accuracy) ของตัวแบบในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยวิธี MLPs, FCNs และ ResNet

ตารางที่ 4.6 ตารางการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความถูกต้อง

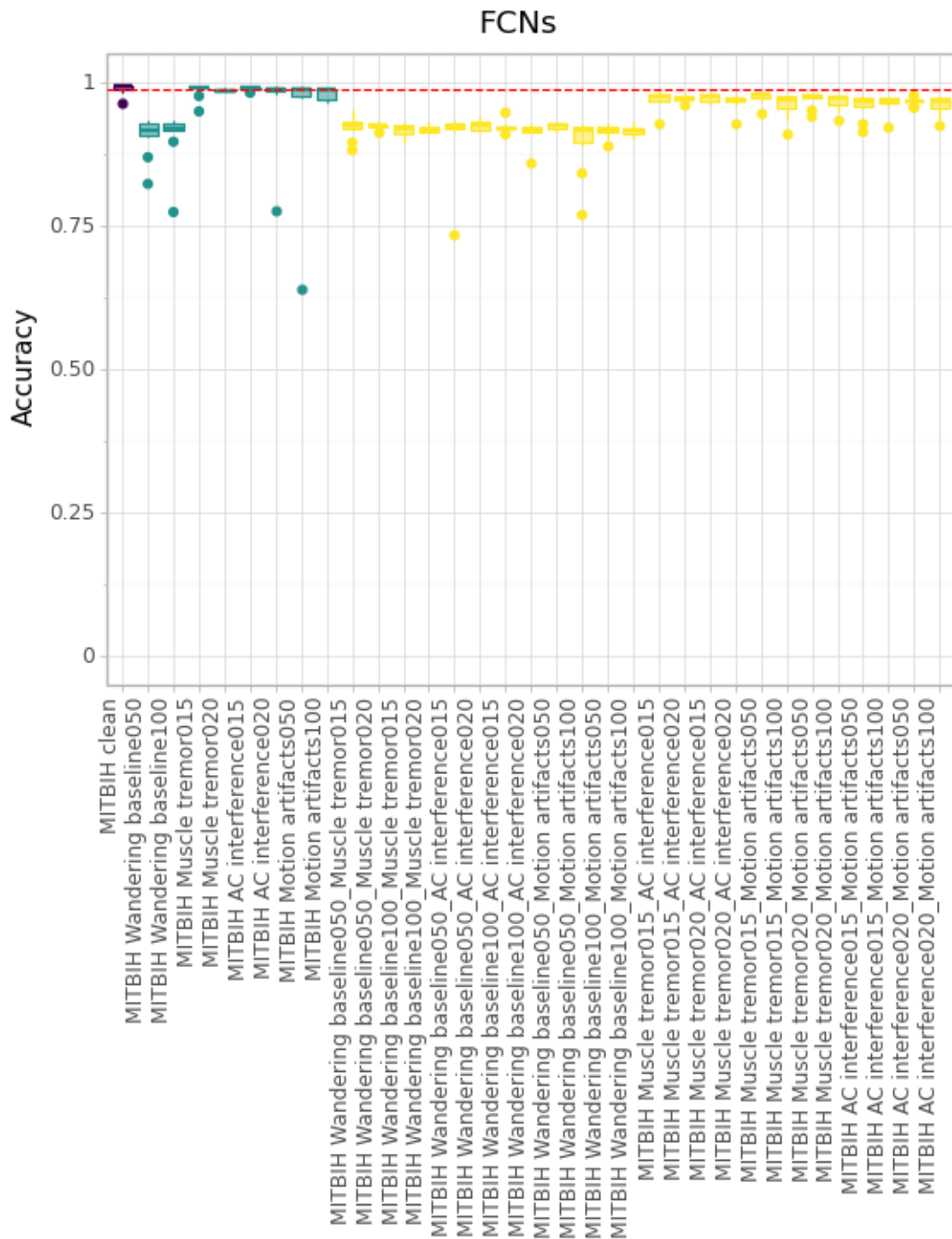
Dataset	Accuracy		
	MLPs	FCNs	ResNet
	Avg. (std.)	Avg. (std.)	Avg. (std.)
MITBIH clean	0.9321 (0.0046)	0.9890 (0.0100)	0.9944 (0.0040)
MITBIH Wandering baseline050	0.8005 (0.0100)	0.9071 (0.0350)	0.9145 (0.0206)
MITBIH Wandering baseline100	0.7663 (0.0221)	0.9073 (0.0479)	0.9017 (0.0566)
MITBIH Muscle tremor015	0.9305 (0.0051)	0.9861 (0.0136)	0.9918 (0.0074)
MITBIH Muscle tremor020	0.9280 (0.0056)	0.9874 (0.0024)	0.9955 (0.0023)
MITBIH AC interference015	0.9268 (0.0049)	0.9890 (0.0034)	0.9946 (0.0045)
MITBIH AC interference020	0.9221 (0.0066)	0.9671 (0.0671)	0.9872 (0.0217)
MITBIH Motion artifacts050	0.9110 (0.0068)	0.9513 (0.1092)	0.9951 (0.0037)
MITBIH Motion artifacts100	0.8932 (0.0091)	0.9811 (0.0109)	0.9951 (0.004)
MITBIH Wandering baseline050_Muscle tremor015	0.7893 (0.0131)	0.9211 (0.0198)	0.9308 (0.0144)
MITBIH Wandering baseline050_Muscle tremor020	0.7932 (0.0120)	0.9242 (0.0050)	0.9303 (0.0068)
MITBIH Wandering baseline100_Muscle tremor015	0.7538 (0.0127)	0.9175 (0.0117)	0.9230 (0.0168)
MITBIH Wandering baseline100_Muscle tremor020	0.7487 (0.0150)	0.9192 (0.0071)	0.9079 (0.0388)
MITBIH Wandering baseline050_AC interference015	0.7811 (0.0091)	0.9060 (0.0608)	0.9243 (0.0643)
MITBIH Wandering baseline050_AC interference020	0.7743 (0.0113)	0.9263 (0.0099)	0.9212 (0.0326)
MITBIH Wandering baseline100_AC interference015	0.7548 (0.0210)	0.9224 (0.0103)	0.9260 (0.0163)
MITBIH Wandering baseline100_AC interference020	0.7347 (0.0139)	0.9131 (0.0193)	0.9342 (0.0110)
MITBIH Wandering baseline050_Motion artifacts050	0.7871 (0.0149)	0.9246 (0.0057)	0.9299 (0.0118)
MITBIH Wandering baseline050_Motion artifacts100	0.7543 (0.0120)	0.8955 (0.0516)	0.9300 (0.0186)
MITBIH Wandering baseline100_Motion artifacts050	0.7490 (0.0237)	0.9151 (0.0122)	0.9288 (0.0215)
MITBIH Wandering baseline100_Motion artifacts100	0.7209 (0.0271)	0.9172 (0.0086)	0.9294 (0.0137)
MITBIH Muscle tremor015_AC interference015	0.7882 (0.0150)	0.9714 (0.0160)	0.9893 (0.0111)
MITBIH Muscle tremor015_AC interference020	0.7860 (0.0058)	0.9721 (0.0062)	0.9851 (0.0158)
MITBIH Muscle tremor020_AC interference015	0.7614 (0.0119)	0.9733 (0.0076)	0.9872 (0.0080)
MITBIH Muscle tremor020_AC interference020	0.7483 (0.0106)	0.9666 (0.0146)	0.9930 (0.0034)

Dataset	Accuracy		
	MLPs	FCNs	ResNet
	Avg. (std.)	Avg. (std.)	Avg. (std.)
MITBIH Muscle tremor015_Motion artifacts050	0.7878 (0.0147)	0.9745 (0.0109)	0.9937 (0.0027)
MITBIH Muscle tremor015_Motion artifacts100	0.7634 (0.0133)	0.9616 (0.0219)	0.9869 (0.0157)
MITBIH Muscle tremor020_Motion artifacts050	0.7575 (0.0124)	0.9705 (0.0134)	0.9870 (0.0158)
MITBIH Muscle tremor020_Motion artifacts100	0.7351 (0.0205)	0.9670 (0.0143)	0.9818 (0.0182)
MITBIH AC interference015_Motion artifacts050	0.7254 (0.0234)	0.9595 (0.0217)	0.9915 (0.0048)
MITBIH AC interference015_Motion artifacts100	0.7113 (0.0151)	0.9641 (0.0151)	0.9642 (0.0320)
MITBIH AC interference020_Motion artifacts050	0.7199 (0.0146)	0.9663 (0.0058)	0.9917 (0.0034)
MITBIH AC interference020_Motion artifacts100	0.7095 (0.0230)	0.9612 (0.0173)	0.9837 (0.0218)
Win	0	3	30
AVG ranking	3.0000	1.9091	1.0909

*Win คือ จำนวนครั้งที่ตัวแบบได้อันดับสูงที่สุดในแต่ละชุดข้อมูล และ AVG ranking คือ ค่าเฉลี่ยอันดับ



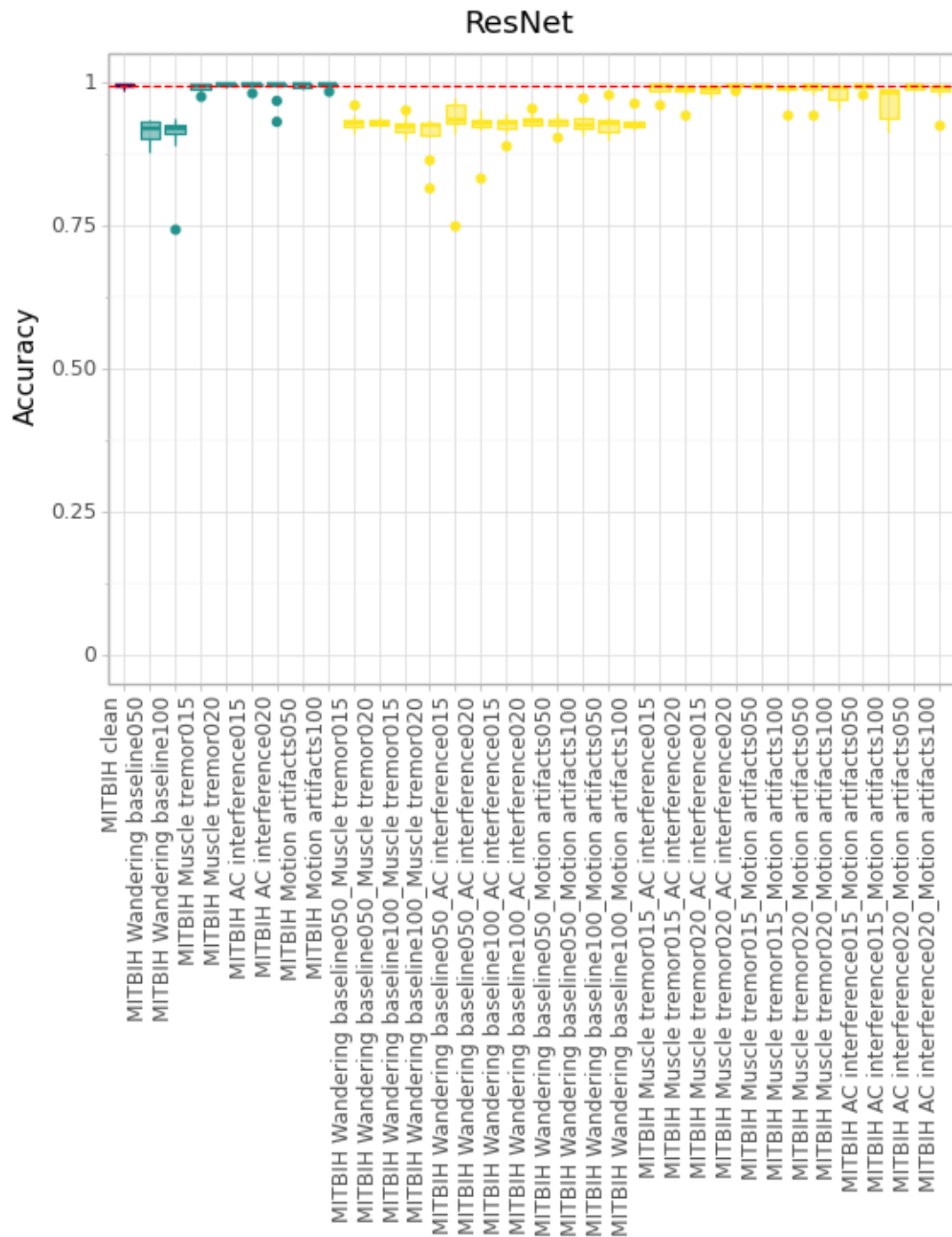
ภาพที่ 4.10 แผนภูมิกล่องแสดงค่าความถูกต้องของตัวแบบ MLPs จากการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจเมื่อมีสิ่งแปลกปนแต่ละชุดข้อมูล ในส่วนของข้อมูลจริง โดย เส้นประสีแดง คือ ค่าเฉลี่ยความครบถ้วนเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปน



ภาพที่ 4.11 แผนภูมิกล่องแสดงค่าความถูกต้องของตัวแบบ FCNs

จากการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจเมื่อมีสิ่งแปลกปนแต่ละชุดข้อมูล ในส่วนของข้อมูลจริง

โดยเส้นประสีแดง คือ ค่าเฉลี่ยความครบถ้วนเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปน



ภาพที่ 4.12 แผนภูมิกล่องแสดงค่าความถูกต้องของตัวแบบ ResNet

จากการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจเมื่อมีสิ่งแปลกปนแต่ละชุดข้อมูล ในส่วนของข้อมูลจริง

โดยเส้นประสีแดง คือ ค่าเฉลี่ยความครบถ้วนเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปน

ในการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องของตัวแบบในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปน ในส่วนของข้อมูลจริง ด้วยวิธีครอสวาไลเดชัน โดยเปรียบเทียบ 3 ตัวแบบได้แก่ MLPs, FCNs และ ResNet พบว่าโดยภาพรวมแล้ว ตัวแบบ ResNet มีค่าความถูกต้องสูงสุด รองลงมาเป็นตัวแบบ FCNs และ MLPs มีค่าความถูกต้องต่ำที่สุด

สำหรับตัวแบบ MLPs ค่าความถูกต้องจะลดลงบางกรณีเมื่อข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจมีสิ่งแปลกปน โดยสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline จะลดประสิทธิภาพมากที่สุด โดยเมื่อมีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.50 และ 1.00 แล้วจะมีค่าเฉลี่ยความถูกต้องเท่ากับ 0.800 และ 0.766 ตามลำดับ ลดลงจากค่าเฉลี่ยความถูกต้องเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปนซึ่งเท่ากับ 0.932 รองลงมาเป็นสิ่งแปลกปนประเภท Motion artifacts สิ่งแปลกปนประเภท Muscle tremor และ AC interference ส่งผลให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องลดลงเล็กน้อย เมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปน 2 ชนิด พบว่ามีบางกรณีที่มีค่าเฉลี่ยความถูกต้องต่ำกว่ามีสิ่งแปลกปน 1 ชนิด โดยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท AC interference ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.20 และสิ่งแปลกปนประเภท Motion artifacts ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 1.00 จะมีค่าเฉลี่ยความถูกต้องต่ำที่สุดเท่ากับ 0.710

สำหรับตัวแบบ FCNs ค่าความถูกต้องจะลดลงบางกรณีเมื่อข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจมีสิ่งแปลกปน โดยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline จะลดประสิทธิภาพมากที่สุด มีค่าเฉลี่ยความถูกต้องเท่ากับ 0.907 ลดลงจากค่าเฉลี่ยความถูกต้องเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปนซึ่งเท่ากับ 0.989 นอกจากนี้พบว่า มีบางกรณีที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสูง โดยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Motion artifacts ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.50 จะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสูงที่สุดเท่ากับ 0.109 เพิ่มขึ้นจากค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปน ซึ่งเท่ากับ 0.010 เมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปน 2 ชนิด ไม่พบว่ามีค่าความแตกต่างจากข้อมูลมีสิ่งแปลกปน 1 ชนิด

สำหรับตัวแบบ ResNet ค่าความถูกต้องจะลดลงบางกรณีเมื่อข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจมีสิ่งแปลกปน โดยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline จะลดประสิทธิภาพมากที่สุด โดยเมื่อมีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.50 และ 1.00 แล้วจะมีค่าเฉลี่ยความถูกต้องเท่ากับ 0.914 และ 0.902 ตามลำดับ ลดลงจากค่าเฉลี่ยความถูกต้องเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปนซึ่งเท่ากับ 0.994 เมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปน 2 ชนิด ไม่พบว่ามีค่าความแตกต่างจากข้อมูลที่มีสิ่งแปลกปน 1 ชนิด

4.2.2 ผลการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำ (Precision) ของตัวแบบในการจำแนกประเภท
ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยวิธี MLPs, FCNs และ ResNet

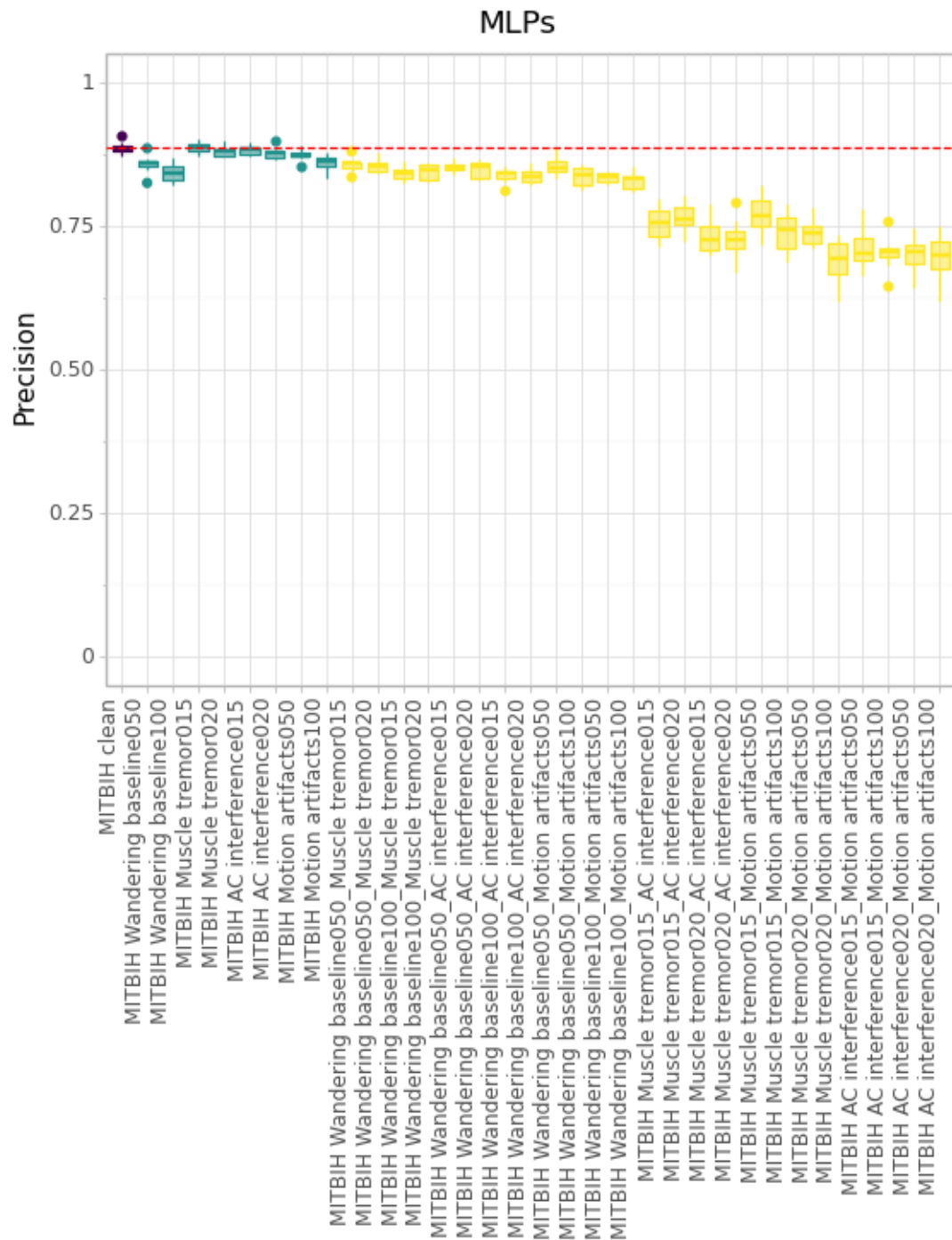
ตารางที่ 4.7 ตารางการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความแม่นยำ

Dataset	Precision		
	MLPs	FCNs	ResNet
	Avg. (std.)	Avg. (std.)	Avg. (std.)
MITBIH clean	0.8863 (0.0096)	0.9908 (0.0114)	0.9915 (0.0090)
MITBIH Wandering baseline050	0.8586 (0.0153)	0.9592 (0.0679)	0.9941 (0.0094)
MITBIH Wandering baseline100	0.8436 (0.0168)	0.9901 (0.0103)	0.9923 (0.0078)
MITBIH Muscle tremor015	0.8865 (0.0093)	0.9844 (0.0277)	0.9915 (0.0136)
MITBIH Muscle tremor020	0.8814 (0.0093)	0.9835 (0.0087)	0.9963 (0.0017)
MITBIH AC interference015	0.8832 (0.0085)	0.9904 (0.0048)	0.9958 (0.0017)
MITBIH AC interference020	0.8779 (0.0099)	0.9889 (0.0097)	0.9896 (0.0191)
MITBIH Motion artifacts050	0.8742 (0.0102)	0.9406 (0.1329)	0.9925 (0.0076)
MITBIH Motion artifacts100	0.8611 (0.0137)	0.9822 (0.0222)	0.9926 (0.0092)
MITBIH Wandering baseline050_Muscle tremor015	0.8572 (0.0120)	0.9765 (0.0297)	0.9952 (0.0039)
MITBIH Wandering baseline050_Muscle tremor020	0.8556 (0.0114)	0.9896 (0.0074)	0.9929 (0.0070)
MITBIH Wandering baseline100_Muscle tremor015	0.8433 (0.0127)	0.9787 (0.0161)	0.9872 (0.0257)
MITBIH Wandering baseline100_Muscle tremor020	0.8448 (0.0135)	0.9810 (0.0124)	0.9935 (0.0082)
MITBIH Wandering baseline050_AC interference015	0.8525 (0.0094)	0.9505 (0.1102)	0.9610 (0.1065)
MITBIH Wandering baseline050_AC interference020	0.8484 (0.0143)	0.9797 (0.0151)	0.9957 (0.0028)
MITBIH Wandering baseline100_AC interference015	0.8395 (0.0126)	0.9761 (0.0119)	0.9719 (0.0576)
MITBIH Wandering baseline100_AC interference020	0.8381 (0.0131)	0.9838 (0.0158)	0.9915 (0.0053)
MITBIH Wandering baseline050_Motion artifacts050	0.8550 (0.0158)	0.9930 (0.0031)	0.9779 (0.0310)
MITBIH Wandering baseline050_Motion artifacts100	0.8362 (0.0175)	0.9870 (0.0082)	0.9885 (0.0124)
MITBIH Wandering baseline100_Motion artifacts050	0.8354 (0.0093)	0.9846 (0.0167)	0.9847 (0.0177)
MITBIH Wandering baseline100_Motion artifacts100	0.8291 (0.0144)	0.9728 (0.0184)	0.9842 (0.0204)
MITBIH Muscle tremor015_AC interference015	0.7556 (0.0275)	0.9572 (0.0351)	0.9824 (0.0215)
MITBIH Muscle tremor015_AC interference020	0.7661 (0.0231)	0.9683 (0.0189)	0.9725 (0.0311)
MITBIH Muscle tremor020_AC interference015	0.7333 (0.0318)	0.9675 (0.0195)	0.9840 (0.0111)
MITBIH Muscle tremor020_AC interference020	0.7259 (0.0355)	0.9610 (0.0350)	0.9939 (0.0049)
MITBIH Muscle tremor015_Motion artifacts050	0.7694 (0.0353)	0.9772 (0.0138)	0.9931 (0.0047)
MITBIH Muscle tremor015_Motion artifacts100	0.7380 (0.0355)	0.9630 (0.0442)	0.9799 (0.0316)

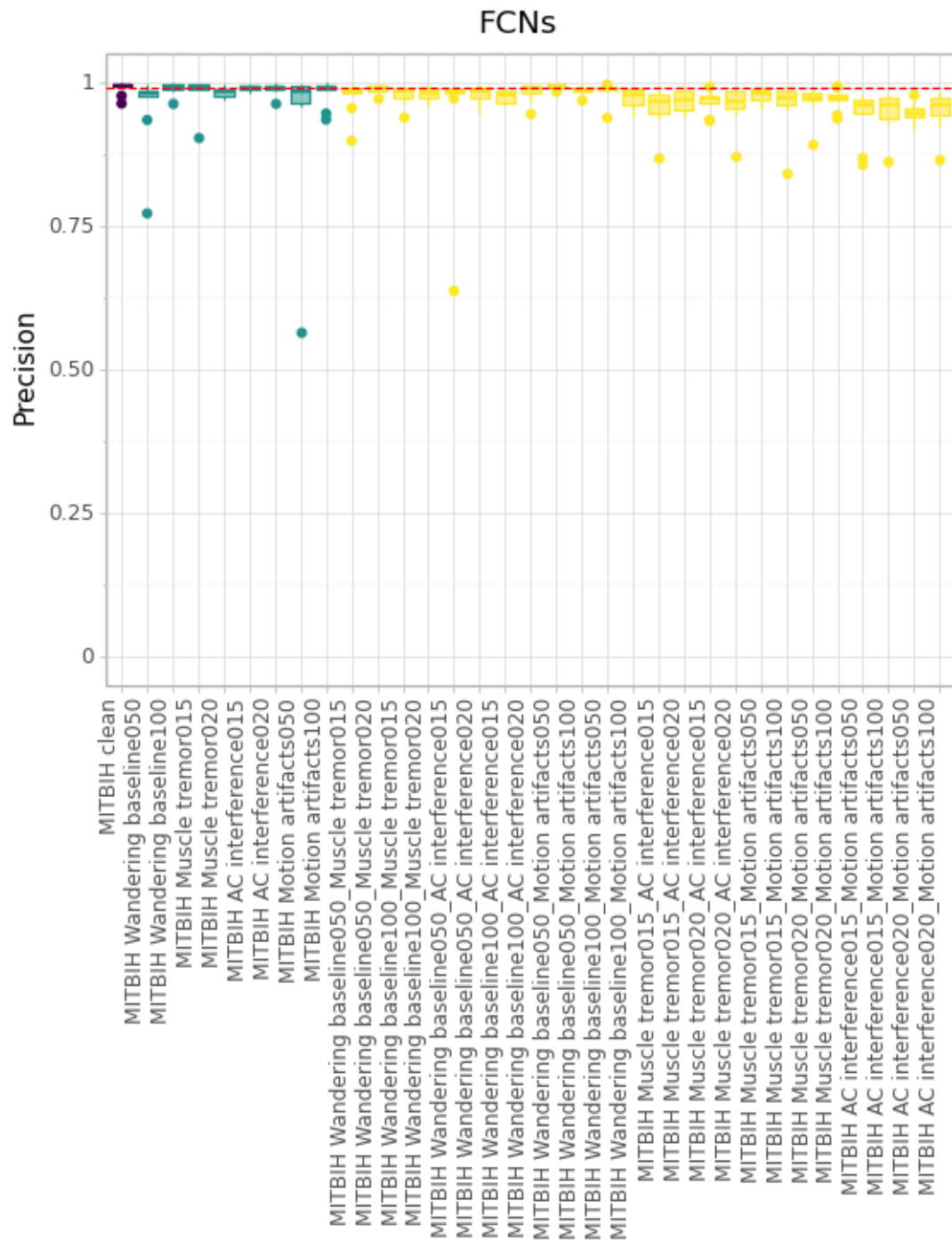
Dataset	Precision		
	MLPs	FCNs	ResNet
	Avg. (std.)	Avg. (std.)	Avg. (std.)
MITBIH Muscle tremor020_Motion artifacts050	0.7378 (0.0220)	0.9680 (0.0276)	0.9835 (0.0294)
MITBIH Muscle tremor020_Motion artifacts100	0.6908 (0.0364)	0.9713 (0.0182)	0.9692 (0.0371)
MITBIH AC interference015_Motion artifacts050	0.7117 (0.0366)	0.9440 (0.0445)	0.9895 (0.0074)
MITBIH AC interference015_Motion artifacts100	0.7033 (0.0282)	0.9514 (0.0359)	0.9376 (0.0605)
MITBIH AC interference020_Motion artifacts050	0.7026 (0.0319)	0.9486 (0.0172)	0.9894 (0.0079)
MITBIH AC interference020_Motion artifacts100	0.6951 (0.0381)	0.9512 (0.0358)	0.9870 (0.0158)
Win	0	4	29
AVG ranking	3.0000	1.8788	1.1212

*Win คือ จำนวนครั้งที่ตัวแบบได้อันดับสูงที่สุดในแต่ละชุดข้อมูล และ AVG ranking คือ ค่าเฉลี่ยอันดับ





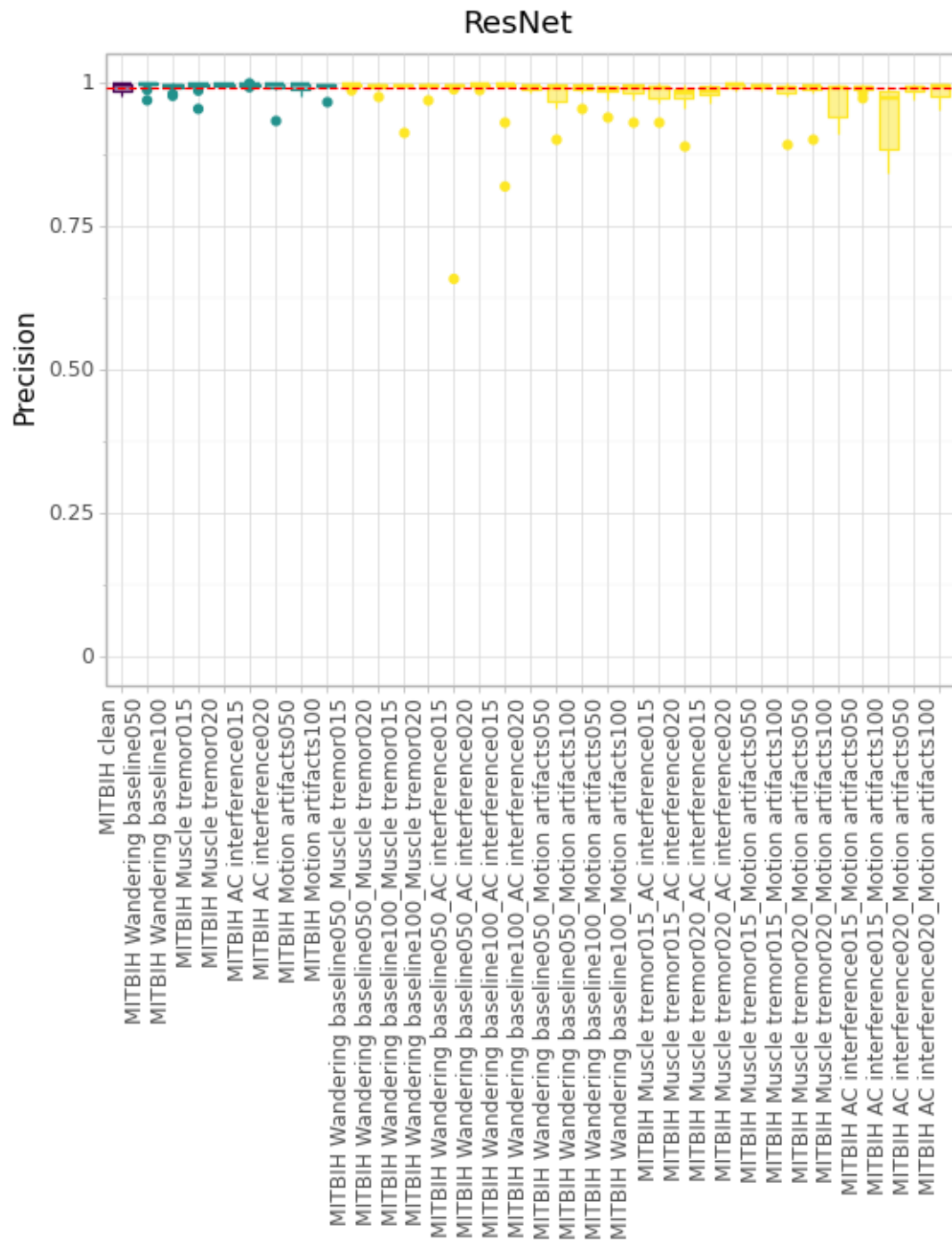
ภาพที่ 4.13 แผนภูมิกล่องแสดงค่าความแม่นยำของตัวแบบ MLPs จากการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจเมื่อมีสิ่งแปลกปนแต่ละชุดข้อมูล ในส่วนของข้อมูลจริง โดยเส้นประสีแดง คือ ค่าเฉลี่ยความครบถ้วนเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปน



ภาพที่ 4.14 แผนภูมิกล่องแสดงค่าความแม่นยำของตัวแบบ FCNs

จากการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจเมื่อมีสิ่งแปลกปนแต่ละชุดข้อมูล ในส่วนของข้อมูลจริง

โดยเส้นประสีแดง คือ ค่าเฉลี่ยความครบถ้วนเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปน



ภาพที่ 4.15 แผนภูมิกล่องแสดงค่าความแม่นยำของตัวแบบ ResNet

จากการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจเมื่อมีสิ่งแปลกปนแต่ละชุดข้อมูล ในส่วนของข้อมูลจริง

โดยเส้นประสีแดง คือ ค่าเฉลี่ยความครบถ้วนเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปน

ในการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำของตัวแบบในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปน ในส่วนของข้อมูลจริง ด้วยวิธีครอสวาไลเดชัน โดยเปรียบเทียบ 3 ตัวแบบได้แก่ MLPs, FCNs และ ResNet พบว่าโดยภาพรวมแล้ว ตัวแบบ ResNet มีค่าความแม่นยำสูงที่สุด รองลงมาเป็นตัวแบบ FCNs และ MLPs มีค่าความแม่นยำต่ำที่สุด

สำหรับตัวแบบ MLPs ค่าความแม่นยำจะลดลงบางกรณีเมื่อข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจมีสิ่งแปลกปน โดยสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 1.00 จะมีค่าเฉลี่ยความแม่นยำเท่ากับ 0.844 ลดลงจากค่าเฉลี่ยความแม่นยำเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปนซึ่งเท่ากับ 0.886 เมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปน 2 ชนิด พบว่าค่าเฉลี่ยความแม่นยำจะต่ำกว่าข้อมูลที่มีสิ่งแปลกปน 1 ชนิด โดยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท AC interference ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.20 และมีสิ่งแปลกปนประเภท Motion artifacts ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 1.00 จะมีค่าเฉลี่ยความแม่นยำต่ำที่สุดเท่ากับ 0.695

สำหรับตัวแบบ FCNs เมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปน ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานจะสูงเป็นบางกรณี โดยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Motion artifacts ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.50 จะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 0.133 เพิ่มขึ้นจากค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปน ซึ่งเท่ากับ 0.011 เมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปน 2 ชนิด ไม่พบว่ามีค่าแตกต่างจากข้อมูลที่มีสิ่งแปลกปน 1 ชนิด

สำหรับตัวแบบ ResNet ไม่พบว่ามีประสิทธิภาพลดลง เมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปน โดยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปน จะมีค่าเฉลี่ยความแม่นยำใกล้เคียงกับค่าเฉลี่ยความแม่นยำเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปนซึ่งเท่ากับ 0.991 เมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปน 2 ชนิด พบว่ามีบางกรณีที่ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสูง โดยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.50 และสิ่งแปลกปนประเภท AC interference ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.15 แล้วจะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสูงที่สุดเท่ากับ 0.106 เพิ่มขึ้นจากค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปนซึ่งเท่ากับ 0.009

4.2.3 ผลการเปรียบเทียบค่าความครบถ้วน (Recall) ของตัวแบบในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจด้วยวิธี MLPs, FCNs และ ResNet

ตารางที่ 4.8 ตารางการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความครบถ้วน

Dataset	Recall		
	MLPs	FCNs	ResNet
	Avg. (std.)	Avg. (std.)	Avg. (std.)
MITBIH clean	0.9794 (0.0048)	0.9858 (0.0228)	0.9966 (0.0031)
MITBIH Wandering baseline050	0.6845 (0.0205)	0.8423 (0.0425)	0.8214 (0.0463)
MITBIH Wandering baseline100	0.6116 (0.0524)	0.8096 (0.1065)	0.7952 (0.1232)
MITBIH Muscle tremor015	0.9751 (0.0066)	0.9868 (0.0132)	0.9910 (0.0125)
MITBIH Muscle tremor020	0.9762 (0.0058)	0.9895 (0.0067)	0.9941 (0.0057)
MITBIH AC interference015	0.9707 (0.0078)	0.9858 (0.0082)	0.9926 (0.0098)
MITBIH AC interference020	0.9666 (0.0077)	0.9394 (0.1520)	0.9827 (0.0467)
MITBIH Motion artifacts050	0.9441 (0.0120)	0.9887 (0.0142)	0.9972 (0.0023)
MITBIH Motion artifacts100	0.9184 (0.0156)	0.9776 (0.0210)	0.9968 (0.0028)
MITBIH Wandering baseline050_Muscle tremor015	0.6569 (0.0279)	0.8525 (0.0474)	0.8555 (0.0327)
MITBIH Wandering baseline050_Muscle tremor020	0.6686 (0.0228)	0.8462 (0.0132)	0.8565 (0.0148)
MITBIH Wandering baseline100_Muscle tremor015	0.5794 (0.0387)	0.8417 (0.0308)	0.8463 (0.0337)
MITBIH Wandering baseline100_Muscle tremor020	0.5642 (0.0369)	0.8429 (0.0177)	0.8077 (0.0854)
MITBIH Wandering baseline050_AC interference015	0.6409 (0.0224)	0.8663 (0.0478)	0.8920 (0.0497)
MITBIH Wandering baseline050_AC interference020	0.6279 (0.0315)	0.8599 (0.0194)	0.8342 (0.0700)
MITBIH Wandering baseline100_AC interference015	0.5859 (0.0603)	0.8545 (0.0265)	0.8720 (0.0455)
MITBIH Wandering baseline100_AC interference020	0.5335 (0.0383)	0.8274 (0.0458)	0.8663 (0.0271)
MITBIH Wandering baseline050_Motion artifacts050	0.6537 (0.0336)	0.8441 (0.0127)	0.8703 (0.0206)
MITBIH Wandering baseline050_Motion artifacts100	0.5879 (0.0305)	0.7864 (0.1154)	0.8599 (0.0392)
MITBIH Wandering baseline100_Motion artifacts050	0.5747 (0.0694)	0.8308 (0.0245)	0.8607 (0.0424)
MITBIH Wandering baseline100_Motion artifacts100	0.5043 (0.0685)	0.8463 (0.0210)	0.8628 (0.0315)
MITBIH Muscle tremor015_AC interference015	0.8067 (0.0427)	0.9837 (0.0108)	0.9955 (0.0034)
MITBIH Muscle tremor015_AC interference020	0.7792 (0.0427)	0.9725 (0.0246)	0.9969 (0.0019)
MITBIH Muscle tremor020_AC interference015	0.7705 (0.0516)	0.9760 (0.0180)	0.9888 (0.0123)
MITBIH Muscle tremor020_AC interference020	0.7460 (0.0702)	0.9692 (0.0191)	0.9910 (0.0042)
MITBIH Muscle tremor015_Motion artifacts050	0.7831 (0.0783)	0.9683 (0.0281)	0.9933 (0.0041)
MITBIH Muscle tremor015_Motion artifacts100	0.7663 (0.0466)	0.9572 (0.0400)	0.9931 (0.0058)

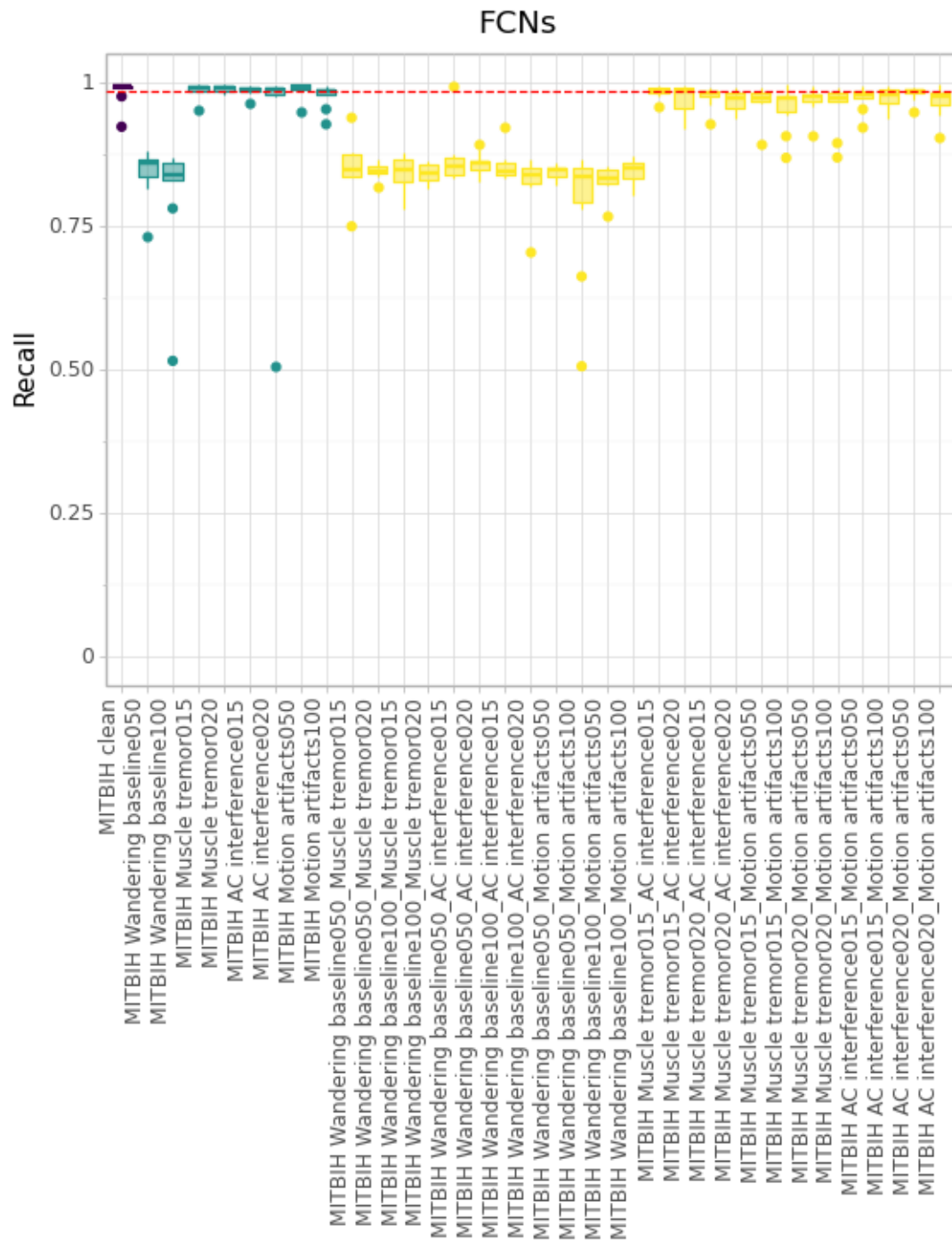
Dataset	Recall		
	MLPs	FCNs	ResNet
	Avg. (std.)	Avg. (std.)	Avg. (std.)
MITBIH Muscle tremor020_Motion artifacts050	0.7441 (0.0533)	0.9700 (0.0245)	0.9891 (0.0081)
MITBIH Muscle tremor020_Motion artifacts100	0.7878 (0.0649)	0.9581 (0.0411)	0.9942 (0.0048)
MITBIH AC interference015_Motion artifacts050	0.7005 (0.1247)	0.9733 (0.0212)	0.9923 (0.0051)
MITBIH AC interference015_Motion artifacts100	0.6618 (0.0830)	0.9745 (0.0191)	0.9930 (0.0093)
MITBIH AC interference020_Motion artifacts050	0.6978 (0.0960)	0.9809 (0.0125)	0.9930 (0.0084)
MITBIH AC interference020_Motion artifacts100	0.6827 (0.1193)	0.9680 (0.0272)	0.9783 (0.0472)
Win	0	4	29
AVG ranking	2.9697	1.9091	1.1212

*Win คือ จำนวนครั้งที่ตัวแบบได้อันดับสูงที่สุดในแต่ละชุดข้อมูล และ AVG ranking คือ ค่าเฉลี่ยอันดับ





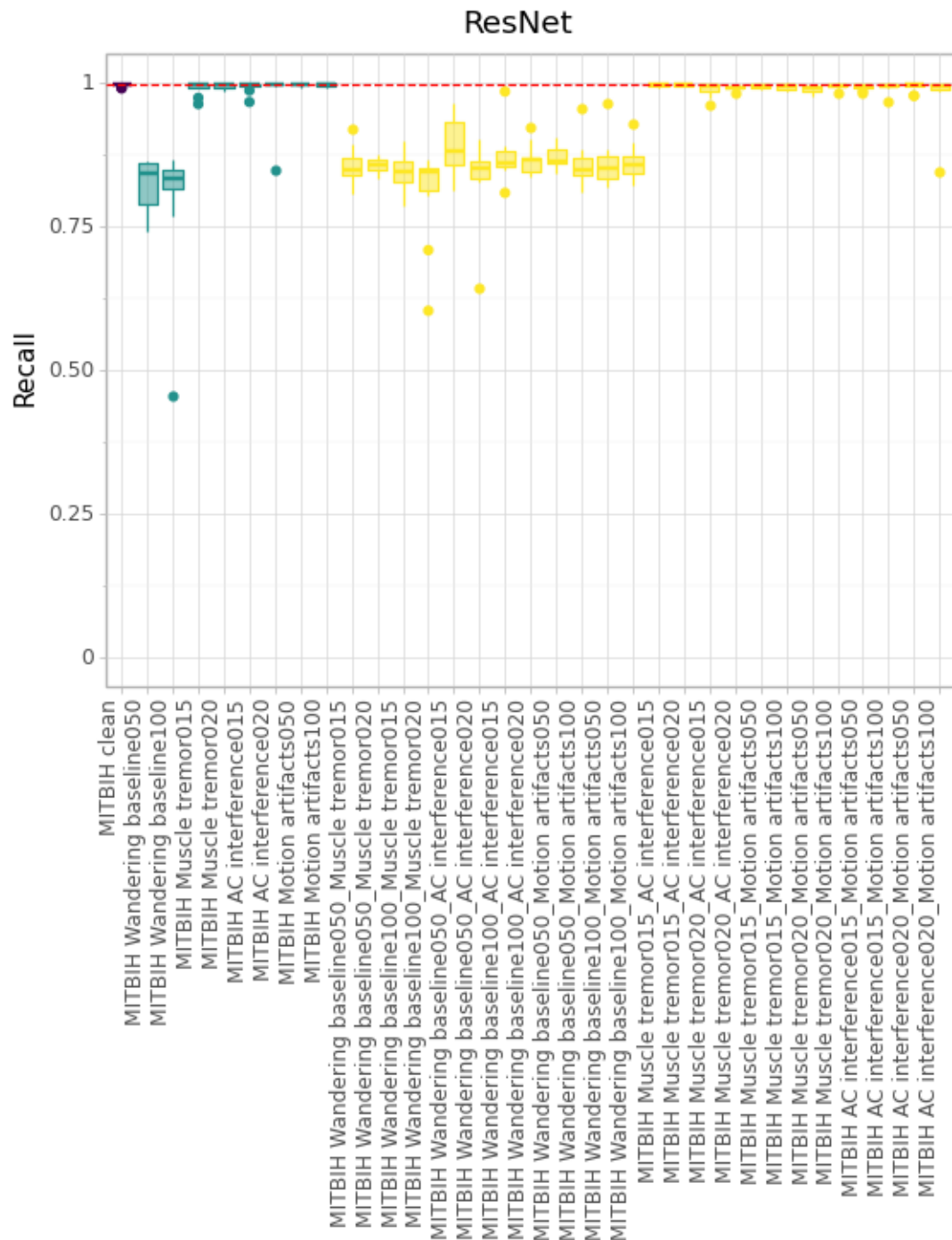
ภาพที่ 4.16 แผนภูมิกล่องแสดงค่าความครบถ้วนของตัวแบบ MLPs จากการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจเมื่อมีสิ่งแปลกปนแต่ละชุดข้อมูล ในส่วนของข้อมูลจริง โดยเส้นประสีแดง คือ ค่าเฉลี่ยความครบถ้วนเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปน



ภาพที่ 4.17 แผนภูมิกล่องแสดงค่าความครบถ้วนของตัวแบบ FCNs

จากการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจเมื่อมีสิ่งแปลกปนแต่ละชุดข้อมูล ในส่วนของข้อมูลจริง

โดยเส้นประสีแดง คือ ค่าเฉลี่ยความครบถ้วนเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปน



ภาพที่ 4.18 แผนภูมิกล่องแสดงค่าความครบถ้วนของตัวแบบ ResNet จากการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจเมื่อมีสิ่งแปลกปนแต่ละชุดข้อมูล ในส่วนของข้อมูลจริง โดยเส้นประสีแดง คือ ค่าเฉลี่ยความครบถ้วนเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปน

ในการเปรียบเทียบค่าความครบถ้วนของตัวแบบในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ ที่มีสิ่งแปลกปน ในส่วนของข้อมูลจริง ด้วยวิธีครอสวาไลเดชัน โดยเปรียบเทียบ 3 ตัวแบบได้แก่ MLPs, FCNs และ ResNet พบว่าโดยภาพรวมแล้ว ตัวแบบ ResNet มีค่าความครบถ้วนที่สุด รองลงมาเป็นตัวแบบ FCNs และ MLPs มีค่าความถูกต้องต่ำที่สุด

สำหรับตัวแบบ MLPs ค่าความครบถ้วนลดลงในบางกรณีเมื่อข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจมีสิ่งแปลกปน โดยสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline จะลดประสิทธิภาพลงมากที่สุด โดยเมื่อมีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.50 และ 1.00 แล้วจะมีค่าเฉลี่ยความครบถ้วนเท่ากับ 0.684 และ 0.612 ตามลำดับ ลดลงจากค่าเฉลี่ยความครบถ้วนเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปนซึ่งเท่ากับ 0.979 รองลงมาเป็นสิ่งแปลกปนประเภท Motion artifacts ส่งผลให้ค่าเฉลี่ยความครบถ้วนลดลงเล็กน้อย และสิ่งแปลกปนประเภท AC interference และ Muscle tremor ไม่พบว่าส่งผลให้ประสิทธิภาพลดลง เมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปน 2 ชนิด พบว่าค่าเฉลี่ยความครบถ้วนจะลดลง โดยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 1.00 และสิ่งแปลกปนประเภท Motion artifacts ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 1.00 แล้วจะมีค่าเฉลี่ยความครบถ้วนต่ำที่สุดเท่ากับ 0.504 นอกจากนี้ยังพบว่ามีบางกรณีที่ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสูง โดยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท AC interference ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.15 และสิ่งแปลกปนประเภท Motion artifacts ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.50 แล้วจะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสูงที่สุดเท่ากับ 0.125

สำหรับตัวแบบ FCNs ค่าความครบถ้วนลดลงบางกรณีเมื่อข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจมีสิ่งแปลกปน โดยสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline จะลดประสิทธิภาพลงมากที่สุด โดยเมื่อมีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.50 และ 1.00 แล้วจะมีค่าเฉลี่ยความครบถ้วนเท่ากับ 0.842 และ 0.810 ตามลำดับ ลดลงจากค่าเฉลี่ยความครบถ้วนเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปนซึ่งเท่ากับ 0.986 และมีบางกรณีที่ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสูง โดยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท AC interference ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.20 จะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 0.152 เพิ่มขึ้นจากค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเมื่อข้อมูลไม่มีสิ่งแปลกปนซึ่งเท่ากับ 0.023 เมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปน 2 ชนิด พบว่ามีบางกรณีที่ค่าเฉลี่ยความครบถ้วนต่ำกว่าข้อมูลที่มีสิ่งแปลกปน 1 ชนิด โดยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.50 และสิ่งแปลกปนประเภท Motion artifacts ที่มีขนาด Amplitude เท่ากับ 1.00 แล้วจะมีค่าเฉลี่ยความครบถ้วนต่ำที่สุดเท่ากับ 0.786

สำหรับตัวแบบ ResNet ค่าความถูกต้องจะลดลงบางกรณีเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปน โดยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline จะลดประสิทธิภาพลงมากที่สุด โดยเมื่อมีขนาด Amplitude เท่ากับ 0.50 และ 1.00 แล้วจะมีค่าเฉลี่ยความครบถ้วนเท่ากับ 0.821 และ 0.795 ตามลำดับ เมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปน 2 ชนิด ไม่พบว่ามีความแตกต่างจากข้อมูลที่มีสิ่งแปลกปน 1 ชนิด



บทที่ 5

สรุปผลวิจัยและข้อเสนอแนะ

การศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปนโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก 3 ตัวแบบได้แก่ MLPs, FCNs และ ResNet โดยในส่วนแรกจะทดสอบโดยใช้ข้อมูลจำลอง และส่วนที่สองจะทดสอบโดยใช้ข้อมูลจากฐานข้อมูล MIT-BIH arrhythmia โดยแต่ละส่วนจะมีชุดข้อมูลทั้งหมด 33 ชุด แต่ละชุดข้อมูลมีลักษณะของสิ่งแปลกปนที่แตกต่างกัน ในส่วนของข้อมูลจำลองแต่ละชุดข้อมูลมีจำนวนตัวอย่าง 10,000 ตัวอย่าง แบ่งเป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติ 5,000 ตัวอย่าง และ คลื่นไฟฟ้าหัวใจประเภทกล้ามเนื้อหัวใจขาดเลือด 5,000 ตัวอย่าง ข้อมูลมี 1 ตัวแปรเป็นข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่จำลองขึ้น มีความยาวเท่ากับ 1,080 จุดเวลา และ ในส่วนของข้อมูลจริงจากฐานข้อมูล MIT-BIH arrhythmia เลือกใช้ข้อมูลของคน 16 คนได้แก่ รหัส 208, 119, 203, 217, 213, 221, 210, 108, 109, 118, 111, 207, 232, 212, 231, 214 ข้อมูลมี 2 ตัวแปรได้แก่ MLI และ V1 ความยาวของข้อมูลเท่ากับ 400 อัตราสุ่ม 360 ขนาดตัวอย่างเท่ากับ 29,502 ตัวอย่าง โดยเป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติ 15,765 ตัวอย่าง และเป็นคลื่นไฟฟ้าหัวใจประเภทBBB ทั้งหมด 13,737 ตัวอย่าง ในการวัดประสิทธิภาพจะใช้วิธีครอสวาไลเดชัน แบ่งข้อมูลเป็น 10 ส่วน และพิจารณา ค่าความถูกต้อง ค่าความแม่นยำ และ ค่าความครบถ้วน

5.1 สรุปผลการวิจัย

5.1.1 ผลการเปรียบเทียบค่าความถูกต้อง (Accuracy) ของตัวแบบในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปนโดยใช้ตัวแบบ MLPs, FCNs และ ResNet ในส่วนของข้อมูลจำลอง

ตารางที่ 5.1 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบค่าความถูกต้อง ในส่วนของข้อมูลจำลอง

Dataset	อันดับค่าความถูกต้อง		
	MLPs	FCNs	ResNet
ECG clean	3	2	1
ECG Wandering baseline050	3	1	2
ECG Wandering baseline100	3	1	2
ECG Muscle tremor015	3	2	1
ECG Muscle tremor020	3	2	1
ECG AC interference015	3	2	1

Dataset	อันดับค่าความถูกต้อง		
	MLPs	FCNs	ResNet
ECG AC interference020	3	2	1
ECG Motion artifacts050	3	2	1
ECG Motion artifacts100	3	2	1
ECG Wandering baseline050_Muscle tremor015	3	2	1
ECG Wandering baseline050_Muscle tremor020	3	1	2
ECG Wandering baseline100_Muscle tremor015	3	1	2
ECG Wandering baseline100_Muscle tremor020	3	1	2
ECG Wandering baseline050_AC interference015	3	2	1
ECG Wandering baseline100_AC interference015	3	1	2
ECG Wandering baseline100_AC interference020	3	1	2
ECG Wandering baseline050_AC interference020	3	1	2
ECG Wandering baseline050_Motion artifacts050	3	1	2
ECG Wandering baseline050_Motion artifacts100	3	2	1
ECG Wandering baseline100_Motion artifacts050	3	2	1
ECG Wandering baseline100_Motion artifacts100	3	1	2
ECG Muscle tremor015_AC interference015	3	1	2
ECG Muscle tremor015_AC interference020	3	1	2
ECG Muscle tremor020_AC interference015	3	1	2
ECG Muscle tremor020_AC interference020	3	2	1
ECG Muscle tremor015_Motion artifacts050	3	2	1
ECG Muscle tremor015_Motion artifacts100	3	2	1
ECG Muscle tremor020_Motion artifacts050	3	2	1
ECG Muscle tremor020_Motion artifacts100	3	1	2
ECG AC interference015_Motion artifacts050	3	2	1
ECG AC interference015_Motion artifacts100	3	2	1
ECG AC interference020_Motion artifacts050	3	1	2
ECG AC interference020_Motion artifacts100	3	1	2
Win	0	16	17

Dataset	อันดับค่าความถูกต้อง		
	MLPs	FCNs	ResNet
AVG ranking	3.000	1.515	1.485

*Win คือ จำนวนครั้งที่ตัวแบบได้อันดับสูงที่สุดในแต่ละชุดข้อมูล และ AVG ranking คือ ค่าเฉลี่ยอันดับ

5.1.2 ผลการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำ (Precision) ของตัวแบบในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปนโดยใช้ตัวแบบ MLPs, FCNs และ ResNet ในส่วนของข้อมูลจำลอง

ตารางที่ 5.2 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำ ในส่วนของข้อมูลจำลอง

Dataset	อันดับค่าความแม่นยำ		
	MLPs	FCNs	ResNet
ECG clean	3	1	2
ECG Wandering baseline050	3	1	2
ECG Wandering baseline100	3	1	2
ECG Muscle tremor015	3	2	1
ECG Muscle tremor020	3	2	1
ECG AC interference015	3	2	1
ECG AC interference020	3	2	1
ECG Motion artifacts050	3	2	1
ECG Motion artifacts100	3	2	1
ECG Wandering baseline050_Muscle tremor015	3	2	1
ECG Wandering baseline050_Muscle tremor020	3	1	2
ECG Wandering baseline100_Muscle tremor015	3	1	2
ECG Wandering baseline100_Muscle tremor020	3	2	1
ECG Wandering baseline050_AC interference015	3	2	1
ECG Wandering baseline050_AC interference020	3	1	2
ECG Wandering baseline100_AC interference015	3	1	2
ECG Wandering baseline100_AC interference020	3	1	2
ECG Wandering baseline050_Motion artifacts050	3	1	2
ECG Wandering baseline050_Motion artifacts100	3	2	1

Dataset	อันดับค่าความแม่นยำ		
	MLPs	FCNs	ResNet
ECG Wandering baseline100_Motion artifacts050	3	2	1
ECG Wandering baseline100_Motion artifacts100	3	1	2
ECG Muscle tremor015_AC interference015	3	2	1
ECG Muscle tremor015_AC interference020	3	1	2
ECG Muscle tremor020_AC interference015	3	2	1
ECG Muscle tremor020_AC interference020	3	2	1
ECG Muscle tremor015_Motion artifacts050	3	2	1
ECG Muscle tremor015_Motion artifacts100	3	2	1
ECG Muscle tremor020_Motion artifacts050	3	2	1
ECG Muscle tremor020_Motion artifacts100	3	1	2
ECG AC interference015_Motion artifacts050	3	1	2
ECG AC interference015_Motion artifacts100	3	2	1
ECG AC interference020_Motion artifacts050	3	1	2
ECG AC interference020_Motion artifacts100	3	1	2
Win	0	15	18
AVG ranking	3.000	1.545	1.455

*Win คือ จำนวนครั้งที่ตัวแบบได้อันดับสูงที่สุดในแต่ละชุดข้อมูล และ AVG ranking คือ ค่าเฉลี่ยอันดับ

5.1.3 ผลการเปรียบเทียบค่าความครบถ้วน (Recall) ของตัวแบบในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปนโดยใช้ตัวแบบ MLPs, FCNs และ ResNet ในส่วนของข้อมูลจำลอง

ตารางที่ 5.3 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบค่าความครบถ้วน ในส่วนของข้อมูลจำลอง

Dataset	อันดับค่าความครบถ้วน		
	MLPs	FCNs	ResNet
ECG clean	3	2	1
ECG Wandering baseline050	3	1	2
ECG Wandering baseline100	3	1	2
ECG Muscle tremor015	2	3	1
ECG Muscle tremor020	3	2	1

Dataset	อันดับค่าความครบถ้วน		
	MLPs	FCNs	ResNet
ECG AC interference015	3	2	1
ECG AC interference020	3	2	1
ECG Motion artifacts050	2	3	1
ECG Motion artifacts100	3	2	1
ECG Wandering baseline050_Muscle tremor015	3	2	1
ECG Wandering baseline050_Muscle tremor020	3	1	2
ECG Wandering baseline100_Muscle tremor015	3	1	2
ECG Wandering baseline100_Muscle tremor020	3	1	2
ECG Wandering baseline050_AC interference015	3	2	1
ECG Wandering baseline050_AC interference020	3	1	2
ECG Wandering baseline100_AC interference015	3	1	2
ECG Wandering baseline100_AC interference020	3	1	1
ECG Wandering baseline050_Motion artifacts050	3	2	1
ECG Wandering baseline050_Motion artifacts100	3	1	2
ECG Wandering baseline100_Motion artifacts050	3	1	2
ECG Wandering baseline100_Motion artifacts100	3	1	2
ECG Muscle tremor015_AC interference015	2	1	3
ECG Muscle tremor015_AC interference020	3	1	2
ECG Muscle tremor020_AC interference015	3	1	2
ECG Muscle tremor020_AC interference020	2	3	1
ECG Muscle tremor015_Motion artifacts050	3	1	2
ECG Muscle tremor015_Motion artifacts100	1	3	2
ECG Muscle tremor020_Motion artifacts050	1	3	2
ECG Muscle tremor020_Motion artifacts100	3	2	1
ECG AC interference015_Motion artifacts050	3	2	1
ECG AC interference015_Motion artifacts100	3	1	2
ECG AC interference020_Motion artifacts050	3	1	2
ECG AC interference020_Motion artifacts100	3	1	2

Dataset	อันดับค่าความครบถ้วน		
	MLPs	FCNs	ResNet
Win	2	18	14
AVG ranking	2.758	1.606	1.606

*Win คือ จำนวนครั้งที่ตัวแบบได้อันดับสูงที่สุดในแต่ละชุดข้อมูล และ AVG ranking คือ ค่าเฉลี่ยอันดับ

5.1.4 ผลการเปรียบเทียบค่าความถูกต้อง (Accuracy) ของตัวแบบในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปนโดยใช้ตัวแบบ MLPs, FCNs และ ResNet ในส่วนของข้อมูลจริง ตารางที่ 5.4 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบค่าความถูกต้อง ในส่วนของข้อมูลจริง

Dataset	อันดับค่าความถูกต้อง		
	MLPs	FCNs	ResNet
MITBIH cleaned	3	2	1
MITBIH Wandering baseline050	3	2	1
MITBIH Wandering baseline100	3	1	2
MITBIH Muscle tremor015	3	2	1
MITBIH Muscle tremor020	3	2	1
MITBIH AC interference015	3	2	1
MITBIH AC interference020	3	2	1
MITBIH Motion artifacts050	3	2	1
MITBIH Motion artifacts100	3	2	1
MITBIH Wandering baseline050_Muscle tremor015	3	2	1
MITBIH Wandering baseline050_Muscle tremor020	3	2	1
MITBIH Wandering baseline100_Muscle tremor015	3	2	1
MITBIH Wandering baseline100_Muscle tremor020	3	1	2
MITBIH Wandering baseline050_AC interference015	3	2	1
MITBIH Wandering baseline050_AC interference020	3	1	2
MITBIH Wandering baseline100_AC interference015	3	2	1
MITBIH Wandering baseline100_AC interference020	3	2	1
MITBIH Wandering baseline050_Motion artifacts050	3	2	1
MITBIH Wandering baseline050_Motion artifacts100	3	2	1

Dataset	อันดับค่าความถูกต้อง		
	MLPs	FCNs	ResNet
MITBIH Wandering baseline100_Motion artifacts050	3	2	1
MITBIH Wandering baseline100_Motion artifacts100	3	2	1
MITBIH Muscle tremor015_AC interference015	3	2	1
MITBIH Muscle tremor015_AC interference020	3	2	1
MITBIH Muscle tremor020_AC interference015	3	2	1
MITBIH Muscle tremor020_AC interference020	3	2	1
MITBIH Muscle tremor015_Motion artifacts050	3	2	1
MITBIH Muscle tremor015_Motion artifacts100	3	2	1
MITBIH Muscle tremor020_Motion artifacts050	3	2	1
MITBIH Muscle tremor020_Motion artifacts100	3	2	1
MITBIH AC interference015_Motion artifacts050	3	2	1
MITBIH AC interference015_Motion artifacts100	3	2	1
MITBIH AC interference020_Motion artifacts050	3	2	1
MITBIH AC interference020_Motion artifacts100	3	2	1
Win	0	3	30
AVG ranking	3.000	1.909	1.091

*Win คือ จำนวนครั้งที่ตัวแบบได้อันดับสูงที่สุดในแต่ละชุดข้อมูล และ AVG ranking คือ ค่าเฉลี่ยอันดับ

5.1.5 ผลการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำ (Precision) ของตัวแบบในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปนโดยใช้ตัวแบบ MLPs, FCNs และ ResNet ในส่วนของข้อมูลจริง ตารางที่ 5.5 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำ ในส่วนของข้อมูลจริง

Dataset	อันดับค่าความแม่นยำ		
	MLPs	FCNs	ResNet
MITBIH cleaned	3	2	1
MITBIH Wandering baseline050	3	2	1
MITBIH Wandering baseline100	3	2	1
MITBIH Muscle tremor015	3	2	1
MITBIH Muscle tremor020	3	2	1

Dataset	อันดับค่าความแม่นยำ		
	MLPs	FCNs	ResNet
MITBIH AC interference015	3	2	1
MITBIH AC interference020	3	2	1
MITBIH Motion artifacts050	3	2	1
MITBIH Motion artifacts100	3	2	1
MITBIH Wandering baseline050_Muscle tremor015	3	2	1
MITBIH Wandering baseline050_Muscle tremor020	3	2	1
MITBIH Wandering baseline100_Muscle tremor015	3	2	1
MITBIH Wandering baseline100_Muscle tremor020	3	2	1
MITBIH Wandering baseline050_AC interference015	3	2	1
MITBIH Wandering baseline050_AC interference020	3	2	1
MITBIH Wandering baseline100_AC interference015	3	1	2
MITBIH Wandering baseline100_AC interference020	3	2	1
MITBIH Wandering baseline050_Motion artifacts050	3	1	2
MITBIH Wandering baseline050_Motion artifacts100	3	2	1
MITBIH Wandering baseline100_Motion artifacts050	3	2	1
MITBIH Wandering baseline100_Motion artifacts100	3	2	1
MITBIH Muscle tremor015_AC interference015	3	2	1
MITBIH Muscle tremor015_AC interference020	3	2	1
MITBIH Muscle tremor020_AC interference015	3	2	1
MITBIH Muscle tremor020_AC interference020	3	2	1
MITBIH Muscle tremor015_Motion artifacts050	3	2	1
MITBIH Muscle tremor015_Motion artifacts100	3	2	1
MITBIH Muscle tremor020_Motion artifacts050	3	2	1
MITBIH Muscle tremor020_Motion artifacts100	3	1	2
MITBIH AC interference015_Motion artifacts050	3	2	1
MITBIH AC interference015_Motion artifacts100	3	1	2
MITBIH AC interference020_Motion artifacts050	3	2	1
MITBIH AC interference020_Motion artifacts100	3	2	1

Dataset	อันดับค่าความแม่นยำ		
	MLPs	FCNs	ResNet
Win	0	4	29
AVG ranking	3.000	1.879	1.121

*Win คือ จำนวนครั้งที่ตัวแบบได้อันดับสูงที่สุดในแต่ละชุดข้อมูล และ AVG ranking คือ ค่าเฉลี่ยอันดับ

5.1.6 ผลการเปรียบเทียบค่าความครบถ้วน (Recall) ของตัวแบบในการจำแนกประเภทข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปนโดยใช้ตัวแบบ MLPs, FCNs และ ResNet ในส่วนของข้อมูลจริง

ตารางที่ 5.6 ตารางแสดงผลการเปรียบเทียบค่าความครบถ้วน ในส่วนของข้อมูลจริง

Dataset	อันดับค่าความครบถ้วน		
	MLPs	FCNs	ResNet
MITBIH cleaned	3	2	1
MITBIH Wandering baseline050	3	1	2
MITBIH Wandering baseline100	3	1	2
MITBIH Muscle tremor015	3	2	1
MITBIH Muscle tremor020	3	2	1
MITBIH AC interference015	3	2	1
MITBIH AC interference020	2	3	1
MITBIH Motion artifacts050	3	2	1
MITBIH Motion artifacts100	3	2	1
MITBIH Wandering baseline050_Muscle tremor015	3	2	1
MITBIH Wandering baseline050_Muscle tremor020	3	2	1
MITBIH Wandering baseline100_Muscle tremor015	3	2	1
MITBIH Wandering baseline100_Muscle tremor020	3	1	2
MITBIH Wandering baseline050_AC interference015	3	2	1
MITBIH Wandering baseline050_AC interference020	3	1	2
MITBIH Wandering baseline100_AC interference015	3	2	1
MITBIH Wandering baseline100_AC interference020	3	2	1
MITBIH Wandering baseline050_Motion artifacts050	3	2	1
MITBIH Wandering baseline050_Motion artifacts100	3	2	1

Dataset	อันดับค่าความครบถ้วน			
	MLPs	FCNs	ResNet	
MITBIH Wandering baseline100_Motion artifacts050	3	2	1	
MITBIH Wandering baseline100_Motion artifacts100	3	2	1	
MITBIH Muscle tremor015_AC interference015	3	2	1	
MITBIH Muscle tremor015_AC interference020	3	2	1	
MITBIH Muscle tremor020_AC interference015	3	2	1	
MITBIH Muscle tremor020_AC interference020	3	2	1	
MITBIH Muscle tremor015_Motion artifacts050	3	2	1	
MITBIH Muscle tremor015_Motion artifacts100	3	2	1	
MITBIH Muscle tremor020_Motion artifacts050	3	2	1	
MITBIH Muscle tremor020_Motion artifacts100	3	2	1	
MITBIH AC interference015_Motion artifacts050	3	2	1	
MITBIH AC interference015_Motion artifacts100	3	2	1	
MITBIH AC interference020_Motion artifacts050	3	2	1	
MITBIH AC interference020_Motion artifacts100	3	2	1	
	Win	0	4	29
	AVG ranking	2.970	1.909	1.121

*Win คือ จำนวนครั้งที่ตัวแบบได้อันดับสูงที่สุดในแต่ละชุดข้อมูล และ AVG ranking คือ ค่าเฉลี่ยอันดับ

งานวิจัยนี้ได้ศึกษาเปรียบเทียบตัวแบบทั้งหมด 3 ตัวแบบได้แก่ MLPs, FCNs และ ResNet โดยทดสอบในชุดข้อมูลจำลอง และชุดข้อมูลจริง ในส่วนของข้อมูลจำลอง หากพิจารณาค่าความถูกต้องและค่าความแม่นยำแล้วพบว่าตัวแบบ ResNet และ FCNs มีค่าความถูกต้องและค่าความแม่นยำใกล้เคียงกัน โดยตัวแบบ ResNet มีค่าความถูกต้องและค่าความแม่นยำสูงที่สุดเป็นส่วนใหญ่ และตัวแบบ MLPs มีค่าความถูกต้องและค่าความแม่นยำต่ำที่สุดในทุกกรณี และหากพิจารณาค่าความครบถ้วนแล้วพบว่าตัวแบบ ResNet และ FCNs มีค่าความครบถ้วนใกล้เคียงกัน โดยตัวแบบ FCNs มีค่าความครบถ้วนสูงที่สุดเป็นส่วนใหญ่ และตัวแบบ MLPs มีค่าความครบถ้วนต่ำที่สุดเป็นส่วนใหญ่ มีบางกรณีที่ค่าความครบถ้วนสูงกว่าตัวแบบ ResNet และ FCNs สาเหตุมาจาก Outlier ของผลลัพธ์จากตัวแบบ FCNs และ ResNet ทำให้ค่าเฉลี่ยของค่าความครบถ้วนต่ำในบางกรณี ในส่วนของข้อมูลจริงจากฐานข้อมูล MIT-BIH arrhythmia เมื่อพิจารณาค่าความถูกต้อง ค่าความแม่นยำ

และค่าความครบถ้วนแล้ว พบว่าตัวแบบ ResNet มีประสิทธิภาพสูงที่สุดเป็นส่วนใหญ่ รองลงมาเป็นตัวแบบ FCNs และตัวแบบ MLPs มีประสิทธิภาพต่ำที่สุดเป็นส่วนใหญ่ จากผลการทดสอบทั้งหมด ภายใต้เงื่อนไขในงานวิจัยนี้สรุปได้ว่า ตัวแบบ MLPs มีค่าความถูกต้อง ค่าความแม่นยำ และค่าความครบถ้วนต่ำที่สุดเป็นส่วนใหญ่ และไม่พบว่าค่าความถูกต้อง ค่าความแม่นยำ และค่าความครบถ้วนของตัวแบบ ResNet และ FCNs มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ

สำหรับตัวแบบ MLPs จากการทดสอบในส่วนข้อมูลจำลอง หากพิจารณาค่าความถูกต้องแล้ว เมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline แล้วจะส่งผลให้ค่าความถูกต้องต่ำที่สุด เมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Motion artifacts จะส่งผลให้ค่าความถูกต้องลดลงเล็กน้อย และไม่พบว่าค่าความถูกต้องลดลงอย่างมีนัยสำคัญเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Muscle tremor และ AC interference เมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปน 2 ชนิด ไม่พบว่ามีความแตกต่างของค่าความถูกต้องจากข้อมูลมีสิ่งแปลกปน 1 ชนิด และพบว่าเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline แล้วจะมีค่าความถูกต้องลดลง หากพิจารณาค่าความแม่นยำพบว่า เมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline จะมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความแม่นยำสูง และเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Motion artifacts พบว่าค่าความแม่นยำลดลงเล็กน้อย เมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปน 2 ชนิด พบว่าค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความแม่นยำสูงกว่าข้อมูลที่มีสิ่งแปลกปน 1 ชนิดในบางกรณี โดยส่วนใหญ่เป็นข้อมูลที่มีสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline หากพิจารณาค่าความครบถ้วนแล้ว พบว่าเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline ค่าความครบถ้วนจะลดลงต่ำที่สุด โดยพบว่าค่าความครบถ้วนลดลงมากสาเหตุมาจากการที่ตัวแบบทำนายว่าคลื่นไฟฟ้าหัวใจของผู้ป่วยไม่เป็นโรคจำนวนมาก ในส่วนของการทดสอบในชุดข้อมูลจริงจากฐานข้อมูล MIT-BIH arrhythmia พบว่า ค่าความถูกต้องมีความแตกต่างจากชุดข้อมูลจำลอง โดยเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปน 2 ชนิดพบว่าค่าความถูกต้องลดลงทุกกรณี ต่างจากชุดข้อมูลจำลองที่ค่าความถูกต้องลดลงเฉพาะกรณีที่มีสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline และ Motion artifacts เมื่อพิจารณาค่าความแม่นยำพบว่าเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline แล้วค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานน้อยกว่าผลการทดสอบในชุดข้อมูลจำลอง และพบว่าค่าความครบถ้วนลดลงน้อยกว่าผลการทดสอบในชุดข้อมูลจำลอง ดังนั้นสำหรับตัวแบบ MLPs ควรทำการกรองสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline ออกจากข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ เนื่องจากตัวแบบจะมีประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทข้อมูลลดลง และควรพิจารณาค่าความครบถ้วนก่อนนำตัวแบบไปใช้งานในแต่ละครั้ง

สำหรับตัวแบบ FCNs และตัวแบบ ResNet จะมีผลลัพธ์ใกล้เคียงกัน โดยจากการทดสอบใน ส่วนของข้อมูลจำลองเมื่อพิจารณาค่าความถูกต้อง ค่าความแม่นยำ และค่าความครบถ้วนพบว่าใน ส่วนใหญ่แล้วค่าเฉลี่ยไม่ลดลง และมีบางกรณีที่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสูง เนื่องจากการมี Outlier ใน บางครั้ง ในส่วนของข้อมูลจริงจากฐานข้อมูล MIT-BIH arrhythmia พบว่ามีความแตกต่างจากการ ทดสอบในชุดข้อมูลจำลอง โดยพบว่าเมื่อข้อมูลมีสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline จะทำ ให้ประสิทธิภาพลดลง โดยมีค่าเฉลี่ยความถูกต้องลดลง สาเหตุมาจากการที่ตัวแบบทำนายคลื่นไฟฟ้า หัวใจของผู้ป่วยว่าไม่เป็นโรคจำนวนมาก จึงส่งผลให้ค่าความครบถ้วนลดลง ดังนั้นสำหรับตัวแบบ FCNs และ ResNet ควรทำการกรองสิ่งแปลกปนประเภท Wandering baseline ออกจากข้อมูล คลื่นไฟฟ้าหัวใจเช่นเดียวกับตัวแบบ MLPs และมีข้อควรระวังเพิ่มเติมคือการเกิด Outlier ในบางครั้ง ที่ฝึกสอนตัวแบบแล้วมีประสิทธิภาพต่ำ ดังนั้นควรทดสอบตัวแบบโดยใช้ข้อมูลมากกว่า 1 ชุดเพื่อ พิจารณาค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของประสิทธิภาพ

เมื่อเปรียบเทียบกับงานวิจัยของ Wang ซึ่งใช้ตัวแบบที่มีโครงสร้างแบบเดียวกัน และพิจารณา ในส่วนของการทดสอบบนชุดข้อมูล ECGFiveDays ซึ่งข้อมูลประกอบด้วยข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 2 ประเภทเป็นข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 1 ตัวแปรจำนวน 884 ตัวอย่าง และชุดข้อมูล TwoLeadECG ซึ่ง ประกอบด้วยข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 2 ตัวแปรของข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจ 2 ประเภท จำนวน 1,162 ตัวอย่าง พบว่าผลการทดสอบเป็นไปในทิศทางเดียวกัน โดยตัวแบบ MLPs มีประสิทธิภาพต่ำที่สุด ในขณะที่ตัวแบบ FCNs และ ResNet มีประสิทธิภาพใกล้เคียงกัน

อย่างไรก็ตามตัวแบบ ResNet มีข้อจำกัดคือการใช้ทรัพยากรในการฝึกสอนตัวแบบ โดยภายใต้ เงื่อนไขของงานวิจัยนี้ ตัวแบบ ResNet จะใช้เวลาฝึกสอนตัวแบบโดยเฉลี่ยเท่ากับ 185.094 วินาทีใน ส่วนของข้อมูลจำลอง และ 247.905 วินาทีในส่วนของข้อมูลจริง ตัวแบบ FCNs จะใช้เวลาฝึกสอน โดยเฉลี่ยเท่ากับ 82.683 วินาทีในส่วนของข้อมูลจำลอง และ 110.273 วินาทีในส่วนของข้อมูลจริง ตัวแบบ MLPs จะใช้เวลาฝึกสอนโดยเฉลี่ยเท่ากับ 8.759 วินาทีในส่วนของข้อมูลจำลอง และ 30.467 วินาทีในส่วนของข้อมูลจริง ดังนั้นการเลือกใช้ตัวแบบจึงขึ้นอยู่กับข้อจำกัดของงานนั้น ๆ หาก ทรัพยากรมีจำกัด การใช้ตัวแบบ FCNs ซึ่งมีประสิทธิภาพใกล้เคียงตัวแบบ ResNet แต่ใช้ทรัพยากร น้อยกว่าอาจเป็นทางเลือกที่เหมาะสมกว่า

5.2 ข้อเสนอแนะ

1. ในงานวิจัยนี้ทำการเปรียบเทียบโดยกำหนดขนาดของสิ่งแปลกปนเพียง 2 ขนาด ดังนั้นผู้วิจัยอื่นอาจเพิ่มขนาดของสิ่งแปลกปนเพื่อทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบได้
2. ในงานวิจัยนี้ทำการเปรียบเทียบโดยใช้ผลลัพธ์เพียง 10 ครั้ง ดังนั้นผู้วิจัยอื่นอาจเพิ่มจำนวนรอบในการทดสอบ เพื่อความชัดเจนในการเปรียบเทียบที่มากขึ้นได้
3. การจำลองชุดข้อมูลที่นำมาใช้เปรียบเทียบประสิทธิภาพในงานวิจัยนี้ ทำการจำลองเพียงแค่ข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจปกติและข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจกรณีกล้ามเนื้อหัวใจขาดเลือด ผู้วิจัยอื่นสามารถจำลองข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจประเภทอื่น ๆ ที่สนใจได้
4. การจำลองชุดข้อมูลที่นำมาใช้เปรียบเทียบประสิทธิภาพในงานวิจัยนี้ ทำการจำลองเพียง 10,000 ตัวอย่าง ผู้วิจัยอื่นสามารถเพิ่มขนาดตัวอย่าง เพื่อความชัดเจนในการเปรียบเทียบที่มากขึ้นได้
5. ในงานวิจัยนี้ชุดข้อมูลที่นำมาใช้เปรียบเทียบประสิทธิภาพ เป็นการจำแนกประเภทข้อมูลเพียง 2 ประเภท ผู้วิจัยอื่นสามารถเพิ่มประเภทของข้อมูลคลื่นไฟฟ้าหัวใจเพื่อทดสอบประสิทธิภาพได้

บรรณานุกรม

- Apandi, Z. F. M., Ikeura, R., Hayakawa, S., & Tsutsumi, S. (2020). An analysis of the effects of noisy electrocardiogram signal on heartbeat detection performance. *Bioengineering*, 7(2), 53.
- Bakhshipour, A., Pooyan, M., Mohammadnejad, H., & Fallahi, A. (2010). Myocardial ischemia detection with ECG analysis, using Wavelet Transform and Support Vector Machines. 2010 17th Iranian Conference of Biomedical Engineering (ICBME),
- Fawaz, H. I., Forestier, G., Weber, J., Idoumghar, L., & Muller, P.-A. (2019). Deep learning for time series classification: a review. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 33(4), 917-963.
- Kora, P., & Krishna, K. S. R. (2016). Hybrid firefly and particle swarm optimization algorithm for the detection of bundle branch block. *International Journal of the Cardiovascular Academy*, 2(1), 44-48.
- Makowski, D., Pham, T., Lau, Z. J., Brammer, J. C., Lespinasse, F., Schoelzel, C., & Chen, S. A. (2020). Neurokit2: A python toolbox for neurophysiological signal processing.
- Wang, Z., Yan, W., & Oates, T. (2017). Time series classification from scratch with deep neural networks: A strong baseline. 2017 International joint conference on neural networks (IJCNN),
- เกียรติชัย, เ., Kiattichai, S., & โสทธิพงศ์, พ. (2008). ดัชนีสมรรถนะระบบและการวิเคราะห์คอนตินเจนซีโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น
- เหมววรรณ, ศ., & โชติรัตน์, ร. (2014). การค้นพบกายสัณฐานวิทยาในคลื่นไฟฟ้าหัวใจที่มีสิ่งแปลกปนโดยใช้การทำเหมืองข้อมูลอนุกรมเวลา
- ชญานิน, บ., & นัท, ก. (2015). การเปรียบเทียบความแม่นยำของการพยากรณ์ด้วยตัวแบบอนุกรมเวลาแบบผสม
- พิชามณูชย์, อ., Pichamon, A., & โชติรัตน์, ร. (2017). ไดนามิกโหนดวอร์ปิงถ่วงน้ำหนักแบบเพิ่มสมรรถนะสำหรับการจำแนกประเภทอนุกรมเวลา



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล	ณัฐชัย บวรมงคลศักดิ์
วัน เดือน ปี เกิด	18 ตุลาคม 2534
สถานที่เกิด	กรุงเทพมหานคร
วุฒิการศึกษา	บช.บ.
ที่อยู่ปัจจุบัน	99/15 Gusto พุทธบูชา39แยก1 แขวงบางมด เขตทุ่งครุ กรุงเทพฯ 10140



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY