



ระบบตรวจวัดสัญญาณชีพและเฝ้าติดตามการล้มของผู้สูงอายุผ่านระบบ IoT



ณัฐพงศ์ อภิรัชตานนท์

วิทยานิพนธ์เสนอบัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยนเรศวร
เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาฟิสิกส์ประยุกต์
ปีการศึกษา 2566
ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยนเรศวร

ระบบตรวจวัดสัญญาณชีพและเฝ้าติดตามการล้มของผู้สูงอายุผ่านระบบ IoT



ณัฐพงศ์ อภิรัชตานนท์

วิทยานิพนธ์เสนอบัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยนเรศวร

เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาฟิสิกส์ประยุกต์

ปีการศึกษา 2566

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยนเรศวร

วิทยานิพนธ์ เรื่อง "ระบบตรวจวัดสัญญาณชีพและเฝ้าติดตามการล้มของผู้สูงอายุผ่านระบบ IoT"
ของ ณัฐพงศ์ อภิรัชตานนท์
ได้รับการพิจารณาให้นับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร
ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาฟิสิกส์ประยุกต์

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์
(ศาสตราจารย์ ดร.ปราโมทย์ วาดเขียน)

..... ประธานที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.เกรียงศักดิ์ พรหมภักดี)

..... กรรมการผู้ทรงคุณวุฒิภายใน
(รองศาสตราจารย์ ดร.อนุชา แก้วพูลสุข)

..... กรรมการผู้ทรงคุณวุฒิภายนอก
(ดร.นพดล สีสุข)

อนุมัติ

.....
(รองศาสตราจารย์ ดร.กรรองกาญจน์ ชูทิพย์)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

ชื่อเรื่อง	ระบบตรวจวัดสัญญาณชีพและเฝ้าติดตามการล้มของผู้สูงอายุผ่านระบบ IoT
ผู้วิจัย	ณัฐพงศ์ อภิรัชตานนท์
ประธานที่ปรึกษา	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.เกรียงศักดิ์ พรหมภักดี
ประเภทสารนิพนธ์	วิทยานิพนธ์ วท.ม. ฟิสิกส์ประยุกต์, มหาวิทยาลัยนเรศวร, 2566
คำสำคัญ	การล้ม ออกซิเจนในเลือด การเรียนรู้ของเครื่องจักร อินเทอร์เน็ตของทุกสรรพสิ่ง กูเกิ้ลซีต

บทคัดย่อ

สภาพอากาศที่เต็มไปด้วยฝุ่น pm 2.5 ส่งผลต่อการใช้ชีวิตของผู้สูงอายุ เมื่อผู้สูงอายุรับฝุ่น pm 2.5 เข้าไปจะส่งผลต่อภาวะการหายใจ และปอด หนึ่งใน การตรวจสอบสัญญาณชีพที่บ่งบอกถึงภาวะการหายใจคือการวัดปริมาณออกซิเจนในเลือด ซึ่งหากปริมาณออกซิเจนในเลือดต่ำจะบ่งบอกถึงความผิดปกติของระบบหายใจที่ทำให้เกิดความเสี่ยงต่อการเป็นลม หมดสติ และนำพามาซึ่งการล้มในผู้สูงอายุได้ งานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์ในการพัฒนาระบบตรวจวัดสัญญาณชีพ และเฝ้าติดตามการล้มของผู้สูงอายุผ่านระบบ อินเทอร์เน็ตของทุกสรรพสิ่ง (IoT) โดยการพัฒนา ระบบเฝ้าติดตามการล้ม จะอาศัยการสร้างโมเดลทำนายการล้มบน Edge Impulse โดยใช้งาน การเรียนรู้ของเครื่องขนาดเล็ก (TinyML) ในการฝึกสอนโมเดล ที่ติดตั้งอยู่ภายใน Arduino Nano 33 BLE Sense และเก็บรวบรวมข้อมูลไว้ในฐานข้อมูล Firebase Realtime-Database ในส่วนของการวัดสัญญาณชีพนั้นจะใช้เซ็นเซอร์ MAX30100 ในการวัดค่าความอิ่มตัวของออกซิเจนในเลือด และอัตราการเต้นของหัวใจ ซึ่งมีการแสดงผลบนโทรศัพท์สมาร์ทโฟน ผลการทดสอบการล้ม ประกอบไปด้วย การล้มไปข้างหน้า การล้มไปข้างหลัง การล้มไปทางซ้าย และการล้มไปทางขวา มีความแม่นยำอยู่ที่ 100 เปอร์เซ็นต์ 100 เปอร์เซ็นต์ 95 เปอร์เซ็นต์ และ 95 เปอร์เซ็นต์ ตามลำดับ ผลของการแสดงผลบนสมาร์ทโฟนนั้นจะแสดงค่าอัตราการเต้นของหัวใจ และค่าออกซิเจนในกระแสเลือดแบบเวลาจริง นอกจากนี้ยังสามารถดูค่าอัตราการเต้นของหัวใจ และค่าออกซิเจนในกระแสเลือดย้อนหลังบน กูเกิ้ลซีต

Title	VITAL SIGNS AND FALL MONITORING SYSTEM FOR ELDERLY VIA IOT
Author	Nattapong Apirattanon
Advisor	Assistant Professor Kriangsak Prompak, Ph.D.
Academic Paper	M.S. Thesis in Applied Physics, Naresuan University, 2023
Keywords	Fall Detection Pulse Oxygen Machine Learning Internet of Things Google Sheets

ABSTRACT

Pollution Matters (PM 2.5) have a major impact on the lives of the elderly, especially the effects on breathing and lungs. Therefore, one of the vital sign checks is the measure of pulse oxygen. If the amount of oxygen in the blood is low, it indicates a respiratory system problem that increases the risk of fainting, unconsciousness, and falls in the elderly. This research aims to develop a system for measuring vital signs and monitoring falls of the elderly through the Internet of Things (IoT) system. The development of the fall monitoring system is based on building a fall prediction model on Edge Impulse using Tiny Machine Learning (TinyML) to train the model. That is embedded in the Arduino Nano 33 BLE and collects data in the Firebase Realtime-Database database. The MAX30100 sensor measures blood oxygen saturation in terms of vital signs and heart rate, both displayed on a smartphone. Accuracy results from a fall test include falling forward, backward, to the left, and to the right where 100%, 100%, 95%, and 95% respectively. The results of the smartphone's display will indicate the heart rate and blood oxygen levels in real time, which can check the history of heart rate and pulse oxygen values in Google Sheets.

ประกาศคุณูปการ

ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณอย่างสูงในความกรุณาของ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.เกรียงศักดิ์ พรหมภักดี ประธานที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ และคณาจารย์อันประกอบไปด้วย ศาสตราจารย์ ดร.ปราโมทย์ วาดเขียน รองศาสตราจารย์ ดร.อนุชา แก้วพูลสุข และ ดร.นพดล สีสุข ที่กรุณาให้คำปรึกษา แนะนำ ตลอดจนแก้ไขข้อบกพร่องของวิทยานิพนธ์

ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณภาควิชาฟิสิกส์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร ที่ให้การสนับสนุนทุนการศึกษา สถานที่ และเครื่องมือในการทำวิจัย และขอบพระคุณครอบครัวที่คอยเป็นกำลังใจให้เสมอ ตลอดจนสนับสนุนค่าใช้จ่ายในบางส่วน จนทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

คุณค่าประโยชน์ที่พึงมาจากการศึกษาค้นคว้านี้ผู้วิจัยขอมอบอุทิศแต่ผู้มีพระคุณทุกท่าน

ณัฐพงศ์ อภิรัชตานนท์



สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ค
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	ง
ประกาศคุุณูปการ.....	จ
สารบัญ.....	ฉ
สารบัญตาราง.....	ฉ
สารบัญภาพ.....	ฉ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1. ความเป็นมา และความสำคัญของปัญหา.....	1
2. จุดมุ่งหมายของงานวิจัย.....	3
3. ขอบเขตงานวิจัย.....	3
บทที่ 2 เอกสาร และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	4
1. ค่าออกซิเจนในกระแสเลือด (Pulse Oxygen).....	4
1.1 อาการของภาวะออกซิเจนในเลือดต่ำ.....	4
1.2 ออกซิเจนในกระแสเลือดของผู้สูงอายุ.....	4
1.3 เครื่องวัดค่าออกซิเจนในเลือด.....	5
1.4 หลักการทำงานของเครื่องวัดออกซิเจนในกระแสเลือด.....	5
1.5 การวัดปริมาณออกซิฮีโมโกลบิน โดยใช้หลักการดูดกลืนของแสง.....	6
1.6 วิธีการอ่านค่าเครื่องวัดออกซิเจนในเลือด.....	6
1.7 วิธีการอ่านค่าอัตราการเต้นของหัวใจ.....	6

2. การล้มในผู้สูงอายุ	7
2.1 ปัจจัยเสี่ยงในการล้มของผู้สูงอายุ.....	7
2.2 ภาวะความดันโลหิตสูงในผู้สูงอายุ	8
2.3 ผลกระทบจากการหกล้มในผู้สูงอายุ	8
3. Internet of Things (IoT)	8
3.1 หลักการทำงานของ Internet of Things	8
3.2 ตัวอย่างของอุปกรณ์ IoT	9
3.3 Internet of Things ทางการแพทย์	10
3.4 การพัฒนาทางด้าน IoT.....	11
4. ปัญญาประดิษฐ์ (AI) และ การเรียนรู้ของเครื่อง (ML)	11
4.1 ประเภทของปัญญาประดิษฐ์	11
4.2 ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์	12
4.2.1 ข้อดีของการใช้ ปัญญาประดิษฐ์ วินิจฉัยโรค	13
4.2.2 ข้อจำกัดในการใช้ ปัญญาประดิษฐ์ ทางการแพทย์	13
4.2.3 ทิศทางการนำเทคโนโลยี AI มาใช้ในทางการแพทย์	14
4.3 การเรียนรู้ของเครื่อง Machine Learning (ML)	15
5. การเรียนรู้ของเครื่องขนาดเล็ก (tinyML).....	15
5.1 การทำงานของการเรียนรู้ของเครื่องขนาดเล็ก.....	16
5.2 แอปพลิเคชัน บนการเรียนรู้ของเครื่องขนาดเล็ก	16
6. การฝึกสอนโมเดลด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง	17
6.1 Supervised Learning.....	17
6.2 Unsupervised Learning.....	17

6.3 Reinforcement Learning.....	18
7. การเรียนรู้ของเครื่องเชิงลึก (Deep Learning)	19
7.1 การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression)	20
7.1.1 โมเดลการถดถอยเชิงเส้น.....	21
7.2 การถดถอยโลจิสติก (Logistic Regression)	23
7.2.1 แบบไบนารี (Binary).....	23
7.2.2 แบบหลายคลาส (Multi-Class).....	24
8. โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network).....	24
8.1 กระบวนการสร้างฟังก์ชันของโครงข่ายประสาทเทียม.....	24
8.2 ส่วนประกอบของโครงข่ายประสาทเทียม.....	25
8.2.1 Hidden Node	26
8.2.2 Hidden Layer	26
8.2.3 Weight & Bias	26
8.2.4 ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function)	28
9. แพลตฟอร์ม Edge Impulse.....	32
10. Arduino Nano 33 BLE Sense.....	35
10.1 โมดูลเครือข่ายไร้สายบลูทูธ (Bluetooth).....	37
10.2 การใช้งานทางด้านปัญญาประดิษฐ์.....	37
10.3 เซ็นเซอร์วัดความเร่งบนบอร์ด Arduino Nano 33 BLE Sense.....	37
10.4 เซ็นเซอร์วัดความเร็วการหมุนบนบอร์ด Arduino Nano 33 BLE Sense	37
11. Arduino Nano 33 IoT.....	38
12. ไมโครคอนโทรลเลอร์ TTGO T7 ESP32 Mini32	40

13. โมดูล GY-MAX30100.....	42
13. โปรแกรม Visual Studio Code	42
14. Flutter.....	43
7.1 จุดเด่นของ Flutter	44
7.2 จุดด้อยของ Flutter.....	45
15. ฐานข้อมูล Firebase.....	45
16. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	47
บทที่ 3 วิธีการดำเนินงานวิจัย.....	56
1. การออกแบบเครื่องติดตามสัญญาณชีพ.....	57
1.1 การรับค่าจากเครื่องวัดค่าออกซิเจนในกระแสเลือด.....	58
1.2 การออกแบบตัวเครื่องวัดค่าออกซิเจนในกระแสเลือด และแสดงผล.....	59
1.3 การติดตั้ง ESP32 Mini32 เครื่องวัดค่าออกซิเจนในกระแสเลือด	61
2. การออกแบบระบบตรวจจับการล้ม.....	62
2.1 การเชื่อมต่อ Arduino Nano 33 BLE Sense กับ Edge Impulse.....	63
2.2 การเก็บค่าความเร่ง และใจโรสโคป	64
2.3 ออกแบบ Impulse.....	66
2.3.1 การกำหนดขนาดของข้อมูล (Time series data).....	67
2.3.2 วิเคราะห์สัญญาณ (Spectral Analysis).....	67
2.2.3) การจำแนกข้อมูล (Classification Keras).....	70
2.3 การทดสอบโมเดล (Testing Model).....	73
2.4 การเชื่อมต่อ IoT (Internet of Things).....	73
2.5 การออกแบบอุปกรณ์สวมใส่.....	74

3. การออกแบบฐานข้อมูล	75
3.1 Firebase Realtime Database.....	75
3.2 Firebase Realtime Database การเก็บข้อมูลย้อนหลัง	76
4. การออกแบบแอปพลิเคชันบนโทรศัพท์มือถือ	77
4.1 หน้าลงทะเบียนการใช้งาน	77
4.2 หน้าเริ่มต้นการใช้งาน	77
4.3 หน้าแสดงผล	78
บทที่ 4 ผลการทดลอง	79
1. ผลการฝึกสอนโมเดล	79
2. ผลการทดสอบโมเดล	79
3. ผลการลองในเครื่องวัดออกซิเจนในกระแสเลือด	80
4. ผลการทดลองในเครื่องตรวจจับการล้ม	82
5. การแสดงผลของการทดลองบนแอปพลิเคชัน	83
บทที่ 5 สรุปผลการทดลอง	86
บรรณานุกรม	87
ภาคผนวก.....	91
ภาคผนวก ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์ และเผยแพร่ผลงาน	92
ประวัติผู้วิจัย	101

สารบัญตาราง

	หน้า
ตาราง 1 เปรียบเทียบคุณสมบัติกับงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	3
ตาราง 2 การเปรียบเทียบของฟังก์ชันกระตุ้น.....	32
ตาราง 3 ค่ามาตรฐานของระบบในงานวิจัย	52
ตาราง 4 การเชื่อมต่อโมดูล GY-MAX30100เข้ากับไมโครคอนโทรลเลอร์ ESP32.....	59
ตาราง 5 ผลการทดสอบเครื่องวัดออกซิเจนในกระแสเลือด คนที่ 1.....	80
ตาราง 6 ผลการทดสอบเครื่องวัดออกซิเจนในกระแสเลือด คนที่ 2.....	81
ตาราง 7 ผลการทดสอบเครื่องวัดออกซิเจนในกระแสเลือด คนที่ 3.....	81
ตาราง 8 ผลการทดลองในทิศทางการลัมของระบบตรวจจับการลัม	82
ตาราง 9 ผลการทดลองในกิจกรรมของระบบตรวจจับการลัม	83

สารบัญภาพ

	หน้า
ภาพ 1 เครื่องวัดค่าออกซิเจนในกระแสเลือด	5
ภาพ 2 เครื่องวัดค่าออกซิเจนในเลือดโดยใช้หลักการ Light Absorption.....	5
ภาพ 3 กราฟ PPG แสดงอัตราการเต้นของหัวใจในเครื่องวัดออกซิเจน	7
ภาพ 4 รูปแบบการทำงานของระบบ IoT.....	9
ภาพ 5 อุปกรณ์ที่พัฒนา.....	10
ภาพ 6 Artificial Intelligence (AI).....	12
ภาพ 7 การใช้ปัญญาประดิษฐ์ในการวินิจฉัยภาวะผิดปกติของปอด และมะเร็งเต้านม	13
ภาพ 8 การใช้อุปกรณ์ทางการแพทย์ที่มีการใช้เทคโนโลยี AI เข้ามาเกี่ยวข้อง	14
ภาพ 9 รูปแบบกลไกการเรียนรู้ของปัญญาประดิษฐ์.....	15
ภาพ 10 การทำงานของ regression และ classification	17
ภาพ 11 การทำงานของ Clustering และ Dimensionality Reduction.....	18
ภาพ 12 การทำงานของ Reinforcement Learning	18
ภาพ 13 ทฤษฎี universal approximation theorem	19
ภาพ 14 กราฟการถดถอยเชิงเส้นสำหรับ 1 ตัวแปรต้น	20
ภาพ 15 กราฟ Linear Regression สำหรับ 2 ตัวแปรต้น (x_1, x_2).....	21
ภาพ 16 การสมมติฐานของแบบจำลอง.....	21
ภาพ 17 การแบ่งข้อมูลใน Linear Regression และ Logistic Regeneration	23
ภาพ 18 การเปรียบเทียบระหว่างไบนารี กับ หลายคลาส.....	24
ภาพ 19 การแปลงฟังก์ชันด้วย ฟังก์ชันกระตุ้น.....	25

ภาพ 20 ผลลัพธ์ที่ได้จากสมการไม่เชิงเส้น	25
ภาพ 21 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม	26
ภาพ 22 สมการที่ถูกเพิ่มเข้าไปในการคำนวณของน้ำหนัก และ Bias	27
ภาพ 23 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเต็ม	28
ภาพ 24 การแปลงสมการเชิงเส้นให้อยู่ในรูปของสมการที่ไม่เชิงเส้น	29
ภาพ 25 การแปลงสมการเชิงเส้นด้วยฟังก์ชัน ReLU	30
ภาพ 26 การแปลงสมการเชิงเส้นด้วยฟังก์ชัน Parametric ReLU	30
ภาพ 27 การแปลงสมการเชิงเส้นด้วยฟังก์ชัน Sigmoid	31
ภาพ 28 การแปลงสมการเชิงเส้นด้วยฟังก์ชัน tanh	32
ภาพ 29 ตัวอย่างการพัฒนาบนแพลตฟอร์ม Edge Impulse	33
ภาพ 30 รูปแบบการเรียกใช้ไลบรารี Python บนแพลตฟอร์ม Edge Impulse	34
ภาพ 31 โครงสร้างแพลตฟอร์ม Edge Impulse	34
ภาพ 32 Arduino nano 33 BLE	35
ภาพ 33 เซ็นเซอร์ภายใน Arduino Nano 33 BLE Sense	36
ภาพ 34 ขบวนการใช้งานบน Arduino Nano 33 BLE Sense	36
ภาพ 35 เซ็นเซอร์วัดความเร่งตามแกน 3 แกน	37
ภาพ 36 เซ็นเซอร์วัดความเร็วการหมุนตามแกน 3 แกน	38
ภาพ 37 Arduino Nano 33 IoT	38
ภาพ 38 โมดูล Wi-Fi Nina	39
ภาพ 39 ขบวนการใช้งานบน Arduino Nano 33 IoT	40
ภาพ 40 ไมโครคอนโทรลเลอร์ TTGO T7 ESP32 Mini32	41
ภาพ 41 ขนาดของ TTGO T7 ESP32 Mini32	41

ภาพ 42 ขนาดของโมดูล GY-MAX30100.....	42
ภาพ 43 หน้าต่างการติดตั้ง Visual Studio Code.....	43
ภาพ 44 Flutter ในระบบต่างๆ	44
ภาพ 45 ตัวอย่างการทำงานของโปรแกรม Flutter	44
ภาพ 46 การเปรียบเทียบระหว่าง Flutter กับ React Native.....	45
ภาพ 47 การบริการทั้งหมดของ Firebase	46
ภาพ 48 ตัวอย่างการติดตั้งอุปกรณ์เซนเซอร์ IoT.....	47
ภาพ 49 การทำงานของระบบตรวจจับการล้ม	48
ภาพ 50 เซ็นเซอร์ที่ติดตั้งบนโทรศัพท์มือถือ	48
ภาพ 51 โครงสร้างของระบบ Whoops สำหรับการตรวจจับการล้ม	49
ภาพ 52 โครงสร้างของระบบตรวจจับการล้ม.....	49
ภาพ 53 ขั้นตอนการทำงานของระบบ	50
ภาพ 54 รูปแบบอุปกรณ์วัดความเร่ง.....	51
ภาพ 55 รูปแบบการติดตั้งเซนเซอร์.....	51
ภาพ 56 โครงสร้างของระบบ.....	53
ภาพ 57 ภาพรวมของทฤษฎีที่นำมาใช้กับการตรวจจับการล้ม.....	53
ภาพ 58 การทดสอบกับระบบที่พัฒนา	54
ภาพ 59 ผลของการทดสอบบนวิดีโอ	55
ภาพ 60 ภาพรวมของระบบ	56
ภาพ 61 แผนภาพการทำงานของระบบที่นำเสนอ	57
ภาพ 62 ภาพรวมของเครื่องตรวจวัดออกซิเจนในเลือดที่นำเสนอ	58
ภาพ 63 การต่อวงจรรับค่าออกซิเจนในกระแสเลือด.....	58

ภาพ 64 ตัวเครื่องวัดออกซิเจนในกระแสเลือด	59
ภาพ 65 การติดตั้งโมดูล GY-MAX30100	60
ภาพ 66 รูปแบบขนาดกล่องใส่ ESP32 (ด้านบน).....	60
ภาพ 67 รูปแบบขนาดกล่องใส่ ESP32 (ด้านข้าง).....	60
ภาพ 68 การวางตำแหน่งอุปกรณ์ภายในตัวเครื่อง.....	61
ภาพ 69 เครื่องตรวจวัดค่าออกซิเจนในกระแสเลือดที่ออกแบบ	61
ภาพ 70 เครื่องตรวจวัดค่าออกซิเจนในกระแสเลือดที่ใช้งานจริง.....	62
ภาพ 71 การสวมใส่เครื่องวัดค่าออกซิเจนในกระแสเลือด	62
ภาพ 72 ภาพรวมของเครื่องตรวจจับการล้ม	63
ภาพ 73 การกำหนดข้อมูล.....	63
ภาพ 74 ตำแหน่งการติดตั้งอุปกรณ์ และเซนเซอร์วัดความเร่ง ไจโรสโคป.....	64
ภาพ 75 หลังการเก็บค่าทิศทางการล้ม	64
ภาพ 76 กราฟการล้มไปข้างหน้า.....	65
ภาพ 77 การแบ่งข้อมูลในแพลตฟอร์ม Edge Impulse.....	65
ภาพ 78 รูปแบบการออกแบบ Impulse.....	66
ภาพ 79 การเตรียมข้อมูลเพื่อฝึกสอนโมเดล.....	66
ภาพ 80 การกำหนดข้อมูลของการวิเคราะห์สัญญาณ	67
ภาพ 81 กราฟเมื่อนำไปผ่านการกรองสัญญาณความถี่ต่ำ	68
ภาพ 82 สัญญาณหลังจากผ่านการแยกความถี่	68
ภาพ 83 ค่าข้อมูลที่ผ่านการวิเคราะห์สัญญาณ.....	68
ภาพ 84 กราฟที่ได้จากค่าที่ผ่านการวิเคราะห์สัญญาณ	69
ภาพ 85 โมเดล 3 มิติของการวิเคราะห์สัญญาณ	69

ภาพ 86 การตั้งค่าการฝึกสอนโมเดล.....	70
ภาพ 87 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม	70
ภาพ 88 โครงสร้างของโมเดลในภาษา Python.....	71
ภาพ 89 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้	71
ภาพ 90 การคำนวณระหว่าง Input layer กับ Hidden layer	72
ภาพ 91 การใช้ตัวกระตุ้น ReLU.....	72
ภาพ 92 การจำแนกข้อมูล และข้อมูลที่ได้จากการจำแนก.....	73
ภาพ 93 การเชื่อมต่อแบบ UART	73
ภาพ 94 แบบอุปกรณ์ตรวจจับการล้มบน 123D.....	74
ภาพ 95 การวางตำแหน่งภายในอุปกรณ์ตรวจจับการล้ม	74
ภาพ 96 เครื่องตรวจจับการล้ม.....	75
ภาพ 97 การบันทึกข้อมูลผู้ดูแลพื้นฐานข้อมูล Firebase.....	75
ภาพ 98 ข้อมูลผู้สูงอายุที่ถูกบันทึกบนฐานข้อมูล Firebase.....	76
ภาพ 99 ค่าออกซิเจนในกระแสเลือดบน Firebase Realtime Database	76
ภาพ 100 หน้าลงทะเบียนการใช้งาน	77
ภาพ 101 หน้าเริ่มต้นการใช้งาน.....	78
ภาพ 102 หน้าแสดงผลค่าอัตราการเต้นของหัวใจ ค่าออกซิเจนในกระแสเลือด.....	78
ภาพ 103 ความแม่นยำในการฝึกสอนโมเดล.....	79
ภาพ 104 ความแม่นยำในการทดสอบโมเดล	80
ภาพ 105 กราฟเปรียบเทียบของอัตราการเต้นของหัวใจในเครื่องมาตรฐาน และระบบที่พัฒนา.....	82
ภาพ 106 การเชื่อมต่อกับอุปกรณ์.....	83

ภาพ 107 แสดงผลค่าจากเครื่องวัดออกซิเจนในเลือด และการตรวจจับการล้ม.....84

ภาพ 108 การแสดงผลกราฟแบบรวม และแบบแยกกราฟ84

ภาพ 109 การแสดงผลในรูปแบบของตาราง.....85

ภาพ 110 การแจ้งเตือนการหกล้มของระบบที่พัฒนาขึ้น85



บทที่ 1

บทนำ

1. ความเป็นมา และความสำคัญของปัญหา

การหกล้มเป็นปัญหาสาธารณสุขที่สำคัญ และเป็นสาเหตุของการทำให้เสียชีวิตอันดับสอง รองจากการบาดเจ็บจากอุบัติเหตุทางถนน การหกล้ม ได้แก่ การหกล้มลงบนพื้น การลื่นไถล การก้าวผิด และการถูกชนหรือผลักโดยผู้อื่น ซึ่งรวมถึงการหกล้มจากเก้าอี้ เตียง รถเข็น เฟอร์นิเจอร์ ฯลฯ ซึ่งมักเกิดกับผู้สูงอายุ และผู้ป่วยที่กล้ามเนื้ออ่อนแรง การหกล้มทำให้มีผู้เสียชีวิตมากกว่า 1,000 คนต่อปี สำหรับประเทศไทยจากการสำรวจประชากร พบว่า ประชากรอายุ 60 ปีขึ้นไปมากกว่า 10 เปอร์เซ็นต์ มีแนวโน้มเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง ในอีก 10 ปี จะมีผู้สูงอายุเพิ่มขึ้นประมาณ 2,500,000 คน และคาดว่าจะเพิ่มเป็น 20 เปอร์เซ็นต์ ภายในปี 2564 [1] ผู้สูงอายุโทร และใช้สายดาวน์ 1669 แจ้งเหตุหกล้มมากกว่า 50,000 ครั้งต่อปี ส่วนใหญ่ 65 เปอร์เซ็นต์ จะหกล้มนอกบ้าน และ 31 เปอร์เซ็นต์ จะหกล้มในบ้าน อย่างไรก็ตาม การหกล้มจะกำหนดประเภทของการบาดเจ็บที่เกิดขึ้นได้ เช่น การล้มไปข้างหน้า หรือข้างหลัง จะทำให้คนที่ล้มใช้มือรับน้ำหนักส่งผลให้กระดูกข้อมือหักได้ และการลุกจากเตียงอย่างรวดเร็วจะทำให้ร่างกายท่อนล่างทรงตัวได้ไม่ดี และล้มไปรอบทิศทางทำให้กระดูกสะโพกหัก เป็นต้น ปัญหาหลักไม่ใช่การหกล้มและกระดูกหัก แต่เป็นผลที่ตามมาในการรักษาที่เกิดขึ้นจากการหกล้ม เช่น โรคกระดูกพรุน และระยะเวลาการรักษาทางสรีรวิทยาอื่นๆ ความรู้สึกไม่สบายเพิ่มเติม และผลกระทบทางจิตใจของผู้ป่วยสูงอายุ ในการติดตามเฝ้าระวังการล้มของผู้สูงอายุ การติดตามความเข้มข้นของออกซิเจนในเลือดก็เป็นสิ่งที่จำเป็นเช่นเดียวกัน การหกล้มอาจเกิดขึ้นได้จากภาวะขาดออกซิเจน (Hypoxia) [2] อาการกำเริบ หรือทรุดหนัก ความดันต่ำ จนถึงเกิดสภาวะช็อกเกร็งตามมา อย่างไรก็ตาม ผู้สูงอายุมักจะมีระดับความอิ่มตัวของออกซิเจนต่ำกว่าผู้ใหญ่ และเด็กเล็กน้อย ผู้ที่มีอายุมากกว่า 70 ปีอาจมีระดับออกซิเจนในเลือด 95 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งอาจเป็นเรื่องปกติสำหรับกลุ่มอายุนั้น ในขณะที่อัตรา SpO2 (Pulse Oxygen) ปกติสำหรับทารกและเด็กมักอยู่ที่ 97 เปอร์เซ็นต์ และสูงกว่า

ปัจจุบันมีการนำเทคโนโลยีตรวจจับและแจ้งเตือนเมื่อเกิดการหกล้มมาใช้ในการดูแลผู้สูงอายุ และผู้ป่วยกล้ามเนื้ออ่อนแรง รวมถึงเครื่องมือที่ใช้ในการวัดออกซิเจนในเลือดที่มีอย่างแพร่หลาย ความนิยมในการใช้งานในรูปแบบของ IoT มีมากขึ้นกว่าแต่ก่อน ทำให้ง่ายต่อการตรวจจับการหกล้มในผู้สูงอายุ โดยในการตรวจจับการหกล้มส่วนมากได้ใช้เซนเซอร์วัดความเร่ง (Accelerometers) และเซนเซอร์วัดแกนหมุน (Gyroscope) มาเป็นเป็นตัววัดการหกล้ม ในส่วนน้อยจะใช้เป็นกล้องตรวจจับการหกล้ม ซึ่งจะดูจากท่าทางที่แสดงบนกล้อง และตรวจสอบว่าเกิดการล้มหรือไม่โดยใช้ทฤษฎี

ประมวลผลรูปภาพ (Image Processing) มีงานวิจัยมากมายในการติดตามการหกล้มโดยใช้ระบบที่แตกต่างกัน เช่น Dariusz Mrozek และ Anna Koczur [3] ได้มีการนำการเรียนรู้ของเครื่อง และ IoT มาใช้ในการติดตามการหกล้ม แจ็งเตือนบนโทรศัพท์มือถือ ในงานวิจัยจะใช้เซนเซอร์วัดความเร่งในโทรศัพท์มือถือ ซึ่งจะรับส่งข้อมูลที่ได้จากเซนเซอร์ผ่านระบบ IoT จัดเก็บข้อมูลบนฐานข้อมูล Cloud Server นำมาผ่านกระบวนการสร้างโมเดลติดตามการล้มโดยใช้ทฤษฎี Machine Learning เพื่อให้ได้โมเดลการล้มออกมา และสร้างแอปพลิเคชันสำหรับการแจ้งเตือนเมื่อเกิดการล้ม ต่อมางานวิจัยของ Xiangbo Kong และ Hiroyuki Tomiyama [4] ได้มีการใช้กล้องเพื่อตรวจจับการล้ม โดยจะทำการติดตั้งกล้องไว้ในห้องที่กำหนด มีการใช้อัลกอริทึมเป็นการวิเคราะห์จาก ข้อต่อโครงกระดูก (A Skeleton Analysis) การใช้กล้องวิเคราะห์รูปภาพบนพื้นฐานของการประมวลผลภาพเพื่อติดตามการล้ม เมื่อเกิดการล้ม โดยกล้องจะจับเป็นรูปภาพขณะล้ม และส่งภาพไปยัง Edge node เพื่อตรวจสอบว่าเป็นการล้มจริง และแจ้งเตือนไปยังผู้ดูแลต่อไป Huda Ali Haleem และ Kamel Gharghan [5] ได้นำเสนอระบบตรวจจับการหกล้มสำหรับผู้ป่วยโรคกล้ามเนื้ออ่อนแรง (Parkinson) โดยใช้เครือข่ายเซนเซอร์ไร้สาย ZigBee ในการตรวจจับการหกล้มจะใช้เซนเซอร์วัดความเร่งจำนวน 2 ตัว มาติดตั้งบริเวณเอวของผู้ป่วย ทิศทางการหกล้มจะถูกกำหนดตามอัลกอริทึมของ Direction fall event (DFE) เมื่อเกิดการหกล้มค่าจากเซนเซอร์จะถูกส่งผ่านเครือข่ายไร้สาย และแจ้งเตือนผู้ดูแลต่อไป และในประเทศไทย Kriangsak Prompak และ Noppadon Sisuk [6] ได้นำเสนอระบบเฝ้าติดตามการหกล้มแบบเวลาจริง โดยการใช้เซนเซอร์วัดความเร่ง 3 แกน ในงานวิจัยจะใช้ Arduino เป็นหน่วยประมวลผลค่าที่ได้จากเซนเซอร์วัดความเร่ง 3 แกน ติดตั้งบริเวณเอวของผู้ใช้งาน จำนวน 2 ตัว Arduino จะทำการประมวลผลค่าที่ได้ว่าเป็นการหกล้มหรือไม่ ถ้าเป็นการหกล้มจะส่งค่า และแจ้งเตือนไปยังแอปพลิเคชัน Blynk บนโทรศัพท์มือถือผ่านระบบ Cloud Server โดยจะสรุปคุณสมบัติการทำงานของแต่ละงาน ดังตารางที่ 1

งานวิจัยนี้ได้มีแนวคิดในการพัฒนาระบบนอกเหนือจากงานวิจัยที่กล่าวมาข้างต้น โดยระบบที่นำเสนอจะใช้ ปัญญาประดิษฐ์ (AI) บนพื้นฐานของ Edge ซึ่งใช้อัลกอริทึมการเรียนรู้เชิงลึกของเครื่องจักร (Deep Learning) เพื่อประมวลผลข้อมูลที่ได้รับจากเซนเซอร์วัดความเร่ง และเซนเซอร์วัดแกนหมุนแบบ 3 แกน ซึ่งติดตั้งอยู่บนบอร์ด Arduino Nano 33 BLE Sense และภายในบอร์ด Arduino Nano 33 BLE Sense ยังมี TinyML ที่สามารถนำโมเดลที่ได้จากการฝึกสอนบนอัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่อง มาใช้งานได้ ซึ่งในการฝึกโมเดลได้มีการใช้แพลตฟอร์ม Edge Impulse โดยมีไลบรารี TensorFlow ในการฝึกสอนโมเดล เพื่อให้ได้แบบจำลองการตรวจจับการหกล้มแบบ 4 ทิศทาง ได้แก่ การล้มไปข้างหน้า การล้มไปข้างหลัง การล้มไปทางซ้าย และการล้มไปทางขวา นอกจากนี้ยังมีระบบตรวจวัดค่าออกซิเจนในเลือดของผู้สูงอายุเพื่อตรวจสอบการล้มที่เกิดขึ้นว่าส่งผลต่อค่าออกซิเจนในเลือดอย่างไร หรือค่าออกซิเจนในเลือดส่งผลให้เกิดการล้มหรือไม่ ระบบที่นำเสนอ

จะส่งข้อมูลไปยังฐานข้อมูล Firebase โดยการเชื่อมต่อผ่านระบบ IoT ในการเชื่อมต่อจะใช้ Arduino Nano 33 IoT เชื่อมต่อกับ Arduino Nano 33 BLE Sense ผ่านการเชื่อมต่อแบบ I2C ฐานข้อมูล Firebase ได้มีการเชื่อมต่อไปยังแอปพลิเคชันบนโทรศัพท์มือถือ ในการสร้างแอปพลิเคชันจะใช้การเขียนโค้ดบน Visual Studio Code โดยใช้งานแพลตฟอร์ม Flutter ที่มีภาษา Dart เป็นภาษาที่ใช้ในการเขียนโค้ด เมื่อมีเหตุการณ์การหกล้มเกิดขึ้นเซ็นเซอร์วัดความเร่ง และเซ็นเซอร์วัดการหมุน 3 แกน จะถูกประมวลผลโดย Arduino Nano 33 BLE Sense ซึ่งมีโมเดลที่ทำการฝึกสอนการล้มติดตั้งอยู่ เมื่อประมวลผล และทำนายว่ามีการหกล้มเกิดขึ้นจริง ค่าทำนายจะถูกส่งไปยัง Arduino Nano 33 IoT เพื่อนำไปเก็บไว้บนฐานข้อมูล Firebase แอปพลิเคชันบนโทรศัพท์มือถือจะรับค่าทำนายที่ถูกเก็บบน Firebase นำมาแจ้งเตือนการล้มบนโทรศัพท์มือถือ เพื่อให้ผู้ดูแลทราบถึงเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นได้ทัน่วงที

ตาราง 1 เปรียบเทียบคุณสมบัติกับงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

คุณสมบัติ \ งานวิจัย	งานวิจัยที่ 1	งานวิจัยที่ 2	งานวิจัยที่ 3	งานวิจัยที่ 4
การใช้การประมวลผลภาพ	-	✓	-	-
การใช้เซ็นเซอร์วัดความเร่ง	✓	-	✓	✓
การใช้เซ็นเซอร์วัดการหมุน	-	-	-	✓
การใช้งานการเรียนรู้ของเครื่อง	✓	-	-	-
การใช้งาน IoT	✓	✓	✓	✓
การแสดงผลบนโทรศัพท์	✓	✓	✓	✓

2. จุดมุ่งหมายของงานวิจัย

เพื่อออกแบบระบบตรวจวัดสัญญาณชีพ และเฝ้าติดตามการหกล้มของผู้สูงอายุบนพื้นฐานของงานการเรียนรู้ของเครื่องในการทำนายการล้มที่เกิดขึ้น และส่งผ่านข้อมูลไร้สายผ่านเครือข่าย IoT แสดงผล และแจ้งเตือนบนแอปพลิเคชันในโทรศัพท์มือถือ

3. ขอบเขตงานวิจัย

พัฒนาระบบตรวจวัดสัญญาณชีพ ที่ใช้ทำการวัดค่าออกซิเจนในเลือด และเฝ้าติดตามการหกล้มของผู้สูงอายุโดยการทำนายทิศทางการหกล้ม 4 ทิศทาง โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องส่งข้อมูลผ่านเครือข่ายไร้สาย IoT แสดงผล และแจ้งเตือนบนแอปพลิเคชันในโทรศัพท์มือถือ

บทที่ 2

เอกสาร และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

1. ค่าออกซิเจนในกระแสเลือด (Pulse Oxygen)

ค่าออกซิเจนในกระแสเลือด (SpO₂) หรือ ค่าความอิ่มตัวของออกซิเจนในเลือด [7] โดยปกติแล้วค่าออกซิเจนในกระแสเลือดจะอยู่ที่ 95 – 100 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งเมื่อค่าความอิ่มตัวของออกซิเจนในกระแสเลือดมีค่าที่สูงเกิน 100 เปอร์เซ็นต์ จะส่งผลให้เกิดภาวะออกซิเจนเป็นพิษ แต่โดยปกติแล้วจะไม่ค่อยมีเหตุการณ์ค่าออกซิเจนในกระแสเลือดสูง แต่ถ้าค่าความอิ่มตัวของออกซิเจนในกระแสเลือดต่ำ โดยต่ำกว่า 95 เปอร์เซ็นต์ อวัยวะต่างๆ ก็จะได้รับออกซิเจนได้ไม่เพียงพอ และจะมีผลกระทบต่อระบบการทำงานโดยเฉพาะระบบประสาท และสมอง ในทางการแพทย์จะเรียกภาวะนี้ว่าภาวะออกซิเจนในเลือดต่ำ (Hypoxemia) ซึ่งอาจเป็นอันตรายถึงชีวิตได้ นอกจากนี้ ออกซิเจนในเลือดต่ำยังเป็นสัญญาณของโรคที่ตามมา เช่น โรคหลอดเลือดอุดตันเรื้อรัง โรคหอบหืด ปอดติดเชื้อ โลหิตจาง หรือเป็นผลมาจากการติดเชื้อโควิด-19 โดยส่วนใหญ่จะพบใน ผู้ที่มีโรคประจำตัว ผู้ที่สูบบุหรี่ เป็นต้น

1.1 อาการของภาวะออกซิเจนในเลือดต่ำ

อาการของภาวะออกซิเจนในกระแสเลือดต่ำ ส่งผลต่อการทำงานของร่างกาย และอาการจะมีความรุนแรงแตกต่างกันไปในแต่ละบุคคล เช่น

- 1) ปวดหัว เวียนหัว หายใจไม่อิ่ม หายใจมีเสียงหวีดแทรก หรือหายใจเร็ว และแรงขึ้น
- 2) ไอ มีน้ำมูก สบสน
- 3) หัวใจเต้นเร็วผิดปกติ เหนื่อยง่าย
- 4) เล็บ หรือริมฝีปากเป็นสีม่วง หรือเกิดอาการภาวะตัวเขียว (Cyanosis)
- 5) อ่อนเพลีย ไม่รู้สึกตัว

เมื่อมีอาการเหล่านี้任何一种อย่างหนึ่งควรที่จะพบแพทย์โดยเร็วที่สุด

1.2 ออกซิเจนในกระแสเลือดของผู้สูงอายุ

โดยทั่วไป ผู้สูงอายุ เป็นวัยที่ต้องดูแลอย่างใกล้ชิด โดยเฉพาะ โรคประจำตัว หรือโรคความดัน อาการความดันโลหิตสูงสามารถเกิดขึ้นได้ [8] ซึ่งอาจส่งผลต่อหัวใจเพราะทำให้หลอดเลือดแดงแข็งตัว ทำให้การไหลเวียนของเลือด และออกซิเจนไปยังหัวใจไม่เพียงพอ ดังนั้นควรมีเครื่องวัดออกซิเจนในเลือดที่ปลายนิ้ว เพื่อวัดระดับความเข้มข้นของออกซิเจนในกระแสเลือด

1.3 เครื่องวัดค่าออกซิเจนในเลือด

เครื่องวัดค่าออกซิเจนในเลือด [9] จะใช้วัดความอิ่มตัวของออกซิเจนในกระแสเลือด และสามารถวัดชีพจรโดยจะมี สัญญาณชีพ และค่าออกซิเจนในกระแสเลือด ซึ่งตัวเครื่องจะมีขนาดเล็ก ใช้หนีบที่นิ้วชี้เพื่อวัดค่าออกซิเจนในกระแสเลือด มีราคาที่สามารถจับต้องได้ดังภาพที่ 1



ภาพ 1 เครื่องวัดค่าออกซิเจนในกระแสเลือด

ที่มา : https://www.exta.co.th/wp-content/uploads/2020/08/205844_Ext_a_0362_01.jpg

1.4 หลักการทำงานของเครื่องวัดออกซิเจนในกระแสเลือด

เครื่องวัดออกซิเจนที่ปลายนิ้ว (Fingertip Pulse Oximeter) [10] เป็นเครื่องตรวจวัดร้อยละของฮีโมโกลบินที่จับตัวอยู่กับออกซิเจนในเลือดแดง หลักการทำงานของเครื่องวัดออกซิเจนที่ปลายนิ้ว จึงประกอบด้วย 2 ส่วนหลัก คือ

- 1) สามารถแยกแยะระหว่างฮีโมโกลบินที่จับอยู่กับออกซิเจน และที่ไม่ได้จับอยู่กับออกซิเจน
- 2) สามารถแยกได้ว่าออกซิฮีโมโกลบินนั้นเป็นออกซิฮีโมโกลบินที่อยู่ในเลือดแดง



ภาพ 2 เครื่องวัดค่าออกซิเจนในเลือดโดยใช้หลักการ Light Absorption

ที่มา : <https://cf.shopee.co.th/file/575f17d94b4ea3f05cc81a09f76b3b92>

1.5 การวัดปริมาณออกซิฮีโมโกลบิน โดยใช้หลักการดูดกลืนของแสง

หลักการดูดกลืนของแสง (Light Absorption) ดังภาพที่ 2 ในทางฟิสิกส์เป็นปรากฏการณ์ที่สสารดูดกลืนแสง โดยในการดูดกลืนแสงของเครื่องวัดจะใช้ในการวัดระดับออกซิฮีโมโกลบิน กับดีออกซิฮีโมโกลบิน โดยสารต่างชนิดกันจะมีคุณสมบัติในการดูดซับแสงที่มีความยาวคลื่นแตกต่างกัน หากใช้แสงชนิดที่มีความเจาะจงกับออกซิฮีโมโกลบินฉายผ่านบริเวณที่มีออกซิฮีโมโกลบินสารนี้ก็จะถูกดูดซับแสงไป และส่วนที่เหลือก็จะทะลุผ่านไปยังฉากรับที่อยู่ด้านล่างซึ่งจะมีตัววัดปริมาณแสงที่เหลืออยู่ นำไปคำนวณปริมาณแสงที่หายไป ก็จะสามารรู้ได้ว่ามีออกซิฮีโมโกลบินเหลืออยู่เท่าใด ส่วนดีออกซิฮีโมโกลบิน (Reduce Hemoglobin) ซึ่งมีคุณสมบัติดูดซับแสงที่ค่าความยาวคลื่นอื่น ก็จะใช้ค่าความยาวคลื่นอื่นแต่ใช้วิธีการเดียวกัน โดยสูตรคำนวณความเข้มข้นของออกซิเจนในเลือด (Oxygen Saturation) หรือ SpO₂ ดังสมการที่ 1

$$SpO_2 = \frac{\text{Oxyhemoglobin}}{(\text{Oxyhemoglobin} + \text{Deoxyhemoglobin})} \quad (1)$$

- *Oxyhemoglobin* คือ จำนวนของฮีโมโกลบินที่มีออกซิเจน
- *Deoxyhemoglobin* คือ จำนวนของฮีโมโกลบินที่ไม่มีออกซิเจน

1.6 วิธีการอ่านค่าเครื่องวัดออกซิเจนในเลือด

การอ่านค่าจากเครื่องวัดออกซิเจนในกระแสเลือดเป็นการตรวจสอบ [11] ประเมินอาการเบื้องต้น โดยต้องได้รับการวินิจฉัยเพื่อประเมินอาการของผู้ป่วยจากแพทย์โดยตรง ค่าที่แสดงบนเครื่องวัดออกซิเจนในเลือดจะมีดังนี้

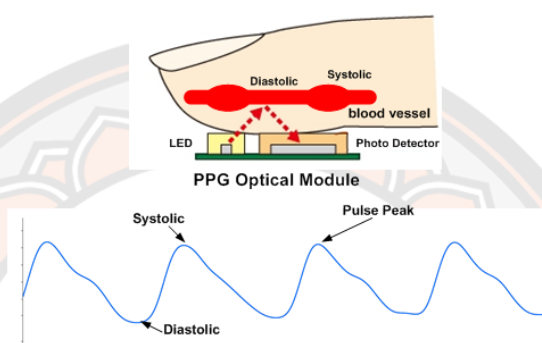
- SpO₂ คือค่าความอิ่มตัวของออกซิเจนในเลือดมีหน่วยเป็นเปอร์เซ็นต์ ค่าความอิ่มตัวของออกซิเจนในเลือดปกติจะอยู่ที่ 96 – 100 มีหน่วยเป็น เปอร์เซ็นต์
- PR คือค่าอัตราการเต้นของหัวใจมีหน่วยเป็นจำนวนครั้งต่อนาที ถ้าอัตราการเต้นของหัวใจต่ำกว่า 60 ครั้งต่อนาที หรือ สูงกว่า 100 ครั้งต่อนาที ถือว่าผิดปกติ

1.7 วิธีการอ่านค่าอัตราการเต้นของหัวใจ

เครื่องวัดออกซิเจนในเลือดที่ปลายนิ้วจะวัดอัตราการเต้นของหัวใจโดยการตรวจจับการไหลเวียนของเลือดที่เต้นเป็นจังหวะผ่านหลอดเลือดแดงที่ปลายนิ้ว โดยทั่วไปแล้วเครื่องวัดออกซิเจนในเลือดที่ปลายนิ้วจะไม่มีการใช้สมการทางคณิตศาสตร์ในการคำนวณอัตราการเต้นของหัวใจ แต่จะใช้สัญญาณ Photoplethysmogram (PPG) เพื่อตรวจจับการเปลี่ยนแปลงของปริมาตรเลือดในปลาย

นิ้วต่อการเต้นของหัวใจในแต่ละครั้ง สัญญาณ PPG จะถูกประมวลผลโดยซอฟต์แวร์ภายในเครื่องวัดออกซิเจนในเลือดเพื่อกำหนดอัตราการเต้นของหัวใจ

การคำนวณอัตราการเต้นของหัวใจในเครื่องวัดออกซิเจนในเลือดที่ปลายนิ้วจะขึ้นอยู่กับ การวัดช่วงเวลาระหว่างจุดสูงสุดในรูปคลื่น PPG ดังภาพที่ 3 ซึ่งสอดคล้องกับการเต้นของหัวใจแต่ละ ครั้ง ไมโครคอนโทรลเลอร์จะทำการประมวลผลสัญญาณ PPG และคำนวณ แสดงอัตราการเต้นของหัวใจเป็นจังหวะต่อนาที Beat Per Minute (BPM) บนหน้าจอโดยอัตโนมัติ



ภาพ 3 กราฟ PPG แสดงอัตราการเต้นของหัวใจในเครื่องวัดออกซิเจน

ที่มา : <https://www.google.com/url?sa=i&url=https%3A%2F%2Fcalaw-solicitors.com%2Fzenb.php>

2. การล้มในผู้สูงอายุ

การหกล้มเป็นอีกหนึ่งความเสี่ยงที่อันตรายต่อผู้ประสบเหตุอย่างยิ่ง [12] โดยเฉพาะในผู้สูงอายุโดยมีรายงานว่า ในแต่ละปี 1 ใน 3 ของผู้สูงอายุมักประสบกับการหกล้ม เมื่อผู้สูงอายุหกล้มและเกิดการบาดเจ็บ กระดูกหัก มีผู้สูงอายุจำนวนไม่น้อยที่ไม่สามารถกลับมาเดินได้อีก และบางส่วนต้องเข้ารับการรักษาในโรงพยาบาล ส่งผลให้ผู้สูงอายุสูญเสียความสามารถในการดูแลตนเอง และจำเป็นที่จะต้องมีคนดูแลตลอดเวลา มีปัญหาการเคลื่อนไหว ทำให้เกิดอาการซึมเศร้าตามมา ชั้นร้ายแรงที่สุดของภาวะการล้มในผู้สูงอายุ คือการเสียชีวิตของผู้หกล้ม

2.1 ปัจจัยเสี่ยงในการล้มของผู้สูงอายุ

การหกล้มของผู้สูงอายุมีปัจจัยเสี่ยงสำคัญ 2 ประการ คือ

1) ปัจจัยภายใน คือสภาพร่างกายของผู้สูงอายุที่เสื่อมลงตามอายุที่เพิ่มขึ้น โรคประจำตัว เช่นโรคความดันโลหิตสูง

2) ปัจจัยภายนอก คือสภาพแวดล้อมที่อยู่รอบตัวของผู้สูงอายุ เช่น การวางสิ่งของกีดขวางทางเดิน ความลื่นของพื้น

2.2 ภาวะความดันโลหิตสูงในผู้สูงอายุ

ความดันโลหิตสูงเป็นหนึ่งในโรคที่พบได้ในผู้ป่วยสูงอายุ [13] ผู้สูงอายุเมื่อมีอาการความดันโลหิตสูงกำเริบ อาจมีอาการ มึนงง หน้ามืด จนทำให้เกิดการหกล้มขึ้นได้ ผู้ป่วยโรคความดันโลหิตสูงระยะเริ่มแรกส่วนใหญ่จะไม่มีอาการซึ่งสามารถตรวจพบได้โดยการตรวจเช็คสุขภาพประจำปี หรือเจ็บป่วยด้วยโรคอื่น สำหรับผู้สูงอายุที่จะมีอาการมึนงง ตาพร่ามัว ปวดศีรษะ เหนื่อยง่าย แน่นหน้าอก นอนไม่หลับ อ่อนเพลีย อาการดังกล่าวเกิดจากโรคอื่นได้อีกหลายโรค และที่สำคัญที่สุดความดันโลหิตสูงอาจไม่มีอาการใดเลยก็ได้ นอกจากตรวจวัดด้วยเครื่องมือแพทย์จึงจะทราบ การตรวจวัดความดันของผู้สูงอายุจึงจำเป็นอย่างมาก

2.3 ผลกระทบจากการหกล้มในผู้สูงอายุ

ผลกระทบที่เกิดจากการหกล้มในผู้สูงอายุ แบ่งเป็น 3 ด้าน ได้แก่

- 1) ด้านร่างกาย เกิดการบาดเจ็บตั้งแต่เล็กน้อยไปถึงรุนแรง อาจส่งผลให้เกิดความพิการหรือรุนแรงถึงขั้นเสียชีวิตได้
- 2) ด้านเงินทอง เสียค่าใช้จ่ายการรักษาพยาบาล และถ้าหากมีภาวะแทรกซ้อน อาจทำให้ต้องพักฟื้นที่โรงพยาบาลนานขึ้น และเสียค่าใช้จ่ายที่สูง
- 3) ด้านจิตใจ มีความกังวลใจ ขาดความมั่นใจในการเดิน กลัวการหกล้ม ทำให้เกิดภาวะซึมเศร้าตามมา

3. Internet of Things (IoT)

Internet of Things [14] หมายถึง การที่อุปกรณ์ ได้ถูกเชื่อมโยงภายใต้อินเทอร์เน็ต ทำให้สามารถสั่งการควบคุมการใช้งานอุปกรณ์ต่างๆ ผ่านทางเครือข่ายอินเทอร์เน็ต เช่น การเปิด-ปิด อุปกรณ์เครื่องใช้ไฟฟ้า (การสั่งการเปิดเครื่องใช้ไฟฟ้าภายในบ้านด้วยการเชื่อมต่ออุปกรณ์ควบคุม เช่น มือถือ ผ่านทางอินเทอร์เน็ต) โทรศัพท์มือถือ เครื่องมือสื่อสาร เครื่องมือทางการเกษตร อาคาร บ้านเรือน เครื่องใช้ในชีวิตประจำวัน ผ่านเครือข่ายอินเทอร์เน็ต เป็นต้น IoT มีชื่อเรียกอีกอย่างว่า M2M ย่อมาจาก Machine to Machine คือเทคโนโลยีอินเทอร์เน็ตที่เชื่อมต่ออุปกรณ์กับเครื่องมือต่างๆ เข้าไว้ด้วยกัน

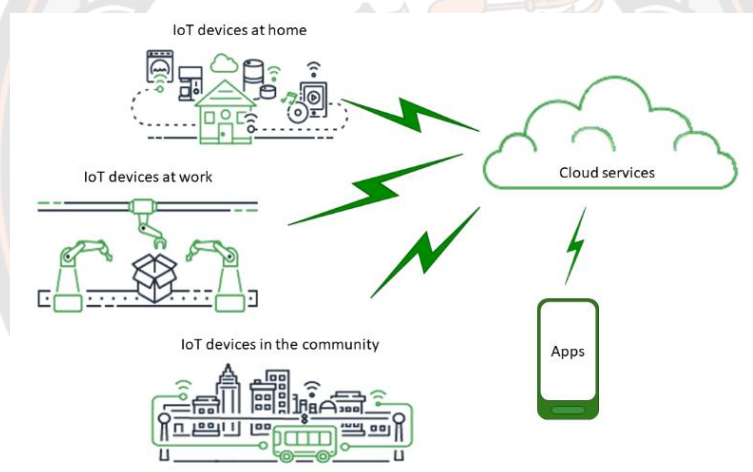
3.1 หลักการทำงาน Internet of Things

ระบบ IoT โดยทั่วไปทำงานด้วยการรวบรวมข้อมูล และแลกเปลี่ยนข้อมูลแบบเวลาจริง โดยระบบ IoT มีองค์ประกอบสามส่วน ได้แก่

1) อุปกรณ์อัจฉริยะ การทำงานของ IoT ในอุปกรณ์ต่างๆ เช่น โทรศัพท์ กล้องรักษาความปลอดภัย หรืออุปกรณ์ออกกำลังกายที่มีความสามารถในการประมวลผล รวบรวมข้อมูลจากสภาพแวดล้อม ข้อมูลที่ได้รับจากผู้ใช้ หรือรูปแบบการใช้งาน และสื่อสารข้อมูลดังกล่าวผ่านอินเทอร์เน็ตไปยังแอปพลิเคชันต่างๆ

2) แอปพลิเคชัน IoT คือชุดของบริการ และซอฟต์แวร์ที่ผสมรวมข้อมูลที่ได้รับจากอุปกรณ์ IoT ต่างๆ โดยใช้เทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่อง (ML) หรือปัญญาประดิษฐ์ (AI) เพื่อวิเคราะห์ข้อมูลนี้และตัดสินใจอย่างชาญฉลาด จากนั้นจะสื่อสารการตัดสินใจเหล่านี้กลับไปยังอุปกรณ์ IoT และอุปกรณ์ IoT จะตอบสนองต่อข้อมูลที่ได้รับอย่างชาญฉลาด

3) ติดต่อผู้ใช้งานแบบกราฟิก ระบบ IoT สามารถจัดการอุปกรณ์ IoT หรือ อุปกรณ์ได้ผ่านส่วนติดต่อผู้ใช้แบบกราฟิก โดยตัวอย่างทั่วไป ได้แก่ แอปพลิเคชันมือถือหรือเว็บไซต์ที่สามารถใช้เพื่อลงทะเบียนและควบคุมอุปกรณ์อัจฉริยะได้



ภาพ 4 รูปแบบการทำงานของระบบ IoT

ที่มา : [https://d1.awsstatic.com/whatisimg/iot-](https://d1.awsstatic.com/whatisimg/iot-universe.83de2944cc979eac98695797ecb5668f244bd7a5.png)

[universe.83de2944cc979eac98695797ecb5668f244bd7a5.png](https://d1.awsstatic.com/whatisimg/iot-universe.83de2944cc979eac98695797ecb5668f244bd7a5.png)

3.2 ตัวอย่างของอุปกรณ์ IoT

IoT สามารถประยุกต์ไปใช้งานได้อย่างหลากหลายดังภาพที่ 4 โดยการนำไปใช้งานส่วนมากจะเป็นในรูปแบบของการลดกำลังคน เช่น การใช้งานทางด้าน บ้านอัจฉริยะ เปิด ปิดไฟผ่านระบบ IoT การควบคุมแขนกลในโรงงาน และระบบการขนส่ง เป็นต้น

3.3 Internet of Things ทางการแพทย์

นักวิจัย [15] จากโครงการทุนวิจัย เพื่อสตรีในงานวิทยาศาสตร์ ประจำปี 2561 ของบริษัท ลอริอัล (ประเทศไทย) จำกัด ที่มีเป้าหมายเพื่อพัฒนาผลงานวิจัยทางวิทยาศาสตร์ที่สามารถช่วยพัฒนาประเทศชาติด้านสังคม และสิ่งแวดล้อม อาทิเช่น งานศึกษาพัฒนาเพื่อนำเทคโนโลยีโครงข่าย เซนเซอร์ร่างกายและไอโอที (Internet of Things; IoT) มาใช้สนับสนุนระบบการดูแลผู้สูงอายุ โดยงานวิจัยของ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุรภา เทียมจรัส ผู้ได้รับทุนวิจัยสาขาวิทยาศาสตร์กายภาพจาก ศูนย์เทคโนโลยีอิเล็กทรอนิกส์และคอมพิวเตอร์แห่งชาติ (เนคเทค) ได้มีแนวความคิดมาจากภาพรวมของประเทศไทยที่มีอัตราการเพิ่มขึ้นของผู้สูงอายุในวัย 60 ปีขึ้นไป โดยคนกลุ่มนี้มีความเสี่ยงทางด้านสุขภาพ และต้องการการรักษาและการฟื้นฟูอย่างมาก แต่เนื่องจากรัฐบาลไม่สามารถให้บริการได้อย่างครอบคลุมทุกครัวเรือน อีกทั้งยังขาดแคลนผู้ที่จะต้องดูแลผู้สูงอายุอย่างใกล้ชิด เทคโนโลยีสารสนเทศ จึงกลายเป็นส่วนหนึ่งที่เข้ามาช่วยสนับสนุนการเฝ้าระวัง และดูแลผู้สูงอายุ โดยผู้มีส่วนใหญ่ต้องการได้เครื่องมือ หรืออุปกรณ์ที่จะมาช่วยป้องกัน และเฝ้าระวังการล้ม ซึ่ง ผศ.ดร.สุรภา เทียมจรัส ได้มีการพัฒนา และวิจัย เซนเซอร์อัจฉริยะขนาดเล็ก เพื่อนำมาพัฒนาเป็นอุปกรณ์ และระบบสำหรับเฝ้าระวังตรวจจับ ป้องกัน และแก้ไขปัญหาสุขภาพที่พบบ่อยในผู้สูงอายุ เช่น ปัญหาแผลกดทับ และการหกล้ม เป็นต้น โดยเซนเซอร์จะคอยเฝ้าระวังผู้สวมใส่ และแจ้งเตือนไปยังผู้ดูแลหากมีเหตุการณ์ หรือภาวะเสี่ยง เพื่อให้ผู้ดูแลสามารถเข้าช่วยเหลือได้ทันเวลาที่ โดยจะเก็บข้อมูลจาก 8 ตำแหน่ง ในร่างกาย และทำลัม 13 - 14 ทำ โดยอุปกรณ์ที่พัฒนาจะเป็นไปตามภาพที่ 5



ภาพ 5 อุปกรณ์ที่พัฒนา

ที่มา : <https://www.nstda.or.th/sci2pub/wp-content/uploads/2020/07/07-768x393.jpg>

3.4 การพัฒนาทางด้าน IoT

เทคโนโลยีที่สามารถนำมาประยุกต์ใช้ และพัฒนาในระบบ IoT แบ่งออกเป็น 3 ส่วนหลักๆ

1) การประมวลผล Edge

การประมวลผล Edge หมายถึงเทคโนโลยีที่ใช้เพื่อทำให้อุปกรณ์อัจฉริยะทำได้มากกว่าเพียงแค่ส่งหรือรับข้อมูลไปยังแพลตฟอร์ม IoT ของตน โดยเพิ่มหน่วยประมวลผลที่ Edge ของเครือข่าย IoT ซึ่งช่วยลดเวลาแฝงในการสื่อสาร และปรับปรุงเวลาในการตอบสนอง

2) การประมวลผลบนระบบฐานข้อมูล

เทคโนโลยีระบบคลาวด์ในฐานข้อมูล ใช้สำหรับการจัดเก็บข้อมูลระยะไกล และการจัดการอุปกรณ์ IoT โดยทำให้อุปกรณ์หลายเครื่องในเครือข่ายสามารถเข้าถึงข้อมูลต่างๆได้

3) การเรียนรู้ของเครื่อง

การเรียนรู้ของเครื่อง หมายถึงซอฟต์แวร์ และทฤษฎีที่ใช้ในการประมวลผลข้อมูล และตัดสินใจแบบเวลาจริงตามข้อมูลที่ได้มา ซึ่งสามารถปรับใช้ทฤษฎีการเรียนรู้ของเครื่องเหล่านี้ได้ในระบบคลาวด์ หรือ Edge

4. ปัญญาประดิษฐ์ (AI) และ การเรียนรู้ของเครื่อง (ML)

ปัญญาประดิษฐ์ [16] (AI : Artificial Intelligence) คือเครื่องจักรที่มีความสามารถในการทำความเข้าใจ เรียนรู้จากแหล่งความรู้ต่างๆ ได้อย่างรวดเร็ว อาทิเช่น การรับรู้ การเรียนรู้ การให้เหตุผล และการแก้ปัญหาต่างๆ ปัญญาประดิษฐ์ ถือกำเนิดขึ้นเมื่อเครื่องจักรมีความสามารถที่จะเรียนรู้ ซึ่งถูกแบ่งออกเป็นหลายระดับตามความสามารถ หรือความฉลาด โดยจะวัดจากความสามารถในการให้เหตุผล การพูด และทัศนคติของปัญญาประดิษฐ์ ตัวนั้นๆ เมื่อเปรียบเทียบกับมนุษย์

4.1 ประเภทของปัญญาประดิษฐ์

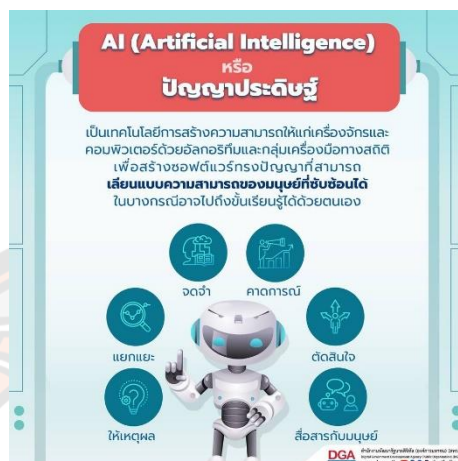
ปัญญาประดิษฐ์สามารถแบ่งได้เป็น 3 ประเภท ตามความสามารถ ดังนี้

1) ปัญญาประดิษฐ์เชิงแคบ (Narrow AI) หรือ ปัญญาประดิษฐ์แบบอ่อน (Weak AI) คือปัญญาประดิษฐ์ ที่มีความสามารถเฉพาะทางได้ดีกว่ามนุษย์ อาทิ เช่น ปัญญาประดิษฐ์ ที่ช่วยในการผ่าตัด (AI-assisted robotic surgery) ที่มีความเชี่ยวชาญเรื่องการผ่าตัดเพื่อช่วยทางการแพทย์ในยุคปัจจุบัน

2) ปัญญาประดิษฐ์ทั่วไป (General AI) คือปัญญาประดิษฐ์ ที่มีความสามารถระดับเดียวกับมนุษย์ สามารถทำทุกๆ อย่างที่มนุษย์ทำได้และได้ประสิทธิภาพที่ใกล้เคียงกับมนุษย์

3) ปัญญาประดิษฐ์แบบเข้ม (Strong AI) : คือปัญญาประดิษฐ์ ที่มีความสามารถเหนือมนุษย์ในหลายๆ ด้าน เช่น การทำนายอนาคต เป็นต้น

ปัญญาประดิษฐ์ เป็นเทคโนโลยีที่ล้ำสมัยที่สามารถแก้ปัญหาที่ซับซ้อนเกินกว่าที่มนุษย์จะสามารถรับมือได้ และ ปัญญาประดิษฐ์ ยังเป็นเครื่องมือที่สามารถทำงานที่ซ้ำๆ แทนมนุษย์ได้อย่างดีเยี่ยม ช่วยเหลือเวลาในการทำงาน และสามารถสร้างมูลค่าได้ ดังภาพที่ 6

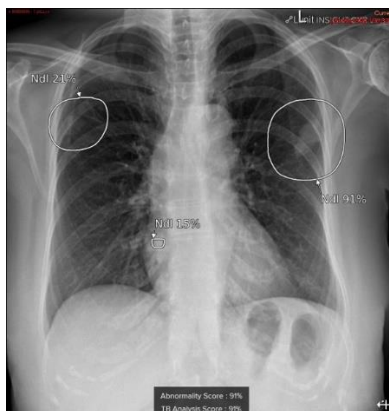


ภาพ 6 Artificial Intelligence (AI)

ที่มา : www.google.co.th/url?sa=i&url=https%3A%2F%2Fwww.dga.or.th

4.2 ปัญญาประดิษฐ์ทางการแพทย์

เทคโนโลยีทางการแพทย์ก้าวหน้าไปอย่างมาก [17] โดยปัจจุบันได้มีการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence; AI) มาใช้ในวงการแพทย์ดังภาพที่ 7 เพื่อช่วยให้แพทย์ทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น โดยโรงพยาบาลบำรุงราษฎร์เป็นโรงพยาบาลเอกชนที่ได้นำเทคโนโลยี ปัญญาประดิษฐ์ ที่ได้รับการรับรองจากองค์การอาหาร และยาแห่งสหรัฐอเมริกาในปี 2564 มาใช้ในการช่วยรังสีแพทย์วินิจฉัยภาวะผิดปกติของปอด และมะเร็งเต้านม เพื่อสามารถป้องกันไม่ให้รุกรามไปมากกว่าเดิม



ภาพ 7 การใช้ปัญญาประดิษฐ์ในการวินิจฉัยภาวะผิดปกติของปอด และมะเร็งเต้านม
ที่มา : <https://www.bumrungrad.com/getattachment/1cdd3cf6-3071-4db9-b69c-e37192cddc1f/Lunit-system-2022.jpg>

ปัญญาประดิษฐ์ ที่ใช้ในทางการแพทย์ที่ช่วยวินิจฉัยโรคปอด และมะเร็งเต้านม ความสามารถคือการตรวจพบความผิดปกติของภาพเอกซเรย์ของปอดในระดับ 10 ภาวะความผิดปกติ ซึ่งประกอบด้วยภาวะจุด และก้อนในปอด รอยโรคติดเชื่อในปอด ลมรั่วในปอด เป็นต้น และยังสามารถแสดงระดับความน่าจะเป็นของโรควินโรคในระยะแสดงอาการ

4.2.1 ข้อดีของการใช้ ปัญญาประดิษฐ์ วินิจฉัยโรค

- 1) สามารถช่วยในการวินิจฉัยโรคในระยะแรกเริ่ม เช่น โรคมะเร็งเต้านมและโรคมะเร็งปอด ทำให้โอกาสในการรักษาโรคสำเร็จสูงขึ้น
- 2) ช่วยในการตรวจหาภาวะความผิดปกติของภาพเอกซเรย์ปอด ในตำแหน่งที่ยากต่อการวินิจฉัย
- 3) ช่วยวินิจฉัยภาวะฉุกเฉินบางอย่างได้อย่างรวดเร็วยิ่งขึ้น เช่น ภาวะลมรั่วในปอด น้ำในช่องปอด
- 4) ทำให้แพทย์สามารถวินิจฉัยโรคได้อย่างถูกต้องแม่นยำยิ่งขึ้น เพราะปัญญาประดิษฐ์ เปรียบเสมือนความคิดเห็นที่สอง ที่แพทย์จะนำข้อมูลที่ได้จากการวิเคราะห์ของปัญญาประดิษฐ์ มาพิจารณาประกอบการวินิจฉัยของแพทย์อีกครั้งหนึ่ง
- 5) ลดระยะเวลาในการวินิจฉัย

4.2.2 ข้อจำกัดในการใช้ ปัญญาประดิษฐ์ ทางทางการแพทย์

ปัญญาประดิษฐ์ ยังไม่สามารถใช้ช่วยวินิจฉัยในผู้ป่วยที่มีอายุต่ำกว่า 14 ปี และบางภาวะโรค เช่น ภาวะกระดูกหัก เป็นต้น

4.2.3 ทิศทางการนำเทคโนโลยี AI มาใช้ในทางการแพทย์

แนวทางในการนำเทคโนโลยี ปัญญาประดิษฐ์ และการเรียนรู้ของเครื่อง [18] (Machine Learning) มาใช้งานวงการการแพทย์ และเภสัชกรรมเทคโนโลยีชีวภาพมี 6 ทิศทางหลัก ดังนี้

- 1) การนำเทคโนโลยี การเรียนรู้ของเครื่อง และ การเรียนรู้ของเครื่องเชิงลึก เข้ามามีบทบาทในการวินิจฉัยโรค โดยช่วยให้การวินิจฉัยโรคทำได้อย่างแม่นยำมากยิ่งขึ้น
- 2) การเก็บข้อมูล และการให้ความรู้แก่ผู้ป่วย โดยใช้อุปกรณ์สื่อสารเคลื่อนที่ในการเก็บและให้ข้อมูลที่ตรงกับความต้องการของผู้ป่วยแต่ละคน
- 3) การนำส่งยาในบริษัทผลิตยา การพัฒนาด้าน ปัญญาประดิษฐ์ จะทำให้เกิดการพัฒนาสินค้า และบริการโดยเฉพาะการนำส่งยาไปยังอวัยวะต่างๆ ของร่างกาย
- 4) การใช้หุ่นยนต์เพื่อการผ่าตัด หุ่นยนต์ ผ่าตัดถูกพัฒนา และนำมาใช้ในการผ่าตัดอวัยวะในส่วนที่มีคนไปไม่ถึง การผ่าตัดโดยหุ่นยนต์สามารถทำได้ทั้งแบบได้รับคำสั่งที่ป้อนจากแพทย์ และแบบที่หุ่นยนต์เรียนรู้ได้ด้วยตัวเอง
- 5) การรักษาเฉพาะบุคคล (Personalized Medicine) การเพิ่มศักยภาพการรักษาพยาบาลโดยใช้ข้อมูลจากทั้งของส่วนบุคคล และผู้ป่วยทั้งหมดมาใช้ในการวางแผนการรักษาให้เหมาะสมกับแต่ละบุคคล ข้อมูลที่นำมาใช้ในการวิเคราะห์ ได้แก่ ประวัติการรักษา ข้อมูลยีน การบริโภคอาหาร ระดับความเครียด เป็นต้น
- 6) การซื้อกิจการ Startup บริษัทด้านการแพทย์ และผลิตรายมีการซื้อกิจการ Startup เพื่อค้นหาบุคลากรที่มีความสามารถด้าน ปัญญาประดิษฐ์ และ การเรียนรู้ของเครื่องเพื่อพัฒนาเทคโนโลยี และนวัตกรรมของบริษัท



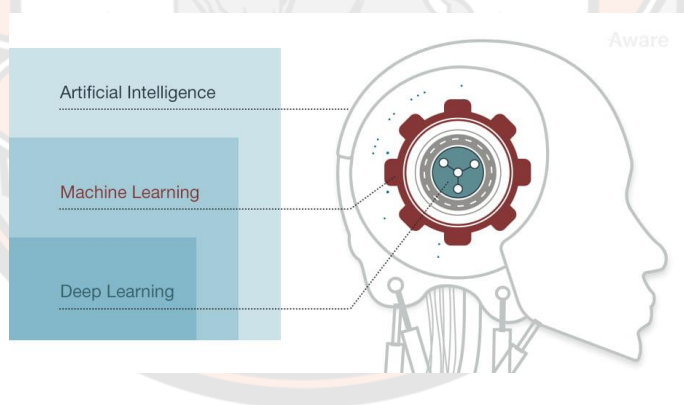
ภาพ 8 การใช้อุปกรณ์ทางการแพทย์ที่มีการใช้เทคโนโลยี AI เข้ามาเกี่ยวข้อง

ที่มา : <https://www.pexels.com/photo/blur-business-coffee-commerce-273222/>

4.3 การเรียนรู้ของเครื่อง Machine Learning (ML)

การเรียนรู้ของเครื่อง [19] คือ ส่วนการเรียนรู้ของเครื่อง มีการเรียกใช้งานเปรียบเสมือนกับสมองของ ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) กล่าวคือ ปัญญาประดิษฐ์ ใช้ การเรียนรู้ของเครื่อง ในการสร้าง และประมวลผล โดยจะถูกเรียกว่า โมเดลที่เกิดจากการเรียนรู้ของปัญญาประดิษฐ์ ซึ่งไม่ได้เกิดจากการเขียนโดยบุคคล เครื่องจักรจะทำการประมวลผลเอง

การเรียนรู้ของเครื่อง เรียนรู้จากสิ่งที่ป้อนเข้าไปกระตุ้น แล้วจดจำเอาไว้เป็นการประมวลผล ส่งผลลัพธ์ออกมาเป็นตัวเลข หรือโค้ด ที่ส่งต่อไปเพื่อแสดงผล หรือให้ปัญญาประดิษฐ์นำไปแสดงการกระทำ การเรียนรู้ของเครื่อง เองสามารถเอาไปใช้งานได้หลายรูปแบบ โดยอาศัยกลไกที่เป็นโปรแกรม หรือเรียกว่า ทฤษฎีที่มีหลากหลายรูปแบบ โดยมี ผู้จัดการข้อมูล (Data Scientist) เป็นผู้ออกแบบ ทฤษฎีโดย ทฤษฎีที่มีความนิยมเป็นอย่างมาก คือ การเรียนรู้เชิงลึก ซึ่งถูกออกแบบมาให้ใช้งานได้ง่าย และประยุกต์ใช้ได้หลายลักษณะงาน อย่างไรก็ตาม ในการทำงานจริง ผู้จัดการข้อมูล จำเป็นต้องออกแบบตัวแปรต่างๆ ทั้งในตัวของ การเรียนรู้เชิงลึกเอง และต้องหา ทฤษฎีอื่นๆ มาเป็นคู่เปรียบเทียบกับ เพื่อมองหา ทฤษฎีที่เหมาะสมที่สุดในการใช้งานจริง โดยมีรูปแบบกลไกการเรียนรู้ของปัญญาประดิษฐ์ ดังภาพที่ 9



ภาพ 9 รูปแบบกลไกการเรียนรู้ของปัญญาประดิษฐ์

ที่มา : [https://awareth.aware-cdn.net/wp-](https://awareth.aware-cdn.net/wp-content/uploads/2018/03/MachineLearning_02r.jpg)

[content/uploads/2018/03/MachineLearning_02r.jpg](https://awareth.aware-cdn.net/wp-content/uploads/2018/03/MachineLearning_02r.jpg)

5. การเรียนรู้ของเครื่องขนาดเล็ก (tinyML)

การเรียนรู้ของเครื่องขนาดเล็ก [20] เป็นการมุ่งเน้นไปที่การพัฒนาทฤษฎี และโมเดลที่สามารถทำงานบนอุปกรณ์ที่มีการใช้พลังงานที่ต่ำ และมีหน่วยความจำที่จำกัด เช่น ไมโครคอนโทรลเลอร์ต่างๆ และระบบฝังตัว

5.1 การทำงานของการเรียนรู้ของเครื่องขนาดเล็ก

การเรียนรู้ของเครื่องขนาดเล็กที่สามารถใช้งานกับ ไมโครคอนโทรลเลอร์ และคอมพิวเตอร์ได้คือ TensorFlow Lite ซึ่งเป็นชุดเครื่องมือที่ช่วยให้นักพัฒนาสามารถเรียกใช้โมเดลบนอุปกรณ์เคลื่อนที่ อุปกรณ์ฝังตัว และอุปกรณ์ Edge เพื่อให้สามารถเรียนรู้ของเครื่องได้ทันที

5.2 แอปพลิเคชัน บนการเรียนรู้ของเครื่องขนาดเล็ก

แอปพลิเคชันที่เป็นไปได้ของการเรียนรู้ของเครื่องขนาดเล็กนั้นมีมากมาย ซึ่งครอบคลุมอุตสาหกรรมต่างๆ ได้แก่

- 1) การดูแลสุขภาพ อุปกรณ์ที่ขับเคลื่อนด้วยการเรียนรู้ของเครื่องขนาดเล็ก สามารถเปิดใช้งานการตรวจวัดสุขภาพอย่างต่อเนื่อง เช่น การตรวจจับการเต้นของหัวใจที่ผิดปกติหรือการตรวจสอบระดับน้ำตาล โดยใช้พลังงานน้อยที่สุด
- 2) การเกษตร เซ็นเซอร์อัจฉริยะที่มีความสามารถการเรียนรู้ของเครื่องขนาดเล็ก สามารถวิเคราะห์สภาพดินและพืชผลได้ ทำให้เกษตรกรสามารถปรับการให้น้ำ การใส่ปุ๋ย และการจัดการศัตรูพืชได้อย่างเหมาะสม
- 3) บ้านอัจฉริยะ การเรียนรู้ของเครื่องขนาดเล็ก สามารถปรับปรุงประสิทธิภาพและการตอบสนองของระบบสมาร์ทโฮมได้โดยเปิดใช้งานการตัดสินใจในท้องถิ่น ลดเวลาแฝง และเพิ่มความเป็นส่วนตัว
- 4) การตรวจสอบด้านสิ่งแวดล้อม เซ็นเซอร์พลังงานต่ำที่มี การเรียนรู้ของเครื่อง ในตัว สามารถช่วยติดตามคุณภาพอากาศ ระดับน้ำ และปัจจัยด้านสิ่งแวดล้อมอื่นๆ ให้ข้อมูลที่มีค่าสำหรับการวิจัยและการตัดสินใจ
- 5) ระบบอัตโนมัติอุตสาหกรรม สามารถใช้การเรียนรู้ของเครื่องขนาดเล็ก ในกระบวนการผลิตเพื่อตรวจสอบความสมบูรณ์ของอุปกรณ์ เพิ่มประสิทธิภาพการใช้พลังงาน และตรวจจับปัญหาที่อาจเกิดขึ้นก่อนที่จะกลายเป็นปัญหาที่มีค่าใช้จ่ายสูง
- 6) ยานพาหนะ อัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่อง แบบบนบอร์ดสามารถปรับปรุงการจัดการจราจร และความปลอดภัยของยานพาหนะโดยการวิเคราะห์ข้อมูลจากเซ็นเซอร์ต่างๆ แบบเวลาจริง ทำให้สามารถกำหนดเส้นทางแบบปรับได้ และหลีกเลี่ยงการชน
- 7) เทคโนโลยีเครื่องแต่งตัว ตัวติดตามสุขภาพ และนาฬิกาอัจฉริยะสามารถใช้การเรียนรู้ของเครื่องขนาดเล็ก เพื่อวิเคราะห์ข้อมูลทางชีวภาพ ให้ข้อมูลเชิงลึก และคำแนะนำส่วนบุคคล เพื่อสุขภาพ และความเป็นอยู่ที่ดีของผู้ใช้

6. การฝึกสอนโมเดลด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง

การฝึกสอนโมเดล [21] จะถูกแบ่งประเภทของการเรียนรู้ของเครื่องตามลักษณะของข้อมูล จะสามารถจำแนกได้ 3 ประเภท ดังนี้

6.1 Supervised Learning

Supervised learning เป็นการเรียนรู้ของเครื่อง ที่อาศัยลักษณะของข้อมูลที่เป็นข้อมูลที่ถูก label เอาไว้โดยอาศัยผู้เชี่ยวชาญมาใช้ในการเรียนรู้

Supervised learning เป็นการเรียนรู้ของเครื่องที่ใช้ในการพยากรณ์ลักษณะเป้าหมาย โดยอาศัยข้อมูลที่เป็น labeled data ซึ่งจะเป็นข้อมูลที่มีการระบุไว้ชัดเจนว่าข้อมูลนั้นมีลักษณะเป้าหมาย เป็นอะไรเพื่อให้คอมพิวเตอร์ใช้ในการเรียนรู้ และพยากรณ์ข้อมูลชุดอื่น ๆ ว่ามีลักษณะเป้าหมายเป็นอย่างไร



ภาพ 10 การทำงานของ regression และ classification

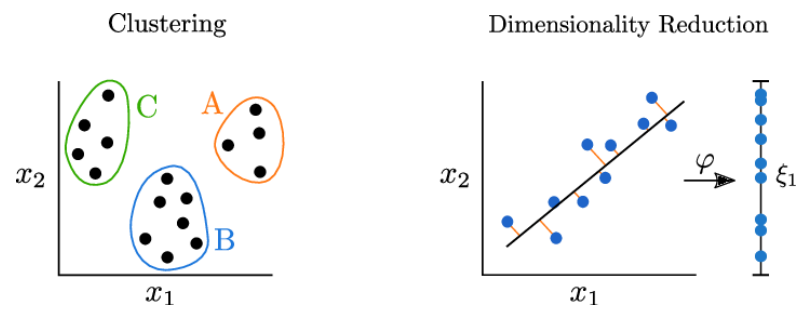
ที่มา : https://miro.medium.com/v2/resize:fit:960/1*L4z_4MXxf7jb6Kmd0-i2g.jpeg

จากภาพที่ 10 Supervised learning ยังสามารถแบ่งออกเป็นประเภทย่อยได้อีก 2 ประเภท

- 1) Regression ใช้ในการพยากรณ์ลักษณะเป้าหมายที่เป็นค่าตัวเลข ตัวอย่างเช่น การพยากรณ์ราคาบ้าน การพยากรณ์ราคาหุ้น เป็นต้น
- 2) Classification ใช้ในการจำแนกประเภทลักษณะเป้าหมาย ตัวอย่างเช่น การพยากรณ์การเป็นหรือไม่เป็นโรค การจำแนกกระถางรูปทรงวงกลมและสี่เหลี่ยม เป็นต้น

6.2 Unsupervised Learning

Unsupervised Learning เป็นการเรียนรู้ของเครื่องที่ใช้ข้อมูล unlabeled data ซึ่งเป็นข้อมูลที่ไม่มีการระบุลักษณะเป้าหมาย โดยจะใช้ข้อมูลเหล่านั้นมาสร้างกฎ หรือรูปแบบ เพื่อใช้ในการจัดกลุ่ม หรือจัดการโครงสร้างข้อมูล



ภาพ 11 การทำงานของ Clustering และ Dimensionality Reduction

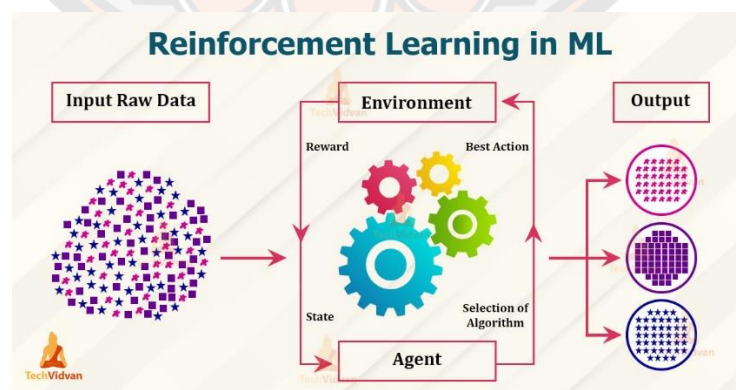
ที่มา : <https://www.researchgate.net/publication/344783581/figure/fig2/AS:949012773498885@1603273685950/Two-main-applications-of-unsupervised-learning-clustering-and-dimensionality-reduction.png>

จากภาพที่ 11 Unsupervised learning สามารถแบ่งออกเป็นประเภทย่อยได้ 3 ประเภท

- 1) Clustering ใช้ในการจัดกลุ่มข้อมูล
- 2) Dimensionality reduction ใช้ในการลดมิติของข้อมูล
- 3) Association ใช้ในการสร้างระบบแนะนำจากความเชื่อมโยงของข้อมูล

6.3 Reinforcement Learning

Reinforcement learning เป็นการเรียนรู้ของเครื่องที่ใช้หาการตัดสินใจที่ดีที่สุดเพื่อให้บรรลุเป้าหมายที่ตั้งไว้ ภายใต้เงื่อนไขที่กำหนด ผ่านการลองผิดลองถูกโดยอาศัยเป้าหมาย และเงื่อนไขที่สามารถทำได้ หรือทำไม่ได้



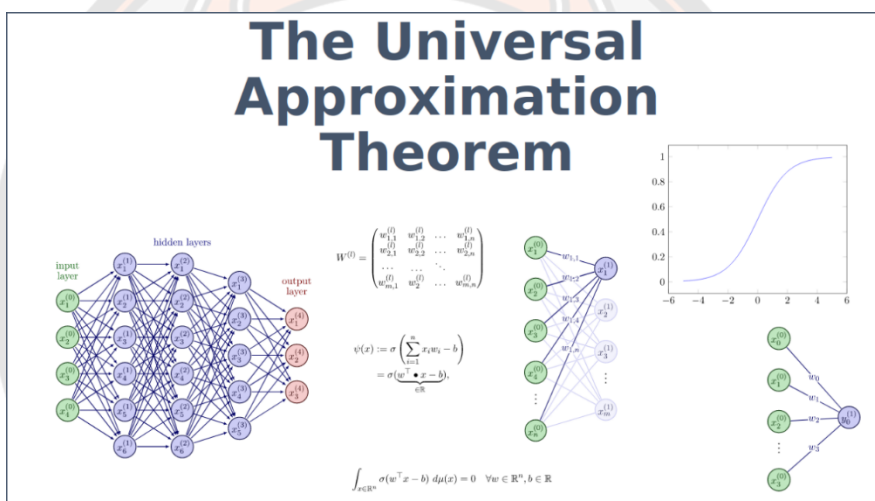
ภาพ 12 การทำงานของ Reinforcement Learning

ที่มา : <https://techvidvan.com/tutorials/wp-content/uploads/sites/2/2020/08/Reinforcement-Learning-in-ML-TV.jpg>

จากภาพที่ 12 แสดงให้เห็นถึงการทำงานของ reinforcement learning ผ่านการให้ คอมพิวเตอร์ (agent) ทดลองตัดสินใจ (action) บนสิ่งแวดล้อม (environment) ที่กำหนด เพื่อให้ เกิดผลลัพธ์ (reward) แล้วใช้ผลลัพธ์ที่ได้มาวิเคราะห์ว่าการตัดสินใจดังกล่าวนั้นสามารถนำมาสู่ เป้าหมาย (goal) ได้หรือไม่ เพื่อให้คอมพิวเตอร์เรียนรู้สร้างกฎเกณฑ์ในการตัดสินใจที่ดีที่สุด (policy)

7. การเรียนรู้ของเครื่องเชิงลึก (Deep Learning)

การเรียนรู้ของเครื่องเชิงลึก [21] เป็นหนึ่งในทฤษฎีที่ทรงพลังที่สุด ซึ่งสามารถใช้งานได้ดีกับ ข้อมูลที่ไม่สามารถตีความได้ เช่น ภาพ เสียง ภาษา โดยจะมีหลักการการทำงานของการเรียนรู้ของ เครื่องเชิงลึกซึ่งสามารถอธิบายผ่านทฤษฎี universal approximation theorem ดังภาพที่ 13



ภาพ 13 ทฤษฎี universal approximation theorem

ที่มา : https://www.deep-mind.org/wp-content/uploads/2023/03/CoverPage_The-Universal-Approximation-Theorem.png

จากภาพที่ 13 สามารถอธิบายการสร้างฟังก์ชันตัวแทนของฟังก์ชันใด ๆ ก็ได้ผ่านการนำ nonlinear function ที่ไม่ซับซ้อนหลาย ๆ ฟังก์ชันมาประกอบกันเพื่อสร้างฟังก์ชันที่ซับซ้อน ใน การศึกษาการเรียนรู้ของเครื่องเชิงลึก จะมีการใช้ทฤษฎีการถดถอยเชิงเส้น และ logistic regression สำหรับปัญหาที่มีความซับซ้อน

7.1 การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression)

การถดถอยเชิงเส้นเป็นหนึ่งในทฤษฎีประเภท Supervised learning ที่ใช้สำหรับแก้ปัญหา โดยจะมีหลักการ คือ การสร้างสมการเชิงเส้นที่ใช้เป็นตัวแทนของข้อมูล โดยใช้ตัวแปรต้น (feature) เพื่อพยากรณ์ตัวแปรตาม (target)

สมการทางคณิตศาสตร์ของ การถดถอยเชิงเส้นสามารถเขียนได้ดังนี้

$$\hat{y} = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_px_p \quad (2)$$

- \hat{y} คือ ค่าพยากรณ์ของตัวแปรตาม (predicted target)
- x_1, x_2, \dots, x_p คือ ตัวแปรต้น (feature)
- $w_0, w_1, w_2, \dots, w_p$ คือ สัมประสิทธิ์ (coefficient)

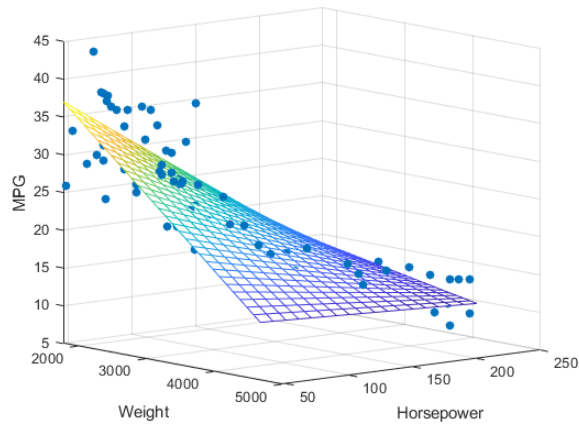
จากสมการ 2 จะเห็นว่าสมการของการถดถอยเชิงเส้นคือ การอธิบายค่าพยากรณ์ของตัวแปรตาม ผ่านการนำค่าของตัวแปรต้น มาคูณด้วยสัมประสิทธิ์ต่าง ๆ และนำมารวมกัน เมื่อได้สัมประสิทธิ์ที่เหมาะสมซึ่งสามารถนำสมการที่ได้ไปใช้ในการพยากรณ์ลักษณะเป้าหมายของข้อมูลที่ไม่ได้อยู่ในชุดข้อมูลที่มีอยู่ได้



ภาพ 14 กราฟการถดถอยเชิงเส้นสำหรับ 1 ตัวแปรต้น

ที่มา : https://cdn.ablebits.com/_img-blog/regression/linear-regression.png

จากภาพที่ 14 แสดงค่าของข้อมูลในชุดข้อมูล และสมการการถดถอยเชิงเส้นสำหรับตัวแปรต้น 1 ตัว (เส้นสีแดง) และจะสังเกตเห็นได้ว่า ชุดข้อมูลจะมีการกระจายตัวอยู่รอบ ๆ สมการ สำหรับสมการการถดถอยเชิงเส้นของตัวแปร 2 ตัว จะมีลักษณะดังภาพที่ 15



ภาพ 15 กราฟ Linear Regression สำหรับ 2 ตัวแปรต้น (x_1, x_2)

ที่มา : https://miro.medium.com/v2/resize:fit:1120/0*AqzOn7p--nveVULA.png

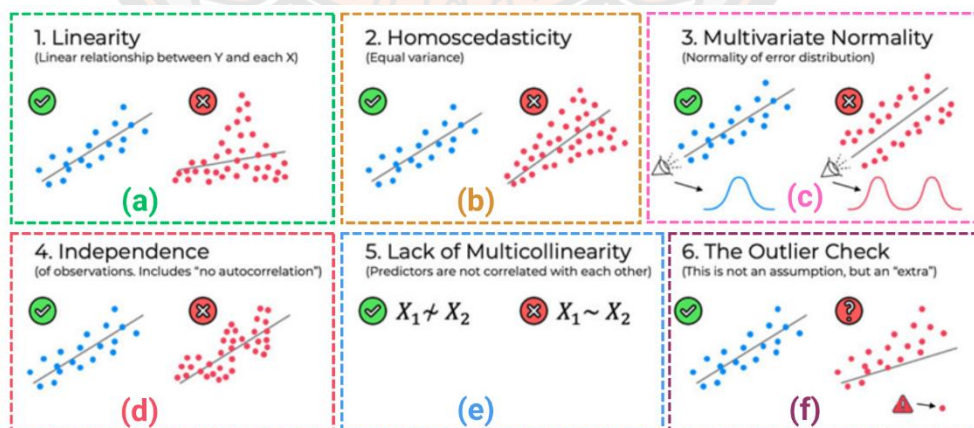
จากภาพที่ 14 และ 15 แสดงให้เห็นถึงความแตกต่างระหว่างการมีตัวแปรต้น 1 ตัว กับ ตัว 2 ตัว

7.1.1 โมเดลการถดถอยเชิงเส้น

การสร้างโมเดลการถดถอยเชิงเส้นจะแบ่งออกเป็น 5 ส่วน ได้แก่

1) ข้อสมมติฐานของแบบจำลอง (Model Assumption)

สมมติฐานที่ใช้ในการสร้าง การถดถอยเชิงเส้นประกอบไปด้วย



ภาพ 16 การสมมติฐานของแบบจำลอง

ที่มา : <https://sds-platform-private.s3-us-east-2.amazonaws.com/uploads/B97-Header-Image.jpg>

1.1) ความสัมพันธ์เชิงเส้น (Linear Relationship) สมการการถดถอยเชิงเส้นต้องการความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระและตัวแปรตามเพื่อให้เป็นเส้นตรง ดังภาพที่ 16(a) เป็นการเปรียบเทียบระหว่าง สมการความสัมพันธ์ที่เป็นเส้นตรง และสมการความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเส้นตรง

1.2) ความแปรปรวนอย่างเท่ากัน (Homoscedasticity) ความแปรปรวนของข้อผิดพลาดจะคงที่ในทุกๆระดับของตัวแปรอิสระ ดังภาพที่ 16(b)

1.3) ตัวแปรหลายตัวแปรในแบบปกติ (Multivariate Normality) การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นต้องการให้ตัวแปรทั้งหมดเป็นแบบหลายตัวแปรตามปกติ สมมติฐานนี้สามารถตรวจสอบได้ดีที่สุดด้วยฮิสโตแกรมหรือ Q-Q-Plot ดังภาพที่ 16 (c) ที่มีการแปลงข้อมูลที่ใกล้สามการเส้นตรงให้เป็นกราฟฮิสโตแกรม

1.4) ความเป็นอิสระ (Independence) ดังภาพที่ 16 (d)

1.5) ขาดความหลากหลาย (Lack of Multicollinearity) การพยากรณ์ที่ไม่มีสัมพันธ์กัน ดังภาพที่ 16 (e)

1.6) การตรวจสอบค่าผิดปกติ (The Outlier Check) เป็นการตรวจสอบค่าที่ไม่เป็นไปตามสมการเส้นตรง ดังภาพที่ 16 (f) ถ้าข้อมูลเป็นไปตามสมมติฐาน จะสามารถการันตีได้ว่าโมเดลที่สร้างออกมามีประสิทธิภาพที่ได้อย่างแน่นอน แต่ในกรณีที่ไม่เป็นไปตามสมมติฐานจะไม่สามารถการันตีได้

2) วัตถุประสงค์ของโมเดล

สมการของการถดถอยเชิงเส้นจะเป็นไปตามสมการที่ 2 โดยสมการข้างต้นจะแสดงความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปรต้น (x_1, x_2, \dots, x_p) กับค่าพยากรณ์ของตัวแปรตาม (\hat{y}) ทำให้จำเป็นต้องทราบค่า $(w_0, w_1, w_2, \dots, w_p)$ เพื่อใช้ในการคำนวณค่าตัวแปรตามจากค่าตัวแปรต้น โดยเป้าหมายของการสร้างโมเดลการถดถอยเชิงเส้น คือ การหาค่าของ $(w_0, w_1, w_2, \dots, w_p)$

3) การใช้งานฟังก์ชัน และภูมิภาค

การใช้งานฟังก์ชัน คือ การสร้างโมเดลการถดถอยเชิงเส้นที่สามารถเขียนเป็นสมการ ดังนี้

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (3)$$

โดยจะเรียกสมการนี้ว่า Sum of Squared Errors (SSE)

4) การสร้างโมเดล

การสร้างโมเดลการถดถอยเชิงเส้น คือการหาค่า $(w_0, w_1, w_2, \dots, w_p)$ ที่ทำให้การใช้งานฟังก์ชันมีค่าต่ำที่สุด

5) การพยากรณ์

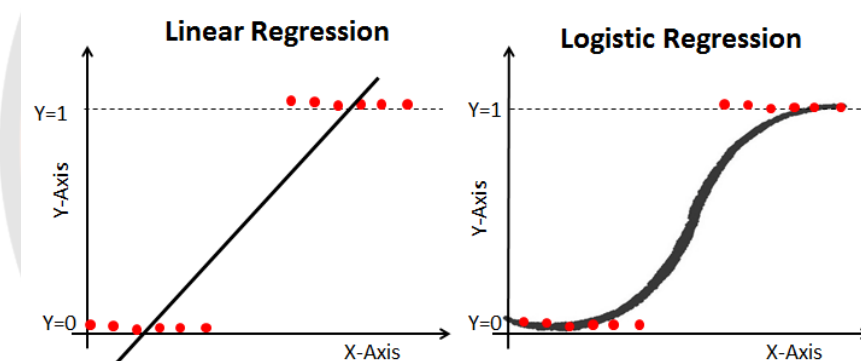
เป็นวิธีที่มีการนำโมเดลการถดถอยเชิงเส้นไปใช้ในการพยากรณ์ข้อมูล

7.2 การถดถอยโลจิสติก (Logistic Regression)

การถดถอยโลจิสติก เป็นหนึ่งในทฤษฎีของ Supervised learning ที่ใช้สำหรับการจำแนกแยกแยะข้อมูล (Classification) หลักการของการถดถอยโลจิสติก คือ การใช้สมการเชิงเส้น (Linear Function) เพื่อจำแนกข้อมูล โดยการถดถอยโลจิสติกจะแบ่งพิจารณาเป็น 2 ส่วนตามจำนวนของประเภทของข้อมูล

7.2.1 แบบไบนารี (Binary)

การถดถอยโลจิสติก แบบไบนารี คือ การจำแนกข้อมูลออกเป็น 2 รูปแบบ โดยใช้ค่าที่ได้จากสมการเชิงเส้น



ภาพ 17 การแบ่งข้อมูลใน Linear Regression และ Logistic Regeneration

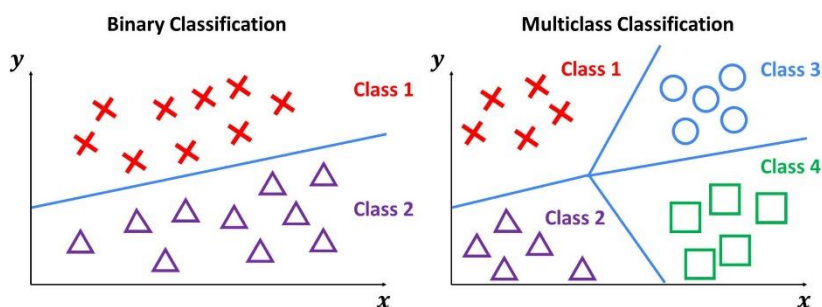
ที่มา : <https://editor.analyticsvidhya.com/uploads/711091.png>

ดังภาพที่ 17 จะใช้ Sigmoid Function กับสมการเส้นตรงเพื่อให้ได้ตัวแทนความน่าจะเป็นของข้อมูลในการจำแนกแบบไบนารี จะมีตัวแปรตาม Y 2 คลาส คือ Y=1 และ Y=0 ซึ่งสามารถหาสมการเส้นตรงได้โดยการนิยาม Cost Function ที่ใช้ตรวจสอบว่าสมการเส้นตรงสามารถแบ่งคลาสของข้อมูลได้อย่างถูกต้องมากน้อยแค่ไหน และจะพยายามหาจุดต่ำสุด หรือสูงสุดของ Cost Function ที่ทำให้ได้สมการเส้นตรง ในการนิยาม Cost Function ฟังก์ชันที่ใช้ในการตรวจสอบประสิทธิภาพของโมเดล ซึ่งจะได้สมการในการหาค่าความแม่นยำ ดังสมการที่ 4

$$accuracy = \frac{predict_true}{total} \quad (4)$$

7.2.2 แบบหลายคลาส (Multi-Class)

การถดถอยโลจิสติก แบบหลายคลาส คือ การจำแนกข้อมูลแต่ละคลาสออกจากกัน โดยการใช้สมการเชิงเส้นดังภาพที่ 18



ภาพ 18 การเปรียบเทียบระหว่างไบนารี กับ หลายคลาส

ที่มา : <https://media5.datahacker.rs/2022/08/7.jpg>

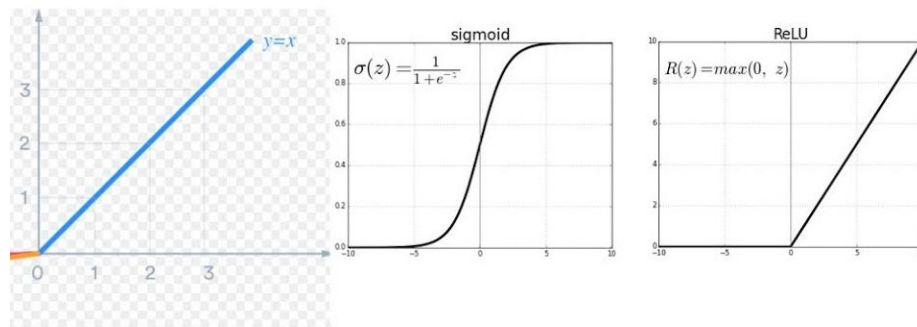
ในการจำแนกแบบหลายคลาสจะมีข้อมูลที่ตัวแปรตาม หลายคลาสโดยจะมีการแบ่งคลาสจากการใช้สมการเส้นตรง

8. โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียม [21] เป็นหนึ่งในทฤษฎีประเภท Supervised Learning ที่แก้ปัญหาทั้งการถดถอย (Regression) และ การจำแนก (Classification) และยังสามารถนำมาประยุกต์ใช้ร่วมกับ Unsupervised learning และ Reinforcement learning หลักการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม คือ การประมาณค่าฟังก์ชันใด ๆ โดยใช้การประกอบกันของฟังก์ชันที่ไม่เป็นเชิงเส้น (nonlinear function) ที่เรียงง่ายหลาย ๆ ฟังก์ชัน

8.1 กระบวนการสร้างฟังก์ชันของโครงข่ายประสาทเทียม

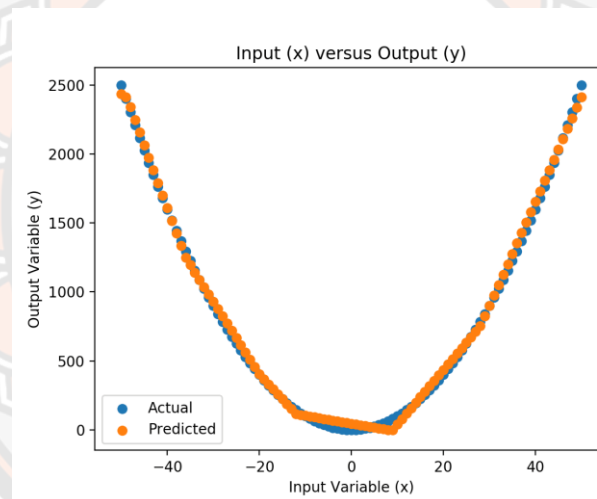
1) สร้างสมการเชิงเส้นจำนวน 2 ฟังก์ชัน จากตัวแปรต้น จากนั้นนำสมการเชิงเส้นทั้งหมดไปผ่าน ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) เพื่อสร้างสมการไม่เชิงเส้น (Nonlinear Function) ดังภาพที่ 19 จะมีการแปลงจากสมการเส้นตรง (สีฟ้า) ผ่านฟังก์ชันกระตุ้นเป็นสมการไม่เชิงเส้น (สีดำ)



ภาพ 19 การแปลงฟังก์ชันด้วย ฟังก์ชันกระตุ้น

ที่มา : <https://i.ytimg.com/vi/DDBk3ZFntJc/maxresdefault.jpg>

2) นำสมการไม่เชิงเส้นย่อย ๆ เหล่านี้ มาประกอบกันเพื่อสร้างฟังก์ชันผลลัพธ์ (Output Function)



ภาพ 20 ผลลัพธ์ที่ได้จากสมการไม่เชิงเส้น

ที่มา : <https://machinelearningmastery.com/wp-content/uploads/2019/12/Scatter-Plot-of-Input-vs-Actual-and-Predicted-Values-for-the-Neural-Net-Approximation.png>

จากภาพที่ 20 ได้ใช้สมการไม่เชิงเส้น 2 สมการมาประกอบกันซึ่งจะได้ผลลัพธ์เป็นดังกราฟสี่เหลี่ยม

8.2 ส่วนประกอบของโครงข่ายประสาทเทียม

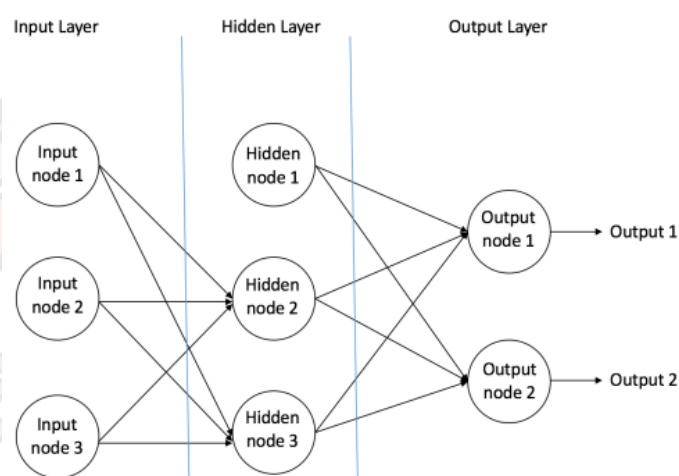
ส่วนประกอบที่สำคัญของโครงข่ายประสาทเทียมประกอบไปด้วย 4 ส่วน ดังนี้

- 1) Hidden Node
- 2) Hidden Layer
- 3) Weight & Bias

4) Activation Function

8.2.1 Hidden Node

Hidden Node คือ ฟังก์ชันที่เกิดขึ้นในชั้นก่อนผลลัพธ์ที่ได้ (Output Function) ของโครงสร้างประสาทเทียม ดังภาพที่ 21 โดยวงกลมตรงกลางในช่อง Hidden Layer จะแสดงถึง Hidden Node และจะมีจำนวนเท่ากับจำนวนของสมการไม่เชิงเส้น



ภาพ 21 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

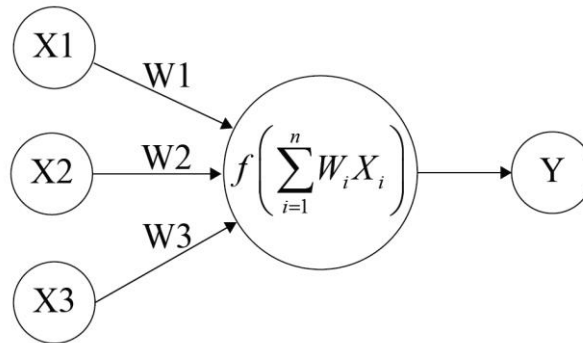
ที่มา : <https://ujwilkarn.files.wordpress.com/2016/08/screen-shot-2016-08-09-at-4-19-50-am.png?w=498&h=368>

8.2.2 Hidden Layer

Hidden Layer คือ ชั้นที่บรรจุ Hidden Node เอาไว้ ดังภาพที่ 21 โดยจะมีจำนวน Hidden Node เท่ากับ 3 โดยทั่วไปโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมจะที่มี hidden layer จำนวน 1 ชั้น เท่านั้น ถ้ามีมากกว่า 1 ชั้น จะเป็นโครงสร้างของการเรียนรู้ของเครื่องเชิงลึก (Deep learning)

8.2.3 Weight & Bias

Weight & Bias คือ สัมประสิทธิ์การทำการรวมกันของสมการเส้นตรง (Linear Combination) ในโครงข่ายประสาทเทียม ที่จะแสดงให้เห็นถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้น และตัวแปรตาม ของโครงข่ายประสาทเทียม โดยค่า น้ำหนัก หรือ weight (w) จะเป็นสัมประสิทธิ์ที่คูณกับตัวแปร ส่วนค่า ไบแอส (b) จะเป็นสัมประสิทธิ์ที่บวกเพิ่มเข้าไป



ภาพ 22 สมการที่ถูกเพิ่มเข้าไปในการคำนวณของน้ำหนัก และ Bias

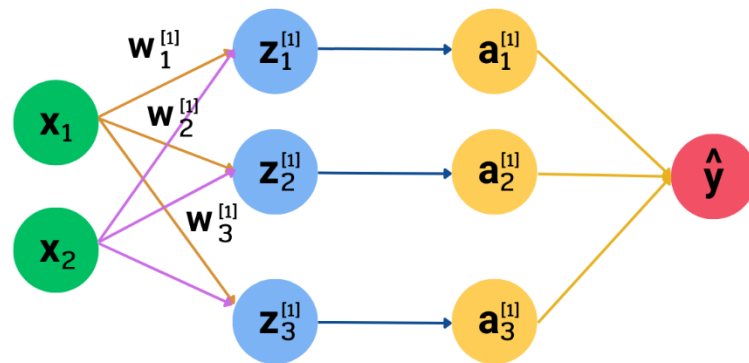
ที่มา : <https://static.packt-cdn.com/products/9781788397872/graphics/bc193cf1-aeb4-432e-9f21-e86c1fd45160.png>

ดังภาพที่ 22 จะมีการนำค่า น้ำหนัก (W_1, W_2, W_3) เข้าไปคำนวณเพิ่มในโครงข่ายประสาทเทียมโดยการทำการรวมกันของสมการเชิงเส้น (Linear Combination) ซึ่งจะมีการเป็นสมการได้ดังนี้

$$z_1^{[1]} = b_1^{[1]} + w_{1,1}^{[1]}x_1 + w_{2,1}^{[1]}x_2 \quad (5)$$

โดยที่

- $w_{2,1}^{[1]}$ คือ น้ำหนักที่ส่งค่าจาก feature ที่ 2 ไปยังโหนดที่ 1 ใน hidden layer ชั้นที่ 1
- $b_1^{[1]}$ คือ bias ที่ส่งค่าไปยังโหนดที่ 1 ใน hidden layer ชั้นที่ 1
โดยสัญลักษณ์ $w_{2,1}^{[1]}$ สามารถอธิบายได้ดังนี้
- Superscript ([1]) ลำดับของชั้นที่กำลังพิจารณา
- Supscript (2,1) จะประกอบไปด้วยตัวเลข 2 ค่า
- ตัวเลข (2) คือ ลำดับของโหนดในชั้นก่อนหน้า ในที่นี้คือ x_2
- ตัวเลข (1) คือ ลำดับของโหนดในชั้นที่กำลังพิจารณา ในที่นี้คือ z_1



ภาพ 23 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเต็ม

ที่มา : หนังสือแก่นแท้ของ Deep Learning

จากภาพที่ 23 สามารถนำมาเขียนน้ำหนัก และ ไบแอส ของแต่ละชั้นให้อยู่ในรูปแบบของเมทริกได้ ดังนี้

- Hidden Layer ชั้นที่ 1 ดังสมการ 6

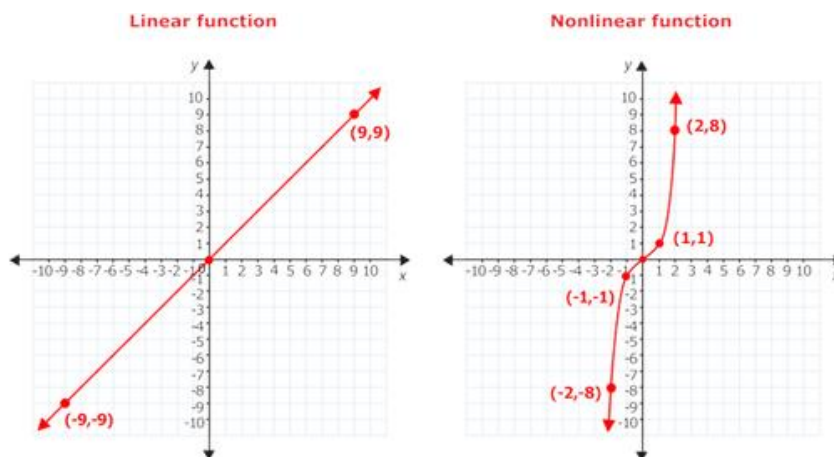
$$b^{[1]} = [b_1^{[1]} b_2^{[1]} b_3^{[1]}], w^{[1]} = \begin{bmatrix} w_{1,1}^{[1]} & w_{1,2}^{[1]} & w_{1,3}^{[1]} \\ w_{2,1}^{[1]} & w_{2,2}^{[1]} & w_{2,3}^{[1]} \end{bmatrix} \quad (6)$$

- Output Layer ดังสมการ 7

$$b^{[out]} = [b^{[out]}], w^{[out]} = \begin{bmatrix} w_1^{[out]} \\ w_2^{[out]} \\ w_3^{[out]} \end{bmatrix} \quad (7)$$

8.2.4 ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function)

ฟังก์ชันกระตุ้น คือ ฟังก์ชันที่ทำหน้าที่แปลงสมการเชิงเส้นให้เป็นสมการไม่เชิงเส้น



ภาพ 24 การแปลงสมการเชิงเส้นให้อยู่ในรูปของสมการที่ไม่เชิงเส้น

ที่มา : [https://dr282zn36sxxg.cloudfront.net/datastreams/f-](https://dr282zn36sxxg.cloudfront.net/datastreams/f-d%3A2df568775bdb32115c2fe0c3c79d14571b395fe385cc93ce0278d490%2BIMAGE_T)

d%3A2df568775bdb32115c2fe0c3c79d14571b395fe385cc93ce0278d490%2BIMAGE_T
HUMB_POSTCARD_TINY%2BIMAGE_THUMB_POSTCARD_TINY.1

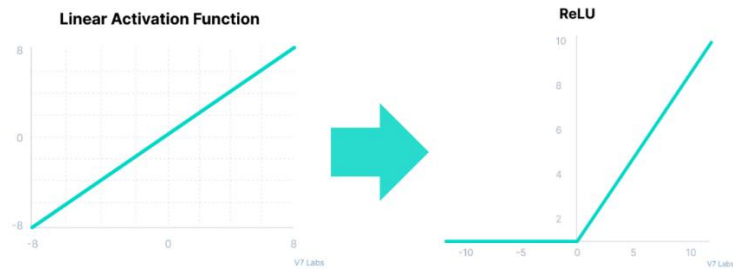
จากภาพที่ 24 เป็นการแปลงสมการเชิงเส้นให้อยู่ในรูปของสมการไม่เชิงเส้นก่อนนำมาประกอบ เพื่อสร้างสมการผลลัพธ์ ในโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการใช้ฟังก์ชันกระตุ้น สังเกตได้จากภาพที่ 23 ลูกศรสีน้ำเงินในการแปลง z ให้เป็น a โดยจะมีการใช้ฟังก์ชันกระตุ้นที่มีความนิยมน้อยอยู่ 4 ชนิด ดังนี้

1) ReLU

Rectified Linear Unit (ReLU) คือ ฟังก์ชันที่สร้างสมการไม่เชิงเส้น โดยการเปลี่ยนแปลงความชันอย่างฉับพลันที่จุด 0 โดยมีเงื่อนไขดังนี้

- เมื่ออินพุตของฟังก์ชันมีค่ามากกว่า 0 แล้วค่าของฟังก์ชันจะเท่ากับอินพุต
- เมื่ออินพุตของฟังก์ชันมีค่าน้อยกว่า หรือเท่ากับ 0 แล้วค่าของฟังก์ชันจะเท่ากับ 0 ซึ่งสามารถเขียนให้อยู่ในรูปแบบของสมการ ดังสมการที่ 8 และแปลงให้อยู่ในรูปกราฟดังภาพที่ 25

$$\text{ReLU}(z) = \begin{cases} z; & z > 0 \\ 0; & z \leq 0 \end{cases} \quad (8)$$



ภาพ 25 การแปลงสมการเชิงเส้นด้วยฟังก์ชัน ReLU

ที่มา : <https://assets-global.website->

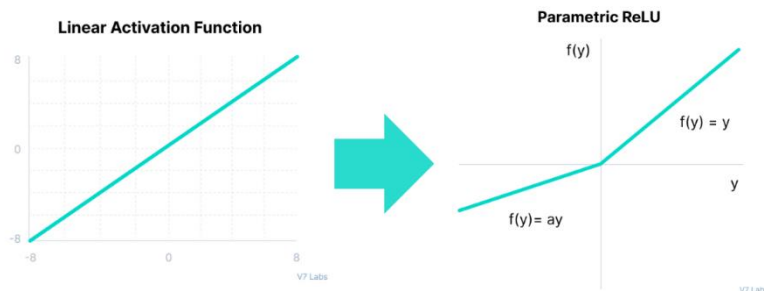
[files.com/5d7b77b063a9066d83e1209c/60d24d1ac2cc1ded69730feb_relu.jpg](https://assets-global.website-files.com/5d7b77b063a9066d83e1209c/60d24d1ac2cc1ded69730feb_relu.jpg)

2) Parametric ReLU

Parametric Rectified Linear Unit (Parametric ReLU) คือ ฟังก์ชันที่มีลักษณะคล้ายกับ ReLU แต่จะแตกต่างกันในเงื่อนไข คือ

- เมื่ออินพุตของฟังก์ชันมีค่ามากกว่า 0 ค่าของฟังก์ชันจะเท่ากับอินพุต
- เมื่ออินพุตของฟังก์ชันมีค่าน้อยกว่า หรือเท่ากับ 0 แล้วค่าของฟังก์ชันจะเท่ากับอินพุต คูณกับค่าคงที่ค่าหนึ่งซึ่งมากกว่า 0 ซึ่งสามารถเขียนให้อยู่ในรูปสมการ ดังสมการที่ 9 และแปลงให้อยู่ในรูปกราฟดังภาพที่ 26

$$PReLU(z) = \begin{cases} z & ; z > 0 \\ \alpha z & ; z \leq 0, \alpha > 0 \end{cases} \quad (9)$$



ภาพ 26 การแปลงสมการเชิงเส้นด้วยฟังก์ชัน Parametric ReLU

ที่มา : <https://assets-global.website->

[files.com/5d7b77b063a9066d83e1209c/60d24887a3d0cc7966aa0aa7_pasted%20image%20%20\(12\).jpg](https://assets-global.website-files.com/5d7b77b063a9066d83e1209c/60d24887a3d0cc7966aa0aa7_pasted%20image%20%20(12).jpg)

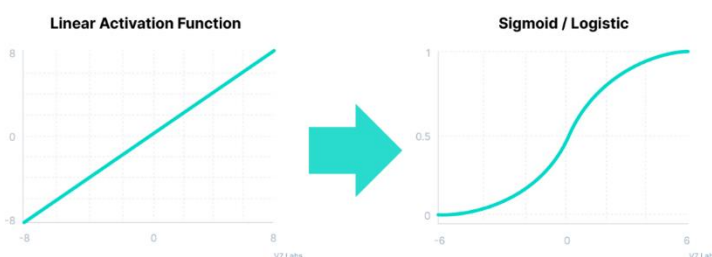
3) Sigmoid

Sigmoid คือ ฟังก์ชันการแปลงค่าอินพุตใด ๆ ให้อยู่ในช่วง (0, 1) ซึ่งมีลักษณะดังต่อไปนี้

- เมื่ออินพุตเข้าสู่ $-\infty$ แล้วค่าของฟังก์ชันจะเข้าสู่ 0
- เมื่ออินพุตเข้าสู่ ∞ แล้วค่าของฟังก์ชันจะเข้าสู่ 1

โดยเป็นฟังก์ชันที่การเปลี่ยนแปลงความชันมีความลื่นไหล ซึ่งสามารถเขียนให้อยู่ในรูปแบบของสมการได้ดังสมการที่ 10 และสามารถแสดงเป็นกราฟได้ดังภาพที่ 27

$$\sigma(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (10)$$



ภาพ 27 การแปลงสมการเชิงเส้นด้วยฟังก์ชัน Sigmoid

ที่มา : [https://assets-global.website-](https://assets-global.website-files.com/5d7b77b063a9066d83e1209c/60d24547f85f71e3bd2339f8_pasted%20image%20%20(5).jpg)

[files.com/5d7b77b063a9066d83e1209c/60d24547f85f71e3bd2339f8_pasted%20image%20%20\(5\).jpg](https://assets-global.website-files.com/5d7b77b063a9066d83e1209c/60d24547f85f71e3bd2339f8_pasted%20image%20%20(5).jpg)

จากภาพที่ 27 ฟังก์ชันหลังการเปลี่ยนแปลงจะมีการเปลี่ยนแปลงความชันที่มีความลื่นไหล ซึ่งแตกต่างจากการเปลี่ยนแปลงความชันที่เกิดขึ้นใน ReLU หรือ Parametric ReLU

4) Tanh (Hyperbolic Tangent)

Tanh คือ ฟังก์ชันที่คล้ายกับ Sigmoid Function แต่จะมีความความแตกต่างกันที่ช่วงของผลลัพธ์ โดยที่ Sigmoid Function มีค่าอยู่ช่วง (0, 1) ในขณะที่ Tanh มีค่าอยู่ในช่วง (-1, 1) ซึ่งมีลักษณะดังต่อไปนี้

- เมื่ออินพุตเข้าสู่ $-\infty$ แล้วค่าของฟังก์ชันจะเข้าสู่ -1
- เมื่ออินพุตเข้าสู่ ∞ แล้วค่าของฟังก์ชันจะเข้าสู่ 1

ซึ่งสามารถเขียนสมการได้ดังสมการที่ 11 และอยู่ในรูปของกราฟตามภาพที่ 28

$$\tanh(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}} \quad (11)$$



ภาพ 28 การแปลงสมการเชิงเส้นด้วยฟังก์ชัน tanh

ที่มา : [https://assets-global.website-](https://assets-global.website-files.com/5d7b77b063a9066d83e1209c/60d246555e0bd43f4bf17b77_Group%2022.jpg)

[files.com/5d7b77b063a9066d83e1209c/60d246555e0bd43f4bf17b77_Group%2022.jpg](https://assets-global.website-files.com/5d7b77b063a9066d83e1209c/60d246555e0bd43f4bf17b77_Group%2022.jpg)

สามารถสรุปความแตกต่างของฟังก์ชันกระตุ้นทั้ง 4 ชนิด ได้ดังตารางที่ 2

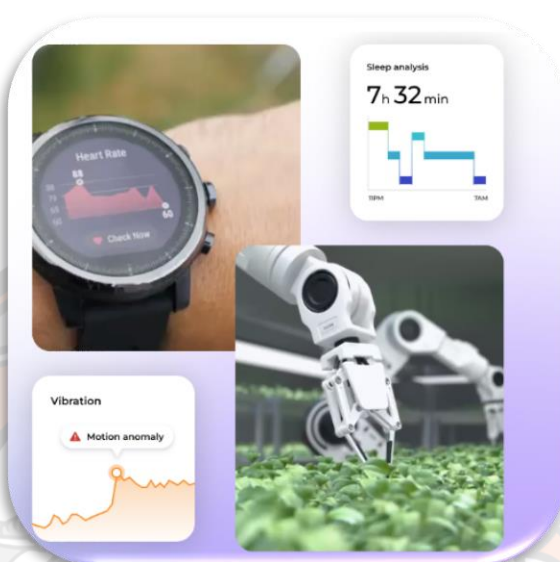
ตาราง 2 การเปรียบเทียบของฟังก์ชันกระตุ้น

ฟังก์ชันกระตุ้น	ขนาดของฟังก์ชัน	บริเวณที่เกิดการเปลี่ยนแปลงความชัน
ReLU	(0, 1)	เกิดรอยหักที่ตำแหน่งอินพุตมากกว่า 0
PReLU	(-1, 1)	เกิดรอยหักที่ตำแหน่งอินพุตมากกว่า 0
Sigmoid	[0, ∞)	มีการเปลี่ยนแปลงที่สิ้นไหล
Tanh	(-∞, ∞)	มีการเปลี่ยนแปลงที่สิ้นไหล

9. แพลตฟอร์ม Edge Impulse

แพลตฟอร์ม Edge Impulse [22] คือ แพลตฟอร์มการพัฒนาสำหรับการเรียนรู้ของเครื่องบนอุปกรณ์ Edge โดยการเรียนรู้ของเครื่องบนอุปกรณ์ Edge คือกระบวนการเรียกใช้ทฤษฎีการเรียนรู้ของเครื่องบนอุปกรณ์ประมวลผลที่บริเวณรอบนอกของเครือข่าย เพื่อตัดสินใจ และคาดการณ์ เพื่อให้ได้ใกล้เคียงกับแหล่งที่มาของข้อมูลมากที่สุด หรือเรียกอีกอย่างว่า Edge Artificial Intelligence หรือ Edge AI การใช้งานของแพลตฟอร์ม Edge Impulse เพื่อสร้างชุดข้อมูล ฝึกฝนโมเดล และเพิ่มประสิทธิภาพของไลบรารีให้ทำงานบนอุปกรณ์ Edge ใดๆ ตั้งแต่ไมโครคอนโทรลเลอร์ ยูนิต (Microcontroller Units MCU) ที่ใช้พลังงานต่ำมากไปจนถึงหน่วย

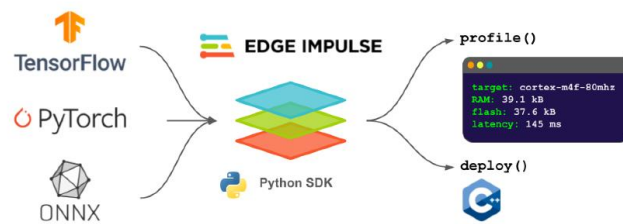
ประมวลผลกลาง (Central Processing Unit CPU) และ ชิพประมวลผลกราฟฟิก (Graphics Processing Unit GPU) ของ Linux ที่มีประสิทธิภาพ ดังภาพที่ 29 แสดงถึงตัวอย่างการพัฒนาโดยใช้แพลตฟอร์ม Edge Impulse



ภาพ 29 ตัวอย่างการพัฒนาบนแพลตฟอร์ม Edge Impulse

ที่มา : <https://edgeimpulse.com/>

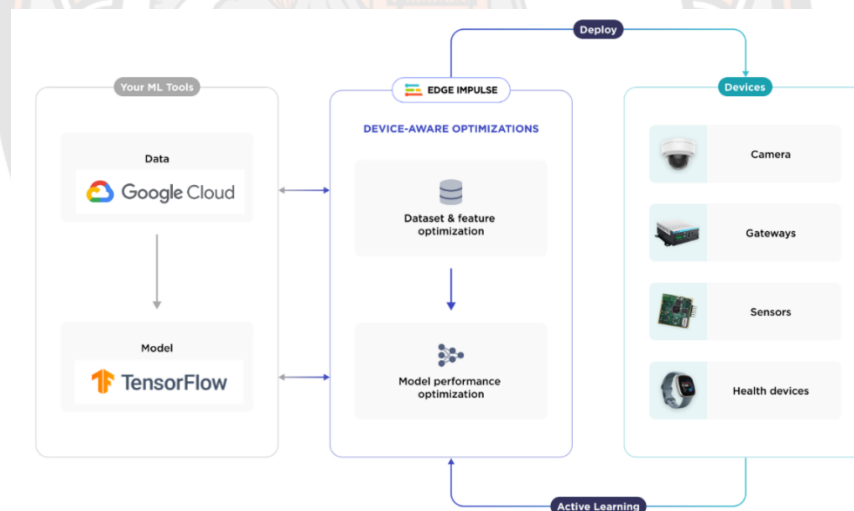
แพลตฟอร์ม Edge Impulse จะมีการเรียกใช้งานไลบรารี Edge Impulse Python SDK ซึ่งเป็นไลบรารีที่ช่วยในการพัฒนาแอปพลิเคชันการเรียนรู้ของเครื่องสำหรับอุปกรณ์ Edge และ IoT แม้ว่า Edge Impulse Studio จะเป็นการแสดงผลที่ยอดเยี่ยมสำหรับกระบวนการรวบรวมข้อมูล และฝึกฝนโมเดล Edge Impulse Python SDK ดังภาพที่ 30 อีกทั้งยังสามารถช่วยในการนำโมเดลของคุณเอง หรือ Bring Your Own Model (BYOM) มาใช้ทางโปรแกรมซึ่งพัฒนา และฝึกฝนบนแพลตฟอร์มใดก็ได้



ภาพ 30 รูปแบบการเรียกใช้ไลบรารี Python บนแพลตฟอร์ม Edge Impulse

ที่มา : <https://84771188-files.gitbook.io/~/files/v0/b/gitbook-x-prod.appspot.com/o/>

จากภาพที่ 30 จะมีการเรียกใช้งานไลบรารี TensorFlow, PyTorch, และ ONNX บน Python SDK ที่ใช้สำหรับการฝึกสอนโมเดลบนการใช้งานต่าง ๆ โดยจะสามารถส่งออกโมเดลให้อยู่ในรูปแบบของภาษา C++ หรือ ไลบรารี บน Arduino IDE ได้ โครงสร้างของแพลตฟอร์ม Edge Impulse เป็นไปดังภาพที่ 31



ภาพ 31 โครงสร้างแพลตฟอร์ม Edge Impulse

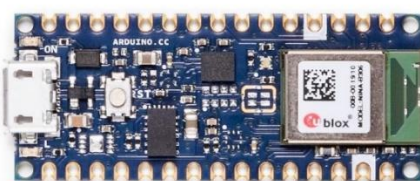
ที่มา : <https://edgeimpulse.com/>

จากภาพที่ 31 ในแพลตฟอร์ม Edge Impulse จะสามารถเรียกใช้งานอุปกรณ์การเรียนรู้ของเครื่อง ซึ่งเป็นการเก็บข้อมูลจากภายนอกแพลตฟอร์ม ซึ่งสามารถเก็บข้อมูลได้บน Google Cloud และ

เรียกใช้งานไลบรารี TensorFlow โดยจะมีการส่งข้อมูลไปฝึกสอนบนแพลตฟอร์ม Edge Impulse และส่งออกมาบนอุปกรณ์ต่าง ๆ เช่น กล้องวงจรปิด ฐานข้อมูล เซ็นเซอร์ และอุปกรณ์ฝังตัวต่าง ๆ

10. Arduino Nano 33 BLE Sense

Arduino Nano 33 BLE Sense [23] เป็นไมโครคอนโทรลเลอร์ที่มีขนาดเล็ก สามารถเชื่อมต่อบลูทูธ และมีเซ็นเซอร์ที่หลากหลายภายในตัวเครื่อง เหมาะสำหรับใช้เป็นอุปกรณ์สวมใส่ แต่ในการเชื่อมต่อบลูทูธ การสื่อสารจะเป็นการสื่อสารในระยะทางที่จำกัด Arduino Nano 33 BLE Sense มีลักษณะดังภาพที่ 32



ภาพ 32 Arduino nano 33 BLE

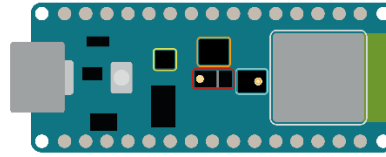
ที่มา : https://cdn.shopify.com/s/files/1/0438/4735/2471/products/ABX00030_03.front_643x483.jpg?v=1626445239

Arduino Nano 33 BLE Sense มีการใช้งานที่แรงดันไฟ 3.3 โวลต์ พร้อมทั้งมีเซ็นเซอร์ติดตั้งภายในดังภาพที่ 33 ประกอบด้วย

- โมดูล LSM9DS1 เซ็นเซอร์วัดแรงเฉื่อย 9 แกน ซึ่งเหมาะแก่การนำไปใช้ในอุปกรณ์สวมใส่
- โมดูล HTS221 เซ็นเซอร์วัดความชื้น และอุณหภูมิ ซึ่งมีความแม่นยำต่อสภาพแวดล้อม
- โมดูล LPS22HB เซ็นเซอร์วัดความกดอากาศ
- โมดูล MP34DT05 ไมโครโฟน มีการรับเสียง และวิเคราะห์เสียงตามเวลาจริง
- โมดูล APDS9960 เซ็นเซอร์ท่าทาง และเซ็นเซอร์วัดความเข้มของแสง

อีกทั้งยังมีขาการใช้งานสื่อสารในรูปแบบต่าง ๆ ดังภาพที่ 34

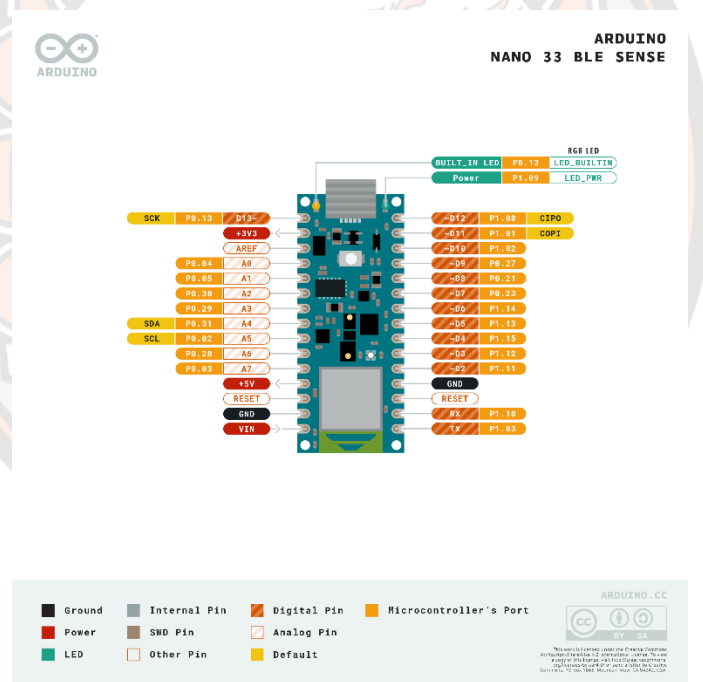
NANO 33 BLE SENSE



- ◆ Color, brightness, proximity and gesture sensor
- ◆ Digital microphone
- ◆ Motion, vibration and orientation sensor
- ◆ Temperature, humidity and pressure sensor
- ◆ Arm Cortex-M4 microcontroller and BLE module

ภาพ 33 เซ็นเซอร์ภายใน Arduino Nano 33 BLE Sense

ที่มา : https://content.arduino.cc/assets/NANO-33-BLE-Sense_sensor-identification.png



ภาพ 34 ขากรใช้งานบน Arduino Nano 33 BLE Sense

ที่มา : https://content.arduino.cc/assets/Pinout-NANOsense_latest.png

10.1 โมดูลเครือข่ายไร้สายบลูทูธ (Bluetooth)

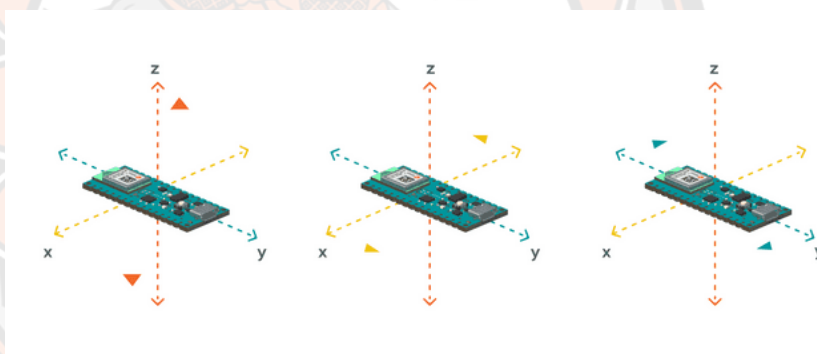
การสื่อสารบน Arduino Nano 33 BLE Sense จะมีการสื่อสารผ่านบลูทูธ ซึ่งจะมีทั้ง Bluetooth Low Energy และ Bluetooth ปกติซึ่งเป็นความแตกต่างจาก Arduino รุ่นอื่นๆ โดยสามารถเรียกใช้งานเครือข่ายไร้สายผ่านไลบรารีบน Arduino IDE

10.2 การใช้งานทางด้านปัญญาประดิษฐ์

คุณสมบัติหลักของ Arduino Nano 33 BLE Sense คือ การสร้างโมเดล และเรียกใช้งานบน Edge Computing (AI) ซึ่งจะมีการเรียกใช้งานการเรียนรู้ของเครื่องขนาดเล็ก (tinyML) และมีการใช้งานไลบรารี TensorFlow Lite เพื่อฝึกสอนโมเดล และอัปโหลดข้อมูลลงบน Arduino IDE

10.3 เซ็นเซอร์วัดความเร่งบนบอร์ด Arduino Nano 33 BLE Sense

เซ็นเซอร์วัดความเร่ง เป็นอุปกรณ์เครื่องกลไฟฟ้าที่ใช้ในการวัดแรงเร่งความเร็ว โดยแรงดังกล่าวอาจเป็นแรงคงที่ เช่น แรงโน้มถ่วงต่อเนื่อง หรือในกรณีของอุปกรณ์เคลื่อนที่จำนวนมาก อาจมีไดนามิกในการรับรู้การเคลื่อนไหว หรือการสั่นสะเทือน



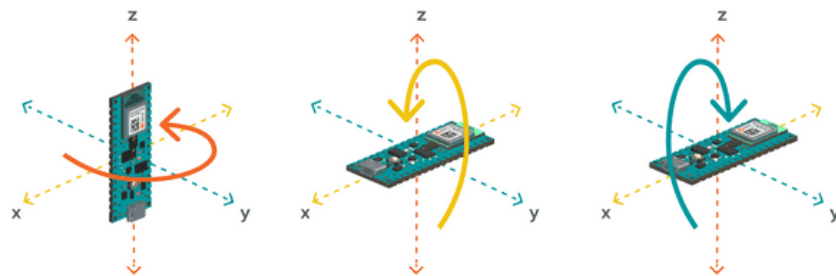
ภาพ 35 เซ็นเซอร์วัดความเร่งตามแกน 3 แกน

ที่มา : https://docs.arduino.cc/static/9e9684428f34654987134e7f756a96c1/4ef49/nano33BLE_01_acceleration.png

จากภาพที่ 35 จะมีเซ็นเซอร์วัดความเร่งที่สัมพันธ์กันตามแนวแกน 3 แกน ประกอบไปด้วยตามแนวแกน x y และ z

10.4 เซ็นเซอร์วัดความเร็วการหมุนบนบอร์ด Arduino Nano 33 BLE Sense

เซ็นเซอร์วัดความเร็วการหมุนเป็นอุปกรณ์ที่สามารถวัดและรักษาทิศทาง ในความเร็วเชิงมุมของวัตถุได้ เซ็นเซอร์วัดความเร็วการหมุนมีความล้ำหน้ากว่าเซ็นเซอร์วัดความเร่ง เนื่องจากสามารถวัดความเอียง และการวางแนวด้านข้างของวัตถุได้ ในขณะที่มาตรความเร่งสามารถวัดได้เฉพาะการเคลื่อนที่เชิงเส้นเท่านั้น



ภาพ 36 เซ็นเซอร์วัดความเร็วการหมุนตามแกน 3 แกน

ที่มา : https://docs.arduino.cc/static/50da87a0ccf262ca858130f09ab0cd91/4ef49/nano33BS_03_gyroscope.png

จากภาพที่ 36 จะมีเซ็นเซอร์วัดความเร็วการหมุนที่สัมพันธ์กันตามแนวแกน 3 แกน ประกอบไปด้วยตามแนวแกน x y และ z

11. Arduino Nano 33 IoT

คุณสมบัติหลักของ Arduino Nano 33 IoT [24] นอกเหนือจากการมีการใช้งานเซ็นเซอร์ที่นำที่หลากหลายได้เช่นเดียวกับ Arduino Nano 33 BLE Sense แต่ข้อเสียคือไม่มีการใช้งาน Edge Computing (AI) บนบอร์ด และมีการใช้งานเซ็นเซอร์เพียง 6 แกนเท่านั้น ข้อดีคือมีการเชื่อมต่อสื่อสารไร้สายทั้งบลูทูธ และ Wi-Fi ซึ่งโดยส่วนใหญ่จะนำไปใช้งานทางด้าน IoT เป็นหลัก โดย Arduino Nano 33 IoT มีลักษณะดังภาพที่ 37



ภาพ 37 Arduino Nano 33 IoT

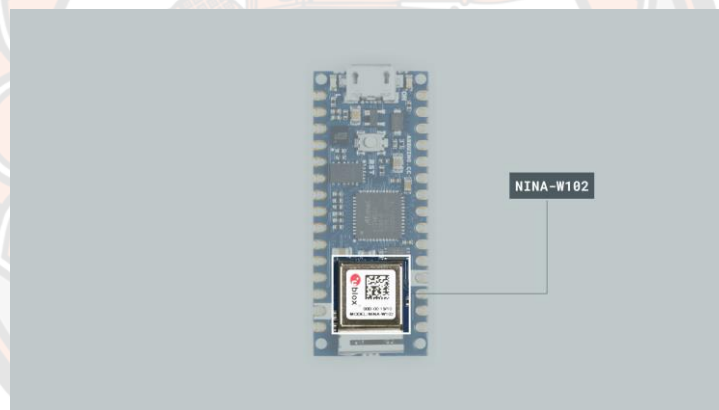
ที่มา : https://store.arduino.cc/cdn/shop/products/ABX00027_03.front_e538f30f-0eaa-4055-82b9-1d7aa468b3ed_804x603.jpg?v=1629821421

การใช้งาน Wi-Fi และ Arduino IoT Cloud

Arduino Nano 33 IoT มีการเชื่อมต่อกับเครือข่าย Wi-Fi เพื่อสร้าง Arduino Access Point ซึ่งเป็นการจัดเตรียมไวบนบอร์ด Arduino Nano 33 IoT โดยโมดูล Wi-Fi ที่ติดตั้งมีชื่อว่า Wi-Fi Nina ดังภาพที่ 38 นอกจากนี้ยังมีการเชื่อมต่อกับบริการ Cloud ต่าง ๆ เช่น

- Arduino's Own IoT Cloud
- Blynk
- IFTTT
- AWS IoT Core
- Azure
- Firebase

โดย Arduino Nano 33 IoT จะมีขาการใช้งานดังภาพที่ 39

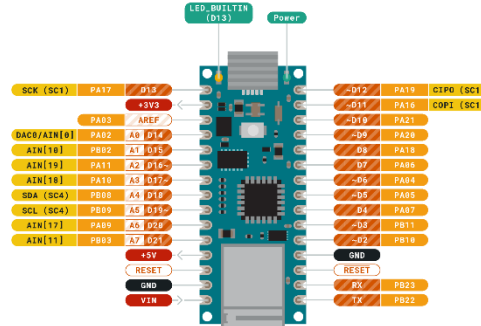


ภาพ 38 โมดูล Wi-Fi Nina

ที่มา : https://docs.arduino.cc/static/b825f25b5e7ec7c604487af090947c6b/29114/nano33IOT_04_sensor.png



ARDUINO
NANO 33 IoT

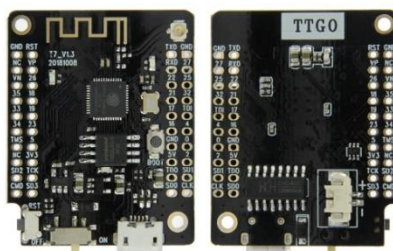


ภาพ 39 ขากรใช้งานบน Arduino Nano 33 IoT

ที่มา : https://content.arduino.cc/assets/Pinout-NANO33IoT_latest.png

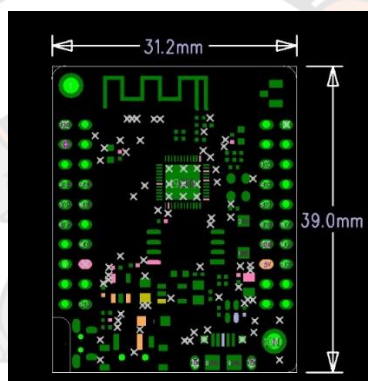
12. ไมโครคอนโทรลเลอร์ TTGO T7 ESP32 Mini32

TTGO T7 ESP32 Mini32 [25] เป็นบอร์ด ESP32 ที่ขนาดเล็กกระทัดรัด ราคาถูกออกแบบมาให้สามารถเสียบเซ็นเซอร์ได้ทั้งด้านบน และล่าง ต่อกันไปเรื่อย ๆ ได้ ทำให้สะดวก ไม่ต้องต่อสายลดความผิดพลาดในการเชื่อมต่อกับอุปกรณ์ ตัวบอร์ดได้มีวงจรชาร์จแบตเตอรี่จาก USB สามารถต่อแบตเตอรี่ลิเทียมได้ และยังมีสวิตช์ปิด/เปิด ทำให้ประหยัดแบตเตอรี่ได้มากยิ่งขึ้น สามารถเชื่อมต่อ Wi-Fi และบลูทูธ มีความนิยมในการนำไปทำเป็นอุปกรณ์ IoT ขนาดเล็ก เช่น โหนดสำหรับวัดอุณหภูมิความชื้นส่งเข้าการแจ้งเตือนผ่านไลน์ หรือแสดงผลด้วย Blynk หรือทำโปรเจกต์ IoT Wearable เป็นต้น โดยลักษณะของ TTGO T7 ESP32 Mini32 เป็นดังภาพที่ 40



ภาพ 40 ไมโครคอนโทรลเลอร์ TTGO T7 ESP32 Mini32

ที่มา : https://ff.lnwfile.com/_/ff/_raw/km/xk/zf.png



ภาพ 41 ขนาดของ TTGO T7 ESP32 Mini32

ที่มา : https://ff.lnwfile.com/_/ff/_raw/15/3f/lh.jpg

จากภาพที่ 41 ขนาดของ TTGO T7 ESP32 Mini32 มีขนาดเล็กกว้าง 31.2 มิลลิเมตร ยาว 39.0 มิลลิเมตร

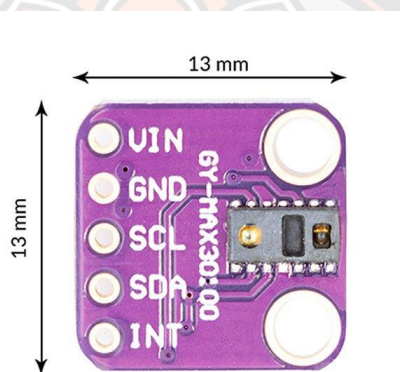
TTGO T7 ESP32 Mini32 สามารถใช้งานในด้าน IoT ได้หลายรูปแบบ เช่น อุปกรณ์สมาร์ทโฮม จนถึงใช้งานในระดับอุตสาหกรรม จากความสามารถในการใช้งานร่วมกับเซ็นเซอร์ต่างๆ เช่น วัดอุณหภูมิ และความชื้น วัดกระแสไฟฟ้า วัดระยะทาง ต่อกับสวิตช์ หรือรีเลย์เพื่อควบคุมการเปิดปิดการทำงานของอุปกรณ์ การส่งข้อมูลผ่าน Wi-Fi เข้า server การแจ้งเตือนผ่าน ไลน์ อีเมล และอื่น ๆ อีกมากมาย โดยปกติแล้ว TTGO T7 ESP32 Mini32 จะใช้ Arduino IDE ในการเขียนโปรแกรมควบคุม เช่นเดียวกับ ESP8266 และ ESP32

13. โมดูล GY-MAX30100

โมดูล GY-MAX30100 [25] เป็นเซ็นเซอร์วัดค่าความอิ่มตัวของออกซิเจนในเลือด และวัดอัตราการเต้นของหัวใจ โดยภายในตัวโมดูลจะประกอบไปด้วย

- หลอด LED สองดวง ไว้ยิงลำแสงที่มีความยาวคลื่นที่สามารถจับฮีโมโกลบินในเลือดได้
- เครื่องตรวจจับแสง (Photodetector)

โดยจะมีการประมวลผลของสัญญาณในรูปแบบแอนาล็อก มีคลื่นรบกวนต่ำเพื่อตรวจจับสัญญาณชีพจรและอัตราการเต้นของหัวใจ โมดูล GY-MAX30100 ทำงานจากแหล่งจ่ายไฟ 1.8 โวลต์ และ 5.5 โวลต์ และสามารถปิดการทำงานได้ผ่านซอฟต์แวร์ที่มีเล็กน้อย ทำให้สามารถเชื่อมต่อแหล่งจ่ายไฟได้ตลอดเวลา โดยโมดูล GY-MAX30100 มีขนาด และลักษณะดังภาพที่ 42



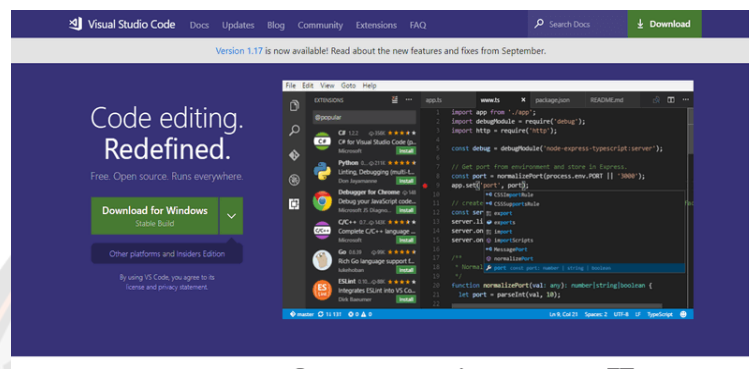
ภาพ 42 ขนาดของโมดูล GY-MAX30100

ที่มา : https://www.az-delivery.uk/cdn/shop/products/max30100-breakout-board-integrierte-pulsoximetrie-und-herzfrequenzsensor-losung-kompatibel-mit-arduino-und-raspberry-pi-937721_1024x.jpg?v=1694707898

13. โปรแกรม Visual Studio Code

Visual Studio Code [26] หรือ VSCode เป็นโปรแกรมที่ใช้ในการแก้ไข และปรับแต่งโค้ด พัฒนาจากบริษัทไมโครซอฟท์ มีการพัฒนาออกมาในรูปแบบของโอเพ่นซอร์ส จึงสามารถนำมาใช้งานได้แบบไม่มีค่าใช้จ่าย ซึ่ง Visual Studio Code นั้น เหมาะสำหรับนักพัฒนาโปรแกรมที่ต้องการใช้งานข้ามแพลตฟอร์ม รองรับการใช้งานทั้งบน Windows macOS และ Linux สนับสนุนทั้งภาษา JavaScript TypeScript และ Node.js สามารถเชื่อมต่อกับ Git ได้ ซึ่งนำมาใช้งานได้ง่ายไม่ซับซ้อน โดยมีหน้าต่างการติดตั้งโปรแกรมดังภาพที่ 43 มีเครื่องมือส่วนขยายต่าง ๆ ให้เลือกใช้อย่างมากมาย เช่น

- 1) การเปิดใช้งานภาษาเขียนโปรแกรมอื่นๆ มีทั้ง ภาษา C++ C# Java Python Dart PHP และ Dart เป็นต้น
- 2) สามารถปรับแต่งธีมได้
- 3) สามารถตรวจสอบข้อผิดพลาดของโปรแกรมได้ง่าย
- 4) มีหน้าต่าง Commands ที่ใช้งานได้ง่าย



ภาพ 43 หน้าต่างการติดตั้ง Visual Studio Code

ที่มา : <https://www.mindphp.com/images/knowledge/012560/MT19-27-10-6002.png>

ความแตกต่างระหว่าง Visual Studio Code และ Visual Studio

- 1) Visual Studio Code ได้ทำการตัดในส่วนของการออกแบบ GUI ออกเหลือแต่การแก้ไขโปรแกรมจึงทำให้ตัวโปรแกรม Visual Studio Code มีการใช้พื้นที่น้อยกว่า Visual Studio
- 2) Visual Studio Code สามารถนำมาใช้งานได้ฟรี รองรับการทำงานข้ามแพลตฟอร์ม ซึ่ง Visual Studio ไม่สามารถทำงานข้ามแพลตฟอร์มได้
- 3) Visual Studio Code เหมาะในการใช้งานเขียนแอปพลิเคชันโทรศัพท์มือถือ Visual Studio เหมาะสำหรับงานเขียนแอปพลิเคชันบนคอมพิวเตอร์

14. Flutter

Flutter [27] คือ เฟรมเวิร์กที่ใช้สร้าง User Interface (UI) สำหรับแอปพลิเคชันบนโทรศัพท์มือถือที่สามารถทำงานข้ามแพลตฟอร์มได้ทั้งระบบ iOS และ Android ในเวลาเดียวกัน โดยภาษาที่ใช้ใน Flutter นั้นจะเป็นภาษา Dart ซึ่งถูกพัฒนาโดย Google และที่สำคัญคือเป็น open source ที่สามารถใช้งานได้แบบไม่มีค่าใช้จ่าย ดังภาพที่ 44 Flutter สามารถนำไปพัฒนาได้ทั้งบนโทรศัพท์มือถือ เว็บไซต์ และคอมพิวเตอร์

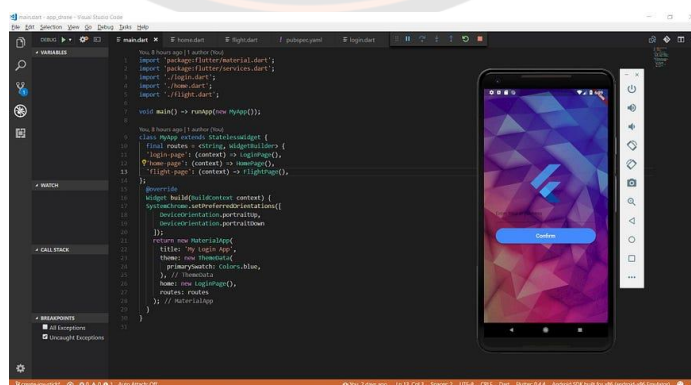


ภาพ 44 Flutter ในระบบต่างๆ

ที่มา : <https://cdn.sanity.io/images/ay6gmb6r/production/52566e987046623a25e2f40a11fa99bbd9f4d4d2-2240x1260.png>

7.1 จุดเด่นของ Flutter

จุดเด่นหลักของ Flutter คือ ระบบ Hot Reload โดยเมื่อมีการทดสอบ, การสร้าง หรือ การกระทำต่างๆ กับหน้าต่างแอปพลิเคชันจะต้องมีการรีโหลดเพื่อให้หน้าต่างแอปพลิเคชันอัปเดต ซึ่งระบบ Hot Reload จะเข้ามาช่วยในส่วนของการรีโหลดโดยจุดเด่นของระบบนี้คือการลดระยะเวลาที่ใช้ในการรีโหลดทำให้การพัฒนา UI ของแอปพลิเคชันมีความรวดเร็วขึ้น ดังภาพที่ 45 และยังมีจุดเด่นอื่นๆ ที่ช่วยให้การพัฒนาเป็นไปได้ง่ายขึ้น ไม่ว่าจะเป็น Build-in ที่ช่วยในการออกแบบ UI ให้มีความสวยงามยิ่งขึ้นอย่าง Material Design และ Cupertino (iOS-flavor), มีเฟรมเวิร์กที่ช่วยให้การทำแอนิเมชันต่าง ๆ และยังสามารถใช้งานร่วมกับ IDE เช่น Visual Studio Code และ Android Studio

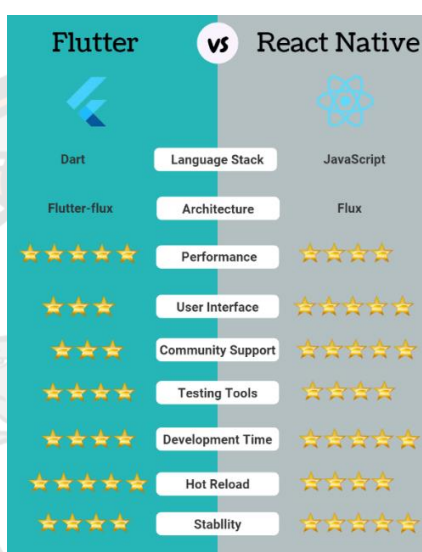


ภาพ 45 ตัวอย่างการทำงานของโปรแกรม Flutter

ที่มา : <https://miro.medium.com/v2/resize:fit:828/format:webp/>

7.2 จุดด้อยของ Flutter

โดยข้อเสียคือ การใช้ภาษา dart ในการเขียน ซึ่งโดยส่วนใหญ่ไวยากรณ์ของภาษานี้ยังไม่เป็นที่แพร่หลาย และสังคมที่ยังเล็กอยู่เนื่องจาก Flutter ยังเปิดตัวมาได้ไม่นานนักเมื่อเทียบกับ เฟรมเวิร์กตัวอื่น ๆ อย่าง React Native ที่มีสังคมการใช้งานที่ค่อนข้างใหญ่ จึงทำให้ข้อมูลต่าง ๆ ยังไม่เยอะเท่าที่ควร ทำให้เวลามีปัญหาเกี่ยวกับการใช้งานอาจจะต้องตรวจสอบ โดยการเปรียบเทียบของ Flutter กับ React Native แสดงดังภาพที่ 46



ภาพ 46 การเปรียบเทียบระหว่าง Flutter กับ React Native

ที่มา : https://www.angularminds.com/site_data/static/images/flutter-vs-react-native_pinterest.png

15. ฐานข้อมูล Firebase

Firebase [28] คือ แพลตฟอร์มที่รวบรวมเครื่องมือต่าง ๆ สำหรับการจัดการในส่วนของหลังบ้าน (Backend) หรือ ฐานข้อมูลซึ่งทำให้สามารถสร้างแอปพลิเคชันบนโทรศัพท์มือถือได้อย่างมีประสิทธิภาพ และยังคงเวลา ค่าใช้จ่ายของการทำ ฐานข้อมูลหรือการวิเคราะห์ข้อมูล Firebase มีบริการหลายอย่างดังภาพที่ 47 โดยสามารถแบ่งออกเป็นหัวข้อได้ดังนี้

1) หัวข้อในการสร้างแอปพลิเคชัน

- Cloud Firestore คือ บริการทางด้านการเก็บข้อมูลบนฐานข้อมูลที่มีลักษณะเป็น NoSQL โดยนำข้อดีของ Realtime Database ของ Firebase มาพัฒนาต่อยอด
- Authentication คือบริการที่จัดการการลงทะเบียนเข้าใช้งานซึ่งครอบคลุมทั้ง email-password เบอร์โทเรศัพท์ ไปจนถึง facebook twitter github สำหรับการ Login

- Hosting คือ ใช้สำหรับ single-page web app landing page website ซึ่งเป็นตัวจัดการการ การส่งออก และในส่วนของ Custom Domain แบบเสียค่าใช้จ่าย

2) หัวข้อการเพิ่มประสิทธิภาพของแอปพลิเคชัน

- Crashlytics ช่วยจัดการปัญหาต่าง ๆ และสามารถตรวจจับไฟล์ขยะ ได้ว่าเกิดขึ้นที่การทำงานไหนในแอปพลิเคชันบนโทรศัพท์มือถือ

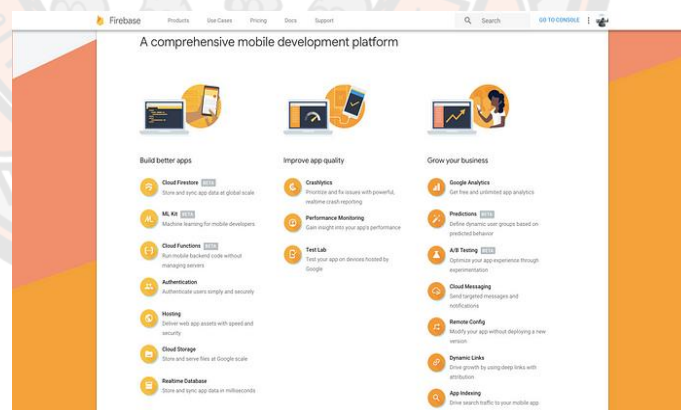
- Performance Monitoring ช่วยแสดงผลของประสิทธิภาพการทำงานของโค้ด และอินเทอร์เน็ต

3) หัวข้อการใช้งานเชิงพาณิชย์

- Google Analytics คือ ตัวที่เก็บข้อมูลสถิติ พฤติกรรมของผู้ใช้งานที่ใช้งานแอปพลิเคชันบนโทรศัพท์มือถือ และการสร้างเว็บแอปพลิเคชัน โดยสามารถแบ่งพฤติกรรมให้เราดูได้อย่างละเอียด

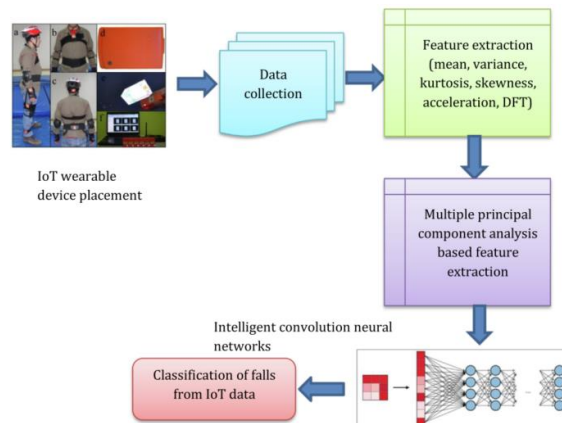
- Remote Config คือ ส่วนที่จัดการรูปแบบของแอปพลิเคชันบนโทรศัพท์มือถือ ในเรื่องของหน้าตา

- Cloud Messaging คือ ส่วนที่จะทำให้แอปพลิเคชันบนโทรศัพท์มือถือรับการแจ้งเตือนได้โดยการส่งข้อความไปได้ทุกแพลตฟอร์มทั้ง iOS และ Android รวมไปถึงเว็บไซต์



ภาพ 47 การบริการทั้งหมดของ Firebase

ที่มา : https://miro.medium.com/v2/resize:fit:720/format:webp/1*6fYdIDIZv2h0C8slD_jMWg.png

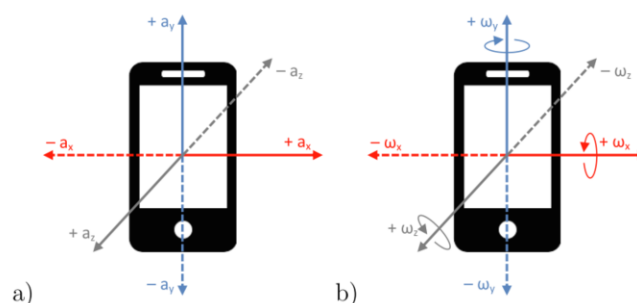


ภาพ 49 การทำงานของระบบตรวจจับการล้ม

ที่มา : Abdulaziz Alarifi, Ayed Alwadain. 2021 [28]

ในปี 2020 Dariusz Mrozek, Anna Koczur และ Bo [30] ได้ออกแบบระบบตรวจจับการล้มในผู้สูงอายุโดยการใช้โทรศัพท์มือถือ และการเรียนรู้ของเครื่อง ในงานวิจัยนี้จะเป็นการใช้งานเซนเซอร์วัดความเร่ง และไจโรสโคปบนโทรศัพท์มือถือ ดังภาพที่ 50 (a) แสดงถึงเซ็นเซอร์วัดความเร่งบนโทรศัพท์มือถือ และภาพที่ 50 (b) แสดงถึงเซ็นเซอร์ไจโรสโคปวัดความเร็วการหมุนบนโทรศัพท์มือถือ ในการตรวจจับการล้ม และในส่วนของงานการเรียนรู้ของเครื่อง จะทดสอบกับโมเดลจำนวน 4 โมเดล ประกอบไปด้วย

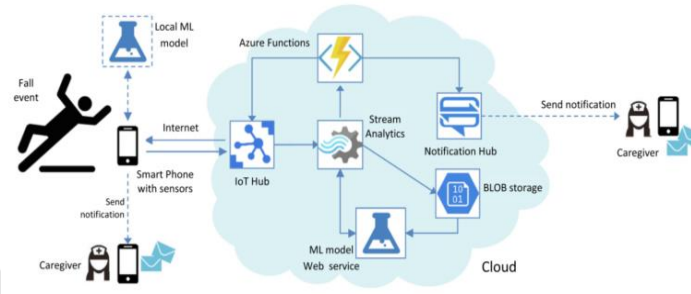
- 1) โมเดล Random Forest (RF)
- 2) โมเดล Artificial Neural Network (ANN)
- 3) โมเดล Support Vector Machine (SVM)
- 4) โมเดล Boosted Decision Tree (BDT)



ภาพ 50 เซ็นเซอร์ที่ติดตั้งบนโทรศัพท์มือถือ

ที่มา : Dariusz Mrozek, Anna Koczur, Bo. 2020 [29]

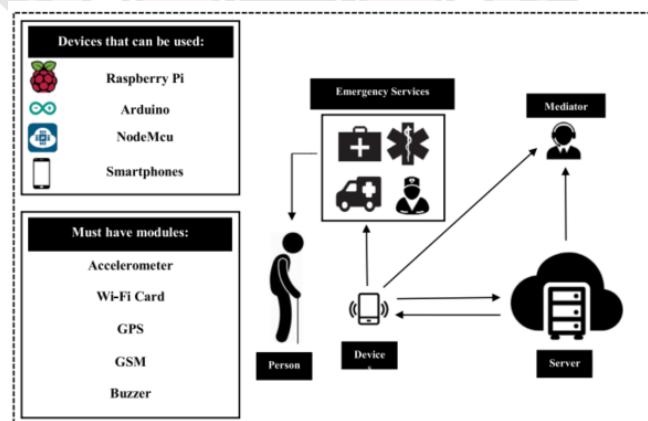
ผลการทดสอบความแม่นยำในการตรวจจับการล้มของโมเดลทั้ง 4 ได้ผลของ RF ANN SVM และ BDT ดังนี้ 0.977 0.968 0.877 และ 0.992 ตามลำดับ โครงสร้างของระบบตรวจจับการล้มเป็นไปตามภาพที่ 51



ภาพ 51 โครงสร้างของระบบ Whoops สำหรับการตรวจจับการล้ม

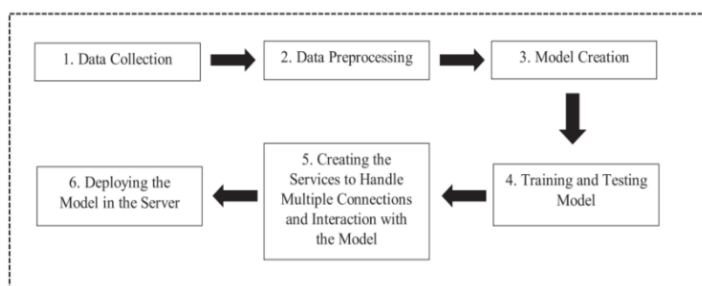
ที่มา : Dariusz Mrozek, Anna Koczur, Bo. 2020 [29]

ในปี 2020 Sheikh Nooruddin, Md. Milon Islam และ Falguni Ahmed Sharna [31] ได้ออกแบบระบบตรวจจับการล้มที่ไม่แปรผันตามประเภทอุปกรณ์ที่ใช้ IoT ในการตรวจจับการล้มจะใช้เซนเซอร์วัดความเร่ง โมดูล Wi-Fi โมดูล GSM และ buzzer ไว้ส่งเสียงเมื่อเกิดการล้ม รูปแบบโครงสร้างของระบบจะเป็นไปดังภาพที่ 52 และมีขั้นตอนการทำงานดังภาพที่ 53



ภาพ 52 โครงสร้างของระบบตรวจจับการล้ม

ที่มา : Sheikh Nooruddin, Md. Milon Islam, Falguni Ahmed Sharna. 2020 [30]



ภาพ 53 ขั้นตอนการทำงานของระบบ

ที่มา : Sheikh Nooruddin, Md. Milton Islam, Falguni Ahmed Sharna. 2020 [30]

ในการจำแนก Training ที่ได้จะเป็นการล้ม หรือไม่ล้ม โดยจะหาได้จากสูตร

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (11)$$

โดยที่

- TP = สิ่งที่ทำนายตรงกับที่เกิดขึ้นจริง (True Positive)
- FP = สิ่งที่ทำนายไม่ตรงกับที่เกิดขึ้น (False Positive)

และความแม่นยำจะหาได้จากสูตร

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (12)$$

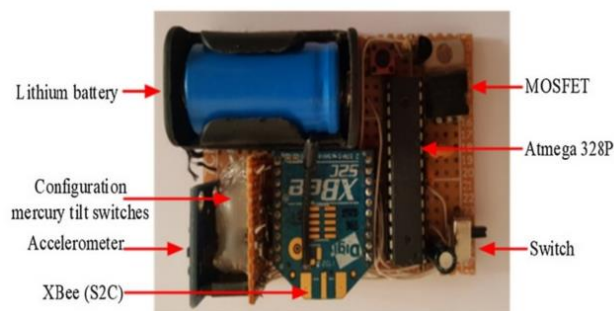
โดยที่

- TN = สิ่งที่ทำนายตรงกับสิ่งที่เกิดขึ้น (True Negative)
- FN = สิ่งที่ทำนายไม่ตรงกับที่เกิดขึ้นจริง (False Negative)

ผลที่ได้คือ ได้ค่าความแม่นยำอยู่ที่ 99.7 เปอร์เซ็นต์

ในปี 2020 Huda Ali Hashim, Saleem Latteef Mohammed และ Sadik Kamel Gharghan [32] ได้ออกแบบระบบตรวจจับการล้มสำหรับผู้ป่วยกล้ามเนื้ออ่อนแรงโดยใช้วิธีการรับข้อมูลจากเหตุการณ์ที่เกิดขึ้น ด้วยเซนเซอร์ไร้สาย โดยในระบบจะใช้เซนเซอร์จำนวน 2 ชนิด เซนเซอร์แรกจะเป็นเซนเซอร์วัดความเร่ง เซนเซอร์ตัวที่สองคือเซนเซอร์ Myoware การรับส่งข้อมูลจะใช้ Xbee เป็นตัวสื่อสารไร้สาย ซึ่งเซนเซอร์วัดความเร่งจะเป็นโมดูล ADXL335 รับค่าความเร่งจาก 3 แกน Myoware เซนเซอร์จะถูกติดตั้งบริเวณขาของผู้ป่วยเพื่อวัดสัญญาณ การตรวจคลื่นไฟฟ้า

กล้ามเนื้อ (Electromyography EMG) โดยมีรูปแบบอุปกรณ์วัดความเร็วดังภาพที่ 54 และมีการติดตั้งเซ็นเซอร์ดังภาพที่ 55



ภาพ 54 รูปแบบอุปกรณ์วัดความเร็ว

ที่มา : Huda Ali Hashim, Saleem Latteef Mohammed, Sadik Kamel Gharghan. 2020 [31]



ภาพ 55 รูปแบบการติดตั้งเซ็นเซอร์

ที่มา : Huda Ali Hashim, Saleem Latteef Mohammed, Sadik Kamel Gharghan. 2020 [31]

โดยจะได้ขอบเขตของระบบที่พัฒนาขึ้นดังตารางที่ 3

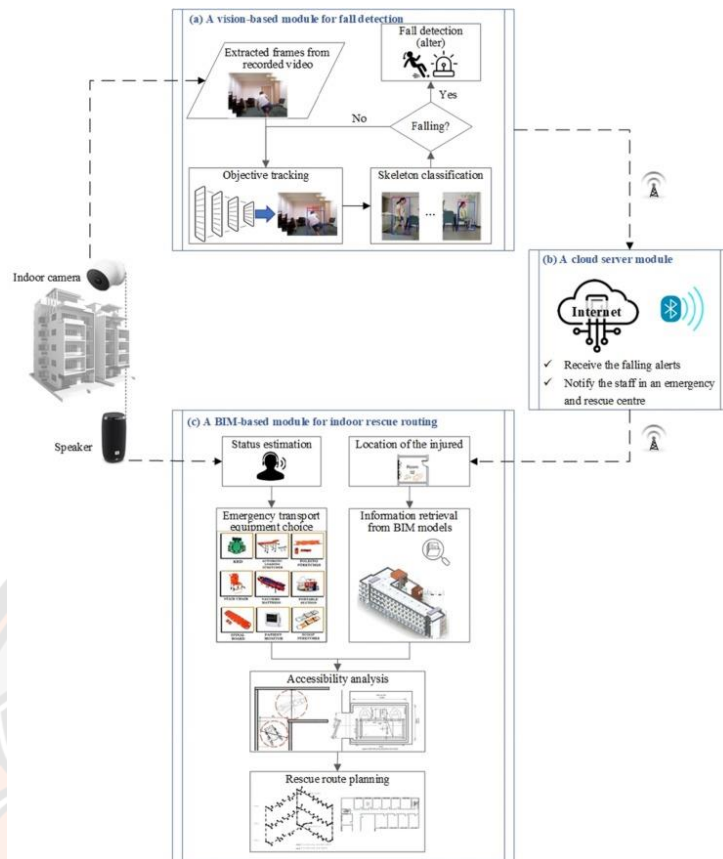
ตาราง 3 ค่ามาตรฐานของระบบในงานวิจัย

ทิศทางการล้ม	ขอบเขตระยะมุมการล้มสำหรับทิศทางต่าง ๆ ของระบบ
ล้มไปข้างหน้า	จาก 0° ถึง 45° และ จาก 0° ถึง 315°
ล้มไปข้างขวา	จาก 90° ถึง 45° และ จาก 90° ถึง 315°
ล้มไปข้างหลัง	จาก 180° ถึง 135° และ จาก 180° ถึง 225°
ล้มไปทางซ้าย	จาก 270° ถึง 225° และ จาก 270° ถึง 315°

จากการทดลองพบว่าระบบ และทฤษฎีที่พัฒนาขึ้นมีความแม่นยำในการนำไปใช้งานอยู่ที่ 100 เปอร์เซ็นต์ ความไวของเซ็นเซอร์อยู่ที่ 100 เปอร์เซ็นต์

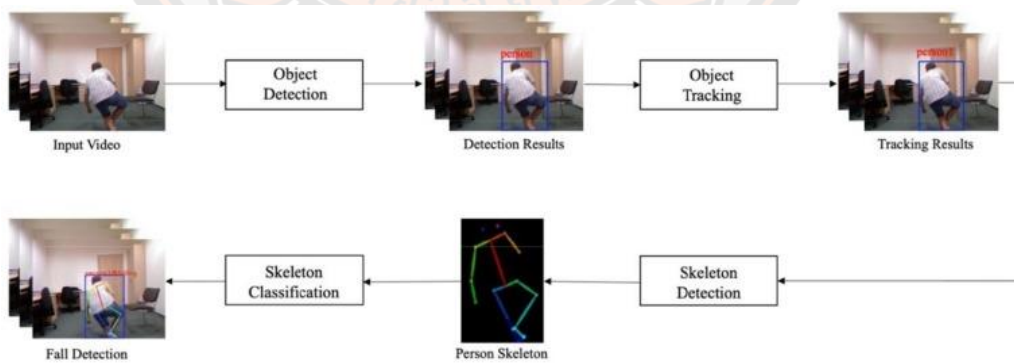
ในปี 2022 Yuan Chen, Yuxuan Zhang, และคณะ [33] ได้พัฒนาระบบการติดตามสำหรับปฐมพยาบาลผู้สูงอายุโดยการตรวจจับการล้มบนพื้นฐานของ computer-vision ในงานวิจัยนี้ได้แสดงให้เห็นว่า วิธีการที่ใช้การมองเห็นซึ่งใช้เซ็นเซอร์วัดแสงโดยรอบในปัจจุบันมีประสิทธิภาพเทียบเท่ากับวิธีการที่ใช้การติดตั้งอุปกรณ์สวมใส่ในแง่ของการตรวจจับการล้ม แต่ก็ยังมีข้อจำกัดอยู่ 2 ประการคือ

- 1) ประสิทธิภาพของวิธีการที่ใช้การมองเห็นนั้นไวต่อสภาพแวดล้อมที่มีพื้นหลังในวิดีโอ ซึ่งส่งผลให้มีความสามารถที่ต่ำ
- 2) ความคงทนของวิธีการที่ใช้การมองเห็นจำเป็นต้องได้รับการปรับปรุง เนื่องจากวิธีการส่วนใหญ่เพียงแค่วิเคราะห์พื้นที่ทั้งหมดของวัตถุบุคคลเพื่อจำแนกประเภท ในขณะที่ข้อมูลอื่นๆ เช่น โครงกระดูกบุคคล จะไม่ถูกนำมาพิจารณา เพื่อแก้ไขข้อจำกัดเหล่านี้ งานวิจัยนี้จะเสนอวิธีการตรวจจับการล้มโดยใช้การมองเห็นแบบใหม่โดยจะมีโครงสร้างของระบบดังภาพที่ 56 โดยภาพที่ 56 (a) จะเป็นรูปแบบการทำงานของระบบ ภาพที่ 56 (b) คือการรับการแจ้งเตือนผ่านระบบ IoT บนฐานข้อมูลคลาวด์ ภาพที่ 56 (c) แสดงถึงโมดูลที่ใช้คือ Building Information Model (BIM) สำหรับการกำหนดเส้นทางในการเข้าช่วยเหลือ โดยพิจารณาจากข้อกำหนดด้านความสามารถในการเข้าถึงของสถานที่ภายในอาคาร โดยเฉพาะการวิเคราะห์จากคลิปวิดีโอที่ถ่ายโดยกล้องในอาคารโดยใช้เทคโนโลยีที่คอมพิวเตอร์วิทัศน์



ภาพ 56 โครงสร้างของระบบ

ที่มา : Chen Yuan, Zhang Yuxuan, Xiao Bo, Li Heng. 2022



ภาพ 57 ภาพรวมของทฤษฎีที่นำมาใช้กับการตรวจจับการล้ม

ที่มา : Chen Yuan, Zhang Yuxuan, Xiao Bo, Li Heng. 2022

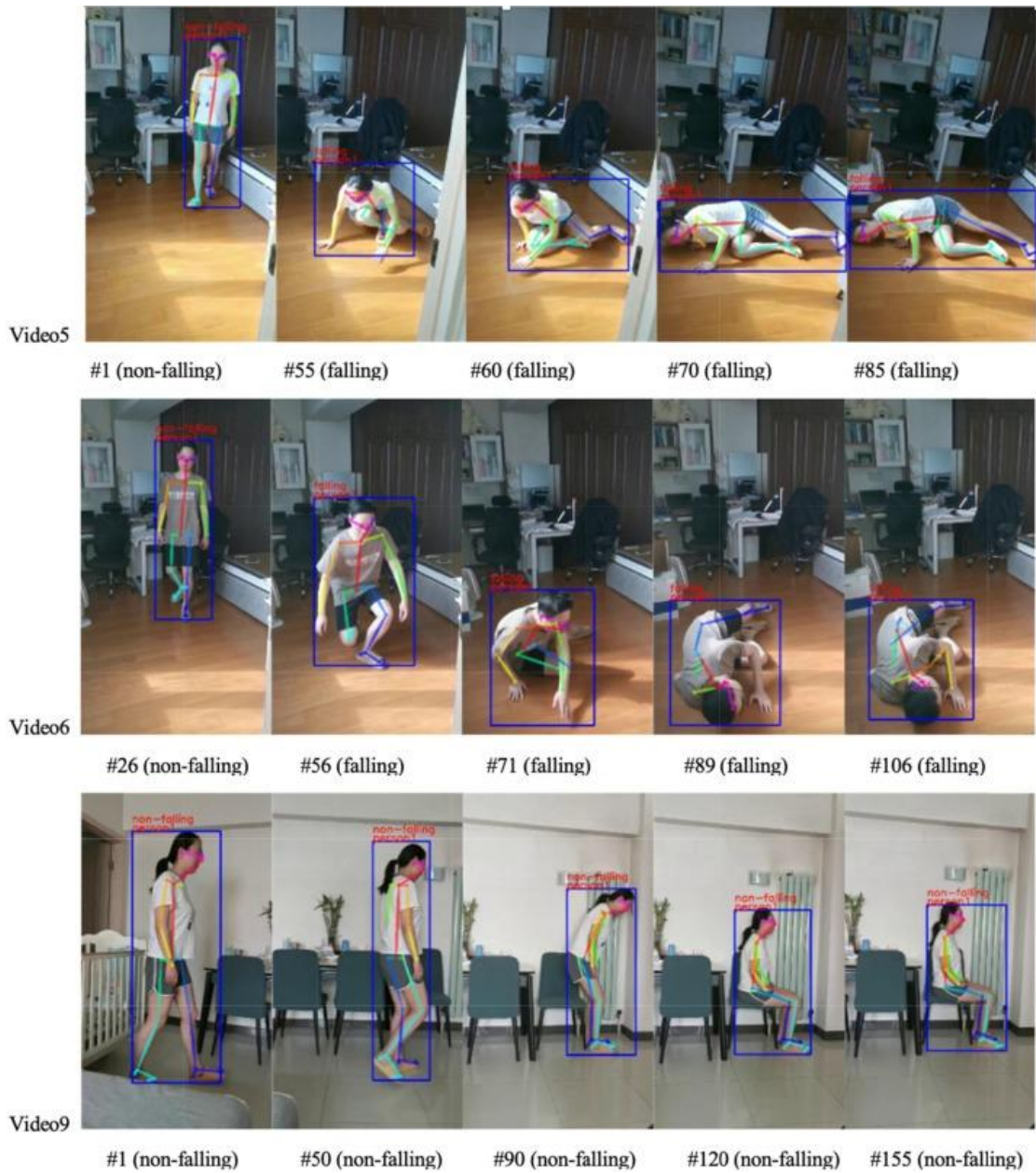
จากภาพที่ 57 แสดงภาพรวมของวิธีการตรวจจับการล้มตามการมองเห็น ซึ่งประกอบด้วยสี่ขั้นตอนหลัก รวมถึงการตรวจจับวัตถุ, การติดตาม, การตรวจจับโครงกระดูก, และการจำแนกโครงกระดูก ขั้นแรก วิธีการตรวจจับวัตถุจะดำเนินการกับทุกเฟรมในวิดีโออินพุตเพื่อตรวจจับวัตถุบุคคลด้วยการสร้างข้อมูลตำแหน่งพิกเซล จากนั้น ผลลัพธ์การตรวจจับในเฟรมต่าง ๆ จะเชื่อมโยงกันสำหรับการติดตามวัตถุบุคคล และหมายเลขประจำตัว ที่ไม่ซ้ำกันจะถูกกำหนดให้กับแต่ละวัตถุ จากนั้น วัตถุบุคคลที่ติดตามจะถูกป้อนเข้าไปในขั้นตอนการตรวจจับโครงกระดูกเพื่อจดจำโครงกระดูกของแต่ละคน ข้อมูลทั้งหมดจะถูกส่งต่อไปยังการเรียนรู้ของเครื่องด้วยโมเดล Convolutional Neural Network (CNN) เพื่อจำแนกสถานะของผู้สูงอายุว่าล้มหรือไม่ล้มโดยจะได้ผลการทดสอบบนพื้นฐานของการมองเห็นของคอมพิวเตอร์ดังภาพที่ 58



ภาพ 58 การทดสอบกับระบบที่พัฒนา

ที่มา : Chen Yuan, Zhang Yuxuan, Xiao Bo, Li Heng. 2022

ผลของการทดสอบการล้มบนพื้นฐานการมองเห็นของคอมพิวเตอร์แสดงดังภาพที่ 59 ผลการทดลองแสดงให้เห็นผลลัพธ์ที่มีความแม่นยำสูงในการตรวจจับกิจกรรมการตก เช่น บรรลุความแม่นยำ 94.1% และวิธีการที่เสนอสามารถประเมินข้อกำหนดในการเข้าถึงของการแก้ไขต่าง ๆ โดยพิจารณาจากการเลือกอุปกรณ์ในการขนส่ง และปฐมพยาบาลต่าง ๆ

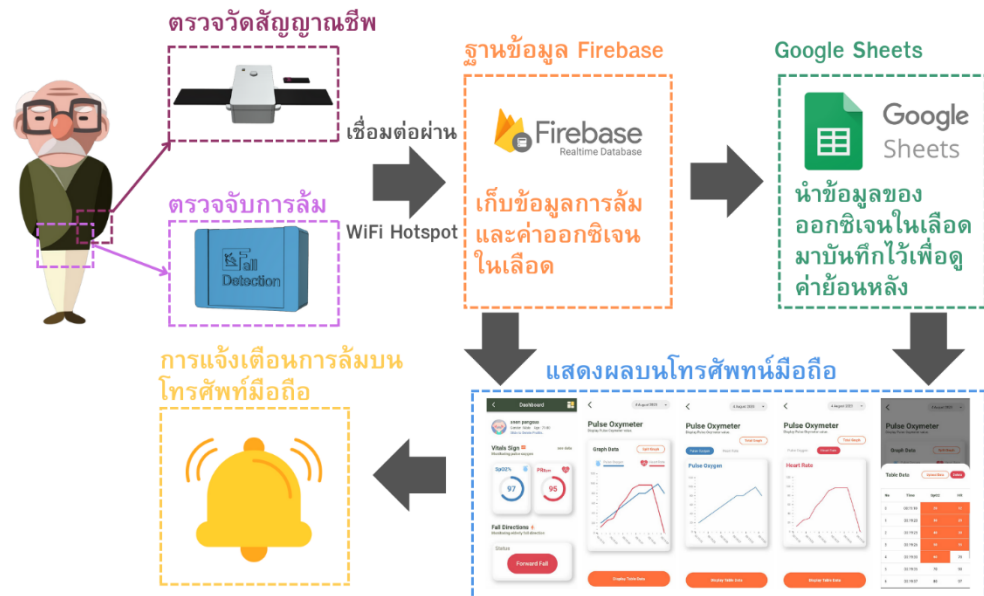


ภาพ 59 ผลของการทดสอบบนวิดีโอ

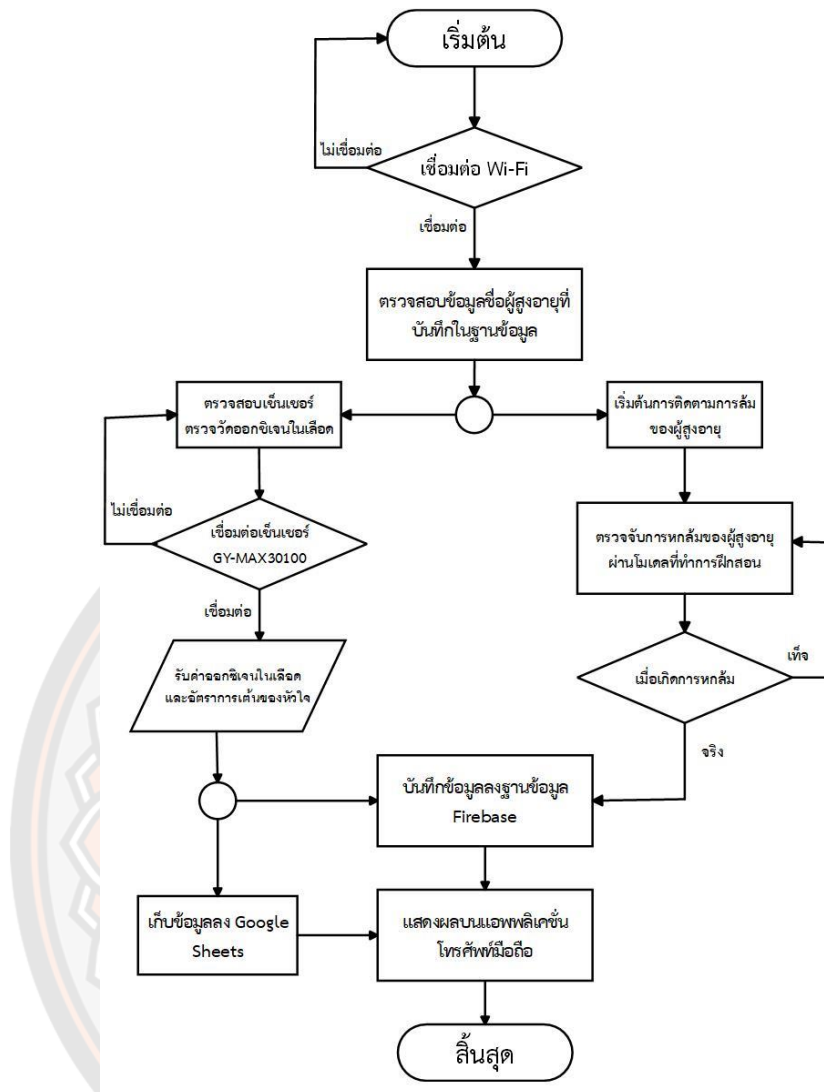
ที่มา : Chen Yuan, Zhang Yuxuan, Xiao Bo, Li Heng. 2022

บทที่ 3 วิธีการดำเนินงานวิจัย

ในบทนี้จะกล่าวถึงการออกแบบระบบตรวจจับการหกล้ม และติดตามสัญญาณชีพของผู้สูงอายุ โดยจะแบ่งการออกแบบระบบนี้ออกเป็น 4 ส่วน ประกอบด้วย ส่วนแรกคือส่วนออกแบบระบบติดตามสัญญาณชีพ ส่วนที่สองคือส่วนออกแบบระบบตรวจจับการหกล้ม ส่วนที่สามคือออกแบบฐานข้อมูล และส่วนสุดท้ายคือส่วนแอปพลิเคชันโทรศัพท์มือถือ โดยภาพรวมของการติดตั้งอุปกรณ์ ภาพรวมของระบบแสดงดังภาพที่ 60 และการทำงานของระบบแสดงดังภาพที่ 61



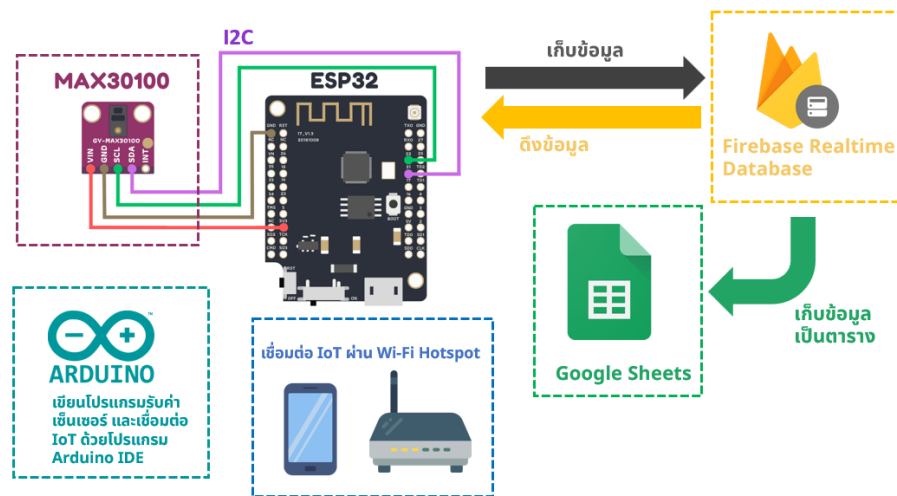
ภาพ 60 ภาพรวมของระบบ



ภาพ 61 แผนภาพการทำงานของระบบที่นำเสนอ

1. การออกแบบเครื่องติดตามสัญญาณชีพ

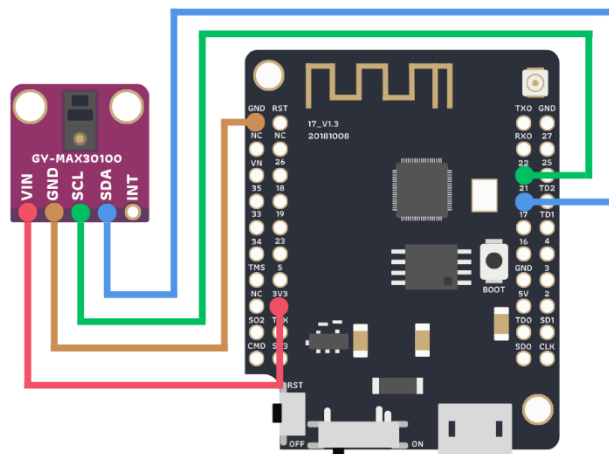
ในการออกแบบเครื่องติดตามสัญญาณชีพ ในส่วนนี้จะติดตามค่าออกซิเจนในกระแสเลือดของผู้สูงอายุ โดยในการออกแบบเครื่องติดตามสัญญาณชีพจะเริ่มจากการใช้เครื่องวัดค่าออกซิเจนในกระแสเลือดแบบติดตั้งบนนิ้วมาใช้งาน โดยมีภาพรวมของระบบตรวจวัดออกซิเจนในเลือด และอัตราการเต้นของหัวใจดังภาพที่ 62



ภาพ 62 ภาพรวมของเครื่องตรวจวัดออกซิเจนในเลือดที่นำเสนอ

1.1 การรับค่าจากเครื่องวัดค่าออกซิเจนในกระแสเลือด

ในการรับค่าจากเครื่องวัดค่าออกซิเจนในกระแสเลือด จะใช้ไมโครคอนโทรลเลอร์เป็นโมดูล TTGO T7 ESP32 Mini32 ซึ่งเป็นโมดูลที่สามารถใช้งาน Wi-Fi ในตัว เชื่อมต่อกับเครื่องวัดค่าออกซิเจนในกระแสเลือด หรือโมดูล GY-MAX30100 การต่อวงจรเป็นไปตามภาพที่ 63



ภาพ 63 การต่อวงจรรับค่าออกซิเจนในกระแสเลือด

ตาราง 4 การเชื่อมต่อโมดูล GY-MAX30100เข้ากับไมโครคอนโทรลเลอร์ ESP32

GY-MAX30100	ESP32 Mini32
VCC	3.3V
GND	GND
SCL	GPIO22
SDA	GPIO21

จากตารางที่ 5 การเชื่อมต่อของโมดูล GY-MAX30100 จะใช้การเชื่อมต่อที่ขา SCL และ SDA ในการส่ง และรับค่าของเซนเซอร์ โดยจะเชื่อมต่อไปที่ขา GPIO22 และ GPIO21 ของ ESP32 Mini32 ที่ทำหน้าที่เป็นขา SCL และ SDA ตามลำดับ

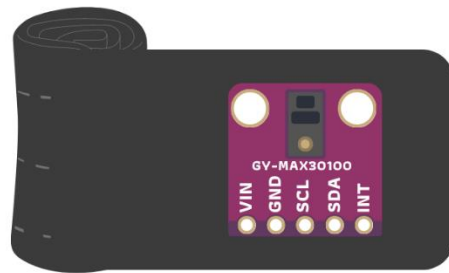
1.2 การออกแบบตัวเครื่องวัดค่าออกซิเจนในกระแสเลือด และแสดงผล

ในการออกแบบตัวเครื่องจะออกแบบให้มีการใช้งานที่สะดวกสบาย ไม่อึดอัดผู้ใช้งาน โดยจะออกแบบให้อยู่ในรูปของนาฬิกาสวมใส่ที่บริเวณข้อมือของผู้ใช้งาน เริ่มต้นที่ออกแบบตัวเครื่องโดยใช้รูปแบบของเครื่องวัดค่าออกซิเจนในกระแสเลือดแบบหนีว้ตามภาพ 64



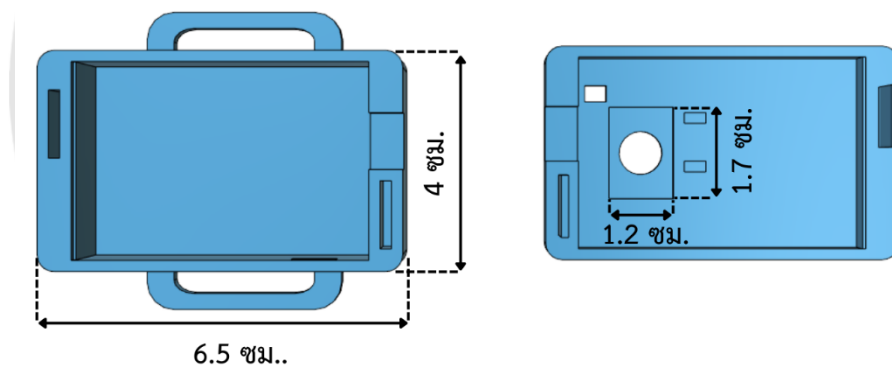
ภาพ 64 ตัวเครื่องวัดค่าออกซิเจนในกระแสเลือด

โดยจะติดตั้งเซนเซอร์โมดูล GY-MAX30100 ไว้กับตัวเครื่องวัดค่าออกซิเจนในกระแสเลือดดังภาพ 65 ซึ่งจะเป็นการติดตั้งไว้บนผ้าเพื่อใช้ในการพันรอบข้อมือของผู้ใช้งาน

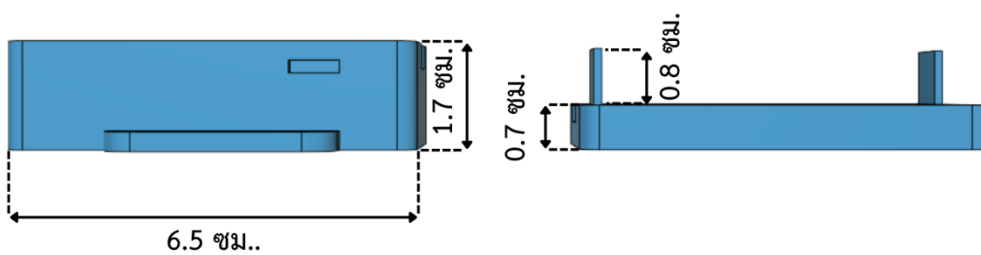


ภาพ 65 การติดตั้งโมดูล GY-MAX30100

ในการออกแบบตัวเครื่อง ESP32 จะใช้โปรแกรม 123D Design ในการออกแบบ โดยจะได้รูปแบบตัวเครื่องดังภาพ 66 และ 67



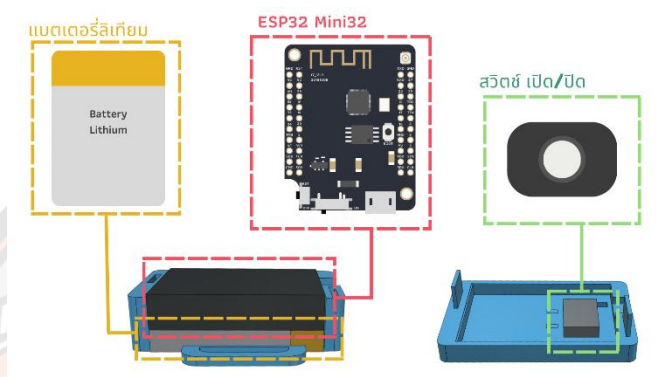
ภาพ 66 รูปแบบขนาดกล่องใส่ ESP32 (ด้านบน)



ภาพ 67 รูปแบบขนาดกล่องใส่ ESP32 (ด้านข้าง)

1.3 การติดตั้ง ESP32 Mini32 เครื่องวัดค่าออกซิเจนในกระแสเลือด

การติดตั้งภายในกล่องจะใส่แบตเตอรี่รีชาร์จไว้ข้างสุดเพื่อเป็นแหล่งจ่ายไฟให้กับ ESP32 Mini32 โดยจะใช้แบตเตอรี่ลิเทียม 3.7 โวลต์ 330 มิลลิแอมป์-ชั่วโมง ต่อมาจะนำ ESP32 Mini32 มาวางไว้ข้างบนแบตเตอรี่ และในส่วนของฝาปิดจะติดตั้งสวิตช์เปิด ปิด ไว้ ดังภาพ 68 ภาพที่ 69 จะแสดงถึงโมเดลสำเร็จ



ภาพ 68 การวางตำแหน่งอุปกรณ์ภายในตัวเครื่อง



ภาพ 69 เครื่องตรวจวัดค่าออกซิเจนในกระแสเลือดที่ออกแบบ



ภาพ 70 เครื่องตรวจวัดค่าออกซิเจนในกระแสเลือดที่ใช้งานจริง

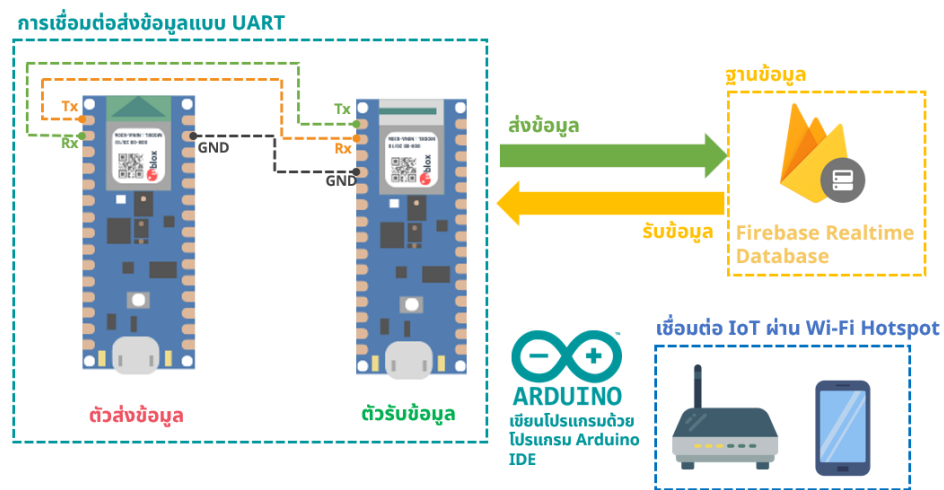


ภาพ 71 การสวมใส่เครื่องวัดค่าออกซิเจนในกระแสเลือด

จากภาพที่ 70 แสดงถึงเครื่องวัดค่าออกซิเจนในเลือดที่ได้ทำการปรับออกมาจากเครื่องพิมพ์ 3 มิติ เมื่อนำไปสวมใส่จะมีการเชื่อมต่อกับเซ็นเซอร์ GY-MAX30100 อยู่ภายนอกดังภาพที่ 71

2. การออกแบบระบบตรวจจับการล้ม

ในการออกแบบระบบตรวจจับการล้มนั้นจะใช้ไมโครคอนโทรลเลอร์เป็น Arduino Nano 33 BLE Sense ซึ่งจะใช้เซ็นเซอร์ภายในบอร์ด Arduino ในการเก็บค่าการล้ม ซึ่งค่าเหล่านี้จะได้มาจากเซ็นเซอร์วัดความเร่ง และไจโรสโคป เมื่อได้ค่าเหล่านี้จะนำมาทำการฝึกสอนโมเดล เพื่อให้ได้โมเดลตรวจจับการล้มที่ถูกฝึกสอนโดยการใช้การเรียนรู้ของเครื่อง ในการเก็บข้อมูลจากการล้มที่ได้จะเก็บไว้ที่ฐานข้อมูล Firebase โดยการเชื่อมต่อผ่านระบบ IoT ซึ่งการเชื่อมต่อนี้จะต้องใช้ Arduino Nano 33 IoT เป็นตัวเชื่อมต่อกับฐานข้อมูล Firebase โดยจะมีภาพรวมของเครื่องตรวจจับการล้มนั้นดังภาพที่ 72 โดนในช่วงเริ่มต้นจะต้องทำการเก็บข้อมูลทิศทางการล้มจากเซ็นเซอร์ เพื่อใช้ในการฝึกสอนโมเดลผ่านแพลตฟอร์ม Edge Impulse โดยมีรายละเอียดการเชื่อมต่อดังนี้



ภาพ 72 ภาพรวมของเครื่องตรวจจับการล้ม

2.1 การเชื่อมต่อ Arduino Nano 33 BLE Sense กับ Edge Impulse

เริ่มต้นทำการเชื่อมต่อ Arduino Nano 33 BLE Sense เข้ากับคอมพิวเตอร์ผ่านพอร์ต จากนั้นทำการเชื่อมต่อพอร์ตเข้ากับแพลตฟอร์ม Edge Impulse โดยทำการกำหนดชื่ออุปกรณ์ในการใช้งานการเชื่อมต่อ (Nano33) กำหนดชื่อ (Label) ขนาดของข้อมูลกำหนดไว้ที่ 2000 มิลลิวินาที หรือ 2 วินาที (Sample length) กำหนดเซ็นเซอร์ที่ต้องการใช้งานในที่นี้กำหนดเป็น เซ็นเซอร์วัดความเฉื่อย (Inertial) และกำหนดความถี่ที่ 100 เฮิรต ดังภาพที่ 73

Collect data

Device

Nano33

Label

ForwardFall

Sample length (ms.)

2000

Sensor

Inertial

Frequency

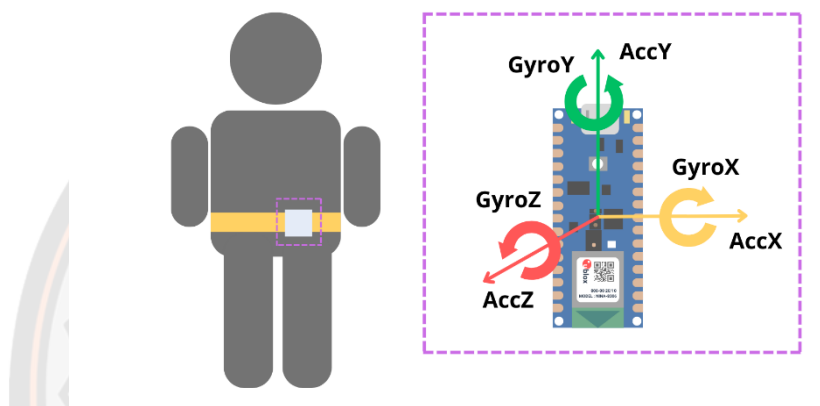
100Hz

Start sampling

ภาพ 73 การกำหนดข้อมูล

2.2 การเก็บค่าความเร่ง และไจโรสโคป

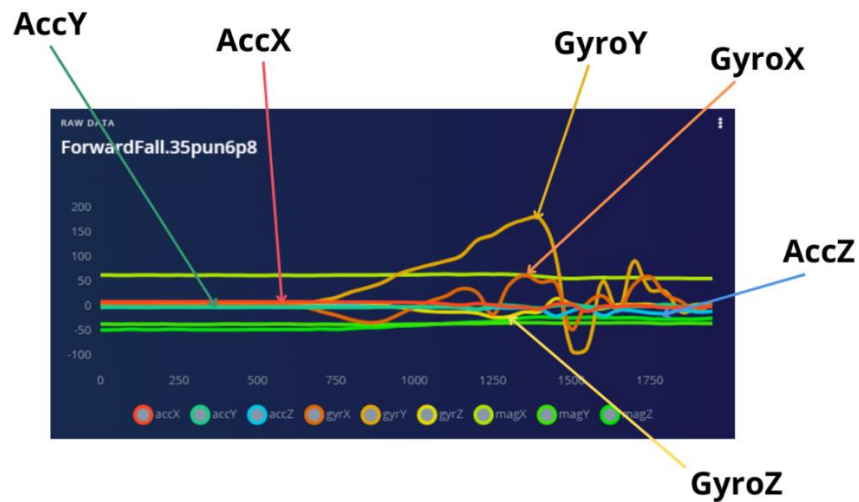
การเก็บค่าความเร่ง และไจโรสโคป เมื่อทำการเชื่อมต่อ และกำหนดข้อมูลเสร็จสิ้น จะทำการเก็บค่าโดยเก็บจากท่าทางการล้มจำนวน 4 ท่าทาง ดังนี้ การล้มไปข้างหน้า (ForwardFall) การล้มไปข้างหลัง (BackwardFall) การล้มไปทางซ้าย (LeftFall) และการล้มไปทางขวา (RightFall) ตำแหน่งแกนของเซนเซอร์วัดความเร่ง และไจโรสโคปเป็นไปดังภาพ 74 โดยจะได้ข้อมูลมาดังภาพที่ 75



ภาพ 74 ตำแหน่งการติดตั้งอุปกรณ์ และเซนเซอร์วัดความเร่ง ไจโรสโคป

SAMPLE NAME	LABEL	ADDED	LENGTH	
ForwardFall.35puo81v	ForwardFall	Jun 19 2022, 13:...	2s	⋮
ForwardFall.35puo026	ForwardFall	Jun 19 2022, 13:...	2s	⋮
ForwardFall.35punnce	ForwardFall	Jun 19 2022, 13:...	2s	⋮
ForwardFall.35punf2j	ForwardFall	Jun 19 2022, 13:...	2s	⋮
ForwardFall.35pun6...	ForwardFall	Jun 19 2022, 13:...	2s	⋮

ภาพ 75 หลังการเก็บค่าทิศทางการล้ม



ภาพ 76 กราฟการล้มไปข้างหน้า

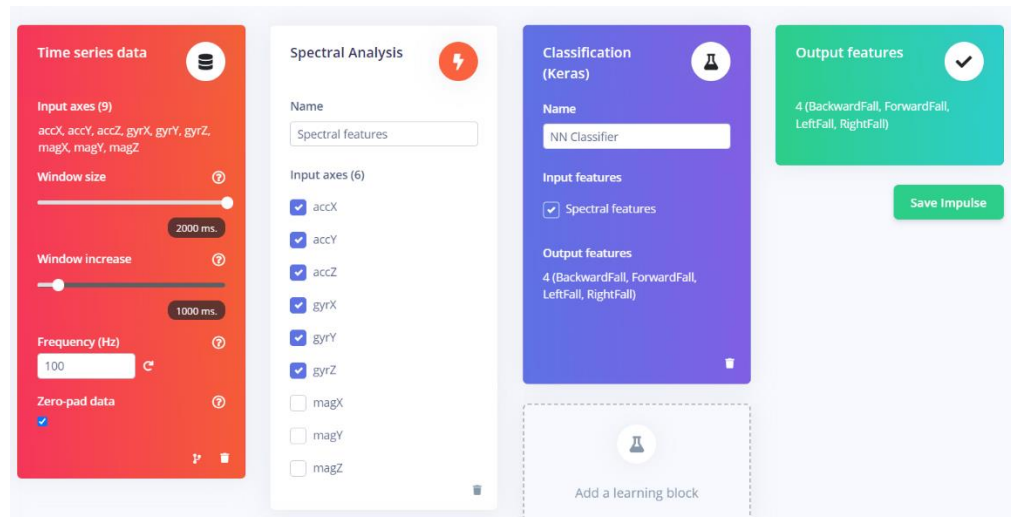
จากภาพที่ 76 จะแสดงภาพกราฟที่ได้จากข้อมูลของการล้มไปข้างหน้า พบว่ามีข้อมูลของเซ็นเซอร์ความเร่งตามแนวแกน x, y, และ z แทนด้วย AccX, AccY, และ AccZ ตามลำดับ และเซ็นเซอร์วัดความเร็วเชิงมุมตามแนวแกน x, y, และ z แทนด้วย GyroX, GyroY, และ GyroZ ตามลำดับ หลังจากการเก็บข้อมูลการล้มมาทั้งหมดตามความต้องการ จากนั้นต้องทำการแบ่งข้อมูลที่จะต้องใช้ในการฝึกสอน และทดสอบ โดยในแพลตฟอร์ม Edge Impulse จะกำหนดขนาดของการฝึกสอนไว้ที่ 80% และทดสอบ 20% ดังภาพที่ 77



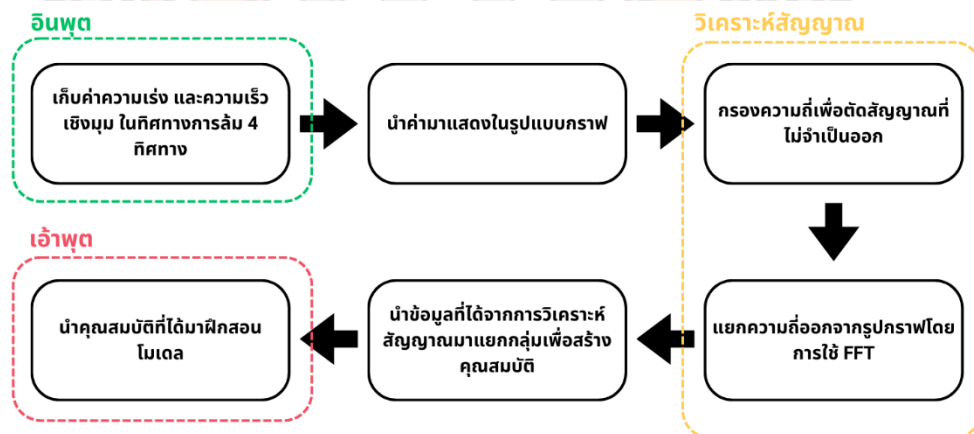
ภาพ 77 การแบ่งข้อมูลในแพลตฟอร์ม Edge Impulse

2.3 ออกแบบ Impulse

ต่อมาจะเป็นการออกแบบ Impulse เพื่อเป็นการสร้างสัญญาณที่สามารถทำการฝึกสอนได้ง่าย โดยจะมีรูปแบบ ดังภาพที่ 78 และมีขั้นตอนการทำงานดังภาพที่ 79



ภาพ 78 รูปแบบการออกแบบ Impulse



ภาพ 79 การเตรียมข้อมูลเพื่อฝึกสอนโมเดล

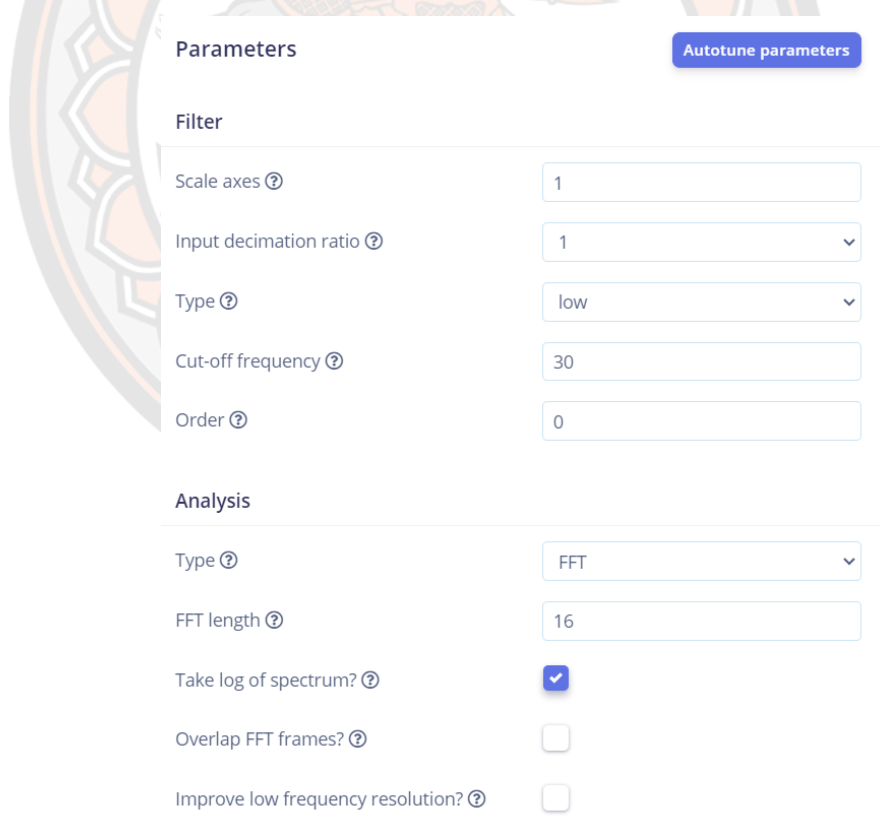
จากภาพที่ 78 สามารถแบ่งการออกแบบได้ 4 ขั้นตอน ดังนี้

2.3.1) การกำหนดขนาดของข้อมูล (Time series data)

จะเป็นการกำหนดขนาดของข้อมูลที่ต้องการโดยจะกำหนดจากเวลาที่ทำการเก็บค่าการล้มใน 4 ทิศทาง ซึ่งจะมีการเก็บในระยะเวลา 2 วินาที จึงกำหนด Window size ที่ 2000 มิลลิวินาที หรือ 2 วินาที และกำหนดความถี่ของข้อมูลที่ 100 Hz

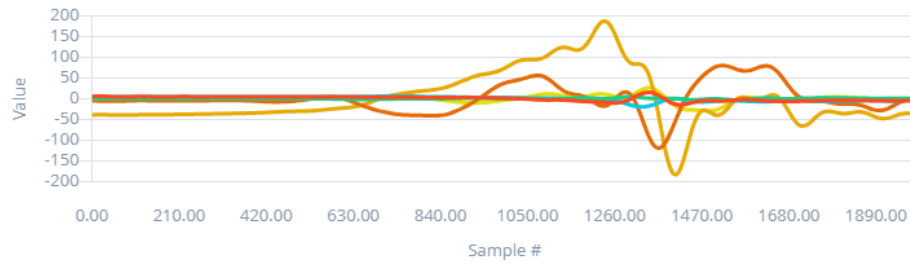
2.3.2) วิเคราะห์สัญญาณ (Spectral Analysis)

ในงานวิจัยนี้ได้ทำการเลือกเซนเซอร์ที่ต้องการนำมาวิเคราะห์สัญญาณคือ เซนเซอร์วัดความเร่ง (Accelerometer) และ เซนเซอร์วัดความเร่งเชิงมุม (Gyroscope) จากภาพที่ 80 จะมีการกำหนดข้อมูลที่จะต้องใช้โดยเริ่มต้นจะกำหนดที่การกรองสัญญาณ ซึ่งจะใช้การกรองสัญญาณความถี่ต่ำ และกำหนดค่า Cut-Off ความถี่ที่ 30 เฮิร์ต ซึ่งจะได้รูปกราฟหลังจากผ่านการกรองแล้วดังภาพที่ 81 จากนั้นทำการใช้กระบวนการทางคณิตศาสตร์ Fast Fourier Transform (FFT) ในการแยกความถี่ออกจากรูปคลื่นจะได้สัญญาณออกมาในรูปแบบของ Spectrum Power (log) ดังภาพที่ 82



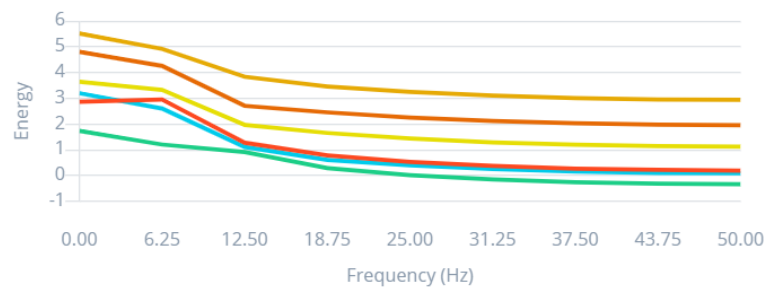
Parameters	
Autotune parameters	
Filter	
Scale axes ?	1
Input decimation ratio ?	1
Type ?	low
Cut-off frequency ?	30
Order ?	0
Analysis	
Type ?	FFT
FFT length ?	16
Take log of spectrum? ?	<input checked="" type="checkbox"/>
Overlap FFT frames? ?	<input type="checkbox"/>
Improve low frequency resolution? ?	<input type="checkbox"/>

ภาพ 80 การกำหนดข้อมูลของการวิเคราะห์สัญญาณ

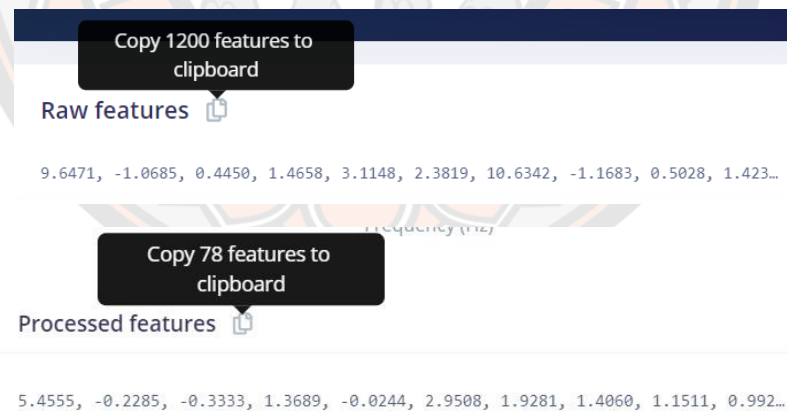


ภาพ 81 กราฟเมื่อนำไปผ่านการกรองสัญญาณความถี่ต่ำ

Spectral power (log)



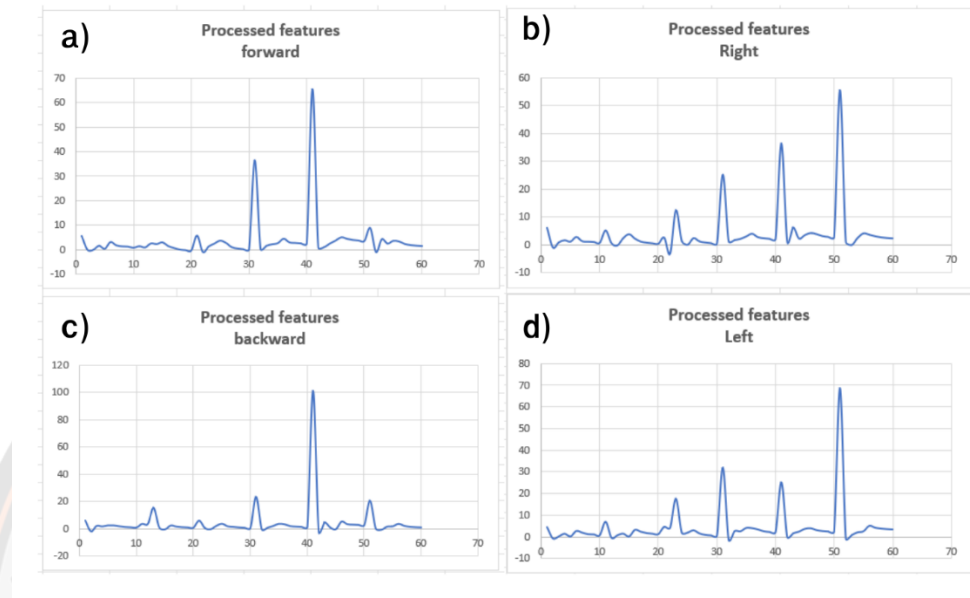
ภาพ 82 สัญญาณหลังจากผ่านการแยกความถี่



ภาพ 83 ค่าข้อมูลที่ผ่านการวิเคราะห์สัญญาณ

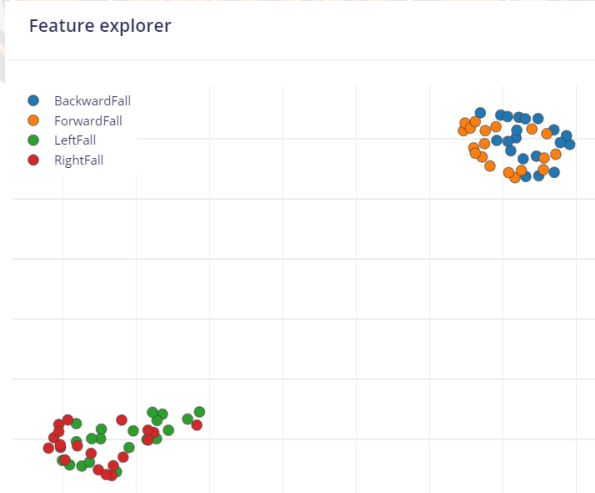
จากภาพที่ 83 จะเห็นได้ว่าค่าสัญญาณเริ่มต้นที่มีจำนวนอยู่ที่ 1200 ค่า เมื่อผ่านการกรองสัญญาณและการแยกความถี่ผ่าน FFT จะได้ค่าจริงที่นำมาใช้อยู่ที่ 78 ค่า เมื่อนำค่าจริงที่ได้มาแสดงในรูปแบบกราฟของความถี่เทียบกับพลังงาน ดังภาพที่ 84 โดยภาพที่ 84 (a) คือกราฟที่ได้จากค่าการล้มไป

ข้างหน้า ภาพที่ 84 (b) คือกราฟที่ได้จากค่าการล้มไปทางขวา ภาพที่ 84 (c) คือกราฟที่ได้จากค่าการล้มไปข้างหลัง และภาพที่ 84 (d) คือกราฟที่ได้จากค่าการล้มไปทางซ้าย



ภาพ 84 กราฟที่ได้จากค่าที่ผ่านการวิเคราะห์สัญญาณ

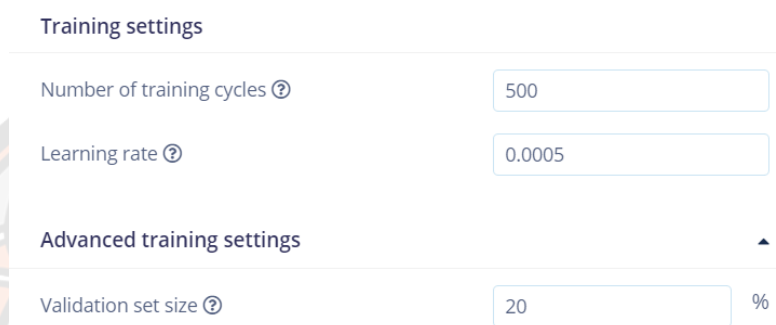
หลังจากผ่านการวิเคราะห์สัญญาณจะนำค่ามาทำการสร้างคุณสมบัติ เพื่อใช้ในการจำแนกชุดข้อมูลทิศทางการล้มเป็นกลุ่ม ๆ ดังภาพที่ 85 เพื่อนำไปฝึกสอนโมเดลต่อไป



ภาพ 85 โมเดล 3 มิติของการวิเคราะห์สัญญาณ

2.2.3) การจำแนกข้อมูล (Classification Keras)

ในการจำแนกข้อมูลจะใช้ชื่อที่สามารถกำหนดเองได้เป็น NN Classifier โดยมีข้อมูลที่เป็นการวิเคราะห์สัญญาณนำมาจำแนกข้อมูลได้เป็นโมเดลการทำนายทิศทางการล้มของผู้สูงอายุ ในขั้นตอนการฝึกสอนโมเดลจะมีการกำหนดค่าในส่วนของการตั้งค่าโครงข่ายประสาทเทียม โดยจะกำหนดจำนวนครั้งในการฝึกสอนอยู่ที่ 500 ครั้งความเร็วในการฝึกสอนอยู่ที่ 0.005 วินาที และกำหนดให้มีการทดสอบโมเดลระหว่างการฝึกสอน (Validation set size) อยู่ที่ 20% ดังภาพ 86



Training settings

Number of training cycles [?]

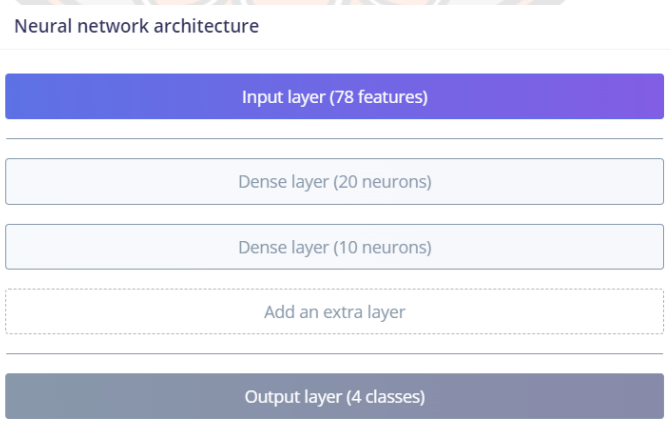
Learning rate [?]

Advanced training settings ▲

Validation set size [?] %

ภาพ 86 การตั้งค่าการฝึกสอนโมเดล

โครงสร้างของโครงข่ายประสาทจะกำหนดให้รับข้อมูลจากการวิเคราะห์สัญญาณ 78 ข้อมูล และแบ่งชั้นเป็น 2 ชั้น โดยแต่ละชั้นจะกำหนดให้มีการฝึกสอน หรือโหนดอยู่ที่ 20 และ 10 โหนด ตามลำดับ ชั้นที่ได้จะอยู่ในรูปของคลาส 4 คลาส คือทิศทางล้ม ดังภาพ 87



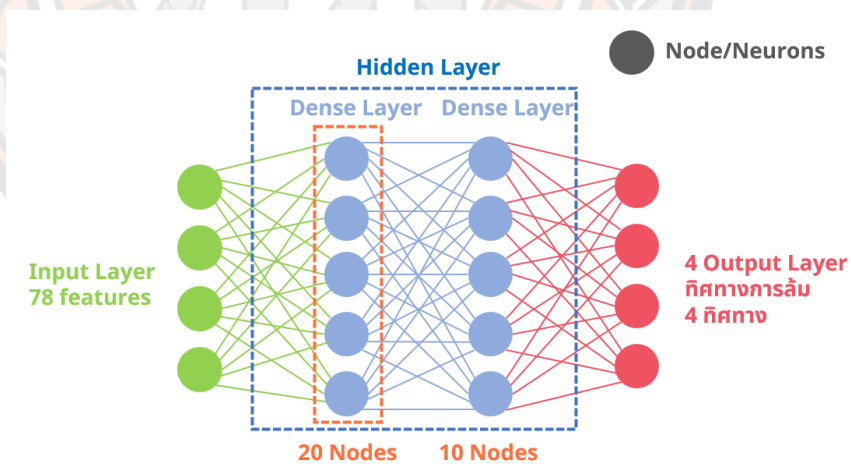
ภาพ 87 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงสร้างของโมเดลที่ทำการฝึกสอนเมื่อนำมาเขียนโปรแกรมภาษา Python จะได้ดังภาพที่ 88

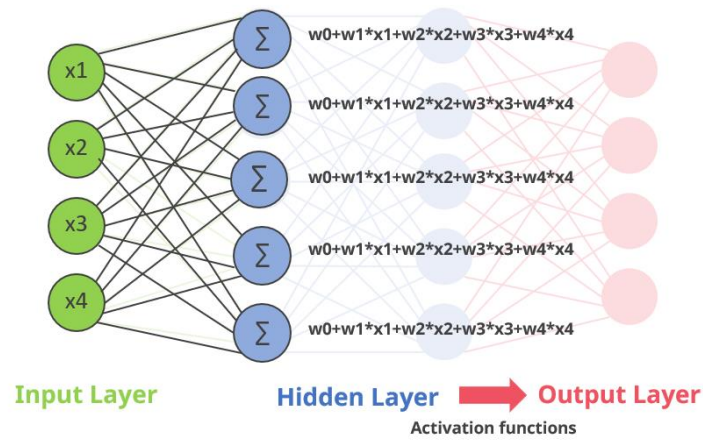
```
# model architecture
model = Sequential()
model.add(Dense(20, activation='relu',
                activity_regularizer=tf.keras.regularizers.l1(0.00001)))
model.add(Dense(10, activation='relu',
                activity_regularizer=tf.keras.regularizers.l1(0.00001)))
model.add(Dense(classes, name='y_pred', activation='softmax'))
```

ภาพ 88 โครงสร้างของโมเดลในภาษา Python

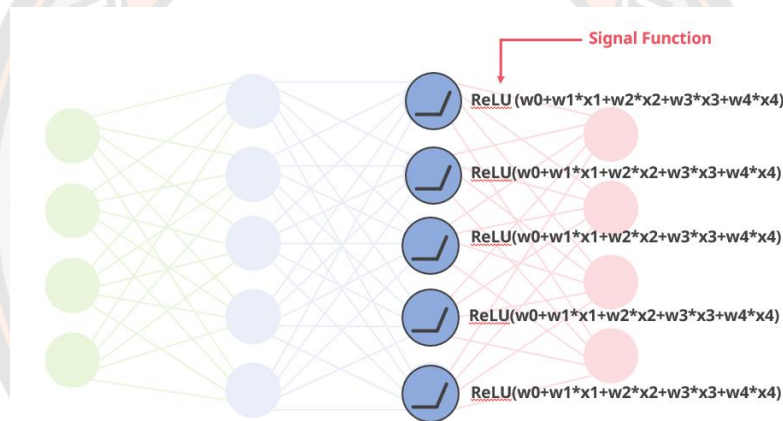
จากภาพที่ 89 จะเห็นได้ว่าแพลตฟอร์ม Edge Impulse มีการเรียกใช้งานตัวกระตุ้น (activation) เป็น ReLU และ Softmax ในตอนท้าย โดยจะสามารถเขียนแผนผังโครงข่ายประสาทเทียม ได้ดังภาพที่ 89 เมื่อคำนวณระหว่างชั้น Input layer กับ Hidden layer จะได้ผลออกมาดังภาพที่ 90 โดยที่ w ในสมการคือ น้ำหนักของเส้นที่เชื่อมกันระหว่างโหนดอินพุตกับโหนดซ่อน และ x คือโหนดอินพุต ในขั้นตอนก่อนที่จะได้เอาต์พุตออกมาจำเป็นที่จะต้องมีการแปลงจากสมการเชิงเส้นให้เป็นสมการไม่เชิงเส้นโดยการนำตัวกระตุ้นมาใช้งานโดยจะมีรูปแบบดังภาพที่ 91



ภาพ 89 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้



ภาพ 90 การคำนวณระหว่าง Input layer กับ Hidden layer



ภาพ 91 การใช้ตัวกระตุ้น ReLU

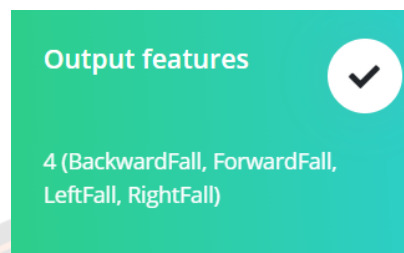
เมื่อผ่านตัวกระตุ้นในโครงข่ายประสาทเทียมจะได้เอาต์พุตออกมาเป็นคลาสของการทหกล้มในทิศทางต่าง ๆ ดังภาพที่ 92 และจะได้สมการของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในงานวิจัยดังสมการที่ 13

$$y = b_0 + \sum_{k=1}^n \left[w_k \times f_{sig} \left(b_{nk} + \sum_{i=1}^m w_{ik} \times X_i \right) \right] \quad (13)$$

โดยที่

- y คือ เอาต์พุตที่ได้
- b_0 คือ ไบแอสเริ่มต้น ใช้เพื่อเพิ่มความแม่นยำในบางครั้ง
- w_k คือ น้ำหนักของเส้นที่เชื่อมระหว่าง Input layer กับ Hidden layer
- f_{sig} คือ ฟังก์ชันที่ใช้กระตุ้นเพื่อเปลี่ยนสมการเชิงเส้นเป็นไม่เชิงเส้น ในงานวิจัยจะใช้ ReLU

- b_{nk} คือ ไบแอสที่เพิ่ม
- w_{ik} คือ น้ำหนักของเส้นเชื่อมระหว่าง Hidden layer กับ Output layer
- X_i คือ อินพุต



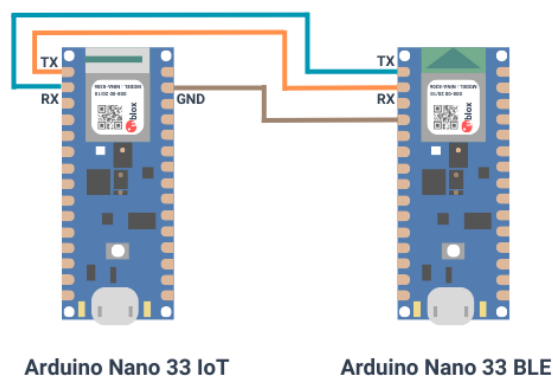
ภาพ 92 การจำแนกข้อมูล และข้อมูลที่ได้จากการจำแนก

2.3 การทดสอบโมเดล (Testing Model)

การทดสอบโมเดลได้ใช้ชุดข้อมูลในการทดสอบโมเดลทั้ง 4 ทิศทาง แบ่งเป็นการทำนาย การล้มไปข้างหลัง การล้มไปข้างหน้า การล้มไปทางซ้าย และการล้มไปทางขวา เป็นอย่างละ 10 ข้อมูล

2.4 การเชื่อมต่อ IoT (Internet of Things)

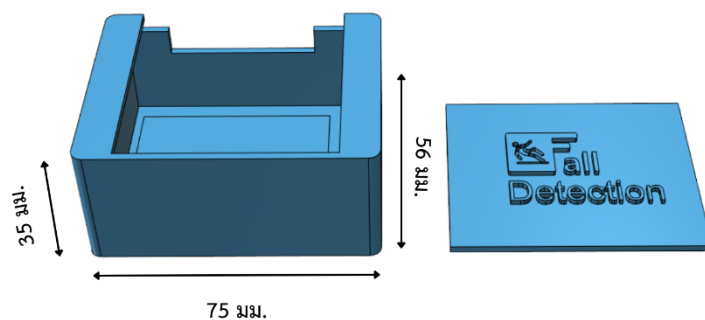
การเชื่อมต่อผ่านระบบ IoT จะใช้จะเชื่อมต่อ Wi-Fi ผ่านไมโครคอนโทรลเลอร์ Arduino Nano 33 IoT โดยมีการเชื่อมต่อกับ Arduino Nano 33 BLE Sense ผ่านรูปแบบการเชื่อมต่อแบบ UART ดังภาพที่ 93



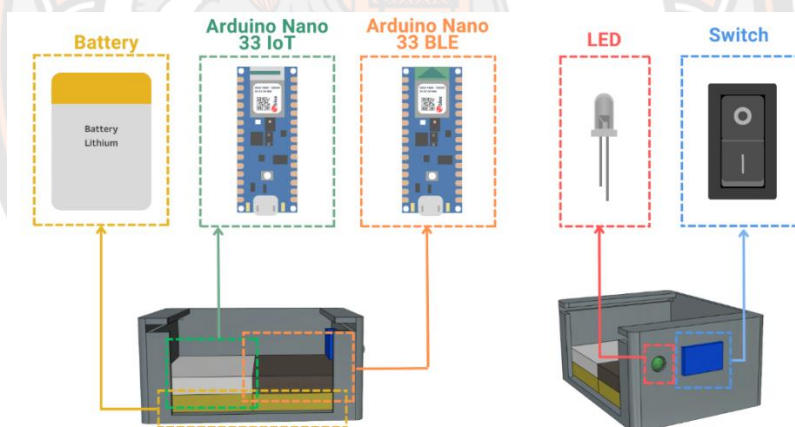
ภาพ 93 การเชื่อมต่อแบบ UART

2.5 การออกแบบอุปกรณ์สวมใส่

ออกแบบอุปกรณ์สวมใส่บนโปรแกรม 123D Design โดยได้ออกแบบให้มีขนาดที่ไม่ใหญ่จนเกินไป สามารถพกพาไปได้สะดวก ดังภาพที่ 94 และวางตำแหน่งอุปกรณ์ภายในเครื่องตรวจจับการล้ม ดังภาพที่ 95 และภาพที่ 96 แสดงถึงอุปกรณ์จริงที่ใช้งาน



ภาพ 94 แบบอุปกรณ์ตรวจจับการล้มบน 123D



ภาพ 95 การวางตำแหน่งภายในอุปกรณ์ตรวจจับการล้ม



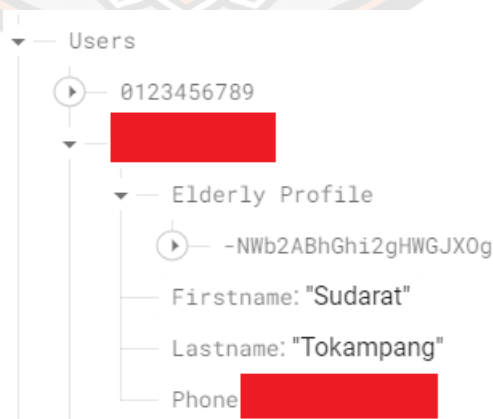
ภาพ 96 เครื่องตรวจจับการหกล้ม

3. การออกแบบฐานข้อมูล

ในงานวิจัยจะใช้ฐานข้อมูล Firebase Realtime Database ในการเก็บข้อมูลของผู้สูงอายุและผู้ดูแล พร้อมทั้งเก็บค่าสถานะการล้ม ในส่วนการเก็บค่าออกซิเจนในกระแสเลือดย้อนหลังจะใช้ Firebase Realtime Database เก็บค่าออกซิเจนในกระแสเลือดเพื่อนำมาวิเคราะห์ค่าออกซิเจนในกระแสเลือดย้อนหลัง

3.1 Firebase Realtime Database

ใช้เก็บข้อมูลของผู้ดูแลภายใต้ชื่อ Users เมื่อผู้ดูแลสร้างบัญชีผู้ใช้งานระบบจะทำการสร้างฐานข้อมูลประกอบไปด้วยชื่อ-นามสกุล และเบอร์โทร ดังภาพ 97 เมื่อทำการเพิ่มข้อมูลผู้สูงอายุที่ต้องการติดตามการล้มข้อมูลจะถูกบันทึกบนฐานข้อมูล เพื่อติดตามการล้มภายใต้ชื่อ "Status" ดังภาพ 98



ภาพ 97 การบันทึกข้อมูลผู้ดูแลบนฐานข้อมูล Firebase



ภาพ 98 ข้อมูลผู้สูงอายุที่ถูกบันทึกบนฐานข้อมูล Firebase

3.2 Firebase Realtime Database การเก็บข้อมูลย้อนหลัง

การเก็บข้อมูลของเครื่องวัดออกซิเจนในกระแสเลือดย้อนหลัง จะมีการเก็บข้อมูลในรูปแบบของวันที่ที่ทำการบันทึก โดยจะประกอบไปด้วย วันที่ เวลา ค่าอัตราการเต้นของหัวใจ และค่าออกซิเจนในกระแสเลือด ดังภาพ 99



ภาพ 99 ค่าออกซิเจนในกระแสเลือดบน Firebase Realtime Database

4. การออกแบบแอปพลิเคชันบนโทรศัพท์มือถือ

ในการออกแบบการแสดงผล และแจ้งเตือนบนแอปพลิเคชันโทรศัพท์มือถือจะใช้โปรแกรม Visual Studio Code ในการเขียนโปรแกรม ซึ่งจะมีการใช้เฟรมเวิร์ก คือ Flutter ที่มีการใช้ภาษา Dart ในการเขียนโปรแกรมออกแบบแอปพลิเคชัน ในการออกแบบแอปพลิเคชันจะแบ่งการออกแบบหน้าต่างได้เป็น 3 แบบ ซึ่งประกอบไปด้วย หน้าลงทะเบียนการใช้งาน หน้าเริ่มต้นการใช้งาน และ หน้าแสดงผล

4.1 หน้าลงทะเบียนการใช้งาน

หน้าเริ่มต้นเมื่อเปิดโปรแกรม ซึ่งในการใช้งานจำเป็นที่จะต้องมีการลงทะเบียนเพื่อเก็บข้อมูลของผู้ใช้งาน และสร้างฐานข้อมูลของผู้ใช้งาน ในการเข้าใช้งานจะใช้เบอร์โทรศัพท์ในการลงทะเบียนเข้าใช้งานดังภาพที่ 100



ภาพ 100 หน้าลงทะเบียนการใช้งาน

4.2 หน้าเริ่มต้นการใช้งาน

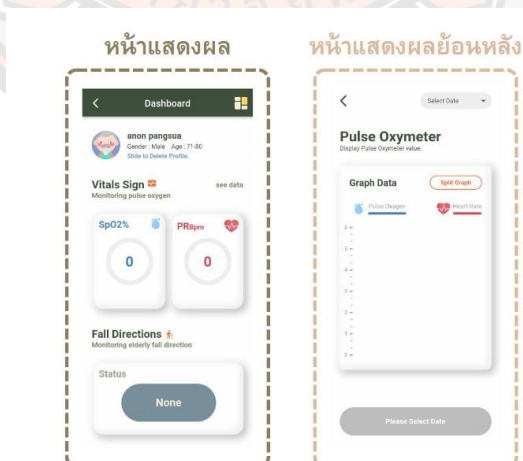
หน้าเริ่มต้นการใช้งานสามารถเพิ่มข้อมูลผู้สูงอายุเพื่อทำการติดตามการล้ม การเพิ่มข้อมูลผู้สูงอายุจะมีการเก็บข้อมูล ชื่อ-นามสกุล เพศ อายุ และโรคประจำตัว บันทึกลงบนฐานข้อมูล Firebase Realtime Database ดังภาพที่ 101



ภาพ 101 หน้าเริ่มต้นการใช้งาน

4.3 หน้าแสดงผล

ในการแสดงผลของโปรแกรม จะมีการแบ่งออกเป็น 2 ส่วน โดยส่วนแรกเป็นการแสดงผลของค่าอัตราการเต้นของหัวใจ ค่าออกซิเจนในกระแสเลือด และสถานะการล้ม ในส่วนสุดท้ายจะเป็นการแสดงผลค่าออกซิเจนในกระแสเลือด และค่าอัตราการเต้นของหัวใจย้อนหลัง ที่มีการเก็บข้อมูลไว้ใน Firebase Realtime Database ดังภาพที่ 102



ภาพ 102 หน้าแสดงผลค่าอัตราการเต้นของหัวใจ ค่าออกซิเจนในกระแสเลือด

บทที่ 4

ผลการทดลอง

ผลการทดลองของระบบตรวจวัดสัญญาณชีพ และเฝ้าติดตามการล้มของผู้สูงอายุ โดยผลการทดลองแบ่งเป็นหัวข้อต่างๆ ได้แก่ ผลการฝึกสอนโมเดล การทดสอบโมเดล ผลการทดลองในเครื่องวัดออกซิเจนในกระแสเลือด ผลการทดลองในเครื่องตรวจจับการล้ม และการแสดงผลของการทดลองบนแอปพลิเคชันโทรศัพท์มือถือ โดยจะอธิบายละเอียด ดังนี้

1. ผลการฝึกสอนโมเดล

เมื่อนำชุดข้อมูลการล้มทั้ง 4 ทิศทาง มาทำการฝึกสอนโมเดลทำนายการล้ม พบว่า โมเดลมีความแม่นยำในการฝึกสอนอยู่ที่ 90.5 เปอร์เซ็นต์ โดยที่แบ่งความแม่นยำในการฝึกสอนแต่ละทิศทางประกอบไปด้วย การล้มไปข้างหลัง แม่นยำ 100 เปอร์เซ็นต์ การล้มไปข้างหน้า แม่นยำ 66.7 เปอร์เซ็นต์ ทำนายเป็นการล้มไปข้างหน้าอยู่ที่ 33.3 เปอร์เซ็นต์ การล้มไปทางซ้าย แม่นยำ 90 เปอร์เซ็นต์ ทำนายเป็นการล้มไปทางขวาอยู่ที่ 100 เปอร์เซ็นต์ และ การล้มไปทางขวา แม่นยำ 100 เปอร์เซ็นต์ ดังภาพ 103

Last training performance (validation set)



Confusion matrix (validation set)

	BACKWARDFALL	FORWARDFALL	LEFTFALL	RIGHTFALL
BACKWARDFALL	100%	0%	0%	0%
FORWARDFALL	33.3%	66.7%	0%	0%
LEFTFALL	0%	0%	90%	10%
RIGHTFALL	0%	0%	0%	100%
F1 SCORE	0.80	0.80	0.95	0.92

ภาพ 103 ความแม่นยำในการฝึกสอนโมเดล

2. ผลการทดสอบโมเดล

ในการทดสอบโมเดลหลังการฝึกสอนโมเดลเพื่อ ทดสอบความแม่นยำภายใต้เงื่อนไขอื่นๆ พบว่า โมเดลมีความแม่นยำจากการทดสอบอยู่ที่ 88.46 เปอร์เซ็นต์ โดยที่แบ่งความแม่นยำในการ

ทดสอบการล้มต่างๆ แบ่งเป็น ความแม่นยำการล้มไปข้างหน้า ข้างหลัง ทางซ้าย และทางขวา อยู่ที่ 83.3 เปอร์เซ็นต์ 83.3 เปอร์เซ็นต์ 100 เปอร์เซ็นต์ และ 85.7 เปอร์เซ็นต์ ตามลำดับ ดังภาพ 104

 ACCURACY
88.46%

	BACKWARDFA	FORWARDFA	LEFTFALL	RIGHTFALL	UNCERTAIN
BACKWARDFALL	83.3%	0%	0%	0%	16.7%
FORWARDFALL	0%	83.3%	0%	0%	16.7%
LEFTFALL	0%	0%	100%	0%	0%
RIGHTFALL	0%	0%	0%	85.7%	14.3%
F1 SCORE	0.91	0.91	1.00	0.92	

ภาพ 104 ความแม่นยำในการทดสอบโมเดล

3. ผลการลองในเครื่องวัดออกซิเจนในกระแสเลือด

ผลการทดลองในเครื่องวัดออกซิเจนในเลือดโดยทำการวัดกับผู้ทดลอง 3 ท่าน ได้ผลการทดลอง ดังตารางที่ 5 6 และ 7

ตาราง 5 ผลการทดสอบเครื่องวัดออกซิเจนในกระแสเลือด คนที่ 1

จำนวนครั้ง	ค่าที่ได้จากเครื่องที่พัฒนา		ค่าที่ได้จากเครื่องมาตรฐาน	
	Heart Rate (Bpm)	SpO ₂ (%)	Heart Rate (Bpm)	SpO ₂ (%)
1	72	97	72	97
2	72	97	73	96
3	69	97	72	94
4	72	97	69	97
5	69	97	70	97
6	73	97	73	97
7	71	97	71	97
8	72	97	71	97
9	71	97	69	97
10	74	97	72	97

ตาราง 6 ผลการทดสอบเครื่องวัดออกซิเจนในกระแสเลือด คนที่ 2

จำนวนครั้ง	ค่าที่ได้จากเครื่องที่พัฒนา		ค่าที่ได้จากเครื่องมาตรฐาน	
	Heart Rate (Bpm)	SpO ₂ (%)	Heart Rate (Bpm)	SpO ₂ (%)
1	80	96	80	97
2	82	96	83	96
3	82	97	82	97
4	78	97	80	97
5	83	97	82	97
6	85	97	83	97
7	80	97	83	97
8	81	97	82	97
9	82	97	82	97
10	83	97	82	97

ตาราง 7 ผลการทดสอบเครื่องวัดออกซิเจนในกระแสเลือด คนที่ 3

จำนวนครั้ง	ค่าที่ได้จากเครื่องที่พัฒนา		ค่าที่ได้จากเครื่องมาตรฐาน	
	Heart Rate (Bpm)	SpO ₂ (%)	Heart Rate (Bpm)	SpO ₂ (%)
1	75	95	76	96
2	78	96	77	97
3	78	97	77	97
4	78	97	78	97
5	79	96	78	97
6	76	97	78	97
7	78	97	79	97
8	79	96	79	97
9	76	97	78	97

10

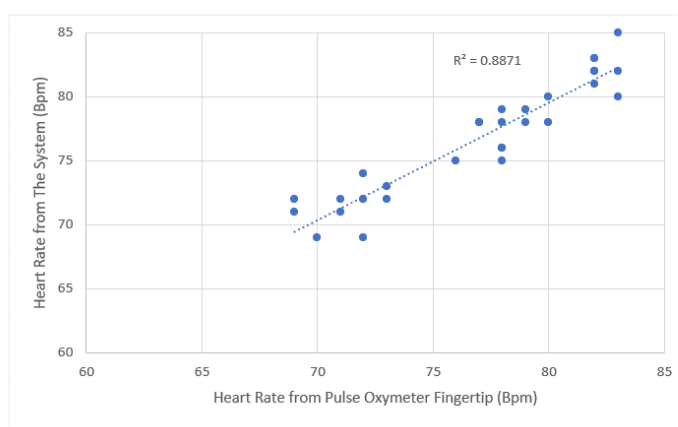
75

97

78

97

การทดสอบตรวจวัดค่าออกซิเจนในกระแสเลือดจากผู้ทดสอบ 3 คน โดยจะทำการตรวจวัดทุกๆ 1 นาที โดยทดสอบวัดค่าจำนวน 10 ครั้ง ได้ผลการทดลอง ดังตาราง 3, 4 และ 5 ตามลำดับ ผลของการเปรียบเทียบการวัดค่าอัตราการเต้นของหัวใจในเครื่องมาตรฐาน และเครื่องจากระบบที่พัฒนาขึ้น เมื่อนำมาหาสมการเส้นตรงพบว่า ได้ผลของ R^2 อยู่ที่ 0.8871 ตามภาพ 63 และจะได้ความแม่นยำของระบบที่พัฒนาขึ้นอยู่ที่ 91.92 เปอร์เซ็นต์ คลาดเคลื่อน 8.08 เปอร์เซ็นต์



ภาพ 105 กราฟเปรียบเทียบของอัตราการเต้นของหัวใจในเครื่องมาตรฐาน และระบบที่พัฒนา

4. ผลการทดลองในเครื่องตรวจจับการล้ม

ผลของการทดลองในเครื่องตรวจจับการล้มจะแบ่งเป็นการทดลองในทิศทางการล้มจริง และการทดลองในกิจกรรมประจำวัน โดยผู้ทดลองจะทำการล้ม และทำกิจกรรมเป็นจำนวน 20 ครั้ง ได้ผลการทำนายการล้มเป็นไปดังตารางที่ 8 และ 9

ตาราง 8 ผลการทดลองในทิศทางการล้มของระบบตรวจจับการล้ม

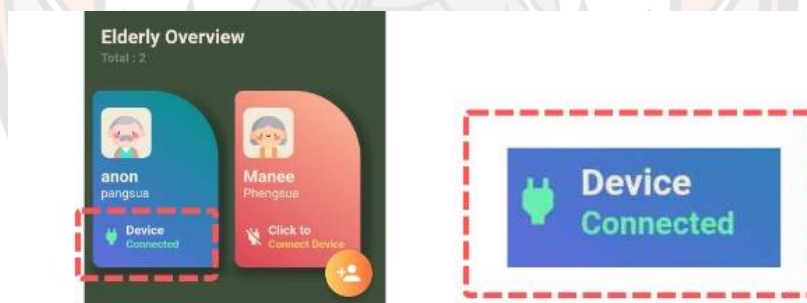
ทิศทางการล้ม	จำนวนครั้งในการล้ม	จำนวนครั้งที่ระบบทำนายเป็นการล้ม	ความแม่นยำ (เปอร์เซ็นต์)
ล้มไปข้างหน้า	20	20	100
ล้มไปข้างหลัง	20	20	100
ล้มไปทางซ้าย	20	19	95
ล้มไปทางขวา	20	19	95

ตาราง 9 ผลการทดลองในกิจกรรมของระบบตรวจจับการล้ม

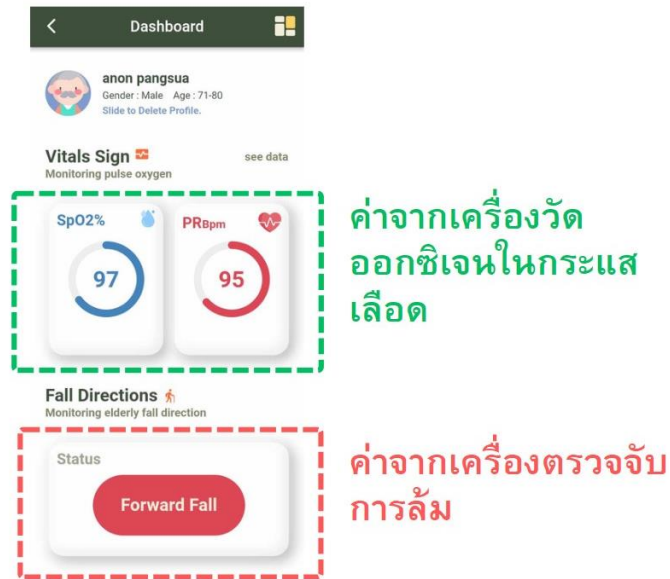
กิจกรรมที่ทดสอบ	จำนวนครั้งในการทดสอบ	จำนวนครั้งที่ระบบทำนายเป็นการล้ม	ความแม่นยำเปอร์เซ็นต์
นั่งบนพื้น	20	5	75
เอนตัวลงนอน	20	3	85
ลุกขึ้นยืน	20	3	85
นั่งบนเก้าอี้	20	0	100

5. การแสดงผลของการทดลองบนแอปพลิเคชัน

แอปพลิเคชันบนโทรศัพท์มือถือจะมีการระบุการเชื่อมต่อกับอุปกรณ์ เมื่อต้องการติดตามผู้สูงอายุคนนั้น จะมีเครื่องหมายการเชื่อมต่อกับอุปกรณ์ ดังภาพ 106 ในการแสดงผลค่าจากเครื่องวัดออกซิเจนในกระแสเลือด และทิศทางการล้ม จะแสดงดังภาพ 107

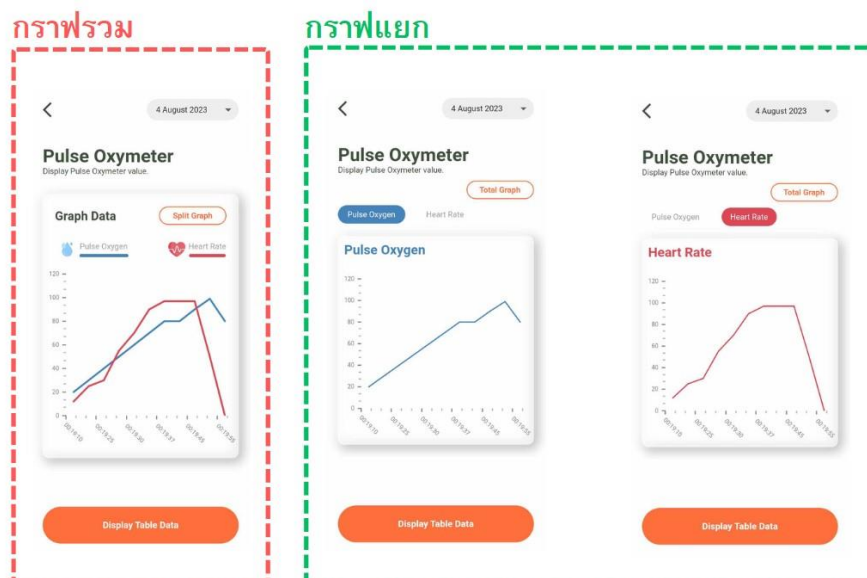


ภาพ 106 การเชื่อมต่อกับอุปกรณ์



ภาพ 107 แสดงผลค่าจากเครื่องวัดออกซิเจนในเลือด และการตรวจจับการล้ม

การแสดงผลค่าจากเครื่องวัดออกซิเจนในกระแสเลือดย้อนหลัง จะแสดงในรูปแบบของกราฟ และตาราง โดยการแสดงผลในรูปแบบของกราฟจะมีการแสดงผลแบบกราฟรวม และกราฟแยก ดังภาพ 108 โดยที่ต้องเลือกวันที่ที่ต้องการดูค่าย้อนหลัง



ภาพ 108 การแสดงผลกราฟแบบรวม และแบบแยกกราฟ

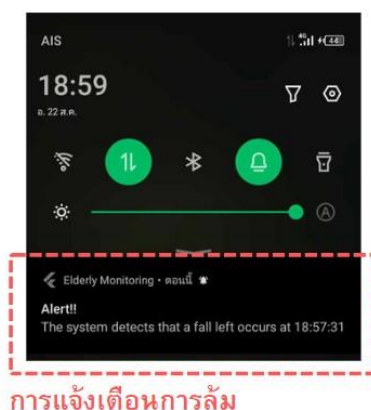
การแสดงผลในรูปแบบตารางสามารถบันทึกค่าตารางลงเครื่องโทรศัพท์มือถือ แบบ csv ไฟล์ ตารางจะขึ้นเป็นสีส้มเมื่อค่าอัตราการเต้นของหัวใจ และค่าออกซิเจนในกระแสเลือดอยู่ต่ำ หรือ สูงกว่ามาตรฐาน ดังภาพ 109

ตารางแสดงผล

No	Time	SpO2	HR
0	00:19:10	20	12
1	00:19:20	30	25
2	00:19:25	40	30
3	00:19:26	50	55
4	00:19:30	60	70
5	00:19:35	70	90
6	00:19:37	80	97

ภาพ 109 การแสดงผลในรูปแบบของตาราง

การแจ้งเตือนเมื่อเกิดการหกล้มระบบจะแจ้งเตือนการล้มบนโทรศัพท์มือถือ โดยจะมีการบอกเวลาที่ผู้สวมใส่หกล้ม ดังภาพ 110



ภาพ 110 การแจ้งเตือนการหกล้มของระบบที่พัฒนาขึ้น

บทที่ 5

สรุปผลการทดลอง

ในงานวิจัยนี้ได้ออกแบบ ระบบตรวจวัดสัญญาณชีพ และตรวจจับการล้มของผู้สูงอายุ โดยแสดงผลของระบบที่พัฒนาขึ้นบนแอปพลิเคชันโทรศัพท์มือถือ ในส่วนของการฝึกสอนโมเดลการทำนายทิศทางการล้ม จะมีความแม่นยำอยู่ที่ 90.5 เปอร์เซ็นต์ และการทดสอบโมเดลการทำนายทิศทางการล้ม ความแม่นยำอยู่ที่ 88.46 เปอร์เซ็นต์ เมื่อนำไปทดสอบกับผู้ใช้งานจริง โดยทดสอบการล้มในทิศทางต่างๆ จำนวน 20 ครั้ง ได้แก่ การล้มไปข้างหน้า ข้างหลัง ทางซ้าย และทางขวา มีความแม่นยำอยู่ที่ 100 เปอร์เซ็นต์ 100 เปอร์เซ็นต์ 95 เปอร์เซ็นต์ และ 95 เปอร์เซ็นต์ เมื่อทดสอบกับกิจกรรมต่างๆ เช่น การนั่งบนพื้น, เอนตัวลงนอน, ลุกขึ้นยืน และ นั่งบนเก้าอี้ ความแม่นยำในการตรวจจับการล้มอยู่ที่ 75 เปอร์เซ็นต์ 85 เปอร์เซ็นต์ 85 เปอร์เซ็นต์ และ 100 เปอร์เซ็นต์ ตามลำดับ ในส่วนของการทดสอบเครื่องตรวจวัดค่าออกซิเจนในกระแสเลือด ทดสอบกับผู้ใช้งานจำนวน 3 ท่าน ทดสอบจำนวน 20 ครั้ง ครั้งละ 1 นาที เมื่อนำมาเปรียบเทียบกับเครื่องวัดค่าออกซิเจนในเลือดแบบมาตรฐาน พบว่าระบบมีความแม่นยำอยู่ที่ 91.92 เปอร์เซ็นต์ และมีค่า R^2 เท่ากับ 0.8871 ในส่วนของการแสดงผลบนแอปพลิเคชันที่พัฒนาขึ้น ผู้ใช้งานสามารถเลือกผู้สูงอายุที่ต้องการติดตามวัดค่าออกซิเจนในกระแสเลือด และติดตามการล้มได้ อีกทั้งยังสามารถแสดงค่าอัตราการเต้นของหัวใจ ค่าออกซิเจนในกระแสเลือด และสถานะการล้ม ระบบสามารถแจ้งเตือนเมื่อผู้สูงอายุเกิดการหกล้ม และสามารถตรวจสอบค่าออกซิเจนในกระแสเลือด และอัตราการเต้นของหัวใจย้อนหลังในรูปแบบของกราฟ และตารางแสดงผล ซึ่งสามารถบันทึกลงเครื่องโทรศัพท์ของผู้ใช้งาน

นอกจากนี้ในงานวิจัยระบบตรวจจับการล้มในโมเดลการทำนายทิศทางการล้มเมื่อผู้สวมใส่ได้ทำกิจกรรมต่างๆ ระบบยังคงมีการแจ้งเตือนการล้มอยู่ในบางช่วง อีกทั้งตัวเครื่องยังมีขนาดที่ใหญ่ต่อการใช้งาน ในการพัฒนาระบบตรวจวัดสัญญาณชีพ และเฝ้าติดตามการล้มของผู้สูงอายุ โดยการสร้างโมเดลที่มีความแม่นยำมากยิ่งขึ้นและปรับขนาดของอุปกรณ์ให้มีขนาดที่เล็กเหมาะสมกับผู้สูงอายุมากขึ้นกว่าเดิม

บรรณานุกรม



บรรณานุกรม

- [1] นิพา ศรีข้าง, การพลัดตกหกล้มในผู้สูงอายุเป็นปัญหาที่พบบ่อย. 2562, สำนักกระบวน
วิทยา: นนทบุรี.
- [2] ALLWELLHEALTHCARE. **มารู้จักกับ ภาวะพร่องออกซิเจน จากการมีออกซิเจนในเลือด
ต่ำ ภัยร้ายที่อาจเกิดขึ้นกับคุณได้โดยไม่รู้ตัว.** Allwell Life 2564;
เข้าถึงได้จาก : <https://allwellhealthcare.com/hypoxia-hypoxemia/>.
- [3] Mrozek Dariusz, Koczur Anna, and M.-M. BoŻena, **Fall detection in older
adults with mobile IoT devices and machine learning in the cloud and
on the edge.** Information Sciences, 2020. 537: p. 132-147.
- [4] Kong Xiangbo, et al., **A Skeleton Analysis Based Fall Detection Method
Using ToF Camera.** Procedia Computer Science, 2021. 187: p. 252-257.
- [5] Ali Hashim, H., L. Mohammed Saleem, and G.a.S. Kamel, **Accurate fall
detection for patients with Parkinson's disease based on a data event
algorithm and wireless sensor nodes.** Measurement, 2020. 156: p. 107573.
- [6] Kriangsak Prompak, Pimonwan Phoomsrikaew, and N.S. Anucha Kaewpoonsuk,
**Development of Automatic Fall Detection Device for Old People Based
on 3-AXIS Accelerometer Sensor With Mobile IoT System.** ICIC express
letters. Part B, Applications: an international journal of research and surveys,
2021. 12(5): p. 461-469.
- [7] POB PAD. **ออกซิเจนในเลือดต่ำ สัญญาณแบบไหนที่ไม่ควรละเลย.** 2565;
เข้าถึงได้จาก : <https://www.pobpad.com/%E0%B8%AD%E0%B8%AD%E0>.
- [8] Exta Plus. **5 ตัวช่วยสำหรับผู้สูงอายุความดันสูง.** 2564;
เข้าถึงได้จาก : <https://www.exta.co.th/ageing-care/>.
- [9] เอ็งสุโสภณ, อ.น.พ. **เครื่องวัดออกซิเจนปลายนิ้วใช้อย่างไร.** 2564;
เข้าถึงได้จาก : <https://chulalongkornhospital.go.th/kcmh/line/%E0%B8%E0>.
- [10] Now Oxygen. **หลักการทํางาน เครื่องวัดออกซิเจนปลายนิ้ว.** 2563;
เข้าถึงได้จาก : <https://www.nowoxygen.com/article/15/%E0%B8>.
- [11] โฆษก กทม, **เช็ควีธีอ่านค่า 'เครื่องวัดออกซิเจน' ในเลือด อุปกรณ์ที่ผู้ป่วยโควิด-19 ต้องรู้,**
in กรุงเทพมหานครกิจ. 2564: กรุงเทพฯ.

- [12] ศูนย์เวชศาสตร์ฟื้นฟู. **ภาวะการหกล้มในผู้สูงอายุ**. ม.ป.ป.;
เข้าถึงได้จาก : <https://www.bangkokhospital.com/content/falling-conditions-in-the-elderly>.
- [13] โรงพยาบาลวิภาวดี. **ความดันโลหิตสูง สาเหตุของความดันโลหิตสูง อาจแบ่งได้เป็น 2 กลุ่มใหญ่**. ม.ป.ป.;
เข้าถึงได้จาก : <https://www.vibhavadi.com/Health-expert/detail/475>.
- [14] DevBun. **Internet Of Things (IoT) คืออะไร มาหาคำตอบกัน**. 2560;
เข้าถึงได้จาก : [https://blog.sogoodweb.com/Article/Detail/59554/Internet-of-Things-\(IoT\)-](https://blog.sogoodweb.com/Article/Detail/59554/Internet-of-Things-(IoT)-) .
- [15] วิณา ยศวังใจ. **เทคโนโลยีโครงข่ายเซนเซอร์ร่างกาย นวัตกรรมเพื่อผู้สูงวัยในศตวรรษที่ 21**. 2563;
เข้าถึงได้จาก : <https://www.nstda.or.th/sci2pub/body-sensor-network/>.
- [16] Nitjaree Woraphu. **ปัญญาประดิษฐ์ (AI : Artificial Intelligence)**. 2563;
เข้าถึงได้จาก : <http://km.prd.go.th/%E0%B8%99-ai-artificial-intelligence/>.
- [17] ศูนย์วิจัยและบำบัดรักษา. **AI เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ในการวินิจฉัยภาวะความผิดปกติของปอดและมะเร็งเต้านม**. 2565;
เข้าถึงได้จาก : <https://www.bumrungrad.com/th/health-blog/may-2022/artificial-intelligence-cancer-diagnosis#:~:text=> .
- [18] ศรุดา ทิพย์แสง. **AI กับเทคโนโลยีทางการแพทย์**. 2563;
เข้าถึงได้จาก : <https://www.scimath.org/article-technology/item/11230-ai-11230>.
- [19] Matana Wiboonyasake. **Machine Learning คืออะไร?**. 2563;
เข้าถึงได้จาก : <https://www.aware.co.th/machine-learning-%E0%B8%84%E0%B>.
- [20] Mavigo. **TinyML คืออะไร**. 2023;
เข้าถึงได้จาก : <https://mavigotrading.com/tinyml-%E0%B8%84%E0>.
- [21] ฆฤณ ชินประสาทศักดิ์, ป.อ., นันทนัช พุสามป็อก และ ญัฐพล สนพะเนา, **แก่นแท้ของ Deep Learning**. Vol. 1. 2566, บริษัท วัน โอ ไฟว์ดีจิตอลพรีนติ้ง จำกัด: บริษัท เมตบายเอไอ จำกัด.
- [22] Inc, E.I. **Edge Impulse**. 2023;
เข้าถึงได้จาก : <https://edgeimpulse.com/>.
- [23] Arduino CC. **Arduino Nano 33 BLE**. n.d.;
เข้าถึงได้จาก : <https://store.arduino.cc/products/arduino-nano-33-ble>.

- [24] Arduino CC. **Arduino Nano 33 IoT**. 2023;
เข้าถึงได้จาก : <https://store.arduino.cc/products/arduino-nano-33-iot>.
- [25] Admin. **Interfacing MAX30100 Pulse Oximeter Sensor with Arduino**. 2023;
เข้าถึงได้จาก : <https://how2electronics.com/interfacing-max30100-pulse-oximeter-sensor-arduino/>.
- [26] Mindphp. **รู้จักกับ Visual Studio Code (วิชวล สตูดิโอ โค้ด) โปรแกรมฟรีจากค่ายไมโครซอฟท์**. 2560;
เข้าถึงได้จาก : <https://www.mindphp.com/%E0%B8%microsoft/4829-visual-studio-code.html>.
- [27] Hizoka. **มาทำความรู้จักกับ Flutter กันเถอะ**. 2561;
เข้าถึงได้จาก : <https://medium.com/@hizokaz/%E0%B8%> .
- [28] Jedsada Saengow. **[Firebase] คืออะไร มาดูวิธีสร้าง Project และทำความรู้จักกับ Firebase**. 2561;
เข้าถึงได้จาก : <https://medium.com/jed-ng/firebase-%E0%B8%84%> .
- [29] Alarifi Abdulaziz and A. Ayed, **Killer heuristic optimized convolution neural network-based fall detection with wearable IoT sensor devices**. Measurement, 2021. 167: p. 108258.
- [30] Mrozek Dariusz, a. Koczur Anna, and M.-M. Bożena, **Fall detection in older adults with mobile IoT devices and machine learning in the cloud and on the edge**. Information Sciences, 2020. 537: p. 132-147.
- [31] Nooruddin Sheikh, Milon Islam Md, and S.F. Ahmed, **An IoT based device-type invariant fall detection system**. Internet of Things, 2020. 9: p. 100130.
- [32] Ali Hashim Huda, Mohammed Saleem Latteef, and G.S. Kamel, **Accurate fall detection for patients with Parkinson's disease based on a data event algorithm and wireless sensor nodes**. Measurement, 2020. 156: p. 107573.
- [33] Chen Yuan, et al., **A framework for the elderly first aid system by integrating vision-based fall detection and BIM-based indoor rescue routing**. Advanced Engineering Informatics, 2022. 54: p. 101766.



ภาคผนวก

มหาวิทยาลัยนครพนม

ภาคผนวก ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์ และเผยแพร่ผลงาน

Nattapong Apirattanon, Sudarat Tokampang, Kriangsak Prompak and Noppadon Sisuk,
Development of a Wearable Fall Detection System using ML and IoT for The Elderly.
Part B, International Conference Innovative Computing 2023, pp. 1053-1060



DEVELOPMENT OF A WEARABLE FALL DETECTION SYSTEM USING ML AND IOT FOR THE ELDERLY

NATTAPONG APIRATTANON¹, SUDARAT TOKAMPANG¹, KRIANGSAK PROMPAK¹
 AND NOPPADON SISUK^{2,*}

¹Department of Physics
 Faculty of Science
 Naresuan University
 Amphoe Mueang, Phitsamulok 65000, Thailand
 { Nattaponga62; Sudaratto65; Kriangsakp }@nu.ac.th

²Program in Computer Engineering
 Faculty of Industrial Technology
 Phibunsongkhram Rajabhat University
 Amphoe Mueang, Phitsamulok 65000, Thailand
 *Corresponding author: noppadon.s@psru.ac.th

Received January 2023; accepted March 2023

ABSTRACT. *One of the greatest health risks for the elderly is falling. The effect of a fall can be reduced, and prompt medical aid can be given. This study suggests a wearable system that employs sensors built into an Arduino Nano 33 BLE device to gather information on patterns of falls by older people in various directions in real time. A neural network (NN) on Edge Impulse is used to assess the sensor output data in order to train the machine learning (ML) model. Notifications are transmitted via a smartphone connected to an implanted device via the Internet of Things (IoT) system. The results of testing different falling postures revealed that the system has an accuracy of 100%, 100%, 90%, and 95% for falling forward, falling backward, falling to the left, and falling to the right, respectively. Testing machine learning algorithms revealed that the neural network (NN) was accurate at 90.6%.*

Keywords: Fall detection, Machine learning, Neural networks, Edge Impulse, Internet of Things

1. Introduction. Falls are a major public health problem. It is the second leading cause of death among accidental injuries, secondary to injuries from road accidents. Falls include falling on the floor, slipping, taking a wrong step, and being hit or pushed by others. This includes falls involving chairs, beds, wheelchairs, furniture, etc. This often happens to the elderly, and patients with muscle weakness. Falls cause more than 1,000 deaths per year. For Thailand, the population survey found that the population aged 60 years over more than 10% is likely to increase continuously. In 10 years, there will be an increase of 2,500,000 elderly people, and it is projected to reach 20% by 2025 [1]. Elderly people are calling and using hotline 1669 for the cause of falls more than 50,000 times per year. Most of the 65% will fall outside the house and 31% will fall inside the house. However, a fall determines the type of injury that occurs, for example, falling forward or backward. Those who fall will have to use their hands to maintain their weight, breaking their wrists in the process. Also, rushing out of bed will make it difficult for the lower body to maintain good balance, which can lead to falls in all directions and possible hip fractures.

The main problem is not falls and bone fractures but is the consequence of treatment such as Osteoporosis and other physiological healing time. Furthermore, discomfort and

the psychological effects on the elderly that followed because they view falls as a natural part of aging or fear being hospitalized or restricted in their activities.

Nowadays, the technology is employed to care for the elderly and patients with muscular weakness as well as to identify and alert in the case of a fall. The popularity of applications in the form of IoT is more than before. This makes it easier to detect falls in the elderly. Accelerometers and gyroscopes or cameras [2] can be used to improve fall detection. For example, use mobile phones to detect falls in the elderly. They used the smartphone's accelerometer sensor to assess the value acquired as a fall and compute acceleration. However, if the elderly does not carry their phones, detection can be challenging. Yet, there is a method that uses a camera [3,4] and image processing that is practical for senior people. When an elderly person falls into an accident, the camera detects the falling motion and alerts the caregiver later and in detecting the falling motion by using shapes and body posture [5]. However, there is still a limit to detecting falls, that is the camera position and where to install the camera. As technology becomes more prevalent in daily life, fall detection may potentially be employed on body-mounted forms or wearable gadgets for the elderly [6]. Wearable systems for fall detection come in a variety of applications. Either a wearable system that displays the results of falls through an application on a mobile phone or a wearable system that utilizes an accelerometer sensor and gyroscope is connected to the microcontroller communicates via a wireless system [7] that is installed along the body. Another wearable system will use embedding a recurrent neural network (RNN) or artificial neural networks (ANNs) in a wearable system on a microcontroller unit (MCU) [8,9], and the crash data is stored on the board. For user convenience, the majority of wearable fall detection devices are wirelessly connected. A wide range of applications employ machine learning nowadays. It is not difficult to use AI to fall detection by employing computers to make predictions and choices rather than human beings. For example, having a computer judge if a fall is caused by data provided by an accelerometer and gyroscope installed on a wearable device [10,11], the installation device needs to be so tiny that the elderly feels comfortable. The cost increases as more development equipment are employed. A wearable fall alarm employing an Arduino Nano 33 with a built-in accelerometer was recently developed using Google TensorFlow to produce a notification model fall warning [12]. Nevertheless, in this work, only falling, walking, and running actions were gathered in the model procedure. Due to this inability to distinguish between lying and falling, no data is sent to the IoT system for monitoring purposes.

In addition to earlier work evaluating the literature, this study offers a concept for developing a system. The proposed system makes use of edge's artificial intelligence (AI) IoT architecture, which processes data from the 3D gyroscope and accelerometer, among other sensors, on the Arduino Nano 33 BLE. Edge Impulse is used to train the model for falling backward, falling forward, falling to the left, and falling to the right using the TensorFlow library. Moreover, the suggested solution would send data to caregivers via an IoT system on cellphones in order to inform and monitor them.

2. Principles and Methods.

2.1. Working principles of accelerometer and gyroscope for fall detection.

Health wearable devices require low power consumption and small devices, so the accelerometer and gyroscope integrated into the Arduino Nano 33 BLE board for processing provide this intelligence. The coordinates produced by the accelerometer and gravity vector are shown in Figure 1. This fall detection system's algorithm is based on real-world data. Figure 2 displays an illustration of the sensor output in a forward fall simulation when a fall happens in all dimensions.

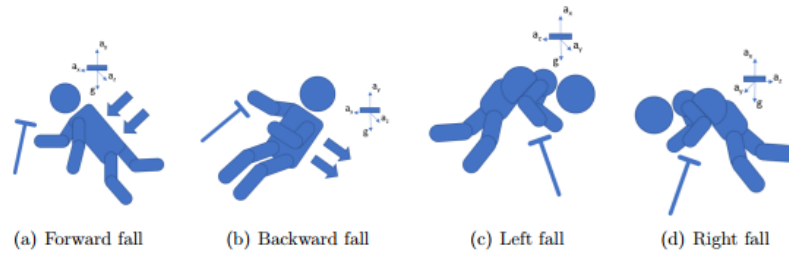


FIGURE 1. The 3-axis accelerometer and gyroscope for fall detection

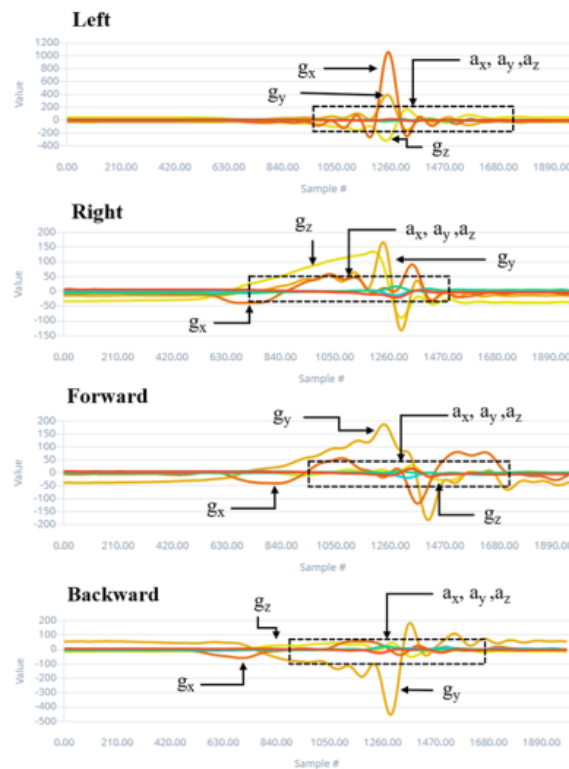


FIGURE 2. Graph accelerometer in a square frame and gyroscope of falling in left, right, forward, and backward

According to Figure 2, the output of the accelerometer and gyroscope will be significantly different from normal events if there is a fall in either direction.

2.2. Machine learning for the fall detection system. Machine learning technology plays an important role in fall detection applications [13]. In this research, machine learning was used to train models on Edge Impulse using the TensorFlow library. The resulting

model was embedded in an Arduino Nano 33 BLE to predict fall events. The structure of the proposed system is shown in Figure 3. From Figure 3, the data collection uses the LSM9DS1 sensor installed inside the Arduino Nano 33 BLE, where accelerometer and gyroscope are in 4 falling patterns (fall forward, fall backward, fall to the left, and fall to the right) along the X, Y, and Z axes. The collected data is then taken to training and testing data on the Edge Impulse platform. This section relies on two types of signal processing: IMU Syntiant processing and Spectral features. Details of the analysis are as follows. The IMU Syntiant rescales raw data to 8 bits values to match the NDP 101 chip input requirements. The Spectral features extract frequency and power characteristics of a signal. Low-pass and high-pass filters can also be applied to filtering out unwanted frequencies. It is great for analyzing repetitive patterns in a signal, such as movements or vibrations from an accelerometer, and the Spectral features are shown in Figure 4.

The basic idea is that a neural network classifier will take some input data, and output a probability score that shows how probable it is that the input data belongs to a given class. The neural network consists of a number of layers, each of which is made up of

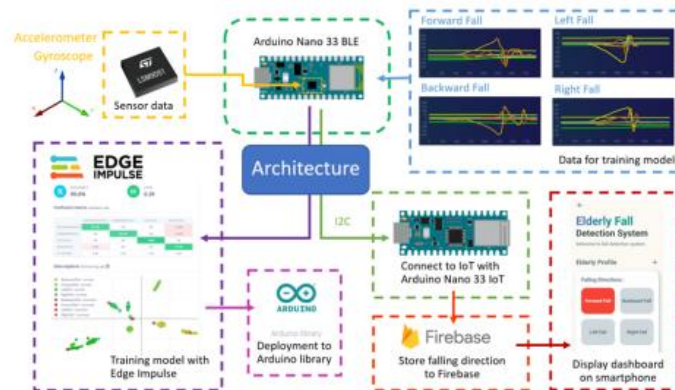


FIGURE 3. Fall detection system architecture

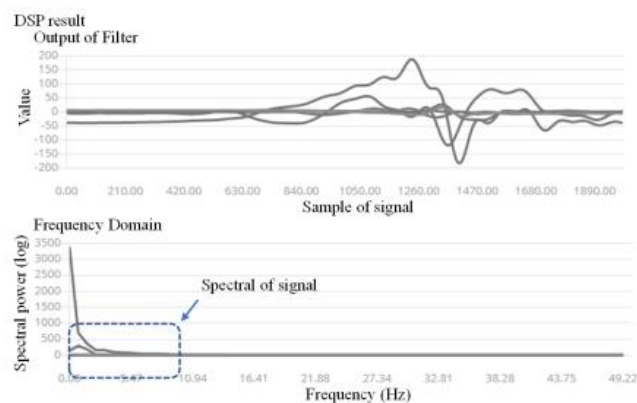


FIGURE 4. Digital signal processing in the analysis of fall detection system

a number of neurons. The neurons in the first layer are connected to the neurons in the second layer, and so on. The weight of a connection between two neurons in a layer is randomly determined at the beginning of the training process. The neural network is then given a collection of training data, which is a set of instances that it is expected to predict. The output of the network is compared to the correct response, and the weights of the connections between the neurons in the layer are changed as a result. This procedure is performed several times until the network has developed the ability to anticipate the right response for the training set of data. In this paper, an ANN architecture was adopted with four input variables (fall forward, fall backward, fall to the left, and fall to the right), neurons in the hidden layer, and one output layer (falling patterns). The best data sets are shown in Figure 4. The dataset used in this research is obtained from signal synthesis through IMU Syntiant and Spectral features of impulse design in edge impulse program. The data is divided into three sets, such as training, validation, and testing. The results of an ANN learning process show a group of falling patterns posture data as shown in Figure 5.

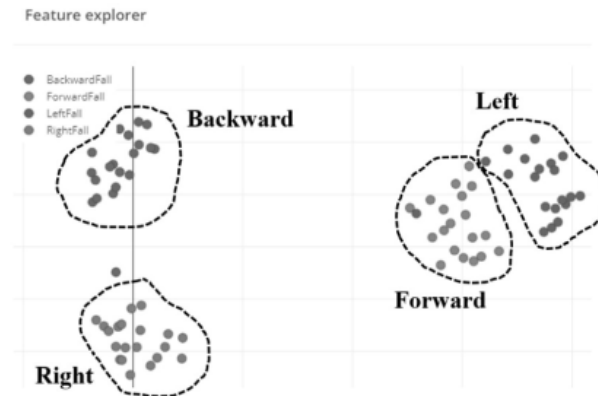


FIGURE 5. The feature data are shown in 3D model

In the training process, the validation is set to 20%, and the main parameters of the neural network architecture are set by the number of training rubrics (EPOCHS) and the Batch size (BATCH SIZE) of 500 and 1, respectively. Where the Batch size will cause LOSS to decrease. For the development of a mathematical model for data prediction, the simulated ANN was transformed into a mathematical equation that relies on the input variables with the output variable, based on the weights and biases extracted from the model in conjunction with the transfer function. The overall equation can be written as follows:

$$y = b_0 + \sum_{k=1}^n \left[w_k \times f_{sig} \left(b_{nk} + \sum_{i=1}^m w_{ik} \times X_i \right) \right] \quad (1)$$

where b_0 is the bias in the output layer, n is the number of neurons in the hidden layer, w_k is the connection weights between the hidden and output layers, f_{sig} is the transfer function, b_{nk} is the bias at each neuron in the hidden layer, m is the number of neurons in the input layer, w_{ik} is the connection weights between the input and hidden layers, X_i is the normalized input data, and y is the normalized output data.

3. Experimental Results and Discussion.

3.1. **Experimental design process.** The Arduino Nano 33 BLE was used in this study's design and development of a fall detection system as embedded artificial intelligence by being fastened to a strap around the user's waist. The test subject will have to fall 20 times in four distinct positions. To be more specific, in this study, activities were added to include lying down, standing up, sitting on a chair, sitting on the ground, and falling forward, backward, left, and right. In addition, the system also provides notification of these daily activities. The information obtained will be sent to caregivers via IoT, which will be displayed on and informed by mobile phones.

3.2. **Model training results and testing the model.** From training the data according to the setting with 60% training, 20% testing, and 20% validation, the machine learning teaching results are shown in Figure 6. The accuracy is up to 90.6% and the tolerance is 0.39. Then, a test model is used which uses the collected data to divide it into BACKWARD FALL, FORWARD FALL, LEFT FALL, RIGHT FALL, and other events. And in the part of the model test, the results are shown in Figure 8. From Figure 8, it can be seen that the results obtained from the test model have an accuracy of 95%.

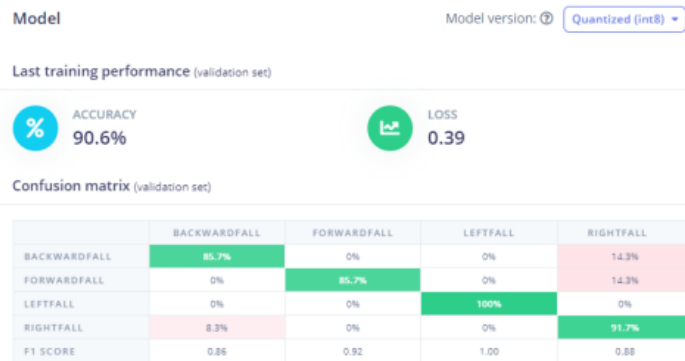


FIGURE 6. Data training results

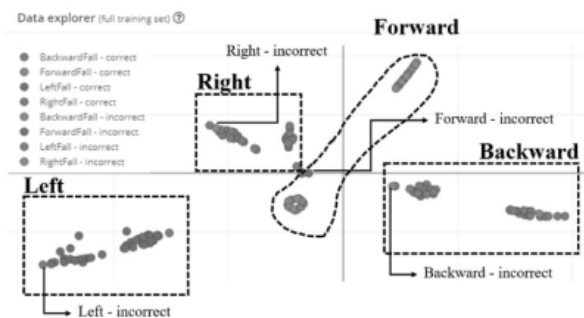


FIGURE 7. Model 3D training results

Model testing results

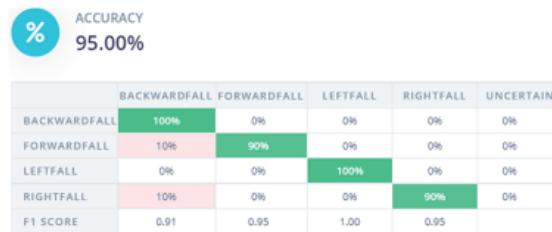


FIGURE 8. Data testing results

3.3. Experimental result. The test results from real users performing the fall test 20 times are shown in Table 1 and Table 2 will show the fall detection test with daily activities. Daily activities include ground sitting, laying down, standing up, and sitting on a chair. Testing the fall detection system, the system should only detect 4 types of falling patterns, as shown in Table 2. The system detects 6 falls out of 20 tests in the ground sitting activity, so the fall detection accuracy is 70%.

TABLE 1. Fall detection test

Falling directions	Number of falls	Number of detected falls	Accuracy
Forward fall	20	20	100%
Backward fall	20	20	100%
Left fall	20	18	90%
Right fall	20	19	95%

TABLE 2. Falls detection test with activities

Activity	Number of activities	Detected as fall	Accuracy
Ground sitting	20	6	70%
Laying down	20	2	90%
Standing up	20	2	90%
Sitting on a chair	20	0	100%

The display of the application is depicted in Figure 9. The application will display fall information when the elderly person has fallen in different directions, and a notification will be delivered to the caregiver's smartphone.

4. Conclusions. A wearable fall detection and prediction device with an on-board accelerometer and gyroscope is constructed using an Arduino Nano 33 BLE. To train the data on Edge Impulse in this system, machine learning is used. It was discovered that the training model's fall test accuracy was 90.6% and the model test's fall test accuracy was 95%. The accuracy of falling forward, falling backward, falling left, and falling right are equivalent to 100%, 100%, 90%, and 95%, respectively, according to the findings of the experiment with all 4 types of falls. The suggested system may alert caregivers of all 4 types of falls on their smartphones because it has also been designed to interact with them via IoT. In the future, the development of fall detection systems in medical technology can be developed to use AI and ML or detect activity for monitoring the daily activity of

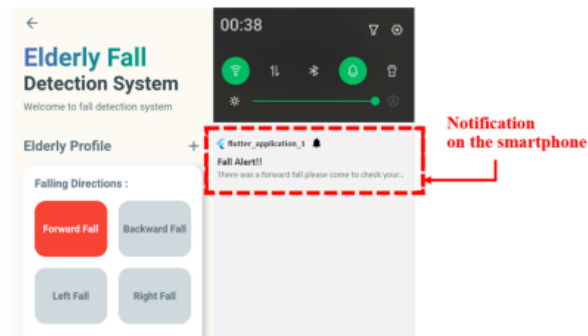


FIGURE 9. Display and notification on smartphone

patients. AI and ML now play a big role in our daily lives, such as AI that can answer patient questions. Furthermore, the system can develop more accurate fall predictions, and can identify other activities or use a chatbot to check the elderly status when fell and contact followers via chatbot. Confirm that there are symptoms, and if there is no reaction, call an ambulance, etc.

REFERENCES

- [1] D. Mrozek, A. Koczur and B. Malyziak, Fall detection in older adults with mobile IoT devices and machine learning in the cloud and on the edge, *Information Sciences*, vol.537, pp.132-147, 2020.
- [2] M. S. Astriani, R. Bahana, A. Kurniawan and L. H. Yi, Promoting data availability framework by using gamification on smartphone fall detection based human activities, *Science Direct*, vol.179, pp.913-919, 2021.
- [3] X. Kong, Z. Meng, N. Nojiri and L. Meng, A HOG_SVM based fall detection IoT system for elderly persons using the deep sensor, *Science Direct*, vol.147, pp.276-282, 2019.
- [4] X. Kong, T. Kumaki, L. Meng and H. Tomiyama, A skeleton analysis based fall detection method using ToF camera, *Science Direct*, vol.187, pp.252-257, 2021.
- [5] D. R. Beddiar, M. Oussalah and B. Nini, Fall detection using geometry and human pose estimation in video sequences, *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol.82, 103407, 2022.
- [6] H. A. Hashim, S. L. Muhammed and S. K. Gharghan, Accurate fall detection for patients with Parkinson's disease based on a data event algorithm and wireless sensor nodes, *Measurement*, vol.156, 107573, 2020.
- [7] K. Prompak, P. Phoomsrikaew, A. Kaewpoonsuk and N. Sisuk, Development of automatic fall detection device for old people based on 3-axis accelerometer sensor with mobile IoT system, *ICIC Express Letters, Part B: Applications*, vol.12, no.5, pp.461-469, 2021.
- [8] E. Torti, A. Fontanella, M. Musci, N. Blago, D. Pau, F. Leporati and M. Piastra, Embedding recurrent neural networks in wearable systems for real-time fall detection, *Microprocessors and Microsystems*, vol.71, 102895, 2019.
- [9] E. Casilari-Pérez and F. García-Lagos, A comprehensive study on the use of artificial neural networks in wearable fall detection systems, *Expert Systems with Applications*, vol.138, 112811, 2019.
- [10] M. S. Turan and B. Barshan, Classification of fall directions via wearable motion sensor, *Digital Signal Processing*, vol.127, 103129, 2021.
- [11] Y. Wu, Y. Su, R. Feng, N. Yu and X. Zang, Wearable-sensor-based pre-impact fall detection system with a hierarchical classifier, *Measurement*, vol.140, pp.283-292, 2019.
- [12] A. Chelli and M. Pätzold, A machine learning approach for fall detection and daily living activity recognition, *IEEE Access*, vol.7, pp.38670-38687, 2019.
- [13] D. Lim, C. Park, N. H. Kim, S.-H. Kim and Y. S. Yu, Fall-detection algorithm using 3-axis acceleration: Combination with simple threshold and hidden Markov model, *Journal of Applied Mathematics*, no.7, DOI: 10.1155/2014/896030, 2014.