

ระบบติดตามพฤติกรรมผู้สูงอายุโดยใช้เครือข่ายไร้สาย

ปรีวัฒน์ เลื่อมสำราญ

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

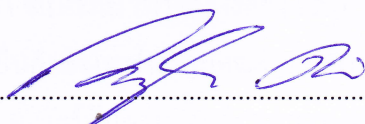
คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยบูรพา

ธันวาคม 2559


ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยบูรพา

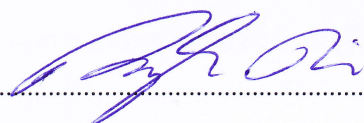
คณะกรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์และคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ได้พิจารณา  
วิทยานิพนธ์ของ ปรีวัฒน์ เลื่อมสำราญ ฉบับนี้แล้ว เห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตาม  
หลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ของมหาวิทยาลัยบูรพาได้

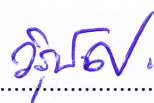
คณะกรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์

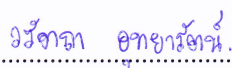
  
..... อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก  
(ดร. ภาณุวัฒน์ ด้านกลาง)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

  
..... ประธาน  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สุขชัย วรพจน์พิศุทธิ์)

  
..... กรรมการ  
(ดร. ภาณุวัฒน์ ด้านกลาง)

  
..... กรรมการ  
(รองศาสตราจารย์วิรุฬห์ ศรีบริรักษ์)

  
..... กรรมการ  
(ดร. วรตลา อุทัยรัตน์)

คณะวิศวกรรมศาสตร์อนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา  
ตามหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ของมหาวิทยาลัยบูรพา

  
..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์  
(ดร. อาณัติ ดีพัฒนา)

วันที่ 1 เดือน มีนาคม พ.ศ. 2559

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยความช่วยเหลือจาก ดร.ภาณุวัฒน์ คำนกลาง อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก ที่กรุณาให้คำปรึกษาเสนอแนะแนวทางที่ถูกต้อง ตลอดจนตรวจแก้ไขข้อบกพร่องต่าง ๆ พร้อมทั้งให้คำแนะนำ ชี้แนะแนวทางอย่างดียิ่ง รองศาสตราจารย์วิรุฬห์ ศรีบริรักษ์ ที่สนับสนุนช่วยเหลือและเป็นกำลังใจ ประธานคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ที่ให้คำแนะนำ ผู้วิจัยรู้สึกซาบซึ้งและขอกราบขอบพระคุณทุกท่านเป็นอย่างสูงไว้ ณ ที่นี้

ขอขอบพระคุณผู้ทรงคุณวุฒิทุกท่านที่ได้กรุณาตรวจสอบความสมบูรณ์และให้คำแนะนำแก้ไขเครื่องมือในการวิจัย รวมทั้งผู้มีส่วนเกี่ยวข้องทุกท่านที่ให้ความร่วมมือตลอดการวิจัย

ท้ายที่สุดผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา พี่ น้อง และเพื่อน ๆ ที่ได้ให้ความช่วยเหลือและกำลังใจ ตลอดจนผู้ที่เกี่ยวข้องทุกท่านที่มีได้กล่าวถึงในที่นี้

คุณค่า และประโยชน์ของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยขอมอบเป็นกตัญญูคุณเวทิตาแด่บิดา มารดา ครู อาจารย์ และผู้มีพระคุณทุกท่าน ที่ได้อบรมสั่งสอน และให้กำลังใจแก่ผู้วิจัยเสมอมา

ปรีวัฒน์ เลื่อมล้ำาญ

55910292:สาขาวิชา: วิศวกรรมไฟฟ้า; วศ.ม. (วิศวกรรมไฟฟ้า)

คำสำคัญ: การตรวจจับการล้ม/ WIRELESS SENSOR NETWORK/ SYSTEM-ON-CHIP/  
ACCELEROMETER/ GOERTZEL ALGORITHM/

ปริวัตน์ เลื่อมสำราญ: ระบบติดตามพฤติกรรมผู้สูงอายุโดยใช้เครือข่ายไร้สาย

(REAL-TIME SYSTEM FOR MONITORING ACTIVITY AMONG THE ELDERLY USING  
AN RF SOC DEVICE OVER A WIRELESS SENSOR NETWORK) คณะกรรมการควบคุม

วิทยานิพนธ์: ภาควิชา ศึกษาด้านกลาง, ปร.ด. 155 หน้า. ปี พ.ศ. 2559.

การวิจัยนี้มุ่งเพื่อศึกษาการวิเคราะห์และแยกแยะประเภทกิจกรรมของผู้สูงอายุ และกิจกรรมที่มีความเสี่ยงก่อให้เกิดอันตรายต่อตัวของผู้สูงอายุโดยใช้อุปกรณ์ติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุ ซึ่งมีลักษณะเป็นอุปกรณ์ขนาดเล็กคล้ายสร้อยคอ ภายในจะมีเซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกนเพื่อทำการเก็บข้อมูลลักษณะการเคลื่อนไหวร่างกายของผู้สูงอายุ ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาและเก็บข้อมูลโดยให้ผู้ร่วมวิจัยทำการสวมใส่อุปกรณ์ติดตามตัว เพื่อทำการวิเคราะห์เกี่ยวกับกิจกรรมประจำวันดังนี้ กิจกรรมการเดิน กิจกรรมการวิ่ง กิจกรรมการนั่ง กิจกรรมการลุกขึ้นยืน และกิจกรรมการนอน นอกจากนี้กลุ่มผู้ร่วมวิจัยได้ทำการเก็บข้อมูลเกี่ยวกับกิจกรรมที่มีความเสี่ยงคือ กิจกรรมการหกล้ม การวิเคราะห์ข้อมูลทั้งหมดจะเกิดขึ้นภายในอุปกรณ์ติดตามตัวที่มีหน่วยประมวลผลขนาดเล็กและสามารถส่งข้อมูลผ่านย่านความถี่ 2.4 กิกะเฮิรตซ์ได้โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงเวลาและเทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงความถี่

ผลการศึกษาพบว่า การวิเคราะห์ข้อมูลเชิงเวลาโดยใช้ ค่าตัวชี้วัดความเร่งของแต่ละแกน (Signal vector magnitude: SVM)ค่าพลังงานที่เกิดจากการเคลื่อนไหว (Energy) ค่าการเปลี่ยนแปลงมุมที่เกิดขึ้น (Angle) สามารถทำการแยกแยะประเภทของกิจกรรมที่เกิดขึ้นในแต่ละประเภทได้ แต่เนื่องจากการเคลื่อนไหวร่างกายของมนุษย์มีความคล้ายคลึงกันรูปแบบสัญญาณ โดยอ้างอิงพื้นฐานของเวลา จึงจำเป็นต้องใช้การวิเคราะห์ข้อมูลเชิงความถี่ โดยทำการหาค่าความถี่เฉพาะของกิจกรรม (Frequency) และค่าพลังงานของสเปกตรัม (Power spectrum) ที่เกิดขึ้น ช่วยยืนยันความถูกต้องของผลการวิเคราะห์ เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการบ่งชี้พฤติกรรม ซึ่งจากการทดสอบแล้วสามารถตรวจจับกิจกรรมการเดินได้ถูกต้องร้อยละ 95 กิจกรรมการวิ่งคิดเป็นร้อยละ 97.5 กิจกรรมการนั่งคิดเป็นร้อยละ 92.5 กิจกรรมการนอนคิดเป็นร้อยละ 87.5 กิจกรรมการขึ้นคิดเป็นร้อยละ 97.5 กิจกรรมการล้มคิดเป็นร้อยละ 95 และโดยภาพรวมทุกกิจกรรมคิดเป็นร้อยละ 94.16 ของกิจกรรมทั้งหมด



55910292: MAJOR: ELECTRICAL ENGINEERING; M.Eng.

KEYWORD: FALL DETECTION/ WIRELESS SENSOR NETWORK/ SYSTEM-ON-CHIP/  
ACCELEROMETER/ GOERTZEL ALGORITHM/

PARIWAT LEAMSUMRAN: REAL-TIME SYSTEM FOR MONITORING  
ACTIVITY AMONG THE ELDERLY USING AN RF SOC DEVICE OVER A WIRELESS  
SENSOR NETWORK. ADVISORY COMMITTEE: PANUWAT DANKLANG, Ph.D. 155 P.  
2016.

The purpose of this research are to analyze and identify the activities of the elderly and risky activities causing harm to them by using the tracking device for the elderly. For this device, it is a small device similar to a necklace with a three-axis acceleration sensor inside for collecting data about body movements characteristic of the elderly. The researcher conducted and collect data by using participants wearing a tracking device to analyze about daily activities such as walking, running, sitting, stand up and sleeping activities. In addition, the researcher collected information about falls. All of data analysis is occurred within a unit tracking device which is small processors and sent the data through frequency range of 2.4 GHz. by using Time-domain techniques and Frequency-domain techniques.

The research of this study indicated, Time-domain technique by using the signal vector magnitude, the energy generated by the movement and the variation of the angle form, can distinguish the type of activities in each category however, the movement of the human body are similar with the basis of a reference time signal. It is necessary to use a Frequency-domain technique because the frequency of events and the energy of the occurred spectrum can verify the accuracy of the analysis and increase the accuracy of the indicator behavior. For detecting activity test of walking, it was 95 percent, activity of running 97.5 percent, activity of sitting 92.5 percent, activity of sleeping 87.5 percent, activity of standing 97.5 percent, activity of fall 95 percent and overall activity was for 94.16 percent.

## สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
สารบัญ.....	ฉ
สารบัญตาราง.....	ช
สารบัญภาพ.....	ฉ
บทที่	
1 บทนำ.....	1
ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	3
ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากการวิจัย.....	3
ขอบเขตของการวิจัย.....	3
2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	5
สาเหตุและปัจจัยของการล้มในผู้สูงอายุ.....	5
การวิเคราะห์การล้มของผู้สูงอายุ.....	11
ประเภทของระบบที่มีการใช้อุปกรณ์ติดตามตัว.....	16
ประเภทของเซ็นเซอร์ที่ใช้ในอุปกรณ์ติดตามตัว.....	17
ตำแหน่งของอุปกรณ์ที่ติดและข้อมูลเชิงทฤษฎี.....	18
การวิเคราะห์พฤติกรรมของร่างกายโดยใช้ความเร่งในการวิเคราะห์ข้อมูล.....	20
ทฤษฎีและเทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูล.....	22
เทคโนโลยี BLUETOOTH LOW ENERGY (BLE).....	48
3 การออกแบบระบบ.....	57
ภาพรวมของระบบ .....	57
อุปกรณ์ .....	59
โครงสร้างของข้อมูลและการส่งข้อมูล.....	65
เทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้น.....	71
การออกแบบทดสอบแนวคิดการวิเคราะห์พฤติกรรมประจำวันของผู้สูงอายุ.....	82

## สารบัญ (ต่อ)

บทที่	หน้า
4 ผลการวิจัย.....	84
ผลการวิจัย.....	84
5 สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ.....	142
สรุปผล.....	142
อภิปรายผล.....	144
ข้อเสนอแนะ.....	145
บรรณานุกรม.....	147
ประวัติย่อของผู้วิจัย.....	155

## สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2-1 จำนวนและอัตราของผู้สูงอายุ พ.ศ. 2537 พ.ศ. 2545 พ.ศ. 2554 และ พ.ศ. 2557 .....	6
2-2 ดัชนีผู้สูงอายุของประเทศไทย พ.ศ. 2548-2578.....	8
2-3 อัตราส่วนพึ่งพิงรวม อัตราส่วนพึ่งพิงวัยเด็ก และอัตราส่วนพึ่งพิงวัยชรา .....	10
2-4 เปรียบเทียบเทคโนโลยีของบลูทูธรุ่นเก่าและบลูทูธพลังงานต่ำ .....	50
2-5 การเปรียบเทียบย่านความถี่ระหว่าง BLE กับ Bluetooth Classic.....	51
2-6 PDU Type ในส่วนของ Header ของ Advertising Channel .....	53
2-7 ความหมายของ PDU Type.....	54
3-1 รูปแบบของข้อมูลในส่วนของ Advertising Data.....	67
3-2 รูปแบบของข้อมูลในส่วนของ Scan Data .....	68
3-3 ค่าความเร่งของสามแกนตามทิศทางของอุปกรณ์ ณ สภาวะหยุดนิ่ง .....	72
4-1 คุณสมบัติเฉพาะของกิจกรรมแต่ละประเภท .....	115
4-2 คุณสมบัติเฉพาะของพฤติกรรมการล้มแต่ละรูปแบบ .....	131
4-3 ความแม่นยำในการวิเคราะห์ข้อมูลภายในอุปกรณ์ติดตามตัว.....	137

## สารบัญภาพ

ภาพที่	หน้า
2-1 การคาดการณ์อัตราส่วนระหว่างประชากรไทยในแต่ละช่วงอายุ .....	7
2-2 อัตราส่วนค่าจุนผู้สูงอายุของประเทศไทย พ.ศ. 2503-2578 .....	11
2-3 การล้มลงพื้นโดยไม่ตั้งใจ (หรือสะดุด) .....	14
2-4 การล้มแบบสิ้นใจ.....	14
2-5 ให้พลิกตะแคง ยกศีรษะขึ้น .....	14
2-6 ยึดเกาะ โต๊ะหรือเก้าอี้ที่มั่นคงโดยใช้มือสองข้าง .....	15
2-7 พยุงตัวขึ้นมาค่อย ๆ ยกตัวขึ้น โดยเข้าข้างใดข้างหนึ่งอยู่บนพื้น .....	15
2-8 ค่อย ๆ นั่งบนเก้าอี้ให้มั่นคง .....	15
2-9 ความสัมพันธ์ระหว่างร่างกายกับแกนสามมิติ .....	18
2-10 ขั้นตอนกระบวนการของ FNSW และ FOSW .....	30
2-11 Explanation of segmentation method SWAB .....	31
2-12 1-coin model .....	38
2-13 ลักษณะของสัญญาณการเดินที่ได้จากเซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกน .....	42
2-14 ลักษณะของสัญญาณการเดินที่ได้จากเซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกน .....	43
2-15 สัญญาณการหกล้มของเซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกน .....	43
2-16 รายละเอียดแต่ช่วงที่เกิดการหกล้ม .....	44
2-17 สัญญาณจากการทดสอบกิจกรรมแต่ละประเภท .....	45
2-18 สัญญาณจากการทดสอบกิจกรรมเฉพาะ นั่งลงและลุกขึ้นอย่างรวดเร็ว .....	46
2-19 สัญญาณจากการทดสอบกิจกรรมการล้ม.....	46
2-20 ย่านความถี่ของ Bluetooth low energy (BLE) .....	52
2-21 รูปแบบของการส่งข้อมูลในชั้นของ Link layer.....	52
2-22 รูปแบบของข้อมูลของการกระจายสัญญาณ (Advertising channel packet).....	53
2-23 รูปแบบของ Header ขนาด 16 บิต .....	53
2-24 โครงสร้างของแพ็คเกจข้อมูลสำหรับ BLE โหมด Advertising data .....	54
3-1 ตัวอย่างการทำงานของระบบ .....	58
3-2 รูปวงจรถริงที่อยู่ในภายในอุปกรณ์ติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุ.....	60
3-3 ภาพและตำแหน่งของสามแกนของเซ็นเซอร์ .....	61

## สารบัญญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
3-4 ฟังก์ชันการทำงานของอุปกรณ์ติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุ .....	61
3-5 บอร์ดจริงของอุปกรณ์ทวนสัญญาณ .....	62
3-6 ฟังก์ชันการทำงานของอุปกรณ์ทวนสัญญาณ .....	63
3-7 อุปกรณ์นำพิกาสัญญาณสำหรับผู้ดูแล .....	64
3-8 ฟังก์ชันการทำงานของเกตเวย์ .....	64
3-9 โครงสร้างข้อมูลส่วนที่ใช้ในการส่งข้อมูล .....	66
3-10 ลักษณะการกระจายสัญญาณข้อมูลและการค้นหาสัญญาณ .....	69
3-11 รูปแบบการส่งข้อมูลระหว่างอุปกรณ์ .....	69
3-12 การติดต่อสื่อสารระหว่างอุปกรณ์ติดตามและอุปกรณ์ทวนสัญญาณ .....	70
3-13 การติดต่อสื่อสารระหว่างอุปกรณ์ทวนสัญญาณและเกตเวย์ .....	71
3-14 การสวมใส่อุปกรณ์เฝ้าติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุ .....	73
3-15 เทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลของอุปกรณ์ติดตามตัว .....	73
3-16 ภาพรวมกระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลภายในอุปกรณ์ติดตามตัว .....	74
3-17 ตัวอย่างสัญญาณและการวิเคราะห์โดยเลือกความถี่ .....	75
3-18 การเก็บข้อมูลโดยแทนที่ข้อมูลเก่า (Moveing data) .....	76
3-19 รูปแบบการทำงานของอุปกรณ์ติดตามตัว .....	80
4-1 สัญญาณที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการเดิน .....	85
4-2 สัญญาณของกิจกรรมการเดินที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator .....	85
4-3 ค่าตัวชี้วัดระดับความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมการเดิน .....	86
4-4 ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการเดิน .....	86
4-5 ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน .....	87
4-6 ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ Derivative operator .....	88
4-7 ข้อมูลการหาค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm .....	88
4-8 สัญญาณที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการเดินอย่างช้า .....	89
4-9 สัญญาณของกิจกรรมการเดินอย่างช้า ที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator .....	89
4-10 ค่าตัวชี้วัดระดับความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมการเดินอย่างช้า .....	90

## สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
4-11 ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการเดินอย่างช้า.....	90
4-12 ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน .....	91
4-13 ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ Derivative operator .....	92
4-14 ข้อมูลการหาค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm .....	92
4-15 สัญญาณที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการวิ่ง .....	93
4-16 สัญญาณที่เกิดขึ้นจากพฤติกรรมกรวิ่งมาผ่านกระบวนการ Derivative operator.....	93
4-17 ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมการวิ่ง (Signal magnitude vector: SVM) ...	94
4-18 ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการวิ่ง .....	94
4-19 ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน .....	95
4-20 ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ Derivative operator .....	95
4-21 การหาค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm .....	96
4-22 สัญญาณที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการนั่งลงบนเก้าอี้ .....	96
4-23 สัญญาณของกิจกรรมการนั่งลงบนเก้าอี้ที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator.....	97
4-24 ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมการนั่งลงบนเก้าอี้.....	97
4-25 ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการนั่งลงบนเก้าอี้ .....	98
4-26 ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน .....	98
4-27 ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ Derivative operator .....	99
4-28 ค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm.....	99
4-29 สัญญาณที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการนั่งบนเก้าอี้แล้วลุกขึ้นยืน .....	100
4-30 สัญญาณที่เกิดขึ้นจากพฤติกรรมการนั่งบนเก้าอี้แล้วลุกขึ้นยืนมาผ่านกระบวนการ Derivative operator .....	100
4-31 ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมการนั่งบนเก้าอี้แล้วลุกขึ้น .....	101
4-32 ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการนั่งบนเก้าอี้แล้วลุกขึ้นยืน .....	101
4-33 ค่ามุมที่เปลี่ยนแปลงไปในแต่ละแกน .....	102

## สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
4-34 ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มข้นของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ Derivative operator .....	103
4-35 ค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm.....	103
4-36 สัญญาณที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการนอนลงบนพื้น .....	104
4-37 สัญญาณของกิจกรรมการนอนลงบนพื้นที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator .....	104
4-38 ค่าตัวชี้วัดความเข้มข้นของสัญญาณของกิจกรรมการนอนลงบนพื้น .....	105
4-39 ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการนอนลงบนพื้น .....	105
4-40 คำมูที่เปลี่ยน ไปในแต่ละแกน .....	106
4-41 ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มข้นของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ Derivative operator .....	107
4-42 ค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm.....	107
4-43 สัญญาณที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการลุกขึ้นยืนจากพื้น .....	108
4-44 สัญญาณที่เกิดขึ้นจากพฤติกรรมการลุกขึ้นยืนจากพื้นผ่านกระบวนการ.....	108
4-45 ค่าตัวชี้วัดความเข้มข้นของสัญญาณของกิจกรรมการลุกขึ้นยืนจากพื้น .....	109
4-46 ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการลุกขึ้นยืนจากพื้น .....	109
4-47 คำมูที่เปลี่ยน ไปในแต่ละแกน .....	110
4-48 ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มข้นของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ Derivative operator .....	110
4-49 ค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm.....	111
4-50 สัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มข้นของสัญญาณที่เกิดขึ้นในแต่ละกิจกรรมประจำวัน .....	112
4-51 สัญญาณส่วนขยายของ Other activities.....	112
4-52 สัญญาณ SVM ที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator ที่เกิดขึ้นในแต่ละกิจกรรม .....	113
4-53 สัญญาณส่วนขยายของ Other activities.....	113
4-54 สัญญาณของระดับพลังงานที่เกิดขึ้นของกิจกรรมแต่ละประเภท .....	114
4-55 สัญญาณของระดับพลังงานที่เกิดขึ้นของ Other activities .....	114
4-56 สัญญาณที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการหกล้มไปด้านหลัง และหยุดนิ่ง .....	115
4-57 สัญญาณของกิจกรรมการหกล้มไปด้านหลังที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator.....	116



## สารบัญญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
4-58 ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณกิจกรรมการหล่มไปด้านหน้า .....	116
4-59 ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการหล่มไปด้านหน้า .....	117
4-60 ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน .....	117
4-61 ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มข้นของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ .....	118
4-62 ค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm.....	118
4-63 สัญญาณที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการหล่มไปด้านหลัง และหยุดนิ่ง .....	119
4-64 สัญญาณของกิจกรรมการหล่มไปด้านหลังที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator.....	119
4-65 ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณกิจกรรมการหล่มไปด้านหลัง.....	120
4-66 ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการหล่มไปด้านหลัง .....	120
4-67 ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน .....	121
4-68 ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มข้นของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ .....	121
4-69 ค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm.....	122
4-70 สัญญาณที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการหล่มไปด้านซ้าย และหยุดนิ่ง .....	122
4-71 สัญญาณของกิจกรรมการหล่มไปด้านซ้าย และหยุดนิ่งที่ผ่านกระบวนการ .....	123
4-72 ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณกิจกรรมการหล่มไปด้านซ้าย และหยุดนิ่ง .....	123
4-73 ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการหล่มไปด้านซ้าย และหยุดนิ่ง .....	124
4-74 ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน .....	124
4-75 ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มข้นของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ .....	125
4-76 ค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm.....	125
4-77 ค่าสัญญาณที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการหล่มไปด้านขวา และหยุดนิ่ง .....	126
4-78 สัญญาณของกิจกรรมการหล่มไปด้านขวาที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator.....	126
4-79 ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณกิจกรรมการหล่มไปด้านขวา .....	127
4-80 ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการหล่มไปด้านขวา .....	127
4-81 ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน .....	128
4-82 ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มข้นของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ .....	128
4-83 ค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm.....	129
4-84 สัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณที่เกิดขึ้นในแต่ละกิจกรรมการหล่ม .....	129

## สารบัญญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
4-85 สัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator.....	130
4-86 สัญญาณของระดับพลังงานที่เกิดขึ้นของกิจกรรมการหักล้ม.....	130
4-87 ความสัมพันธ์แบบสามมิติระหว่างค่ามุมที่เปลี่ยนแปลง ค่าพลังงานสะสมและ ค่าความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมแต่ละประเภท .....	132
4-88 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าพลังงานสะสมกับค่าความเข้มของสัญญาณของกิจกรรม แต่ละประเภท .....	133
4-89 ความสัมพันธ์ระหว่างค่ามุมที่เปลี่ยนแปลงกับค่าพลังงานสะสมของกิจกรรม แต่ละประเภท .....	134
4-90 ความสัมพันธ์แบบสามมิติระหว่างค่าพลังงานสะสม ค่าสเปกตรัมของพลังงานและ ค่าความถี่เฉพาะของสัญญาณ .....	135
4-91 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าพลังงานสะสมและความถี่เฉพาะของสัญญาณ .....	135
4-92 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าพลังงานสะสมและค่าสเปกตรัมของพลังงาน .....	136
4-93 กราฟเวลาเฉลี่ยที่ใช้ในการส่งข้อมูลทั้งหมดของอุปกรณ์ จำนวน 10 ตัว.....	138
4-94 กราฟเวลาเฉลี่ยที่ใช้ในการส่งข้อมูลทั้งหมดของอุปกรณ์ จำนวน 20 ตัว.....	139
4-95 กราฟเวลาเฉลี่ยที่ใช้ในการส่งข้อมูลทั้งหมดของอุปกรณ์ จำนวน 30 ตัว.....	140
4-97 กราฟเวลาเฉลี่ยที่ใช้ในการส่งข้อมูลทั้งหมดของอุปกรณ์ จำนวน 40 ตัว.....	140
5-1 เวลาที่ใช้งานเทียบกับจำนวนของอุปกรณ์.....	143

# บทที่ 1

## บทนำ

### ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ประเทศไทยได้เริ่มเข้าสู่การเป็นสังคมผู้สูงอายุ (Aging society) โดยมีสัดส่วนของประชากรที่มีอายุตั้งแต่ 60 ปีขึ้นไปต่อประชากรทั้งประเทศมากกว่าร้อยละ 10 มาตั้งแต่ปี 2548 และในอีกแค่ 20 ข้างหน้าสัดส่วนนี้จะเพิ่มขึ้นไปเป็นร้อยละ 25 ซึ่งถือได้ว่าเป็นการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว (สมประวิณ มั่นประเสริฐ, 2553) โดยผลของการเปลี่ยนแปลงของโครงสร้างประชากรย่อมจะมีผลกระทบต่อทั้งในแง่เศรษฐกิจและสังคมของประเทศในอนาคตอย่างหลีกเลี่ยงไม่ได้ ดังนั้นประเทศไทยควรมีการเตรียมการเพื่อรองรับสังคมผู้สูงอายุ ซึ่งเมื่อมีคนแก่หรือคนชรามากขึ้น สัดส่วนคนทำงานจะลดลง ผลผลิตโดยรวมก็จะลดลง ส่งผลให้รายได้ของประเทศลดลงเกิดปัญหาทางด้านเศรษฐกิจของประเทศได้ ผู้สูงอายุต้องเกษียณจากการงานไม่มีรายได้ต้องอาศัย รายได้จากเงินที่เก็บออมไว้ ถ้าหากไม่มีเงินออมไว้มากพอ ก็จะส่งผลให้เกิดปัญหาในการดำรงชีพเป็นภาระแก่สังคมที่ต้องช่วยเหลือเกื้อกูลจัดสวัสดิการต่าง ๆ ให้เหมาะสมและเพียงพอ (ชมพูนุท พรหมภักดี, 2556) เมื่อถึงวัยสูงอายุสภาพร่างกายและจิตใจมีการเปลี่ยนแปลงต้องมีการปรับตัว และที่สำคัญเมื่ออายุมากขึ้นสภาพร่างกาย เริ่มเสื่อมถอยลง ปัญหาด้านสุขภาพก็จะตามมา ซึ่งทั้งหมดเป็นปัญหาที่ทุกภาคส่วนสมควรมีการเตรียมการเพื่อรองรับจำนวนผู้สูงอายุที่จะมีเพิ่มขึ้นและเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ (ราชวิทยาลัยทันตแพทย์แห่งประเทศไทย, 2556)

ปัจจุบันปัญหาเกี่ยวกับการหกล้มในผู้สูงอายุเป็นปัญหาที่นับวันจะเพิ่มขึ้นทั่วโลก เนื่องจากจำนวนและอายุของผู้สูงอายุเพิ่มขึ้น สำหรับประเทศไทยในการสำรวจสุขภาพประชากรไทย โดยการตรวจร่างกาย ครั้งที่ 4 พ.ศ. 2551-2552 ของสำนักงานสำรวจสุขภาพประชากรไทย พบว่า ผู้สูงอายุหกล้ม ร้อยละ 18.5 โดยผู้สูงอายุหญิงหกล้มสูงกว่าผู้สูงอายุชายเกือบ 1 เท่าตัว ผู้สูงอายุครึ่งหนึ่งหกล้มนอกบริเวณบ้านเป็นผู้สูงอายุชายมากกว่าผู้สูงอายุหญิง รองลงมาหกล้มภายในบ้านเป็นผู้สูงอายุหญิงมากกว่าผู้สูงอายุชาย เมื่อพิจารณาสถานที่หกล้มตามกลุ่มอายุพบว่า ผู้สูงอายุ 60-69 ปี หกล้มนอกตัวบ้านสูงกว่าทุกกลุ่มอายุทั้งชายและหญิง ส่วนผู้สูงอายุ 80 ปีขึ้นไป หกล้มในบริเวณบ้านสูงกว่าทุกกลุ่มอายุทั้งชายและหญิง สาเหตุของการหกล้ม ลำดับแรก คือ การลื่นทั้งผู้สูงอายุหญิงและชาย ส่วนสาเหตุรองลงมาของการหกล้มของผู้สูงอายุชาย ได้แก่ การสะดุดสิ่งกีดขวาง ร้อยละ 38.3 และการเสียวทรวงตัว ร้อยละ 32.1 ส่วนสาเหตุของการหกล้มในผู้สูงอายุหญิงเพราะเสียวทรวงตัว ร้อยละ 37.0 และสะดุดสิ่งกีดขวาง ร้อยละ 32.1

(มูลนิธิสถาบันวิจัยและพัฒนาผู้สูงอายุไทย, 2553) สาเหตุของการหกล้มมีปัจจัยที่สำคัญ 2 ประการ คือ ปัจจัยภายในบุคคล รวมถึงปัจจัยทางด้านร่างกายและปัจจัยทางด้านจิตใจ และปัจจัยภายนอกบุคคล เช่น พื้นที่มีลักษณะไม่ปลอดภัย แสงสว่างที่ไม่เหมาะสม เป็นต้น การหกล้มส่งผลกระทบต่อสุขภาพผู้สูงอายุทั้งทางด้านร่างกาย จิตใจ สังคม และยังกระทบต่อภาวะเศรษฐกิจโดยเฉพาะระบบบริการสุขภาพ ซึ่งสามารถป้องกันได้โดยการปรับสิ่งแวดล้อมที่เป็นปัจจัยเสี่ยง การให้ความรู้ การให้คำแนะนำ และการปรับพฤติกรรมเพื่อเพิ่มความแข็งแรงแก่ร่างกายบ่อยครั้งที่ผู้สูงอายุเกิดการหกล้มเนื่องจากสภาพร่างกายที่เคลื่อนไหวได้ไม่เต็มร้อยเปอร์เซ็นต์จากการศึกษาข้อมูลในต่างประเทศพบว่า การบาดเจ็บในผู้สูงอายุตั้งแต่ 75 ปีขึ้นไปเป็นการบาดเจ็บที่เกิดขึ้นจากการหกล้มร้อยละ 70 การหกล้มของผู้สูงอายุยังเพิ่มความเสี่ยงในการเสียชีวิตด้วยภาวะแทรกซ้อนด้วยโรคต่าง ๆ ที่มีอยู่แล้ว ซึ่งในต่างประเทศร้อยละ 90 ของภาวะกระดูกสะโพกหักในผู้สูงอายุเป็นผลเกิดจากการหกล้มนั่นเอง สำหรับประเทศไทยปัจจัยเสี่ยงของการหกล้มในผู้สูงอายุไทยนั้น ผู้สูงอายุหญิงมีโอกาสเสี่ยงต่อการหกล้มสูงกว่าผู้สูงอายุชาย 1.5 เท่า ซึ่งปัจจุบันปัจจัยสิ่งแวดล้อมภายนอกบ้าน และภายในบ้านที่มีผู้สูงอายุอยู่อาศัย ยังไม่ได้รับความสนใจเท่าที่ควรในการปรับให้ผู้สูงอายุสามารถอยู่ได้อย่างปลอดภัย จากการสำรวจพบว่าร้อยละ 60 ของผู้สูงอายุไทยยังต้องขึ้นลงบันไดทุกวันและมีร้อยละ 18 ต้องเดินพื้นที่ลื่น เป็นต้น

จากการสำรวจกลุ่มของสถานสงเคราะห์คนชราจะพบว่า ปัญหาส่วนใหญ่ร้อยละ 95 เป็นปัญหาที่เกิดจากจำนวนผู้ดูแลต่อผู้สูงวัยนั้นมีจำนวนไม่เพียงพอ ซึ่งทำให้การดูแลผู้สูงวัยภายในสถานสงเคราะห์นั้นอาจจะไม่เกิดประสิทธิภาพร้อยละ 90 เช่น กรณีที่ผู้สูงวัยหกล้ม หรือต้องการความช่วยเหลือ จึงได้มีการนำเทคโนโลยีต่าง ๆ เข้ามาช่วยแก้ไขปัญหที่เกิดขึ้น เช่น กล้องวงจรปิด โดยนำมาใช้ในการติดตามผู้สูงวัยในสถานที่ต่าง ๆ ภายในสถานสงเคราะห์ แต่เทคโนโลยีดังกล่าวก็ยังไม่สามารถตอบโจทย์ของปัญหาที่เกิดขึ้นได้เท่าที่ควรเพราะต้องใช้แรงงานคนเพื่อทำการเฝ้าตรวจสอบกล้องวงจรปิดเช่นเดิม อีกครั้งปัจจุบันการนำเทคโนโลยีมาใช้ในการดูแลสุขภาพสำหรับผู้สูงอายุในประเทศไทย เป็นการนำเข้าเทคโนโลยีมาจากต่างประเทศ ทำให้ค่าใช้จ่ายต่าง ๆ มีราคาค่อนข้างสูง ดังนั้นจึงเป็นโอกาสของประเทศไทยที่จะเริ่มศึกษาและพัฒนาาระบบดูแลและช่วยเหลือผู้สูงอายุที่อาศัยอยู่ภายในบ้านพักหรือสถานที่พักอาศัยและยังเป็นการแก้ปัญหาสังคมที่ผู้สูงอายุถูกทอดทิ้งอีกด้วย

ผู้วิจัยได้ตระหนักถึงความสำคัญของการดูแลผู้สูงอายุในเกิดกรณีฉุกเฉิน จึงคิดค้นและพัฒนาอุปกรณ์ที่จะสามารถตรวจสอบพฤติกรรมหรือกิจกรรมของผู้สูงอายุ มีการใช้สัญญาณจากเซ็นเซอร์มาช่วยในการคำนวณหลายชนิด ซึ่งจะทดสอบโดยอาสาสมัครที่อยู่ในช่วงอายุที่แตกต่างกัน จนทำให้สามารถระบุถึงพฤติกรรมของอาสาสมัครได้ เช่น เดิน นั่ง วิ่ง นอน จนถึง

การหกล้ม เป็นต้น ซึ่งงานวิจัยนี้จะนำเทคนิคการวิเคราะห์พฤติกรรมหรือกิจกรรมดังกล่าวมาพัฒนาเพิ่มเติม โดยเพิ่มการวิเคราะห์ผลในลักษณะของการนำสัญญาณมาแปลงเพื่อหาความถี่ของพฤติกรรมที่เกิดขึ้น ทำให้สามารถระบุพฤติกรรมต่าง ๆ ได้แม่นยำมากยิ่งขึ้น

### วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. ศึกษาลักษณะท่าทางการเคลื่อนไหวของผู้สวมใส่พร้อมเก็บข้อมูล
2. ศึกษาและคัดเลือกตัวชี้วัดที่มีประสิทธิภาพเพียงพอในการวิเคราะห์ข้อมูลภายในหน่วยประมวลผลขนาดเล็ก
3. พัฒนาเทคโนโลยีที่จะสามารถวิเคราะห์แยกแยะพฤติกรรมต่าง ๆ ของผู้สวมใส่
4. พัฒนาระบบเฝ้าระวังดูแลผู้สูงอายุที่อาศัยอยู่ภายในบ้านพักหรือสถานที่พักอาศัยต่าง ๆ พร้อมทั้งมีการแจ้งเตือนหากผู้สูงอายุต้องการความช่วยเหลือหรือหกล้ม

### ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากการวิจัย

1. สามารถสร้างระบบเพื่อวิเคราะห์ประเภทกิจกรรมของผู้สวมใส่ให้สามารถใช้งานได้จริง เพื่อตอบโจทย์ปัญหาที่เกิดขึ้น
2. สามารถแจ้งเตือนหรือร้องขอความช่วยเหลือได้ทันทีที่ผู้สูงอายุต้องการ
3. สามารถสร้างความมั่นใจให้กับผู้ดูแลและญาติพี่น้องของผู้สูงอายุ ในการลดความเสี่ยงที่จะเกิดอันตรายขึ้นกับผู้สูงอายุ
4. สามารถพัฒนาต่อยอดเพื่อนำไปใช้กับผู้สูงอายุได้จริง รวมถึงสามารถนำมาปรับใช้กับระบบดูแลผู้สูงอายุได้จริง

### ขอบเขตของการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาลักษณะกิจกรรมการเคลื่อนไหวของผู้สูงอายุ โดยให้ทีมนักวิจัยจำนวนทั้งหมด 15 คน โดยแบ่งเป็นเพศหญิง 5 คน และเพศชาย 10 คน ทั้งหมดจะมีอายุอยู่ในช่วง 21 ถึง 26 ปี มีสุขภาพร่างกายแข็งแรง สามารถเคลื่อนไหวร่างกายได้ปกติ และทำกิจกรรมประจำวันได้ปกติ ทีมนักวิจัยทั้งหมดจะต้องทำกิจกรรม 6 กิจกรรม ได้แก่ การเดิน การวิ่ง การนั่ง การนอน การยืนหรือพัก และการหกล้ม เพื่อเก็บข้อมูลทั้งหมด 30 ชุดข้อมูล โดยมีขอบเขตของการวิจัย ดังนี้

1. ศึกษาค่าเฉลี่ยความเร่งจากเซ็นเซอร์ที่อยู่ภายในตัวอุปกรณ์ที่ผู้สวมใส่ (Elderly tag) ซึ่งอุปกรณ์ดังกล่าวใช้หน่วยประมวลผล (MCU) ตระกูล ARM ที่ผลิตโดยบริษัท Nordic

Semiconductor ชื่อ nRF51822 ที่มีความสามารถติดต่อสื่อสารในย่านความถี่ 2.4 GHz พร้อมกับตัวเซ็นเซอร์วัดความเร่ง (Accelerometer) ที่จะทำหน้าที่วัดความเร่งของแกนทั้งสาม

2. ศึกษาและพัฒนาตัวชี้วัดที่เหมาะสมในอุปกรณ์ที่มีหน่วยประมวลผลขนาดเล็กสำหรับอุปกรณ์เฝ้าติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุ ให้สามารถนำมาใช้งานให้สอดคล้องกับระบบดูแลผู้สูงอายุได้ โดยอุปกรณ์เฝ้าติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุจะทำการสรุปประเภทของกิจกรรมที่ผู้สวมใส่กำลังกระทำอยู่

3. ศึกษาระบบเครือข่ายเซ็นเซอร์ไร้สาย (Wireless sensors network: WSN) เพื่อใช้ในการรับส่งข้อมูลจากสถานี (Stations) กับตัวอุปกรณ์เฝ้าติดตามตัวผู้สูงอายุผ่านย่านความถี่ 2.4 GHz ในกรณีที่ผู้สูงอายุหกล้มหรือต้องการความช่วยเหลือ

## บทที่ 2

### เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ระบบติดตามพฤติกรรมของผู้สูงอายุโดยใช้เครือข่ายไร้สาย ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาค้นคว้า เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องต่าง ๆ สรุปสาระสำคัญ ดังนี้

1. สาเหตุและปัจจัยของการล้มในผู้สูงอายุ
2. การวิเคราะห์การล้มของผู้สูงอายุ
3. ประเภทของระบบที่มีการใช้อุปกรณ์ติดตามตัว
4. ประเภทของเซ็นเซอร์ที่ใช้ในอุปกรณ์ติดตามตัว
5. ตำแหน่งของอุปกรณ์ที่ติดและข้อมูลเชิงทฤษฎี
6. การวิเคราะห์พฤติกรรมของร่างกายโดยใช้ความเร่งในการวิเคราะห์ข้อมูล
7. ทฤษฎีและเทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูล
8. เทคโนโลยี BLUETOOTH LOW ENERGY (BLE)

#### สาเหตุและปัจจัยของการล้มในผู้สูงอายุ

ไพพลวรรณ สัทธานนท์, ผกามาศ พิริยะประสาธน์, ธันยาภรณ์ อรัญวาลัย และกฤษณา ครุฑนาค (2558) ได้ศึกษาเกี่ยวกับการล้มในผู้สูงอายุไทยในเขตเมืองและชนบท พบว่า ประชากรผู้สูงอายุภายในประเทศไทยมีอัตราการเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่องรวมถึงอัตราการเสียชีวิตของผู้อายุที่มีแนวโน้มมากขึ้นด้วยเช่นกัน ซึ่งปัญหาที่พบมากเป็นอันดับหนึ่งของผู้สูงอายุมาจากสาเหตุของการหกล้ม ทำให้เกิดปัญหาที่ตามมาอย่างมากมาย จึงได้มีการศึกษาและรวบรวมข้อมูลเกี่ยวกับการหกล้มภายในผู้สูงอายุ ดังนี้

#### ประชากรสูงอายุของประเทศไทย

องค์การสหประชาชาติ (United nations, UN) ได้ให้นิยามของคำว่า “ผู้สูงอายุ” คือ ประชากรที่มีอายุมากกว่า 60 ปีขึ้นไป โดยเป็นการนิยาม นับตั้งแต่ปีที่เกิด แต่องค์การอนามัยโลก ยังไม่มีการให้นิยามผู้สูงอายุ โดยให้เหตุผลว่า ประเทศต่าง ๆ ทั่วโลกมีการนิยามของผู้สูงอายุที่ต่างกัน ทั้งนิยามตามอายุเกิด ตามสังคม (Social) วัฒนธรรม (Culture) และสภาพร่างกาย (Functional markers) เช่น ในประเทศที่พัฒนาแล้ว ผู้สูงอายุ หมายถึง กลุ่มประชากรที่มีอายุตั้งแต่ 65 ปีขึ้นไป หรือบางประเทศอาจนิยามผู้สูงอายุ ตามอายุที่กำหนดให้เกษียณงาน (อายุ 50, 60 หรือ 65 ปี) หรือนิยามตามสภาพของร่างกาย สำหรับประเทศไทยแล้วมีการกำหนดตามพระราชบัญญัติผู้สูงอายุ พ.ศ. 2546 ซึ่ง

ให้ความหมายของคำว่าสูงอายุไว้ว่า “บุคคลซึ่ง มีอายุเกินกว่าหกสิบปีบริบูรณ์ขึ้นไป และมีสัญชาติไทย”

สถิติประชากรผู้สูงอายุในประเทศไทย (Thai ageing population)

จากผลการสำรวจของสำนักงานสถิติแห่งชาติ ครั้งที่ 4 พบว่า ประเทศไทยมีจำนวน และสัดส่วนของผู้สูงอายุเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็วและต่อเนื่อง โดยในปี พ.ศ. 2537 มีจำนวนผู้สูงอายุคิดเป็นร้อยละ 6.8 ของประชากรทั้งประเทศ และเพิ่มขึ้นเป็นร้อยละ 9.4, 10.7 และ 12.2 ในปี พ.ศ.2545 พ.ศ. 2550 และ พ.ศ. 2554 ตามลำดับ โดยในปี พ.ศ. 2557 มีจำนวนผู้สูงอายุคิดเป็นร้อยละ 14.9 ของประชากรทั้งหมด จำแนกเป็นชายร้อยละ 13.8 และหญิง ร้อยละ 16.1 (สำนักงานสถิติแห่งชาติ, 2557) ดังตารางที่ 2-1

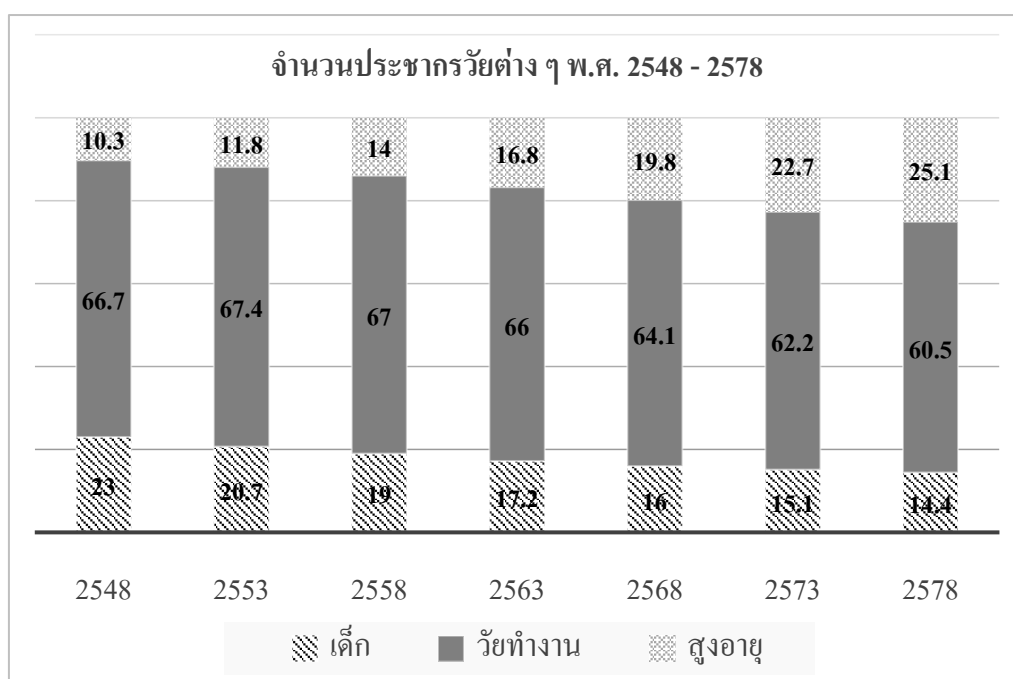
ตารางที่ 2-1 จำนวนและอัตราของผู้สูงอายุ พ.ศ. 2537 พ.ศ. 2545 พ.ศ. 2554 และ พ.ศ. 2557  
(สำนักงานสถิติแห่งชาติ, 2557)

จำนวนและร้อยละ ของผู้สูงอายุ	พ.ศ. 2537	พ.ศ. 2545	พ.ศ. 2550	พ.ศ. 2554	พ.ศ. 2557
ชาย	1,801,780	2,729,095	3,130,736	3,641,589	4,514,815
หญิง	2,210,074	3,239,935	3,890,233	4,624,715	5,499,890
รวม	4,011,854	5,969,030	7,020,959	8,266,304	10,014,705
ร้อยละของผู้สูงอายุ	6.8	9.4	10.7	12.2	14.9

ปีต่อมาว่าพัฒนางศ์, ปราโมทย์ ประสาทกุล และสุริย์พร พันพึ้ง (2556) กล่าวว่า การเพิ่มขึ้นของประชากรไทยช้าลงแต่ผู้สูงอายุกลับเพิ่มเร็วขึ้น พบว่า จากการสำรวจประชากรเมื่อกลางปี พ.ศ. 2548 ซึ่งเป็น ปีฐานของการฉายภาพ ประเทศไทยมีประชากร 62.2 ล้านคน หนึ่งปีถัดไป ประมาณได้ว่าประชากรไทย ณ กลางปี พ.ศ. 2549 เพิ่มขึ้นเป็น 62.5 ล้านคน เท่ากับว่าหนึ่งปีมีคนเพิ่มขึ้น 3 แสนคนเศษ คิดเป็นอัตราเพิ่มประชากรร้อยละ 0.6 ต่อปี การเพิ่มของประชากรไทยยังคงเพิ่มขึ้นต่อไปในอนาคต แต่เป็นการเพิ่มที่ช้าลง แต่ละปีอัตราเพิ่มประชากรค่อย ๆ ลดลง ๆ ในปี พ.ศ. 2565 ดูเหมือนว่าจะเป็นที่ประชากรไทยถึงจุดอ้อมตัว อัตราเกิดจะอยู่ในระดับใกล้เคียงกับ อัตราตาย ทำให้อัตราการเพิ่มของประชากรใกล้เคียงกับศูนย์ จำนวนเกิดในแต่ละปีพอ ๆ กับจำนวนตาย จากการฉายภาพประชากรชุดนี้แสดงว่าประชากรไทยจะถึงจุดอ้อมตัวที่จำนวนประมาณ 65 ล้านคนในราวปี พ.ศ. 2565 หลังจากนั้นเป็นไปได้ว่าอัตราเพิ่มประชากรจะติดลบ คือ ต่ำกว่าศูนย์บ้าง



เล็กน้อย ทำให้จำนวนประชากรแต่ละปีลดลงการที่ประชากรไทยในอนาคตมีอัตราการเพิ่มขึ้นอย่างช้า ๆ จนอ้อมตัวนั้น เป็นผลเนื่องมาจากภาวะเจริญพันธุ์ที่ลดต่ำลงและคนไทยมีชีวิตที่ยืนยาวขึ้นอีกลักษณะเช่นนี้มีผลทำให้โครงสร้างอายุของประชากรไทยมีการเปลี่ยนแปลงไปอย่างชัดเจนหากดูที่จำนวนประชากร เด็กอายุต่ำกว่า 15 ปี ในช่วงปี พ.ศ. 2548-2578 จะมีจำนวนลดลงจาก 14 ล้าน (ร้อยละ 23 ของประชากรทั้งหมด) เหลือ 9 ล้านกว่าคน (ร้อยละ 14) ส่วนประชากรวัยแรงงาน (อายุ 15-59 ปี) มีการเปลี่ยนแปลงเล็กน้อยและประชากรกลุ่มสุดท้าย คือ ผู้สูงอายุ (อายุ 60 ปี ขึ้นไป) คนกลุ่มนี้มีจำนวนเพิ่มขึ้นอย่างเห็นได้ชัดเมื่อเปรียบเทียบกับกลุ่มอื่น ๆ ในปี พ.ศ. 2548 ดังแสดงในภาพที่ 2-1



ภาพที่ 2-1 การคาดการณ์อัตราส่วนระหว่างประชากรไทยในแต่ละช่วงอายุ

สังคมไทยกับการก้าวเข้าสู่สังคมสูงอายุ

การเปลี่ยนแปลงโครงสร้างประชากรที่คาดว่าจะเกิดขึ้นในอนาคตนั้น จะทำให้เกิดปรากฏการณ์สำคัญที่มีผลกระทบต่อสังคมไทยอย่างมากนั้น คือ การมีประชากรสูงอายุมากกว่าประชากรวัยเด็กจะเกิดขึ้นในขณะที่จำนวนผู้สูงอายุเพิ่มมากขึ้นอย่างต่อเนื่อง ในอีกประมาณ 15 ปีข้างหน้า จำนวนเด็กจะมีปริมาณเท่ากับผู้สูงอายุ เมื่อถึงเวลานั้นแล้วจะเกิดการกัลป์กัน คือ ประเทศไทยจะมีจำนวนผู้สูงอายุมากกว่าเด็ก เมื่อใช้ “ดัชนีผู้สูงอายุ” (Ageing index) เพื่อเปรียบเทียบ

ระหว่างจำนวนของเด็กกับผู้สูงอายุแล้วจะทำให้เห็นว่าดัชนีผู้สูงอายุเป็นอัตราส่วนของจำนวนประชากรสูงอายุ (60 ปีขึ้นไป) ต่อจำนวนประชากรวัยเด็ก (อายุต่ำกว่า 15 ปี) 100 คน หมายความว่า ดัชนีผู้สูงอายุจะแสดงให้เห็นว่ามีผู้สูงอายุกี่คนต่อจำนวนเด็ก 100 คน ถ้าดัชนีมีค่าต่ำกว่า 100 แสดงว่ามีเด็กมากกว่าผู้สูงอายุ และในทางกลับกัน ถ้าดัชนีมีค่าสูงกว่า 100 แสดงว่ามีผู้สูงอายุมากกว่าเด็ก ดังแสดงในตารางที่ 2-2

ตารางที่ 2-2 ดัชนีผู้สูงอายุของประเทศไทย พ.ศ. 2548-2578

ปี พ.ศ.	ประชากร (ล้านคน)			ดัชนีผู้สูงอายุ (ผู้สูงอายุ/เด็ก 100คน)
	ทั้งหมด	วัยเด็ก	ผู้สูงอายุ	
2548	62.2	14.3	6.4	45.0
2553	63.7	13.2	7.5	57.0
2558	64.6	12.3	9.0	73.4
2563	65.1	11.2	11.0	98.0
2568	65.1	10.4	12.9	123.6
2573	64.5	9.8	14.6	149.9
2578	63.4	9.1	15.9	174.4

จากตารางที่ 2-2 แสดงให้เห็นแนวโน้มของดัชนีผู้สูงอายุ หรือ อัตราส่วนผู้สูงอายุต่อเด็ก 100 คน “ดัชนีผู้สูงอายุ” ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2548 มีแนวโน้มที่เพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง ความจริงแนวโน้มเช่นนี้เคยเกิดขึ้นมาแล้วในปี พ.ศ. 2503 และ พ.ศ. 2513 มีผู้สูงอายุเพียง 11 คนต่อเด็ก 100 คน เมื่อถึง พ.ศ. 2548 จำนวนผู้สูงอายุเพิ่มขึ้น ดัชนีผู้สูงอายุเพิ่มขึ้นถึง 45 และในอีก 5 ปีถัดมา ผู้สูงอายุมีจำนวนเกินกว่าครึ่งของจำนวนเด็กทั้งหมด ดัชนีผู้สูงอายุเพิ่มขึ้นด้วยอัตราที่สูงมากในช่วงปี พ.ศ. 2548-2553 และ พ.ศ. 2553-2558 คือ ประมาณเกือบร้อยละ 6 ต่อปี แต่ในช่วงพ.ศ. 2558-2563 ดัชนีผู้สูงอายุยิ่งเพิ่มเร็วมาก คือ สูงถึงร้อยละ 7 ต่อปี หลังจากช่วงนี้ไปแล้วอัตราเพิ่มของดัชนีผู้สูงอายุลดลงมาอยู่ที่ประมาณร้อยละ 4-5 ต่อปีเท่านั้น

ระหว่างปี พ.ศ. 2563-2564 เป็นช่วงเวลาที่ดัชนีผู้สูงอายุเท่ากับ 100 หมายความว่า ช่วงเวลานี้ประเทศไทยมีประชากรวัยเด็กเทียบเท่ากับผู้สูงอายุ หลังจากปี พ.ศ. 2564 ประเทศไทยจะมีผู้สูงอายุมากกว่าเด็ก ปรากฏการณ์ที่มีผู้สูงอายุมากกว่าเด็กเช่นนี้จะไม่สามารถที่จะย้อนกลับได้อีก ดังเช่นเหตุการณ์ที่ประเทศพัฒนาแล้วกำลังประสบปัญหาอยู่ก่อนแล้ว

### รูปแบบการพึ่งพิงเปลี่ยนไป

โครงสร้างประชากรของประเทศจะสะท้อนให้เห็นลักษณะของการพึ่งพิงกันระหว่างประชากรในแต่ละกลุ่มช่วงอายุ เมื่อโครงสร้างประชากรเปลี่ยนไป ลักษณะการพึ่งพิงกันก็จะมีลักษณะที่เปลี่ยนแปลงตามไปด้วย การแสดงระดับของการพึ่งพิงกันระหว่างประชากรในแต่ละช่วงอายุนิยมใช้ดัชนีที่เรียกว่า “อัตราส่วนพึ่งพิง” (Dependency ratio) เพื่อเป็นตัวชี้วัด

“อัตราส่วนพึ่งพิง” คือ อัตราส่วนระหว่างประชากรเด็กและประชากรสูงอายุต่อประชากรวัยทำงาน ในการคำนวณอัตราส่วนนี้ ประชากรวัยเด็ก คือ ประชากรที่อายุต่ำกว่า 15 ปี และประชากรสูงอายุ คือ ประชากรที่มีอายุมากกว่า 60 ปีขึ้นไป และประชากรวัยทำงาน คือ ประชากรที่มีช่วงอายุระหว่าง 15-59 ปี ดัชนีนี้มีข้อสมมุติว่าประชากรวัยเด็กและวัยสูงอายุต้องพึ่งพิง (ทางเศรษฐกิจ) ประชากรวัยทำงาน

อัตราส่วนพึ่งพิงตามความหมายข้างต้นนั้นเป็น “อัตราส่วนพึ่งพิงรวม” (Total dependency ratio) คือ รวมผู้พึ่งพิงทั้งที่เป็นเด็กและผู้สูงอายุ อัตราส่วนพึ่งพิงสามารถจำแนกตามประเภทของผู้ที่ต้องพึ่งพิงเป็น 2 ประเภท คือ อัตราส่วนพึ่งพิงวัยเด็ก (Youth dependency ratio) และอัตราส่วนพึ่งพิงวัยชรา (Old-age dependency ratio) อัตราส่วนพึ่งพิงวัยเด็กเป็นจำนวนเด็กต่อผู้ที่อยู่ในวัยทำงาน 100 คน ส่วนอัตราส่วนพึ่งพิงวัยชรานั้น เป็นจำนวนผู้สูงอายุต่อผู้ที่อยู่ในวัยทำงาน 100 คน เช่นกัน

ประเทศไทยเคยประสบปัญหาที่มีประชากรวัยเด็กมากเกินไปเมื่อเทียบกับประชากรวัยทำงาน เช่น จากการสำรวจสำมะโนครัวประชากรแต่ละปี พบว่า ค่าอัตราส่วนพึ่งพิงรวมเท่ากับ 85 หมายความว่า มีผู้ต้องพึ่งพิง (เด็กและผู้สูงอายุ) 85 คน ต่อผู้ที่อยู่ในวัยทำงาน 100 คน และอัตราส่วนได้เพิ่มขึ้นมาเป็น 90 ต่อ 100 ในปี พ.ศ. 2513 อัตราส่วนพึ่งพิงรวมที่สูงเนื่องจากคนไทยในช่วงเวลานั้นนิยมการมีลูกทำให้ประชากรในวัยเด็กสูงขึ้นอย่างรวดเร็ว จึงมีการควบคุมการมีบุตรในประเทศไทยและได้ประสบความสำเร็จในการควบคุมและลดอัตราการเกิด ทำให้มีประชากรวัยเด็กลดลงส่งผลให้ค่าอัตราส่วนพึ่งพิงที่เคยสูงเกือบ 100 นั้นลดต่ำลง เช่น ในปี พ.ศ. 2543 ค่าอัตราส่วนพึ่งพิงรวมได้ลดลงเหลือ 51 และจะลดลงไปอีกจนเหลือ 48 ในปี พ.ศ. 2553 หลังจากนั้นคาดว่าอัตราส่วนพึ่งพิงรวมจะกลับสูงขึ้นอีกจนถึง 65 ในปี พ.ศ. 2578

การที่ค่าอัตราส่วนพึ่งพิงกลับเพิ่มสูงขึ้นหลังจากที่ได้ลดลงอย่างต่อเนื่องนั้นเป็นเพราะจำนวนประชากรผู้สูงอายุได้เพิ่มขึ้นมากนั่นเอง ด้วยเหตุนี้ เมื่อพิจารณาแยกระหว่างอัตราส่วนพึ่งพิงวัยเด็กและวัยชราแล้ว ก็จะพบว่าอัตราส่วนพึ่งพิงวัยเด็กได้ลดลงอย่างมากและต่อเนื่องตั้งแต่ปี พ.ศ. 2513 จนถึง พ.ศ. 2578 ในขณะที่อัตราส่วนพึ่งพิงวัยชราได้เพิ่มสูงขึ้นอย่างต่อเนื่องในช่วงเวลา

เดียวกันนั้น จึงอาจสรุปได้ว่ามีความเป็นไปได้ที่รูปแบบการพึ่งพิงจะเปลี่ยนจากการพึ่งพิงของเด็ก เป็นส่วนใหญ่ มาสู่การพึ่งพิงของผู้สูงอายุเป็นส่วนใหญ่ ดังแสดงในตารางที่ 2-3

ตารางที่ 2-3 อัตราส่วนพึ่งพิงรวม อัตราส่วนพึ่งพิงวัยเด็ก และอัตราส่วนพึ่งพิงวัยชรา

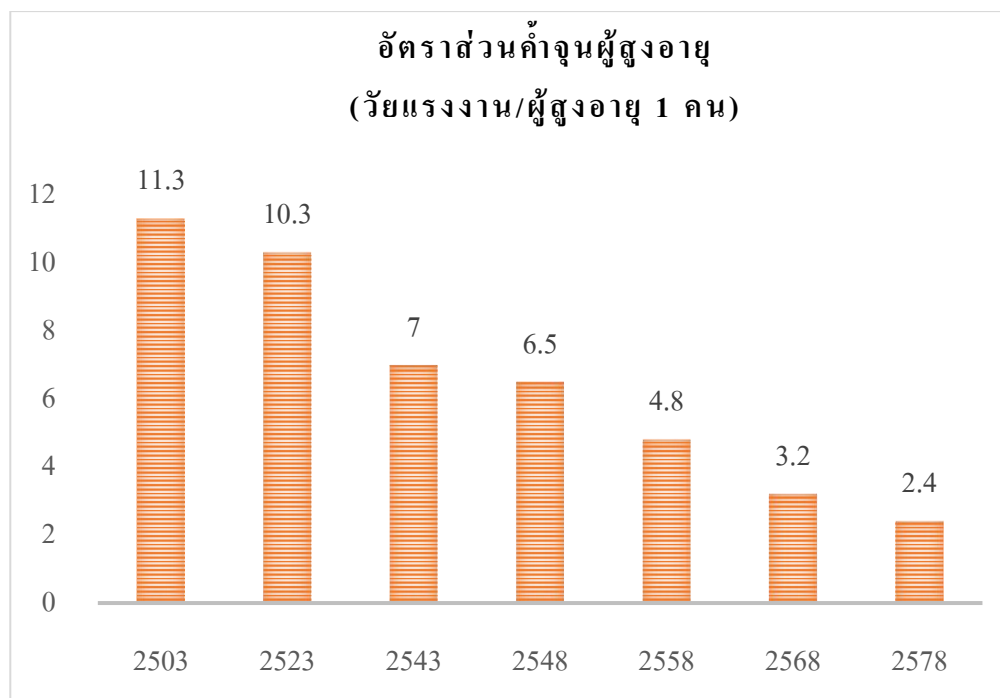
พ.ศ. 2503-2543

ปี พ.ศ.	ประชากร (ล้านคน)		
	รวม	วัยเด็ก	วัยชรา
2503	85.2	80.0	5.2
2513	92.9	87.0	5.9
2523	72.0	65.9	6.1
2533	51.3	44.2	7.0
2543	51.2	36.9	14.4
2548	49.9	34.4	15.5
2558	49.3	28.4	20.9
2568	55.9	25.0	30.9
2578	65.2	23.7	41.4

หมายเหตุ: อัตราส่วนพึ่งพิงของปี พ.ศ. 2503-2543 คำนวณจากสำมะโนครัวประชากรและของปี พ.ศ. 2548-2578 คำนวณจากการฉายภาพประชากร

ดัชนีอีกตัวหนึ่งที่จะแสดงให้เห็นถึงอัตราส่วนของจำนวนคนในวัยแรงงาน (อายุ 15-59 ปี) ต่อผู้สูงอายุ (60 ปีขึ้นไป) 1 คน ได้แก่ “อัตราการเกื้อหนุนผู้สูงอายุ” (Potential support ratio: PSR) แนวความคิดของอัตราส่วนนี้ คือ คนในวัยทำงานเป็นผู้ที่มีศักยภาพที่จะดูแลเกื้อหนุนผู้สูงอายุได้ จึงมีความหมายว่า ผู้สูงอายุคนหนึ่งจะมีผู้ที่สามารถจะช่วยเหลือเกื้อหนุนได้กี่คน

ในปีพ.ศ. 2503 อัตราส่วนเกื้อหนุนผู้สูงอายุมาก มีคนวัยทำงานถึง 12 คน ต่อผู้สูงอายุ 1 คน อัตราส่วนนี้ได้ลดลงอย่างต่อเนื่องและในอีก 30 ปีข้างหน้า ผู้สูงอายุไทยแต่ละคนจะมีคนวัยทำงานที่อาจจะช่วยในการดูแลเพียง 2 คนเท่านั้น



ภาพที่ 2-2 อัตราส่วนค่าจ้างผู้สูงอายุของประเทศไทย พ.ศ. 2503-2578

ประชากรไทยในอนาคตมีแนวโน้มที่เพิ่มขึ้นช้าลงอย่างต่อเนื่องและอีกไม่เกิน 20 ปีข้างหน้า อัตราเพิ่มของประชากรไทยจะใกล้เคียงกับศูนย์ และมีความเป็นไปได้ว่าอัตราการเพิ่มขึ้นของประชากรจะลดลงจนต่ำกว่าศูนย์หรือติดลบ เนื่องจากจำนวนประชากรไทยใกล้ถึงจุดคงตัว เมื่ออัตราการเพิ่มประชากรใกล้เคียงศูนย์ ประชากรจะมีจำนวนคงตัวที่ประมาณ 65 ล้านคน

ในขณะที่จำนวนประชากรไทยกำลังเพิ่มขึ้นช้าลงนั้น ได้เกิดการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างอายุของประชากรครั้งใหญ่ เมื่ออัตราเกิดลดต่ำลงอย่างมากและผู้คนมีอายุยืนยาวขึ้น สังคมไทยจึงกำลังที่จะก้าวเข้าสู่สังคมผู้สูงอายุอย่างรวดเร็วในปี พ.ศ. 2548 ประเทศไทยมีผู้สูงอายุประมาณร้อยละ 10 ของประชากรทั้งหมด แต่ในอีก 30 ปีข้างหน้า ผู้สูงอายุจะมีจำนวนเพิ่มขึ้นเป็นร้อยละ 25 ของประชากรทั้งหมด หรือมีจำนวนถึง 16 ล้านคน

### การวิเคราะห์การล้าของผู้สูงอายุ

การล้าของผู้สูงอายุจะมีความแตกต่างกันกับการล้าของวัยอื่น ๆ เนื่องจาก การเคลื่อนไหว ร่างกายของผู้สูงอายุจะมีความแตกต่างกันออกไป อีกทั้งโครงสร้างทางร่างกายของผู้สูงอายุอาจจะไม่ได้มั่นคงแข็งแรงเหมือนเดิม อ้างอิงข้อมูลจากองค์การอนามัยโลกระบุว่า ผู้สูงอายุตั้งแต่ 65 ปีขึ้นไปจะมีแนวโน้มหกล้มร้อยละ 28-35 ต่อปีและจะเพิ่มเป็นร้อยละ 32-42

เมื่อก้าวเข้าสู่ปีที่ 70 เป็นต้นไป จึงสามารถคาดการณ์ได้ว่าความเสี่ยงที่จะเกิดขึ้นจะยิ่งมากขึ้นตามอายุที่มากขึ้นด้วยเช่นกัน โดยเฉพาะบุคคลที่มีโรคประจำตัวอยู่แล้ว เช่น โรคเกี่ยวกับอาการกล้ามเนื้ออ่อนแรง เป็นต้น (ธัญญารัตน์ อโนทัยสินทวี, แสงศุติ ธรรมไกรสร, พัฒน์ศรี ศรีสุวรรณ และชลัญธร โยธาสมุทร, 2558)

การหกล้มเพียงเล็กน้อยของผู้สูงอายุ เช่น การลุกขึ้นจากเตียงนอนแล้วเกิดการหกล้มก้นกระแทก อาจส่งผลให้เกิดกระดูกสะโพกหรือกระดูกสันหลังหักได้ โดยเฉพาะผู้ที่มีภาวะกระดูกพรุน นอกจากนี้ เช่น การหกล้มจนศีรษะกระแทกพื้น อาจทำให้เกิดภาวะเลือดออกในสมอง ซึ่งอาการกระดูกสะโพกหัก และเลือดออกในสมองสามารถส่งผลให้เกิดความพิการและการเสียชีวิตตามมาได้ โดยจากการวิจัยพบว่าการหกล้มของผู้สูงอายุและมีกระดูกสะโพกหัก มีโอกาสที่จะเสียชีวิตภายใน 1 ปีถึงร้อยละ 20 ประมาณ 1 ใน 3 ของการหกล้มจะนำไปสู่การบาดเจ็บตั้งแต่ระดับเล็กน้อยไปจนถึงรุนแรงมากและพบว่าการหกล้มเป็นสาเหตุที่สำคัญของการเข้าโรงพยาบาลในผู้สูงอายุที่มีอายุ 65 ปีขึ้นไป

#### ความเสี่ยงที่จะเกิดการล้ม

การหกล้มของผู้สูงอายุอาจเกิดจากหลายสาเหตุ อาจเกิดจากกระดูกหรือกล้ามเนื้อไม่แข็งแรง มีปัญหาเกี่ยวกับการทรงตัว ปัญหาด้านสายตา การใช้ยาที่มีผลต่อระบบประสาท รวมถึงสภาพแวดล้อมภายในที่พักอาศัยไม่เหมาะสม ทั้งหมดนี้ล้วนแต่เป็นปัจจัยที่ส่งผลต่อการเพิ่มความเสี่ยงที่จะเกิดการล้มขึ้นในผู้สูงอายุได้ ปัจจัยการเพิ่มความเสี่ยงการล้มอาจจะมีปัจจัยดังนี้

เคยหกล้มหรือเคยบาดเจ็บจากการหกล้ม คนที่เคยหกล้มหรือบาดเจ็บจากการหกล้มมาก่อน มักจะหกล้มขึ้นอีก การป้องกันทำได้โดยค้นหาสาเหตุที่เกิดการล้มเพื่อหาทางลดความเสี่ยงที่จะเกิดขึ้นซ้ำอีก

แขน-ขา ไม่มีเรี่ยวแรง อาการแขน-ขาไม่มีแรงทำให้การเคลื่อนไหว/ เดินเหินลำบาก การออกกำลังกายเป็นประจำสามารถสร้างความแข็งแรงของกล้ามเนื้อแขนขาให้มากขึ้นได้

เกิดความกลัวที่จะทำกิจกรรมหรือออกกำลังกาย การกลัวหกล้ม อาจจะมีประโยชน์เพราะทำให้เราระมัดระวังมากขึ้น แต่ขณะเดียวกันอาจจะทำให้ผู้สูงอายุไม่กล้าออกกำลังกายหรืองดการทำกิจกรรมประจำวันต่าง ๆ ซึ่งเป็นผลทำให้ร่างกายไม่แข็งแรงเหมือนเดิม เพิ่มความเสี่ยงในการหกล้มมากยิ่งขึ้น

ปัญหาการกลืนปัสสาวะไม่อยู่ อาการกลืนปัสสาวะไม่ได้ เป็นปัจจัยที่ดูจะไม่สอดคล้องกัน แต่จริง ๆ แล้วเป็นอีกปัจจัยที่มีความสำคัญต่อการหกล้มของผู้สูงอายุ เพราะการรีบไปเข้าห้องน้ำให้ทันอาจทำให้หกล้มได้

ความแข็งแรงของกล้ามเนื้อที่มีลดลง การที่กล้ามเนื้อไม่มีแรง หรือมีความแข็งแรงน้อย เป็นปัจจัยที่สำคัญมากที่อาจก่อให้เกิดการหกล้มในวัยของผู้สูงอายุได้ เพราะไม่สามารถที่จะทำการ ยึดจับหรือพยุงตัวเองในขณะที่กำลังเคลื่อนไหวได้

ความสามารถในการมองเห็นลดลง หรือมีปัญหาเกี่ยวกับการคลาดการณ์ระยะลึก-ตื้น และการมองเห็นในที่มืด ปัญหาทางสายตาทำให้ผู้สูงอายุไม่สามารถที่จะมองเห็นสิ่งกีดขวาง ทางเดินได้อย่างชัดเจนอาจทำให้เกิดการสะดุดหกล้มได้ตลอดเวลา และที่สำคัญ คือ การมองเห็นใน ลักษณะของตื้น-ลึกจะส่งผลต่อการเคลื่อนไหวร่างกายของผู้สูงอายุอย่างมากเนื่องจากคลาดการณ์ การเดินไม่ได้มีอาการหน้ามืดขณะเปลี่ยนท่าทาง อาการหน้ามืดทำให้เกิดอาการมึนงงหรือเป็นลมได้ ทั้งนี้อาการหน้ามืดเกิดขึ้นได้จากหลายสาเหตุ ทางที่ดีที่สุด คือ ควรปรึกษาแพทย์เพื่อหาสาเหตุ ที่ชัดเจน

สูญเสียการได้ยิน การได้ยินเกี่ยวข้องโดยตรงกับการทรงตัวของร่างกาย หากสูญเสียการ ได้ยินแล้ว การเคลื่อนไหวร่างกายอาจจะเคลื่อนไหวร่างกายได้ไม่สมบูรณ์

เท้า ฝ่าเท้า มีแผลได้รับการบาดเจ็บ ตาปลา นิ้วหัวแม่เท้าเอียง หรือนิ้วเท้าผิดรูป ทำให้เกิด อาการเจ็บเวลาเดินส่งผลทำให้ต้องเปลี่ยนลักษณะการเดิน อาการบาดเจ็บเหล่านี้อาจส่งผลทำให้เดิน ได้ช้า หรือเดินได้ลำบาก เพิ่มความเสี่ยงต่อการหกล้ม หากมีอาการเท้าชาหรือไม่มีความรู้สึกให้เพิ่ม ความระมัดระวังในการก้าวเดินหรือการวางเท้ามากยิ่งขึ้น

รู้สึกไม่มั่นคงเวลาเดิน การก้าวเดินที่มั่นคงและการทรงตัวได้ดีเป็นปัจจัยสำคัญใน การป้องกันการล้ม ถ้าหากมีปัญหาเกี่ยวกับ

สภาพแวดล้อมภายในบ้าน

สภาพแวดล้อมภายในบ้านพักอาศัยเป็นเรื่องสำคัญสำหรับผู้สูงอายุ สภาพแวดล้อมที่ไม่ ปลอดภัย ส่งผลต่อการเพิ่มความเสี่ยงในการหกล้มของผู้สูงอายุ

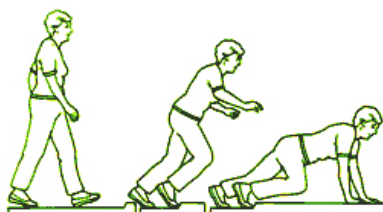
บริเวณพื้นบ้านมีพรม เสื่อ ผ้าแยง หรือผ้าปูรองพื้น สิ่งของเหล่านี้หากไม่ตรงกับพื้นอย่าง แน่นหนา อาจทำให้สะดุดหกล้มได้ ซึ่งจะก่อให้เกิดผลเสียมากกว่าผลดี

บริเวณพื้นบ้านมีสิ่งกีดขวางวางไว้จำนวนมาก เนื่องจากผู้สูงอายุจะเคลื่อนไหวร่างกายไม่ เป็นปกติเหมือนกับบุคคลทั่วไป การเคลื่อนไหวจะไม่เหมือนกับช่วงอายุก่อนหน้านี้ ดังนั้นการก้าว เท้าหรือหลบสิ่งกีดขวางอาจจะไม่สามารถทำได้ดีอาจส่งผลให้เกิดการหกล้มขึ้นได้

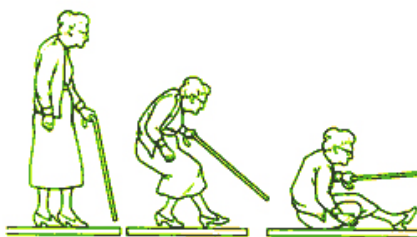
ลักษณะการล้มของผู้สูงอายุ

การล้ม หมายถึง การเปลี่ยนท่าทางโดยไม่ตั้งใจและอาจจะส่งผลกระทบต่อร่างกาย ทำให้ทรุด หรือลงนอนกับพื้น หรือปะทะสิ่งของที่อยู่กับตัว เช่น โต๊ะ เียง (สุทธิชัย จิตะพันธ์ กุล, 2544) การล้มอาจจะแบ่งออกเป็น 2 ชนิด คือ การล้มลงพื้นโดยไม่ตั้งใจ (หรือสะดุด)

และการล้มแบบล้มไถล ซึ่งทั้งสองรูปแบบนี้สามารถพบได้ทั่วไปในการล้มและการล้ม และจากสถิติข้อมูลพบว่าการล้มของผู้สูงอายุ 50-67% จะเกิดขึ้นภายในบ้านพักอาศัย และผู้สูงอายุเพศหญิงจะมีความเสี่ยงที่จะหกล้มมากกว่าเพศชาย (ประเสริฐ อัสสันตชัย, 2554)



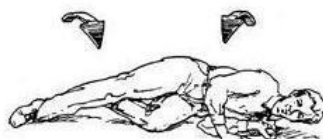
ภาพที่ 2-3 การล้มลงพื้นโดยไม่ตั้งใจ (หรือสะดุด) (วสุวัฒน์ กิตติสมประยูรกุล, 2552)



ภาพที่ 2-4 การล้มแบบล้มไถล (วสุวัฒน์ กิตติสมประยูรกุล, 2552)

การล้มอาจจะส่งผลโดยตรงกับตัวผู้สูงอายุทันที ซึ่งอาจจะนำไปสู่การบาดเจ็บทางร่างกาย เช่น หมดสติ หรือเสียชีวิตกรณีที่เกิดการหกล้มจนทำให้ศีรษะฟาด ส่วนผลกระทบทางจิตใจ เช่น เกิดความอาย กลัวการหกล้ม ไม่มั่นใจในตนเอง ซึ่งผลกระทบเหล่านี้จะส่งผลให้ผู้สูงอายุอาจจะไม่กล้าทำกิจกรรมมากขึ้น (คณะพยาบาลศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2545)

การลุกขึ้นจากการหกล้ม (เฉลิมชาติ วรรณพฤกษ์, 2548)



ภาพที่ 2-5 ให้พลิกตะแคง ยกศีรษะขึ้น





ภาพที่ 2-6 ยึดเกาะ โต๊ะหรือเก้าอี้ที่มั่นคงโดยใช้มือสองข้าง



ภาพที่ 2-7 พยุงตัวขึ้นมาค่อย ๆ ยกตัวขึ้นโดยเข้าข้างใดข้างหนึ่งอยู่บนพื้น



ภาพที่ 2-8 ค่อย ๆ นั่งบนเก้าอี้ให้มั่นคง

จากข้อมูลข้างต้นที่ประเทศไทยกำลังก้าวเข้าสู่สังคมสูงอายุในอีกไม่กี่ข้างหน้า รวมไปถึงปัญหาการหกล้มของผู้สูงเป็นปัญหาที่เกิดขึ้นกับผู้สูงอายุในอันดับต้น ๆ แต่เนื่องจากงานวิจัยไม่สามารถทำการเก็บข้อมูลพฤติกรรมของผู้สูงอายุได้ทั้งหมด จึงมีความจำเป็นที่จะต้องทำการทดสอบและเก็บข้อมูลจากกลุ่มผู้ร่วมวิจัยเพื่อทำการหาแนวทางในการเลือกตัวชี้วัดเพื่อนำไปใช้ในการวิเคราะห์ประเภทของกิจกรรมที่ผู้สวมใส่กำลังกระทำ ณ เวลานั้น ๆ จนสามารถนำไปพัฒนาต่อยอดเพื่อใช้ร่วมกันกิจกรรมของผู้สูงอายุได้

## ประเภทของระบบที่มีการใช้อุปกรณ์ติดตามตัว

ระบบติดตามตัว (Wearable systems) เป็นระบบที่ออกแบบขึ้นมาเพื่อใช้กับอุปกรณ์ประเภทของการสวมใส่เพื่อเก็บหรือวิเคราะห์ข้อมูลบางอย่างของผู้สวมใส่ เช่น พฤติกรรมหรือกิจกรรมประจำวันในแต่ละวันของผู้สวมใส่โดยจะมีการเก็บข้อมูลอย่างต่อเนื่อง เช่น การเก็บข้อมูลเชิงชีวกลศาสตร์ (Biomechanical) และทางสรีรวิทยา (Physiological) ระบบติดตามตัวจึงมีกระบวนการหรือวิธีการคัดแยกข้อมูล โดยจะแบ่งออกเป็นประเภทหลัก ๆ ได้สามประเภท คือ ระบบการวิเคราะห์ข้อมูล (Data processing) ระบบการเก็บข้อมูล (Data logging) และระบบการส่งต่อข้อมูล (Data forwarding) (Khan, 2011)

### ระบบการวิเคราะห์ข้อมูล (Data processing wearable systems)

ระบบประเภทนี้จะเป็นระบบที่รวมถึงองค์ประกอบของการประมวลผลเข้าไปภายในตัวอุปกรณ์ด้วย เช่น การทำงานของอุปกรณ์พกพา (PDA) หรือไมโครคอนโทรลเลอร์ เป็นต้น อุปกรณ์พวกนี้จะไม่คำนึงถึงการใช้พลังงานหรือพลังงานที่สูญเสียไป แต่จะสามารถนำเสนอข้อมูลหรือวิเคราะห์ข้อมูลได้แบบเรียลไทม์ (Real-time) นอกจากนั้นตัวอุปกรณ์ยังสามารถที่จะวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้นได้ทันที เพื่อที่จะสรุปผลของข้อมูลและส่งต่อไปยังเซิร์ฟเวอร์

### ระบบการเก็บข้อมูล (Data logging wearable systems)

ระบบประเภทนี้จะเป็นการเก็บและบันทึกข้อมูลมาจากเซ็นเซอร์เพื่อนำมาวิเคราะห์แบบออฟไลน์ (Offline) ข้อดีของระบบเช่นนี้คือ จะสามารถวิเคราะห์ข้อมูลได้ละเอียดมากยิ่งขึ้น ข้อเสียคือ จะไม่สามารถวิเคราะห์ข้อมูลแบบเรียลไทม์ได้ จึงอาจจะทำให้ได้รับข้อมูลที่ผ่านการวิเคราะห์ค่อนข้างช้า หากมีเหตุการณ์หรือข้อมูลฉุกเฉินเกิดขึ้นระหว่างที่ข้อมูลยังไม่ได้ถูกเก็บบันทึกและยังไม่ได้รับการวิเคราะห์ระบบนี้จะเกิดปัญหาขึ้นทันที

### ระบบการส่งต่อข้อมูล (Data forwarding wearable systems)

ระบบประเภทนี้อุปกรณ์จะทำหน้าที่ในการรับข้อมูลเท่านั้น และส่งข้อมูลไปยังคอมพิวเตอร์เพื่อทำการวิเคราะห์ข้อมูล โดยส่วนใหญ่แล้วระบบประเภทนี้จะถูกนำมาใช้งานเมื่อมีข้อจำกัดในเรื่องของอุปกรณ์ที่ใช้ในการสวมใส่ เช่น ต้องการให้อุปกรณ์สวมใส่นี้น้ำหนักเบา ต้องการประหยัดพลังงานของอุปกรณ์สวมใส่ พื้นที่ในการเก็บข้อมูลของอุปกรณ์สวมใส่มีจำกัด เป็นต้น อุปกรณ์ที่ใช้ในระบบนี้โดยทั่วไปจะใช้เทคโนโลยีการติดต่อสื่อสารแบบไร้สาย เช่น การส่งข้อมูลความถี่คลื่นสั้น (RF) บลูทูธ (Bluetooth) และ วิทยุ (WiFi) เป็นต้น ข้อมูลจะไม่มีการบันทึกเก็บไว้ภายในอุปกรณ์

## ประเภทของเซ็นเซอร์ที่ใช้ในอุปกรณ์ติดตามตัว

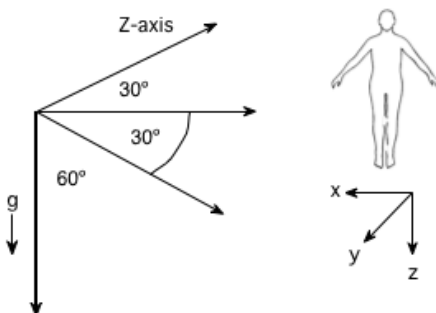
ประเภทของเซ็นเซอร์ที่ได้รับการยอมรับหรือใช้งานกันอย่างกว้างขวางในการตรวจจับหรือวิเคราะห์พฤติกรรมของมนุษย์ได้นั้นส่วนใหญ่จะประกอบด้วย เซ็นเซอร์ระบุทิศทาง (Compass sensors) เซ็นเซอร์ตรวจวัดพฤติกรรม (Actometers sensor) เซ็นเซอร์ตรวจวัดลักษณะการเคลื่อนไหว (Accelerometer sensor) เซ็นเซอร์ตรวจวัดการหมุน (Gyroscopes sensor) เป็นต้น จากงานวิจัยหลายงานมีการใช้งานเซ็นเซอร์ตรวจวัดลักษณะการเคลื่อนไหว (Accelerometer sensor) มากที่สุดเพราะสาเหตุหลายประการ เช่น ประการแรก คือ สามารถที่จะบ่งบอกได้ถึงบุคลิกหรือสภาพแวดล้อมได้ดีที่สุด ซึ่งเซ็นเซอร์ตรวจวัดลักษณะการเคลื่อนไหวสามารถที่จะตรวจวัดข้อมูลที่มีความละเอียดหรือความถี่สูงได้จึงทำให้ได้ข้อมูลที่มีความแม่นยำมากที่สุด แต่ในความเป็นจริงแล้ว มีการเลือกใช้งานเซ็นเซอร์ตรวจวัดพฤติกรรม (Actometers sensor) หรือตรวจวัดพฤติกรรมบางอย่าง (Pedometers sensor) เพื่อนำมาช่วยในการแก้ปัญหาหรือลดผลกระทบที่เกิดขึ้นภายในระบบ ประการที่สองที่เป็นเหตุผลสำคัญของเซ็นเซอร์ตรวจวัดลักษณะการเคลื่อนไหว คือ สามารถที่จะนำข้อมูลที่ได้ออกมาทำการวิเคราะห์เพิ่มเติมได้มากขึ้น เช่น ความลาดเอียง มุมที่เกิดขึ้น ข้อมูลที่ได้จึงมีความแม่นยำมากกว่าเซ็นเซอร์ประเภทอื่น ๆ เนื่องจากข้อมูลที่ได้เกิดจากการเคลื่อนไหว ณ เวลานั้น ๆ

ส่วนใหญ่ระบบที่มีการใช้งานเซ็นเซอร์ตรวจวัดความเร่ง จะมีความสามารถในการตอบสนองต่อความเร่งที่เกิดขึ้นเนื่องจากแรงโน้มถ่วงได้ดีเหมือนกับความเร่งที่เกิดขึ้นจากการเคลื่อนไหว ณ เวลาใด ๆ ดังนั้นข้อมูลที่ได้จากเซ็นเซอร์ตรวจวัดการเคลื่อนไหวจะเกิดจากรวมกันขององค์ประกอบสองส่วนหลัก ๆ คือ องค์ประกอบความเร่งเนื่องจากแรงโน้มถ่วง (Gravity: GA) และองค์ประกอบความเร่งเนื่องจากการเคลื่อนไหวของร่างกาย (Bodily motion: BA) เนื่องจากทั้งสององค์ประกอบจะถูกรวมกันเป็นเส้นตรงและทับซ้อนกันทั้งในโดเมนเวลาและความถี่ ทำให้ไม่สามารถที่จะแยกออกจากกันได้อย่างง่ายดาย แต่เพื่อให้สามารถที่จะแยกออกมาให้ใกล้เคียงที่สุดจึงมีการเลือกใช้ตัวกรองสัญญาณความถี่ต่ำ (Low pass filter) เพราะจะสามารถแยกแยะสัญญาณความเร่งเนื่องจากแรงโน้มถ่วงออกจากสัญญาณที่เกิดขึ้นจริงได้ สัญญาณความเร่งเนื่องจากแรงโน้มถ่วงสามารถที่จะแยกออกจากสัญญาณที่ได้จากเซ็นเซอร์ เนื่องจากการเคลื่อนไหวของร่างกายมนุษย์ส่วนใหญ่จะอยู่ในช่วงความถี่ 0.3 และ 3.5 เฮิรตซ์ งานวิจัยส่วนใหญ่จึงเลือกใช้ตัวกรองสัญญาณที่มีการตัดความถี่ระหว่าง 0.1 และ 0.5 เฮิรตซ์

## ตำแหน่งของอุปกรณ์ที่ติดและข้อมูลเชิงทฤษฎี

ตำแหน่งของการติดตั้งเซ็นเซอร์บนร่างกายของมนุษย์เพื่อวิเคราะห์ถึงพฤติกรรมเป็นเรื่องที่สำคัญมาก เนื่องจากพฤติกรรมแต่ละประเภทของมนุษย์มีการใช้งานส่วนต่าง ๆ ของร่างกายที่แตกต่างกัน ทำให้เกิดการเคลื่อนไหวร่างกายมีความแตกต่างกันแล้วแต่ประเภทของพฤติกรรม โดยทั่วไปแล้วการศึกษาพฤติกรรมการเคลื่อนไหวร่างกายของมนุษย์จะทำการติดตั้งเซ็นเซอร์ไว้บนร่างกายในส่วนที่ต้องการศึกษา เช่น ต้องการวิเคราะห์การเดินหรือการวิ่งเบา ๆ ตำแหน่งที่ใช้ในการติดตั้งเซ็นเซอร์ที่เหมาะสมที่สุด คือ บริเวณต้นขาหรือข้อเท้า เนื่องจากมีการเปลี่ยนแปลงของกล้ามเนื้อเยื่อหุ้มกระดูกในบริเวณดังกล่าว Veltink และคณะได้ทำการติดตามผู้ป่วยที่เป็นโรคเกี่ยวกับพาร์กินสัน โชนิซิม (Parkinsonian bradykinesia) โดยทำการติดตั้งเซ็นเซอร์ไว้บริเวณของข้อมือของผู้ป่วยเพื่อติดตามพฤติกรรมของมนุษย์ และได้มีการพยายามติดตั้งเซ็นเซอร์มากกว่าหนึ่งตัวบนร่างกายของมนุษย์เพื่อให้เกิดความแม่นยำของข้อมูลมากที่สุด (Veltink, Engberink, Van Hilten, Dunnewold, & Jacobi, 1995) แต่ยังคงมีงานวิจัยอีกหลายชิ้นที่พยายามจะติดตั้งเซ็นเซอร์ให้น้อยที่สุดหรือพยายามติดตั้งเซ็นเซอร์เพียงจุดเดียวบนร่างกายของมนุษย์ โดยจะทำการติดตั้งไว้ที่จุดศูนย์กลางของมวลร่างกาย

จากการทดสอบและเก็บข้อมูลเกี่ยวกับเคลื่อนไหวร่างกายของมนุษย์ โดยทำการวัดความเร่งที่เกิดจากการเคลื่อนที่ที่จุดต่าง ๆ บนร่างกาย พบว่า ความเร่งที่เกิดจากการเคลื่อนไหวร่างกายในแต่ละจุดจะมีความเร่งที่ไม่เท่ากัน ขึ้นอยู่กับประเภทของพฤติกรรมที่เกิดขึ้น ซึ่งหากกำหนดการเคลื่อนไหวของร่างกายให้มีความสัมพันธ์กับแกนสามมิติดังแสดงภาพที่ 2-9 จะพบว่าการเคลื่อนไหวร่างกายของมนุษย์โดยส่วนใหญ่จะเกิดความเร่งที่แกนขนานกับแนวตั้งมากที่สุด และแกนแนวตั้งจะพบความเร่งน้อยที่สุด (ยกเว้นพฤติกรรมในแนวนอนหรือท่านอน)



ภาพที่ 2-9 ความสัมพันธ์ระหว่างร่างกายกับแกนสามมิติ

จากงานวิจัยพบว่าพลังงานที่เกิดขึ้นจากพฤติกรรมประจำวันของมนุษย์จะอยู่ในช่วงความถี่ระหว่าง 0.3 ถึง 3.5 เฮิร์ตซ์ (Sun, & Hill, 1993) และจากผลงานวิจัยสรุปว่า ความเร่งที่เกิดขึ้นบริเวณสันเท้าของมนุษย์ขณะทำกิจกรรมการเดินจะมีความถี่สูงสุดอยู่ที่ 60 เฮิร์ตซ์ แต่ช่วงความถี่ที่ทำกิจกรรมและทำให้เกิดพลังงานมากกว่า 98 เปอร์เซ็นต์ อยู่ที่ความถี่ต่ำกว่า 10 เฮิร์ตซ์ (Aminian, Robert, Jequier, & Schutz, 1995) ในขณะเดียวกันความเร่งที่เกิดขึ้นบริเวณสันเท้าของมนุษย์ขณะทำกิจกรรมการวิ่งจะทำให้เกิดความถี่ที่ทำให้เกิดพลังงานมากที่สุดในช่วงความถี่ต่ำกว่า 18 เฮิร์ตซ์ โดยช่วงความถี่ดังกล่าวเป็นการเก็บข้อมูลของการเคลื่อนไหวร่างกายตั้งแต่ศีรษะจนถึงสันเท้าและจะเกิดขึ้นกับแนวราบมากกว่าแนวตั้ง จากผลงานวิจัยดังกล่าวมีข้อกำหนดให้ผู้ทดสอบทำการทดสอบทุกวัน โดยทำการวัดเร่งที่เกิดขึ้น 12G ในกรณีที่ตั้งเซ็นเซอร์ไว้บนร่างกายในจุดอื่น ๆ (ยกเว้นมีการติดตั้งเซ็นเซอร์ไว้บริเวณเอวของผู้ทดสอบจะทำการวัดความเร่งที่เกิดขึ้น 6G) กำหนดช่วงความถี่ที่จะทำการทดสอบไว้ภายในช่วงความถี่ 0-20 Hz (Mathie1, Coster, Lovell & Celler, 2004; Bouten, Koekkoek, Verduin, Kodde & Janssen, 1997)

โดยปกติแล้วตำแหน่งของเซ็นเซอร์วัดความเร่ง (Accelerometer sensor) มีความสำคัญอย่างมากในการวิเคราะห์กิจกรรมต่าง ๆ ซึ่งจากงานวิจัยทั่วไปได้มีการกำหนดให้อุปกรณ์ตรวจวัดความเร่งจะติดอยู่กับส่วนใดส่วนหนึ่งของร่างกายเพื่อเก็บข้อมูลมาใช้ในการวิเคราะห์ เช่น การติดตั้งเซ็นเซอร์วัดความเร่งในบริเวณต้นขาของนักกีฬาเพื่อทำการวิเคราะห์การวิ่งของนักกีฬา หรือนำมาใช้ในการวิเคราะห์การเดินของผู้ได้รับการทำกายภาพบำบัด เป็นต้น อย่างไรก็ตามการกระทำเช่นนั้นจะวิเคราะห์ข้อมูลได้ในเฉพาะบางกิจกรรมเท่านั้น จึงได้มีการพยายามนำเซ็นเซอร์วัดความเร่งมาติดตามส่วนต่าง ๆ ของร่างกาย หรือตำแหน่งสำคัญของร่างกาย เช่น จุดศูนย์กลางมวลของร่างกาย เพื่อนำข้อมูลมาเปรียบเทียบเพื่อหาความแม่นยำมากยิ่งขึ้น

จากผลงานวิจัยดังกล่าวทำให้สรุปได้ว่าความเร่งที่เกิดขึ้นในแต่ละส่วนของร่างกายมีความแตกต่างกันไป ขึ้นอยู่กับกิจกรรมที่กำลังเกิดขึ้น (Mathie1, Coster, Lovell & Celler, 2004) คุณลักษณะเฉพาะของเซ็นเซอร์วัดความเร่ง (Accelerometer sensor) เมื่อทำการติดตั้งไว้บริเวณลำตัวของร่างกายของผู้ทดสอบเพื่อกำหนดให้ผู้ทดสอบทำกิจกรรมใด ๆ ด้วยลักษณะการเคลื่อนไหวของร่างกายมนุษย์ทำให้ความเร่งที่เกิดขึ้นจะมีค่าเพิ่มขึ้นจากหัวไปถึงเท้าหรือในลักษณะแนวตั้ง แต่อย่างไรก็ตามความเร่งที่เกิดขึ้นในอีกสองทิศทางยังมีความสำคัญมากในการวิเคราะห์เพื่อแยกแยะพฤติกรรม

งานวิจัยหลายงานวิจัยได้มีการพยายามพัฒนาการทำงานของระบบเพื่อนำไปสู่การคิดและแก้ปัญหาจนทำให้สามารถนำมาใช้ในได้จริง เช่น การพยายามนำเซ็นเซอร์วัดความเร่งติดตามส่วนต่าง ๆ ของเสื้อผ้าเพื่อทำการวิเคราะห์ข้อมูลในส่วนต่าง ๆ ของร่างกาย (Park & Jayaraman,

2003) แต่ด้วยจำนวนของเซ็นเซอร์ที่เพิ่มมากขึ้น ทำให้เกิดความซับซ้อนของข้อมูลเพิ่มมากขึ้น รวมถึงค่าใช้จ่ายที่สูงขึ้นเกิดอีกด้วย นอกจากนั้นการที่จะติดตั้งเซ็นเซอร์จะต้องคำนึงถึงตำแหน่งที่ถูกต้อง จึงทำให้เกิดความยุ่งยากมากกว่าเดิม ทำให้สรุปได้ว่าการติดตั้งเซ็นเซอร์เพียงตำแหน่งเดียว โดยกำหนดจุดที่จะทำการติดตั้งเป็นวิธีการที่ลดความยุ่งยากของระบบและการใช้งาน ถึงแม้จะมีข้อจำกัดในเรื่องของความแม่นยำในการวิเคราะห์พฤติกรรม ดังนั้นจึงมีการสรุปตำแหน่งที่ควรติดตั้งเซ็นเซอร์ที่มีความเหมาะสมที่สุด คือ ที่บริเวณศูนย์กลางของมวลร่างกาย (Sekine, et al, 2002; Bouten, Koekkoek, Verduin, Kodde & Janssen, 1997)

### การวิเคราะห์พฤติกรรมของร่างกายโดยใช้ความเร่งในการวิเคราะห์ข้อมูล

หลักการของเซ็นเซอร์วัดความเร่งถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์พฤติกรรมการเคลื่อนไหวของร่างกายเพื่อระบุและจำแนกของชุดท่าทางและประเภทของกิจกรรม ซึ่งส่วนใหญ่ระบบเหล่านี้ได้มีการใช้งานเซ็นเซอร์หลายประเภทหรือหลายตัวเพื่อใช้ในการยืนยันทำให้ข้อมูลที่ได้มีความแม่นยำมากขึ้น แต่ยังมีบางระบบที่ใช้เซ็นเซอร์วัดความเร่งเท่านั้นในการวิเคราะห์ และการทดสอบเพื่อระบุตำแหน่งของเซ็นเซอร์ที่ดีที่สุดในการติดตั้งเพื่อให้เกิดความแม่นยำในการวิเคราะห์ข้อมูลได้มากที่สุด คือ บริเวณเอวหรือหน้าอกและต้นขา (Khan, 2011) แต่เนื่องจากระบบมีการใช้งานเซ็นเซอร์เพียงชนิดเดียวหรือตัวเดียวเท่านั้น ทำให้อาจส่งผลกระทบต่อความถูกต้องที่ลดลงเมื่อเปรียบเทียบกับการใช้งานเซ็นเซอร์หลายชนิดหรือหลายตัว

อัลกอริทึมหรือแนวคิดที่ใช้สำหรับการวิเคราะห์ท่าทางและรูปแบบการเคลื่อนไหว โดยใช้หลักการของการวัดค่าความเร่งเป็นเรื่องที่มีความสำคัญ เนื่องจากความสามารถที่จะลดจำนวนของข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์ให้ลดลงได้ แต่ยังคงความแม่นยำในแยกแยะประเภทของกิจกรรมที่เกิดขึ้น และเปลี่ยนแปลงอยู่ตลอดเวลาได้ (Foerster & Fahrenberg, 2000)

ระบบที่ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อระบุท่าทางของการทรงตัวได้มีการติดตั้งอุปกรณ์ที่มีเซ็นเซอร์วัดความเร่งไว้บริเวณหน้าอก หรือเอว และต้นขา ในการแยกแยะท่าทางและประเภทของกิจกรรมนั่ง นอน ยืน เดินขึ้นลงบันได จีจรรย์าน ซึ่งได้มีความแม่นยำสูงมาก (Khan, 2011) ในการแบ่งแยกระหว่างการทำกิจกรรมและการพัก รวมถึงท่าทางในการพักและท่าทางในการทำกิจกรรม หลักการของการวัดความเร่งที่มีการใช้งานเซ็นเซอร์ติดบนร่างกายหลายจุดเพื่อให้สามารถจำแนกประเภทของกิจกรรมได้ (Bussmann, et al, 2001; Fahrenberg, Foerster, Smeja & Muller, 1997) นอกจากนี้ยังมีงานวิจัยที่ได้นำข้อมูลประเภทอื่น ๆ มาใช้ร่วมในการวิเคราะห์ด้วย เช่น GPS หรือการวัดอัตราการเต้นของหัวใจ โดยส่วนใหญ่แล้วระบบการแยกแยะประเภทของกิจกรรมจะมีการออกแบบและกำหนดท่าทางไว้ให้เฉพาะเจาะจง ดังนั้นจึงมีหลายการทดลองหรือหลายระบบที่มี

ความแม่นยำในการจำแนกประเภทของกิจกรรมบางกิจกรรมเท่านั้น จึงได้มีการกำหนดกิจกรรมแบบเฉพาะเจาะจงในการวิเคราะห์ จึงทำให้ต้องทดสอบเพื่อให้สามารถวิเคราะห์ได้โดยอัตโนมัติ และมีความฉลาดมากยิ่งขึ้น

#### การเดิน

การเดินเป็นพฤติกรรมแรก ๆ ที่เกิดขึ้นในชีวิตประจำวันและยังมีความสำคัญอย่างมากในการช่วยวิเคราะห์การทำกิจกรรมประเภทอื่น ๆ เพราะการเดินจะเกิดขึ้นทุกขณะในการใช้ชีวิตประจำวันและเป็นกิจกรรมที่เกิดความต่อเนื่องมากที่สุดจึงเป็นตัวแปรสำคัญในการกำหนดการวัดของความเร็วที่เพิ่มขึ้นกรณีที่เกิดการหกล้มหรือสะดุด นอกจากนั้นความเร็วในการเดินจะเป็นส่วนช่วยในการทำนายเหตุการณ์ การล้มได้ดียิ่งขึ้น (Potter, Evans & Duncan, 1995; Luukinen, Koski, Laippala & Kivela, 1995)

ตัวแปรง่าย ๆ ที่เกิดขึ้นอยู่เป็นประจำ เช่น การเดิน จำนวนการก้าวเดิน หรือรอบในการก้าวแต่ละก้าวของการเดินนั้นสามารถที่จะนำมาใช้เพื่อประมาณการแรงที่เกิดขึ้นได้ในมนุษย์แต่ละคนในตำแหน่งที่ติดเซ็นเซอร์เดียวกัน ซึ่งส่วนใหญ่แรงและความเร่งที่เกิดจากการเดินจะเกิดขึ้นบริเวณเอว ต้นขา และส้นเท้า (Foerster & Fahrenberg, 2000; Terrier, Ladetto, Merminod & Schutz, 2000) จากงานวิจัยได้มีการทดสอบการติดเซ็นเซอร์ไว้ที่ขาของผู้ทดสอบจากนั้นทำการเก็บข้อมูลจริงเพื่อหาวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลที่เหมาะสม โดยเปิดทำงานฟังก์ชันการวิเคราะห์การเดินแบบชั่วคราวไว้ ((Aminian, Robert, Jequier & Schutz, 1995; Aminian, Robert, Buchser, Rutschmann, Hayoz & Depairon, 1999) ได้ใช้ทฤษฎีเครือข่ายประสาทเทียม (Neural network) เพื่อประมาณการแนวโน้มที่จะเกิดกิจกรรม เช่น ความเร็วในการเดิน องค์ประกอบความเร่งแนวแกนตั้งของอุปกรณ์ที่ติดบริเวณข้างลำตัวหรือด้านหลัง ค่า TA (Threshold) เป็นสิ่งที่สำคัญมากที่สุดในการประเมินผลของการเดิน (Bouten, Koekkoek, Verduin, Kodde & Janssen, 1997)

#### นั่งลงหรือลุกขึ้นยืน

การลุกขึ้นจากเก้าอี้เป็นที่ถือว่าเป็นพื้นฐานของกิจกรรมทั่วไปในการใช้ชีวิตประจำวันของมนุษย์อีกประเภทหนึ่ง ซึ่งใช้หลักการพื้นฐานของการเคลื่อนไหวของร่างกาย โดยการนำเซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกนมาใช้ในการวิเคราะห์กิจกรรม การนั่งลงบนเก้าอี้และลุกขึ้นยืนนั้นจะมีลักษณะรูปแบบการเคลื่อนไหวที่คล้ายกัน สามารถจำแนกได้จากเวลาที่เกิดขึ้นจากการใช้ในการทำกิจกรรม (Mathie1, Coster, Lovell & Celle, 2004) และเพื่อเพิ่มความแม่นยำมากขึ้นจะต้องระบุประเภทกิจกรรมก่อนและหลังการนั่งลงหรือลุกขึ้นยืนเสมอ (Aminian, et al, 1999) และจากการศึกษาผู้สูงอายุจำนวนทั้งหมด 37 คน พบว่าค่าเซ็นเซอร์ระหว่างการนั่งและการยืนมีความสัมพันธ์กันอย่างมีนัยสำคัญ (Troy, Kenney & Sabelman, 1999)

### การล้ม

การหกล้มของผู้สูงอายุเป็นปัญหาอันดับต้น ๆ ที่ทำให้เกิดความเสี่ยงในการเสียชีวิตหรือพิการได้ ซึ่งการหกล้มของผู้สูงอายุนั้นอาจจะนำสู่การเจ็บป่วยด้วยภาวะแทรกซ้อนอื่น ๆ ตามมา การหกล้มของผู้สูงอายุเป็นปัญหาใหญ่มากสำหรับผู้สูงอายุที่อาศัยอยู่ภายในบ้านพักของตนเองหรือภายในชุมชนซึ่งอาจจะไม่มีผู้ดูแล จากสถิติแล้วผู้สูงอายุที่มีอายุมากกว่า 65 ปี สองในสามมักเกิดการหกล้มมากที่สุด ตัวอย่างเช่น ภายในชุมชนของออสเตรเลียการหกล้มนับเป็นปัญหาที่ติดอันดับหนึ่งในสี่ของการเสียชีวิตของผู้สูงอายุ

การใช้หลักการวัดการเคลื่อนไหวร่างกายโดยใช้เซ็นเซอร์ความวัดแรงได้รับการยอมรับว่าเป็นหลักการที่เหมาะสมสำหรับการนำข้อมูลมาวิเคราะห์การใช้ชีวิตประจำวันของมนุษย์ เพียงแต่ยังมีการทดสอบหรือข้อมูลที่ยืนยันได้จริงอยู่น้อยในปัจจุบัน หลักการพื้นฐานที่ได้รับการยอมรับเป็นครั้งแรกของ Williams, Doughty, Cameron and Bradley (1998) ได้ทำการทดสอบการเปลี่ยนแปลงของค่าเซ็นเซอร์อย่างฉับพลันจากท่าทางการยืน ไปยังท่าทางการนอน ทำให้ค่าการวัดเซ็นเซอร์เกิดการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วซึ่งเกิดจากแรงกระทำอย่างรุนแรงที่เกิดขึ้น ซึ่งอาจจะเป็นตัวบ่งชี้ถึงการล้มได้ในเบื้องต้น

อย่างไรก็ตามการใช้ค่าเซ็นเซอร์วัดความแรงมาใช้ในการตรวจจับการล้มนั้นขึ้นอยู่กับระบบที่ออกแบบและอัลกอริทึมที่ใช้ในการวิเคราะห์ว่าจะมีความแม่นยำมากน้อยเพียงใด

### ทฤษฎีและเทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูล

การวิเคราะห์แยกแยะพฤติกรรมของมนุษย์โดยส่วนใหญ่จะใช้เซ็นเซอร์ที่ติดอยู่บนร่างกายของมนุษย์ และยังมีขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลอีกหลายขั้นตอนเพื่อทำให้ข้อมูลที่ได้มีความแม่นยำมากที่สุด ในกระบวนการเริ่มต้นสัญญาณที่เข้ามาภายในขั้นตอนการวิเคราะห์จะเป็นสัญญาณที่มีความต่อเนื่อง ดังนั้นจึงจำเป็นต้องมีการตัดช่วงสัญญาณออกเป็นช่วง ๆ เพื่อใช้ในการวิเคราะห์โดยจะถูกเรียกว่า ช่วงของสัญญาณ (Windows) ซึ่งภายในแต่ละช่วงสัญญาณนั้นเมื่อถูกแบ่งออกมาจากสัญญาณที่มีความต่อเนื่องแล้ว ช่วงสัญญาณดังกล่าวจะมีคุณสมบัติเฉพาะติดตัวมาด้วย และคุณสมบัตินี้จะถูกนำไปใช้เพื่อเป็นข้อมูลเพื่อทำการวิเคราะห์หรือแยกแยะพฤติกรรมในขั้นตอนต่อไป (Khan, 2011)



## ประเภทของการวิเคราะห์สัญญาณ

ขั้นตอนการวิเคราะห์พฤติกรรมของมนุษย์นั้น จะต้องใช้เทคนิคในการสร้างหรือวิเคราะห์คุณสมบัติเฉพาะของช่วงสัญญาณ เพื่อนำมาใช้ในการแยกแยะหมวดหมู่ของพฤติกรรมที่เกิดขึ้นในส่วนนี้จะเป็นการนำเสนอวิธีการหรือเทคนิคที่ใช้ในการกำหนดคุณสมบัติของสัญญาณที่แตกต่างกัน

### 1. Heuristic features

ข้อมูลที่ได้จากเซ็นเซอร์ที่ติดตามร่างกายประกอบด้วยสองส่วนหลัก ๆ คือ ส่วนที่หนึ่งคือ ความเร่งและความเร็วคงที่ ซึ่งเป็นผลกระทบจากแรงโน้มถ่วงและตัวชี้วัดความเอียงโดยเทียบกับแนวตั้ง และส่วนที่สองความเร็วแบบไดนามิก เกิดจากการเร่งความเร็วของร่างกายส่วนที่ติดเซ็นเซอร์วัดความเร่ง เมื่อวัตถุอยู่ในระยะพัก ทำการวัดค่าความเร่งจะมีค่าเท่ากับโคไซน์ของมุมการวางแนวเซ็นเซอร์เทียบกับแนวแกนตั้ง ซึ่งมุมนี้จะเรียกว่า มุมเอียง (Tilt angle) มักจะนำมาใช้เป็นข้อมูลสำหรับการจัดหมวดหมู่ของประเภทกิจกรรม (Najafi, et al, 2003)

รูปแบบการเคลื่อนไหวทั้งหมดจะมีผลกระทบกับเวลาที่แตกต่างกัน ทำให้ส่งผลกับหลักการที่ใช้ในการวิเคราะห์ วิธีการวิเคราะห์ที่แตกต่างกันส่งผลกับปริมาณความเร่ง แต่สัญญาณที่ได้ในขั้นตอนแรกจะต้องผ่านกระบวนการต่าง ๆ ก่อนนำมาใช้ในการวิเคราะห์ เช่น Derived และ High pass filter เพื่อที่จะกรองสัญญาณพื้นฐานออก คุณสมบัติที่ใช้เพื่อแยกความแตกต่างระหว่างกิจกรรมแบบคงที่และกิจกรรมแบบไดนามิก คือ การหาพื้นที่ของขนาดสัญญาณ (Mathie1, Coster, Lovell & Celler, 2004) ค่าสูงสุดของความเร่ง (Makikawa & Iizumi, 1995) ค่าเฉลี่ยของสัญญาณ (Bussmann, Martens, et al, 2001) ค่าเฉลี่ยกำลังสอง (Veltink, Bussmann, Vries, Martens & Lummel, 1996)

### 2. Time-domain features

จากการศึกษาพบว่าคุณสมบัติของโดเมนเวลาที่กำหนดช่วงเวลาที่ตั้งที่ข้อมูลการเร่งความเร็วจะมีลักษณะทางสถิติ เช่น ค่าเฉลี่ย ค่ามัธยฐาน ค่าการแปรปรวน ค่าเบ้ (Skewness) และค่าโค้ง (Kurtosis) (Bao & Intille, 2004)

นอกจากนี้ยังมีการวิจัยบางส่วนทำการคำนวณแยกกันระหว่างองค์ประกอบความถี่ต่ำและองค์ประกอบของความถี่สูงเพื่อนำไปใช้ในการตรวจจับและแยกแยะการจัดหมวดหมู่และการคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์สหพันธ์ (Cross-correlation coefficients) การคำนวณหาความคล้ายคลึงกันระหว่างสัญญาณความเร่งที่เกิดจากการเปลี่ยนแปลงของแกนสามแกน (Bao & Intille, 2004)

### 3. Frequency-domain Features

การวิเคราะห์คุณสมบัติของโดเมนความถี่เรื่องที่มีความสำคัญอย่างยิ่ง คือ ขนาดของข้อมูล (Windows-size) ที่ใช้เป็นข้อมูลอินพุตในกระบวนการ โดยปกติแล้วใช้หลักการการแปลงฟูรีเยร์อย่างรวดเร็ว (Fast fourier transform) ผลลัพธ์ของการใช้การแปลงฟูรีเยร์มักจะได้ชุดของค่าสัมประสิทธิ์พื้นฐาน (Basic coefficients) ซึ่งเป็นค่าแอมพลิจูดของสัญญาณและการกระจายของค่าพลังงานของสัญญาณ วิธีการวิเคราะห์ที่แตกต่างกันนั้นสามารถเลือกใช้ลักษณะการกระจายของสเปกตรัมจากค่าสัมประสิทธิ์เหล่านี้ได้ เช่น ความถี่เฉลี่ย (Median frequency) (Foerster, Smeja & Fahrenberg, 1999) หรือส่วนประกอบค่าสัมประสิทธิ์ของการแปลงฟูรีเยร์ที่แตกต่างกัน (Different FFT coefficients) อีกวิธีหนึ่ง คือ การวิเคราะห์จากจำนวนของค่าสัมประสิทธิ์ (Number of coefficients) สามารถที่จะบอกถึงคุณลักษณะของสัญญาณได้ เช่น การหาค่าพลังงานของสเปกตรัม (Spectral energy) สามารถหาได้จากผลรวมเฉลี่ยของค่าสัมประสิทธิ์การแปลงฟูรีเยร์ (Sum of the squared FFT coefficients) และเอนโทรปีโดเมน (Frequency-domain entropy) เช่น การจี้กรยานเกี่ยวข้องกับการเคลื่อนไหวรูปแบบของขา ซึ่งมีการวิเคราะห์ผ่านทางโดเมนความถี่และผลที่ได้ คือ จะมีการเร่งความเร็วของต้นขาที่แสดงค่าความถี่ที่โดดเด่นขึ้นมา ในทางตรงกันข้ามการวิ่งอาจส่งผลให้รูปแบบการเร่งมีความซับซ้อนมากขึ้น และจะแสดงค่าความถี่โดดเด่นขึ้นมาในหลาย ๆ ความถี่ที่เกิดขึ้น ความแตกต่างนี้นำไปสู่การวิเคราะห์ที่สามารถแยกแยะระหว่างการวิ่งและจี้กรยานได้นั่นเอง

### 4. Wavelet Analysis

การวิเคราะห์โดยใช้เวฟเล็ตนั้นจะแตกต่างจากการวิเคราะห์โดยใช้ฟูรีเยร์ตรงที่การใช้ฟูรีเยร์มาวิเคราะห์จะต้องใช้ข้อมูลทางโดเมนความถี่ของสัญญาณนั้นเท่านั้น แต่เวฟเล็ตนั้นสามารถที่จะใช้ข้อมูลจากทางโดเมนเวลาและโดเมนความถี่มาใช้ในการวิเคราะห์ได้ กระบวนการวิเคราะห์ของเวฟเล็ตและฟูรีเยร์จะต้องผ่านสูตรการกรองแบบต่อเนื่องหรือไม่ต่อเนื่องก่อน (Continuous wavelet transform or Discrete wavelet transform) จากการทดสอบในการเก็บข้อมูลของผู้ทดสอบได้มีการเก็บข้อมูลกิจกรรมของผู้ทดสอบโดยใช้วิธีการแปลงแบบไม่ต่อเนื่อง (DWT: discrete wavelet transform) โดยจะเปรียบเทียบกับข้อมูลที่ถูกเก็บตัวอย่างและบันทึกไว้อยู่แล้ว การวิเคราะห์โดยใช้วิธีนี้สัญญาณเดิมจะถูกแยกออกเป็นสองส่วนเพื่อทำการผ่านตัวกรองความถี่สูงและต่ำแยกออกจากกันเรียกว่าการประมาณค่าสัมประสิทธิ์

การวิเคราะห์เวฟเล็ตของสัญญาณที่ได้จากเซ็นเซอร์ที่ถูกสวมใส่ตามร่างกายถูกแยกออกเป็นจำนวนของค่าสัมประสิทธิ์ที่จำเพาะเจาะจงและค่าสัมประสิทธิ์เหล่านี้จะบอกถึงลักษณะของสัญญาณเดิมที่มีความยาวและการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณชั่วคราวในรูปแบบของโดเมน

ความถี่ จึงมีความแตกต่างจากการวิเคราะห์ของฟูรีเยร์ การใช้เทคนิคของเวฟเล็ตสามารถนำมาวิเคราะห์ลักษณะของสัญญาณที่ไม่หยุดนิ่งได้ (สัญญาณที่เกิดการเปลี่ยนแปลงความถี่อยู่ตลอดเวลา) การวิเคราะห์โดยใช้เวฟเล็ตจะถูกนำไปใช้งานในสามรูปแบบที่แตกต่างกันของการตรวจสอบประเภทของกิจกรรม การเพิ่มประสิทธิภาพให้สัญญาณเหล่านี้ (B Najafi, et al, 2003) การระบุประเภทของกิจกรรมที่มีการเปลี่ยนแปลง (Activity Transition Points) (Nyan, Tay, Seah & Sitoh, 2006) และการสร้างคุณลักษณะความถี่เพื่อใช้ในการจัดหมวดหมู่ของกิจกรรม (Sekine, Tamura, Fujimoto & Fukui, 2000)

เทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูล (Data preprocessing techniques)

Bersch, Azzi, Khusainov, Achumba & Ries (2014)

### 1. Sampling rate

ขั้นตอนการได้มาของข้อมูลก็เป็นอีกหนึ่งขั้นตอนที่มีความสำคัญอย่างมากในการแยกแยะพฤติกรรมของผู้ทดสอบ เนื่องจากการเคลื่อนไหวร่างกายของผู้ทดสอบนั้นจะเกิดขึ้นตลอดเวลาซึ่งในแต่ละเสี้ยววินาทีนั้นข้อมูลที่สามารถอ่านได้อาจจะมีจำนวนมากเกินไป จึงจำเป็นต้องทำการสุ่มเลือกข้อมูล (Sampling) วิธีการนี้มีความสำคัญอย่างมากเพราะอาจจะก่อให้เกิดเหตุการณ์ที่มีผลกระทบต่อผลการวิเคราะห์ได้โดยตรง ประกอบด้วย 2 วิธีใหญ่ ๆ คือ Oversampling และ Undersampling โดยวิธีการ Oversampling จะสามารถหาผลลัพธ์ที่ถูกซ่อนอยู่ภายในสัญญาณรบกวนได้ Undersampling จะทำให้เกิดการสูญเสียของข้อมูล จากการทดลองครั้งล่าสุดพบว่าเวลาเป็นเรื่องที่มีความสำคัญสูงสุดสำหรับการคำนวณหรือวิเคราะห์ข้อมูล ดังนั้น อัตราการสุ่มตัวอย่างที่ต่ำที่สุด ( $f_{\text{sampling}}$ ) จะถูกคำนวณจากความถี่สูงสุดที่มีอยู่ในข้อมูล ( $f_{\text{max}}$ ) (The sampling theorem)

อัตราสุ่มตัวอย่างสูงสุดของสัญญาณที่ได้จากการศึกษาและการวิจัย พบว่าค่าอัตราสุ่มตัวอย่างสูงสุด คือ 512 เฮิรตซ์ (Huynh & Schiele, 2005) และจากการทดลองของ Sekine, Tamura, Fujimoto and Fukui (2000) ได้ใช้อัตราการสุ่มตัวอย่างสูงสุดที่ 256 เฮิรตซ์ เพื่อที่จะเก็บรวบรวมข้อมูลของเซ็นเซอร์สามแกน จากงานวิจัยของ Bao & Intille (2004) ได้มีการเก็บข้อมูลจากเซ็นเซอร์สองแกน (Two-axis accelerometer) ที่ความถี่ 76.25 เฮิรตซ์ ซึ่งน้อยลงสามเท่าเมื่อเทียบกับงานวิจัยของ Sekine, Tamura, Fujimoto and Fukui (2000) และจากงานวิจัยของ Preece, Goulermas, Kenney & Howard (2009) ได้มีการเลือกอัตราการสุ่มตัวอย่างสูงสุดที่ 64 เฮิรตซ์ ซึ่ง Bersch, Azzi, Khusainov, Achumba and Ries (2014) ได้ใช้หลักการของการสุ่มตัวอย่างด้วยความถี่สูงเช่นเดียวกับงานวิจัยของ Sekine, Tamura, Fujimoto & Fukui (2000) แต่ได้มีการลดความถี่ในการสุ่มตัวอย่างให้ต่ำลงเพื่อจะทำให้มีความเป็นไปได้มากยิ่งขึ้นในการวิเคราะห์กิจกรรม

นอกจากนี้ได้อ้างอิงงานวิจัยของ Wang, Ambikairajah, Lovell and Celler (2007) ซึ่งเก็บข้อมูลของเซ็นเซอร์ที่ความถี่ 50 เฮิร์ตซ์ จึงได้มีการทดสอบด้วยการทำการสุ่มตัวอย่างใหม่โดยใช้ความถี่เดียวกันและได้ผลออกมาที่น่าพอใจมากขึ้น ซึ่งจากผลการทดลองข้างต้นทำให้สรุปออกมาได้ว่าโดยรวมแล้วการสุ่มเก็บตัวอย่างข้อมูลจะใช้ความถี่ในการเก็บข้อมูลประมาณ 50 เฮิร์ตซ์ ซึ่งได้รับความนิยมน้อยมากในงานวิจัยภายหลัง แต่อย่างไรก็ตามการศึกษาวิจัยเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด Maurer, Smailagic, Siewiorek and Deisher (2006) จึงได้ทำการทดลองและทำการสุ่มเก็บข้อมูลที่มีความถี่แตกต่างกันและอยู่ในช่วงความถี่ระหว่าง 1 ถึง 30 เฮิร์ตซ์ ผลที่ได้คือ หากต้องการเน้นที่จะศึกษาหรือเรียนรู้ จดจำ พฤติกรรมประจำวันของมนุษย์ต้องใช้อัตราการสุ่มตัวอย่างที่ไม่เกิน 20 เฮิร์ตซ์ เช่น Antonsson and Mann (1985) ได้ค่าของสเปกตรัมที่เกิดในช่วงความถี่ที่ต่ำกว่า 10 เฮิร์ตซ์ (The FFT spectrum amplitude) ร้อยละ 98 และในช่วงความถี่ไม่เกิน 15 เฮิร์ตซ์ ร้อยละ 99 ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Bouten, Koekkoek, Verduin, Kodde and Janssen (1997) ที่มีการกำหนดอัตราการสุ่มเก็บข้อมูลที่มีความถี่ 20 เฮิร์ตซ์ และสามารถที่จะจำแนกแยกแยะกิจกรรมประจำวัน (ADLs) ของผู้ทดสอบได้ และมีการทดสอบการเก็บข้อมูลด้วยอัตราการสุ่มเก็บตัวอย่างที่ต่ำที่สุด คือ 5 เฮิร์ตซ์

2. Segmentation method ความท้าทายอย่างหนึ่งของการประมวลผลเบื้องต้น (Pre-processing) ของข้อมูล คือ การเลือกและตัดสินใจว่าจะนำข้อมูลนั้น ๆ ไปสู่กระบวนการวิเคราะห์ขั้นต่อไป โดยการประมวลผลเบื้องต้นนั้นจะทำอยู่ในขณะที่มีข้อมูลเข้ามาตลอดเวลา (Live stream of data) มีวิธีที่หลากหลายเพื่อที่ทำการแบ่งข้อมูลที่มีขนาดใหญ่ออกเป็นส่วน ๆ ให้มีขนาดเล็กลงพอที่จะทำการวิเคราะห์ข้อมูลได้ ดังนั้นการเลือกใช้เทคนิคหรือวิธีการที่แบ่งข้อมูลนั้นเป็นเรื่องที่สำคัญอย่างมากเพราะจะส่งผลกระทบต่อขั้นตอนการวิเคราะห์แยกแยะพฤติกรรมและความถูกต้องของข้อมูล ดังนั้นแม้จะใช้เทคนิคหรือวิธีการวิเคราะห์แยกแยะพฤติกรรมที่ดีที่สุดแล้วแต่ขั้นตอนการแบ่งข้อมูลนั้นไม่สัมพันธ์กันก็อาจจะทำให้การวิเคราะห์นั้น ๆ เกิดความผิดพลาดได้ (Pietka, 1988) เทคนิคการแบ่งแยกข้อมูลออกเป็นส่วน ๆ นั้นยังมีผลกระทบต่อความสามารถของการนำข้อมูลเข้าสู่ขั้นตอนกระบวนการวิเคราะห์ (Real-time capabilities) จึงมีการเลือกใช้วิธีการแบ่งส่วนของข้อมูลที่เพิ่มความซับซ้อนมากขึ้นแต่อาจจะส่งผลกระทบต่อความถูกต้องของการแยกแยะพฤติกรรม วิธีการแยกส่วนของข้อมูลที่มีคุณสมบัติของการสักรัดหรือคัดแยกข้อมูลออกและขั้นตอนการแยกแยะพฤติกรรมจะต้องดำเนินการ ซึ่งได้มีนักวิจัยได้ใช้เทคนิคแบบต่าง ๆ เช่น Pietka (1988) และ Keogh, Chu, Hart and Pazzani (2001) ใช้เทคนิคเดียวกัน คือ Fixed-size Non-overlapping Sliding Window (FNSW) เทคนิค Fixed-size Overlapping Sliding Window (FOSW) และเทคนิค Fixed-size Overlapping Sliding Window (FOSW) Keogh, Chu,

Hart and Pazzani (2001) ใช้เทคนิค ttom-up (SWAB) Pietka, E. (1988) ใช้เทคนิค Symbolic Aggregate approXimation (SAX), String Matching (SM) Shang and Chu (1995) ใช้เทคนิค Reference-based Windowing (RbW) Kozina, Lustrek and Gams (2011) ใช้เทคนิค Dynamic Windowing (DWin) และ Ortiz, Olaya and Borrajo (2011) ใช้เทคนิค Variable-size Sliding Window (VSW) เป็นต้น จากงานวิจัยเหล่านี้ได้มีการใช้เทคนิคการแบ่งส่วนข้อมูลที่หลากหลายที่ทดสอบอยู่ในเทคนิคที่ออนไลน์และออฟไลน์ ความหมายของเทคนิคออนไลน์ คือ ข้อมูลที่เข้ามา นั้นสามารถที่จะแบ่งออกก่อนที่จะมีการเก็บรวบรวมข้อมูลได้ครบในขณะที่เทคนิคออฟไลน์จำเป็นต้องใช้ชุดข้อมูลทั้งหมดเพื่อรวบรวมก่อนที่จะทำการแบ่งส่วนข้อมูล สำหรับการทำงานแบบเรียลไทม์ เทคนิคออนไลน์นั้นมีความน่าสนใจเป็นอย่างมาก (Keogh, Chu, Hart & Pazzani, 2001) เทคนิคการออนไลน์มีความสามารถประมาณค่าได้ต่ำมาก ๆ สำหรับข้อมูลที่มีเงื่อนไขบางอย่างกำหนด แต่จะมีประสิทธิภาพของการทำงานที่ค่อนข้างดีสำหรับข้อมูลที่มีสัญญาณรบกวน แต่อย่างไรก็ดีได้มีการสรุปว่าวิธีการ FOSW การแบ่งส่วนข้อมูลมีความน่าสนใจ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในการวิจัยทางการแพทย์ เช่น การเฝ้าระวังผู้ป่วยโดยใช้เทคนิคอย่างง่ายและใช้งานได้ง่ายสำหรับนักวิจัย นี่เป็นส่วนหนึ่งของบทความ “Algorithms investigated should be fairly simple to understand and online capable” (FNSW, FOSW, and SWAB)

3. Windows size นักวิจัยได้ทดลองใช้ขนาดของข้อมูลที่คงที่ในการแบ่งส่วนข้อมูลที่แตกต่างกัน Casale, Pujol and Radeva (2009) ใช้ขนาดของพื้นที่เก็บข้อมูลขนาดเล็กประมาณ 1 วินาที Preece, Goulermas, Kenney and Howard (2009) ใช้ขนาดของพื้นที่เก็บข้อมูล 2 วินาทีในการวิจัยพฤติกรรมของผู้ทดสอบ ผลการทดสอบพบว่าขนาดของการเก็บข้อมูลที่น้อยที่สุดที่จะสามารถแยกแยะพฤติกรรมได้จะต้องมีขนาดของการเก็บข้อมูลอยู่ที่ประมาณ 3 วินาที นอกจากนี้ยังมีงานวิจัยเกี่ยวกับการใช้ขนาดของการเก็บข้อมูลที่มีขนาดเล็ก Nyan, Tay, Seah and Sitoh (2006) และ Wang, Ambikairajah, Lovell and Celler (2007) ได้ใช้ขนาดของการเก็บข้อมูลที่ 2 และ 2.56 วินาทีตามลำดับ Maurer, Smailagic, Siewiorek and Deisher (2006) ได้เก็บขนาดของการเก็บข้อมูลโดยใช้ตัวแยกแยะที่ 4 วินาที Parkka, Cluitmans and Ermes (2010) ใช้ขนาดของการเก็บข้อมูล 5 วินาที Bao and Intille (2004) ใช้ขนาดของการเก็บข้อมูล 6.7 วินาที Ortiz, Olaya and Borrajo (2011) ใช้ขนาดของการเก็บข้อมูล 60 วินาทีและ Patterson, Fox, Kautz and Philipose (2005) ได้ทำการทดลองโดยมีขนาดของการเก็บข้อมูล 74 วินาที นอกจากนี้ วินาที Ortiz, Olaya and Borrajo (2011) ได้เสนอการปรับเปลี่ยนที่จะใช้วิธีการกำหนดขนาดของการเก็บข้อมูลที่คงที่ การทดลองของพวกเขาได้มีการปรับให้ทำงานแบบไดนามิก ขนาดของการเก็บข้อมูลอ้างอิงจากข้อมูลที่ได้มาจากเซ็นเซอร์ที่เป็นพฤติกรรมประจำวันที่มีขนาดหรือกรอบเวลาที่แตกต่างกัน โดยทำ

การทดลองจากการใช้ขนาดของการเก็บข้อมูลขนาดใหญ่เพื่อจะทำให้สามารถครอบคลุมมากกว่า การเคลื่อนไหวในรูปแบบเดียว ในขณะที่เดียวกันนั้นจะมีการวิเคราะห์โดยใช้ขนาดของสัญญาณในรูปแบบพฤติกรรมต่าง ๆ มากมาย สำหรับขั้นตอนและวิธีการจำแนกประเภทกิจกรรมในขั้นตอนต่อไป ขนาดของข้อมูลมีผลกระทบอย่างมากกับการนำข้อมูลมาทำการวิเคราะห์ เนื่องจากหากใช้การเก็บข้อมูลขนาดเล็กอาจทำให้ไม่สามารถเก็บข้อมูลของกิจกรรมบางประเภทได้ทั้งหมด

#### 4. ขั้นตอนการตรวจสอบ (Investigation procedure)

การเปรียบเทียบข้อมูลสองชุดที่แตกต่างกันนั้น ชุดข้อมูลแรกประกอบด้วยข้อมูลจากเซ็นเซอร์วัดความเร่งแบบสองแกนที่ถูกเก็บโดยงานวิจัยของ Bao and Intille (2004) ข้อมูลนี้เก็บจากผู้ทดลองที่ถูกคัดเลือกจาก MIT จำนวนทั้งหมด 20 คนที่แตกต่างกัน แบ่งเป็นเพศชาย 13 คน และเพศหญิง 7 คน อายุเฉลี่ย 21.8 ปี โดยทำการทดสอบผู้ทดสอบด้วยการทำพฤติกรรมประจำวันที่แตกต่างกันในแต่ละคนภายใต้เงื่อนไขการทดลองโดยจะไม่มีผู้ดูแลหรือให้คำแนะนำใด ๆ ข้อมูลที่ได้จากเซ็นเซอร์จะถูกเก็บรวบรวมข้อมูลพร้อมกัน โดยจะทำการติดไว้ที่ตำแหน่งที่แตกต่างกัน คือ ข้อเท้า ต้นขา ข้อมือ สะโพก และต้นแขน โดยจะทำการเก็บข้อมูลด้วยความถี่ 76.25 เฮิร์ตซ์ จากตำแหน่งของเซ็นเซอร์ทั้งหมด 5 จุด ซึ่งข้อมูลที่ได้จากตำแหน่งของสะโพกทั้งหมด 20 คนจะถูกนำมาวิเคราะห์เกี่ยวกับกิจกรรมประจำวัน เช่น การเดิน การนั่ง การเดินพร้อมกับยกของ การยืนตรง การนอนลง การเดินขึ้นบันได เป็นต้น ข้อมูลชุดที่สอง คือ ข้อมูลที่ได้จากส่วนหนึ่งของงานวิจัยของ Roggen, et al. (2010) ข้อมูลชุดนี้ไม่มีการจำกัดขนาดของข้อมูลโดยเซ็นเซอร์ติดอยู่กับร่างกายโดยการสวมใส่ จะมีเซ็นเซอร์ทั้งหมด 10 ชนิดที่แตกต่างกัน เช่น Microphone magnetometer UWB localization RFID เป็นต้น รวมทั้งหมดแล้วจะมีข้อมูลที่เข้ามา 72 เซ็นเซอร์ จากอาสาสมัครทั้งหมด 12 คนจะมีเพียงสามคนที่มีความโดดเด่นและมีข้อมูลอยู่ในฐานข้อมูลของ UCI Machine learning database กิจกรรมที่ถูกนำมาใช้วิเคราะห์กับข้อมูลชุดนี้ คือ การเดิน การยืน การนั่ง และการนอน ในขณะที่ข้อมูลทั้งสองชุดควรมีความคล้ายคลึงกันบ้างเพื่อให้ผลในการเปรียบเทียบกันได้ ดังนั้นข้อมูลชุดที่สองจึงได้ทำการจำกัดอัตราการเก็บข้อมูลที่ 64 เฮิร์ตซ์และใช้เซ็นเซอร์บริเวณสะโพกของผู้ทดสอบ และจำกัดข้อมูลที่ได้จากเฉพาะแกน x และแกน y ซึ่งมีการใช้ซอฟต์แวร์ Matlab (Matlab, 2014) ในการวิเคราะห์การสุ่มเก็บข้อมูลใหม่ (Resampling) การแบ่งส่วนข้อมูล และคุณสมบัติของข้อมูล ในขณะที่ใช้ซอฟต์แวร์ Weka ในการจัดการและแยกแยะพฤติกรรมให้เป็นหมวดหมู่

#### 4.1 Resampling

ส่วนนี้จะแสดงให้เห็นว่าการที่อัตราการสุ่มตัวอย่างที่แตกต่างกันและการใช้วิธีเพิ่มอัตราการสุ่มเก็บข้อมูลให้สูงขึ้นประมาณ 50 เฮิร์ตซ์ (Maurer, Smailagic, Siewiorek & Deisher, 2006) นั้นได้ระบุว่าการใช้อัตราการสุ่มเก็บข้อมูลที่มากกว่า 20 เฮิร์ตซ์เพียงเล็กน้อยนั้นจะสามารถปรับปรุงความถูกต้องของการแยกแยะพฤติกรรมได้ ดังนั้นชุดข้อมูลที่สมบูรณ์จะถูกรวบรวมข้อมูลใหม่โดยใช้ Matlab และทำการสุ่มด้วยความถี่ที่แตกต่างกันระหว่าง 10 ถึง 60 เฮิร์ตซ์ เพิ่มขึ้นทีละ 10 เฮิร์ตซ์ ซึ่งบางขั้นตอนจะถูกทำให้เร็วขึ้นเพื่อความรวดเร็วในการทดลอง เนื่องจากขั้นตอนระหว่างกลางนั้นจะไม่ส่งผลกับผลลัพธ์ที่ได้สอดคล้องแนวคิดของ Preece, Goulermas, Kenney and Howard (2009) ที่ระบุว่าความถี่ที่สูงกว่า 60 เฮิร์ตซ์ไม่เหมาะสำหรับการนำข้อมูลมาวิเคราะห์

#### 4.2 Data segmentation

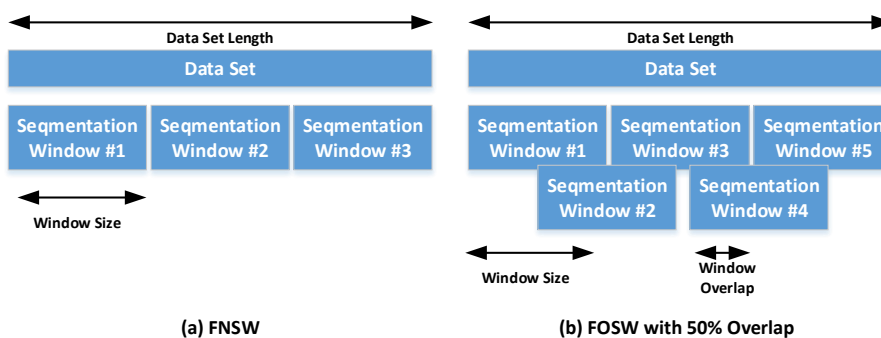
ส่วนนี้จะมุ่งเน้นไปยังการใช้เทคนิคสามวิธีในการแบ่งส่วนแบบออนไลน์ คือ FNSW FOSW และ SWAB ตามที่อธิบายไว้ใน Segmentation method ข้อดีของวิธีการนี้ คือ สามารถที่จะรวบรวมข้อมูลและแบ่งส่วนข้อมูลได้พร้อมกับที่ข้อมูลกำลังไหลเข้ามาในระบบ พร้อมทั้งมีความเรียบง่าย ใช้งานง่าย และเข้าใจได้ง่าย

FNSW คือ วิธีการแบ่งส่วนข้อมูลอย่างง่ายโดยที่ไม่มีการซ้อนทับกันของข้อมูลตามภาพที่ 2-10 และจุดสิ้นสุดของขนาดข้อมูลเริ่มจาก N คือ จุดเริ่มต้นไปยัง N+1 ดังนั้นจึงสามารถที่จะคำนวณขนาดของชุดข้อมูลได้ดังสมการที่ 2-1

$$Segmentation_{windows} = \frac{S}{L_i} \quad (2-1)$$

เมื่อ S คือ จำนวนของกลุ่มตัวอย่างของสัญญาณและ  $L_i = R_{sampling} * Window_{size}$

เมื่อ  $R_{sampling}$  คือ อัตราการสุ่มข้อมูลใหม่ (ณ ที่นี้ใช้อัตราการสุ่มข้อมูลระหว่าง 10 ถึง 60 เฮิร์ตซ์) และ  $Window_{size}$  คือ ขนาดของการเก็บข้อมูล (ณ ที่นี้ใช้ขนาดระหว่าง 0.5 ถึง 24 วินาที) ข้อเสียอย่างหนึ่งของวิธีการนี้ คือ ข้อมูลที่มีความเกี่ยวข้องกับคุณลักษณะเฉพาะ (เช่น การหกดื่ม) สามารถที่จะแยกออกระหว่างการเก็บข้อมูลในแต่ละชุด แต่การใช้เทคนิคการเลื่อนแบบ FNSW ไม่สามารถที่จะวิเคราะห์ได้ดังนั้นในส่วนนี้จะปล่อยให้เกิดช่องว่างระหว่างชุดของข้อมูลและอาจจะทำให้พลาดข้อมูลสำคัญไป



ภาพที่ 2-10 ขั้นตอนกระบวนการของ FNSW และ FOSW

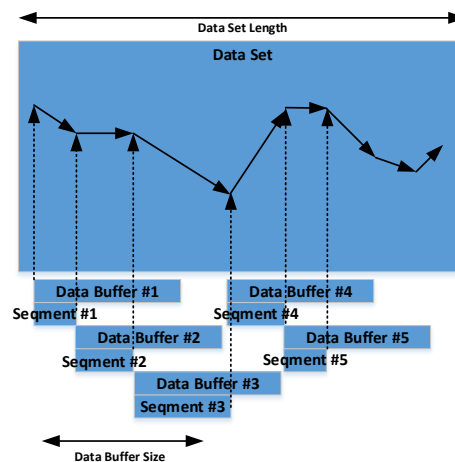
เทคนิคการแบ่งส่วนของ FOSW จะใช้หลักการพื้นฐานของ FNSW แต่จะรวมข้อมูลที่เกิดการซ้อนทับกันด้วย (ภาพที่ 2-10 (b) แสดง FOSW ที่มีการซ้อนทับกัน 50%) ทั้งนี้จะขึ้นอยู่กับเปอร์เซ็นต์การซ้อนทับกันของข้อมูลจาก  $N$  ถึง  $N+1$  การซ้อนทับกัน 0% จะสอดคล้องกับวิธีการแบ่งส่วนโดยใช้เทคนิค FNSW ในขณะที่การซ้อนทับกัน 100% จะให้ผลลัพธ์ขนาดของกลุ่มข้อมูลที่คงที่และจะไม่สามารถเลื่อนข้อมูลได้ ดังนั้นความจำเป็นของเทคนิคการ FOSW นั้น คือ ความสามารถที่จะย้ายจุดข้อมูลอย่างน้อยหนึ่งจุดต่อการแบ่งส่วนข้อมูลหนึ่งชุด จำนวนของการแบ่งส่วนข้อมูลที่ถูกสร้างขึ้นมานั้นจะสามารถคำนวณได้ดังสมการที่ 2-2

$$Segmentation_{windows} = \frac{S}{L_i - L_i * \frac{P_j}{100}} \quad (2-2)$$

โดยกำหนดให้  $P_j$  เป็นค่าเปอร์เซ็นต์ที่เกิดจากการซ้อนทับกัน และในงานวิจัยนี้จะใช้ค่าดังต่อไปนี้ คือ 25, 50, 75 และ 90

SWAB คือ 3 เทคนิคการแบ่งส่วนที่ได้มาจากการศึกษาและออกแบบโดย Keogh, Chu, Hart and Pazzani (2001) การรวมกันของการเลื่อนชุดข้อมูล (Sliding window) และค่าของข้อมูลในแต่ละตำแหน่ง ดังภาพที่ 2-11 แนวคิดนี้จะมีการกำหนดขนาดของข้อมูลที่บัพเฟอร์คงที่เพื่อใช้ในการประมาณค่าของข้อมูลและการประมาณการแบ่งส่วนจะเกิดขึ้นจากจุดเริ่มต้นไปตลอดจนกว่าจะพบกับจุดเชื่อมตำแหน่งต่อไป เมื่อการประมาณการของข้อมูลครบเสร็จสมบูรณ์การเก็บข้อมูลไว้ในบัพเฟอร์ชุดใหม่จะเริ่มต้นทันทีหลังจากนั้นกระบวนการนี้จะเกิดขึ้นวนไปซ้ำ ๆ แต่ละส่วนของข้อมูลที่ถูกแบ่งออกไปนั้นจะถูกนำไปใช้ในการวิเคราะห์คุณลักษณะเฉพาะของข้อมูล ในขณะที่การเลื่อนข้อมูลจะขึ้นอยู่กับชุดของข้อมูลนั้น ๆ และการประมาณการ ซึ่งมันเป็นไปไม่ได้ที่จะทำการประมาณจำนวนการแบ่งส่วนของข้อมูลโดยใช้หลักการและแนวคิดทางโปรแกรม ซึ่งการใช้เทคนิคนี้จะมีความซับซ้อนมากขึ้นเมื่อเทียบกับเทคนิคของ FNSW และ FOSW





ภาพที่ 2-11 Explanation of segmentation method SWAB

## 5. เทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงเวลา (Time-domain Techniques)

ตัวชี้วัดทางคณิตศาสตร์และสถิติอย่างเรียบง่ายสามารถที่จะนำมาใช้เพื่อดึงข้อมูลของสัญญาณพื้นฐานจากข้อมูลดิบที่ได้จากเซ็นเซอร์โดยตรง นอกจากนี้ตัวชี้วัดเหล่านี้มักถูกนำไปใช้เป็นขั้นตอนสำหรับการประมวลผลเบื้องต้นและการประมวลผลในโดเมนอื่น ๆ ต่อไป

5.1 RMS คือ ค่าเฉลี่ยกำลังสองของข้อมูล เป็นที่นิยมอย่างมากที่นำมาใช้ในการแยกแยะความแตกต่างของรูปแบบข้อมูล เช่น (Sekine, Tamura, Fujimoto & Fukui, 2000) นำมาใช้บอกความแตกต่างของการเดินเช่นเดียวกับการป้อนข้อมูลเข้าไปเพื่อใช้เป็นตัวแยกแยะและเรียนรู้กิจกรรมของ (Gjoreski, Gams & Chorbev, 2010; Farrington, Moore, Tilbury, Church and Biemond, 1999) ค่า RMS สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ 2-3

$$RMS_{x-Axis} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{n}} \quad (2-3)$$

5.2 ค่าเฉลี่ย (Mean) ได้ถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์จดจำพฤติกรรมการนั่งและการยืน (Farrington, Moore, Tilbury, Church & Biemond, 1999; Kawahara, Hisashi Kurasawa & Aoyama, 2005) และการวิเคราะห์ความแตกต่างของพฤติกรรมระหว่างการทำกิจกรรมและการพักผ่อน (Veltink, Bussmann, Vries, Martens & Lummel, 1996) จากนั้นจะนำข้อมูลที่ได้จากการหาค่า RMS แล้วเข้ากระบวนการวิเคราะห์ต่อไป เช่น Decision Table, KNN, J48, Naïve Bayes, Random Forest, Hidden Markov Model (HMM) เป็นต้น ค่าเฉลี่ยสามารถคำนวณได้ดัง

สมการที่ 2-4

$$Mean_{x-Axis} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (2-4)$$

5.3 ตำแหน่งและความเร็วโดยใช้วิธีการหาผลรวมของสัญญาณ การคำนวณหาผลรวมของพื้นที่ใต้กราฟของสัญญาณที่ได้จากเซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกนจะถูกนำมาใช้วิเคราะห์หาค่าความเร็วและระยะทางของการเคลื่อนไหว (Nambu, 2007) ซึ่งมีหลายเทคนิคการวิเคราะห์ที่ได้ใช้หลักการนี้เป็นส่วนหนึ่งภายในกระบวนการ เช่น การวิเคราะห์เรียนรู้ท่าทาง (Guerreiro, Gamboa & Jorge, 2008) ได้ใช้วิธีการหาผลรวมชั้นที่สอง (Double integration) เพื่อคำนวณหาระยะทางของการเคลื่อนไหว โดยก็มีอีกหลายงานวิจัยที่ใช้วิธีการหาผลรวมชั้นที่หนึ่งในการหาความเร็วที่เกิดขึ้นแต่ละท่าทางโดยใช้วิธีของ Nintendo wiimote และ โครงข่ายประสาทเทียมเป็นตัวแยกแยะพฤติกรรม การหาค่าผลรวมของสัญญาณ RMS และการกำหนดค่า Threshold อย่างง่าย ก็สามารถที่จะแยกแยะความแตกต่างระหว่างความรุนแรงมากและรุนแรงน้อยของการเคลื่อนไหวในแต่ละกิจกรรมได้ (Healey & Logan, 2005) ในการวิจัยของ Lee and Mase, (2002) ได้ใช้ผลรวมทางอนุพันธ์ในการคำนวณหาค่ามุมจากข้อมูลเซ็นเซอร์ทิศทาง (Gyroscope)

5.4 ความสัมพันธ์ของสัญญาณและความสัมพันธ์ของค่าสัมประสิทธิ์ (Signal correlation and Correlation-coefficient) ความสัมพันธ์ของสัญญาณจะถูกนำมาใช้ในการวัดความแข็งแรงและทิศทางของความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างสองสัญญาณ ในการเรียนรู้พฤติกรรมความสัมพันธ์เหล่านี้มีความจำเป็นอย่างมากและเป็นประโยชน์ในการบอกถึงความแตกต่างระหว่างกิจกรรมแต่ละประเภทที่เกี่ยวข้องกับการแปลงสัญญาณข้อมูลมิติเดียว (Ravi, Dandekar, Mysore & Littman, 2005)

ในการคำนวณหาระดับของความสัมพันธ์ (Degree of correlation) เป็นสิ่งที่มีความจำเป็นเพื่อใช้ในการหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลที่ได้ในแต่ละแกนค่าสัมประสิทธิ์เหล่านี้สามารถคำนวณได้จากสูตรทางสถิติและเรขาคณิตขึ้นอยู่กับสถานการณ์ของที่เกี่ยวข้อง ค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้รับความนิยมที่สุด คือ ค่าสัมประสิทธิ์เพียร์สัน ( $p_{x,y}$ ) มีความสัมพันธ์โดยคำนวณเป็นอัตราส่วนของความแปรปรวนของสัญญาณตามแนวแกน x และแกน y กับค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Rodgers, & Nicewander, 1988) สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ 2-5

$$p_{x,y} = \frac{cov(x,y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2-5)$$

ตัวอย่างค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ถูกนำมาใช้ Ravi, Dandekar, Mysore and Littman (2005) ในขั้นตอนการตรวจสอบแยกแยะที่มีประสิทธิภาพเพื่อใช้ในการเรียนรู้พฤติกรรมหรือการจัดหมวดหมู่ประเภทกิจกรรมได้อย่างมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น เช่น (Vail & Veloso, 2004) นอกจากนี้จะใช้ค่าสัมประสิทธิ์ดังกล่าวกับข้อมูลของเซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกน (Accelerometer sensor) เพื่อตรวจหาความสัมพันธ์ของแกนต่าง ๆ และใช้หลักการของการวิเคราะห์แบบต้นไม้ (Decision tree)

วิธีการคำนวณค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ คือ การตีความทางเรขาคณิต สำหรับชุดข้อมูลปกติ (Normalized data) หรือศูนย์กลางของข้อมูล (Centered data) ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ยังได้รับคุณสมบัติของโคไซน์ (Cosine) ของมุมระหว่างสองเวกเตอร์ของกลุ่มตัวอย่าง เพื่อตรวจสอบค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์โดยใช้มุมที่เกิดขึ้น ผลลัพธ์ที่ได้ คือ เวกเตอร์ที่เกิดขึ้นใหม่สำหรับแกนแต่ละแกน Kim, Im, Hong, Ahn and Kim (2007) ได้นำ Normalized cross มาใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลของทั้งสามแกน โดยใช้ข้อมูลค่าเฉลี่ย (Mean) พลังงาน (Energy) และเอนโทรปี (Entropy) เพื่อระบุชุดของกิจกรรมประจำวัน

5.5 Cross-Correlation การตรวจสอบความสัมพันธ์แบบ Cross-Correlation เป็นตัววัดความคล้ายคลึงกันระหว่างสองรูปคลื่นและได้รับความนิยมในการใช้ค้นหารูปแบบสัญญาณที่เป็นที่รู้จักในลักษณะของสัญญาณที่มีความยาวพอสมควร ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบ Cross-Correlation จะถูกคำนวณโดยการหาจุดสัมพันธ์ระหว่างแต่ละสัญญาณ โดยขนาดของข้อมูลจำนวน  $n$  ข้อมูล ดังสมการที่ 6 ค่าสัมประสิทธิ์ต่าง ๆ สามารถหาได้จากการคำนวณหาความสัมพันธ์ของการเปลี่ยนแปลงทางเวลา (Time shifted)

$$CrossCorrelation_{(x,y)} = \max_{d=1}^{n-1} \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i * y_{i-d} \right) \quad (2-6)$$

5.6 SMA (Signal magnitude area) ใช้ในการแยกแยะความแตกต่างระหว่างการทำกิจกรรมกับการอยู่ในระหว่างการพักผ่อนเพื่อที่จะใช้ระบุกิจกรรมของข้อมูล ในขณะที่ผู้ทดสอบทำกิจกรรมอย่างต่อเนื่องหรือผู้ทดสอบนั้นอยู่นิ่ง การหาค่า SMA สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ 2-7

$$SMA = \frac{1}{t} \left( \int_0^t |x(t)| dt + \int_0^t |y(t)| dt + \int_0^t |z(t)| dt \right) \quad (2-7)$$

5.7 SMV โดยปกติแล้วจะถูกเรียกว่าขนาดของสัญญาณที่กำหนดทิศทาง (Signal Vector Magnitude: SVM) แต่ถูกเปลี่ยนไปใช้คำย่อว่า SMV แทนเพื่อป้องกันการสับสนกับ SVM Classifier โดย SMV เป็นตัวชี้วัดระดับความเข้มของสัญญาณซึ่งจะบ่งบอกถึงการเคลื่อนไหวร่างกาย ความรุนแรง การเปลี่ยนท่าทาง และเป็นตัวชี้วัดสำหรับการตรวจจับการล้มอีกด้วย (Karantonis, Narayanan, Mathie, Lovell & Celler, 2006) โดยค่า SMV สามารถคำนวณหา

ได้ดังสมการที่ 2-8

$$SVM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{x_i^2 + y_i^2 + z_i^2} \quad DSVM = \frac{1}{t} \left( \int_0^t (|\sum SVM|) dt \right) \quad (2-8)$$

นอกจากนี้ยังมีการเพิ่มตัวชี้วัดขึ้นมาในงานวิจัยต่าง ๆ นั้น คือ ค่าพลังงาน (Energy) และเอนโทรปี (Entropy) โดยตัวชี้วัดทั้งสองนี้มีความสำคัญอย่างมากสำหรับการวิเคราะห์ประเภทของกิจกรรมระหว่างวัน เช่น การเดิน การยืนนิ่ง ๆ การวิ่ง การนั่ง และการพักผ่อน (Bao; Intille, 2004; Nham, Siangliulue & Yeung, 2008)

### 5.8 ค่าพลังงาน (Energy)

การคำนวณหาค่าพลังงานสามารถคำนวณได้ดังสมการที่ 2-9

$$Energy_{x-axis} = \frac{\sum_{i=1}^n FFT_{x_i}^2}{n} - Mean_{x-axis} \quad (2-9)$$

STD Standard Deviation ถูกนำมาใช้อย่างกว้างขวางสำหรับการวิเคราะห์กิจกรรม Kawahara, Kurasawa, H.H.M. and Aoyama (2005) ใช้ในการวิเคราะห์ต่อยอดโดยจะถูกนำไปเป็นข้อมูลอินพุต เช่น J48 Random forest และ Artificial neural network (ANN) ซึ่งสามารถคำนวณได้ดังสมการที่ 2-10

$$STD_{x-axis} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - Mean_{x-axis})^2}{n}} \quad (2-10)$$

## 6. เทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงความถี่ (Frequency-domain techniques)

เทคนิคโดเมนความถี่ถูกนำมาใช้งานอย่างกว้างขวางในการจับสัญญาณที่เกิดขึ้นซ้ำ ๆ มักจะมีความสัมพันธ์กันอย่างเป็นธรรมชาติ กิจกรรมที่ทำให้เกิดสัญญาณที่ซ้ำ ๆ อย่างเป็นธรรมชาติ เช่น การเดินหรือการวิ่ง เป็นต้น เทคนิคการแปลงสัญญาณที่ใช้กันทั่วไป คือ การแปลงฟูริเยร์ซึ่งจะแสดงลักษณะสำคัญของสัญญาณในโดเมนความถี่ (สเปกตรัม) เช่น ค่าเฉลี่ย (หรือส่วนประกอบของ DC) และส่วนประกอบความถี่ที่โดดเด่น การค้นหาตัวแปรหรือตัวแทนสเปกตรัมของสัญญาณจะแทนที่ด้วยค่า non-zero values หรือค่าสัมประสิทธิ์ (Coefficients) ที่แกนของความถี่ เช่น สัญญาณเวลาที่มีรูปแบบแน่นอนที่มีช่วงสัญญาณที่เกิดซ้ำ ๆ 0-5 วินาที จะแสดงค่าสัมประสิทธิ์ฟูริเยร์ที่เห็นได้ชัดบริเวณศูนย์กลางรอบแกนความถี่ที่ 2 Hz การวิเคราะห์ความถี่สามารถคำนวณได้จากสัญญาณในโดเมนเวลา โดยสัญญาณจะต้องมีความยาวที่เฉพาะเจาะจงหรือมีการใช้ขนาดของหน้าต่างในการเก็บข้อมูล (Window size) โดยใช้การแปลงฟูริเยร์แบบไม่ต่อเนื่อง (Discrete fourier transform: DFT) ร่วมกับอัลกอริทึม เช่น การแปลงฟูริเยร์อย่างรวดเร็ว (Fast fourier transform: FFT) และ Fast time frequency transform (FTFT) ซึ่งตัวชี้วัดทางโดเมนความถี่ดังนี้

6.1 DC Component องค์ประกอบ DC คือ ค่าสัมประสิทธิ์แรกของสเปกตรัมที่ผ่านการแปลงข้อมูลของสัญญาณแล้วและมักจะมีค่าที่มากกว่าค่าสัมประสิทธิ์สเปกตรัมที่เหลือ ซึ่งจะใช้เป็นลักษณะของสัญญาณในการเรียนรู้กิจกรรมหลาย ๆ ประเภทพร้อมกับมีความสัมพันธ์ของพลังงานและเอนโทรปี (Khan, 2011)

6.2 Spectral Energy พลังงานของสัญญาณสามารถคำนวณได้จากผลรวมของสัมประสิทธิ์กำลังสองของสเปกตรัมที่อยู่ในขนาดของหน้าต่างข้อมูลที่กำหนด ตัวชี้วัดพลังงานได้ถูกนำมาใช้ในการระบุโหมดของการเคลื่อนไหวร่างกายของผู้ทดสอบที่สวมใส่อุปกรณ์ที่มีเซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกนเพียงตัวเดียว เช่น การเดิน การปั่นจักรยาน การวิ่ง และการขับรถ (Nham, Siangliulue & Yeung, 2008)

6.3 Information Entropy ตัวชี้วัดเอนโทรปีสามารถคำนวณได้โดยใช้เอนโทรปีของข้อมูลปกติที่ได้จากขนาดของค่าสัมประสิทธิ์จากการแปลงฟูริเยร์แบบไม่ต่อเนื่อง (Discrete FFT coefficient magnitudes) โดยที่ไม่รวมองค์ประกอบของ DC (DC component) (Ho, 2004) เอนโทรปีช่วยในการแยกความแตกต่างระหว่างสัญญาณที่มีค่าพลังงานที่คล้ายกัน แต่สอดคล้องกันในแต่ละประเภทของกิจกรรมเช่นเดียวกับค่าเฉลี่ย พลังงาน ความสัมพันธ์ เอนโทรปี มีการนำมาใช้งานในการเรียนรู้หรือจดจำประเภทของกิจกรรมแต่ละประเภทที่แตกต่างกันออกไป เช่น การนำค่าเอนโทรปีของโดเมนความถี่เพื่อทำการแยกแยะกิจกรรมประเภทต่าง ๆ ที่มีระดับพลังงานใกล้เคียงกันหรือคล้ายกันในการขี่จักรยานและการวิ่งออกกำลังกาย เป็นต้น (Bao & Intille, 2004)

#### 6.4 Spectral analysis of key coefficients

ผลรวมของชุดของค่าสัมประสิทธิ์สเปกตรัมเป็นตัวชี้วัดที่สำคัญสำหรับการเรียนรู้ประเภทกิจกรรมที่เฉพาะเจาะจง เช่น ค่าสัมประสิทธิ์ของข้อมูลที่มีความถี่ระหว่าง 0-5 Hz คือ 3 Hz สามารถใช้เป็นค่าสัมประสิทธิ์ที่สำคัญสำหรับการแบ่งแยกกิจกรรมระหว่างการวิ่งและการเดิน เป็นต้น (Santos, et al, 2009)

Mathie (2003) ได้พัฒนาอัลกอริทึมในการกำหนดค่าเฉลี่ยของอัตราการก้าวเดินจากค่าสเปกตรัมของสัญญาณ โดยอัลกอริทึมจะทำงานโดยหาจุดที่สัญญาณมีความเข้มสูงตั้งแต่ความถี่ 0-7 เฮิรตซ์ โดยความเข้มของสัญญาณที่จุดสูงสุดจะมีขนาดใหญ่กว่าเมื่อเทียบกับสัญญาณที่เป็นพื้นฐาน ถ้าสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (Signal-to-noise ratio: SNR) มีค่ามากกว่าค่ามาตรฐานที่กำหนดจะทำให้สัญญาณที่พิกที่เป็นยอดเขาขึ้นมา โดยจะเรียกสัญญาณนั้นว่า อัตราการก้าวเดิน (Step Rate) นอกจากนี้ Kawahara, Ryu and Asami (2009) ได้ใช้ความถี่ที่สอดคล้องกับค่าสัมประสิทธิ์สเปกตรัมสูงสุดเพื่อตรวจสอบว่าผู้ทดสอบกำลังทำกิจกรรมแต่ละประเภท เช่น เดินหรือวิ่ง และถ้ากำลังวิ่งจะทำการนับจำนวนการก้าว

## 7. การแยกแยะประเภทกิจกรรม

การวิเคราะห์ข้อมูล โดยใช้เทคนิคที่แตกต่างกันจะถูกวิเคราะห์โดยใช้ข้อมูลที่มีขนาดคงที่ โดยที่ข้อมูลยังคงไหลผ่านตัวแปรที่กำหนดไว้เพื่อใช้หลักการหรืออัลกอริทึมในการวิเคราะห์ แยกแยะพฤติกรรมต่าง ๆ ซึ่งระดับความซับซ้อนของการจัดหมวดหมู่โดยใช้เทคนิคเหล่านี้จะมีความแตกต่างกับการใช้เทคนิคอย่างง่าย เช่น การใช้เทคนิคการกำหนดค่ามาตรฐาน (Threshold-based) แต่จะนำเทคนิคเหล่านี้ไปพัฒนาหรือใช้งานร่วมกับเทคนิคการวิเคราะห์ที่ซับซ้อนขึ้น เช่น การวิเคราะห์โดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม (Artificial neural networks) หรือรูปแบบของมาร์คอฟ (Markov models) ขั้นตอนวิธีการจัดหมวดหมู่ขั้นสูงเหล่านี้สามารถที่จะพัฒนาซอฟต์แวร์ที่มีการวิเคราะห์ซับซ้อนจนถึงสามารถที่จะเรียนรู้ได้ แยกแยะได้ เกี่ยวกับประเภทของกิจกรรมที่เกิดขึ้น เช่น ด้านการศึกษามักจะถูกเรียกว่า การเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine learning)

ภายในขอบเขตของการจัดหมวดหมู่กิจกรรมวิธีการ Classical Cross-validation (CV) สามารถนำมาปรับใช้เพื่อให้เกิดความถูกต้องมากขึ้นของระบบ 2 ประการ คือ ระหว่างกิจกรรม (between-subject) กับภายในกิจกรรม (within-subject) จากการทดสอบการจำแนก แยกแยะ คือ การวิเคราะห์ข้อมูลร่วมกันกับทุกแนวคิดยกเว้น ไม่กี่แนวคิดและทดสอบกับข้อมูลที่ได้จากอาสาสมัครเหล่านั้น ความถูกต้องที่ได้มีการคำนวณแล้วจะคิดเป็นอัตราส่วนกับหน้าต่างข้อมูล (Correctly classified windows) ของข้อมูลในทุก ๆ กิจกรรม

กระบวนการของการวิเคราะห์ที่ไม่รวมบางแนวคิดและประสิทธิภาพของการทดสอบซ้ำ ๆ ในทุกแนวคิดนั้นมีการรวมอยู่ในข้อมูลของการทดสอบทั้งหมด และท้ายที่สุดความถูกต้องทั้งหมดจะมีการคำนวณจากค่าเฉลี่ยทั้งหมดของการทดสอบ เมื่อมีแนวคิดใดแนวคิดหนึ่งถูกนำมาใช้ในการทดสอบจำนวนรอบเท่ากับจำนวนของแนวคิดมันจะถูกเรียกว่า leave-one-subject-out CV สำหรับการประเมินผลการทดสอบ การฝึกอบรมจะถูกใช้เป็นส่วนหนึ่งของรายการที่มีความเฉพาะเจาะจงในขณะที่การทดสอบของกลุ่มตัวอย่างที่ยังเหลืออยู่ ขั้นตอนนี้จะเกิดขึ้นซ้ำ ๆ ทุกครั้งจะใช้ความแตกต่างของกลุ่มตัวอย่างสำหรับการทดสอบ ความถูกต้องโดยรวมจะพิจารณาจากค่าเฉลี่ยของการทดสอบทั้งหมด

### 7.1 Threshold-based classification การแยกแยะพฤติกรรมโดยใช้คุณสมบัติ

วิเคราะห์เกณฑ์ คือ เมื่อได้ผลการวิเคราะห์มาแล้วนำมาเทียบกับเกณฑ์ที่กำหนดไว้เพื่อตรวจสอบว่าเป็นกิจกรรมเฉพาะที่ได้มีการกำหนดไว้อย่างถูกต้อง วิธีนี้ได้มีการนำมาใช้เป็นการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้นก่อนที่จะเข้าสู่กระบวนการวิเคราะห์ในขั้นถัดไป เช่น การวิเคราะห์ท่าทางระหว่างการยืนและการนอน โดยใช้มุมที่เกิดจากการเคลื่อนไหวร่างกายที่อ่านค่าได้จากเซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกนที่ติดตั้งอยู่บริเวณกระดูกเชิงกราน ลำตัว และหน้าอก (Najafi, et al, 2003; Bussmann, et al, 2001)

นอกจากนี้วิธีการวัดโดยใช้เกณฑ์นี้ได้ถูกนำมาใช้ในกระบวนการ SMA เพื่อหาความแตกต่างระหว่างท่าทางแบบคงที่และแบบไดนามิกด้วยเช่นกัน

7.2 Decision trees วิธีการตัดสินใจในรูปแบบต้นไม้จะคล้ายกับการจัดหมวดหมู่ตามลำดับชั้น แต่แทนที่ด้วยโครงสร้างในการวิเคราะห์ที่สร้างขึ้นมาด้วยตนเองโดยผู้ใช้งาน เพื่อลดขั้นตอนหรือกระบวนการที่ไม่จำเป็นออกไป ซึ่งผู้ใช้สามารถที่จะปรับเปลี่ยนวิธีการวิเคราะห์หรือเงื่อนไขได้

วิธีการนี้ถูกนำมาใช้กับแก้ปัญหาเกี่ยวกับการจัดหมวดหมู่ (Khan, 2011)

หนึ่งในการศึกษาที่มีความครอบคลุมมากที่สุด คือ ใช้ในการวิเคราะห์เชิงเวลาและการวิเคราะห์เชิงความถี่ (Bao & Intille, 2004) ซึ่งจะสามารถอธิบายคุณสมบัติของข้อมูลได้ดีขึ้นและสามารถแยกความแตกต่างของกิจกรรมได้กว่า 20 กิจกรรม โดยใช้เซ็นเซอร์ 5 ตัว ซึ่งได้ผลความถูกต้องมากถึงร้อยละ 86 จากการวิเคราะห์เพิ่มเติมพบว่า ความถูกต้องจะลดลงเหลือเพียงร้อยละ 3 หากใช้ข้อมูลที่มาจากบริเวณต้นขาและข้อมือ (เฉลิมวุฒิ ไวชนะ และสมชาย จิตตะพันธ์กุล, 2545)

7.3 Markov chains and hidden Markov models ใช้สำหรับปัญหาการจัดหมวดหมู่บางอย่างที่เกิดการเปลี่ยนแปลงบางอย่างระหว่างกิจกรรม และมีแนวโน้มที่จะเกิดขึ้นมากกว่า เช่นมีความเป็นไปได้น้อยมากที่คนจะนั่งลงทันทีหลังจากลงบันได แต่มีแนวโน้มที่เป็นไปได้สูงที่จะเริ่มต้นการเดิน Markov chains เป็นกระบวนการที่ใช้เวลาสุ่มที่ไม่ต่อเนื่องซึ่งในแต่ละกิจกรรมจะแสดงเป็นขั้นตอนที่แตกต่างกัน Markov chains สามารถนำมาใช้เพื่อเป็นตัวแทนของความน่าจะเป็นของการเปลี่ยนแปลงระหว่างกิจกรรมที่แตกต่างกันได้ เมื่อพิจารณาแล้วว่า Markov model สามารถที่จะสังเกตเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นในการเปลี่ยนแปลงสถานะได้ ทำให้ Markov model มีข้อจำกัดในการนำไปใช้มากขึ้นไป จึงได้มีการเพิ่มเติมแนวความคิดของ Markov model รวมเข้ากับกรณีที่ข้อมูลของสถานะเป็น Probabilistic function สามารถเรียกโมเดลนี้ว่า Hidden markov model (HMM) คุณสมบัติของโมเดลนี้คือ ไม่สามารถที่จะสังเกตเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นในโปรเซสได้ (Hidden) เพื่อความเข้าใจได้ง่ายขึ้น เช่น เมื่อพิจารณาโมเดลของการทดลองทอยลูกเต๋า (High low) ในการทอยลูกเต๋าแต่ละครั้งลูกเต๋าก็จะถูกเขย่าในถ้วยซึ่งไม่สามารถสังเกตเห็นได้ว่าภายในเกิดอะไรขึ้นบ้าง สิ่งเดียวที่สังเกตได้คือ ผลลัพธ์ที่ได้เมื่อผู้เขย่าเปิดฝาด้วยออกแล้วเท่านั้น (เฉลิมวุฒิ ไวชนะ และสมชาย จิตตะพันธ์กุล, 2545)

การสร้าง MHH ของการทอยเหรียญ (Coin toss model) ขึ้นมาเพื่อบ่งบอกลำดับของผลลัพธ์ (หัวและก้อย) นั้น ปัญหาแรกคือ การตัดสินใจว่าสถานะในโมเดลเกี่ยวข้องกับอะไร และการตัดสินใจต่อไปว่าจะต้องมีจำนวนสถานะเท่าไรในโมเดล ในกรณีของการทอยเหรียญ 1 เหรียญ เราได้กำหนดจำนวนสถานะของโมเดลได้ 2 สถานะ คือ หัวและก้อย โมเดลนี้แสดงในภาพ

ที่ 2-12 ซึ่งโมเดลนี้เป็นแค่ Markov model เท่านั้นเพราะสามารถสังเกตเหตุการณ์ในการเปลี่ยนสถานะได้จากหัวไปก้อยหรือก้อยไปหัวได้ แต่ที่น่าสนใจก็คือ เมื่อใช้ hidden Markov model ในเหตุการณ์นี้ จะได้โมเดลที่มี 1 สถานะ (สถานะของเหรียญที่ถูกไบแอส) และมีตัวแปรที่ไม่รู้ค่าก็คือ การไบแอสของเหรียญ



ภาพที่ 2-12 1-coin model

7.4 Fuzzy logic ตรรกศาสตร์แบบคลุมเคลือ (Fuzzy logic) มัน คือ ระบบตรรกศาสตร์ที่อยู่บนพื้นฐานของทฤษฎี Fuzzy set มีแนวความคิดที่จะใช้ตัวแปรบางอย่างที่มากกว่าค่าที่ถูกกำหนดไว้อยู่ก่อนแล้ว ประโยชน์ของการใช้ Fuzzy logic คือ มันให้ความเป็นอิสระในการประมาณการ ใช้เหตุผลในการประมาณ จะมีแนวความคิดที่แตกต่างกับเหตุผลในรูปแบบเด็ดขาด เช่น ถูกหรือผิด ใช่หรือไม่ใช่ ของตรรกศาสตร์แบบดั้งเดิม (Classical logic) หรือมีความพิเศษกว่าตรรกะแบบจริงเท็จ (Boolean logic) ซึ่งเป็นแนวคิดที่มีการพิจารณาต่อขยายของความจริง (Partial true) โดยค่าความจริงจะอยู่ในช่วงระหว่างความจริง (Completely true) กับเท็จ (Completely false) ตรรกศาสตร์แบบคลุมเคลือสามารถถือเป็นการประยุกต์ใช้งานจากทฤษฎีเซตวิภันย์ เพื่อจำลองการตัดสินใจของผู้เชี่ยวชาญในการแก้ปัญหาที่ซับซ้อน

เซตแบบฉบับ เซตแบบฉบับ (Classical set) หรือเซตวินัย (Crisp set) เป็นเซตที่มีค่าความเป็นสมาชิก เป็น 0 หรือ 1 เท่านั้น เซตในทฤษฎีเซตแบบฉบับจะมีขอบเขตแบบแข็ง (Sharp Boundary) ซึ่งเป็นขอบเขตที่ตัดขาดจากกันแบบทันทีทันใด เซตแบบฉบับมีการกำหนดค่าความเป็นสมาชิกตามแนวคิดของเลขฐานสอง โดยที่ตัวแปรหนึ่ง ๆ จะมีค่าความเป็นสมาชิกเพียงสองค่า คือ 0 ไม่เป็นสมาชิก และ 1 เป็นสมาชิก เช่น เซตของกลุ่มแต่งงานจะสามารถบอกได้อย่างแน่นอนชัดเจนว่าเป็นกลุ่มของผู้แต่งงานหรือไม่แต่งงาน

ฟัซซีเซต (Fuzzy set) เป็นเซตที่มีขอบเขตที่ราบเรียบ ทฤษฎีฟัซซีเซตจะครอบคลุมทฤษฎีเซตแบบฉบับ โดยฟัซซีเซตยอมให้มีค่าความเป็นสมาชิกของเซตระหว่าง 0 และ 1 แต่ในโลกแห่งความเป็นจริงเซตไม่ใช่มีเฉพาะเซตแบบฉบับเท่านั้น แต่จะมีลักษณะแบบฟัซซีเซตด้วย



ฟuzzyเซตจะมีขอบเขตแบบฟuzzyไม่ใช่การเปลี่ยนแปลงทันทีทันใดจากขาวเป็นดำ

นิยามของฟuzzyเซต กำหนดให้  $X$  เป็นเซตที่ไม่ว่าง ฟuzzyเซต  $A$  สามารถแสดงลักษณะเฉพาะได้จากฟังก์ชันความเป็นสมาชิก

$$\mu_A(x): X \rightarrow [0, 1]$$

เมื่อ  $\mu_A$  สามารถตีความเป็นค่าของความเป็นสมาชิกภาพของตัวประกอบ  $X$  ในฟuzzyเซต  $A$  สำหรับแต่ละฟuzzyเซต สามารถเขียนเป็นเซตของคู่อันดับ (Tuples)

$$A = \left\{ \left( x, \mu_A(x) \right) \mid x \in X \right\}$$

เมื่อ  $A$  หมายถึง ฟuzzyเซต  $A$  และ  $X$  หมายถึง สมาชิกของเซต (Set membership)  $\mu_A$  หมายถึง ฟังก์ชันความเป็นสมาชิก (Membership function)  $\mu_A(x)$  บางครั้งแทนด้วย  $A(x)$   $X$  หมายถึง เอกภพสัมพัทธ์ (Universe)

ทฤษฎีฟuzzyเซตสามารถแก้ปัญหาข้อจำกัดของเซตแบบดั้งเดิมได้ โดยที่ฟuzzyเซตยอมให้มีค่าหรือดีกรีของความเป็นสมาชิก (Degree of membership) ซึ่งแสดงด้วยค่าตัวเลขระหว่าง 0 และ 1 หรือ เขียนเป็นสัญลักษณ์  $[0, 1]$  โดย 0 หมายถึง ไม่เป็นสมาชิกในเซต 1 หมายถึง เป็นสมาชิกในเซต และค่าระหว่าง 0 กับ 1 เป็นสมาชิกบางส่วนในเซต เมื่อทำการวิเคราะห์แบบนี้แล้วจะทำให้เกิดความราบเรียบในการเปลี่ยนจากพื้นที่นอกเซตของสมาชิกต่าง ๆ โดยมีฟังก์ชันสมาชิก (Membership function) เป็นฟังก์ชันจัดเทียบ (Mapping function)

ฟังก์ชันความเป็นสมาชิก (Membership function) เป็นฟังก์ชันที่มีการกำหนดระดับความเป็นสมาชิกของตัวแปรที่ต้องการใช้งาน โดยเริ่มจากการแทนที่กับตัวแทนที่มีความไม่ชัดเจน ไม่แน่นอน และคลุมเครือ ดังนั้นส่วนที่มีความสำคัญต่อคุณสมบัติหรือการดำเนินการของฟuzzy เพราะรูปร่างของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกมีความสำคัญต่อกระบวนการคิดและแก้ไขปัญหา โดยที่ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกจะไม่สมมาตรกันหรือไม่สมมาตรกันทุกประการก็ได้

ค่าระดับความเป็นจริง ในตรรกศาสตร์คลุมเครือ นั้นมักจะสับสนกับค่าความน่าจะเป็น ซึ่งมีแนวความคิดที่แตกต่างกัน ค่าระดับความเป็นจริงของตรรกศาสตร์คลุมเครือ นั้นไม่ใช่การระบุค่าความเป็นสมาชิกของเซต แต่ค่าความน่าจะเป็นนั้นระบุความเป็นไปได้ของสภาพการณ์ แต่ละรูปแบบที่อาจจะเกิดขึ้นได้ เช่น นาย ก กำลังเดินเข้าโรงพยาบาล สถานะของนาย ก ตามตรรกศาสตร์แบบดั้งเดิม คือ นาย ก อยู่ในโรงพยาบาล หรืออยู่นอกโรงพยาบาล แต่หากเขากำลังยืนอยู่ระหว่างช่องประตูของโรงพยาบาล อาจจะพิจารณาได้ว่าเขายังคงอยู่ในส่วนหนึ่งของโรงพยาบาล ซึ่งอาจกล่าวได้ว่ามีความเป็นสมาชิกของเซตวิถันย คือ สมมุติเขาเพิ่งก้าวปลายนิ้วเท้าผ่านเข้าประตูของโรงพยาบาล อาจจะสรุปได้ว่า นาย ก นั้นร้อยละ 0.99 อยู่ภายนอกโรงพยาบาล แตกต่างจากความน่าจะเป็นของเหตุการณ์สุ่ม หรือความน่าจะเป็นที่จะสรุปผลลัพธ์ออกมาในรูปแบบเดิม คือ อยู่

ในโรงพยาบาลหรืออยู่นอกโรงพยาบาล

ตรรกศาสตร์คลุมเครือนั้น สามารถที่จะระบุค่าความเป็นสมาชิกของเซต (Set membership values) ด้วยค่าระหว่าง 0 และ 1 ทำให้เกิดระดับกึ่งในลักษณะของสีเทา นอกจากนี้ขาและดำ แล้วทำให้มีประโยชน์ในการจำลองระดับขั้นตอนซึ่งสามารถระบุด้วยคำพูดได้ เช่น เล็กน้อยค่อนข้างมาก ตรรกศาสตร์คลุมเครือมีความสัมพันธ์กับเซตวิภันซ์ (Fuzzy set) และทฤษฎีความเป็นไปได้ (Possibility theory) ซึ่งได้ถูกคิดค้นในปี ค.ศ. 1965

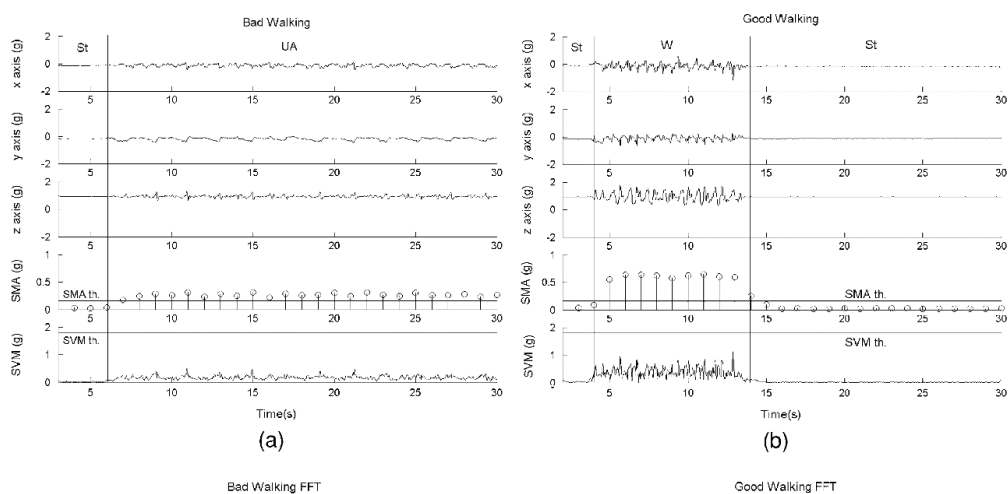
วิธีการอนุมานแบบ Mamdani fuzzy เป็นหนึ่งในวิธีที่พบมากที่สุดสำหรับการพัฒนาลักษณะนามตรรกศาสตร์ ด้วยวิธีการนี้มันมีความเป็นไปได้ที่จะกำหนดรูปแบบชุดคำสั่งบางอย่างเป็นสมาชิก จากนั้นพัฒนาชุดคำสั่งเพิ่มเติมเพื่อที่ช่วยให้วิธีการวิเคราะห์มีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น (Salarian, et al, 2007) ใช้วิธีการนี้โดยจะมีขั้นตอนทั้งหมดสามขั้นตอนในการแยกแยะพฤติกรรม ขั้นตอนแรก คือใช้สถิติในการบ่งบอกถึงพฤติกรรมเพื่อแยกแยะระหว่างการเปลี่ยนท่าทางจาก นั่ง-> ยืน และ ยืน->นั่ง ขั้นตอนที่สองใช้ค่าตัวแปร Threshold-based กับระยะเวลาในการทำกิจกรรมเพื่อแยกแยะระหว่างการเดินและการนอน และขั้นตอนสุดท้ายจะใช้หลักการของ Fuzzy classifier เพื่อใช้ในการระบุระยะเวลาในการนั่งและยืน ลักษณะการแยกแยะด้วยวิธีนี้ได้รับการพัฒนาโดยใช้ฟังก์ชันของสมาชิก (Membership functions) ที่สร้างขึ้นมาจากองค์ความรู้เกี่ยวกับการเปลี่ยนแปลงของท่าทางทั้งก่อนและหลังกิจกรรม และความถูกต้องในการแยกแยะพฤติกรรมจะสูงกว่าการใช้หลักเกณฑ์ง่าย ๆ เช่น การใช้เพียงกฎของ Threshold

7.5 Combined classifiers เป็นวิธีที่ได้รับความนิยมของหลักการการแยกแยะพฤติกรรมขั้นสูงของกลุ่มทางการแพทย์ ซึ่งได้มีการปรับปรุงประสิทธิภาพการทำงานของลักษณะนามของแต่ละบุคคล (Individual classifiers) โดยการรวมผลลัพธ์ทั้งหมดเข้าด้วยกัน การนำผลลัพธ์ทั้งหมดมารวมกันจะได้ผลการวิเคราะห์ที่ดีกว่าถึงแม้จะใช้เทคนิคที่ต่างกัน เช่น การลงคะแนนเสียง (Majority voting) การใช้ตัวแยกแยะพื้นฐานและการคาดการณ์โดยอ้างอิงข้อมูลเพื่อให้เกิดการเรียนรู้ใหม่ของโปรแกรม (Stacked generalization) การกำหนดค่าน้ำหนักให้กับรูปแบบในการรวมกันเพื่อประสิทธิภาพของตัวแยกแยะที่ดียิ่งกว่า (Boosting) Ravi, Dandekar, Mysore and Littman (2005) ใช้รูปแบบการจัดหมวดหมู่เมตา (Meta-level classification) ในการศึกษากิจกรรมทั้งหมด 8 กิจกรรม ได้แก่ การยืน การเดิน การเล่น การปีนขึ้นบันได การปีนลงบันได การออกกำลังกายบริหารหน้าท้อง การดูดฝุ่น และการแปร่งฟัน โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์ทั้งหมด 5 วิธี คือ Svms, Decision Trees, Knn และ Navie Bayes เมื่อมีการออกแบบและนำมาใช้งาน เช่น Booted SVM ผลลัพธ์ที่ได้ออกมาจะมีประสิทธิภาพสูงกว่ารูปแบบการจัดหมวดหมู่เมตาอื่น ๆ

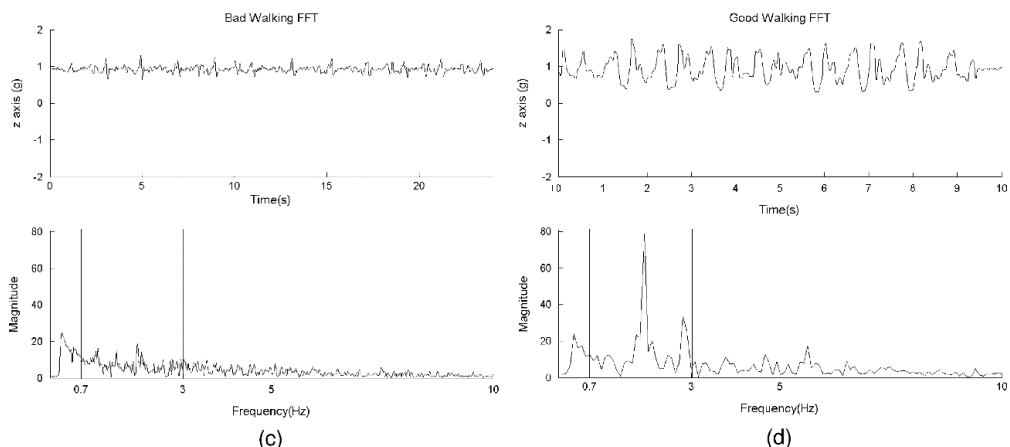
จากบทความด้านบน ได้มีการนำเสนอเทคนิคที่แตกต่างกันและได้รับความนิยมในการนำมาใช้ในการแยกแยะพฤติกรรมหรือจัดหมู่กิจกรรมต่าง ๆ จากข้อมูลของเซ็นเซอร์ที่ติดตามร่างกายของผู้ทดสอบ ซึ่งข้อมูลเหล่านี้ได้รับการแบ่งออกเป็นสองส่วนหลัก ๆ คือ ส่วนแรก คือ การวิเคราะห์ข้อมูลโดยใช้เทคนิคต่าง ๆ และการวิเคราะห์โดยใช้หลักการกำหนดค่ามาตรฐาน (Threshold-based) ในการแยกแยะพฤติกรรม และส่วนที่สอง คือ การนำเสนอวิธีการวิเคราะห์โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์ขั้นสูง ซึ่งการวิเคราะห์โดยใช้เทคนิคของทั้งสองวิธีจะมีข้อดีและข้อเสียที่แตกต่างกัน

ภายในหลักการข้างต้นสามารถที่จะแบ่งออกตามวิธีการแก้ปัญหาได้ดังนี้ คือ Heuristic Time-domain Frequency-domain หรือ Timefrequency (Wavelet) โดยคุณสมบัติของ Heuristic ได้มาจากความเข้าใจพื้นฐานเกี่ยวกับวิธีการเคลื่อนไหวที่เฉพาะเจาะจงหรือท่าทางที่จะสร้างสัญญาณที่มีลักษณะเฉพาะของเซ็นเซอร์ที่ติดตามร่างกายได้ ด้วยหลักการดังกล่าวได้มีการใช้ในเทคนิคของการแยกแยะ โดยกำหนดค่ามาตรฐาน (Threshold-based) และมีความเป็นไปได้ที่จะแยกแยะได้อย่างถูกต้องระหว่างท่าทางที่คงที่ (Static postures) กับกิจกรรมแบบไดนามิก (Dynamic activity) และการตรวจจับการล้มด้วยความแม่นยำสูง เพื่อที่จะแยกแยะความแตกต่างระหว่างข้อมูลขนาดใหญ่ของการเคลื่อนไหวแบบไดนามิกและท่าทางที่คงที่ จึงจำเป็นที่จะต้องใช้กระบวนการแยกแยะจัดหมวดหมู่พฤติกรรมที่ซับซ้อนมากขึ้นอาจจะต้องใช้เทคนิคเพียงอย่างเดียวหรืออาจจะต้องใช้การวิเคราะห์ร่วมกันของหลาย ๆ เทคนิคถ้ามีความจำเป็น แม้ว่าจากการศึกษาและทดลองมีส่วนน้อยเมื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของเทคนิคการแยกแยะพฤติกรรมด้วยวิธีการต่าง ๆ แล้วจะได้ผลลัพธ์ที่แสดงให้เห็นว่า การใช้เทคนิคของการตัดสินใจแบบต้นไม้ (Decision trees) หรือจะเป็นการใช้วิธีการวิเคราะห์ขั้นสูงอย่างเครือข่ายประสาทเทียม (Artificial neural networks) มีความถูกต้องแม่นยำสูงที่แตกต่างกันเพียงเล็กน้อยเท่านั้น นอกจากนี้ยังมีวิธีการอื่น ๆ อีกมากมายเช่น Support vector machines (Svms) และ Hidden markov models ซึ่งแสดงให้เห็นว่าสามารถนำมาใช้งานได้เช่นกัน โดยได้มีการศึกษาและทดสอบภายในห้องแลปวิจัยขนาดเล็กอยู่เท่านั้น ยังไม่ได้รับการยอมรับในการทดสอบทั่วไป ดังนั้นในการใช้งานจริงนั้นจำเป็นต้องปรับการเลือกใช้เทคนิคและวิธีการต่าง ๆ ให้เหมาะสมสำหรับแต่ละช่วงเวลาในการแยกแยะพฤติกรรม เนื่องจากการเคลื่อนไหวร่างกายของมนุษย์นั้นแต่ละช่วงเวลานั้นแตกต่างกันอีกทั้งลักษณะการเคลื่อนไหวของแต่ละบุคคล ช่วงอายุ ยังแตกต่างกันออกไปอีกด้วย ส่วนใหญ่ก่อนหน้านี้ได้มีการตีพิมพ์บทความเกี่ยวกับการศึกษาวิจัยลักษณะการเคลื่อนไหวและพฤติกรรมต่าง ๆ โดยเลือกตำแหน่งที่จะติดตั้งเซ็นเซอร์บนร่างกายของผู้ทดสอบในแต่ละตำแหน่งที่แตกต่างกัน

เทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลจากเซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกน (Accelerometer sensor) การวิเคราะห์ จำแนก แยกแยะ ประเภทการเคลื่อนไหวร่างกายของมนุษย์นั้น เทคนิคที่ได้รับความนิยมมากที่สุด คือ การติดตั้งหรือให้ผู้ทดสอบทำการสวมใส่อุปกรณ์ที่ประกอบไปด้วยเซ็นเซอร์ความเร่งสามแกน (Accelerometer sensor) ซึ่งจากการวิจัยส่วนใหญ่จะนำเซ็นเซอร์นี้ติดตามร่างกายในแต่ละส่วน เพื่อวิเคราะห์หาจุดที่ดีที่สุด โดย Karantonis, Narayanan, Mathie, Lovell and Celler (2006) ได้เสนอแนวคิดการติดตั้งอุปกรณ์ที่มีเซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกนไว้ที่บริเวณเอวของผู้ทดสอบ ซึ่งเสนอการประมวลผลสัญญาณที่ได้รับจากเซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกน โดยใช้บอร์ดสมองกลฝังตัวติดไว้กับตัวผู้ทดสอบ และใช้หลักการของการวิเคราะห์สัญญาณของ Signal vector magnitude (SVM) มุม (Angle) และระยะเวลาทั้งหมดในช่วงที่เกิดกิจกรรม และเขาได้อธิบายหลักการหรือรูปแบบของสัญญาณที่ได้จากเซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกน ไว้ดังแสดงภาพที่ 2-13

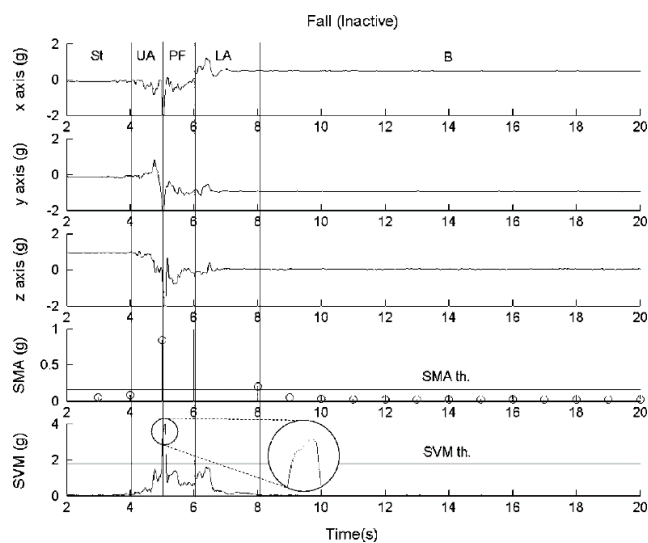


ภาพที่ 2-13 ลักษณะของสัญญาณการเดินที่ได้จากเซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกน



ภาพที่ 2-14 ลักษณะของสัญญาณการเดินที่ได้จากเซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกน

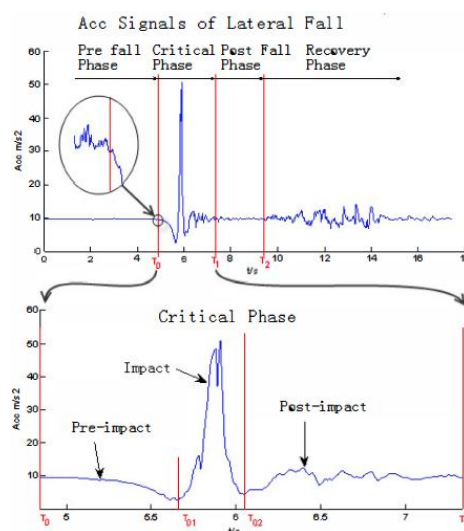
จากภาพที่ 2-14 แสดงให้เห็นถึงลักษณะของสัญญาณการเดินที่ได้จากเซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกนซึ่งจะบ่งบอกถึงการวิเคราะห์สัญญาณโดยใช้วิธีการต่าง ๆ และลักษณะของสัญญาณที่ไม่มีประสิทธิภาพในการนำมาใช้ในการวิเคราะห์ ทั้งนี้สัญญาณที่ไม่มีประสิทธิภาพนั้นอาจเกิดจากการเดินที่ช้าเกินไป หรือเร็วเกินไป ทำให้ข้อมูลที่ได้เกิดการผิดพลาด ซึ่งจากภาพที่ (a) และ (b) ได้มีการใช้วิธีของ SVM และ SMA มาวิเคราะห์สัญญาณเพื่อเปรียบเทียบกันระหว่างสัญญาณที่มีประสิทธิภาพกับสัญญาณที่ไม่มีประสิทธิภาพ และนำข้อมูลทั้งสองแบบมาทำการแปลงข้อมูลเพื่อหาความถี่ของสัญญาณดังภาพที่ (c) และ (d)



ภาพที่ 2-15 สัญญาณการหกล้มของเซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกน

จากภาพที่ 2-15 แสดงให้เห็นถึงลักษณะและรูปแบบของการหกล้มโดยใช้ข้อมูลที่ได้จากเซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกน จะแสดงให้เห็นถึงความแตกต่างกันอย่างชัดเจน ระหว่างการเดินและการหกล้ม จากรูปภาพการวิเคราะห์โดยใช้หลักการของ SVM จะเห็นได้ว่าสัญญาณการหกล้มจะมีขนาดที่สูงกว่าสัญญาณที่เกิดจากการเดิน

Liang, Zhao and Guo (2012) ได้ทำการศึกษาเกี่ยวกับลักษณะและรูปแบบสัญญาณของการหกล้มให้ชัดเจนมากยิ่งขึ้น โดยได้มีการใช้เซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกนติดไว้ตามจุดต่าง ๆ ทั้งหมด 4 จุดตามร่างกาย ได้แก่ เอว หน้าอก ขา ต้นขา เพื่อทำการศึกษาหาจุดที่ดีที่สุดในการวิเคราะห์ข้อมูล โดยจะนำข้อมูลจากทั้งหมด 4 จุดมาทำการเปรียบเทียบกัน และเพื่อหาลักษณะเฉพาะของสัญญาณแต่ละประเภท ซึ่งเขาได้พบลักษณะรูปแบบของสัญญาณก่อนจะเกิดการหกล้ม และหลังจากเกิดจากหกล้มไปแล้ว ดังแสดงในภาพที่ 2-16

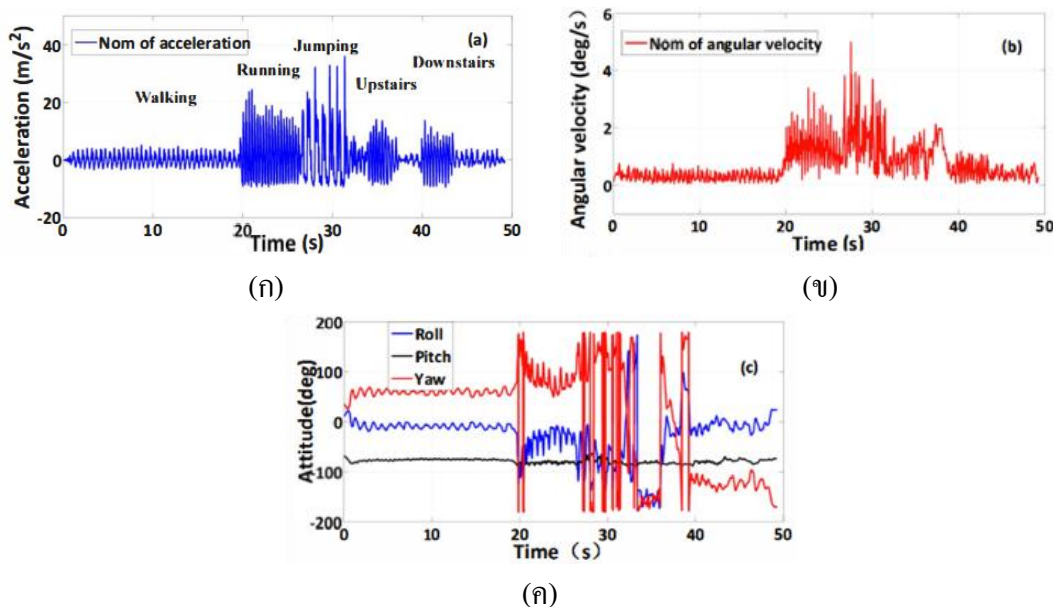


ภาพที่ 2-16 รายละเอียดแต่ช่วงที่เกิดการหกล้ม

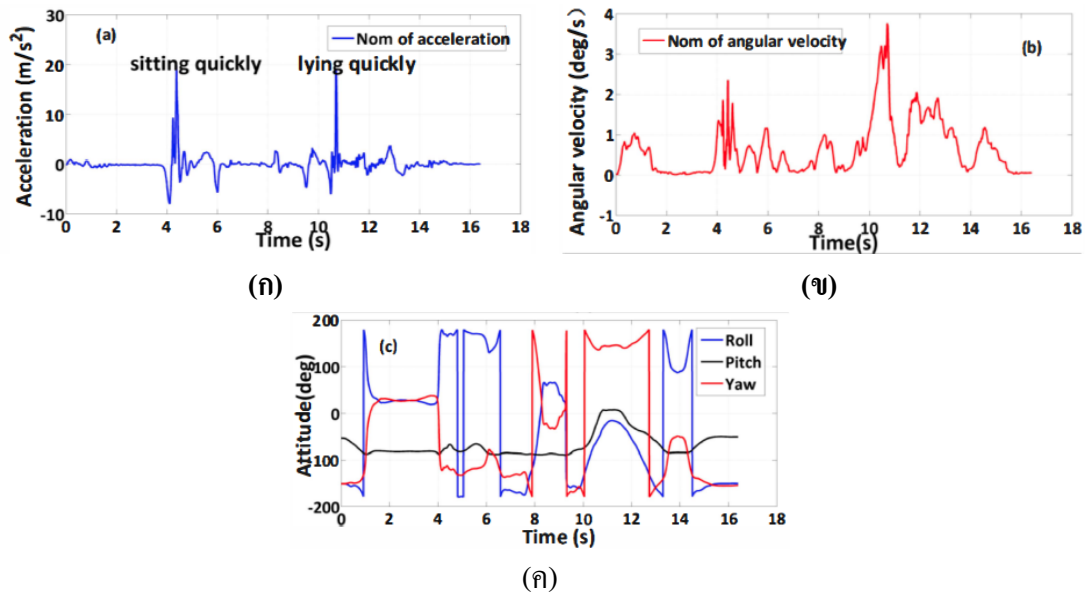
จากภาพที่ 15 แสดงให้เห็นถึงเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นทั้งหมด 4 ช่วงเวลา คือ ช่วงก่อนการหกล้ม (Pre fall phase) ช่วงเวลาหกล้ม (Critical phase) ช่วงหลังของการหกล้ม (Post fall phase) และช่วงหลังเกิดเหตุการณ์ (Recovery phase) ซึ่งทุกครั้งที่เกิดเหตุการณ์การหกล้มจะต้องประกอบด้วย 4 ช่วงเวลานี้ แต่ช่วงเวลาที่มีความสำคัญที่สุด คือ ช่วงเวลาของการหกล้ม (Critical phase) โดยช่วงเวลานี้จะแบ่งออกเป็นสามส่วนดังรูป ซึ่งในช่วง Pre-impact มักจะเกิดการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณในทันทีทันใด และในช่วงถัดมาจะเป็นช่วงของการเกิด Impact ช่วงนี้สัญญาณจะมีลักษณะของการเปลี่ยนแปลงกระทันหัน ขนาดของสัญญาณจะสูงผิดปกติหรือเกินจาก

ค่าที่กำหนดไว้ แต่จะเกิดขึ้นในช่วงเวลาอันสั้น และจะกลับลงมาอยู่ในค่าปกติ ทำให้กราฟที่เห็นจะเป็นลักษณะของกราฟพุ่งแหลมดังภาพ หลังจากนั้นกราฟจะมีลักษณะตรงกันข้ามกับช่วงเวลาแรก และจะกลับสู่การนิ่งของข้อมูลเป็นช่วงเวลาหนึ่ง แสดงถึงการล้มลงจากที่สูงของอุปกรณ์

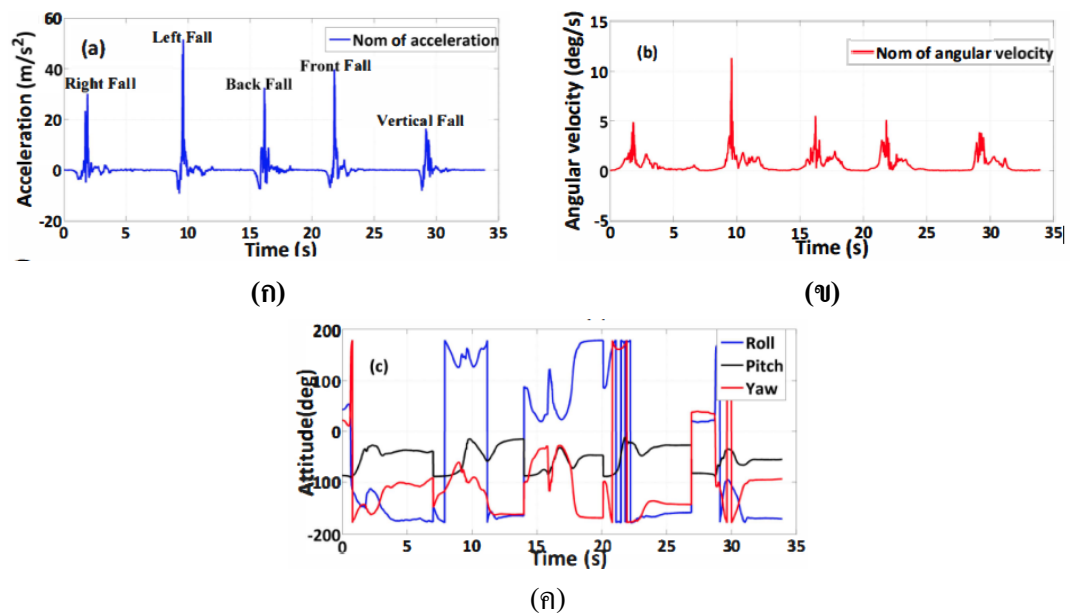
แนวความคิดวิเคราะห์พฤติกรรมการล้มของมนุษย์จึงได้มีการมุ่งเน้นที่การหารูปแบบของสัญญาณที่ตรงกัน และการวิเคราะห์โดยใช้หลักการของ Critical phase มาใช้กันอย่างกว้างขวาง แต่การได้ข้อมูลของเซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกนยังสามารถนำข้อมูลดังกล่าว มาวิเคราะห์ได้มากกว่าข้อมูลค่าเฉลี่ยของสามแกน แต่ยังสามารถนำมาประยุกต์ เพื่อหาตัวแปรอื่น ๆ ที่ส่งผลกระทบต่อ เช่น การคำนวณหาความถี่ การหาความเร็วเชิงมุม (Yuan, Yu, Dan, Wang & Liu, 2015) ได้ทำการวิจัยโดยใช้หลักการของการวิเคราะห์ข้อมูลของเซ็นเซอร์สามแกน โดยการนำข้อมูลเกี่ยวกับมุมและความเร็วเชิงมุมมาใช้ในการแยกแยะกิจกรรมด้วย โดยใช้อุปกรณ์ติดตามตัวขนาดเล็กที่มีเซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกน เซ็นเซอร์ทิศทางสามแกน (Three-axis gyroscope sensor) และเซ็นเซอร์วัดสนามแม่เหล็กสามแกน (Three-axis magnetometer) ซึ่งถูกติดตั้งไว้บริเวณหน้าอกของผู้ทดสอบ การทดลองทำกิจกรรมประเภทต่าง ๆ เช่น การเดิน การวิ่ง เดินขึ้นบันได เดินลงบันได การนั่งอย่างรวดเร็ว การลุกขึ้นอย่างรวดเร็ว เป็นต้น โดยลักษณะข้อมูลที่ได้จากเซ็นเซอร์และการวิเคราะห์แสดงดังภาพที่ 2-17



ภาพที่ 2-17 สัญญาณจากการทดสอบกิจกรรมแต่ละประเภท



ภาพที่ 2-18 สัญญาณจากการทดสอบกิจกรรมเฉพาะ นั่งลงและลุกขึ้นอย่างรวดเร็ว



ภาพที่ 2-19 สัญญาณจากการทดสอบกิจกรรมการล้ม

จากภาพที่ 2-17 ภาพที่ 2-18 ภาพที่ 2-19 เป็นการแสดงสัญญาณที่ของข้อมูลที่ได้จากผู้ทดสอบ ซึ่งได้มีการกำหนดให้ผู้ทดสอบทำกิจกรรมประเภทต่าง ๆ ตามที่กำหนด จะเห็นได้ว่าการนำข้อมูลทั้งการเคลื่อนที่เชิงมุมและการเคลื่อนที่แนวราบมาทำการวิเคราะห์ร่วมกันสามารถที่จะเพิ่มประสิทธิภาพของการแยกแยะพฤติกรรมได้ดีกว่าการเลือกใช้เทคนิคอย่างใดอย่างหนึ่งเท่านั้น



การนำเทคนิคการวิเคราะห์สัญญาณต่าง ๆ มาวิเคราะห์ร่วมกันนั้น สามารถที่จะเพิ่มประสิทธิภาพหรือความแม่นยำของการวิเคราะห์ให้มีมากขึ้นได้ แต่การเลือกใช้งานเทคนิคการวิเคราะห์แต่ละแบบนั้น ขึ้นอยู่กับองค์ประกอบของระบบ หรือตัวอุปกรณ์ที่ใช้งาน เนื่องจากบางเทคนิคมีความซับซ้อนหรือใช้ทรัพยากรมากกว่าเทคนิคอื่น ๆ ดังนั้น การพัฒนาอุปกรณ์ที่จะสามารถวิเคราะห์พฤติกรรมต่าง ๆ ของผู้สูงอายุได้ ไม่ได้ขึ้นอยู่กับคุณสมบัติของตัวอุปกรณ์เพียงอย่างเดียว การเลือกใช้เทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลให้เหมาะกับสภาพแวดล้อมก็เป็นเรื่องสำคัญเช่นกัน

การวิเคราะห์ข้อมูลโดยใช้เทคนิค Goertzel algorithm

เทคนิคของ Goertzel เป็นเทคนิคการแปลงข้อมูลจากโดเมนเวลาไปยังโดเมนความถี่ เช่นเดียวกับเทคนิคของการแปลงฟูริเยร์ แต่เทคนิคของ Goertzel ใช้ทรัพยากรของหน่วยประมวลผลน้อยกว่าการแปลงฟูริเยร์

โดยส่วนใหญ่แล้วเทคนิคการแปลงฟูริเยร์เป็นเทคนิคการแปลงข้อมูลจากโดเมนเวลาไปยังโดเมนความถี่ที่ได้รับความนิยมเป็นอย่างมาก แต่ถ้าหากต้องการตรวจสอบความถี่ของข้อมูลเฉพาะบางความถี่เท่านั้นสามารถใช้เทคนิคของ Goertzel ได้ โดยเทคนิคนี้จะเป็นการหาค่าพลังงานสเปกตรัมของความถี่ที่ต้องการ

โดยพื้นฐานของ Goertzel จะสามารถคำนวณหาจำนวนจริงและจำนวนจินตภาพ (Real and Imaginary) ได้เช่นเดียวกับ Discrete fourier transform (DFT) จนได้มีการพัฒนาต่อยอดของเทคนิค Goertzel ให้สามารถทำงานได้เร็วขึ้นและใช้งานได้ง่ายขึ้นแต่จะไม่ได้จำนวนจริงและจำนวนจินตภาพที่เป็นส่วนประกอบของความถี่ออกมาด้วย โดยกระบวนการวิเคราะห์ของเทคนิคนี้

1. กำหนดอัตราในการสุ่มตัวอย่าง (Sampling rate)
2. เลือกขนาดของ Block size
3. คำนวณหาค่าของโคไซน์และไซน์ (Cosine, Sine)
4. คำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์ (Coefficient)

อัตราการสุ่มตัวอย่าง อัตราการสุ่มตัวอย่างปกติแล้วจะต้องเป็นไปตามกฎของ Nyquist คือ จะต้องมีค่าอย่างน้อยสองเท่าของความถี่สูงสุดของความถี่ที่สนใจ เพราะในกรณีของสัญญาณที่เกิดขึ้นจากกิจกรรมอาจจะประกอบด้วยหลายความถี่ ทำให้มีความเป็นไปได้ว่าหากกำหนดความถี่ที่สูงขึ้นอาจจะทำให้ได้ผลลัพธ์ของค่าพลังงานสเปกตรัมที่ดีขึ้นด้วยเช่นกัน เช่น ทำการสุ่มเก็บข้อมูลขนาด 8,000 ตัวอย่างต่อวินาที หรืออัตราการสุ่มเก็บตัวอย่างเท่ากับ 8 กิโลเฮิร์ตซ์

Block size คือ ขนาดของจุดแต่ละจุดนำมาใช้ในการวิเคราะห์ และจะเป็นตัวควบคุมความละเอียดของความถี่ เช่น อัตราการสุ่มเก็บตัวอย่างข้อมูลเท่ากับ 8 กิโลเฮิร์ตซ์และขนาดของ Block size เท่ากับ 100 ดังนั้นความละเอียดของความถี่จะมีช่วงกว้างเท่ากับ 80 เฮิร์ตซ์

เมื่อทำการกำหนดอัตราการสุ่มเพื่อเก็บข้อมูล (sample\_rate) และขนาดของความละเอียดของข้อมูล (N) ขนาดของข้อมูลทั้งหมด (n) และความถี่ที่สนใจ (target\_freq) แล้ว สามารถทำการคำนวณโดยทำการคำนวณตามขั้นตอนดังนี้

$$k = \text{int} \left( 0.5 + \frac{N * \text{target\_freq}}{\text{sample\_rate}} \right) \quad (2-11)$$

$$w = \left( 2 * \frac{n}{N} \right) * k \quad (2-12)$$

$$\text{cosine} = \cos w \quad (2-13)$$

$$\text{sine} = \sin w \quad (2-14)$$

$$\text{coeff} = 2 * \text{cosine} \quad (2-15)$$

เมื่อผ่านการคำนวณจากสมการที่ (2-13) (2-14) และ (2-15) ข้างต้นแล้วจะได้ผลลัพธ์ คือ cosine sine และ coeff และจะแทนด้วย  $Q_0$   $Q_1$  และ  $Q_2$  ตามลำดับ ซึ่ง  $Q_1$  คือ ค่าสุดท้ายของ  $Q_0$  และ  $Q_2$  คือ ค่าสุดท้ายของ  $Q_1$

$$Q_0 = \text{coeff} * Q_1 - Q_2 + \text{sample}$$

$$Q_2 = Q_1$$

$$Q_1 = Q_0$$

ขั้นตอนสุดท้าย คือ การคำนวณหาค่าสเปกตรัมของสัญญาณ (Magnitude) ดังนี้

$$\text{real} = (Q_1 - Q_2 * \text{cosine}) \quad (2-16)$$

$$\text{imag} = (Q_2 * \text{sine}) \quad (2-17)$$

$$\text{magnitude}^2 = \text{real}^2 + \text{imag}^2 \quad (2-18)$$

เมื่อสิ้นสุดกระบวนการของเทคนิค Goertzel จะได้ผลลัพธ์ค่าของพลังงานสเปกตรัม (Magnitude) ของความถี่ที่สนใจ

## เทคโนโลยี BLUETOOTH LOW ENERGY (BLE)

การทำงานของ Bluetooth

Bluetooth จะใช้สัญญาณวิทยุความถี่สูง 2.4 GHz. แต่จะแยกย่อยออกไป ตามแต่ละประเทศ เช่น ยุโรปและอเมริกา จะใช้ช่วง 2.400-2.4835 GHz. แบ่งออกเป็น 79 ช่องสัญญาณ และ

จะใช้ช่องสัญญาณที่แบ่งนี้ เพื่อส่งข้อมูลสลับช่องไปมา 1,600 ครั้งต่อ 1 วินาที ส่วนประเทศญี่ปุ่นจะ ใช้ความถี่ 2.402-2.480 GHz. แบ่งออกเป็น 23 ช่อง ระยะทำการของ Bluetooth จะอยู่ที่ 5-10 เมตร โดยมีระบบป้องกันโดยใช้การป้อนรหัสก่อนการเชื่อมต่อและป้องกันการดักสัญญาณระหว่าง สื่อสาร โดยระบบจะสลับช่องสัญญาณไปมา จะมีความสามารถในการเลือกเปลี่ยนความถี่ที่ใช้ใน การติดต่อเองอัตโนมัติ โดยที่ไม่จำเป็นต้องเรียงตามหมายเลขช่อง ทำให้การดักฟังหรือลักลอบ ขโมยข้อมูลทำได้ยากขึ้น

โดยหลักของบลูทูธจะถูกออกแบบมาเพื่อใช้กับอุปกรณ์ที่มีขนาดเล็ก เนื่องจากใช้การ ขนส่งข้อมูลในจำนวนที่ไม่มาก เช่น ไฟล์ภาพ เสียง แอปพลิเคชันต่าง ๆ และสามารถเคลื่อนย้ายได้ ง่าย โดยจะต้องอยู่ในระยะที่กำหนดไว้เท่านั้น (ประมาณ 5-10 เมตร) นอกจากนี้ยังใช้พลังงานต่ำ กินไฟน้อย ความสามารถในการส่งถ่ายข้อมูลของ Bluetooth จะอยู่ที่ 1 Mbps (1 เมกกะบิตต่อวินาที)

เทคโนโลยีบลูทูธพลังงานต่ำทำงานในช่วงคลื่นความถี่ช่วงเดียวกันกับเทคโนโลยีบลูทูธ แบบดั้งเดิม (2402-2480 MHz) แต่ใช้ชุดของช่องสัญญาณคนละชุดกัน โดยแทนที่จะใช้ ช่องสัญญาณกว้าง 79.1 MHz เทคโนโลยีบลูทูธพลังงานต่ำจะใช้ช่องสัญญาณกว้าง 40.2 MHz แทน เทคโนโลยีบลูทูธพลังงานต่ำจะใช้แบบแผนการกระโดดข้ามช่องสัญญาณแตกต่างจาก เทคโนโลยีบลูทูธดั้งเดิม ผลลัพธ์ คือ แม้ว่าเทคโนโลยีบลูทูธจะถูกจำแนกโดยองค์กร FCC และ ETSI ให้เป็นประเภทใช้วิธีการกระจายช่วงคลื่นแบบกระโดดข้ามความถี่ (Frequency-hopping spread spectrum: FHSS) แต่เทคโนโลยีบลูทูธพลังงานต่ำจะถูกจำแนกเป็นระบบที่ใช้วิธีมอดูเลชัน แบบดิจิทัล (Digital modulation) หรือการกระจายช่วงคลื่นแบบลำดับโดยตรง (Direct-sequence spread spectrum)

เทคโนโลยีบลูทูธพลังงานต่ำถูกออกแบบให้มีทางเลือกสำหรับวิธีการสร้างระบบได้สอง วิธีซึ่งสำคัญเท่าเทียมกัน ได้แก่ โหมดเดี่ยว และโหมดคู่ (Single-mode และ Dual-mode) อุปกรณ์ ขนาดเล็ก เช่น โทรศัพท์ นาฬิกา และเครื่องตรวจวัดเพื่อการกีฬาที่ทำงานบนพื้นฐานของโหมดเดี่ยวจะ มีข้อได้เปรียบในการใช้พลังงานต่ำกว่า และสำหรับการใช้งานในโหมดคู่ ความสามารถการทำงาน แบบบลูทูธพลังงานต่ำจะรวมอยู่ในวงจรบลูทูธแบบดั้งเดิม สถาปัตยกรรมนี้จะใช้เสาอากาศและ คลื่นความถี่ร่วมกับเทคโนโลยีบลูทูธแบบดั้งเดิม ทำให้ชิปรุ่นปัจจุบันมีความสามารถเพิ่มเติมในชั้น การทำงานพลังงานต่ำ จึงเพิ่มความสามารถในการพัฒนาอุปกรณ์บลูทูธแบบดั้งเดิมให้มี ความสามารถใหม่ได้

ตารางที่ 2-4 เปรียบเทียบเทคโนโลยีของบลูทูธรุ่นเก่าและบลูทูธพลังงานต่ำ

ข้อมูลทางเทคนิค	เทคโนโลยีบลูทูธแบบดั้งเดิม	เทคโนโลยีบลูทูธพลังงานต่ำ
1. ระยะทาง/ ช่วง	100 เมตร (330 ฟุต)	50 เมตร (160 ฟุต)
2. อัตราการส่งข้อมูลทางอากาศ	1-3 Mb/s	1 Mb/s
3. อัตราการส่งผ่านข้อมูล	0.7-2.1 Mb/s	0.26 Mb/s
4. อุปกรณ์เชื่อมต่อที่ทำงานพร้อมกัน	7	ไม่ได้กำหนดไว้ ขึ้นกับการออกแบบ
5. การรักษาความปลอดภัย	64/128-bit และกำหนดโดยผู้ใช้ ในชั้น application layer	128-bit AES with Counter Mode CBC-MAC และกำหนดโดยผู้ใช้ในชั้น application layer
6. ความทนทาน	Adaptive fast frequency hopping, FEC, fast ACK	Adaptive frequency hopping, Lazy Acknowledgement, 24-bit CRC, 32-bit Message Integrity Check
7. เวลาเริ่มทำงาน (จากสถานะที่ยังไม่เชื่อมต่อ)	100 ms	6 ms
8. ระยะเวลารวมในการส่งข้อมูล (เป็นตัวชี้วัดอายุแบตเตอรี่)	100 ms	6 ms
9. การส่งข้อมูลเสียง	ได้	ไม่ได้
10. โครงสร้างเครือข่าย	Scatternet	Star-bus
11. การใช้พลังงาน	1 หน่วย (สำหรับอ้างอิงเปรียบเทียบ)	0.01 ถึง 0.5 หน่วย (ขึ้นกับลักษณะการใช้งาน)
12. การใช้กระแสสูงสุด	<30 mA	<20 mA (ไม่เกิน 15 mA ในกรณีที่ทำงานด้วยถ่านกระดุม)

ตารางที่ 2-4 (ต่อ)

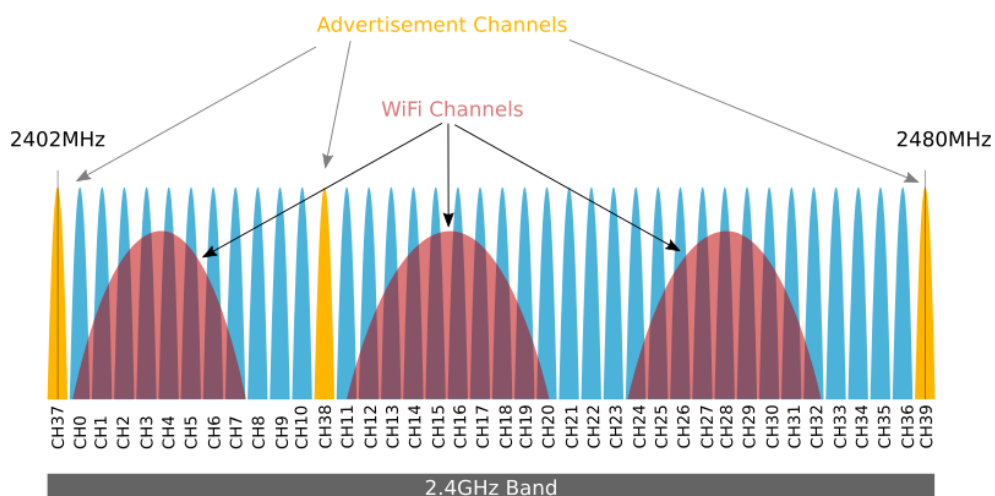
ข้อมูลทางเทคนิค	เทคโนโลยีบลูทูธแบบดั้งเดิม	เทคโนโลยีบลูทูธพลังงานต่ำ
13. การค้นหาบริการ	มี	มี
14. แนวคิดโปรไฟล์การทำงาน	มี	มี
15. กรณีการใช้งานหลัก	โทรศัพท์มือถือ เล่นเกม หูฟัง สตรีมมิ่งเสียงสเตอริโอ รถยนต์ พีซี การรักษาความปลอดภัย การติดตามตัว สุขภาพ การกีฬา และการออกกำลังกาย ฯลฯ	โทรศัพท์มือถือ เล่นเกม พีซี นาฬิกา กีฬาและการออกกำลังกาย กำลังกาย สุขภาพ การรักษา ความปลอดภัยและการ ติดตามตัว ยานยนต์ ไฟฟ้า ภายในบ้าน งานอัตโนมัติ อุตสาหกรรม ฯลฯ

#### รูปแบบการติดต่อสื่อสาร

การติดต่อสื่อสารโดยใช้เทคโนโลยีบลูทูธพลังงานต่ำ (BLE) จะใช้คลื่นความถี่ในย่านความถี่ระหว่าง 2.400 GHz -2.4835 GHz เหมือนกับบลูทูธอื่น ๆ ทั่วไป แต่จะแตกต่างกันที่ช่องสัญญาณที่ใช้งาน (Channel) โดยบลูทูธทั่วไปจะใช้ช่องสัญญาณที่ 79 1-MHz แต่บลูทูธพลังงานต่ำจะใช้ช่องสัญญาณที่ 40 2-MHz ดังแสดงในตารางที่ 6 และภาพที่ 19 การรับส่งข้อมูลจะใช้วิธีการ Gaussian frequency shift modulation ในการเข้ารหัสข้อมูล โดยโหมคการทำงานจะมีด้วยกันสองโหมค คือ โหมคการกระจายสัญญาณ (Advertising channel) และโหมคการส่งข้อมูล (Data channel) รูปแบบการติดต่อสื่อสาร (Protocol stack) อยู่ในชั้นของ Link layer ซึ่งจะเป็นรูปแบบเดียวกันทั้งสองโหมค ดังแสดงในภาพที่ 2-20 และตารางที่ 2-5

ตารางที่ 2-5 การเปรียบเทียบย่านความถี่ระหว่าง BLE กับ Bluetooth Classic

	BLE	Classic	
	BLE	BR	EDR
Modulation	GFSK 0.45 to 0.55	GFSK 0.28 to 0.35	DQPSK / 8DPSK
Data Rate	1Mbit/s	1Mbit/s	2 and 3 Mbit/s
Channels	40	79	79
Spacing	2MHz	1MHz	-



ภาพที่ 2-20 ย่านความถี่ของ Bluetooth Low Energy (BLE) (Argenox Technologies LLC, 2016)

LSB		MSB	
Preamble (1 octet)	Access Address (4 octets)	PDU (2 to 39 octets)	CRC (3 octets)

ภาพที่ 2-21 รูปแบบของการส่งข้อมูลในชั้นของ Link Layer

จากภาพที่ 2-21 แสดงรูปแบบของข้อมูลในชั้นของ Link Layer จะประกอบด้วย Preamble (1 byte) Access address (4 bytes) PDU (2-39 bytes) และ CRC (3 bytes) โดยข้อมูลที่มีขนาดเล็ก (Shortest packet) จะมีขนาดประมาณ 80 บิตหรือ 8 ไบต์ ส่วนข้อมูลที่มีขนาดใหญ่ (Longest packet) จะมีขนาดสูงสุด 376 บิตหรือ 47 ไบต์

ไบต์เริ่มต้น (Preamble)

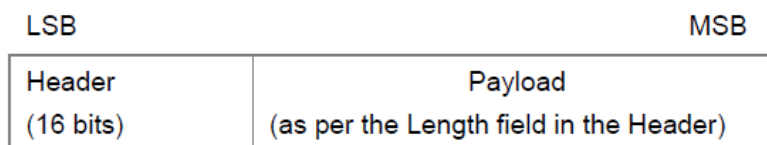
แต่ละแพ็คเกจของข้อมูลในชั้นของ Link Layer จะต้องมีไบต์เริ่มต้นขนาด 8 บิต ซึ่งไบต์เริ่มต้นนี้จะถูกใช้ในขั้นตอนการรับข้อมูลเพื่อใช้ในการซิงโครไนซ์ความถี่ เพื่อทำการถอดรหัสข้อมูลออกมา ในโหมดของการกระจายข้อมูล (Advertising channel) ไบต์เริ่มต้นของแพ็คเกจจะต้องเป็น 10101010b หรือ 0xAA เป็นต้น

รหัสอนุญาต (Access address)

รหัสอนุญาตของการส่งข้อมูลแบบกระจายสัญญาณ คือ 10001110100010011011111011010110b หรือ (0x8E89BBED6)

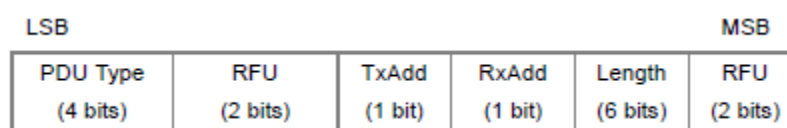
## PDU

ส่วนนี้ คือ ส่วนของข้อมูลโดยไบต์เริ่มต้นและรหัสอนุญาตจะต้องกำหนดให้สอดคล้องกับประเภทของข้อมูลที่จะถูกส่งออกไป เช่น ตัวอย่างรูปแบบการส่งข้อมูลของโหมดการกระจายสัญญาณ (Advertising Channel)



ภาพที่ 2-22 รูปแบบของข้อมูลของการกระจายสัญญาณ (Advertising channel packet)

จากภาพที่ 2-22 แพ็คเกจของข้อมูลจะประกอบด้วย Header ขนาด 16 บิตหรือ 4 ไบต์ และตามด้วยค่าของข้อมูลซึ่งขนาดจะขึ้นอยู่กับความยาวของ Header ที่ถูกกำหนดไว้



ภาพที่ 2-23 รูปแบบของ Header ขนาด 16 บิต

จากภาพที่ 2-23 แสดงส่วนประกอบของ Header ทั้งหมด 16 บิต มีส่วนประกอบดังนี้

1. PDU Type คือ ส่วนที่บ่งบอกถึงประเภทของข้อมูลที่ถูกกำหนดไว้แล้วดังตารางที่ 2-6

ตารางที่ 2-6 PDU Type ในส่วนของ Header ของ Advertising channel

PDU Type	Packet Name
0000	ADV_IND
0001	ADV_DIRECT_IND
0010	ADV_NONCONN_IND
0011	SCAN_REQ
0100	SCAN_RSP

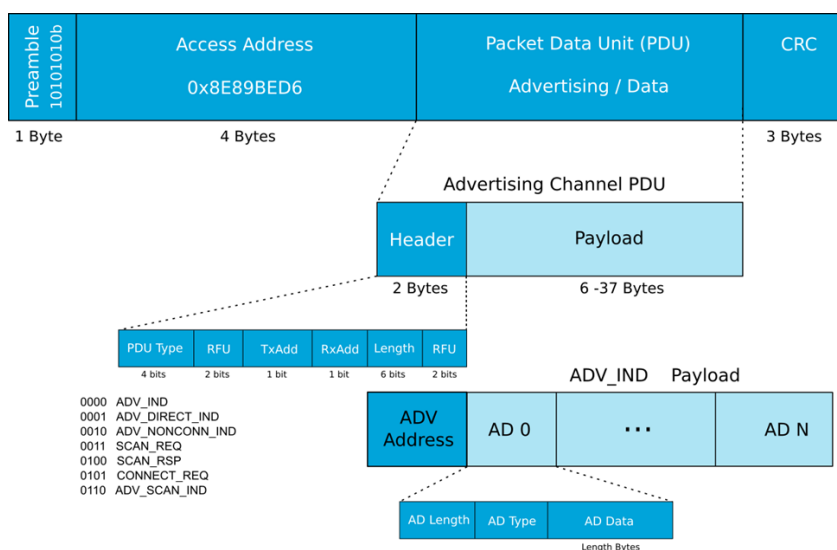
ตารางที่ 2-6 (ต่อ)

PDU Type	Packet Name
0101	CONNECT_REQ
0110	ADV_SCAN_IND
0111-1111	Reserved

จากตารางที่ 2-7 เมื่อข้อมูลถูกส่งเข้ามา PDU Type คือ ตัวที่ระบุเป้าหมายหรือคุณสมบัติของข้อมูล ซึ่งแต่ละประเภทจะใช้งานแตกต่างกันดังนี้

ตารางที่ 2-7 ความหมายของ PDU Type

PDU Type	ความหมาย
ADV_IND	ข้อมูลประเภทการกระจายสัญญาณ สามารถเชื่อมต่อได้
ADV_DIRECT_IND	ข้อมูลประเภทการกระจายสัญญาณแบบระบุตัวสามารถเชื่อมต่อได้
ADV_NONCONN_IND	ข้อมูลประเภทการกระจายสัญญาณ ไม่สามารถเชื่อมต่อได้
ADV_SCAN_IND	ข้อมูลประเภทการกระจายสัญญาณ สามารถค้นหาได้



ภาพที่ 2-24 โครงสร้างของแพ็คเกจข้อมูลสำหรับ BLE โหมด Advertising Data (Argenox Technologies LLC, 2016)



จากภาพที่ 2-24 โครงสร้างของแพ็คเกจข้อมูลสำหรับ BLE โหมด Advertising Data แสดงให้เห็นว่ารายละเอียดของแพ็คเกจข้อมูล (สีส้ม) จะประกอบด้วยข้อมูลทั้งหมด 31 ไบต์ ซึ่งจะประกอบด้วย

1. iBeacon Prefix ส่วนหน้าของแพ็คเกจบีคอนขนาด 9 ไบต์
2. Proximity UUID หมายเลขรหัส UUID ขนาด 16 ไบต์
3. Major ค่าของตัวแปรข้อมูลขนาด 2 ไบต์
4. Minor ค่าของตัวแปรข้อมูลขนาด 2 ไบต์
5. Tx power ค่าของกำลังส่งสัญญาณ

### ตัวอย่างข้อมูล

Raw Data

```
d6 be 89 8e 40 24 05 a2 17 6e 3d 71 02 01 1a 1a ff 4c 00 02 15 e2 c5 6d b5 df fb 48 d2 b0 60 d0 f5
a7 10 96 e0 00 00 00 00 c5 52 ab 8d 38 a5
```

---

**d6 be 89 8e** # Access address for advertising data (this is always the same fixed value)

**40** # Advertising Channel PDU Header byte 0. Contains: (type = 0), (tx add = 1), (rx add = 0)

**24** # Advertising Channel PDU Header byte 1. Contains: (length = total bytes of the advertising payload + 6 bytes for the BLE mac address.)

**05 a2 17 6e 3d 71** # Bluetooth Mac address (note this is a spoofed address)

**02 01 1a 1a ff 4c 00 02 15 e2 c5 6d b5 df fb 48 d2 b0 60 d0 f5 a7 10 96 e0 00 00 00 00 c5** #

Bluetooth advertisement

**52 ab 8d 38 a5** # checksum

**02** # Number of bytes that follow in first AD structure

**01** # Flags AD type

**1A** # Flags value 0x1A = 000011010

bit 0 (OFF) LE Limited Discoverable Mode

bit 1 (ON) LE General Discoverable Mode

bit 2 (OFF) BR/EDR Not Supported

bit 3 (ON) Simultaneous LE and BR/EDR to Same Device Capable (controller)

bit 4 (ON) Simultaneous LE and BR/EDR to Same Device Capable (Host)

**1A** # Number of bytes that follow in second (and last) AD structure

**FF** # Manufacturer specific data AD type

**4C 00** # Company identifier code (0x004C == Apple)

**02** # Byte 0 of iBeacon advertisement indicator

**15** # Byte 1 of iBeacon advertisement indicator

**e2 c5 6d b5 df fb 48 d2 b0 60 d0 f5 a7 10 96 e0** # iBeacon proximity uuid

**00 00** # major

**00 00** # minor

**c5** # The 2's complement of the calibrated Tx Power

---

## บทที่ 3

### การออกแบบระบบ

ระบบถูกพัฒนาขึ้นมาเพื่อใช้ในการเฝ้าติดตามพฤติกรรมของผู้สูงอายุภายในบ้านพักอาศัย โดยผู้สูงอายุจะต้องสวมใส่อุปกรณ์ติดตามตัวในลักษณะของสร้อยคอ โดยผู้สูงอายุจะต้องทำการสวมใส่ไว้กับตัวตลอดเวลา เนื่องจากผู้สูงอายุอาจจะเคลื่อนไหวได้ไม่เหมือนกับวัยอื่น ๆ ซึ่งอาจจะก่อให้เกิดอุบัติเหตุได้ตลอดเวลา เพราะฉะนั้นการเฝ้าระวังเหตุการณ์ต่าง ๆ ที่มีความเสี่ยงอาจก่อให้เกิดอันตรายต่อผู้สูงอายุโดยใช้อุปกรณ์นี้จะสามารถติดตามตัวผู้สูงอายุได้ตลอดเวลาดีกว่าการใช้แรงงานของมนุษย์ เพราะบางสถานที่และบางเวลาผู้ดูแลนั้นอาจจะปฏิบัติงานได้ลำบาก เช่น ภายในห้องน้ำ กลางดึก เป็นต้น ดังนั้นเทคโนโลยีที่นำมาใช้จะต้องสามารถทำการเฝ้าระวังการเกิดอุบัติเหตุหรือการขอความช่วยเหลือจากผู้สูงอายุได้ตลอดเวลาและทุกสถานที่ภายในบริเวณบ้านพักอาศัยเพื่อช่วยเหลือให้การดูแลผู้สูงอายุมีประสิทธิภาพสูงขึ้นและเติมเต็มในสิ่งที่เป็ข้อจำกัดของมนุษย์

#### ภาพรวมของระบบ (SYSTEM OVERVIEW)

ระบบเฝ้าติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุภายในบ้านพักอาศัย เป็นระบบที่คอยเฝ้าติดตามเหตุการณ์ที่อาจจะส่งผลให้เกิดอันตรายต่อตัวของผู้สูงอายุที่อาศัยอยู่ภายในส่วนต่าง ๆ ของบ้านพักอาศัย โดยระบบจะทำการติดต่อสื่อสารและรับข้อมูลมาจากอุปกรณ์ติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุที่ผู้สูงอายุทำการสวมใส่อยู่ตลอดเวลา โดยอุปกรณ์ดังกล่าวจะทำการวิเคราะห์พฤติกรรมของผู้สูงอายุอยู่ตลอดเวลา เมื่ออุปกรณ์ทำการวิเคราะห์พบเหตุการณ์พฤติกรรมที่เสี่ยงต่ออันตราย อุปกรณ์จะทำการส่งสัญญาณเพื่อแจ้งเตือนขอความช่วยเหลือไปยังระบบเพื่อแจ้งให้ผู้ดูแลรับทราบ

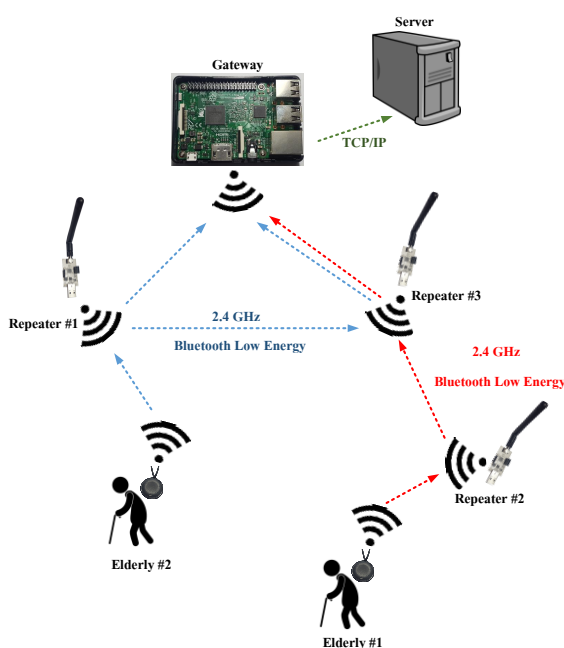
ภายในระบบจะมีการนำเทคโนโลยีใหม่ของการติดต่อสื่อสารแบบไร้สายที่เรียกว่า Bluetooth low energy หรือที่เรียกกันทั่วไปว่า BLE โดยทำการติดต่อสื่อสารผ่านคลื่นสัญญาณวิทยุที่มีความถี่ 2.4 GHz และมีการพัฒนาอุปกรณ์และตัวอ่านสัญญาณเพื่อใช้ในการติดตั้งภายในบ้านพักอาศัยของผู้สูงอายุ และส่งข้อมูลกลับไปยังศูนย์กลางเพื่อให้ผู้ดูแลรับทราบต่อไป

โดยระบบเฝ้าติดตามผู้สูงอายุจะมีส่วนประกอบภายในทั้งหมดสามส่วนดังนี้

1. อุปกรณ์ติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุ (Elderly tag) เป็นอุปกรณ์ที่ผู้สูงอายุทำการสวมใส่ตลอดเวลาเพื่อทำการวิเคราะห์พฤติกรรมจากเซ็นเซอร์ที่อยู่ภายในตัวอุปกรณ์จากนั้นทำการส่งข้อมูลทั้งหมดให้กับระบบและแจ้งเตือนกรณีที่เกิดเหตุฉุกเฉินเพื่อให้ได้รับการช่วยเหลือได้ทันเวลา

2. อุปกรณ์ทวนสัญญาณ (Repeater) เป็นอุปกรณ์ที่ติดตั้งไว้ตามจุดต่าง ๆ ของบ้านพักอาศัย เพื่อรับสัญญาณจากอุปกรณ์ติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุ (Elderly tag) ที่ผู้สูงอายุสวมใส่

3. เกตเวย์ (Gateway) เป็นอุปกรณ์ที่ติดตั้งไว้ภายในบ้านพักอาศัย โดยปกติแล้วจะเป็นตัวหลักในการควบคุมและสื่อสารกับอุปกรณ์ทวนสัญญาณภายในบ้านพักอาศัย เพื่ออ่านข้อมูลของผู้สูงอายุและส่งไปเก็บไว้บนเซิร์ฟเวอร์ (Server)



ภาพที่ 3-1 ตัวอย่างการทำงานของระบบ

จากภาพที่ 3-1 แสดงตัวอย่างการทำงานของระบบ ซึ่งภายในบ้านจะประกอบด้วย อุปกรณ์ทั้งหมดสี่ส่วนหลัก คือ อุปกรณ์ติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุ (Elderly tag) อุปกรณ์ทวนสัญญาณ (Repeater) เกตเวย์ (Gateway) และเซิร์ฟเวอร์ (Server) โดยผู้สูงอายุจะทำการสวมใส่ อุปกรณ์ติดตามตัวที่ใช้เทคโนโลยีบลูทูธ 4.0 ภายในจะประกอบด้วยเซ็นเซอร์สามแกน (Accelerometer sensor) อุปกรณ์ประมวลผลและวิเคราะห์พฤติกรรมหรือเหตุการณ์ต่าง ๆ ของการเคลื่อนไหวร่างกายของผู้สูงอายุ จากนั้นจะทำการส่งข้อมูลกลับไปยังอุปกรณ์ทวนสัญญาณ และอุปกรณ์ทวนสัญญาณจะส่งต่อข้อมูลไปยังเกตเวย์ที่ถูกพัฒนาขึ้นมาเพื่อให้สามารถติดต่อสื่อสารผ่านสัญญาณบลูทูธได้ จากนั้นจะทำการส่งข้อมูลที่รวบรวมมาได้ขึ้นเก็บไว้บนเซิร์ฟเวอร์

ผู้สูงอายุที่อาศัยภายในบ้านพักจะสวมใส่อุปกรณ์ขนาดเล็กซึ่งจะอยู่ในรูปแบบของสร้อยคอ (ที่บริเวณหน้าอก) โดยอุปกรณ์นี้จะทำหน้าที่ในการวิเคราะห์พฤติกรรมของผู้สูงอายุ และบอกตำแหน่งของผู้สูงอายุที่อาศัยอยู่ภายในบ้านพัก โดยจะทำการติดต่อสื่อสารกับอุปกรณ์ทวนสัญญาณ โดยอุปกรณ์ทวนสัญญาณจะถูกติดตั้งอยู่ในแต่ละจุดของบ้านพักเท่าที่ต้องการระบุตำแหน่ง เช่น ห้องนั่งเล่น ห้องน้ำ ห้องนอน ห้องครัว เป็นต้น อุปกรณ์นี้จะทำการวิเคราะห์ท่าทางของผู้สูงอายุในการทำกิจวัตรประจำวันทั่วไปหรือเป็นกิจกรรมที่มีความเสี่ยงต่อผู้สูงอายุ เช่น การหกล้ม เป็นต้น โดยจะใช้เทคโนโลยีและเทคนิคการวิเคราะห์ที่พัฒนาขึ้นมา เมื่อทำการตรวจจับการล้ม หรือการเคลื่อนไหวที่ที่รุนแรงอาจส่งผลกระทบต่อผู้สูงอายุได้นั้น ระบบจะทำการแจ้งเตือนกลับไปยังผู้ดูแลเพื่อให้เข้าช่วยเหลือผู้สูงอายุได้ทันที

## อุปกรณ์ (HARDWARE)

การพัฒนาระบบและอุปกรณ์ทั้งหมดจะใช้เทคโนโลยีของบลูทูธ 4.0 ในการติดต่อสื่อสารระหว่างอุปกรณ์แต่ละประเภท โดยผู้สูงอายุจะสวมใส่อุปกรณ์ที่สามารถส่งสัญญาณผ่านบลูทูธได้ (ความถี่ 2.4GHz) จากนั้นได้มีการพัฒนาเกตเวย์บอร์ดสมองกลฝังตัว (Raspberry Pi Board) เพื่อทำหน้าที่เป็นเกตเวย์ภายในบ้านพักอาศัยทำให้ระบบมีความยืดหยุ่นในการใช้งานมากยิ่งขึ้น เพราะปัจจุบันมีการแพร่หลายของการใช้งานสมาร์ทโฟนมากขึ้น

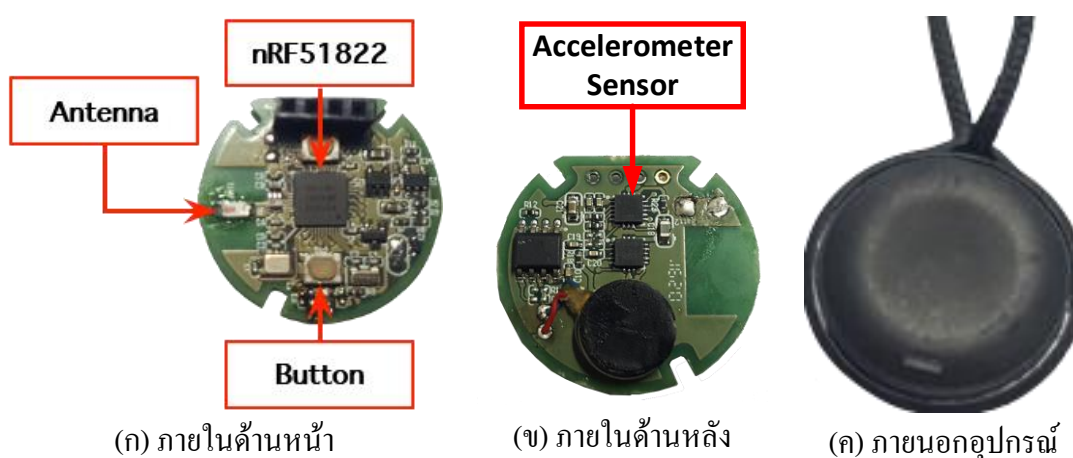
การใช้เทคโนโลยีบลูทูธ 4.0 เป็นพื้นฐานการติดต่อสื่อสารระหว่างตัวอุปกรณ์นั้น เนื่องจากเทคโนโลยีบลูทูธ 4.0 มีการพัฒนามาใช้งานกับอุปกรณ์เคลื่อนที่ในปัจจุบันอย่างกว้างขวาง และประหยัดพลังงานมากกว่าการเชื่อมต่อชนิดอื่น ๆ เช่น การเชื่อมต่อกับสมาร์ทโฟน (Android, iOS)

ภายในระบบจะแบ่งออกเป็นสามส่วนหลัก ๆ ที่ใช้อุปกรณ์ทำงาน คือ อุปกรณ์ติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุ (Elderly tag) อุปกรณ์ทวนสัญญาณ (Repeater) เกตเวย์ (Gateway) และเซิร์ฟเวอร์ (Server) ซึ่งจะอธิบายรายละเอียดดังนี้

### 1. อุปกรณ์ติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุ (Elderly Tag)

อุปกรณ์ติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุพัฒนาโดยบริษัทเบสแล็บ (BAESLab Co., Ltd.) ทำหน้าที่วิเคราะห์ข้อมูลของผู้สวมใส่ตลอดเวลาและจะทำการส่งข้อมูลไปยังอุปกรณ์ทวนสัญญาณ การติดต่อสื่อสารใช้เทคโนโลยีการสื่อสารไร้สายผ่านคลื่นวิทยุที่ความถี่ 2.4 กิกะเฮิรตซ์ (2.4 GHz) ภายในใช้หน่วยประมวลผล nRF51822 เป็นไมโครคอนโทรลเลอร์ตระกูล ARM Cortex-M0 โดยที่มีการนำส่วนของการติดต่อสื่อสารไว้ภายในชิพด้วยหรือที่เรียกกันว่า System-on-chip (SoC) ซึ่งได้พัฒนาขึ้นมาโดยบริษัท Nordic semiconductor มีขนาดของหน่วยความจำแบบแฟรช เพื่อใช้ในการ

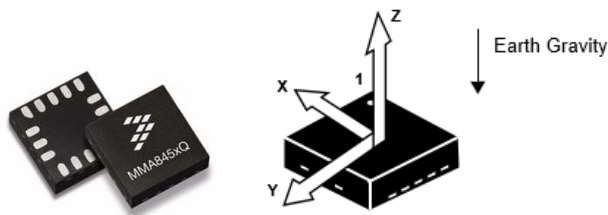
เขียนโปรแกรมและบันทึกข้อมูลขนาด 256/128 kB (Flash program memory) มีหน่วยความจำหลักขนาด 16/32kB (RAM) มีส่วนการติดต่อสื่อสารอยู่ในผ่านมาตรฐานบลูทูธ 4.0 สามารถทำการเข้ารหัสข้อมูล AES ขนาด 128-bit ซึ่งชิปตัวนี้ถูกพัฒนาขึ้นมาเพื่อมุ่งเน้นเกี่ยวกับเทคโนโลยีของบลูทูธพลังงานต่ำ (Bluetooth low energy) เป็นหลักและจากจุดเด่นด้านพลังงานด้วยอัตราการกินพลังงานประมาณน้อยกว่า 3  $\mu$ A ในสถานการณ์ทำงานปกติ และอัตราการกินพลังงานน้อยกว่า 15 mA ในการใช้รับส่งข้อมูล ทำให้ได้รับความนิยมเป็นอย่างมาก เช่น การนำไปใช้เกี่ยวกับอุปกรณ์ไร้สายต่าง ๆ



ภาพที่ 3-2 รูปวงจรจริงที่อยู่ในภายในอุปกรณ์ติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุ

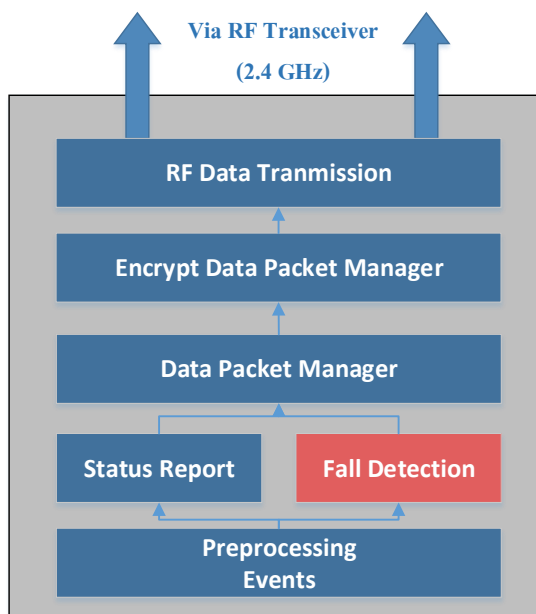
จากภาพที่ 3-2 แสดงภาพภายนอกของตัวอุปกรณ์ติดตามตัว (ด้านขวา) และภาพภายในของอุปกรณ์ติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุ (ด้านซ้าย) โดยอุปกรณ์ติดตามตัวจะมีส่วนประกอบหลัก ๆ อยู่สี่ส่วนหลัก คือ หน่วยประมวลผล (nRF51822) ปุ่มกด เสาอากาศสำหรับติดต่อสื่อสาร และเซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกน (Accelerometer sensor)

เซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกน (Accelerometer sensor) พัฒนาโดยบริษัท NXP Semiconductors ซึ่งมีจุดเด่นของการประหยัดพลังงานสูงและมีความละเอียดสูงในการอ่านข้อมูล (14-bits) สามารถปรับลดความละเอียดลงได้ (8-bits) แหล่งจ่ายจ่ายพลังงานได้ตั้งแต่ 1.95 ถึง 3.6 โวลต์ สามารถเลือกความละเอียดได้  $\pm 2g/\pm 4g/\pm 8g$  ความถี่ของการอ่านข้อมูล (Output data rate: ODR) 1.56 ถึง 800 เฮิรตซ์ นอกจากนี้ภายในตัวเซ็นเซอร์มีการพัฒนาให้สามารถตรวจจับกิจกรรมได้สามประเภท คือ สามารถตรวจจับการตกแบบอิสระได้ (Freefall detection) การตรวจจับพัลส์ (Pulse detection) ตรวจจับการเขย่าของอุปกรณ์ (Jolt detection)



ภาพที่ 3-3 ภาพและตำแหน่งของสามแกนของเซ็นเซอร์ (Data sheet: Technical data, Document Number: MMA8451Q, Rev: 10.1, 05/2016)

ฟังก์ชันการทำงานของอุปกรณ์ติดตาม



ภาพที่ 3-4 ฟังก์ชันการทำงานของอุปกรณ์ติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุ (Elderly tag)

จากภาพที่ 3-4 แสดงฟังก์ชันการทำงานของอุปกรณ์ติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุ โดยอุปกรณ์จะทำหน้าที่วิเคราะห์ข้อมูลจากการเคลื่อนไหวร่างกายของผู้สวมใส่ โดยทำการอ่านค่าจากเซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกนเพื่อเข้ากระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลแยกแยะประเภทของกิจกรรมของผู้สวมใส่ (Preprocessing events) เมื่อได้ผลลัพธ์จากการวิเคราะห์จะทำการแยกประเภทของข้อมูลออกเป็นสองส่วนคือ การรายงานสถานะปกติ (Status reporting) หรือ การแจ้งเตือนเหตุการณ์การหกล้มของผู้สูงอายุ (Fall detection) จากนั้นนำข้อมูลผลลัพธ์ของการวิเคราะห์เข้าตาม

รูปแบบของข้อมูลที่ได้ทำการออกแบบไว้ (Data packet manager) และนำข้อมูลทั้งหมดเข้าสู่กระบวนการเข้ารหัส (Encrypt data packet manager) เมื่อทำการเข้ารหัสข้อมูล (AES 128-bits) แล้ว จะทำการส่งต่อให้ส่วนสุดท้าย คือ ส่วนของการจัดการส่งข้อมูลซึ่งจะทำการส่งข้อมูลที่ถูกรหัสผ่านทางรูปแบบของสัญญาณบลูทูธพลังงานต่ำ (หรือที่เรียกว่า Beacon)

การทำงานแบ่งออกเป็นสองโหมดการทำงานหลักคือ

1.1 โหมดการทำงานปกติ อุปกรณ์จะทำการวิเคราะห์พฤติกรรมของผู้สูงอายุ ตลอดเวลา เมื่อทำการวิเคราะห์ผลเสร็จเรียบร้อยแล้วตัวอุปกรณ์จะทำการส่งข้อมูลผลการวิเคราะห์ กลับไปยังอุปกรณ์ทวนสัญญาณเพื่อเตรียมทำการส่งต่อข้อมูลไปยังเกตเวย์ต่อไป

1.2 โหมดการแจ้งเตือน การทำงานโหมดนี้จะเป็นการทำงานที่ถัดมาจากโหมดการทำงานปกติ การทำงานของโหมดนี้จะเกิดขึ้นเมื่อผู้สูงอายุหกล้มหรือทำกิจกรรมที่มีความรุนแรง เสี่ยงต่อการเกิดอุบัติเหตุกับผู้สูงอายุ อุปกรณ์นี้จะทำการเปลี่ยนการทำงานของตัวเอง เป็นโหมดการแจ้งเตือนโดยอัตโนมัติ

## 2. อุปกรณ์ทวนสัญญาณ (Repeater)

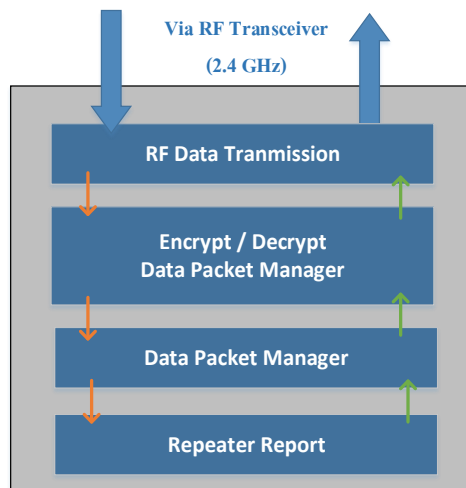
อุปกรณ์ทวนสัญญาณ (Repeater) ติดต่อสื่อสารผ่านย่านความถี่ 2.4 GHz พัฒนาโดย บริษัทเบสแล็บ (BAESLab Co., Ltd.) ทำหน้าที่เพื่อเพิ่มระยะการรับข้อมูลจากตัวอุปกรณ์ติดตามตัว ให้กับเกตเวย์ที่ติดตั้งอยู่ภายในบ้านพักของผู้สูงอายุ เนื่องจากอาจจะมีส่วนของบ้านพักอาศัยของผู้สูงอายุที่สัญญาณจากอุปกรณ์ติดตามตัวไม่สามารถส่งกลับไปยังเกตเวย์ภายในบ้านพักอาศัยได้ ซึ่งพัฒนาขึ้นโดยใช้หน่วยประมวลผลเดียวกับอุปกรณ์ติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุ คือ nRF51822 แต่จะมีส่วนที่ถูกพัฒนาเพิ่มเพื่อให้เหมาะกับการใช้ตามวัตถุประสงค์สองส่วน คือ มีการพัฒนาเสาอากาศสำหรับรับส่งข้อมูลโดยทำการปรับปรุงจากเดิมเป็นการใช้ชิปเสาอากาศ (Chip antenna) เปลี่ยนมาใช้เสาอากาศแบบแท่ง (Monopole antenna) เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพระยะการทำงาน และสามารถใช้งานแหล่งจ่ายพลังงานภายนอกได้ (USB power adapter) ดังแสดงในภาพที่ 3-5



ภาพที่ 3-5 บอร์ดจริงของอุปกรณ์ทวนสัญญาณ (Repeater)



### ฟังก์ชันการทำงานของอุปกรณ์ทวนสัญญาณ



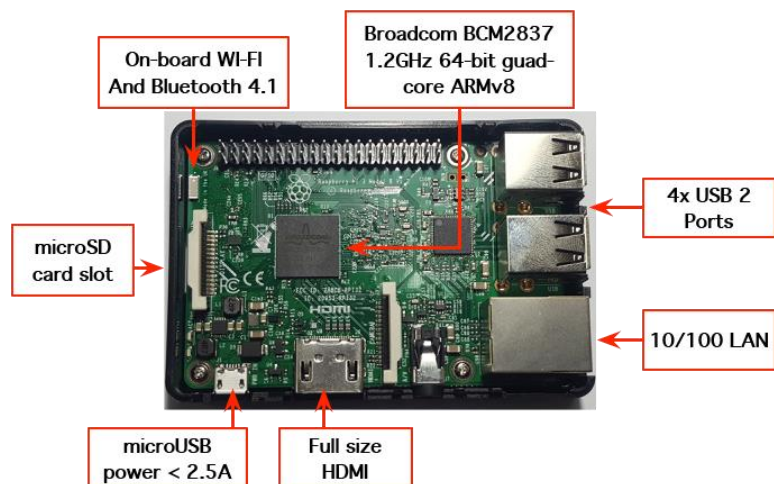
ภาพที่ 3-6 ฟังก์ชันการทำงานของอุปกรณ์ทวนสัญญาณ

จากภาพที่ 3-6 แสดงฟังก์ชันการทำงานของอุปกรณ์ทวนสัญญาณที่ทำหน้าที่ในการทวนสัญญาณข้อมูลที่ถูกส่งมาจากอุปกรณ์ติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุ ดังนั้นการทำงานของอุปกรณ์ทวนสัญญาณจึงมีลักษณะการทำงานแบ่งออกเป็นสองส่วนหลักๆ คือ ส่วนแรกคือ การรับข้อมูลที่ถูกส่งมาจากอุปกรณ์ติดตามตัว โดยเมื่อทำการรับข้อมูลเข้ามาผ่านภาคการรับส่งข้อมูล (RF Data transmission) โปรแกรมจะทำการส่งข้อมูลดังกล่าวไปถอดรหัสข้อมูล เนื่องจากข้อมูลที่ถูกส่งมา มีการเข้ารหัสข้อมูล (Decrypt data packet manager) จากนั้นจะนำข้อมูลที่ถูกถอดรหัสแล้วผ่านกระบวนการถอดรูปแบบของข้อมูลเพื่อยืนยันความถูกต้องของข้อมูล (Data packet manager) เพื่อโปรแกรมทำการตรวจสอบความถูกต้องเสร็จเรียบร้อยแล้ว ข้อมูลจะถูกส่งกลับไปเพื่อจัดรูปแบบของข้อมูลและทำการเข้ารหัสข้อมูลเช่นเดิม จากนั้นจะถูกส่งออกไปยังเกตเวย์เพื่อเก็บข้อมูลต่อไป

#### 3. เกตเวย์ (Gateway) ติดต่อสื่อสารผ่านย่านความถี่ 2.4 GHz (Gateway)

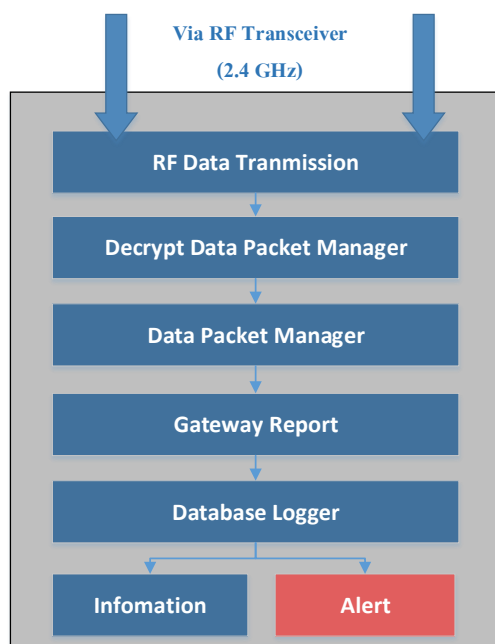
เกตเวย์ (Gateway) ติดต่อสื่อสารผ่านย่านความถี่ 2.4 GHz เนื่องจากเกตเวย์ที่ถูกติดตั้งอยู่ในบ้านพักอาศัยจะต้องทำหน้าที่รับข้อมูลจากอุปกรณ์ทวนสัญญาณหรืออุปกรณ์ติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุและทำหน้าที่เชื่อมต่ออินเทอร์เน็ตเพื่อส่งข้อมูลไปเก็บไว้ยังเซิร์ฟเวอร์ จึงได้มีการพัฒนาจากบอร์ดสมองกลฝังตัวที่เรียกว่า ราสเบอร์รี่พายบอร์ด (Raspberry Pi) โดยบอร์ดใช้หน่วยประมวลผล Broadcom BCM2837 1.2 GHz 64-bit quad-core ARMv8 นอกจากนี้ยังมีส่วนการ

เชื่อมต่อไร้สายอื่น ๆ ดังนี้ การเชื่อมต่ออินเทอร์เน็ตไร้สาย (Wireless LAN) บลูทูธพลังงานต่ำ (Bluetooth 4.1 Bluetooth low energy) มีหน่วยประมวลผลหลัก 1 กิกะเฮิร์ตซ์ (RAM: 1GHz) โดยบอร์ดราสเบอร์รี่พายสามารถที่จะเชื่อมต่ออินเทอร์เน็ตได้โดยผ่านระบบ LAN หรือ Wi-Fi เพื่อทำการส่งข้อมูลขึ้นไปยังเซิร์ฟเวอร์ เพื่อบันทึกข้อมูลเข้าฐานข้อมูลขนาดเล็กได้ภายในตัว



ภาพที่ 3-7 อุปกรณ์นาฬิกาสำหรับผู้ดูแล

ฟังก์ชันการทำงานของเกตเวย์



ภาพที่ 3-8 ฟังก์ชันการทำงานของเกตเวย์ (Gateway)

จากภาพที่ 3-8 แสดงฟังก์ชันการทำงานของเกตเวย์ โดยเกตเวย์จะทำหน้าที่ในการรับข้อมูลจากอุปกรณ์ทวนสัญญาณเพื่อนำข้อมูลที่ได้ออกมาทำการตรวจสอบสถานะของอุปกรณ์ติดตามตัว และทำการเก็บข้อมูลลงฐานข้อมูล โดยเมื่อมีการรับข้อมูลเข้ามาจากภาคการรับส่งข้อมูล (RF Data transmission) โปรแกรมจะทำการส่งข้อมูลไปยังส่วนของการถอดรหัสเช่นเดียวกันเพื่อทำการถอดรหัสข้อมูล (Decrypt data packet manager) และส่งไปยังส่วนของการถอดรูปแบบของข้อมูล (Data packet manager) เพื่อถึงขั้นตอนนี้แล้วเกตเวย์จะทำการวิเคราะห์ข้อมูลจากสถานะของอุปกรณ์เป็นหลัก หากสถานะของอุปกรณ์ติดตามตัวอยู่นาสถานะปกติ เกตเวย์จะทำการเก็บบันทึกข้อมูลลงฐานข้อมูลเพื่อใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลย้อนหลังในอนาคต แต่หากสถานะของอุปกรณ์ติดตามตัวมีสถานะการแจ้งเตือนเกตเวย์จะทำการแจ้งเตือนในรูปแบบของเสียงหรือข้อความเพื่อแจ้งให้ผู้ดูแลรับทราบและเข้าช่วยเหลือผู้สูงอายุได้ทันที

## โครงสร้างของข้อมูลและการส่งข้อมูล

ส่วนนี้เป็นการอธิบายเกี่ยวกับรูปแบบของข้อมูล (Data structure) ที่อยู่ในตัวอุปกรณ์ติดตามตัว โครงสร้างของข้อมูล (Data packet format) ที่ถูกส่งระหว่างอุปกรณ์ และรูปแบบของการส่งข้อมูล (Data transmission)

### 1. รูปแบบของข้อมูล (Data structure)

เนื่องจากการวิเคราะห์ของอุปกรณ์ติดตามตัวผู้สูงอายุจำเป็นต้องทำงานตลอดเวลา และการวิเคราะห์ข้อมูลจะต้องใช้ตัวแปรที่มีขนาดใหญ่ จึงไม่สามารถที่จะส่งข้อมูลทั้งหมดผ่านทาง การเชื่อมต่อแบบไร้สายได้ทั้งหมด จึงได้มีการกำหนดตัวแปรขึ้นมาเพื่อกำหนดหรือสรุปผลการวิเคราะห์ โดยจะทำการส่งข้อมูลที่วิเคราะห์แล้วผ่านทาง การติดต่อไร้สาย ข้อมูลประกอบด้วย

#### 1.1 สถานะ (Status)

สถานะ เป็นตัวแปรที่บ่งบอกถึงเหตุการณ์ต่าง ๆ ที่อุปกรณ์ติดตามตัวที่ผู้สูงอายุสวมใส่อยู่ รายงานกลับมายังศูนย์กลางเพื่อทำการเก็บข้อมูล โดยการแจ้งเตือนต่าง ๆ จะมีสถานะที่แตกต่างกัน ไปดังนี้

0: สถานะปกติ

1: สถานะเฝ้าระวัง

2: สถานการณ์แจ้งเตือนเกิดจากการล้ม

#### 1.2 ท่าทางของร่างกาย (Body position)

ท่าทางของร่างกาย เป็นลักษณะรูปแบบของท่าทาง ณ เวลาใด ๆ ซึ่งเป็นการสรุปภาพรวมของท่าทางทางกายภาพของผู้สูงอายุที่สวมใส่อุปกรณ์ โดยจะแบ่งออกตามลักษณะดังนี้

1: แนวแกนดิ่ง (ยืนหรือนั่ง)

2: แนวแกนนอน (นอนคว่ำหรือนอนหงาย)

1.3 ระดับพลังงาน (Battery level)

ระดับพลังงานเป็นการรายงานพลังงานที่เหลือของแบตเตอรี่มีค่าตั้งแต่ 0-100%

1.4 ประเภทกิจกรรม (Activity level)

ประเภทกิจกรรมคือ กิจกรรมที่ผู้สูงอายุสวมใส่อุปกรณ์กำลังกระทำอยู่ ณ เวลาใด ๆ

โดยจะเป็นลักษณะของการสรุปด้วยข้อมูลจากเซ็นเซอร์ Pedometer ร่วมกับ โดยประเภทกิจกรรมจะแบ่งดังนี้

1: พักผ่อน หรืออยู่ในท่าทางนิ่ง ไม่เคลื่อนไหวร่างกาย

2: กิจกรรมการเดิน (Walking)

3: กิจกรรมการวิ่ง (Running)

4: กิจกรรมหกล้ม (กิจกรรมที่มีความเสี่ยง) (Falling)

1.5 ค่าความเร่งแกน X

ตัวแปรค่าแกน X เทียบกับแรงโน้มถ่วงของโลก

1.6 ค่าความเร่งแกน Y

ตัวแปรค่าแกน Y เทียบกับแรงโน้มถ่วงของโลก

1.7 ค่าความเร่งแกน Z

ตัวแปรค่าแกน Z เทียบกับแรงโน้มถ่วงของโลก

2. รูปแบบของข้อมูล (Data packet format)

การติดต่อสื่อสารระหว่างอุปกรณ์หลัก ๆ จะใช้เทคโนโลยีของบลูทูธพลังงานต่ำ (Bluetooth low energy) ซึ่งรูปแบบการติดต่อสื่อสารจะถูกอธิบายดังหัวข้อที่ 2.8 การส่งข้อมูลผ่านทางบลูทูธพลังงานต่ำจะใช้ส่วนของ Packet data unit (PDU) ในการส่งข้อมูล

Preamble 1 Byte	Access Address 4 Bytes	Packet Data Unit (PDU) 2-39 Bytes	CRC 3 Bytes
--------------------	---------------------------	--------------------------------------	----------------

ภาพที่ 3-9 โครงสร้างข้อมูลส่วนที่ใช้ในการส่งข้อมูล

โดยส่วนของ PDU ที่นำมาใช้ในการส่งข้อมูลจะถูกปรับตามโครงสร้างของข้อมูลที่ได้ ออกแบบไว้ ซึ่งลักษณะการส่งข้อมูลของอุปกรณ์จะแบ่งข้อมูลออกเป็นสองส่วน คือ Advertising data และ Scan response data ดังนี้

2.1 Advertising Data ส่วนแรกของชุดข้อมูลจะมีขนาดทั้งหมด 19 ไบต์ ซึ่งจะประกอบด้วย สถานะ ท่าทางของร่างกาย ระดับพลังงาน และประเภทกิจกรรม มีรายละเอียดดังตารางที่ 3-1

ตารางที่ 3-1 รูปแบบของข้อมูลในส่วนของ Advertising data

UUID (128 bits)	สถานะ (4 bits)	ท่าทางของ ร่างกาย (4 bits)	ระดับ พลังงาน (8 bits)	ประเภทของ กิจกรรม (8 bit)
4A 03 03 99 00 00 11 A0 01 06 00 42 41 45 53 00	01	02	64	03

#### ตัวอย่างข้อมูล

**02** # Number of bytes that follow in first AD structure

**01** # Flags AD type

**1A** # Flags value 0x1A = 000011010

bit 0 (OFF) LE Limited Discoverable Mode

bit 1 (ON) LE General Discoverable Mode

bit 2 (OFF) BR/EDR Not Supported

bit 3 (ON) Simultaneous LE and BR/EDR to Same Device Capable  
(controller)

bit 4 (ON) Simultaneous LE and BR/EDR to Same Device Capable  
(Host)

**1A** # Number of bytes that follow in second (and last) AD structure

**FF** # Manufacturer specific data AD type

**4C 00** # Company identifier code (0x004C == Apple)

**02** # Byte 0 of iBeacon advertisement indicator

**15** # Byte 1 of iBeacon advertisement indicator

**4A 03 03 99 00 00 11 A0 01 06 00 42 41 45 53 00** # iBeacon proximity uuid

**12 64** # major Status | Body Position

03 # Activity Level -> Running

00 #Dummy Byte

c5 # The 2's complement of the calibrated Tx Power

2.2 Scan Response Data ส่วนที่สองของชุดข้อมูลจะมีขนาดทั้งหมด 8 ไบต์ ซึ่งประกอบด้วย ค่าความเร่งแกน X ค่าความเร่งแกน Y และค่าความเร่งแกน Z มีรายละเอียดดังตารางที่ 3-2

ตารางที่ 3-2 รูปแบบของข้อมูลในส่วนของ Scan data

Service Data (16 bits)	ค่าความเร่งแกน X (16 bits)	ค่าความเร่งแกน Y (16 bits)	ค่าความเร่งแกน Z (16 bits)
80 65	0B C6	04 1E	00 CC

ตัวอย่างข้อมูล

80 65 # หมายเลข Service

0B C6 # ค่าตัวแปรตำแหน่งแกนของร่างกาย แกน X

04 1E # ค่าตัวแปรตำแหน่งแกนของร่างกาย แกน Y

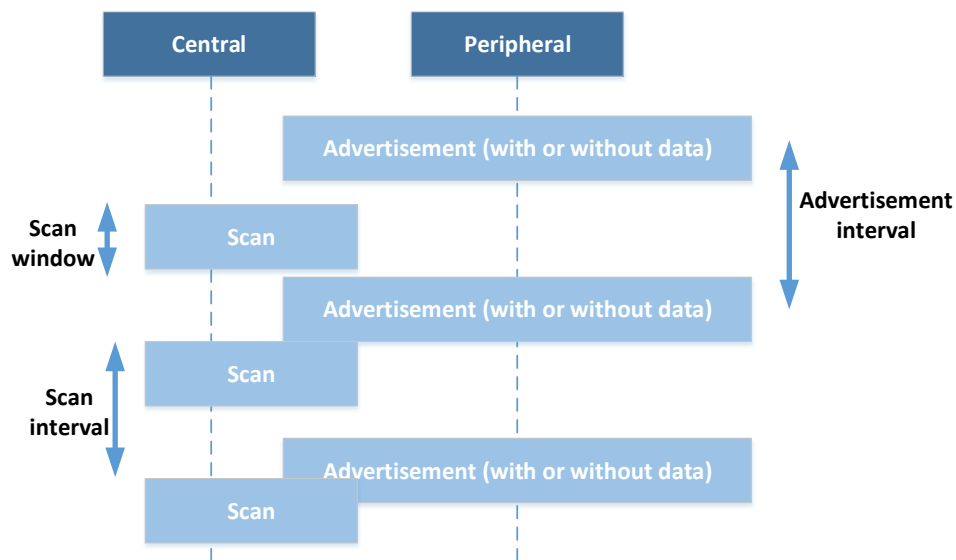
00 CC # ค่าตัวแปรตำแหน่งแกนของร่างกาย แกน Z

รูปแบบการส่งข้อมูล (Data transmission)

จากโครงสร้างของข้อมูลดังกล่าวมาข้างต้นนั้น จะประกอบด้วยชุดของข้อมูลทั้งหมดสองชุดข้อมูลคือ Advertising data และ Scan data ซึ่งข้อมูลทั้งสองชุดจะต้องทำการส่งจากอุปกรณ์ปล่อยสัญญาณไปยังอุปกรณ์รับสัญญาณ โดยจะเรียกแทนอุปกรณ์ปล่อยสัญญาณว่า Peripheral และเรียกแทนอุปกรณ์รับสัญญาณว่า Central โดยอุปกรณ์ส่งสัญญาณจะทำการส่งข้อมูลลักษณะของการกระจายสัญญาณ (Broadcast data) เมื่อทำการกระจายสัญญาณออกไปแล้วอุปกรณ์รับสัญญาณจะทำการค้นหาสัญญาณที่ถูกละปล่อยออกมาเพื่อทำการอ่านและถอดรหัสข้อมูล

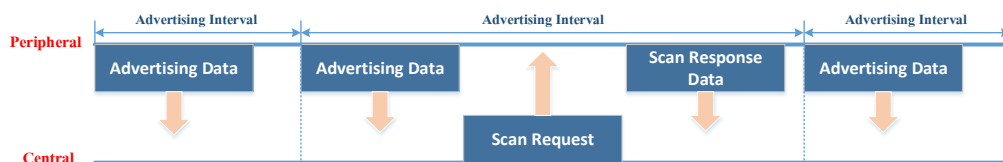
ขั้นตอนกระบวนการกระจายสัญญาณ (Broadcast data) ระหว่างตัวกระจายสัญญาณ (Peripheral) กับอุปกรณ์รับสัญญาณ (Central) การกระจายสัญญาณจะมีลักษณะการกระจายออกเป็นระลอก ๆ โดยแต่ละครั้งที่ทำการส่งข้อมูลจะมีระยะเวลาที่ห่างกัน (Advertisement interval) อุปกรณ์ที่ทำการรับข้อมูลจะทำการค้นหาข้อมูลในช่วงระยะเวลาที่กำหนด (Scan window) โดยขณะที่อุปกรณ์รับสัญญาณจะทำการค้นหาข้อมูลตลอดเวลา ซึ่งการค้นหาข้อมูลในแต่ละครั้งจะ

มีเวลาห่างกันช่วงระยะเวลาที่กำหนด (Scan interval) โดยอุปกรณ์กระจายสัญญาณและอุปกรณ์รับสัญญาณจะทำงานแยกจากกัน เมื่อช่วงเวลาของการกระจายข้อมูลตรงกับช่วงเวลาของการรับสัญญาณจะทำให้อุปกรณ์รับสัญญาณสามารถทำการอ่านข้อมูลที่ถูกส่งออกมาได้ดังภาพที่ 3-10



ภาพที่ 3-10 ลักษณะการกระจายสัญญาณข้อมูลและการค้นหาสัญญาณ

ขั้นตอนการอ่านข้อมูลของอุปกรณ์รับสัญญาณเมื่อค้นพบสัญญาณที่ถูกปล่อยออกมาจากอุปกรณ์ปล่อยสัญญาณแล้ว ในขั้นตอนแรกอุปกรณ์จะสามารถทำการอ่านข้อมูลส่วนของ Advertising Data ได้ก่อน จากนั้นอุปกรณ์รับสัญญาณจะทำการส่งคำสั่งเพื่อร้องขอข้อมูลในส่วน ของ Scan Response Data จากอุปกรณ์ปล่อยสัญญาณจากนั้นอุปกรณ์ปล่อยสัญญาณจึงทำการส่งข้อมูลกลับมาให้กับอุปกรณ์รับสัญญาณ จึงสิ้นสุดกระบวนการอ่านข้อมูลดังแสดงในภาพที่ 3-11

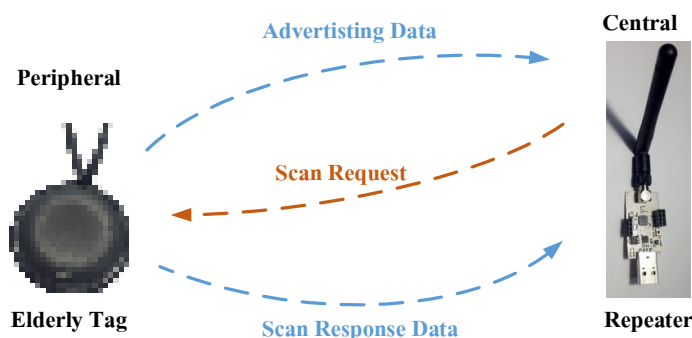


ภาพที่ 3-11 รูปแบบการส่งข้อมูลระหว่างอุปกรณ์

การส่งข้อมูลภายในระบบโดยใช้เทคโนโลยีของบลูทูธพลังงานต่ำประกอบด้วยสองส่วน คือ ส่วนการติดต่อสื่อสารระหว่างอุปกรณ์ติดตามตัวกับอุปกรณ์ทวนสัญญาณ และส่วนการติดต่อสื่อสารระหว่างอุปกรณ์ทวนสัญญาณกับเกตเวย์ดังนี้

### 1. การติดต่อสื่อสารระหว่างอุปกรณ์ติดตามตัวกับอุปกรณ์ทวนสัญญาณ

อุปกรณ์ติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุทำหน้าที่เป็นตัวปล่อยสัญญาณ (Peripheral) และอุปกรณ์ทวนสัญญาณทำหน้าที่เป็นตัวรับสัญญาณ (Central) โดยการทำงานของอุปกรณ์ติดตามตัว จะทำหน้าที่วิเคราะห์และประมวลผลข้อมูล เมื่อทำการวิเคราะห์เสร็จอุปกรณ์จะทำหน้าที่ปล่อยสัญญาณของข้อมูลออกมาในลักษณะของบีคอน (Beacon) เพื่ออุปกรณ์รับสัญญาณได้รับข้อมูล ส่วนของ Advertising data แล้วจะทำการส่งคำขอร้องขอข้อมูลส่วนต่อไป (Scan request) จากนั้น อุปกรณ์ติดตามตัวจะทำการส่งข้อมูลของส่วน Scan response data กลับไปให้กับอุปกรณ์รับสัญญาณจึงจะจบขั้นตอนการติดต่อสื่อสาร โดยการส่งข้อมูลทั้งหมดที่เกิดขึ้นจะต้องอยู่ในช่วงเวลาของการปล่อยสัญญาณข้อมูลในแต่ละรอบของอุปกรณ์ส่งสัญญาณหรือที่เรียกว่า Advertising interval ดังแสดงในภาพที่ 3-12



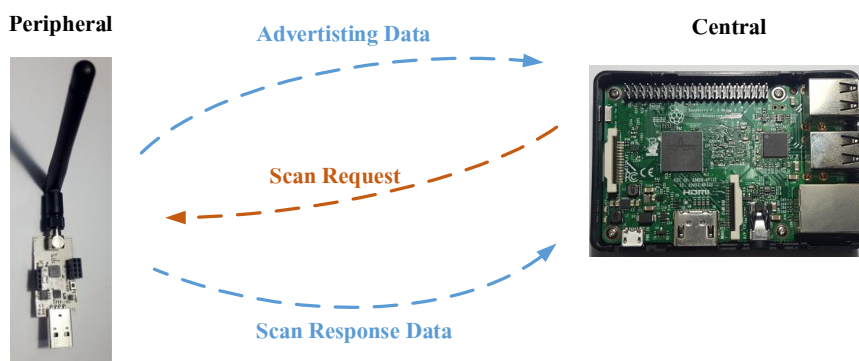
ภาพที่ 3-12 การติดต่อสื่อสารระหว่างอุปกรณ์ติดตามและอุปกรณ์ทวนสัญญาณ

### 2. การติดต่อสื่อสารระหว่างอุปกรณ์ทวนสัญญาณกับเกตเวย์

การส่งข้อมูลระหว่างอุปกรณ์ทวนสัญญาณและเกตเวย์ โดยลักษณะการทำงานและการติดต่อสื่อสารระหว่างอุปกรณ์ทวนสัญญาณและเกตเวย์ จะมีขั้นตอนและกระบวนการส่งข้อมูล เหมือนกับการส่งข้อมูลของอุปกรณ์ติดตามตัวกับอุปกรณ์ทวนสัญญาณ โดยอุปกรณ์ทวนสัญญาณ จะต้องทำหน้าที่เป็นอุปกรณ์ปล่อยสัญญาณ (Peripheral) และเกตเวย์จะทำหน้าที่เป็นอุปกรณ์รับสัญญาณ (Central) เมื่ออุปกรณ์ทวนสัญญาณทำการส่งข้อมูลในส่วนแรก คือ Advertising data กระจายออกไปแล้ว เมื่อเกตเวย์สามารถที่จะรับสัญญาณและอ่านข้อมูลได้ เกตเวย์จะทำการส่งคำสั่ง



ร้องขอข้อมูลส่วนต่อไป (Scan request) จากนั้นอุปกรณ์ทวนสัญญาณจะทำการส่งข้อมูลในส่วน  
ของ Scan response data กลับไปให้เกตเวย์จึงจะจบขั้นตอนการติดต่อสื่อสาร เมื่อเกตเวย์ได้รับ  
ข้อมูลครบทั้งสองส่วนจะทำการส่งข้อมูลไปยังเซิร์ฟเวอร์เพื่อบันทึกลงฐานข้อมูลดังแสดงใน



ภาพที่ 3-13 การติดต่อสื่อสารระหว่างอุปกรณ์ทวนสัญญาณและเกตเวย์

จากการทำงานข้างต้นจะเห็นได้ว่าอุปกรณ์ทวนสัญญาณจะทำหน้าที่เป็นอุปกรณ์รับ  
สัญญาณ (Central) ก่อนในขั้นตอนและกระบวนการแรก จากนั้นเมื่อได้รับข้อมูลที่ต้องการแล้ว  
อุปกรณ์ทวนสัญญาณจะสลับโหมดการทำหน้าที่เป็นอุปกรณ์ส่งสัญญาณ (Peripheral) ดังนั้น  
อุปกรณ์ทวนสัญญาณจะต้องทำงานในทั้งสองโหมดพร้อมกัน


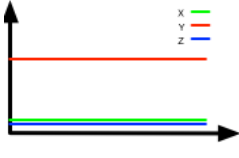
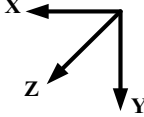

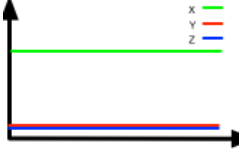
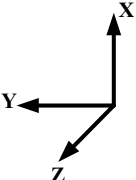


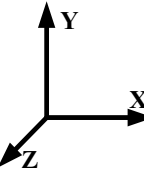


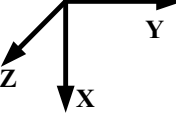

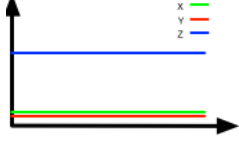
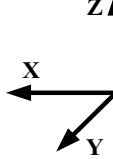

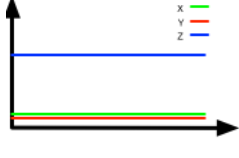
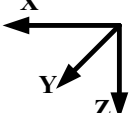
### เทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้น (PRE-PROCESSING TECHNIQUES)

การวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อที่จะแยกแยะพฤติกรรมของผู้สวมใส่อุปกรณ์ติดตามตัว มีด้วยกัน  
หลากหลายวิธีโดยหลัก ๆ แล้ววิธีที่ได้รับความนิยมจะเป็นการวิเคราะห์ข้อมูลทางโดเมนเวลา  
และโดเมนความถี่ เนื่องจากการวิจัยนี้การวิเคราะห์ข้อมูลทั้งหมดจะอยู่ภายในอุปกรณ์ติดตามตัวซึ่ง  
มีหน่วยประมวลผลและหน่วยความจำขนาดเล็กดังนั้น งานวิจัยนี้จึงเลือกใช้เทคนิคการวิเคราะห์  
ข้อมูลเฉพาะเทคนิคที่จำเป็นเท่านั้นซึ่งจะอธิบายในลำดับต่อไป

ข้อมูลพื้นฐานของเซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกน

อุปกรณ์ติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุภายในจะประกอบด้วยเซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกน  
(Accelerometer sensor) ซึ่งข้อมูลที่อ่านค่าได้จะสามารถระบุถึงระนาบของร่างกายของผู้สวมใส่ได้  
ดังแสดงในตารางที่ 3-3 ซึ่งแสดงให้เห็นถึงลักษณะของค่าความเร่งแต่ละแกน ณ สภาวะหยุดนิ่ง

ตารางที่ 3-3 ค่าความเร่งของสามแกนตามทิศทางของอุปกรณ์ ณ สภาวะหยุดนิ่ง

ท่าทางของอุปกรณ์	ค่าความเร่งที่ได้	แสดงทิศทางสามแกน
		
		
		
		
		
		

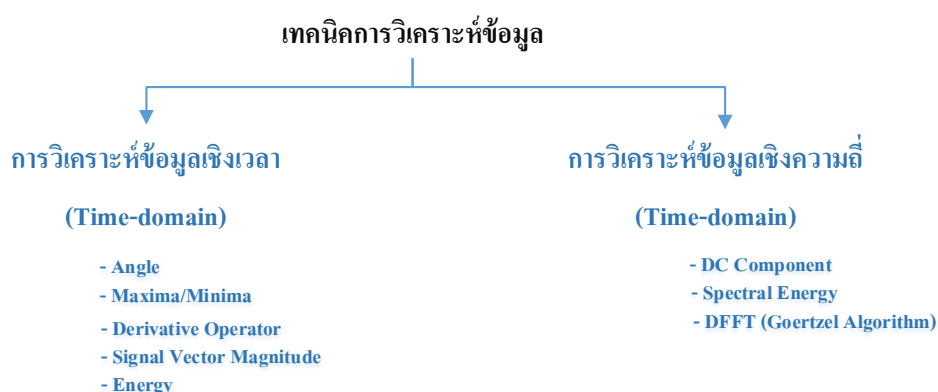


ภาพที่ 3-14 การสวมใส่อุปกรณ์เฝ้าติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุ

จากภาพที่ 3-14 แสดงการสวมใส่อุปกรณ์เฝ้าติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุ โดยจะมีลักษณะคล้ายกับสร้อยคอ ซึ่งตำแหน่งของอุปกรณ์หลังจากทำการสวมใส่แล้วจะอยู่บริเวณกลางหน้าอกของผู้สวมใส่ โดยสร้อยจะมีความยาวประมาณ 36 เซนติเมตร

การวิเคราะห์ข้อมูลภายในตัวอุปกรณ์

ภายในขั้นตอนการทดสอบของผู้ทดสอบ อุปกรณ์จะทำการเก็บข้อมูลจริงทั้งหมด รวมถึงนำข้อมูลที่ได้อ่านกระบวนการวิเคราะห์ภายในตัวอุปกรณ์ติดตามตัวผู้สูงอายุ โดยรูปแบบการวิเคราะห์ข้อมูลนำข้อมูลจริงที่เซ็นเซอร์สามารถอ่านค่าได้นำมาวิเคราะห์ข้อมูล โดยแบ่งเป็นการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงเวลา (Time-domain) และการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงความถี่ (Frequency-domain) ตามภาพที่ 3-15



ภาพที่ 3-15 เทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลของอุปกรณ์ติดตามตัว

จากภาพที่ 3-15 การวิเคราะห์ข้อมูลจะถูกแบ่งตามเทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลเป็น 2 ส่วนหลัก ๆ คือ การวิเคราะห์ข้อมูลเชิงเวลาและการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงความถี่ สามารถอธิบายได้ดังนี้

1. การวิเคราะห์ข้อมูลเชิงเวลา การวิเคราะห์ข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็น 3 ส่วน ดังนี้

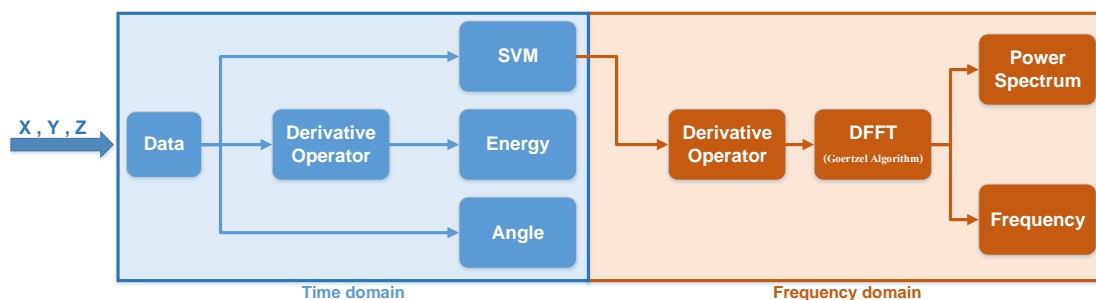
1.1 การนำข้อมูลความเร่งของแต่ละแกนที่อ่านได้จากเซ็นเซอร์ผ่านเข้ากระบวนการตัดสัญญาณพื้นฐานออกเพื่อให้ได้ค่าความเร่งที่เกิดจากการเคลื่อนไหว โดยใช้เทคนิคการออกสัญญาณ Derivative Operator จากนั้นนำค่าสัญญาณที่ได้มาทำการคำนวณหาค่าพลังงานที่เกิดขึ้น

1.2 การนำค่าความเร่งของแต่ละแกนที่อ่านได้จากเซ็นเซอร์มาทำการคำนวณหาค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณ SVM (Signal vector magnitude) ที่เกิดขึ้น

1.3 การนำค่าความเร่งของแต่ละแกนมาทำการคำนวณหาค่ามุม (Angle) ที่เปลี่ยนแปลงไปในแต่ละแกน โดยขั้นตอนทั้งหมดจะถูกวิเคราะห์อยู่ภายในตัวอุปกรณ์เป็นอันดับแรกก่อนที่จะทำการวิเคราะห์ข้อมูลในโดเมนความถี่

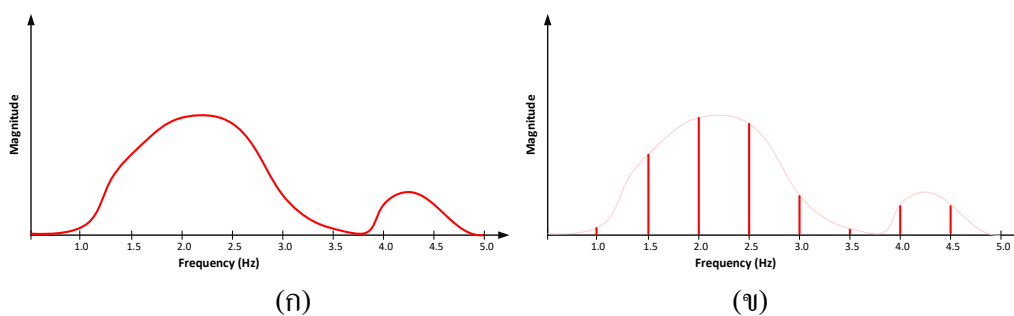
2. การวิเคราะห์ข้อมูลเชิงความถี่ จะเกิดขึ้นหลังจากกระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงเวลาเสร็จสิ้นแล้ว โดยจะนำค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณ SVM (Signal vector magnitude) มาผ่านกระบวนการตัดสัญญาณพื้นฐานออกเพื่อให้เหลือเพียงสัญญาณที่เกิดจากการเคลื่อนไหว จากนั้นนำสัญญาณที่ได้มาผ่านกระบวนการวิเคราะห์ความถี่โดยใช้ Goertzel algorithm ซึ่งเทคนิคนี้คือการนำสัญญาณที่ได้มาทำการหาค่าสเปกตรัมที่สูงที่สุดของแต่ละความถี่ที่กำหนดหรือที่เรียกว่า DFFT (Discrete fast fourier transform)

ซึ่งเทคนิคการวิเคราะห์ทั้ง 2 ส่วน ข้อมูลจะถูกวิเคราะห์อยู่ภายในหน่วยประมวลผลขนาดเล็กที่อยู่ภายในตัวอุปกรณ์ติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุดังแสดงในภาพที่ 3-16



ภาพที่ 3-16 ภาพรวมกระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลภายในอุปกรณ์ติดตามตัว

การวิเคราะห์ข้อมูลเชิงเวลาที่ข้อมูลได้จากเซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกน เป็นเพียงการวิเคราะห์ข้อมูลในส่วนแรกเพื่อใช้ในการตัดสินใจที่จะส่งข้อมูลชุดดังกล่าวเข้าสู่กระบวนการวิเคราะห์เชิงความถี่ในกรณีใด ซึ่งแต่ละกรณีจะถูกแบ่งออกตามประเภทของกิจกรรมและความรุนแรงของกิจกรรมที่เกิดขึ้น ตามกระบวนการวิเคราะห์ดังภาพที่ 3-16 ซึ่งในการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงความถี่โดยใช้เทคนิคของ Goertzel จะต้องทำการเลือกความถี่ที่ต้องการวิเคราะห์เพื่อหาค่าสเปกตรัม โดยจากงานวิจัยของ (Adile Mehmood Khan, 2011; DUY TAM GILLES HUYNH, 2008; Sun and Hill, 1993) ได้มีการสรุปว่าความถี่ที่เกิดขึ้นในชีวิตประจำวันของมนุษย์จะมีความถี่ที่ไม่เกิน 5 เฮิร์ตซ์ งานวิจัยครั้งนี้ได้เลือกความถี่ที่นำมาใช้ในการวิเคราะห์ทั้งหมด 10 ย่านความถี่ ได้แก่ 0.5 1.0 1.5 2.0 2.5 3.0 3.5 4.0 4.5 และ 5.0 เฮิร์ตซ์ ดังแสดงในภาพที่ 3-17



ภาพที่ 3-17 ตัวอย่างสัญญาณและการวิเคราะห์โดยเลือกความถี่ (ก) และ (ข)

จากภาพที่ 3-17 (ก) แสดงเป็นตัวอย่างของการแปลงฟูริเยร์ของสัญญาณที่กำหนด ส่วนด้านขวามือภาพที่ 3-17 (ข) แสดงเทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงความถี่แบบ DFT (เทคนิค Goertzel algorithm) ในการเลือกความถี่ที่กำหนดเพื่อหาค่าพลังงานของสเปกตรัมที่เกิดขึ้นในแต่ละความถี่ แสดงให้เห็นแท่งกราฟสีแดงแทนความถี่ที่เลือก

ภายในงานวิจัยนี้ได้มีการพัฒนาแนวคิดและหลักการในการวิเคราะห์เพื่อแยกแยะประเภทของกิจกรรมที่เกิดขึ้น โดยใช้อุปกรณ์ติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุ ซึ่งลำดับขั้นตอนในการวิเคราะห์ข้อมูลและการตัดสินใจของตัวอุปกรณ์ เริ่มจากการอ่านข้อมูลจากเซ็นเซอร์วัดค่าความเร่งสามแกน ซึ่งจะสามารถอ่านข้อมูลที่สามารถได้ทั้งหมดสามแกน คือ ค่าความเร่งแกน X ค่าความเร่งแกน Y ค่าความเร่งแกน Z การอ่านข้อมูลจากเซ็นเซอร์จะทำการสุ่มเพื่อเก็บตัวอย่างของข้อมูลซึ่งจากงานวิจัยของ (Antonsson, Mann, 1985; Aminian, Robert, Jequier and Schutz, 1995) ระบุว่าความถี่ที่เกิดขึ้นจากการเคลื่อนไหวร่างกายของมนุษย์จะเกิดขึ้นในช่วงความถี่ไม่เกิน 5 เฮิร์ตซ์

ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงเลือกที่จะทำการสุ่มเพื่อเก็บข้อมูลทุก ๆ 100 มิลลิวินาที หรือเก็บข้อมูลด้วยความถี่ 10 เฮิร์ตซ์ และจะทำการเก็บข้อมูลทั้งหมด 50 ข้อมูลก่อนทำการวิเคราะห์ข้อมูลหนึ่งครั้ง การสุ่มเก็บข้อมูลจำนวน 50 ข้อมูลด้วยความถี่ 10 เฮิร์ตซ์ อุปกรณ์จะต้องทำการเก็บข้อมูลชุดใหม่หนึ่งชุดและทำการลบข้อมูลชุดเก่าชุดหนึ่งชุด ดังแสดงในภาพที่ 3-18 โดยเมื่อมีข้อมูลชุดใหม่เข้ามาโปรแกรมจะทำการดึงข้อมูลชุดเก่า (ข้อมูลตัวแรกสุด) ทิ้งไป จากนั้นทำการเลื่อนข้อมูลในแต่ละตำแหน่งไปทางซ้ายหนึ่งตำแหน่ง และทำการใส่ข้อมูลชุดใหม่เข้าไปแทนที่ในตำแหน่งขวาสุด โดยจะเรียกวิธีนี้ว่า Moving data

Buf [n-49]	Buf [n-48]	Buf [n-47]	Buf [n-46]	...	...	Buf [n-2]	Buf [n-1]	Buf [n]
------------	------------	------------	------------	-----	-----	-----------	-----------	---------

ภาพที่ 3-18 การเก็บข้อมูลโดยแทนที่ข้อมูลเก่า (Moving data)

เมื่ออุปกรณ์ทำการสุ่มเก็บตัวอย่างได้ครบทั้งหมด 50 ข้อมูล โปรแกรมจะทำการนำข้อมูลที่ได้ออกมาคำนวณค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณซึ่งสามารถคำนวณได้จากสมการที่ 3-1 เช่น อุปกรณ์สามารถทำการอ่านค่าความเร่งของแกน X, Y และ Z ได้ค่า 0.0681, 0.0014 และ 0.0110 ตามลำดับ ณ เวลาใด ๆ เมื่อทำการคำนวณค่า SVM ณ เวลาใด ๆ จะมีค่าเท่ากับ

$$\begin{aligned} \text{SVM}(n) &= \sqrt{x(n)^2 + y(n)^2 + z(n)^2} \\ &= \sqrt{(0.0681)^2 + (0.0014)^2 + (0.0110)^2} \\ &= 0.00476 \end{aligned} \quad (3-1)$$

จากการทดลองในบทที่ 3 เกี่ยวกับการเคลื่อนไหวประเภทต่าง ๆ ทำให้ได้ค่าของความเข้มของสัญญาณเพื่อใช้ในตัดสินใจภายใต้เงื่อนไขต่าง ๆ ที่กำหนดไว้ โดยจากการทดลองทั้งหมด 210 ชุดข้อมูลทำให้เห็นความแตกต่างระหว่างการเกิดกิจกรรมการวิ่งและการหกล้ม ออกจากกิจกรรมการเดิน การนั่ง การลุกขึ้นยืน โดยกำหนดค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณมาตรฐาน (SVM threshold) เท่ากับ 1.733

จากนั้นเป็นการนำค่าความเร่งของแต่ละแกนที่อ่านได้จากเซ็นเซอร์มาทำการกรองความถี่พื้นฐานออกโดยใช้หลักการของการหาอนุพันธ์ (Derivative operator) จะทำให้ได้ค่าความเร่งที่เกิดจากการเคลื่อนไหวโดยเฉพาะของแต่ละแกน

การหาอนุพันธ์ของแกน X ณ เวลาใด ๆ สามารถคำนวณได้จากสมการที่ 3-2

$$\text{Derivative}_{x(n)} = \frac{1}{8} [2x(n) + x(n-1) - x(n-3) - 2x(n-4)] \quad (3-2)$$

เมื่อได้สัญญาณที่เกิดจากการเคลื่อนไหวแล้ว สามารถทำการคำนวณหาค่าพลังงานที่เกิดขึ้นเพื่อนำไปใช้ในการวิเคราะห์ โดยค่าพลังงาน ณ เวลาใด ๆ สามารถคำนวณได้จากสมการที่ 3-3

$$\text{Energy}(n) = \int |\text{Derivative}_x(n)|^2 + \int |\text{Derivative}_y(n)|^2 + \int |\text{Derivative}_z(n)|^2 \quad (3-3)$$

จากการทดลองและเก็บข้อมูลพบว่าค่าพลังงานที่นำมาใช้เป็นเกณฑ์ในการแยกแยะกิจกรรมการวิ่ง ออกจากกิจกรรมอื่นประเภทอื่น ๆ โดยกำหนดค่าพลังงานมาตรฐาน (Energy\_Threshold) เท่ากับ 1.0 และทำการแยกแยะกิจกรรมทั่วไปกับกิจกรรมการหกล้ม โดยกำหนดค่า Energy\_Threshold เท่ากับ 0.5 และตัวแปรสุดท้ายที่ต้องทำการคำนวณและนำมาใช้ร่วมในการวิเคราะห์ คือ ค่ามุมของแต่ละแกนที่เกิดการเปลี่ยน ณ เวลาใด ๆ ที่เกิดกิจกรรมขึ้น โดยค่ามุมของแต่ละแกนที่เปลี่ยนแปลงสามารถคำนวณได้จากสมการที่ 3-4

$$\text{Angle}_x(n) = \text{ARCCOS} \left( \frac{x(n)^2}{\sqrt{x(n)^2 + y(n)^2 + z(n)^2}} \right) \quad (3-4)$$

จากการทดลองพบว่าค่ามุมในแต่ละแกนที่นำมาใช้เป็นเกณฑ์ในการแยกแยะพฤติกรรม การวิ่ง ออกจากกิจกรรมการเดิน การนั่ง การลุกขึ้นยืน โดยกำหนดค่าการเปลี่ยนแปลงมุมมาตรฐาน แกน X (AngleX\_Threshold) เท่ากับ 50 องศา กำหนดค่าการเปลี่ยนแปลงมุมมาตรฐานแกน Y (AngleY\_Threshold) เท่ากับ 50 องศา และกำหนดค่าการเปลี่ยนแปลงมุมมาตรฐานแกน Z (AngleZ\_Threshold) เท่ากับ 50 องศา กำหนดเกณฑ์สำหรับกิจกรรมการหกล้ม โดยกำหนดค่ามุม ดังนี้ AngleX\_Threshold เท่ากับ 85 องศา AngleY\_Threshold เท่ากับ 50 องศา และ AngleZ\_Threshold เท่ากับ 50 องศา

เมื่อทำการคำนวณได้ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณ ค่าพลังงาน และค่าของมุมที่เกิดขึ้น ณ เวลาใด ๆ แล้ว โปรแกรมจะทำการแยกแยะกิจกรรมที่เกิดขึ้นในขั้นตอนแรก โดยกิจกรรมที่มีความเข้มของสัญญาณน้อยกว่าที่กำหนด  $\text{SVM}(n) < \text{SVM\_Threshold}$  (1.733) (ภาพที่ 3-19 ตำแหน่งที่ 1) กิจกรรมจะถูกจัดเป็นกิจกรรมที่มีความเสี่ยงต่ำและกิจกรรมที่มีความเข้มสูงกว่าค่าที่กำหนดจะจัดเป็นกิจกรรมที่มีความเสี่ยงสูง

กิจกรรมที่มีความเสี่ยงต่ำจะเป็นกิจกรรมประเภท การเดิน การนั่ง การนอน และการพัก กิจกรรมที่มีสัญญาณความเข้มต่ำจะถูกวิเคราะห์ต่อ โดยใช้ค่าพลังงานที่เกิดขึ้นโดยกิจกรรมที่มีค่าน้อยกว่าค่าที่กำหนด  $\text{Energy} < \text{Energy\_Threshold}$  (0.2) (ภาพที่ 3-19 ตำแหน่งที่ 2) จะถูกจัดเป็นกิจกรรมการพักผ่อน โดยอาจจะเกิดการเคลื่อนไหวหรือขยับร่างกายเพียงเล็กน้อย ส่วนกิจกรรมที่มีค่า

พลังงานสูงกว่าจะเป็นกิจกรรมประเภทการเดิน การนั่ง และการนอน ซึ่งจะใช้ค่ามุมที่เกิดการเปลี่ยนแปลง ณ เวลาที่เกิดการเคลื่อนไหวในการวิเคราะห์ โดยมุมที่มีค่าแกน X แกน Y และแกน Z มีค่าการเปลี่ยนแปลงที่ไม่เกิน 10 30 และ 30 องศา ตามลำดับ (ภาพที่ 3-19 ตำแหน่งที่ 3) จะถูกวิเคราะห์เป็นกิจกรรมประเภทของการเดิน เนื่องจากการเดินจะส่งผลให้เกิดความเร่งของสัญญาณในแต่ละแกนเพียงเล็กน้อยเท่านั้น แต่ถ้าหากมุมที่เกิดขึ้นกับแกน Y และแกน Z มีค่ามุมที่เปลี่ยนแปลงเกิน 50 องศา (ภาพที่ 3-19 ตำแหน่งที่ 4) จะถูกวิเคราะห์เป็นกิจกรรมการนอน แต่ถ้ามุมที่เกิดขึ้นกับแกน Y และแกน Z มีค่ามุมที่เปลี่ยนแปลงเกิน 30 องศาแต่ไม่เกิน 50 องศา จะถูกวิเคราะห์เป็นกิจกรรมการนั่ง

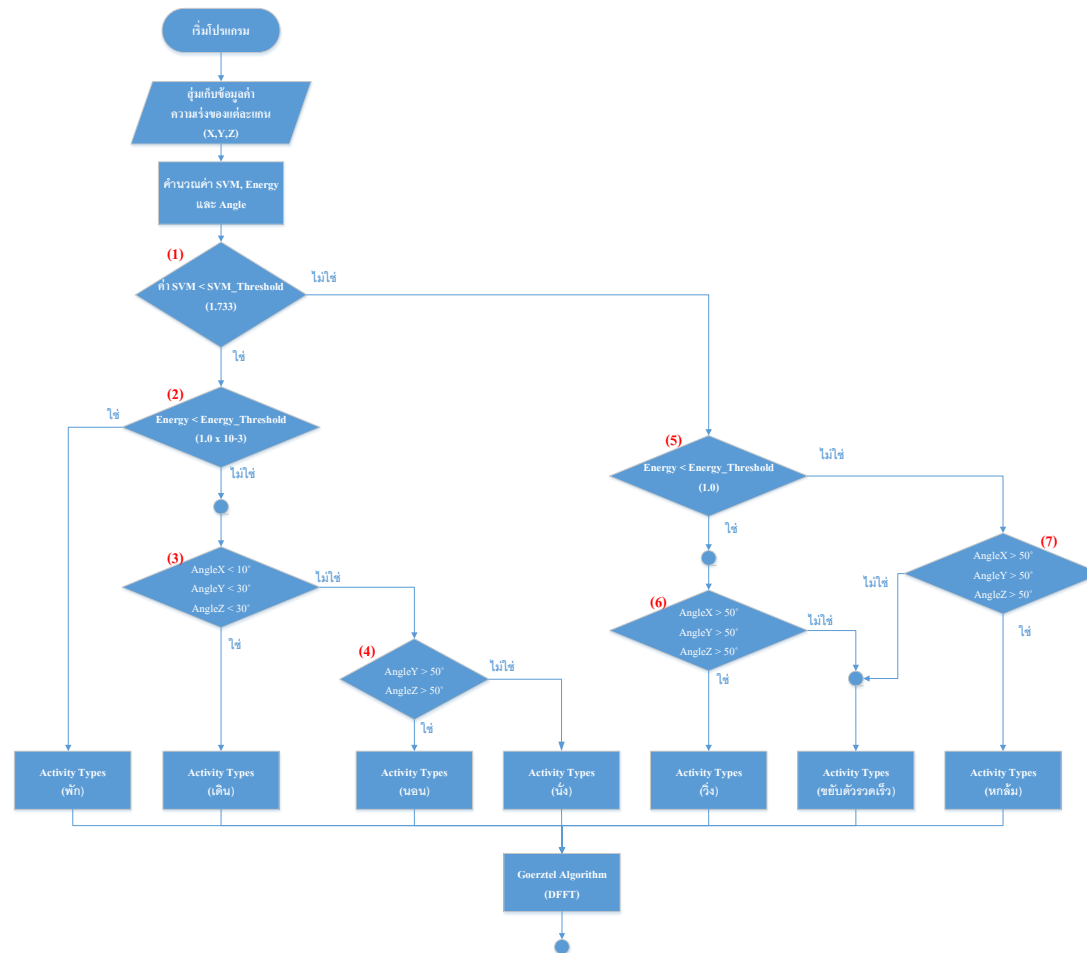
กิจกรรมที่มีความเสี่ยงสูงเป็นกิจกรรมประเภทการวิ่งและการหกล้ม คือ กิจกรรมที่มีความเข้มของสัญญาณสูง ซึ่งจะมีการแยกแยะโดยถ้าหากค่าความเข้มของสัญญาณมีค่ามากกว่าค่าที่กำหนด  $SVM(n) < SVM\_Threshold (1.733)$  (ภาพที่ 3-19 ตำแหน่งที่ 1) กิจกรรมที่เกิดขึ้นอาจจะเป็นกิจกรรมการวิ่งหรือหกล้ม ซึ่งแต่ละกิจกรรมจะต้องทำการวิเคราะห์ด้วยค่าพลังงานต่อ โดยกิจกรรมการวิ่งจะต้องมีค่าพลังงานที่สูงกว่า 1.0 (ภาพที่ 3-19 ตำแหน่งที่ 5) และมุมที่เกิดการเปลี่ยนแปลงจะต้องมีค่ามากกว่า 50 องศา (ภาพที่ 3-19 ตำแหน่งที่ 6) ในทุก ๆ แกน และกิจกรรมที่ถูกวิเคราะห์เป็นกิจกรรมการหกล้มจะต้องมีค่าพลังงานที่เกิดจากการเคลื่อนไหวร่างกายน้อยกว่า 1.0 (ภาพที่ 3-19 ตำแหน่งที่ 5) และมุมที่เกิดการเปลี่ยนแปลงจะต้องมีค่ามากกว่า 50 องศา (ภาพที่ 3-19 ตำแหน่งที่ 7) ในทุก ๆ แกน นอกจากนี้อาจจะมีบางกิจกรรมที่ไม่เข้าตรงตามเงื่อนไข เนื่องจากการเคลื่อนไหวร่างกายไม่ได้อยู่ในท่าทางที่ต้องการวิเคราะห์ เช่น การขยับตัวอย่างรวดเร็วโดยที่นั่งหรือนอนอยู่ ดังแสดงภาพที่ 3-19 เมื่อจับขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงเวลาอุปกรณ์จะใช้ข้อมูลความเข้มของสัญญาณมาเข้ากระบวนการตัดสัญญาณพื้นฐานหรือการหาค่าอนุพันธ์ (Derivative Operator) เพื่อนำมาใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงความถี่ โดยนำข้อมูลที่ได้นำเข้าสู่กระบวนการหาค่าสเปกตรัมตามความถี่ที่ได้เลือก คือ 0.5 1.0 1.5 2.0 2.5 3.0 3.5 4.0 4.5 และ 5.0 เฮิรตซ์ โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงความถี่แบบ DFT (เทคนิค Goertzel algorithm) โดยจะมีการพัฒนาฟังก์ชันในการวิเคราะห์ที่เพิ่มเข้าไปภายในการทำงานของตัวอุปกรณ์ โดยอุปกรณ์จะทำการคำนวณเพื่อหาค่าสเปกตรัมสูงสุดจากทุกความถี่ที่เลือกและกำหนดให้ความถี่ที่ทำให้เกิดค่าสเปกตรัมสูงสุดคือ ความถี่ของข้อมูลกิจกรรมนั้น ๆ และค่าสเปกตรัมสูงสุดนั้น คือ ค่าพลังงานของสเปกตรัมที่เกิดขึ้น กระบวนการวิเคราะห์จะนำข้อมูลมาแยกประเภทตามคุณสมบัติทางความถี่ของข้อมูลก่อน ถ้าหากข้อมูลมีความถี่ที่มากกว่าค่าความถี่มาตรฐานที่กำหนด ( $Freq > Freq\_Threshold$ ) ที่ความถี่ 2.0 เฮิรตซ์ (ภาพที่ 3-19 (ต่อ) ตำแหน่งที่ 8) และมีค่าพลังงานสะสมมากกว่า 1.0 (ภาพที่ 3-19 (ต่อ) ตำแหน่งที่ 9) จะถูกจัดเป็นกิจกรรมประเภทกิจกรรมการวิ่ง แต่หากมีค่าพลังงานสะสมน้อยกว่าค่าที่



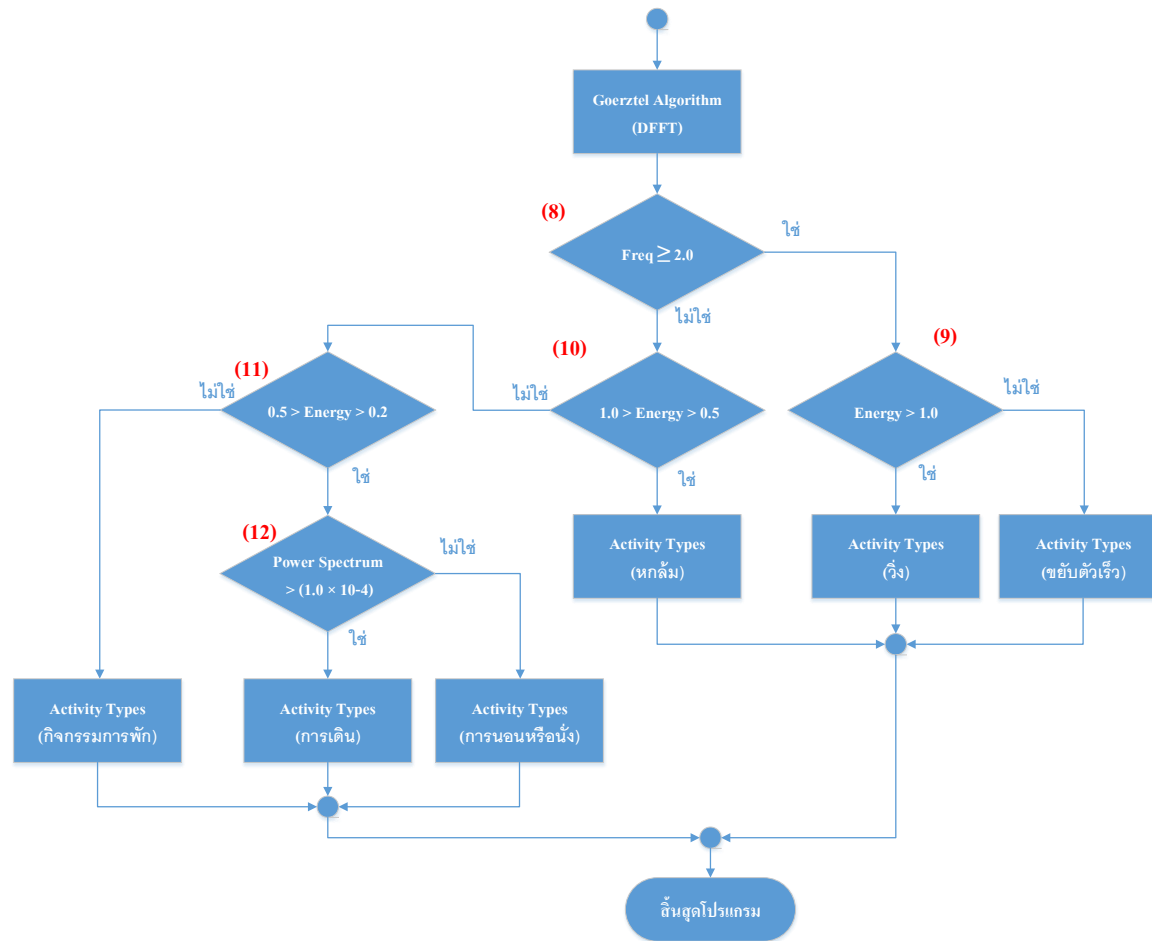
กำหนดจะถูกจัดเป็นลักษณะการขยับร่างกายรวดเร็วผิดปกติ ส่วนกิจกรรมที่มีความถี่ของข้อมูลที่น้อยกว่าจะจัดเป็นกิจกรรมประเภทของการหกล้ม การเดิน การนอนหรือนั่ง การพัก

กิจกรรมประเภทหกล้ม เป็นกิจกรรมที่มีคุณสมบัติของพลังงานสะสมของข้อมูลอยู่ในช่วงสูงกว่า 0.5 และต่ำกว่า 1.0 และมีความถี่ของข้อมูลต่ำกว่า 2.0 เฮิร์ตซ์ (ภาพที่ 3-19 (ต่อ) ตำแหน่งที่ 10)

กิจกรรมที่มีค่าพลังงานสะสมน้อยกว่า 0.5 แต่มากกว่า 0.2 (ภาพที่ 3-19 (ต่อ) ตำแหน่งที่ 11) และค่าสเปกตรัมของพลังงานมากกว่า  $1.0 \times 10^{-4}$  จะจัดเป็นกิจกรรมประเภทการเดิน ถ้าหากค่าสเปกตรัมของพลังงานน้อยกว่า  $1.0 \times 10^{-4}$  จะจัดเป็นกิจกรรมประเภทการนอนหรือนั่ง (ภาพที่ 3-19 (ต่อ) ตำแหน่งที่ 12) ถ้าหากกิจกรรมดังกล่าวมีค่าพลังงานสะสมน้อยกว่า 0.2 จะถูกจัดเป็นกิจกรรมประเภทการพักหรือขยับร่างกายเล็กน้อย



ภาพที่ 3-1 รูปแบบการทำงานของอุปกรณ์ติดตามตัว



ภาพที่ 3-19 (ต่อ)

เทคนิคทั้งสอง คือ การวิเคราะห์ข้อมูลเชิงเวลาและการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงความถี่ ซึ่งจะให้ผลสรุปของประเภทกิจกรรมที่เกิดขึ้น โดยกิจกรรมที่ทำการวิเคราะห์ได้จากทั้งสองเทคนิค จะต้องได้ผลสรุปที่ออกมาตรงกันจึงจะสามารถสรุปได้ว่าข้อมูลที่ถูกนำมาวิเคราะห์นั้นเป็นกิจกรรม การเดิน การนั่ง การนอน การวิ่ง การพัก หรือว่าเป็นกิจกรรมที่อันตรายนั้น คือ การหกล้ม

### การออกแบบทดสอบแนวคิดการวิเคราะห์พฤติกรรมประจำวันของผู้สูงอายุ

การออกแบบทดสอบแนวคิดการวิเคราะห์พฤติกรรมประจำวันของผู้สูงอายุ ผู้วิจัยพัฒนาแนวคิดและการตัดสินใจหรืออัลกอริทึมในการวิเคราะห์สัญญาณ ทำการทดสอบและเก็บรวบรวมข้อมูลภายในห้องปฏิบัติการและอุปกรณ์ที่มีความปลอดภัย เพื่อทำการวิเคราะห์สัญญาณ และทดสอบการใช้งานจริงของตัวอุปกรณ์ โดยทำการทดสอบกับทีมวิจัยจำนวนทั้งหมด 15 คน ซึ่งมีอายุ 21-26 ปี มีสุขภาพร่างกายแข็งแรง สามารถเคลื่อนไหวร่างกายได้ปกติ เป็นเพศหญิงจำนวน 5 คน และเพศชาย 10 คน ให้สวมใส่อุปกรณ์ในลักษณะเป็นสร้อยคอ และ กำหนดการเก็บข้อมูลแบบสุ่มตัวอย่างที่มีขนาด 10 เฮิรตซ์ (Antonsson and Mann, 1985; Sun and Hill, 1993; Aminian, Robert, Jequier and Schutz, 1995; Huynh, 2008; Khan, 2011) และให้ทำกิจกรรม ประกอบด้วย 2 ส่วน และทำการเก็บข้อมูลกิจกรรมทั้งหมด จำนวน 30 ชุดข้อมูล ดังนี้

#### 1. จำลองการทำกิจกรรมประจำวัน

ผู้วิจัยให้ทีมวิจัยจำลองทำกิจกรรมประจำวันตามปกติ เพื่อทำการเก็บรวบรวมข้อมูล วิเคราะห์สัญญาณและแยกแยะประเภทกิจกรรมที่แตกต่างกัน ทำการจัดกลุ่มให้กับกิจกรรมแต่ละประเภท โดยกิจกรรมที่ทำการทดสอบมีดังนี้

- 1.1 การเดิน
- 1.2 การเดินอย่างก้าว
- 1.3 การวิ่ง
- 1.4 การนั่งลงบนเก้าอี้
- 1.5 การนั่งบนเก้าอี้แล้วลุกขึ้นยืน
- 1.6 การนอนลงบนพื้น (ความสูงจากพื้น ไม่เกิน 2 เซนติเมตร)
- 1.7 การลุกขึ้นจากพื้น (ความสูงจากพื้น ไม่เกิน 2 เซนติเมตร)

#### 2. จำลองการหกล้ม

ผู้วิจัยให้ทีมวิจัยจำลองการหกล้ม เพื่อทำการเก็บรวบรวมข้อมูล วิเคราะห์สัญญาณ และแยกแยะกิจกรรมที่มีความเสี่ยงที่จะเกิดอันตรายต่อผู้สูงอายุ ออกจากกิจกรรมที่เป็นกิจวัตรประจำวัน โดยมีการกำหนดกิจกรรมที่ทดสอบดังนี้

- 2.1 การจำลองการหกล้มไปด้านหน้า จบด้วยการนอนนิ่งในแนวราบ
  - 2.2 การจำลองการหกล้มไปด้านหลัง จบด้วยการนอนนิ่งในแนวราบ
  - 2.3 การจำลองการหกล้มไปด้านซ้าย จบด้วยการนอนนิ่งในแนวราบ
  - 2.4 การจำลองการหกล้มไปด้านขวา จบด้วยการนอนนิ่งในแนวราบ
3. การทดสอบประสิทธิภาพของการวิเคราะห์แยกแยะประเภทกิจกรรม

ผู้วิจัยได้ทำการทดสอบประสิทธิภาพของการวิเคราะห์แยกแยะประเภทกิจกรรม ซึ่งทำการพัฒนาอัลกอริทึมที่อยู่ภายในตัวอุปกรณ์เฝ้าติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุโดยกำหนดค่าตัวชี้วัดทั้งหมดห้าชนิดที่ได้จากการผลทดลอง ผู้วิจัยได้ทำการเลือกผู้ทดสอบหนึ่งคนจากทีมวิจัยที่ไม่ได้เป็นผู้ทดสอบเพื่อเก็บข้อมูลและมีคุณสมบัติเป็นเพศชาย อายุ 26 ปี มีความสมบูรณ์ทางร่างกาย สุขภาพแข็งแรง สามารถเคลื่อนไหวร่างกายได้ปกติ มาทำการทดสอบประสิทธิภาพของการวิเคราะห์แยกแยะประเภทกิจกรรม กำหนดให้ผู้ทดสอบทำการทดสอบกิจกรรมทั้งหมด 6 กิจกรรม โดยทำการทดสอบกิจกรรมละ 40 ครั้ง เพื่อประเมินประสิทธิภาพของการวิเคราะห์แยกแยะประเภทกิจกรรม กิจกรรมทั้ง 6 กิจกรรม ได้แก่ กิจกรรมการเดิน การวิ่ง การนั่ง การนอน การยืนหรือพัก และการล้ม

#### 4. การทดสอบประสิทธิภาพการส่งข้อมูลภายในระบบ

ผู้วิจัยได้ทำการทดสอบประสิทธิภาพของการส่งข้อมูลจากอุปกรณ์ติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุ (Elderly tag) ไปยังอุปกรณ์ทวนสัญญาณ (Repeater) และเกตเวย์ (Gateway) เพื่อเก็บข้อมูลซึ่งภายในระบบจะมีอุปกรณ์ติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุทั้งหมด 30 ตัว ซึ่งอุปกรณ์ติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุแต่ละตัวจะทำการกระจายสัญญาณออกมาทุก ๆ 120 วินาที โดยการทดสอบประสิทธิภาพนี้จะทำการวัดระยะเวลาที่ใช้ในกระบวนการส่งข้อมูลจากอุปกรณ์ติดตามตัวไปยังอุปกรณ์ทวนสัญญาณและเกตเวย์เพื่อทำการเก็บข้อมูล โดยจะทำการทดสอบดังนี้

- 4.1 จำลองการส่งข้อมูลด้วยอุปกรณ์ทั้งหมด 10 ตัว
- 4.2 จำลองการส่งข้อมูลด้วยอุปกรณ์ทั้งหมด 20 ตัว
- 4.3 จำลองการส่งข้อมูลด้วยอุปกรณ์ทั้งหมด 30 ตัว
- 4.4 จำลองการส่งข้อมูลด้วยอุปกรณ์ทั้งหมด 40 ตัว

## บทที่ 4

### ผลการวิจัย

การทดสอบแนวคิดการวิเคราะห์พฤติกรรมประจำวันของผู้สูงอายุ ซึ่งได้มีการพัฒนาแนวคิดและการตัดสินใจหรืออัลกอริทึมในการวิเคราะห์สัญญาณดังที่กล่าวมาข้างต้นแล้ว ในการวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยได้ทำการเก็บข้อมูลจากทีมนักวิจัยจำนวนทั้งหมด 15 คน โดยแบ่งเป็นเพศหญิง 5 คน และเพศชาย 10 คน ทั้งหมดจะมีอายุอยู่ในช่วง 21 ถึง 26 ปี มีสุขภาพร่างกายแข็งแรง สามารถเคลื่อนไหวร่างกายได้ปกติ และทำกิจกรรมประจำวันได้ปกติ โดยทีมนักวิจัยทั้งหมดจะต้องทำกิจกรรมที่เป็นกิจวัตรประจำวันเพื่อเก็บข้อมูลทั้งหมด 30 ชุดข้อมูล สามารถสรุปผลการวิจัยได้ ดังนี้

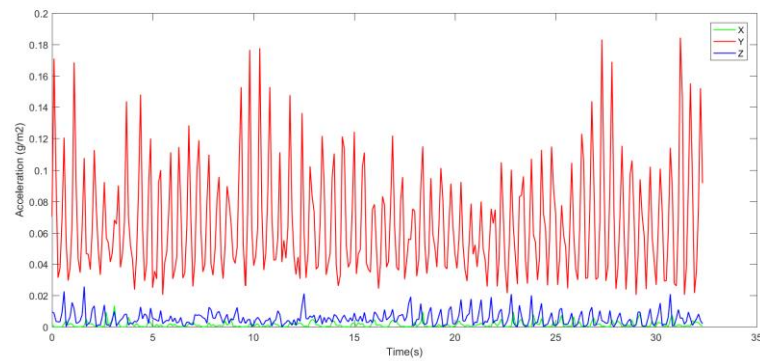
1. ผลการทดสอบการทำกิจกรรมประจำวัน
2. ผลการทดสอบการจำลองการหกล้ม
3. ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงเวลา
4. ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงความถี่
5. ผลการทดสอบประสิทธิภาพของการวิเคราะห์แยกแยะประเภทกิจกรรม

### ผลการวิจัย

#### ผลการทดสอบการทำกิจกรรมประจำวัน

จากการทดสอบการทำกิจกรรมประจำวัน ผู้วิจัยได้ทำการเก็บข้อมูลการทำกิจกรรมประจำวัน 7 กิจกรรม ได้แก่ การเดิน การเดินอย่างช้า การวิ่ง การนั่งลงบนเก้าอี้ การนั่งบนเก้าอี้แล้วลุกขึ้นยืน การนอนลงบนพื้น (ความสูงจากพื้นไม่เกิน 2 เซนติเมตร) และการลุกขึ้นยืนจากพื้น (ความสูงจากพื้นไม่เกิน 2 เซนติเมตร) ซึ่งให้ทีมวิจัยต้องทำกิจกรรมที่กำหนดเพื่อเก็บข้อมูล โดยจะต้องเก็บข้อมูลทั้งหมดอย่างน้อย 30 ชุดข้อมูลเพื่อใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล จากการทดลองทำกิจกรรมประจำวันกับการแนวคิดการตัดสินใจและโปรแกรมที่พัฒนาขึ้น ได้ผลการทดลองดังนี้

1. การเดิน (ปกติ)



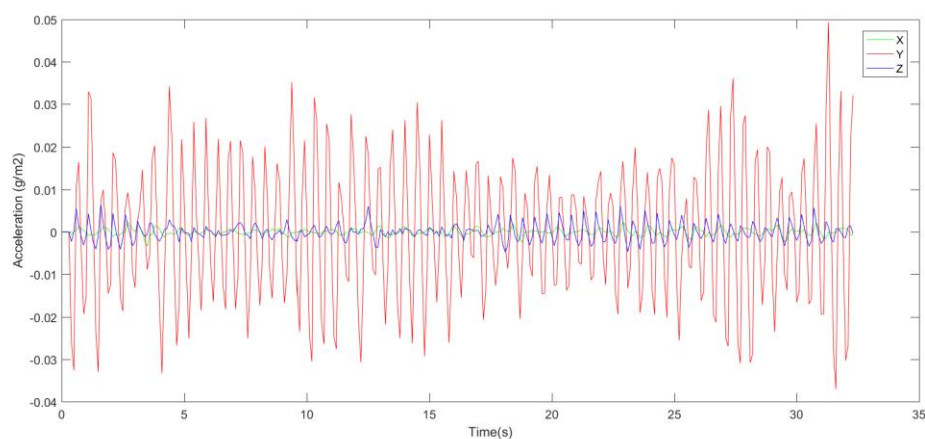
ภาพที่ 4-1 สัญญาณที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการเดิน

จากภาพที่ 4-1 แสดงรูปแบบสัญญาณของการเดินปกติทั่วไปที่เป็นข้อมูลที่สามารถอ่านได้จากเซ็นเซอร์โดยตรง โดยทำการวัดค่าจากเซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกน (Accelerometer sensor) ซึ่งทีมวิจัยทำการสวมใส่อุปกรณ์ที่เป็นลักษณะสร้อยคอ จากนั้นทำการทดสอบโดยการเดินเพื่อทำการวัดผลและเก็บข้อมูลการเคลื่อนไหว

การเคลื่อนไหวในรูปแบบของการเดิน เมื่อนำข้อมูลที่ถูกบันทึกมาผ่านกระบวนการเพื่อหาคุณสมบัติเฉพาะของรูปแบบการเดิน โดยมีขั้นตอนการวิเคราะห์ดังนี้

#### 1.1 การวิเคราะห์ข้อมูลของสัญญาณที่เกิดขึ้นจากพฤติกรรมเดินผ่านกระบวนการ

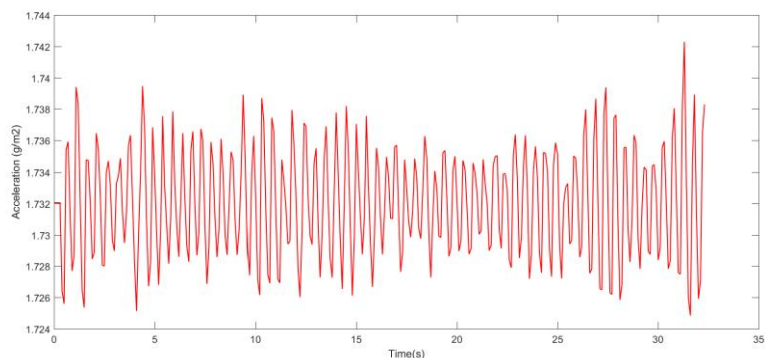
Derivative operator



ภาพที่ 4-2 สัญญาณของกิจกรรมการเดินที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator

จากภาพที่ 4-2 แสดงสัญญาณของกิจกรรมการเดินที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator เพื่อตัดความถี่ที่ไม่เกี่ยวข้องออกจะทำให้ได้ข้อมูลที่เกิดเฉพาะจากการเคลื่อนไหวเท่านั้น

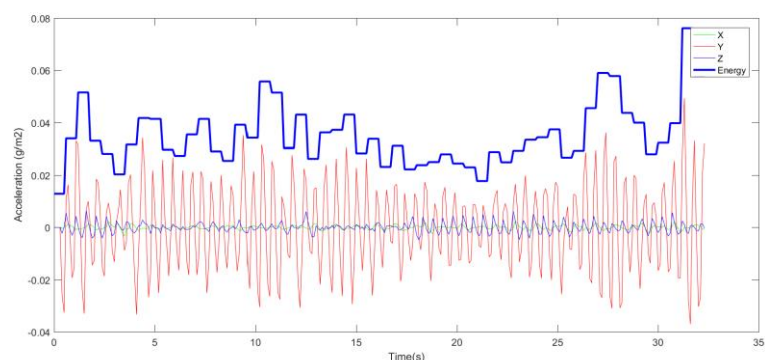
1.2 การวิเคราะห์ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมการเดิน (Signal magnitude vector: SVM)



ภาพที่ 4-3 ค่าตัวชี้วัดระดับความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมการเดิน

จากภาพที่ 4-3 แสดงค่าตัวชี้วัดระดับความเข้มของสัญญาณที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการเดิน ซึ่งกิจกรรมการเดินจะแสดงค่าสัญญาณจริงของกิจกรรมการเดินที่ผ่านกระบวนการหาค่าตัวชี้วัดระดับความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมการเดิน เพื่อใช้ในการหาคุณสมบัติความถี่เฉพาะของสัญญาณต่อไป

1.3 การวิเคราะห์ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการเดิน

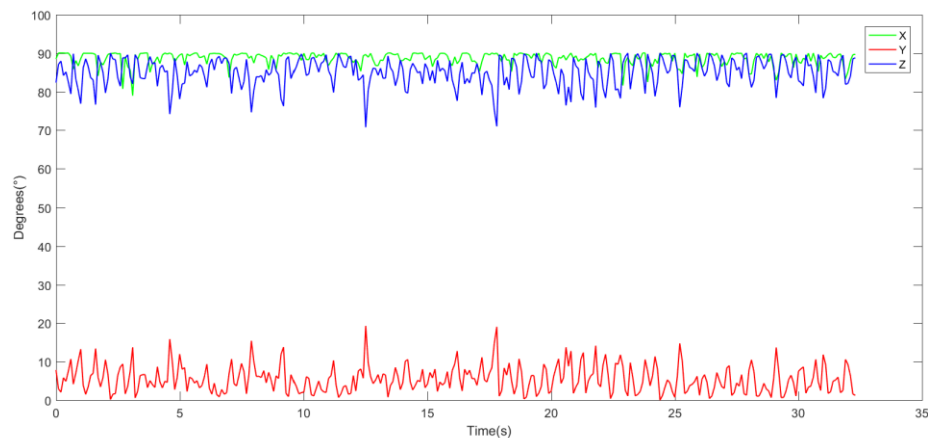


ภาพที่ 4-4 ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการเดิน



จากภาพที่ 4-4 แสดงค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการเดิน ซึ่งกิจกรรมการเดินจะเกิดขึ้นอย่างต่อเนื่องในช่วงระยะเวลาหนึ่ง ดังนั้นเมื่อคำนวณหาค่าพลังงานสะสมจะพบว่าค่าพลังงานสะสมจะเกิดขึ้นอย่างต่อเนื่อง มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0.37 (โดยมีค่าสูงสุดที่วัดได้เท่ากับ 0.56 และค่าต่ำสุดที่วัดได้เท่ากับ 0.21)

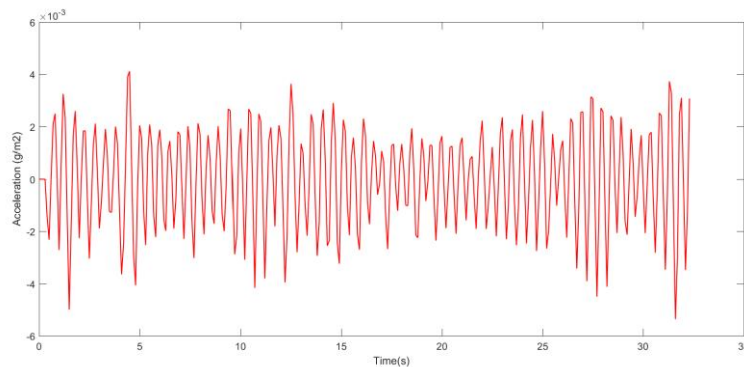
#### 1.4 การวิเคราะห์ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน



ภาพที่ 4-5 ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน

จากภาพที่ 4-5 แสดงค่ามุมที่เปลี่ยนแปลงไปในของแต่ละแกน โดยคำนวณจากค่าของเซ็นเซอร์ที่วัดได้ จะเห็นได้ว่าพฤติกรรมกรการเดินทำให้อุปกรณ์ที่ถูกสวมใส่มีการเคลื่อนไหวเพียงเล็กน้อยเท่านั้น จากนั้นนำค่าสัญญาณที่ได้จากการหาค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณมาผ่านกระบวนการ Derivative operator เพื่อตัดสัญญาณที่ไม่เกี่ยวข้องออก จากนั้นนำค่าสัญญาณผ่านเข้ากระบวนการ DFT เพื่อหาค่าความถี่ที่กำหนด คือ 0.5 1.0 1.5 2.0 2.5 3.0 3.5 4.0 4.5 และ 5.0 เฮิร์ตซ์

#### 1.5 การวิเคราะห์ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มข้นของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ Derivative operator

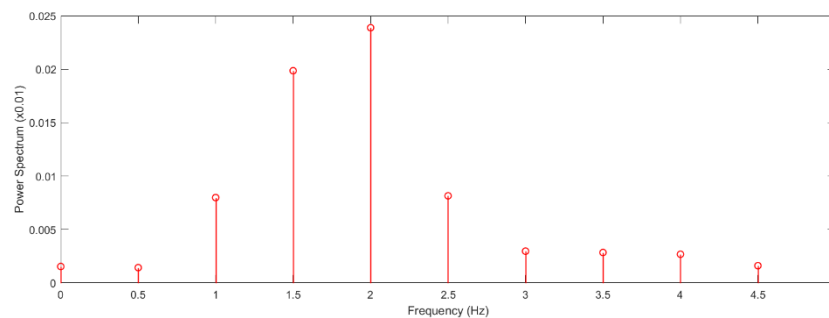


ภาพที่ 4-6 ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ

#### Derivative operator

จากภาพที่ 4-6 แสดงสัญญาณตัวชี้วัดระดับความเข้มของสัญญาณที่ผ่านกระบวนการการตัดสัญญาณที่ไม่เกี่ยวข้องออก (Derivative operator) ซึ่งจะได้ความเข้มของสัญญาณที่เกิดจากการเคลื่อนไหวโดยตรง

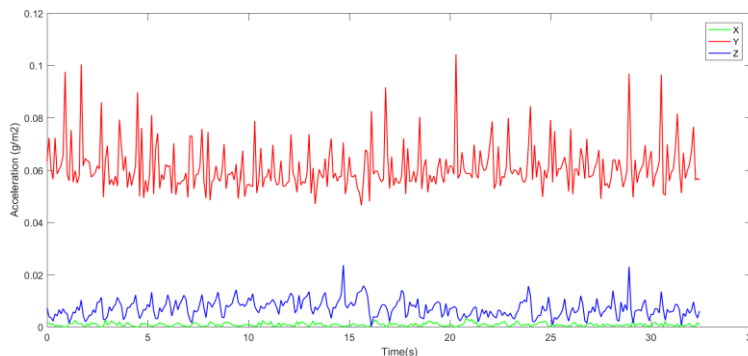
#### 1.6 การวิเคราะห์ข้อมูลการหาค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm



ภาพที่ 4-7 ข้อมูลการหาค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm

จากภาพที่ 4-7 จากการวิเคราะห์หาค่าความถี่เฉพาะโดยใช้ Goertzel algorithm จะได้ผลของการวิเคราะห์ความถี่ของข้อมูลกิจกรรมการเดินจะมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 2.0 เฮิร์ตซ์ (โดยค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 1.0 เฮิร์ตซ์ และค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 2.5 เฮิร์ตซ์) และค่าสเปกตรัมของพลังงานมีค่าเท่ากับ  $1.6 \times 10^{-4}$  (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ  $2.0 \times 10^{-4}$  และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ  $1.3 \times 10^{-4}$ )

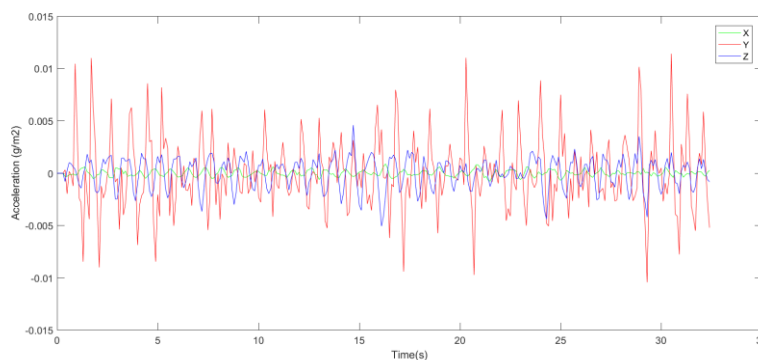
## 2. การเดินอย่างช้า



ภาพที่ 4-8 สัญญาณที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการเดินอย่างช้า

จากภาพที่ 4-8 แสดงรูปแบบสัญญาณของการเดินอย่างช้า ลักษณะคล้ายการย่างก้าวเดินของผู้สูงอายุ ซึ่งลักษณะของสัญญาณจะมีความแตกต่างกับการเดินปกติ เนื่องจากการเดินในลักษณะการย่างก้าวเดินจะมีแรงกระทำที่น้อยกว่าหรือ มีการเข่งงของตัวอุปกรณ์น้อยกว่า การเคลื่อนไหวในรูปแบบของการเดินอย่างช้า ๆ ลักษณะการย่างก้าว เมื่อนำข้อมูลที่ถูกบันทึกหาคคุณสมบัติเฉพาะ โดยมีขั้นตอนการวิเคราะห์ ดังนี้

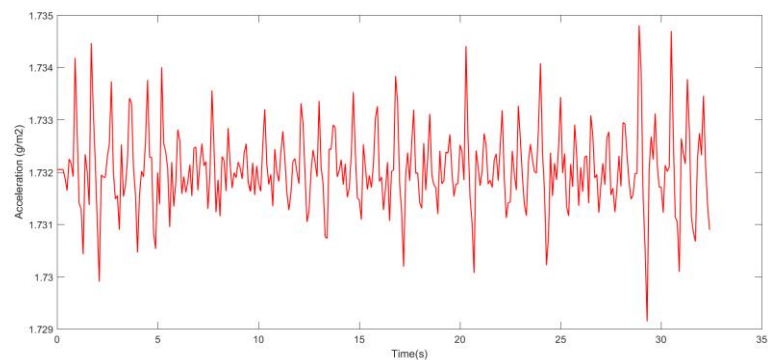
2.1 การวิเคราะห์ข้อมูลของสัญญาณที่เกิดขึ้นจากพฤติกรรมกรรมการเดินอย่างช้า มาผ่านกระบวนการ Derivative operator



ภาพที่ 4-9 สัญญาณของกิจกรรมการเดินอย่างช้า ที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator

จากภาพที่ 4-9 แสดงสัญญาณของกิจกรรมการเดินอย่างช้า ที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator เพื่อตัดความถี่ที่ไม่เกี่ยวข้องออกจะทำให้ได้ข้อมูลที่เกิดเฉพาะจากการเคลื่อนไหวเท่านั้น

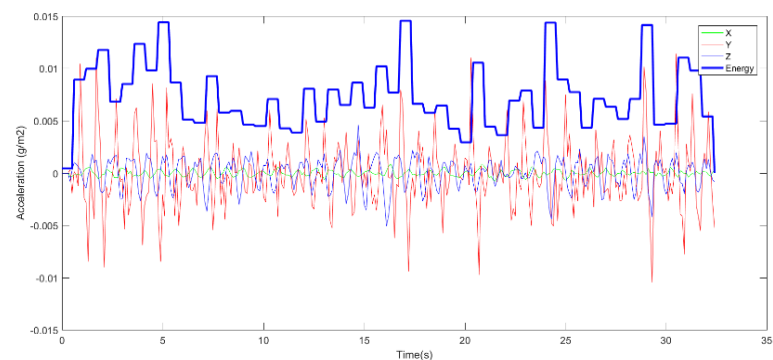
2.2 การวิเคราะห์ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมการเดินอย่างช้า  
(Signal magnitude vector: SVM)



ภาพที่ 4-10 ค่าตัวชี้วัดระดับความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมการเดินอย่างช้า

จากภาพที่ 4-10 แสดงสัญญาณค่าชี้วัดความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมการเดินอย่างช้า ที่เกิดจากการเคลื่อนไหว เพื่อใช้ในการหาคุณสมบัติความถี่เฉพาะของสัญญาณต่อไป

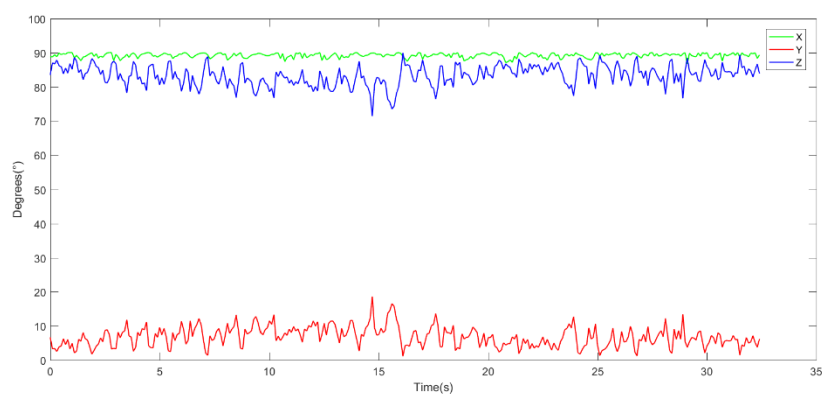
2.3 การวิเคราะห์ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการเดินอย่างช้า



ภาพที่ 4-11 ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการเดินอย่างช้า

จากภาพที่ 4-11 แสดงค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการเดินช้าอย่างช้า ซึ่งกิจกรรมการเดินช้าจะมีลักษณะคล้ายคลึงกับกิจกรรมการเดินปกติแต่ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นจะมีค่าน้อยกว่า แต่จะเกิดขึ้นตลอดช่วงระยะเวลาการเดินและจะมีความถี่ที่ค่าหนึ่งเสมอ ค่าพลังงานสะสมจะมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0.39 (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 0.59 และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 0.23)

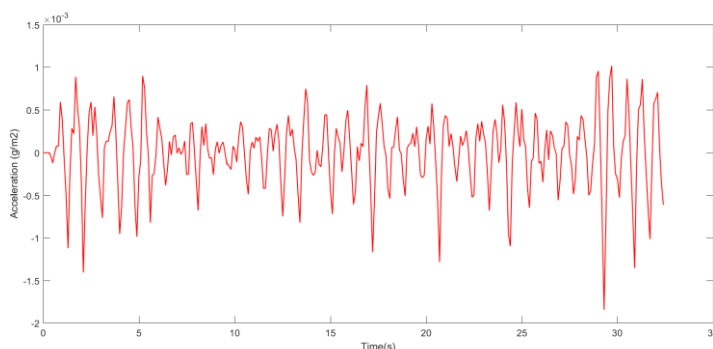
#### 2.4 การวิเคราะห์ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน



ภาพที่ 4-12 ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน

จากภาพที่ 4-12 แสดงค่ามุมที่เปลี่ยนแปลงไปในแต่ละแกน โดยทำการคำนวณจากค่าของเซ็นเซอร์ที่วัดได้ ซึ่งพฤติกรรมการเดินปกติกับพฤติกรรมการเดินอย่างช้าจะมีลักษณะคล้ายคลึงกัน คือ การเคลื่อนไหวของอุปกรณ์ที่สวมใส่จะเกิดการเคลื่อนไหวเพียงเล็กน้อยเท่านั้น จากนั้นนำค่าสัญญาณที่ได้จากการหาค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณผ่านกระบวนการ Derivative operator เพื่อตัดสัญญาณที่ไม่เกี่ยวข้องออก จากนั้นนำค่าสัญญาณผ่านเข้ากระบวนการ DFT เพื่อหาค่าความถี่ที่กำหนด คือ 0.5 1.0 1.5 2.0 2.5 3.0 3.5 4.0 4.5 และ 5.0 เฮิร์ตซ์

2.5 การวิเคราะห์ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มขึ้นของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ Derivative operator

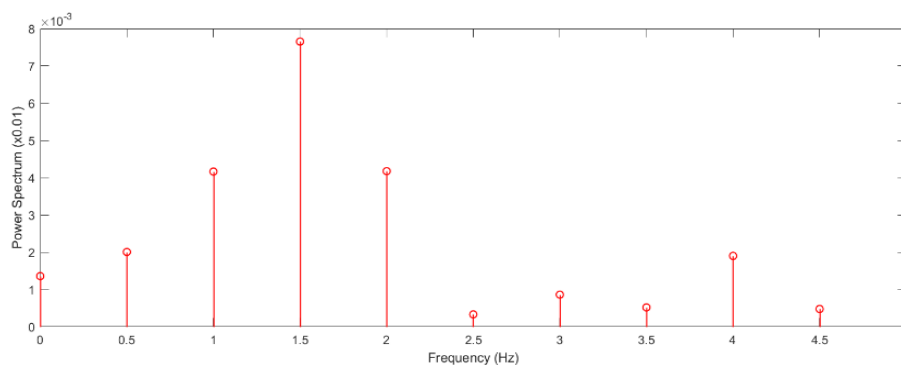


ภาพที่ 4-13 ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ

#### Derivative operator

จากภาพที่ 4-13 แสดงสัญญาณตัวชี้วัดระดับความเข้มของสัญญาณที่ผ่านกระบวนการตัดสัญญาณที่ไม่เกี่ยวข้องออก (Derivative operator) ซึ่งจะได้ความเข้มของสัญญาณที่เกิดจากการเคลื่อนไหวโดยตรง

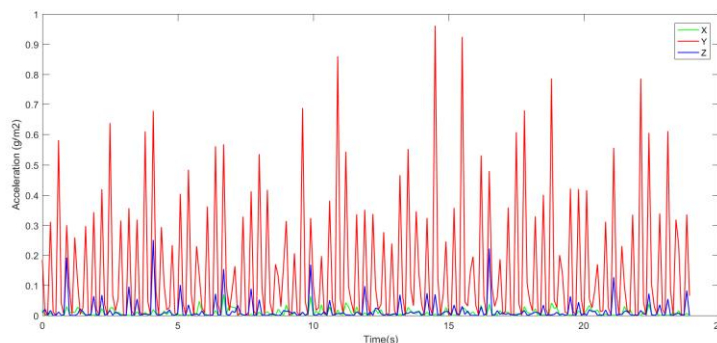
#### 2.6 การวิเคราะห์ข้อมูลการหาค่าความถี่เฉพาะโดยใช้ Goertzel algorithm



ภาพที่ 4-14 ข้อมูลการหาค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm

จากภาพที่ 4-14 การวิเคราะห์หาค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm จะได้ผลการวิเคราะห์ความถี่ของข้อมูลกิจกรรมการเดินจะมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1.0 เฮิร์ตซ์ (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 1.5 เฮิร์ตซ์ และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 0.5 เฮิร์ตซ์) และค่าสเปกตรัมของพลังงานมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ  $0.5 \times 10^{-4}$  (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ  $0.8 \times 10^{-4}$  และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ  $0.1 \times 10^{-4}$ )

### 3. การวิ่ง

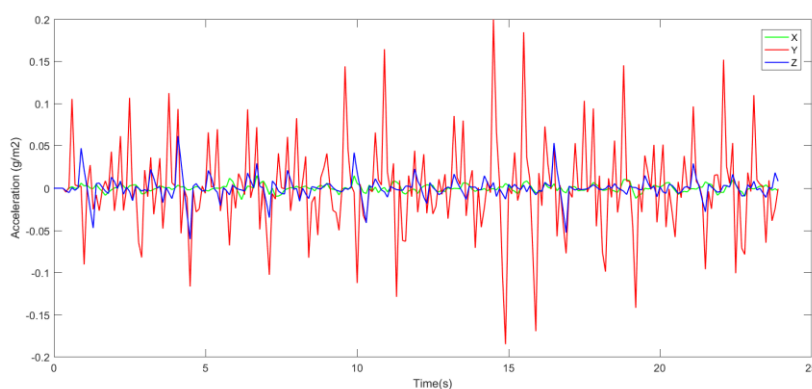


ภาพที่ 4-15 สัญญาณที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการวิ่ง

จากภาพที่ 4-15 แสดงรูปแบบสัญญาณของวิ่ง หรือการเคลื่อนที่ด้วยความเร็ว เมื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลของสัญญาณที่เป็นลักษณะของการเดิน จะมีความแตกต่างกันอย่างชัดเจน เนื่องจากสัญญาณที่เกิดจากการวิ่งจะเกิดขึ้นอย่างรวดเร็ว และมีแรงกระทบที่รุนแรง เนื่องจากร่างกายของผู้ที่สวมใส่จะต้องเคลื่อนไหวตลอดเวลาส่งผลให้อุปกรณ์ที่สวมใส่เกิดการสั่นไหวอย่างรุนแรงเช่นกัน การเคลื่อนไหวในรูปแบบของการวิ่ง เมื่อนำข้อมูลที่ถูกบันทึกมาคุณสมบัติเฉพาะของรูปแบบการวิ่ง โดยมีขั้นตอนการวิเคราะห์ดังนี้

#### 3.1 การวิเคราะห์ข้อมูลของสัญญาณที่เกิดขึ้นจากพฤติกรรมการวิ่งผ่าน

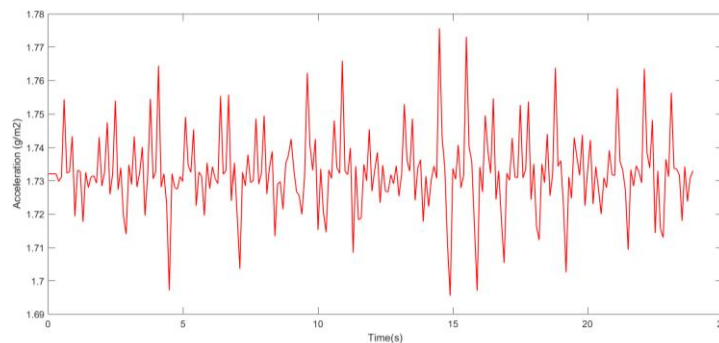
กระบวนการ Derivative operator



ภาพที่ 4-16 สัญญาณที่เกิดขึ้นจากพฤติกรรมการวิ่งผ่านกระบวนการ Derivative operator

จากภาพที่ 4-16 แสดงสัญญาณของกิจกรรมการวิ่งที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator เพื่อตัดความถี่ที่ไม่เกี่ยวข้องของข้อมูลออกจะทำให้ได้ข้อมูลที่เกิดจากการเคลื่อนไหวเท่านั้น

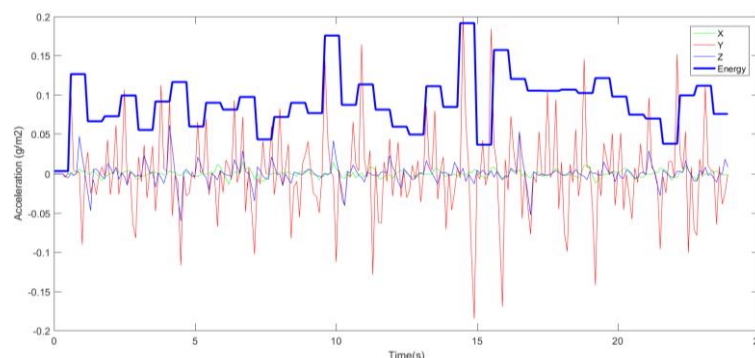
3.2 การวิเคราะห์ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมการวิ่ง (Signal magnitude vector: SVM)



ภาพที่ 4-17 ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมการวิ่ง (Signal magnitude vector: SVM)

จากภาพที่ 4-17 แสดงสัญญาณค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมการวิ่งที่เกิดจากการเคลื่อนไหว เพื่อใช้ในการหาคุณสมบัติความถี่เฉพาะของสัญญาณต่อไป

3.3 การวิเคราะห์ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการวิ่ง



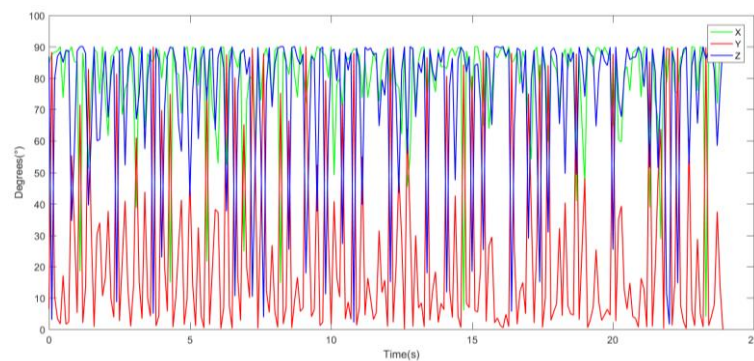
ภาพที่ 4-18 ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการวิ่ง

จากภาพที่ 4-18 แสดงค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการวิ่ง ซึ่งกิจกรรมการวิ่งจะเกิดขึ้นอย่างต่อเนื่องในช่วงระยะเวลาหนึ่ง ดังนั้นเมื่อกำหนดค่าพลังงานสะสมพบว่า



ค่าพลังงานสะสมจะเกิดขึ้นอย่างต่อเนื่องซึ่งจะมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1.34 (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 2.10 และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 0.78)

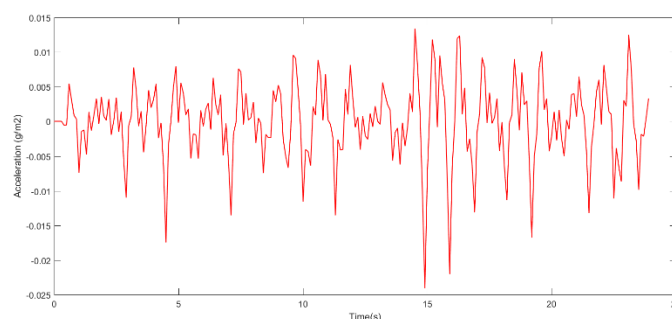
### 3.4 การวิเคราะห์ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน



ภาพที่ 4-19 ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน

จากภาพที่ 4-19 แสดงค่ามุมที่เปลี่ยนแปลงไปในของแต่ละแกนโดยคำนวณจากค่าของเซ็นเซอร์ที่วัดได้ จะเห็นได้ว่าพฤติกรรมการวิ่งจะส่งผลให้อุปกรณ์ที่สวมใส่อยู่มีการเคลื่อนไหวอยู่ตลอดเวลา และเกิดการกระแทกที่ค่อนข้างจะรุนแรงอยู่ตลอดเวลาจกกิจกรรม จากนั้นนำค่าสัญญาณที่ได้จากการหาค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณมาผ่านกระบวนการ Derivative operator เพื่อตัดสัญญาณที่ไม่เกี่ยวข้องออก จากนั้นนำค่าสัญญาณผ่านเข้ากระบวนการ DFT เพื่อหาค่าความถี่ที่กำหนดคือ 0.5 1.0 1.5 2.0 2.5 3.0 3.5 4.0 4.5 และ 5.0 เฮิรตซ์

### 3.5 การวิเคราะห์ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ Derivative operator

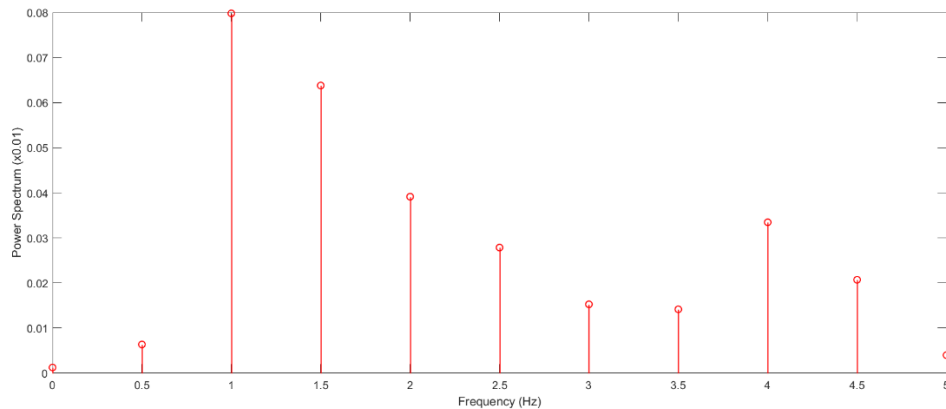


ภาพที่ 4-20 ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ

Derivative operator

จากภาพที่ 4-20 แสดงสัญญาณตัวชี้วัดระดับความเข้มของสัญญาณที่ผ่านกระบวนการตัดสัญญาณที่ไม่เกี่ยวข้องออก (Derivative operator) ซึ่งจะได้ความเข้มของสัญญาณที่เกิดจากการเคลื่อนไหวโดยตรง

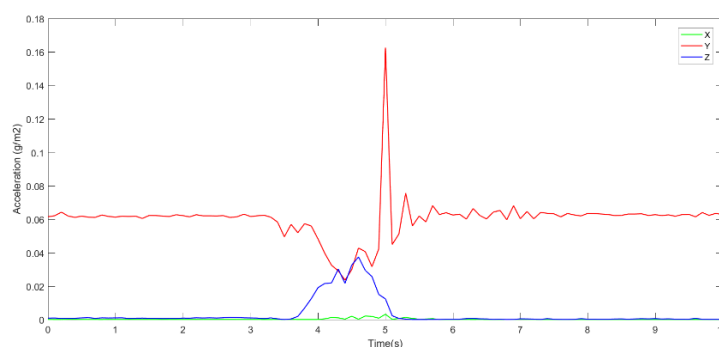
### 3.6 การวิเคราะห์ข้อมูลการหาค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm



ภาพที่ 4-21 การหาค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm

จากภาพที่ 4-21 การหาค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm จะได้ผลของการวิเคราะห์ความถี่ของข้อมูลกิจกรรมการวิ่งจะมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 2 เฮิร์ตซ์ (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 4.0 เฮิร์ตซ์ และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 1.0 เฮิร์ตซ์) และค่าสเปกตรัมของพลังงานมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ  $4.2 \times 10^{-4}$  (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ  $5.2 \times 10^{-4}$  และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ  $2.5 \times 10^{-4}$ )

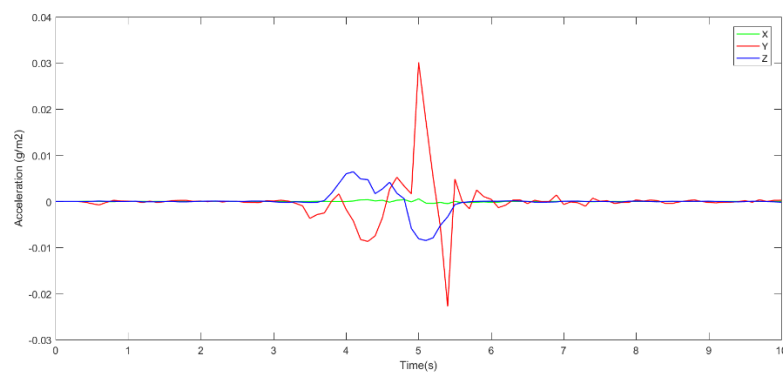
### 4. การนั่งลงบนเก้าอี้



ภาพที่ 4-22 สัญญาณที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการนั่งลงบนเก้าอี้

จากภาพที่ 4-22 แสดงสัญญาณที่เกิดจากกิจกรรมการนั่งลงบนเก้าอี้ โดยจากการทดสอบที่มวิจัยจะต้องอยู่ในท่ายืนตรงและนั่งลงตัวตรงบนเก้าอี้ เพื่อทำการบันทึกข้อมูลและรูปแบบการนั่งลง เนื่องจากกิจกรรมการนั่งเกิดขึ้นในครั้งเดียวทำให้สัญญาณที่ได้ไม่ได้เกิดขึ้นเรื่อย ๆ เมื่อนำข้อมูลที่ถูกบันทึกหาค่าคุณสมบัติเฉพาะ โดยมีขั้นตอนการวิเคราะห์ดังนี้

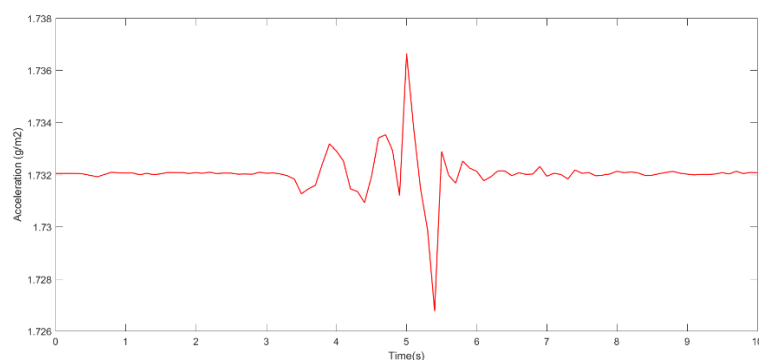
4.1 การวิเคราะห์ข้อมูลของสัญญาณที่เกิดขึ้นจากพฤติกรรมการนั่งลงบนเก้าอี้มาผ่านกระบวนการ Derivative operator



ภาพที่ 4-23 สัญญาณของกิจกรรมการนั่งลงบนเก้าอี้ที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator

จากภาพที่ 4-23 แสดงสัญญาณของกิจกรรมการนั่งลงบนเก้าอี้ที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator เพื่อตัดความถี่ที่ไม่เกี่ยวข้องของข้อมูลออกจะทำให้ได้ข้อมูลที่เกิดจากการเคลื่อนไหวเท่านั้น

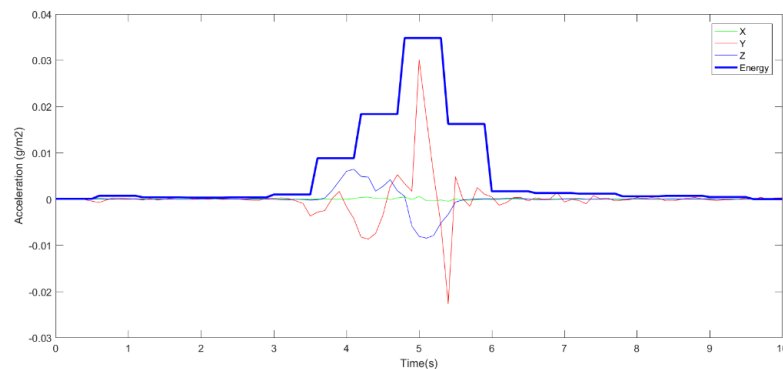
4.2 การวิเคราะห์ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมการนั่งลงบนเก้าอี้ (Signal magnitude vector: SVM)



ภาพที่ 4-24 ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมการนั่งลงบนเก้าอี้

จากภาพที่ 4-24 แสดงสัญญาณค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมการนั่งลงบนเก้าอี้ที่เกิดจากการเคลื่อนไหว เพื่อใช้ในการหาคุณสมบัติความถี่เฉพาะของสัญญาณต่อไป

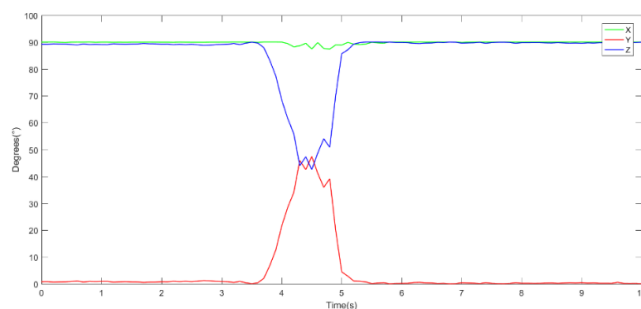
#### 4.3 การวิเคราะห์ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการนั่งลงบนเก้าอี้



ภาพที่ 4-25 ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการนั่งลงบนเก้าอี้

จากภาพที่ 4-25 แสดงค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการนั่งลงบนเก้าอี้ ซึ่งกิจกรรมการนั่งลงบนเก้าอี้จะเกิดขึ้นเพียงแค่ช่วงเวลาสั้น ๆ เท่านั้น ซึ่งจะแตกต่างกับการพฤติกรรมประเภทการเดินและการวิ่ง ดังนั้นเมื่อคำนวณหาค่าพลังงานสะสมจะมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0.27 (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 0.354 และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 0.05)

#### 4.4 การวิเคราะห์ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน

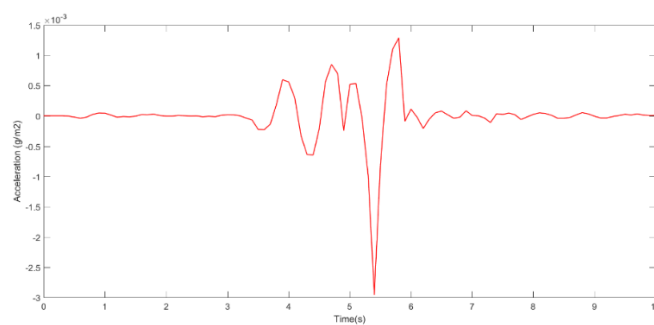


ภาพที่ 4-26 ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน

จากภาพที่ 4-26 แสดงค่ามุมที่เปลี่ยนแปลงไปในของแต่ละแกนโดยคำนวณจากค่าของเซ็นเซอร์ที่วัดได้ จะเห็นได้ว่าพฤติกรรมกรนั่งลงบนเก้าอี้จะส่งผลให้อุปกรณ์ที่สวมใส่อยู่มีการ

เคลื่อนไหวในช่วงเวลาสั้น ๆ แต่มุมที่เกิดจากการเคลื่อนไหวจะสูงกว่าปกติ นั่นคือเกิดการหมุนของตัวอุปกรณ์หรือตัวผู้สวมใส่มีการหมุนเกิดขึ้น จากนั้นนำค่าสัญญาณที่ได้จากการหาค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณมาผ่านกระบวนการ Derivative operator เพื่อตัดสัญญาณที่ไม่เกี่ยวข้องออก จากนั้นนำค่าสัญญาณผ่านเข้ากระบวนการ DFT เพื่อหาค่าความถี่ที่กำหนดคือ 0.5 1.0 1.5 2.0 2.5 3.0 3.5 4.0 4.5 และ 5.0 เฮิรตซ์

4.5 การวิเคราะห์ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ Derivative operator

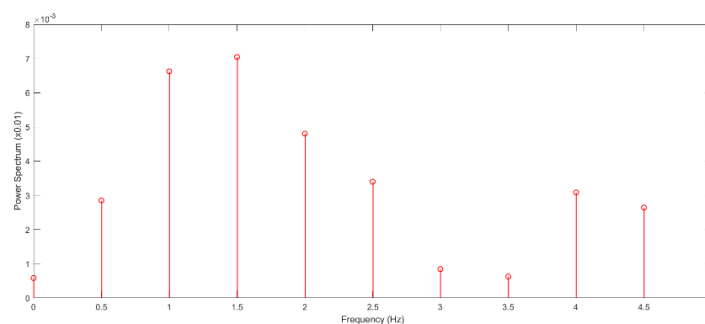


ภาพที่ 4-27 ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ

Derivative operator

จากภาพที่ 4-27 แสดงสัญญาณตัวชี้วัดระดับความเข้มของสัญญาณที่ผ่านกระบวนการการตัดสัญญาณที่ไม่เกี่ยวข้องออก (Derivative operator) ซึ่งจะได้ความเข้มของสัญญาณที่เกิดจากการเคลื่อนไหวโดยตรง

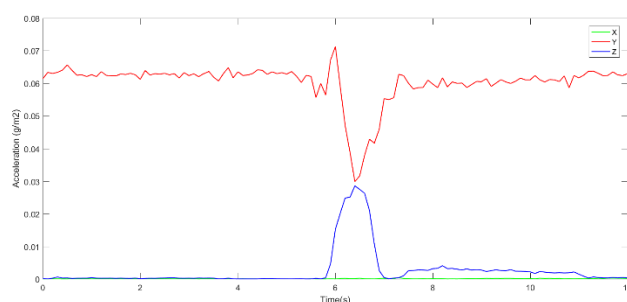
4.6 การวิเคราะห์ข้อมูลการหาค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm



ภาพที่ 4-28 ค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm

จากภาพที่ 4-28 แสดงการหาค่าความถี่เฉพาะโดยใช้ Goertzel algorithm จะได้ผลของการวิเคราะห์ความถี่ของข้อมูลกิจกรรมการนั่งบนเก้าอี้จะมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1.0 เฮิร์ตซ์ (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 1.5 เฮิร์ตซ์ และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 0.5 เฮิร์ตซ์) และค่าสเปกตรัมของพลังงานมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ  $2.0 \times 10^{-5}$  (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ  $2.2 \times 10^{-4}$  และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ  $1.5 \times 10^{-5}$ )

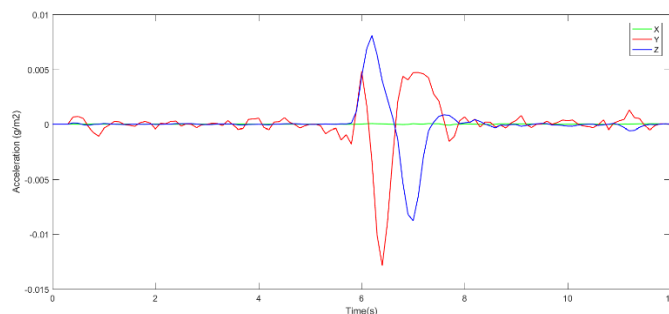
### 5. การนั่งบนเก้าอี้แล้วลุกขึ้นยืน



ภาพที่ 4-29 สัญญาณที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการนั่งบนเก้าอี้แล้วลุกขึ้นยืน

จากภาพที่ 4-29 แสดงสัญญาณที่เกิดจากการทำกิจกรรมประเภทการนั่งบนเก้าอี้แล้วลุกขึ้นยืน โดยที่วิจัยจะต้องการนั่งบนเก้าอี้และทำการลุกขึ้นยืนและหยุดนิ่ง เพื่อทำการเก็บข้อมูล เมื่อนำข้อมูลที่ถูกรับบันทึกหาค่าคุณสมบัติเฉพาะ โดยมีขั้นตอนการวิเคราะห์ดังนี้

5.1 การวิเคราะห์ข้อมูลของสัญญาณที่เกิดขึ้นจากพฤติกรรมการนั่งบนเก้าอี้แล้วลุกขึ้นยืนมาผ่านกระบวนการ Derivative operator

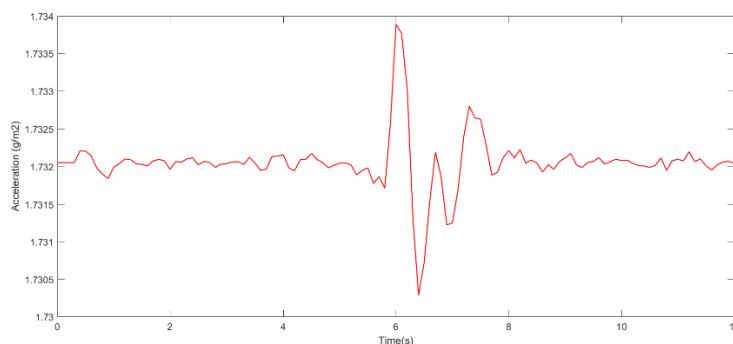


ภาพที่ 4-30 สัญญาณที่เกิดขึ้นจากพฤติกรรมการนั่งบนเก้าอี้แล้วลุกขึ้นยืนมาผ่านกระบวนการ

Derivative operator

จากภาพที่ 4-30 แสดงสัญญาณของกิจกรรมการนั่งบนเก้าอี้แล้วลุกขึ้นยืนที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator เพื่อตัดความถี่ที่ไม่เกี่ยวข้องของข้อมูลออกจะทำให้ได้ข้อมูลที่เกิดจากการเคลื่อนไหวเท่านั้น

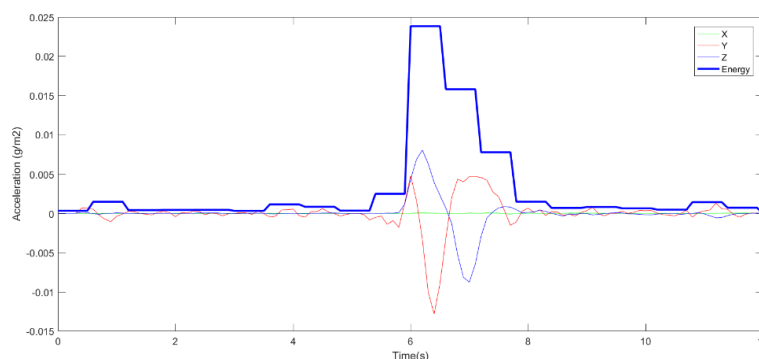
5.2 การวิเคราะห์ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมการนั่งบนเก้าอี้แล้วลุกขึ้นยืน (Signal magnitude vector: SVM)



ภาพที่ 4-31 ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมการนั่งบนเก้าอี้แล้วลุกขึ้นยืน

จากภาพที่ 4-31 แสดงสัญญาณค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมการลุกขึ้นยืนจากเก้าอี้ที่เกิดจากการเคลื่อนไหว เพื่อใช้ในการหาคุณสมบัติความถี่เฉพาะของสัญญาณต่อไป

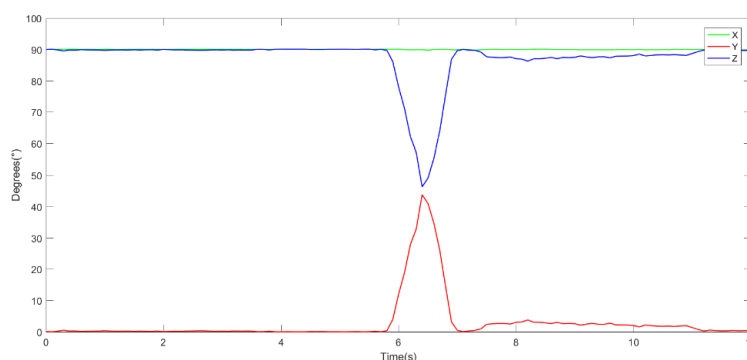
5.3 การวิเคราะห์ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการนั่งบนเก้าอี้แล้วลุกขึ้นยืน



ภาพที่ 4-32 ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการนั่งบนเก้าอี้แล้วลุกขึ้นยืน

จากภาพที่ 4-32 แสดงค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการนั่งบนเก้าอี้แล้วลุกขึ้นยืน ซึ่งกิจกรรมนี้จะคล้ายคลึงกับการนั่งลงบนเก้าอี้โดยสัญญาณอาจจะเกิดขึ้นในช่วงระยะเวลาสั้น ๆ เท่านั้น ดังนั้นส่งผลให้ค่าพลังงานสะสมเกิดในช่วงระยะเวลาสั้น ๆ ซึ่งค่าพลังงานสะสมจะมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0.29 (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 0.310 และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 0.018)

#### 5.4 การวิเคราะห์ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน

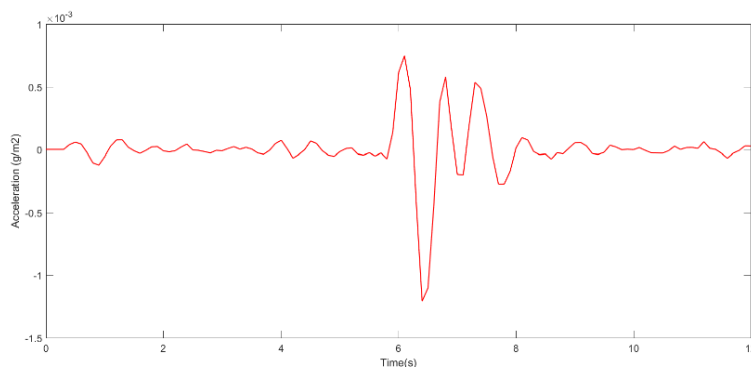


ภาพที่ 4-33 ค่ามุมที่เปลี่ยนแปลงไปในแต่ละแกน

จากภาพที่ 4-33 แสดงค่ามุมที่เปลี่ยนแปลงไปในของแต่ละแกนโดยคำนวณจากค่าของเซ็นเซอร์ที่วัดได้ จะเห็นได้ว่าพฤติกรรมกรนั่งบนเก้าอี้แล้วลุกขึ้นยืนจะส่งผลให้อุปกรณ์ที่สวมใส่อยู่มีการเคลื่อนไหวในขณะที่กำลังลุกขึ้นยืนจากเก้าอี้ โดยกิจกรรมจะเกิดขึ้นในช่วงเวลาสั้น ๆ แต่ค่าของมุมที่เปลี่ยนแปลงจะสูงกว่าปกติ หมายความว่าในขณะที่ผู้สวมใส่ลุกขึ้นยืนจากเก้าอี้ อุปกรณ์มีการหมุนหรือตัวผู้สวมมีการหมุนเกิดขึ้น จากนั้นนำค่าสัญญาณที่ได้จากการหาค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณมาผ่านกระบวนการ Derivative operator เพื่อตัดสัญญาณที่ไม่เกี่ยวข้องออก จากนั้นนำค่าสัญญาณที่ได้ผ่านกระบวนการ DFT เพื่อหาค่าความถี่ที่กำหนดคือ 0.5 1.0 1.5 2.0 2.5 3.0 3.5 4.0 4.5 และ 5.0 เฮิรตซ์

5.5 การวิเคราะห์ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มข้นของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ Derivative operator



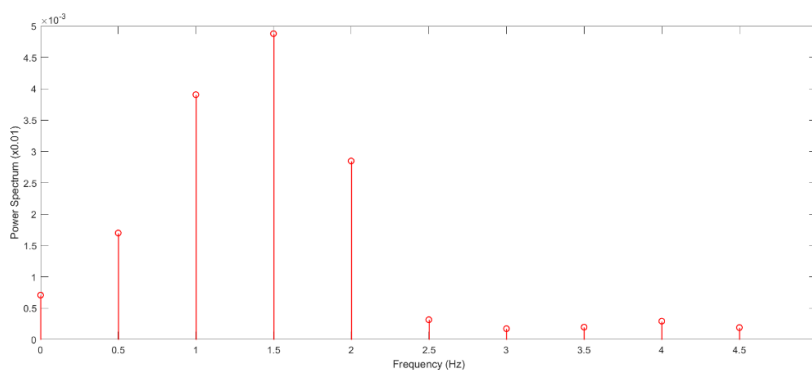


ภาพที่ 4-34 ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มข้นของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ

Derivative operator

จากภาพที่ 4-34 แสดงสัญญาณตัวชี้วัดระดับความเข้มของสัญญาณที่ผ่านกระบวนการตัดสัญญาณที่ไม่เกี่ยวข้องออก (Derivative operator) ซึ่งจะได้ความเข้มของสัญญาณที่เกิดจากการเคลื่อนไหวโดยตรง

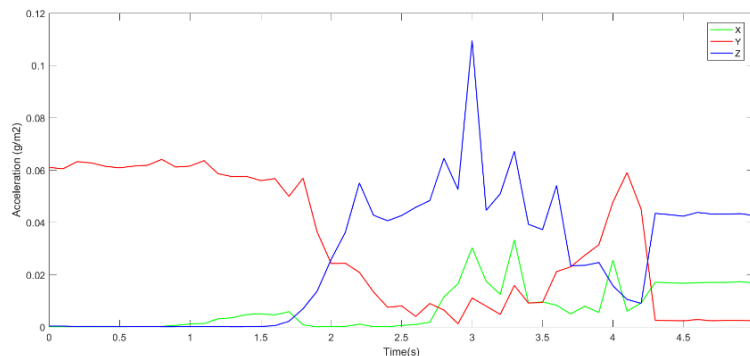
#### 5.6 การวิเคราะห์ข้อมูลการหาค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm



ภาพที่ 4-35 ค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm

จากภาพที่ 4-35 แสดงการวิเคราะห์การหาค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm จะได้ผลของการวิเคราะห์ความถี่ของข้อมูลกิจกรรมการนั่งบนเก้าอี้แล้วลุกขึ้นยืนจะมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1.0 เฮิรตซ์ (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 1.5 เฮิรตซ์ และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 0.5 เฮิรตซ์) และค่าสเปกตรัมของพลังงานมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ  $1.3 \times 10^{-5}$  (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ  $1.5 \times 10^{-4}$  และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ  $1.0 \times 10^{-5}$ )

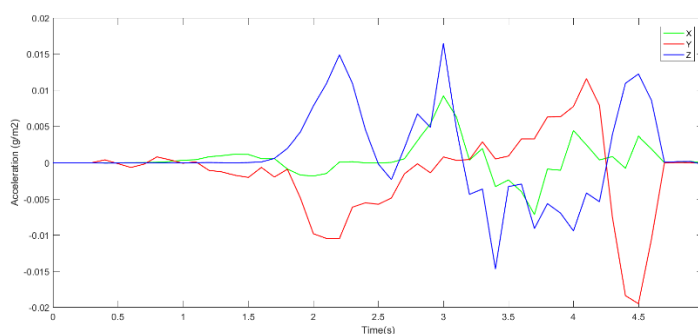
## 6. การนอนลงบนพื้น (ความสูงจากพื้น ไม่เกิน 2 เซนติเมตร)



ภาพที่ 4-36 สัญญาณที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการนอนลงบนพื้น

จากภาพที่ 4-36 แสดงรูปแบบสัญญาณที่เกิดจากกิจกรรมการนอนลงพื้น โดยทีมวิจัย จะต้องทำการขึ้นตรงและทำการนอนราบลงกับพื้น (หรืออุปกรณ์รองพื้นที่สูงไม่เกิน 2 เซนติเมตร) เพื่อทำการเก็บข้อมูลอย่างน้อย 30 ชุดข้อมูล เมื่อนำข้อมูลที่ถูกบันทึกมาศึกษาคุณสมบัติเฉพาะ โดยมี ขั้นตอนการวิเคราะห์ดังนี้

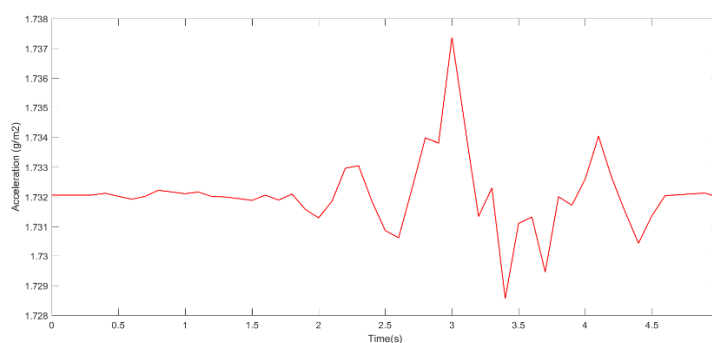
6.1 การวิเคราะห์ข้อมูลของสัญญาณที่เกิดขึ้นจากพฤติกรรมนอนลงบนพื้นผ่าน กระบวนการ Derivative operator



ภาพที่ 4-37 สัญญาณของกิจกรรมการนอนลงบนพื้นที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator

จากภาพที่ 4-37 แสดงสัญญาณของกิจกรรมการนอนลงบนพื้นที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator เพื่อตัดความถี่ที่ไม่เกี่ยวข้องของข้อมูลออกจะทำให้ได้ข้อมูลที่เกิดจากการเคลื่อนไหวเท่านั้น

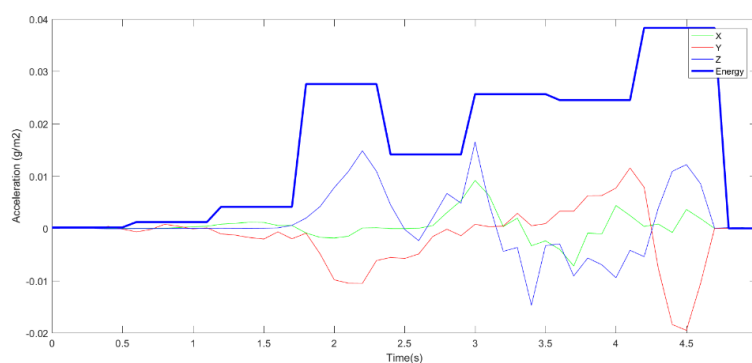
6.2 การวิเคราะห์ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมการนอนลงบนพื้น (Signal magnitude vector: SVM)



ภาพที่ 4-38 ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมการนอนลงบนพื้น

จากภาพที่ 4-38 แสดงสัญญาณค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมการนอนลงบนพื้นที่เกิดจากการเคลื่อนไหว เพื่อใช้ในการหาคุณสมบัติความถี่เฉพาะของสัญญาณต่อไป

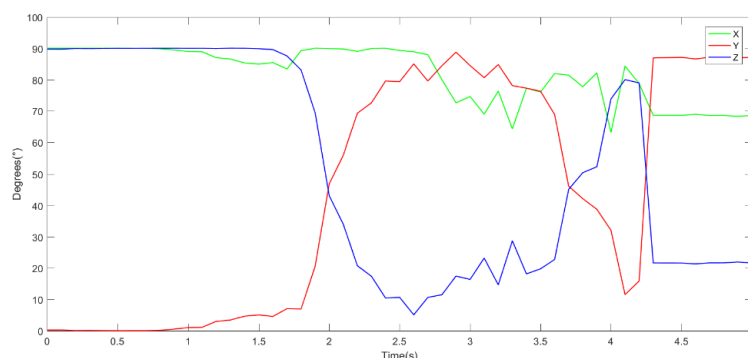
6.3 การวิเคราะห์ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการนอนลงบนพื้น



ภาพที่ 4-39 ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการนอนลงบนพื้น

จากภาพที่ 4-39 แสดงค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการนอนลงบนพื้น ซึ่งกิจกรรมการนอนลงบนพื้นจะเกิดขึ้นในช่วงระยะเวลาสั้น ๆ เท่านั้น ดังนั้นเมื่อคำนวณค่าพลังงานสะสมจะพบว่าค่าพลังงานสะสมจะเกิดขึ้นในช่วงเวลาสั้น ๆ ซึ่งค่าพลังงานสะสมจะมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0.34 (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 0.5 และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 0.18)

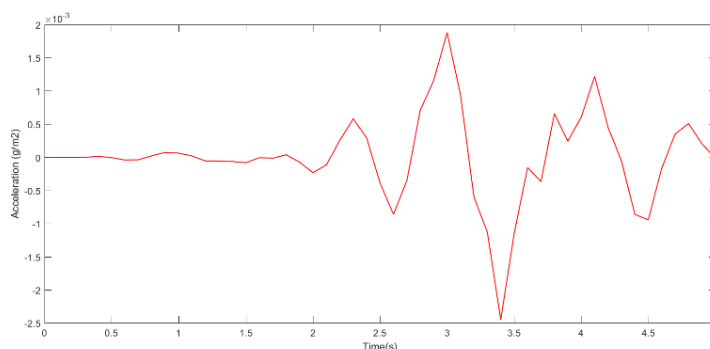
#### 6.4 การวิเคราะห์ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน



ภาพที่ 4-40 ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน

จากภาพที่ 4-40 แสดงค่ามุมที่เปลี่ยนแปลงไปในของแต่ละแกน โดยคำนวณจากค่าของเซ็นเซอร์ที่วัดได้ จะเห็นได้ว่าพฤติกรรมกรนอนลงบนพื้นจะส่งผลให้อุปกรณ์ที่ผู้สูงอายุสวมใส่เกิดการเคลื่อนไหวในลักษณะของการหมุนในขณะที่ผู้สูงอายุกำลังล้มตัวลงนอน จากนั้นนำค่าสัญญาณที่ได้จากการหาค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณมาผ่านกระบวนการ Derivative operator เพื่อตัดสัญญาณที่ไม่เกี่ยวข้องออก จากนั้นนำค่าสัญญาณที่ได้ผ่านกระบวนการ DFT เพื่อหาค่าความถี่ที่กำหนด คือ 0.5 1.0 1.5 2.0 2.5 3.0 3.5 4.0 4.5 และ 5.0 เฮิรตซ์

6.5 การวิเคราะห์ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มขึ้นของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ Derivative operator

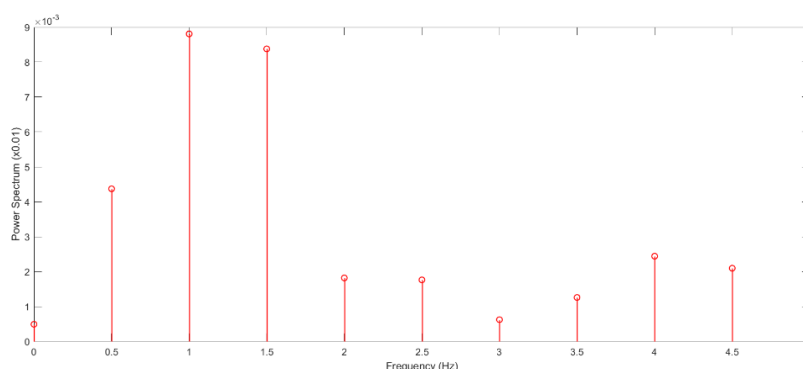


ภาพที่ 4-41 ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มข้นของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ

Derivative operator

จากภาพที่ 4-41 แสดงสัญญาณตัวชี้วัดระดับความเข้มของสัญญาณที่ผ่านกระบวนการตัดสัญญาณที่ไม่เกี่ยวข้องออก (Derivative operator) ซึ่งจะได้ความเข้มของสัญญาณที่เกิดจากการเคลื่อนไหวโดยตรง

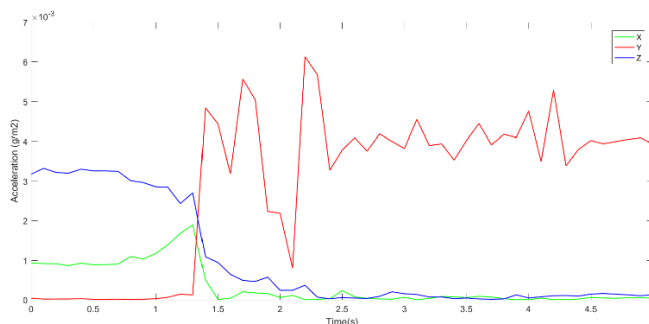
#### 6.6 การวิเคราะห์ข้อมูลการหาค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm



ภาพที่ 4-42 ค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm

จากภาพที่ 4-42 แสดงการวิเคราะห์หาค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm จะได้ผลของการวิเคราะห์ความถี่ของข้อมูลกิจกรรมการนอนลงบนพื้นจะมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1.5 เฮิร์ตซ์ (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 2.0 เฮิร์ตซ์ และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 1.0 เฮิร์ตซ์) และค่าสเปกตรัมของพลังงานมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ  $7.0 \times 10^{-5}$  (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ  $3.2 \times 10^{-4}$  และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ  $2.0 \times 10^{-5}$ )

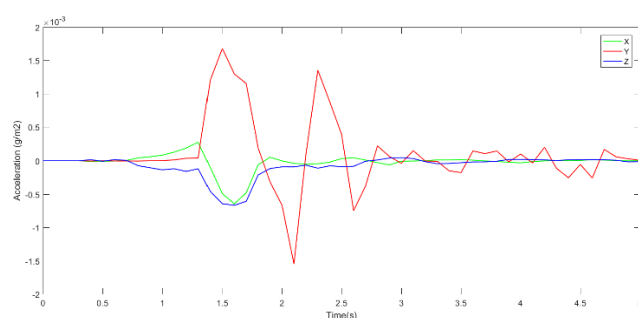
## 7. การลุกขึ้นยืนจากพื้น (ความสูงจากพื้นไม่เกิน 2 เซนติเมตร)



ภาพที่ 4-43 สัญญาณที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการลุกขึ้นยืนจากพื้น

จากภาพที่ 4-43 แสดงรูปแบบของสัญญาณที่เกิดจากการลุกขึ้นยืนจากการนอนราบบนพื้น ที่มวิจัยจะต้องทำการนอนราบกับพื้นก่อน และทำการลุกขึ้นยืนโดยให้หยุดอยู่ในท่าทางยืนตรง เพื่อเก็บข้อมูลอย่างน้อย 30 ชุดข้อมูล เมื่อนำข้อมูลที่ถูกรับบันทึกหาค่าคุณสมบัติเฉพาะ โดยมีขั้นตอนการวิเคราะห์ ดังนี้

7.1 การวิเคราะห์ข้อมูลของสัญญาณที่เกิดขึ้นจากพฤติกรรมการลุกขึ้นยืนจากพื้นผ่านกระบวนการ Derivative operator

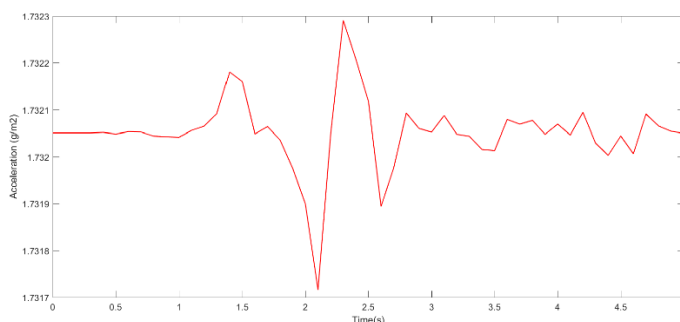


ภาพที่ 4-44 สัญญาณที่เกิดขึ้นจากพฤติกรรมการลุกขึ้นยืนจากพื้นผ่านกระบวนการ Derivative operator

จากภาพที่ 4-44 แสดงสัญญาณของกิจกรรมการลุกขึ้นยืนจากพื้นที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator เพื่อตัดความถี่ที่ไม่เกี่ยวข้องของข้อมูลออกจะทำให้ได้ข้อมูลที่เกิดจากการเคลื่อนไหวเท่านั้น

## 7.2 การวิเคราะห์ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมการลุกขึ้นยืนจากพื้น

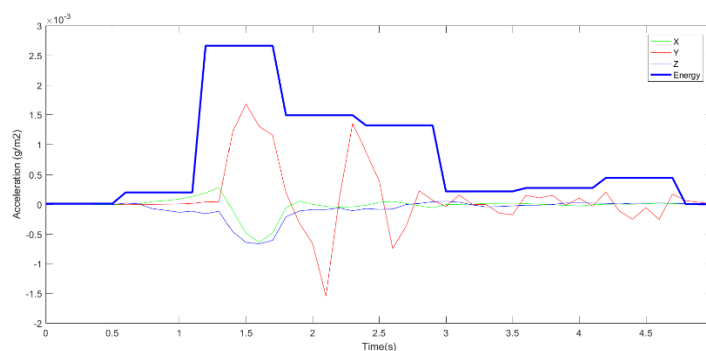
(Signal magnitude vector: SVM)



ภาพที่ 4-45 ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมการลุกขึ้นยืนจากพื้น

จากภาพที่ 4-45 แสดงสัญญาณค่าชี้วัดความเข้มของสัญญาณกิจกรรมการลุกขึ้นยืนจากพื้นที่เกิดการเคลื่อนไหว เพื่อใช้ในการหาคุณสมบัติความถี่เฉพาะของสัญญาณต่อไป

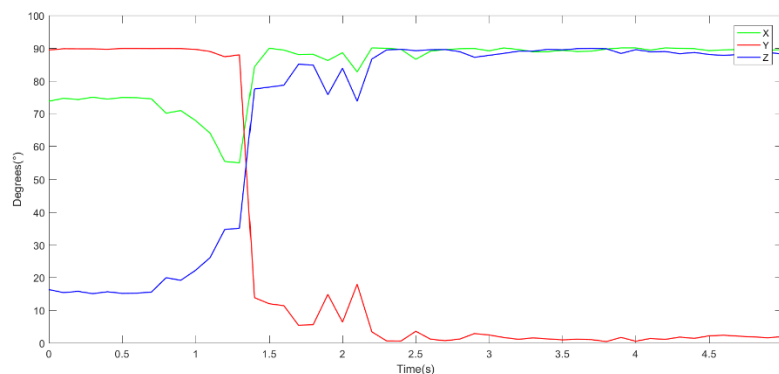
## 7.3 การวิเคราะห์ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการลุกขึ้นยืนจากพื้น



ภาพที่ 4-46 ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการลุกขึ้นยืนจากพื้น

จากภาพที่ 4-46 แสดงค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการลุกขึ้นยืนจากพื้น ซึ่งกิจกรรมการลุกขึ้นยืนจากพื้นจะเกิดขึ้นในช่วงระยะเวลาสั้น ๆ ดังนั้นเมื่อคำนวณหาพลังงานสะสมจะพบว่าค่าพลังงานสะสมจะเกิดขึ้นในช่วงเวลาสั้น ๆ เท่านั้น ซึ่งจะมีค่าเฉลี่ยพลังงานเท่ากับ 0.27 (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 0.37 และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 0.06)

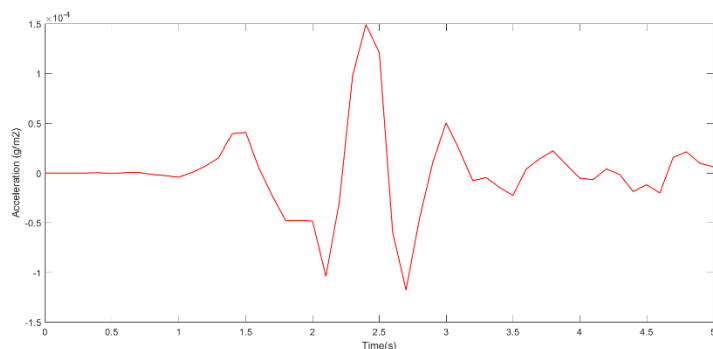
## 7.4 การวิเคราะห์ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน



ภาพที่ 4-47 ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน

จากภาพที่ 4-47 แสดงค่ามุมที่เปลี่ยนแปลงไปในของแต่ละแกน โดยคำนวณจากค่าของเซ็นเซอร์ที่วัดได้ จะเห็นได้ว่าพฤติกรรมการลุกขึ้นยืนจากพื้นจะส่งผลให้อุปกรณ์ที่ผู้สูงอายุสวมใส่อยู่มีการเคลื่อนไหวในรูปแบบของการหมุนใน ณ ที่ผู้สูงอายุกำลังลุกขึ้นยืนจากพื้น จากนั้นนำค่าสัญญาณที่ได้จากการหาค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณมาผ่านกระบวนการ Derivative operator เพื่อตัดสัญญาณที่ไม่เกี่ยวข้องออก จากนั้นนำค่าสัญญาณที่ได้ผ่านกระบวนการ DFT เพื่อหาค่าความถี่ที่กำหนด คือ 0.5 1.0 1.5 2.0 2.5 3.0 3.5 4.0 4.5 และ 5.0 เฮิร์ตซ์

7.5 การวิเคราะห์ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มขึ้นของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ Derivative operator

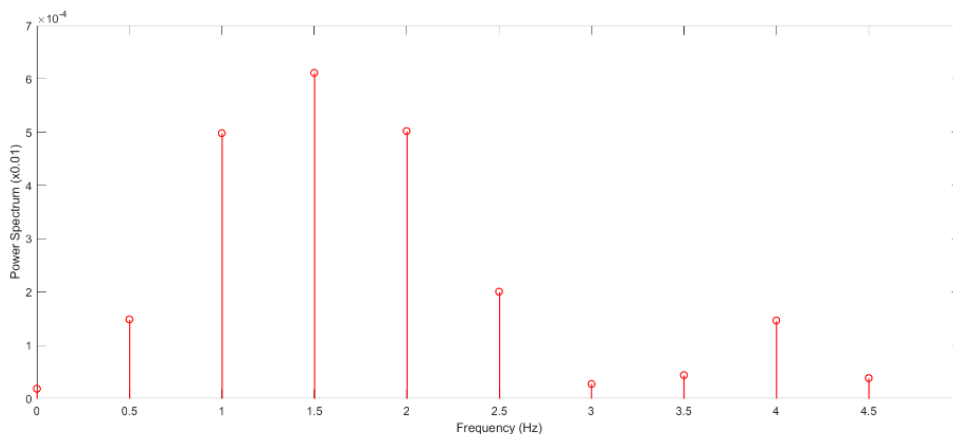


ภาพที่ 4-48 ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มขึ้นของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ Derivative operator



จากภาพที่ 4-48 แสดงสัญญาณตัวชี้วัดระดับความเข้มของสัญญาณที่ผ่านกระบวนการตัดสัญญาณที่ไม่เกี่ยวข้องออก (Derivative operator) ซึ่งจะได้ความเข้มของสัญญาณที่เกิดจากการเคลื่อนไหวโดยตรง

#### 7.6 การวิเคราะห์ข้อมูลการหาค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm



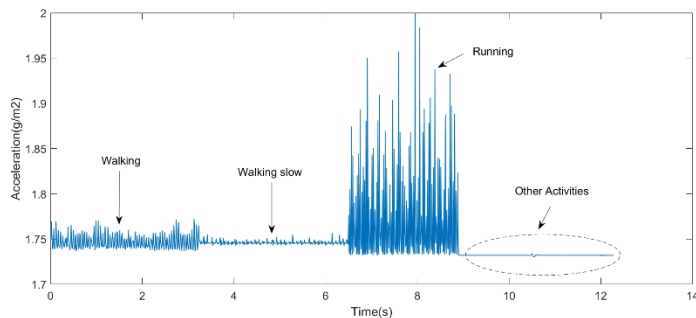
ภาพที่ 4-49 ค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm

จากภาพที่ 4-49 แสดงการวิเคราะห์ค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm จะได้ผลของการวิเคราะห์ความถี่ของข้อมูลกิจกรรมการวิ่งจะมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1.5 เฮิร์ตซ์ (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 2.0 เฮิร์ตซ์ และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 1.0 เฮิร์ตซ์) และค่าสเปกตรัมของพลังงานมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ  $7.0 \times 10^{-5}$  (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ  $1.0 \times 10^{-4}$  และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ  $5.0 \times 10^{-5}$ )

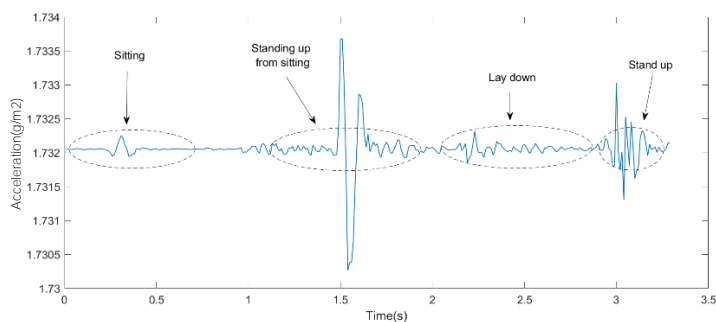
#### สรุปการประมวลผลของทุกกิจกรรมประจำวัน

จากการทดสอบเพื่อทำการเก็บข้อมูลและวิเคราะห์แยกแยะพฤติกรรมที่เกิดขึ้นประจำวันทั้งหมด 7 ลักษณะ ได้แก่ การเดิน การเดินอย่างช้า การวิ่ง การนั่งลงบนเก้าอี้ การนั่งบนเก้าอี้แล้วลุกขึ้นยืน การนอนลงบนพื้น (ความสูงจากพื้น ไม่เกิน 2 เซนติเมตร) และการลุกขึ้นยืนจากพื้น (ความสูงจากพื้น ไม่เกิน 2 เซนติเมตร) นำมาข้อมูลมาวิเคราะห์เพื่อหาคุณสมบัติเฉพาะของกิจกรรมแต่ละประเภทจนสามารถที่จะทำการสรุปผลและแยกแยะประเภทของกิจกรรมต่าง ๆ ได้ดังนี้

1. สัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณที่เกิดขึ้นในแต่ละกิจกรรมประจำวัน



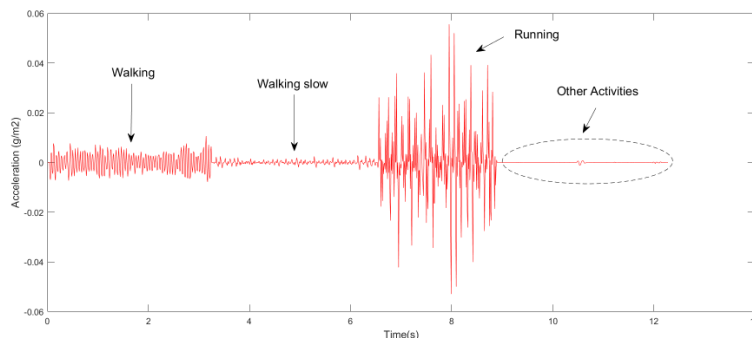
ภาพที่ 4-50 สัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณที่เกิดขึ้นในแต่ละกิจกรรมประจำวัน



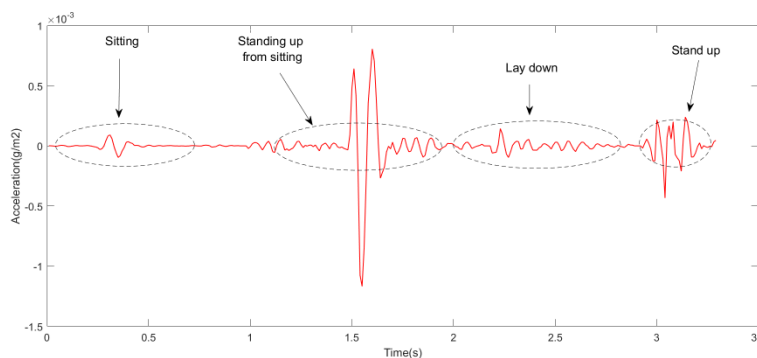
ภาพที่ 4-51 สัญญาณส่วนขยายของ Other activities

จากภาพที่ 4-50 แสดงค่าของตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณที่เกิดขึ้นในการทำกิจกรรมประจำวัน เช่น การเดิน การวิ่ง การนั่ง การนอน เป็นต้น โดยสามารถขยายสัญญาณส่วนของ Other activities ได้ดังภาพที่ 4-51 ดังนั้นสามารถสรุปได้ว่า กิจกรรมที่เกิดขึ้นในแต่ละประเภทจะมีค่าความเข้มของสัญญาณที่แตกต่างกัน โดยความเข้มของสัญญาณที่เกิดขึ้นจะแปรผันตรงกับความรุนแรงและการเคลื่อนไหวของร่างกายของผู้สวมใส่

2. สัญญาณ SVM ที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator ที่เกิดขึ้นในแต่ละกิจกรรมประจำวัน



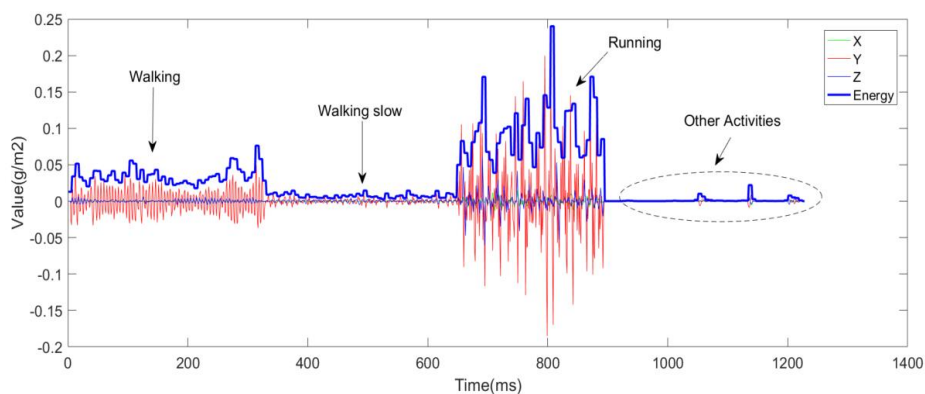
ภาพที่ 4-52 สัญญาณ SVM ที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator ที่เกิดขึ้นในแต่ละกิจกรรมประจำวัน



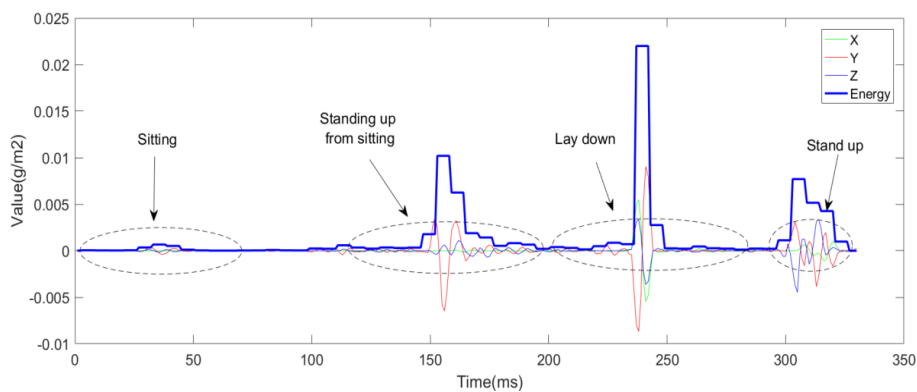
ภาพที่ 4-53 สัญญาณส่วนขยายของ Other activities

จากภาพที่ 4-52 แสดงค่าของตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณที่เกิดขึ้นในแต่ละกิจกรรมประจำวัน ที่ผ่านกระบวนการทางคณิตศาสตร์ เพื่อกำจัดความถี่ที่ไม่เกี่ยวข้องออกไป ทำให้สัญญาณที่ผ่านกระบวนการนี้แล้วจะเป็นความเข้มของสัญญาณที่เกิดจากการเคลื่อนไหวโดยตรง โดยสามารถขยายสัญญาณส่วนของ Other activities ได้ดังภาพที่ 4-53

### 3. สัญญาณของระดับพลังงานที่เกิดขึ้นของกิจกรรมแต่ละประเภท



ภาพที่ 4-54 สัญญาณของระดับพลังงานที่เกิดขึ้นของกิจกรรมแต่ละประเภท



ภาพที่ 4-55 สัญญาณของระดับพลังงานที่เกิดขึ้นของ Other activities

จากภาพที่ 4-54 แสดงค่าพลังงานสะสมที่คำนวณจากความเข้มของสัญญาณที่เกิดขึ้นในแต่ละกิจกรรม โดยค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นในแต่ละกิจกรรมจะมีค่าพลังงานสะสมที่แตกต่างกัน ทำให้สามารถที่จะนำไปเป็นคุณสมบัติในการแยกแยะพฤติกรรมที่เกิดขึ้นได้ โดยสามารถขยายสัญญาณส่วนของ Other activities ได้ดังภาพที่ 4-55

จากผลการทดสอบดังกล่าวข้างต้นผู้วิจัยสามารถสรุปคุณสมบัติเฉพาะของกิจกรรมแต่ละประเภท ได้ดังตารางที่ 4-1

ตารางที่ 4-1 คุณสมบัติเฉพาะของกิจกรรมแต่ละประเภท

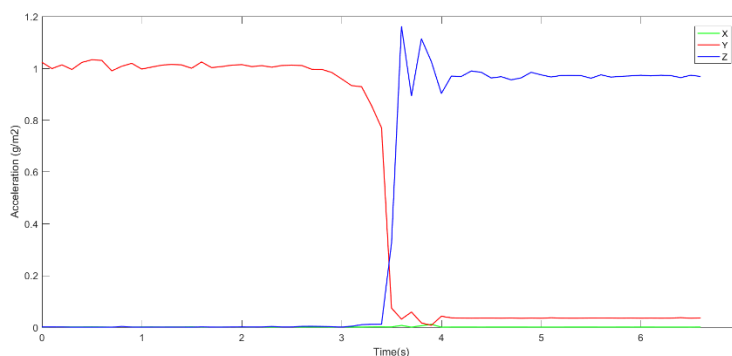
คุณสมบัติตัวชี้วัด		การเดิน (ปกติ)	การเดิน (ช้า)	วิ่ง	นั่งบนเก้าอี้	ลุกขึ้นจาก เก้าอี้	นอนลงบน พื้น	ลุกขึ้นจากพื้น
SVM (g/m2)	Min	1.730	1.729	1.720	1.730	1.7305	1.731	1.731
	Avg.	1.746	1.732	1.739	1.731	1.733	1.735	1.732
	Max	1.733	1.735	1.740	1.732	1.734	1.733	1.734
Energy	Min	0.210	0.230	0.005	0.050	0.018	0.180	0.05
	Avg.	0.370	0.390	0.270	0.270	0.290	0.340	0.270
	Max	0.560	0.590	0.354	0.354	0.310	0.500	0.370
Frequency (Hz)	Min	1	0.5	1	0.5	0.5	1	1
	Avg.	2	1	2	1	1	1.5	1.5
	Max	2.5	1.5	4	1.5	1.5	2	2
Magnitude	Min	$1.3 \times 10^{-4}$	$0.1 \times 10^{-4}$	$2.5 \times 10^{-4}$	$1.5 \times 10^{-5}$	$1.0 \times 10^{-5}$	$2.0 \times 10^{-5}$	$5.0 \times 10^{-5}$
	Avg.	$1.5 \times 10^{-4}$	$0.5 \times 10^{-4}$	$4.2 \times 10^{-4}$	$2.0 \times 10^{-5}$	$1.3 \times 10^{-5}$	$7.0 \times 10^{-5}$	$7.0 \times 10^{-5}$
	Max	$3.2 \times 10^{-4}$	$0.8 \times 10^{-4}$	$5.2 \times 10^{-4}$	$2.2 \times 10^{-4}$	$1.5 \times 10^{-4}$	$3.2 \times 10^{-4}$	$1.0 \times 10^{-4}$

จากตารางที่ 4-1 แสดงคุณสมบัติเฉพาะของแต่ละกิจกรรมที่เกิดขึ้นในชีวิตประจำวัน โดยสามารถที่จะนำไปใช้ในการวิเคราะห์และแยกแยะประเภทของกิจกรรมต่าง ๆ ได้

ผลการทดสอบการจำลองการหกล้ม

การทดสอบกิจกรรมการหกล้มเป็นการทดลอง โดยกำหนดให้ทีมวิจัยทั้งหมด 15 คน สวมใส่อุปกรณ์ติดตามตัวและทำการเคลื่อนไหวร่างกายตามที่กำหนด เก็บข้อมูลเกี่ยวกับการหกล้ม จำนวน 30 ชุดข้อมูล เพื่อใช้ในกระบวนการวิเคราะห์และสรุปผลการวิจัย ดังนี้

1. การจำลองการหกล้มไปด้านหลัง จบด้วยการนอนนิ่งในแนวราบ

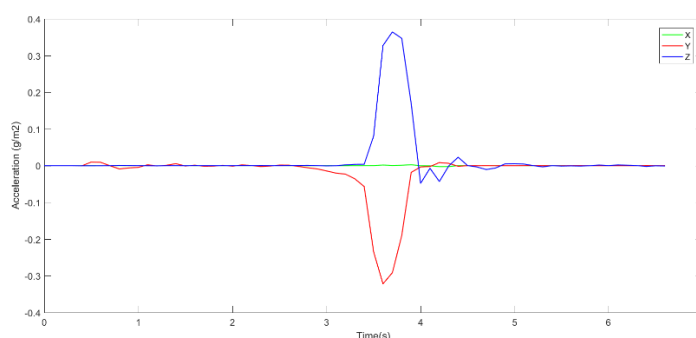


ภาพที่ 4-56 สัญญาณที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการหกล้มไปด้านหลัง และหยุดนิ่ง

จากภาพที่ 4-56 แสดงรูปแบบของสัญญาณที่เกิดจากการหล่นไปด้านหน้า และจบด้วยการนอนราบไปกับพื้น ทีมวิจัยจะต้องทำการยืนอยู่กับที่และทำการล้มตัวลงกับพื้น จากนั้นนอนนิ่งในแนวราบ เพื่อเก็บข้อมูลอย่างน้อย 30 ชุดข้อมูล การเคลื่อนไหวในรูปแบบของการหล่นไปด้านหน้าและหยุดนิ่ง เมื่อนำข้อมูลที่ถูกบันทึกมาหาคุณสมบัติเฉพาะ โดยมีขั้นตอนการวิเคราะห์ดังนี้

### 1.1 การวิเคราะห์สัญญาณของกิจกรรมการหล่นไปด้านหน้าที่ผ่านกระบวนการ

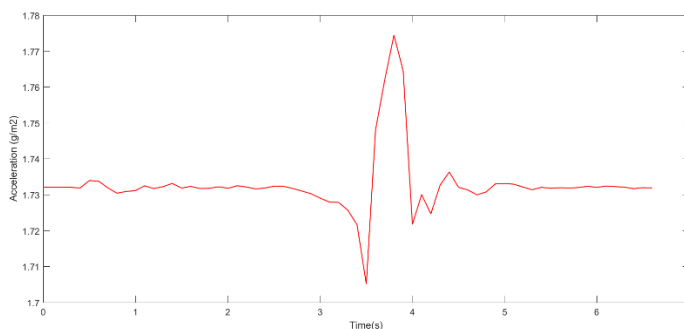
Derivative operator



ภาพที่ 4-57 สัญญาณของกิจกรรมการหล่นไปด้านหน้าที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator

จากภาพที่ 4-57 แสดงสัญญาณของกิจกรรมการหล่นไปด้านหน้าที่ผ่านกระบวนการทางคณิตศาสตร์เพื่อตัดความถี่ที่ไม่เกี่ยวข้องของข้อมูลออกจะทำให้ได้ข้อมูลที่เกิดการเคลื่อนไหวเท่านั้น

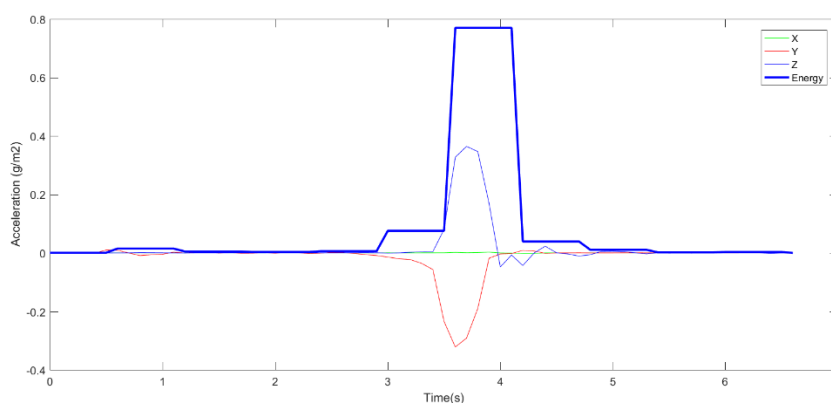
### 1.2 การวิเคราะห์ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณกิจกรรมการหล่นไปด้านหน้า



ภาพที่ 4-58 ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณกิจกรรมการหล่นไปด้านหน้า

จากภาพที่ 4-58 แสดงสัญญาณค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณกิจกรรมการหกล้มไปด้านหน้าที่เกิดจากการเคลื่อนไหว เพื่อใช้ในการหาคุณสมบัติความถี่เฉพาะของสัญญาณต่อไป

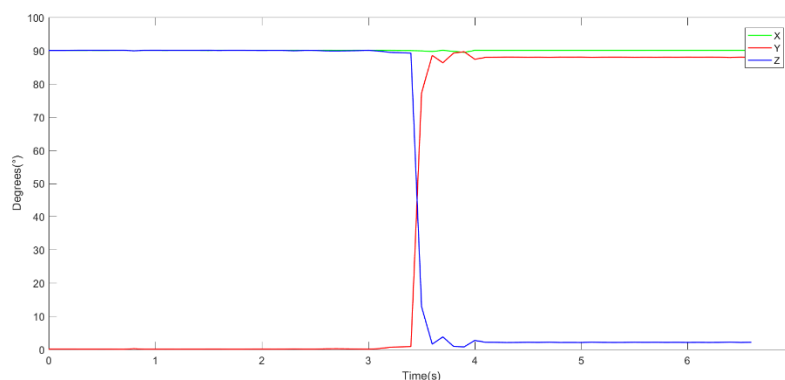
### 1.3 การวิเคราะห์ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการหกล้มไปด้านหน้า



ภาพที่ 4-59 ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการหกล้มไปด้านหน้า

จากภาพที่ 4-59 แสดงค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการหกล้มไปด้านหน้า ซึ่งกิจกรรมการหกล้มไปด้านหน้าจะเกิดขึ้นในช่วงระยะเวลาสั้น ๆ ดังนั้นเมื่อคำนวณหาค่าพลังงานสะสมจะพบว่าค่าพลังงานสะสมจะเกิดขึ้นในช่วงเวลาสั้น ๆ เท่านั้นซึ่งจะมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0.7 (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 1.02 และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 0.53)

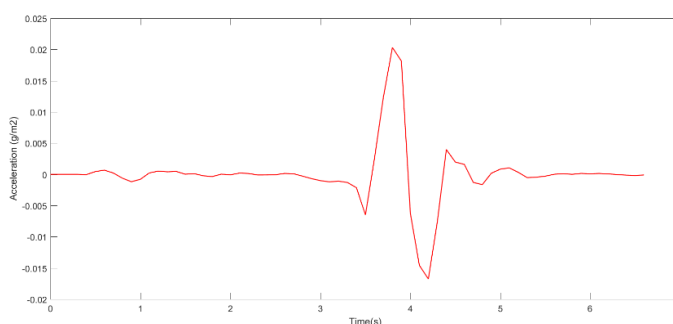
### 1.4 การวิเคราะห์ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน



ภาพที่ 4-60 ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน

จากภาพที่ 4-60 แสดงค่ามุมที่เปลี่ยนแปลงไปในของแต่ละแกนโดยคำนวณจากค่าของเซ็นเซอร์ที่วัดได้ จะเห็นได้ว่าการหกล้มไปด้านหน้าจะส่งผลให้อุปกรณ์ที่ผู้สูงอายุสวมใส่อยู่มีการเคลื่อนไหวในรูปแบบของการหมุนอย่างรุนแรงในขณะที่ผู้สวมใส่อุปกรณ์กำลังหกล้ม จากนั้นนำค่าสัญญาณที่ได้จากการหาค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณมาผ่านกระบวนการ Derivative operator เพื่อตัดสัญญาณที่ไม่เกี่ยวข้องออก จากนั้นนำค่าสัญญาณที่ได้ผ่านกระบวนการ DFT เพื่อหาค่าความถี่ที่กำหนด คือ 0.5 1.0 1.5 2.0 2.5 3.0 3.5 4.0 4.5 และ 5.0 เฮิรตซ์

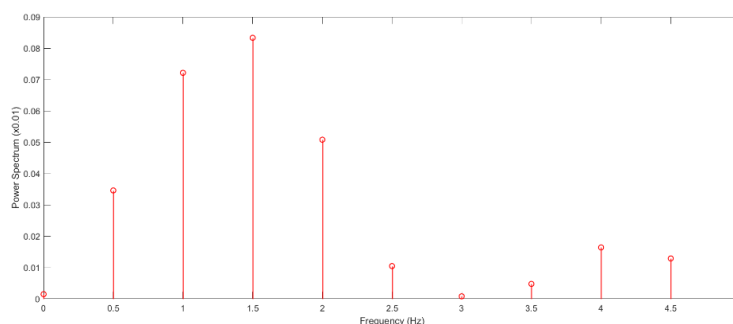
1.5 การวิเคราะห์ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มขึ้นของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ Derivative operator



ภาพที่ 4-61 ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มขึ้นของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ Derivative operator

จากภาพที่ 4-61 แสดงสัญญาณตัวชี้วัดระดับความเข้มของสัญญาณที่ผ่านกระบวนการตัดสัญญาณที่ไม่เกี่ยวข้องออก (Derivative operator) ซึ่งจะได้ความเข้มของสัญญาณที่เกิดจากการเคลื่อนไหวโดยตรง

1.6 การวิเคราะห์ข้อมูลการหาค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm

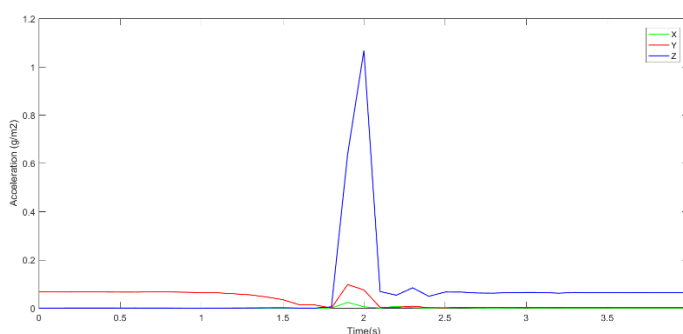


ภาพที่ 4-62 ค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm



จากภาพที่ 4-62 แสดงการวิเคราะห์ค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm จะได้ผลของการวิเคราะห์ความถี่ของข้อมูลกิจกรรมการหกล้มไปด้านหลังจะมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1.5 เฮิรตซ์ (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 2.0 เฮิรตซ์ และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 1.0 เฮิรตซ์) และค่าสเปกตรัมของพลังงานมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ  $2.5 \times 10^{-4}$  (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ  $3.0 \times 10^{-4}$  และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ  $2.0 \times 10^{-4}$ )

## 2. การจำลองการหกล้มไปด้านหลัง จบด้วยการนอนนิ่งในแนวนราบ

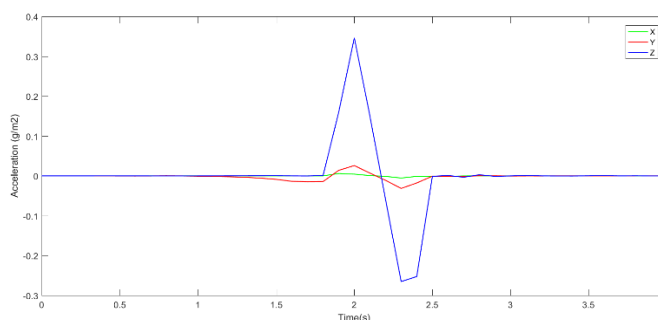


ภาพที่ 4-63 สัญญาณที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการหกล้มไปด้านหลัง และหยุดนิ่ง

จากภาพที่ 4-63 แสดงรูปแบบของสัญญาณที่เกิดจากการหกล้มไปด้านหลัง และจบด้วยการนอนราบไปกับพื้น ทีมวิจัยจะต้องทำการยืนอยู่กับที่และทำการล้มตัวลงกับพื้น จากนั้นนอนนิ่งในแนวนราบ เพื่อเก็บข้อมูลอย่างน้อย 30 ชุดข้อมูล การเคลื่อนไหวในรูปแบบของการหกล้มไปด้านหลังและหยุดนิ่ง เมื่อนำข้อมูลที่ถูกรับบันทึกมาคุณสมบัติเฉพาะ โดยมีขั้นตอนการวิเคราะห์ดังนี้

### 2.1 การวิเคราะห์สัญญาณของกิจกรรมการหกล้มไปด้านหลังที่ผ่านกระบวนการ

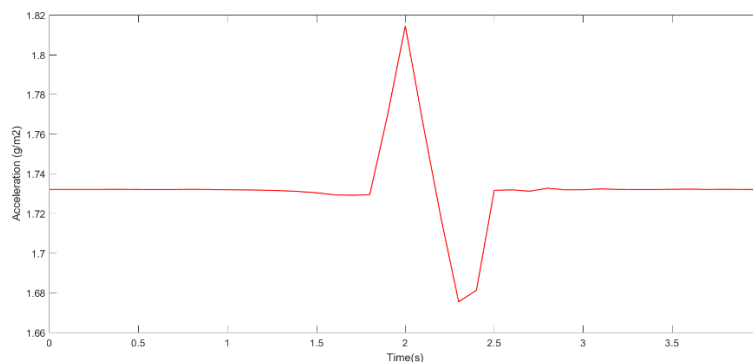
Derivative operator



ภาพที่ 4-64 สัญญาณของกิจกรรมการหกล้มไปด้านหลังที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator

จากภาพที่ 4-64 แสดงสัญญาณของกิจกรรมการหกล้มไปด้านหลังที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator เพื่อตัดความถี่ที่ไม่เกี่ยวข้องของข้อมูลออกจะทำให้ได้ข้อมูลที่เกิดการเคลื่อนไหวเท่านั้น

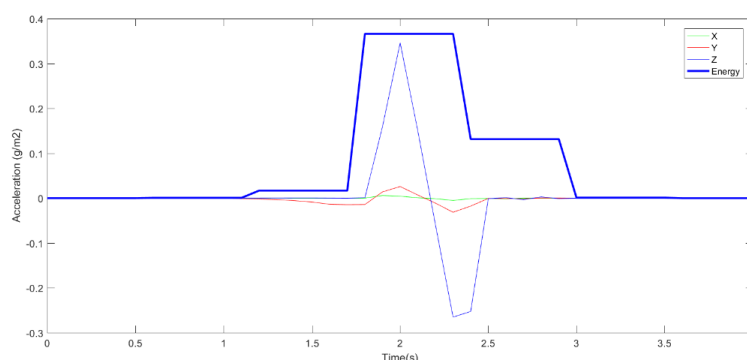
## 2.2 การวิเคราะห์ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณกิจกรรมการหกล้มไปด้านหลัง



ภาพที่ 4-65 ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณกิจกรรมการหกล้มไปด้านหลัง

จากภาพที่ 4-65 แสดงสัญญาณค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณกิจกรรมการหกล้มไปด้านหลังที่เกิดการเคลื่อนไหว เพื่อใช้ในการหาคุณสมบัติความถี่เฉพาะของสัญญาณต่อไป

## 2.3 การวิเคราะห์ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการหกล้มไปด้านหลัง

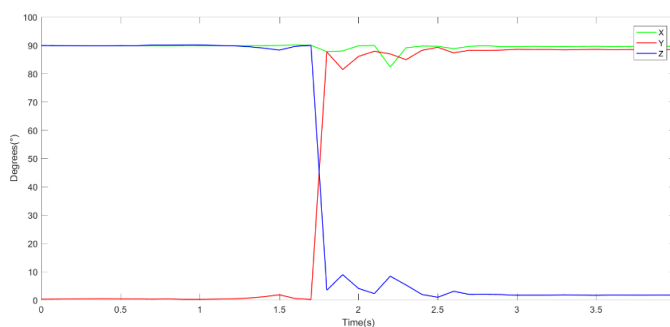


ภาพที่ 4-66 ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการหกล้มไปด้านหลัง

จากภาพที่ 4-66 แสดงค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการหกล้มไปด้านหลัง ซึ่งกิจกรรมการหกล้มไปด้านหลังจะเกิดขึ้นในช่วงระยะเวลาสั้น ๆ ดังนั้นเมื่อคำนวณหาค่าพลังงาน

สะสมจะพบว่าค่าพลังงานสะสมจะเกิดขึ้นในช่วงเวลาสั้น ๆ เท่านั้นซึ่งจะมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0.76 (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 0.97 และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 0.52)

#### 2.4 การวิเคราะห์ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน

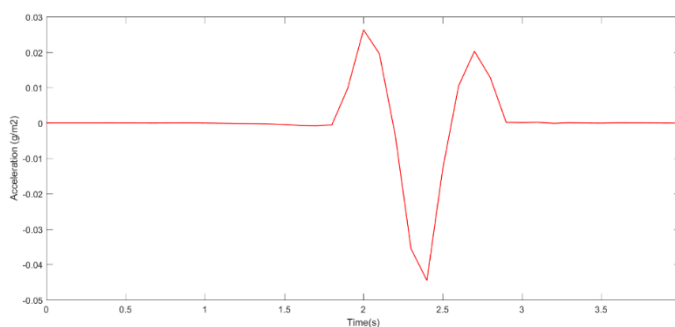


ภาพที่ 4-67 ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน

จากภาพที่ 4-67 แสดงค่ามุมที่เปลี่ยนแปลงไปในของแต่ละแกนโดยคำนวณจากค่าของเซ็นเซอร์ที่วัดได้ จะเห็นได้ว่าการหกล้มไปด้านหลังจะส่งผลให้อุปกรณ์ที่ผู้สูงอายุสวมใส่อยู่มีการเคลื่อนไหวในรูปแบบของการหมุนอย่างรุนแรงในขณะที่ผู้สวมใส่อุปกรณ์กำลังหกล้ม จากนั้นนำค่าสัญญาณที่ได้จากการหาค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณมาผ่านกระบวนการมาผ่านกระบวนการ Derivative operator เพื่อตัดสัญญาณที่ไม่เกี่ยวข้องออก จากนั้นนำค่าสัญญาณที่ได้ผ่านกระบวนการ DFT เพื่อหาค่าความถี่ที่กำหนด คือ 0.5 1.0 1.5 2.0 2.5 3.0 3.5 4.0 4.5 และ 5.0 เฮิรตซ์

#### 2.5 การวิเคราะห์ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มขึ้นของสัญญาณที่ผ่านตัวกรอง

สัญญาณ Derivative operator

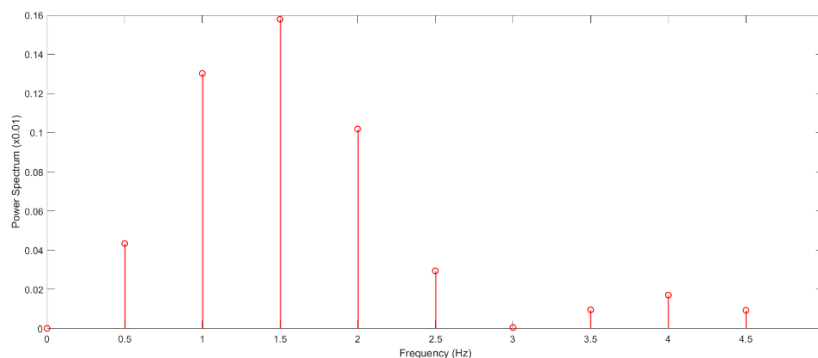


ภาพที่ 4-68 ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มขึ้นของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ

Derivative operator

จากภาพที่ 4-68 แสดงสัญญาณตัวชี้วัดระดับความเข้มของสัญญาณที่ผ่านกระบวนการการตัดสัญญาณที่ไม่เกี่ยวข้องออก (Derivative operator) ซึ่งจะได้ความเข้มของสัญญาณที่เกิดจากการเคลื่อนไหวโดยตรง

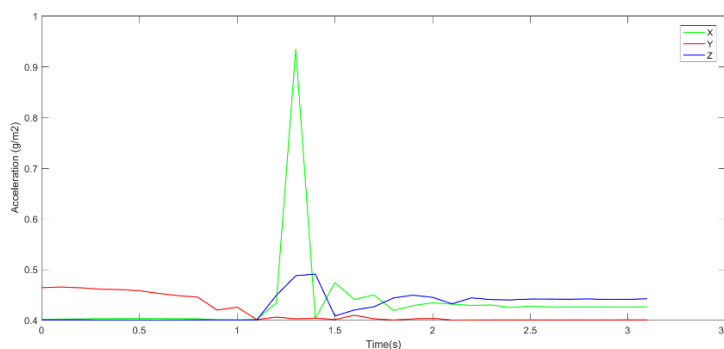
## 2.6 การวิเคราะห์ข้อมูลการหาค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm



ภาพที่ 4-69 ค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm

จากภาพที่ 4-69 แสดงการวิเคราะห์หาค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm จะได้ผลของการวิเคราะห์ความถี่ของข้อมูลกิจกรรมการหกล้มไปด้านหลังจะมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1.5 เฮิร์ตซ์ (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 2.0 เฮิร์ตซ์ และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 1.0 เฮิร์ตซ์) และค่าสเปกตรัมของพลังงานมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ  $6.3 \times 10^{-4}$  (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ  $1.5 \times 10^{-3}$  และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ  $5.0 \times 10^{-4}$ )

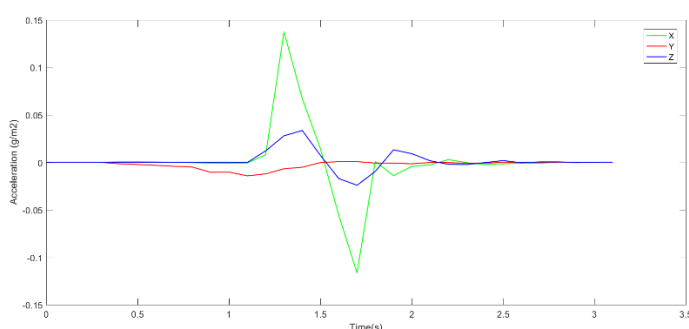
## 3. การจำลองการหกล้มไปทางซ้าย จบด้วยการนอนนิ่งในแนวราบ



ภาพที่ 4-70 สัญญาณที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการหกล้มไปด้านซ้าย และหยุดนิ่ง

จากภาพที่ 4-70 แสดงรูปแบบของสัญญาณที่เกิดจากการหล่นไปด้านซ้าย และจบด้วยการนอนราบไปกับพื้น ทีมวิจัยจะต้องทำการยืนอยู่กับที่และทำการล้มตัวลงกับพื้น จากนั้นนอนนิ่งในแนวราบ เพื่อเก็บข้อมูลอย่างน้อย 30 ชุดข้อมูล การเคลื่อนไหวในรูปแบบของการหล่นไปด้านซ้ายและหยุดนิ่ง เมื่อนำข้อมูลที่ถูบันทึกหาค่าคุณสมบัติเฉพาะ โดยมีขั้นตอนการวิเคราะห์ดังนี้

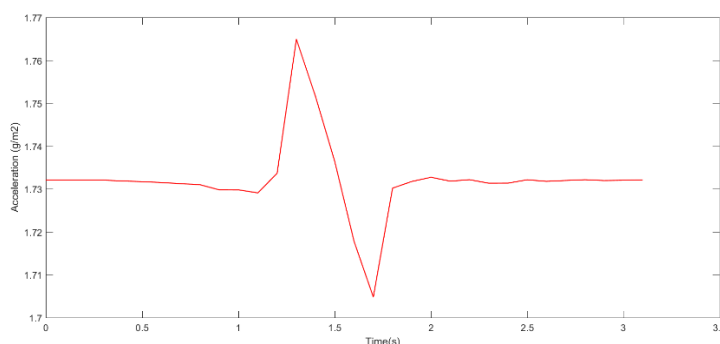
3.1 การวิเคราะห์สัญญาณของกิจกรรมการหล่นไปด้านซ้าย และหยุดนิ่งที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator



ภาพที่ 4-71 สัญญาณของกิจกรรมการหล่นไปด้านซ้าย และหยุดนิ่งที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator

จากภาพที่ 4-71 แสดงสัญญาณของกิจกรรมการหล่นไปด้านซ้ายที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator เพื่อตัดความถี่ที่ไม่เกี่ยวข้องของข้อมูลออกจะทำให้ได้ข้อมูลที่เกิดจากการเคลื่อนไหวเท่านั้น

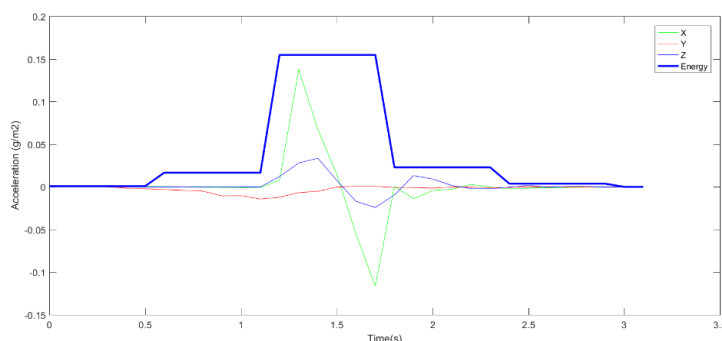
3.2 การวิเคราะห์ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณกิจกรรมการหล่นไปด้านซ้าย และหยุดนิ่ง



ภาพที่ 4-72 ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณกิจกรรมการหล่นไปด้านซ้าย และหยุดนิ่ง

จากภาพที่ 4-72 แสดงสัญญาณค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณกิจกรรมการหล้มไปด้านซ้ายที่เกิดการเคลื่อนไหว เพื่อใช้ในการหาคุณสมบัติความถี่เฉพาะของสัญญาณต่อไป

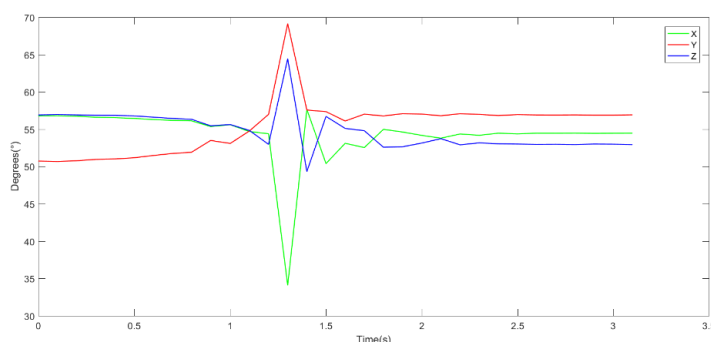
3.3 การวิเคราะห์ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการหล้มไปด้านซ้ายและหยุดนิ่ง



ภาพที่ 4-73 ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการหล้มไปด้านซ้าย และหยุดนิ่ง

จากภาพที่ 4-73 แสดงค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการหล้มไปด้านซ้าย ซึ่งกิจกรรมการหล้มไปด้านซ้ายจะเกิดขึ้นในช่วงระยะเวลาสั้น ๆ ดังนั้นเมื่อกำหนดค่าพลังงานสะสมจะพบว่าค่าพลังงานสะสมจะเกิดขึ้นในช่วงเวลาสั้น ๆ เท่านั้นซึ่งจะมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0.82 (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 1.01 และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 0.55)

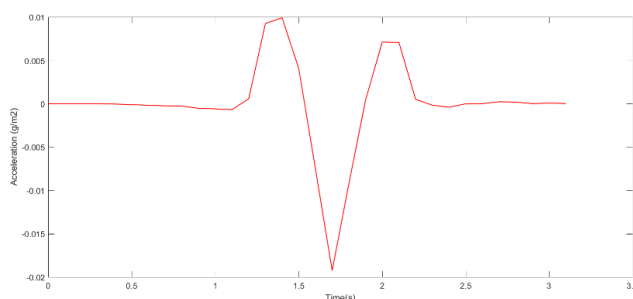
3.4 การวิเคราะห์ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน



ภาพที่ 4-74 ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน

จากภาพที่ 4-74 แสดงค่ามุมที่เปลี่ยนแปลงไปในของแต่ละแกนโดยคำนวณจากค่าของเซ็นเซอร์ที่วัดได้ จะเห็นได้ว่าพฤติกรรมการหกล้มไปด้านซ้ายจะส่งผลให้อุปกรณ์ที่สวมใส่อยู่มีการเคลื่อนไหวในรูปแบบของการหมุนอย่างรุนแรงในขณะที่ผู้สวมใส่อุปกรณ์กำลังหกล้มจากนั้นนำค่าสัญญาณที่ได้จากการหาค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณมาผ่านกระบวนการมาผ่านกระบวนการ Derivative operator เพื่อตัดสัญญาณที่ไม่เกี่ยวข้องออก จากนั้นนำค่าสัญญาณที่ได้ผ่านกระบวนการ DFT เพื่อหาค่าความถี่ที่กำหนด คือ 0.5 1.0 1.5 2.0 2.5 3.0 3.5 4.0 4.5 และ 5.0 เฮิรตซ์

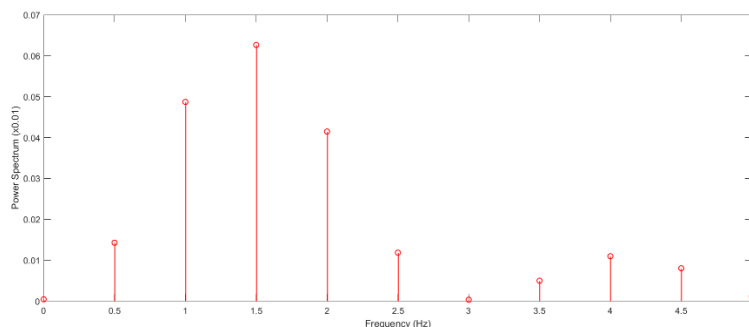
3.5 การวิเคราะห์ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มขึ้นของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ Derivative operator



ภาพที่ 4-75 ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มขึ้นของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ Derivative operator

จากภาพที่ 4-75 แสดงสัญญาณตัวชี้วัดระดับความเข้มของสัญญาณที่ผ่านกระบวนการตัดสัญญาณที่ไม่เกี่ยวข้องออก (Derivative operator) ซึ่งจะได้ความเข้มของสัญญาณที่เกิดจากการเคลื่อนไหวโดยตรง

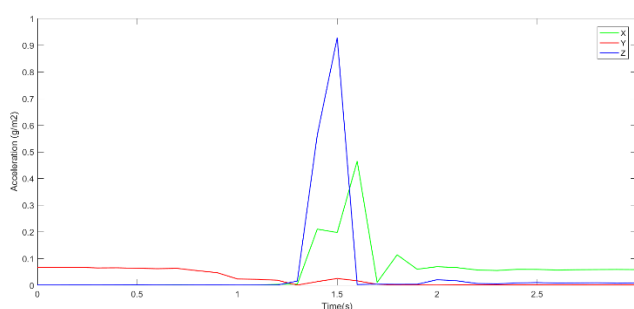
### 3.6 การวิเคราะห์ข้อมูลการหาค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm



ภาพที่ 4-76 ค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm

จากภาพที่ 4-76 การวิเคราะห์ข้อมูลหาค่าความถี่เฉพาะโดยใช้ Goertzel algorithm จะได้ผลของการวิเคราะห์ความถี่ของข้อมูลกิจกรรมการหกล้มไปด้านซ้ายจะมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1.5 เฮิรตซ์ (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 2.0 เฮิรตซ์ และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 1.0 เฮิรตซ์) และค่าสเปกตรัมของพลังงานมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ  $1.1 \times 10^{-3}$  (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ  $1.2 \times 10^{-3}$  และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ  $3.2 \times 10^{-4}$ )

#### 4. การจำลองการหกล้มไปด้านขวา จบด้วยการนอนนิ่งในแนวราบ

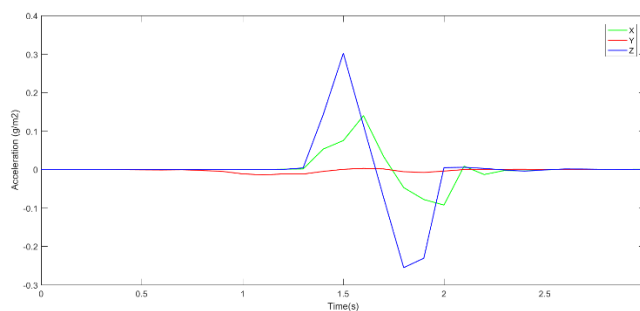


ภาพที่ 4-77 ค่าสัญญาณที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการหกล้มไปด้านขวา และหยุดนิ่ง

จากภาพที่ 4-77 แสดงรูปแบบของสัญญาณที่เกิดจากการหกล้มไปด้านขวา และจบด้วยการนอนราบไปกับพื้น ทีมวิจัยจะต้องทำการยืนอยู่กับที่และทำการล้มตัวลงกับพื้น จากนั้นนอนนิ่งในแนวราบ เพื่อเก็บข้อมูลอย่างน้อย 30 ชุดข้อมูล การเคลื่อนไหวในรูปแบบของการหกล้มไปด้านขวาและหยุดนิ่ง เมื่อนำข้อมูลที่ถูกรับบันทึกมาคุณสมบัติเฉพาะ โดยมีขั้นตอนการวิเคราะห์ดังนี้

##### 4.1 การวิเคราะห์สัญญาณของกิจกรรมการหกล้มไปด้านขวาที่ผ่านกระบวนการ

Derivative operator

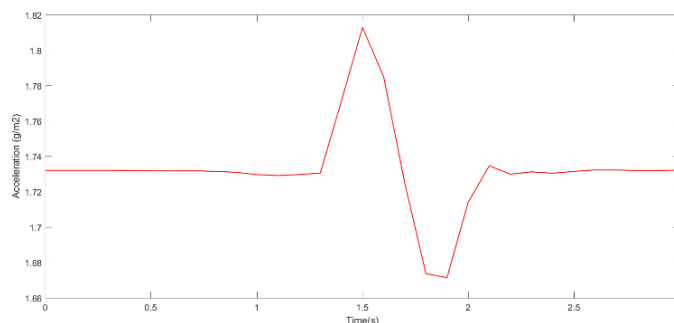


ภาพที่ 4-78 สัญญาณของกิจกรรมการหกล้มไปด้านขวาที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator



จากภาพที่ 4-78 แสดงสัญญาณของกิจกรรมการหกล้มไปด้านขวาที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator เพื่อตัดความถี่ที่ไม่เกี่ยวข้องของข้อมูลออกจะทำให้ได้ข้อมูลที่เกิดจากการเคลื่อนไหวเท่านั้น

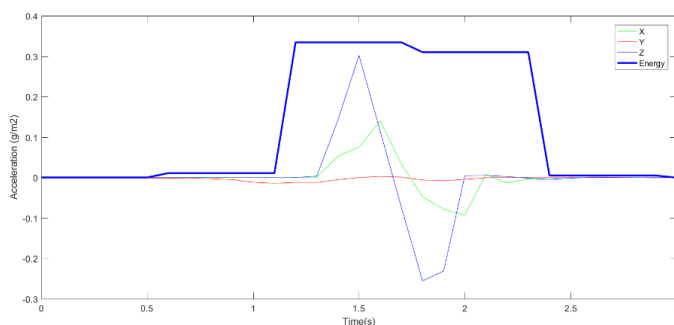
#### 4.2 การวิเคราะห์ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณกิจกรรมการหกล้มไปด้านขวา



ภาพที่ 4-79 ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณกิจกรรมการหกล้มไปด้านขวา

จากภาพที่ 4-79 แสดงสัญญาณตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณกิจกรรมการหกล้มไปด้านขวาที่เกิดจากการเคลื่อนไหว เพื่อใช้ในการหาคุณสมบัติความถี่เฉพาะของสัญญาณต่อไป

#### 4.3 การวิเคราะห์ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการหกล้มไปด้านขวา

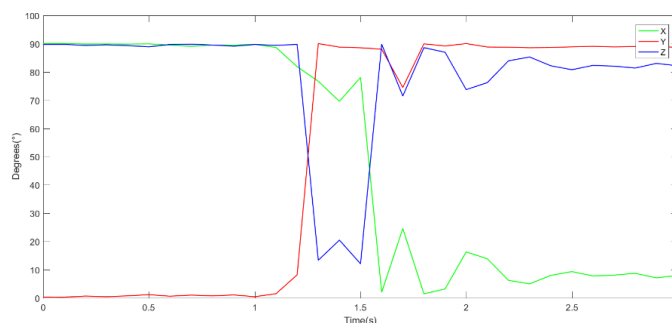


ภาพที่ 4-80 ค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการหกล้มไปด้านขวา

จากภาพที่ 4-80 แสดงค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมการหกล้มไปด้านขวา ซึ่งกิจกรรมการหกล้มไปด้านขวาจะเกิดขึ้นในช่วงระยะเวลาสั้น ๆ เมื่อคำนวณหาค่าพลังงานสะสมจะ

พบว่าค่าพลังงานสะสมจะเกิดขึ้นในช่วงเวลาสั้น ๆ เท่านั้นซึ่งจะมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0.69 (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 0.99 และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 0.58)

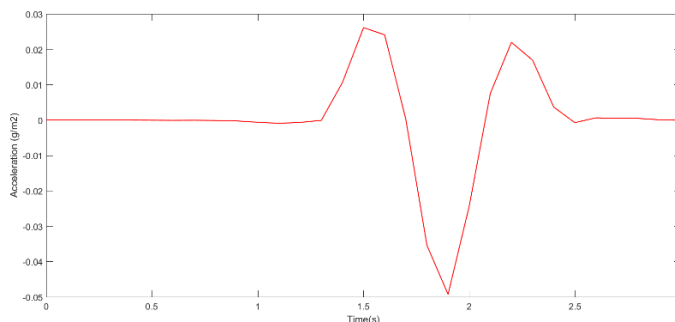
#### 4.4 การวิเคราะห์ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน



ภาพที่ 4-81 ค่ามุมที่เปลี่ยนไปในแต่ละแกน

จากภาพที่ 4-81 แสดงค่ามุมที่เปลี่ยนแปลงไปในของแต่ละแกน โดยคำนวณจากค่าของเซ็นเซอร์ที่วัดได้ จะเห็นได้ว่าการหกล้มไปด้านขวาจะส่งผลให้อุปกรณ์ที่สวมใส่อยู่มีการเคลื่อนไหวในรูปแบบของการหมุนอย่างรุนแรงในขณะที่ผู้สวมใส่อุปกรณ์กำลังหกล้ม จากนั้นนำค่าสัญญาณที่ได้จากการหาค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณมาผ่านกระบวนการมาผ่านกระบวนการ Derivative operator เพื่อตัดสัญญาณที่ไม่เกี่ยวข้องออก จากนั้นนำค่าสัญญาณที่ได้ผ่านกระบวนการ DFT เพื่อหาค่าความถี่ที่กำหนด คือ 0.5 1.0 1.5 2.0 2.5 3.0 3.5 4.0 4.5 และ 5.0 เฮิรตซ์

#### 4.5 การวิเคราะห์ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มขั้นของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ Derivative operator

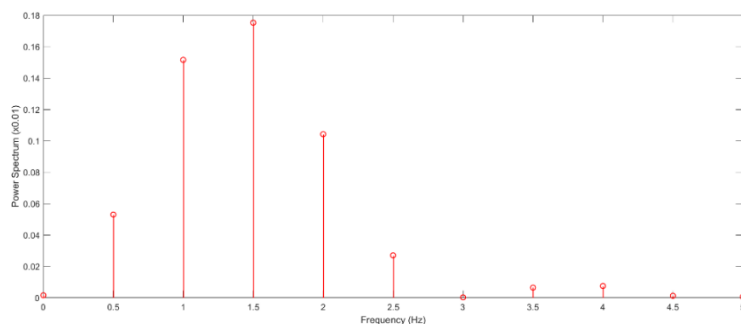


ภาพที่ 4-82 ค่าสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มขั้นของสัญญาณที่ผ่านตัวกรองสัญญาณ

Derivative operator

จากภาพที่ 4-82 แสดงสัญญาณตัวชี้วัดระดับความเข้มของสัญญาณที่ผ่านกระบวนการตัดสัญญาณที่ไม่เกี่ยวข้องออก (Derivative operator) ซึ่งจะได้ความเข้มของสัญญาณที่เกิดจากการเคลื่อนไหวโดยตรง

#### 4.6 การวิเคราะห์ข้อมูลการหาค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm



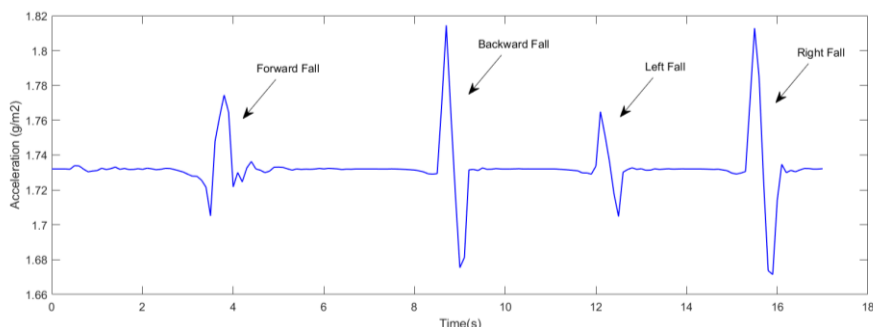
ภาพที่ 4-83 ค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm

จากภาพที่ 4-83 การวิเคราะห์หาค่าความถี่เฉพาะ โดยใช้ Goertzel algorithm จะได้ผลของการวิเคราะห์ความถี่ของข้อมูลกิจกรรมการหกล้ม ไปด้านขวาจะมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 1.5 เฮิร์ตซ์ (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 2.0 เฮิร์ตซ์ และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ 1.0 เฮิร์ตซ์) และค่าสเปกตรัมของพลังงานมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ  $0.8 \times 10^{-3}$  (โดยค่าสูงสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ  $1.0 \times 10^{-3}$  และค่าต่ำสุดที่วัดได้มีค่าเท่ากับ  $0.7 \times 10^{-3}$ )

สรุปการประมวลผลของทุกกิจกรรมการหกล้ม

จากการทดสอบเพื่อทำการเก็บข้อมูลของพฤติกรรมประเภทของการหกล้ม นำมาข้อมูลมาวิเคราะห์เพื่อหาคุณสมบัติเฉพาะของกิจกรรมการหกล้มจนสามารถที่จะทำการสรุปผล ได้ดังนี้

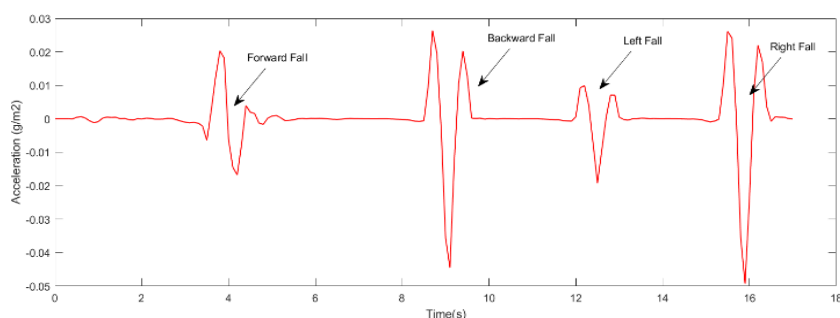
1. สัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณที่เกิดขึ้นในแต่ละกิจกรรมการหกล้ม



ภาพที่ 4-84 สัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณที่เกิดขึ้นในแต่ละกิจกรรมการหกล้ม

จากภาพที่ 4-84 แสดงสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณที่เกิดขึ้นในกิจกรรมการล้มในแต่ละแบบ เช่น การล้มไปด้านหน้า ด้านหลัง ด้านซ้าย และ ด้านขวา เป็นต้น โดยลักษณะและรูปแบบของความเข้มของสัญญาณจะมีลักษณะคล้ายคลึงกัน มีเพียงแค่ลักษณะการหมุนของแกนแต่ละแกนเท่านั้นที่แตกต่างกัน

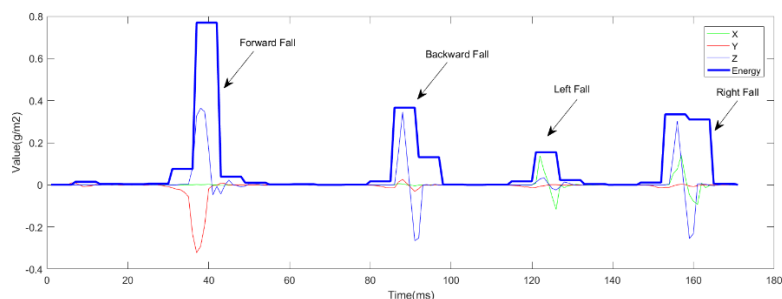
2. สัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator ที่เกิดขึ้นในแต่ละกิจกรรมการล้ม



ภาพที่ 4-85 สัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator

จากภาพที่ 4-85 แสดงสัญญาณของตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณที่ผ่านกระบวนการ Derivative operator ที่เกิดขึ้นในแต่ละกิจกรรมการล้ม เพื่อกำจัดความถี่ที่ไม่เกี่ยวข้องออกไป ทำให้สัญญาณที่ผ่านกระบวนการนี้แล้วจะเป็นความเข้มของสัญญาณที่เกิดจากการเคลื่อนไหวโดยตรง

3. สัญญาณของระดับพลังงานที่เกิดขึ้นของกิจกรรมแต่ละประเภท



ภาพที่ 4-86 สัญญาณของระดับพลังงานที่เกิดขึ้นของกิจกรรมการล้ม

จากภาพที่ 4-86 แสดงค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นจากกิจกรรมประเภทของการหกล้มในแต่ละรูปแบบ โดยลักษณะของค่าพลังงานสะสมจะมีรูปแบบคล้ายคลึงกัน โดยจะมีค่าพลังงานสะสมสูงแต่จะเกิดขึ้นเพียงช่วงเวลาสั้น ๆ เท่านั้น แตกต่างกับประเภทกิจกรรมทั่วไปที่ค่าของพลังงานมีเพียงเล็กน้อยแต่จะเกิดขึ้นเป็นช่วงระยะเวลาหนึ่ง

จากการทดสอบเพื่อเก็บข้อมูลกิจกรรมการหกล้ม โดยทีมวิจัยจะสวมใส่อุปกรณ์ลักษณะสร้อยคอติดตามตัว ได้ผลการทดสอบดังตารางที่ 4-2 ผลที่ได้แสดงให้เห็นว่ากิจกรรมการหกล้มนั้นมีคุณสมบัติที่เฉพาะตัว เช่น เมื่อเกิดเหตุการณ์หกล้มเกิดขึ้น ค่าของสัญญาณที่เกี่ยวกับพลังงานจะสูงขึ้นผิดปกติและเกิดขึ้นอย่างกระทันหัน (ใช้ระยะเวลาของกิจกรรมสั้นมาก) เมื่อนำข้อมูลของสัญญาณเชิงเวลา มาทำการหาค่าข้อมูลของสัญญาณเชิงความถี่ พบว่า การทำพฤติกรรมในลักษณะของการหกล้มจะมีคุณสมบัติในเชิงความถี่ที่ประมาณ 1.5-2.0 เฮิรตซ์ และค่าของพลังงานจะขึ้นอยู่กับความแรงของร่างกาย

ตารางที่ 4-2 คุณสมบัติเฉพาะของพฤติกรรมการล้มแต่ละรูปแบบ

คุณสมบัติตัวชี้วัด		หกล้ม	หกล้ม	หกล้ม	หกล้ม
		ไปด้านหน้า	ไปด้านหลัง	ไปทางซ้าย	ไปทางขวา
SVM (g/m <sup>2</sup> )	Min	1.726	1.728	1.727	1.731
	Avg.	1.732	1.733	1.7321	1.732
	Max	1.738	1.737	1.735	1.739
Energy	Min	0.53	0.52	0.55	0.58
	Avg.	0.70	0.76	0.82	0.69
	Max	1.02	0.97	1.01	0.99
Frequency (Hz)	Min	1.0	1.0	1.0	1.0
	Avg.	1.5	1.5	1.5	1.5
	Max	2.0	2.0	2.0	2.0
Power Spectrum	Min	2.0 x10 <sup>-4</sup>	5.0 x10 <sup>-4</sup>	3.2 x10 <sup>-4</sup>	0.7 x10 <sup>-3</sup>
	Avg.	2.5 x10 <sup>-4</sup>	6.3 x10 <sup>-4</sup>	1.1 x10 <sup>-3</sup>	0.8 x10 <sup>-3</sup>
	Max	3.0 x10 <sup>-4</sup>	1.5 x10 <sup>-3</sup>	1.2 x10 <sup>-3</sup>	1.0 x10 <sup>-3</sup>

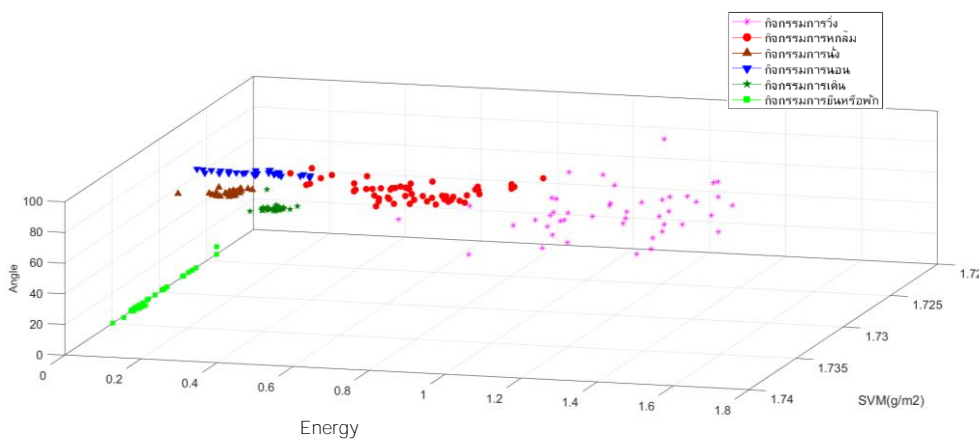
จากตารางที่ 4-2 แสดงให้เห็นคุณสมบัติเฉพาะของพฤติกรรมการหลั่งที่มี ความแตกต่างกันระหว่างพฤติกรรมการใช้ชีวิตทั่วไป เนื่องจากค่าพลังงานสะสมที่เกิดขึ้นจะมีค่า มากกว่าปกติและความถี่เฉพาะของกิจกรรมแต่ละประเภทจะเกาะกลุ่มกันอยู่ที่ประมาณ 1.0-2.0 เฮิร์ตซ์ และค่าของมุมที่เกิดการเคลื่อนไหวมีการเปลี่ยนแปลงในเวลาอันสั้น

จากการทดลองทั้งหมดพบว่า การเชื่อมต่อและส่งข้อมูลระหว่างอุปกรณ์กับตัวรับ สัญญาณ หากอยู่ห่างกันเกินไปจะทำให้เกิดการสูญเสียของข้อมูลมากขึ้น อาจส่งผลให้เกิด ความผิดพลาดมากยิ่งขึ้นในการประมวลผลของข้อมูล

ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจากชุดข้อมูลที่ได้จากการทดลองพบว่าตัวชี้วัดทั้ง 5 ชนิด ได้แก่ ค่าความเข้มของสัญญาณ ค่าพลังงานสะสม ค่ามุมที่เกิดการเปลี่ยนแปลง ค่าพลังงานของสเปกตรัม และความถี่เฉพาะของสัญญาณ สามารถจำแนกประเภทกิจกรรมทั้งหมด 6 กิจกรรม ได้แก่ การเดิน การวิ่ง การนั่ง การนอน การยืนหรือพัก และการหลั่งได้ โดยทำการสรุปผลการจำแนกประเภท กิจกรรมได้จากผลการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงเวลาและผลการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงความถี่

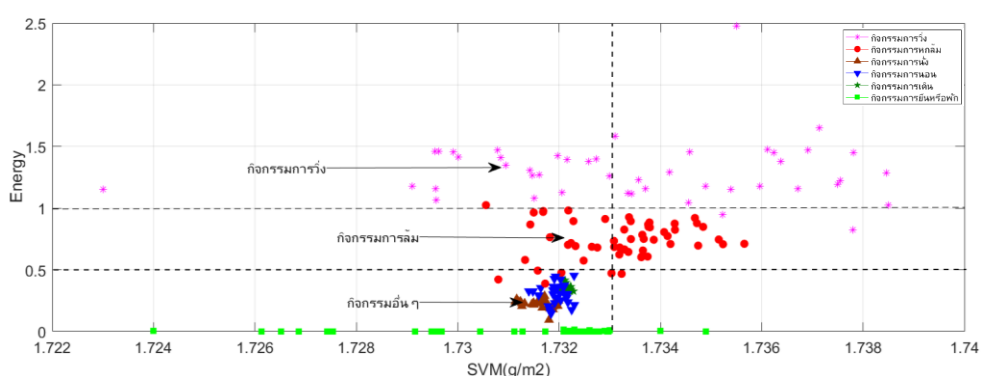
ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงเวลา

ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงเวลาจากการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวชี้วัด 3 ชนิด ได้แก่ ค่าความเข้มของสัญญาณ ค่าพลังงานสะสม ค่ามุมที่เกิดการเปลี่ยนแปลง สามารถสรุปประเภท กิจกรรมต่าง ๆ ได้ดังแสดงในภาพที่ 4-87



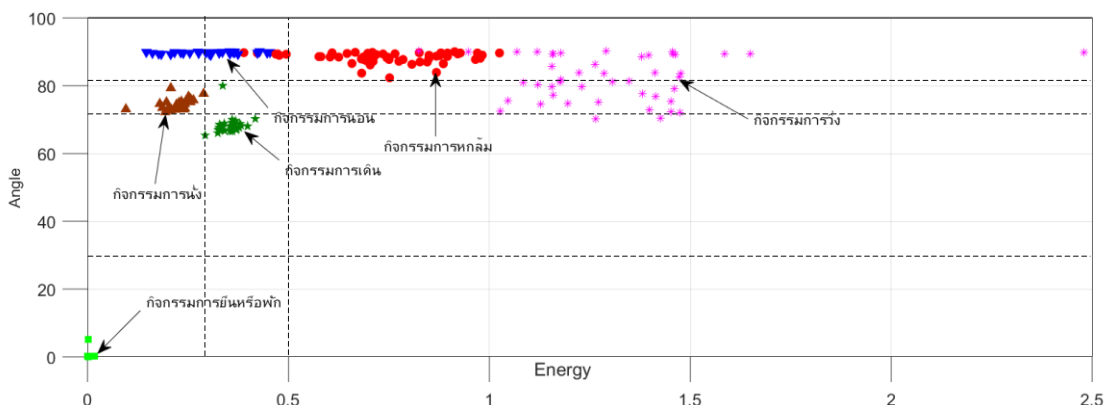
ภาพที่ 4-87 ความสัมพันธ์แบบสามมิติระหว่างค่ามุมที่เปลี่ยนแปลง ค่าพลังงานสะสมและ ค่าความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมแต่ละประเภท

จากภาพที่ 4-87 แสดงให้เห็นว่า เมื่อเปรียบเทียบผลการวิเคราะห์ค่าตัวชี้วัดแบบสามมิติ ค่ามุมที่เปลี่ยนแปลง ค่าพลังงานสะสม และค่าความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมการเดิน การวิ่ง การนั่ง การนอน การยืนหรือพัก และการหกล้ม มีการเกาะกลุ่มกันอย่างชัดเจน เพื่อให้เห็นถึงความชัดเจนมากยิ่งขึ้น จึงได้วิเคราะห์ความสัมพันธ์แบบสองมิติระหว่างค่าพลังงานสะสมกับความเข้มของสัญญาณ ดังภาพที่ 4-88 และความสัมพันธ์แบบสองมิติค่ามุมที่เปลี่ยนแปลงกับค่าพลังงานสะสม ดังภาพที่ 4-89



ภาพที่ 4-88 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าพลังงานสะสมกับค่าความเข้มของสัญญาณของกิจกรรมแต่ละประเภท

จากภาพที่ 4-88 แสดงให้เห็นว่า ค่าพลังงานสะสมกับความเข้มของสัญญาณสามารถจำแนกกิจกรรมการวิ่งและการหกล้มได้อย่างชัดเจน โดยกิจกรรมการวิ่งจะมีค่าพลังงานสะสมมากกว่า 1.0 และค่าตัวชี้วัดความเร่งจะมีค่าอยู่ระหว่าง 1.729 ถึง 1.740 และกิจกรรมการล้ม จะมีค่าพลังงานสะสมอยู่ระหว่าง 0.5 ถึง 1.0 และค่าตัวชี้วัดความเร่งจะมีค่าอยู่ระหว่าง 1.730 ถึง 1.736 สำหรับกิจกรรมการเดิน การนั่ง การนอน และการยืนหรือพัก จะมีค่าพลังงานสะสมน้อยกว่า 0.5 ตัวชี้วัดค่าความเข้มของสัญญาณน้อยกว่า 1.733 และเกิดการเกาะกลุ่มกันทำให้ไม่สามารถจำแนกได้ จึงจำเป็นต้องใช้คุณสมบัติของการเปลี่ยนแปลงมุมที่เกิดขึ้นระหว่างกิจกรรมมาร่วมในการวิเคราะห์ด้วย ดังภาพที่ 4-89



ภาพที่ 4-89 ความสัมพันธ์ระหว่างค่ามุมที่เปลี่ยนแปลงกับค่าพลังงานสะสมของกิจกรรมแต่ละประเภท

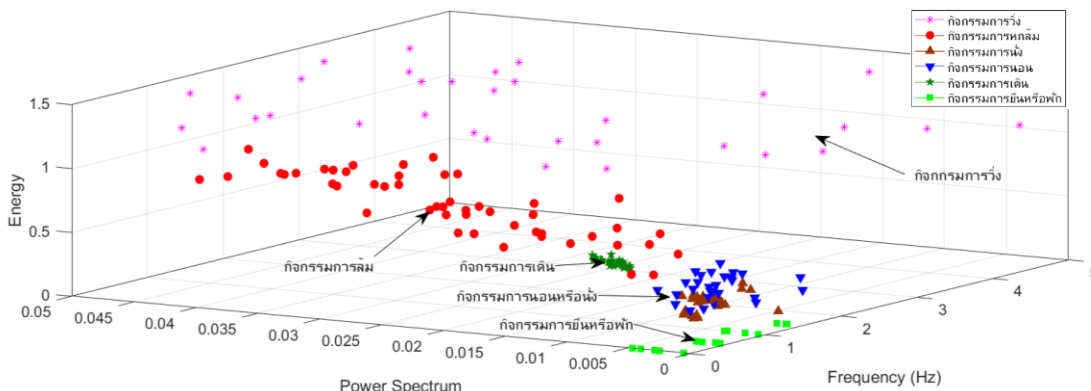
จากภาพที่ 4-89 แสดงให้เห็นว่ากิจกรรมแต่ละประเภทเกิดการเปลี่ยนแปลงมุมและค่าพลังงานสะสมแตกต่างกันอย่างชัดเจน ทำให้สามารถจำแนกกิจกรรมแต่ละประเภทได้เป็นกลุ่ม ๆ และสามารถทำการจำแนกกิจกรรมแต่ละประเภทออกจากกลุ่มกิจกรรมอื่น ๆ ได้แก่ กิจกรรมการนอน กิจกรรมการเดิน กิจกรรมการนั่ง กิจกรรมการยืนหรือพัก โดยกิจกรรมการยืนหรือพักจะมีการเปลี่ยนแปลงมุมที่น้อยกว่า 10 องศา และค่าพลังงานสะสมน้อยกว่า 0.1 กิจกรรมการเดินจะมีการเปลี่ยนแปลงมุมน้อยกว่า 75 องศา และค่าพลังงานสะสมอยู่ในช่วงระหว่าง 0.3 ถึง 0.5 กิจกรรมการนั่งจะมีการเปลี่ยนแปลงมุมอยู่ระหว่าง 75 ถึง 83 องศา และค่าพลังงานสะสมอยู่ในช่วงระหว่าง 0.1 ถึง 0.3 และกิจกรรมการนอนจะมีการเปลี่ยนแปลงมุมอยู่ในช่วงระหว่าง 87 ถึง 90 องศา

จากผลการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงเวลาโดยพิจารณาจากความสัมพันธ์ระหว่างพลังงานสะสมกับค่าความเข้มของสัญญาณ และความสัมพันธ์ระหว่างค่ามุมที่เปลี่ยนแปลงกับค่าพลังงานสะสม สามารถทำการจำแนกกิจกรรมได้อย่างชัดเจนทั้ง 6 กิจกรรม ได้แก่ กิจกรรมการเดิน การวิ่ง การนั่ง การนอน การพักหรือยืน และล้ม

ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงความถี่

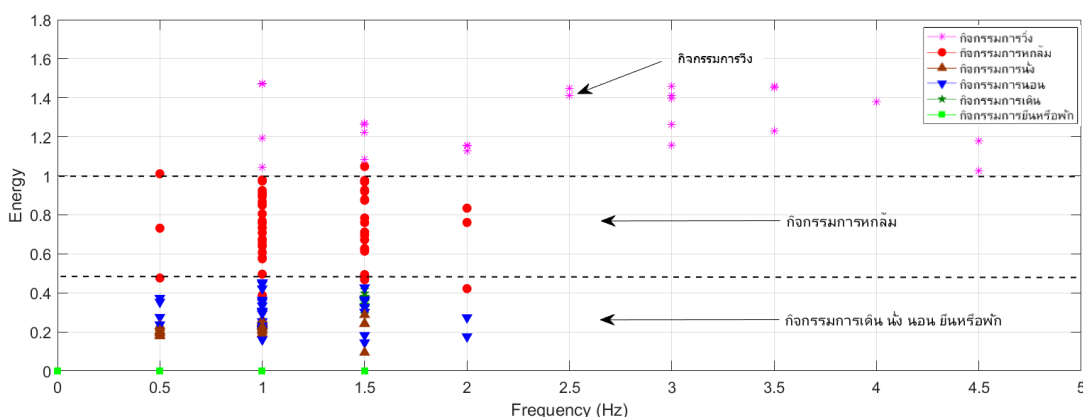
ผลการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงความถี่จากการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวชี้วัด 3 ชนิด ได้แก่ ค่าพลังงานสะสม ค่าสเปกตรัมของพลังงาน และค่าความถี่เฉพาะของสัญญาณสามารถสรุปประเภทกิจกรรมต่าง ๆ ดังแสดงในภาพที่ 4-90





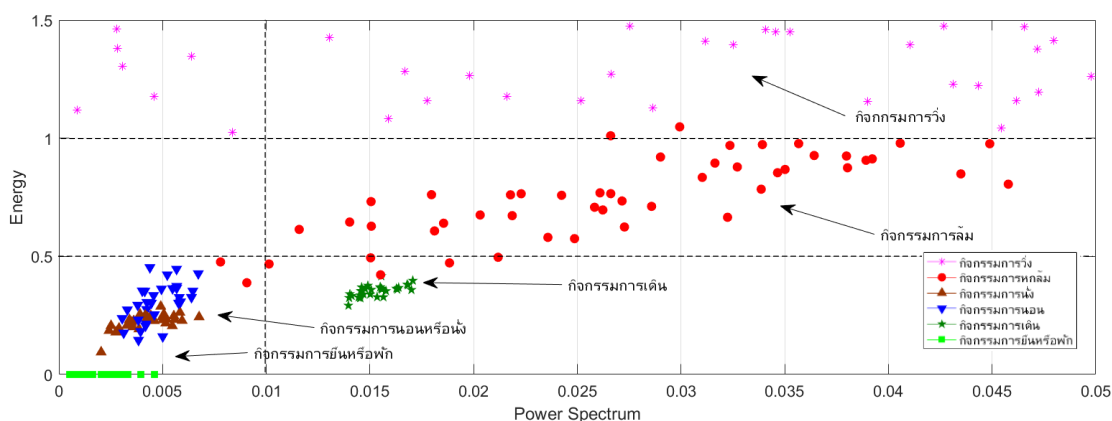
ภาพที่ 4-90 ความสัมพันธ์แบบสามมิติระหว่างค่าพลังงานสะสม ค่าสเปกตรัมของพลังงาน และค่าความถี่เฉพาะของสัญญาณ

จากภาพที่ 4-90 แสดงให้เห็นว่า เมื่อเปรียบเทียบผลการวิเคราะห์ค่าตัวชี้วัดแบบสามมิติ ค่าพลังงานสะสม ค่าสเปกตรัมของพลังงาน และค่าความถี่เฉพาะของสัญญาณ ของกิจกรรมการเดิน การวิ่ง การนั่ง การนอน การยืนหรือพัก และการทกล้ม มีการเกาะกลุ่มกันอย่างชัดเจน เพื่อให้เห็นถึงความชัดเจนมากยิ่งขึ้น จึงได้วิเคราะห์ความสัมพันธ์แบบสองมิติระหว่างค่าพลังงานสะสมกับค่าความถี่เฉพาะของสัญญาณ ดังภาพที่ 4-91 และความสัมพันธ์แบบสองมิติระหว่างค่าพลังงานสะสมกับสเปกตรัมของพลังงาน ดังภาพที่ 4-92



ภาพที่ 4-91 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าพลังงานสะสมและค่าความถี่เฉพาะของสัญญาณ

จากภาพที่ 4-91 แสดงให้เห็นว่าความสัมพันธ์ระหว่างค่าพลังงานสะสมและความถี่เฉพาะของสัญญาณที่สามารถจำแนกกิจกรรมการวิ่งและการหกล้มออกจากกิจกรรมประเภทอื่น ๆ (กิจกรรมการเดิน นั่ง นอน และ ยืนหรือพัก) ซึ่งกิจกรรมการวิ่งจะมีค่าพลังงานสะสมมากกว่า 1.0 และมีความถี่เฉพาะของสัญญาณอยู่ระหว่าง 1 ถึง 4.5 เฮิรตซ์ และกิจกรรมการหกล้มจะมีค่าพลังงานสะสมอยู่ระหว่าง 0.5 ถึง 1.0 และมีความถี่เฉพาะของสัญญาณอยู่ระหว่าง 0.5 ถึง 2 เฮิรตซ์ สำหรับกิจกรรมการเดิน นั่ง นอน และ ยืนหรือพัก เกิดการเกาะกลุ่มกันทำให้ไม่สามารถจำแนกได้ จึงจำเป็นต้องใช้ค่าสเปกตรัมของพลังงานมาร่วมในการวิเคราะห์ข้อมูลด้วย ดังภาพที่ 4-92



ภาพที่ 4-92 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าพลังงานสะสมและค่าสเปกตรัมของพลังงาน

จากภาพที่ 4-92 แสดงให้เห็นว่า การวิเคราะห์ข้อมูลเชิงความถี่ความสัมพันธ์ระหว่างค่าพลังงานสะสมและค่าสเปกตรัมของพลังงาน สามารถจำแนกประเภทกิจกรรมการวิ่ง การหกล้ม การเดิน และการยืนหรือพักได้อย่างชัดเจน สำหรับกิจกรรมการนอนหรือการนั่งค่าตัวชี้วัดมีการเกาะกลุ่มกันจึงไม่สามารถระบุประเภทกิจกรรมการนอนและการนั่งได้ ซึ่งจากการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงความถี่ พบว่า กิจกรรมการเดินจะมีค่าพลังงานสะสมน้อยกว่า 0.5 ค่าสเปกตรัมของพลังงานมากกว่า  $1.0 \times 10^{-4}$  กิจกรรมการวิ่งจะมีค่าพลังงานสะสมมากกว่า 1.0 ค่าสเปกตรัมของพลังงานอยู่ระหว่าง  $2.0 \times 10^{-4}$  ถึง  $6.0 \times 10^{-4}$  กิจกรรมการล้มมีค่าพลังงานสะสมระหว่าง 0.5 ถึง 1.0 ค่าสเปกตรัมของพลังงานอยู่ระหว่าง  $1.0 \times 10^{-4}$  ถึง  $6.0 \times 10^{-4}$  กิจกรรมการยืนหรือพักมีค่าพลังงานสะสมน้อยกว่า 0.1 ค่าสเปกตรัมของพลังงานน้อยกว่า  $1.0 \times 10^{-4}$  สำหรับกิจกรรมการนอนหรือการนั่งจะมีค่าพลังงานสะสมอยู่ระหว่าง 0.1 ถึง 0.5 ค่าสเปกตรัมของพลังงานน้อยกว่า  $1.0 \times 10^{-4}$

จากผลการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงความถี่โดยพิจารณาจากความสัมพันธ์ระหว่างค่าพลังงานสะสมและความถี่เฉพาะของสัญญาณ และความสัมพันธ์ระหว่างค่าพลังงานสะสมและค่าสเปกตรัม

ของพลังงาน สามารถทำการจำแนกกิจกรรมได้อย่างชัดเจน 4 กิจกรรม ได้แก่ กิจกรรมการเดิน การวิ่ง การพักหรือยืน และการล้ม สำหรับกิจกรรมการนั่งและการนอนไม่สามารถจำแนกได้จาก การวิเคราะห์ข้อมูลเชิงความถี่

จากผลการวิเคราะห์เชิงเวลาและการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงความถี่ สรุปได้ว่า การจำแนก ประเภทกิจกรรมทั้ง 6 กิจกรรมนั้น ต้องใช้ผลการวิเคราะห์ร่วมกันระหว่างผลการวิเคราะห์เชิง เวลาและการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงความถี่เพื่อประกอบการตัดสินใจในการจำแนกประเภทกิจกรรมที่ เกิดขึ้น

การทดสอบประสิทธิภาพของการวิเคราะห์แยกแยะประเภทกิจกรรม

เมื่อทำการทดสอบเพื่อเก็บรวบรวมข้อมูลและวิเคราะห์หาคุณสมบัติของตัวชี้วัด 5 ตัวชี้วัด ได้แก่ ค่าความเข้มของสัญญาณ ค่าพลังงานสะสม ค่ามุมที่เกิดการเปลี่ยนแปลง ค่าสเปกตรัมของพลังงาน และความถี่เฉพาะของสัญญาณ เพื่อใช้ในการจำแนกประเภทกิจกรรม จึงได้มีการพัฒนาหลักการทาง โปรแกรมเพื่อใช้ในการจำแนกประเภทของกิจกรรมภายในอุปกรณ์ เฝ้าติดตามตัวสำหรับผู้สูงอายุและได้มีการวัดประสิทธิภาพการจำแนกประเภทกิจกรรมโดยกำหนด ให้ทีมวิจัยทำกิจกรรมทั้งหมด 6 กิจกรรม ได้แก่ กิจกรรมการเดิน การวิ่ง การนั่ง การนอน การยืน หรือพัก และการหกล้ม ซึ่งในแต่ละกิจกรรมจะต้องทำการวัดประสิทธิภาพทั้งหมด 40 ครั้งและทำ การสรุปผลความแม่นยำในการวิเคราะห์ข้อมูล

ตารางที่ 4-3 ความแม่นยำในการวิเคราะห์ข้อมูลภายในอุปกรณ์ติดตามตัว

ประเภทกิจกรรม	ความถี่ (ครั้ง)	ความแม่นยำ (ร้อยละ)
1. การเดิน	38	95.0
2. การวิ่ง	39	97.5
3. การนั่ง	37	92.5
4. การนอน	35	87.5
5. การยืนหรือพัก	39	97.5
6. การหกล้ม	38	95.0
รวม		94.16

จากตารางที่ 4-3 ความแม่นยำในการวิเคราะห์ข้อมูลภายในอุปกรณ์ติดตามตัว แสดงให้เห็นถึงความแม่นยำในการวิเคราะห์ข้อมูลภายในตัวอุปกรณ์ติดตามตัว โดยกิจกรรมการเดิน

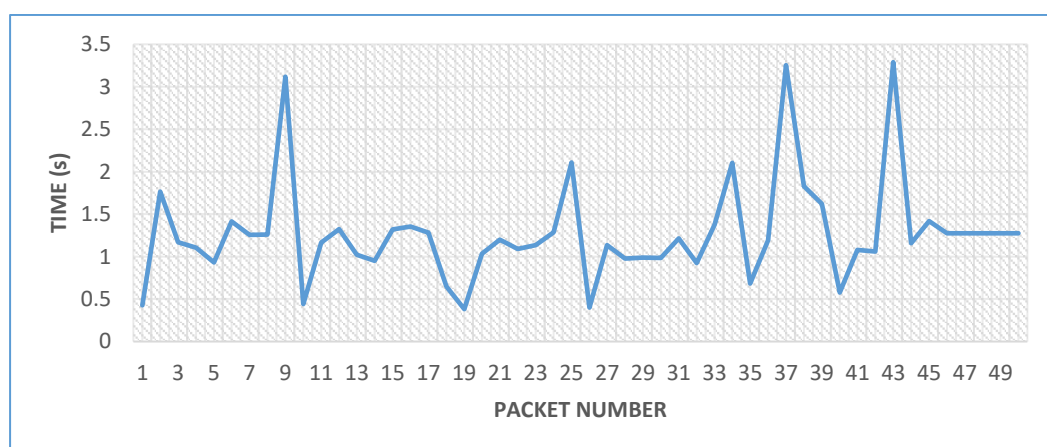
สามารถตรวจจับได้ 38 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 95 กิจกรรมการวิ่งสามารถตรวจจับได้ 39 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 97.5 กิจกรรมการนั่งสามารถตรวจจับได้ 37 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 92.5 กิจกรรมการนอนสามารถตรวจจับได้ 35 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 87.5 กิจกรรมการยืนสามารถตรวจจับได้ 39 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 97.5 กิจกรรมการล้มสามารถตรวจจับได้ 38 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 95 และจากการทดสอบทั้งหมดสามารถตรวจจับกิจกรรมได้คิดเป็นร้อยละ 94.16 ของกิจกรรมทั้งหมด

#### การทดสอบประสิทธิภาพการส่งข้อมูลภายในระบบ

ส่วนนี้เป็นการทดสอบเกี่ยวกับประสิทธิภาพของระบบ โดยจะเน้นที่ระยะเวลาที่ใช้ในการส่งข้อมูลจากตัวอุปกรณ์ติดตามสำหรับผู้สูงอายุไปยังเกตเวย์เพื่อเก็บข้อมูล ซึ่งการทดสอบจะต้องทดสอบโดยกำหนดจำนวนอุปกรณ์ที่ใช้ในการทดสอบและเก็บข้อมูลเรื่องของเวลาที่ข้อมูลใช้ในการเดินทางจากอุปกรณ์ติดตามตัวไปยังเกตเวย์เพื่อเก็บข้อมูลและในการทดสอบจะใช้โครงสร้างของข้อมูลที่ใช้งานจริงทั้งหมด โดยในการทดสอบจะกำหนดจำนวนอุปกรณ์ติดตามตัวที่ใช้ภายในระบบเพิ่มขึ้นทีละ 10 ตัว ตั้งแต่ 10 20 30 และ 40 ตัว ตามลำดับ และกำหนดให้จำนวนข้อมูลที่ใช้ในการส่งทั้งหมด 50 ชุดข้อมูล ผลการทดสอบมีดังนี้

##### 1. การจำลองการส่งข้อมูลด้วยอุปกรณ์ทั้งหมด จำนวน 10 ตัว

กำหนดให้อุปกรณ์ติดตามตัวทั้งหมด จำนวน 10 ตัว ทำการกระจายสัญญาณของข้อมูลทุก ๆ 120 วินาที เพื่อเก็บข้อมูลเวลาที่ข้อมูลใช้เวลาเดินทางจากอุปกรณ์ติดตามตัวไปยังเกตเวย์ ได้ผลการทดลองดังภาพที่ 4-93

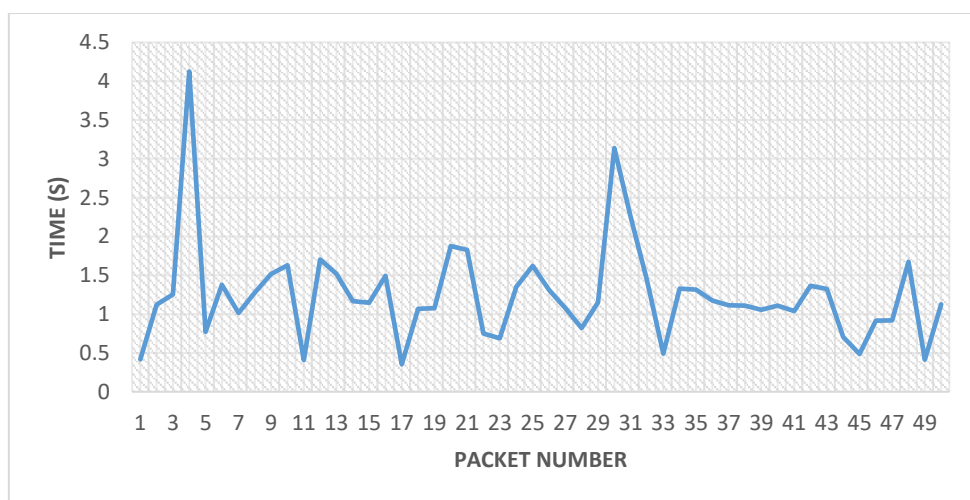


ภาพที่ 4-93 กราฟเวลาเฉลี่ยที่ใช้ในการส่งข้อมูลทั้งหมดของอุปกรณ์ จำนวน 10 ตัว

จากภาพที่ 4-93 แสดงเวลาที่ใช้ในการส่งข้อมูลทั้งหมดของอุปกรณ์ จำนวน 10 ตัว โดยคำนวณจากข้อมูลทั้งหมด 50 ชุดข้อมูล ซึ่งจากข้อมูลพบว่าความหนาแน่นของข้อมูลน้อยทำให้เวลาที่ใช้ในการส่งข้อมูลยังใช้เวลาสั้น โดยใช้เวลาเฉลี่ย 1.27 วินาที (เวลาที่ใช้งานต่ำสุด 0.5 วินาที และเวลาที่ใช้งานสูงสุด 3.5 วินาที)

## 2. การจำลองการส่งข้อมูลด้วยอุปกรณ์ทั้งหมด จำนวน 20 ตัว

กำหนดให้อุปกรณ์ติดตามตัวทั้งหมด จำนวน 20 ตัว ทำการกระจายสัญญาณของข้อมูลทุก ๆ 120 วินาที เพื่อเก็บข้อมูลเวลาที่ข้อมูลใช้เวลาเดินทางจากอุปกรณ์ติดตามตัวไปยังเกตเวย์ ได้ผลการทดลองดังภาพที่ 4-94

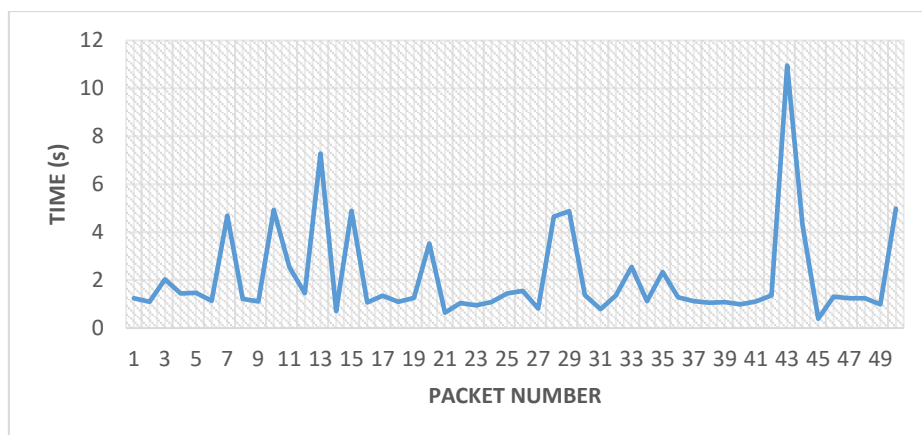


ภาพที่ 4-94 กราฟเวลาเฉลี่ยที่ใช้ในการส่งข้อมูลทั้งหมดของอุปกรณ์ จำนวน 20 ตัว

จากภาพที่ 4-94 แสดงเวลาที่ใช้ในการส่งข้อมูลทั้งหมดของอุปกรณ์ จำนวน 20 ตัว โดยคำนวณจากข้อมูลทั้งหมด 50 ชุดข้อมูล ซึ่งจากข้อมูลพบว่าความหนาแน่นของข้อมูลน้อยทำให้เวลาที่ใช้ในการส่งข้อมูลยังใช้เวลาสั้น โดยใช้เวลาเฉลี่ย 1.24 วินาที (เวลาที่ใช้งานต่ำสุด 0.5 วินาที และเวลาที่ใช้งานสูงสุด 4.3 วินาที)

## 3. การจำลองการส่งข้อมูลด้วยอุปกรณ์ทั้งหมด จำนวน 30 ตัว

กำหนดให้อุปกรณ์ติดตามตัวทั้งหมด จำนวน 30 ตัว ทำการกระจายสัญญาณของข้อมูลทุก ๆ 120 วินาที เพื่อเก็บข้อมูลเวลาที่ข้อมูลใช้เวลาเดินทางจากอุปกรณ์ติดตามตัวไปยังเกตเวย์ ได้ผลการทดลองดังภาพที่ 4-95

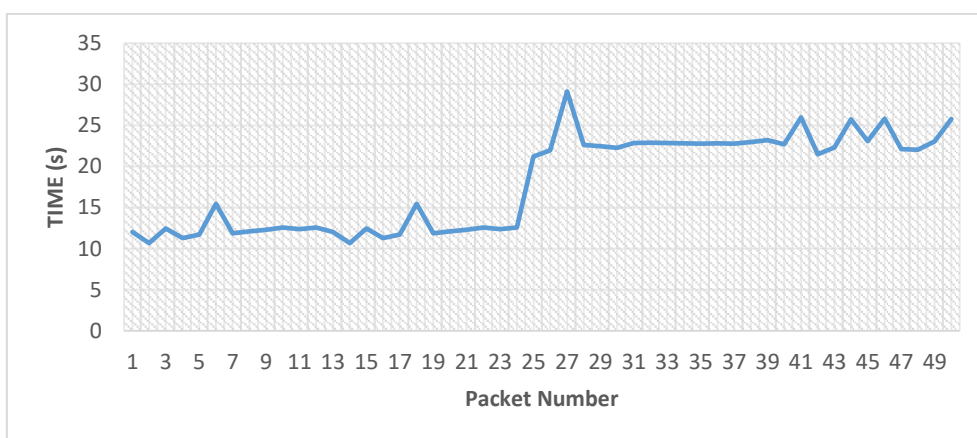


ภาพที่ 4-95 กราฟเวลาเฉลี่ยที่ใช้ในการส่งข้อมูลทั้งหมดของอุปกรณ์ จำนวน 30 ตัว

จากภาพที่ 4-95 แสดงเวลาที่ใช้ในการส่งข้อมูลทั้งหมดของอุปกรณ์ จำนวน 30 ตัว โดยคำนวณจากข้อมูลทั้งหมด 50 ชุดข้อมูล ซึ่งจากข้อมูลพบว่าความหนาแน่นของข้อมูลเริ่มส่งผลกระทบต่อเวลาที่ใช้ในการส่งข้อมูลทั้งหมด จากกราฟจะเห็นได้ว่า ในช่วงแรกเวลาที่ใช้ในการส่งข้อมูลยังอยู่ในช่วงไม่เกิน 3 วินาที แต่ในช่วงหลังเกิดความหนาแน่นของข้อมูลมากขึ้นเวลาที่ใช้ในการส่งข้อมูลจึงเริ่มสูงขึ้น (เวลาที่ใช้งานต่ำสุด 0.5 วินาที และเวลาที่ใช้งานสูงสุด 11 วินาที)

#### 4. การจำลองการส่งข้อมูลด้วยอุปกรณ์ทั้งหมด จำนวน 40 ตัว

กำหนดให้อุปกรณ์ติดตามตัวทั้งหมด จำนวน 40 ตัว ทำการกระจายสัญญาณของข้อมูล ทุก ๆ 120 วินาที เพื่อเก็บข้อมูลเวลาที่ข้อมูลใช้เวลาเดินทางจากอุปกรณ์ติดตามตัวไปยังเกตเวย์ ได้ผลการทดลองดังภาพที่ 4-96



ภาพที่ 4-96 กราฟเวลาเฉลี่ยที่ใช้ในการส่งข้อมูลทั้งหมดของอุปกรณ์ จำนวน 40 ตัว

จากภาพที่ 4-96 แสดงเวลาที่ใช้ในการส่งข้อมูลทั้งหมดของอุปกรณ์ จำนวน 40 ตัว โดยคำนวณจากข้อมูลทั้งหมด 50 ชุดข้อมูล ซึ่งจากข้อมูลพบว่าความหนาแน่นของข้อมูลเพิ่มขึ้นทำให้ส่งระยะเวลาที่ใช้ในการส่งข้อมูลเพิ่มขึ้นตาม โดยใช้เวลาเฉลี่ย 18 วินาที (เวลาที่ใช้งานต่ำสุด 10 วินาที และเวลาที่ใช้สูงสุด 30 วินาที)

#### บทวิเคราะห์ผลการทดลอง

ข้อมูลที่ได้จากการทดสอบทำให้ทราบถึงความแตกต่างระหว่างคุณสมบัติของสัญญาณที่เกิดขึ้นในกิจกรรมแต่ละประเภท โดยประเภทของกิจกรรมจะแบ่งออกเป็นสองส่วนหลัก ๆ คือ ประเภทของกิจกรรมประจำวัน และประเภทของกิจกรรมที่อาจจะก่อให้เกิดความเสี่ยงขึ้นกับผู้สูงอายุ ข้อมูลที่ได้ผ่านขั้นตอนและกระบวนการวิเคราะห์แล้วสามารถที่จะนำคุณสมบัติของข้อมูลแต่ละประเภทมาทำการแยกแยะประเภทของพฤติกรรมได้ เช่น การนำข้อมูลที่ได้จากเซ็นเซอร์วัดความเร่งสามแกน (Accelerometer sensor) มาผ่านกระบวนการทางการวิเคราะห์เชิงโดเมนเวลา เช่น การกรองสัญญาณ การหาค่าอนุพันธ์ทางคณิตศาสตร์เพื่อตัดความถี่ของข้อมูลที่ไม่เกี่ยวข้องออกไป การหาตัวชี้วัดระดับความเข้มของสัญญาณ การตรวจจับสัญญาณที่เส้นตัดศูนย์ การคำนวณหาค่าเวลาที่ใช้ เป็นต้น และเพื่อเพิ่มความแม่นยำในการสรุปประเภทของกิจกรรมของผู้สูงอายุจึงได้มีการนำข้อมูลมาผ่านกระบวนการวิเคราะห์เชิงโดเมนความถี่ เนื่องจากการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงความถี่ทำให้ทราบถึงความถี่เฉพาะ ค่าพลังงานสะสมเฉพาะของกิจกรรมแต่ละประเภทได้ การนำข้อมูลที่ได้จากการวิเคราะห์โดยใช้เทคนิคต่าง ๆ และกระบวนการที่กล่าวมาข้างต้นนี้สามารถที่จะแยกแยะประเภทของกิจกรรมประจำวันของผู้สูงอายุได้ เช่น การเดิน การนั่ง การนอน นอกจากนี้ค่าพลังงานสะสมที่สูงขึ้นกว่าปกติ (มากกว่า 2-3 เท่าของกิจกรรมประจำวัน) อาจจะส่งให้ผลให้เกิดความเสี่ยงหรืออันตรายต่อผู้สูงอายุมากขึ้นด้วยเช่นเดียวกัน มักจะเกิดในกรณีที่ผู้สูงอายุเดินสะดุด หกล้ม ชนสิ่งของ หรือทำให้ร่างกายเกิดการกระแทกที่รุนแรง

การวิเคราะห์การหกล้มของผู้สูงอายุนั้น นอกจากจะใช้เทคนิคการวิเคราะห์เชิงโดเมนเวลาและการวิเคราะห์เชิงโดเมนความถี่แล้ว การวิเคราะห์โดยหาค่าของมุมที่เปลี่ยนไปใน ณ เวลา นั้น ๆ จะทำให้สามารถบ่งบอกได้ว่า ณ เวลาที่ผู้สูงอายุหกล้มจะส่งผลทำให้เกิดพลังงานสูงสุด และตัวชี้วัดระดับความเข้มของสัญญาณสูงสุดนั้น ทำทางและร่างกายของผู้สูงอายุอยู่ในลักษณะที่เกิดการเปลี่ยนแปลงในทันทีและเกิดขึ้นในเวลาอันสั้น

จากผลการทดสอบความแม่นยำในการวิเคราะห์ข้อมูลพบว่าเทคนิคและแนวคิดในการวิเคราะห์ข้อมูลสามารถที่จะแยกแยะประเภทของกิจกรรมที่เกิดขึ้น ได้คิดเป็นร้อยละ 94.16 ของกิจกรรมทั้งหมด

## บทที่ 5

### สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

#### สรุปผล

จากการทดลองและเก็บข้อมูลทำให้ได้ผลการทดสอบในการวิเคราะห์แยกแยะพฤติกรรมในแต่ละประเภทหลักดังนี้

ประเภทกิจกรรมประจำวัน เช่น การเดิน การวิ่ง การนั่งลง การลุกขึ้น สามารถสรุปคุณสมบัติค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณ ค่าพลังงาน ความถี่เฉพาะของสัญญาณ และค่าพลังงานของสเปกตรัมได้ดังนี้

1. การเดิน ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณจะมีค่าเท่ากับ 1.746 (สูงสุด:1.733 ต่ำสุด: 1.730) ค่าพลังงานที่เกิดขึ้นมีค่าเท่ากับ 0.37 (สูงสุด: 0.56 ต่ำสุด: 0.21 ) ความถี่เฉพาะของสัญญาณจะมีเท่ากับ 2.0 เฮิรตซ์ (สูงสุด: 2.5 เฮิรตซ์ ต่ำสุด: 1.0 เฮิรตซ์) และค่าของพลังงานของสเปกตรัมจะมีค่าเท่ากับ  $3.0 \times 10^{-4}$  (สูงสุด:  $3.2 \times 10^{-4}$  ต่ำสุด:  $2.5 \times 10^{-4}$ )

2. การเดินอย่างก้าว ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณจะมีค่าเท่ากับ 1.732 (สูงสุด: 1.735 ต่ำสุด: 1.729) ค่าพลังงานที่เกิดขึ้นมีค่าเท่ากับ 0.39 (สูงสุด: 0.59 ต่ำสุด: 0.23 ) ความถี่เฉพาะของสัญญาณจะมีเท่ากับ 1.0 เฮิรตซ์ (สูงสุด: 1.5 เฮิรตซ์ ต่ำสุด: 0.5 เฮิรตซ์) และค่าของพลังงานของสเปกตรัมจะมีค่าเท่ากับ  $0.5 \times 10^{-4}$  (สูงสุด:  $0.8 \times 10^{-4}$  ต่ำสุด:  $0.1 \times 10^{-4}$ )

3. การวิ่ง ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณจะมีค่าเท่ากับ 1.739 (สูงสุด: 1.740 ต่ำสุด: 1.720) ค่าพลังงานที่เกิดขึ้นมีค่าเท่ากับ 1.34 (สูงสุด: 2.10 ต่ำสุด: 0.78) ความถี่เฉพาะของสัญญาณจะมีเท่ากับ 2 เฮิรตซ์ (สูงสุด: 4.0 เฮิรตซ์ ต่ำสุด: 1.0 เฮิรตซ์) และค่าของพลังงานของสเปกตรัมจะมีค่าเท่ากับ  $2.5 \times 10^{-4}$  (สูงสุด:  $5.2 \times 10^{-4}$  ต่ำสุด:  $2.5 \times 10^{-4}$ )

4. การนั่งบนเก้าอี้ ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณจะมีค่าเท่ากับ 1.731 (สูงสุด: 1.732 ต่ำสุด: 1.730) ค่าพลังงานที่เกิดขึ้นมีค่าเท่ากับ 0.27 (สูงสุด: 0.351 ต่ำสุด: 0.05 ) ความถี่เฉพาะของสัญญาณจะมีเท่ากับ 1.0 เฮิรตซ์ (สูงสุด: 1.5 เฮิรตซ์ ต่ำสุด: 0.5 เฮิรตซ์) และค่าของพลังงานของสเปกตรัมจะมีค่าเท่ากับ  $2.0 \times 10^{-5}$  (สูงสุด:  $2.2 \times 10^{-4}$  ต่ำสุด:  $1.5 \times 10^{-5}$ )

5. การนั่งบนเก้าอี้แล้วลุกขึ้นยืน ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณจะมีค่าเท่ากับ 1.733 (สูงสุด: 1.734 ต่ำสุด: 1.730) ค่าพลังงานที่เกิดขึ้นมีค่าเท่ากับ 0.29 (สูงสุด: 0.310 ต่ำสุด: 0.018 ) ความถี่เฉพาะของสัญญาณจะมีเท่ากับ 1.0 เฮิรตซ์ (สูงสุด: 1.5 เฮิรตซ์ ต่ำสุด: 0.5 เฮิรตซ์) และค่าของพลังงานของสเปกตรัมจะมีค่าเท่ากับ  $1.3 \times 10^{-5}$  (สูงสุด:  $1.5 \times 10^{-4}$  ต่ำสุด:  $1.0 \times 10^{-5}$ )



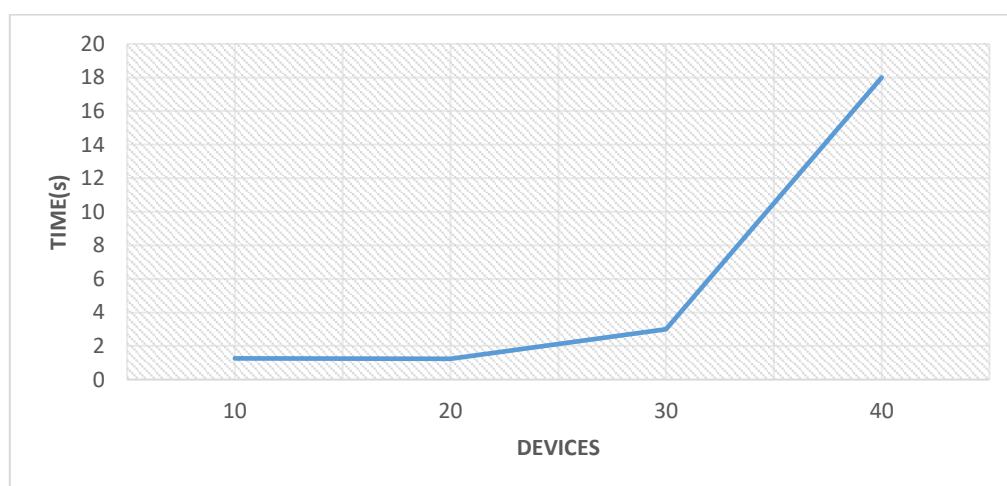
6. การนอนลงบนพื้น (ความสูงจากพื้นไม่เกิน 2 เซนติเมตร) ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณจะมีค่าเท่ากับ 1.735 (สูงสุด: 1.733 ต่ำสุด: 1.731) ค่าพลังงานที่เกิดขึ้นมีค่าเท่ากับ 0.34 (สูงสุด: 0.50 ต่ำสุด: 0.18) ความถี่เฉพาะของสัญญาณจะมีเท่ากับ 1.5 เฮิรตซ์ (สูงสุด: 2.0 เฮิรตซ์ ต่ำสุด: 1.0 เฮิรตซ์) และค่าของพลังงานของสเปกตรัมจะมีค่าเท่ากับ  $7.0 \times 10^{-5}$  (สูงสุด:  $3.2 \times 10^{-4}$  ต่ำสุด:  $2.0 \times 10^{-5}$ )

7. การลุกขึ้นยืนจากพื้น (ความสูงจากพื้นไม่เกิน 2 เซนติเมตร) ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณจะมีค่าเท่ากับ 1.732 (สูงสุด: 1.731 ต่ำสุด: 1.734) ค่าพลังงานที่เกิดขึ้นมีค่าเท่ากับ 0.27 (สูงสุด: 0.37 ต่ำสุด: 0.05) ความถี่เฉพาะของสัญญาณจะมีเท่ากับ 1.5 เฮิรตซ์ (สูงสุด: 2.0 เฮิรตซ์ ต่ำสุด: 1.0 เฮิรตซ์) และค่าของพลังงานของสเปกตรัมจะมีค่าเท่ากับ  $7.0 \times 10^{-5}$  (สูงสุด:  $1.0 \times 10^{-4}$  ต่ำสุด:  $5.9 \times 10^{-5}$ )

ประเภทกิจกรรมการหกล้ม สามารถสรุปคุณสมบัติค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณ ค่าพลังงาน ความถี่เฉพาะของสัญญาณ และค่าพลังงานของสเปกตรัม ได้ดังนี้

1. การหกล้ม ค่าตัวชี้วัดความเข้มของสัญญาณจะมีค่าเท่ากับ 1.732 (สูงสุด: 1.738 ต่ำสุด: 1.726) ค่าพลังงานที่เกิดขึ้นมีค่าเท่ากับ 0.70 (สูงสุด: 1.02 ต่ำสุด: 0.53) ความถี่เฉพาะของสัญญาณจะมีเท่ากับ 1.5 เฮิรตซ์ (สูงสุด: 2.0 เฮิรตซ์ ต่ำสุด: 1.0 เฮิรตซ์) และค่าของพลังงานของสเปกตรัมจะมีค่าเท่ากับ  $3.0 \times 10^{-4}$  (สูงสุด:  $9.0 \times 10^{-4}$  ต่ำสุด:  $1.0 \times 10^{-4}$ )

ผลการทดสอบประสิทธิภาพการทำงานของระบบ โดยการวัดเวลาที่ใช้ในการส่งข้อมูล กำหนดให้มีอุปกรณ์ทั้งหมดในระบบ 10 20 30 และ 40 ตัว ได้ผลการทดสอบดังนี้



ภาพที่ 5-1 เวลาที่ใช้งานเทียบกับจำนวนของอุปกรณ์

จากภาพที่ 5-1 แสดงเวลาที่ข้อมูลถูกส่งจากอุปกรณ์ติดตามตัวจนถึงเวลาที่ข้อมูลถึงเกตเวย์เพื่อทำการบันทึกข้อมูล จะเห็นได้ว่าถ้าภายในระบบที่มีอุปกรณ์ทั้งหมดจำนวน 10 หรือ 20 ตัว อัตราการส่งข้อมูลในอุปกรณ์แต่ละตัวจะยังไม่ส่งผลกระทบต่อเวลาที่ใช้ในการส่งข้อมูลของระบบ ในกรณีที่ภายในระบบมีอุปกรณ์ทั้งหมดจำนวน 30 ตัว อัตราการส่งข้อมูลของอุปกรณ์ในแต่ละตัวจะเริ่มส่งผลกระทบต่อระยะเวลาที่ใช้ในการส่งข้อมูลเพิ่มสูงขึ้นเล็กน้อย และในกรณีที่ภายในระบบมีอุปกรณ์ทั้งหมดจำนวน 40 ตัว อัตราการส่งข้อมูลของอุปกรณ์แต่ละตัวส่งผลกระทบต่อระยะเวลาที่ใช้ในการส่งข้อมูลทั้งหมดของระบบ ทำให้การส่งข้อมูลของอุปกรณ์แต่ละตัวใช้เวลาสูงถึง 18 วินาที

## อภิปรายผล

การวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อแยกแยะประเภทของกิจกรรมการเคลื่อนไหวระหว่างประเภทของกิจกรรมประจำวัน เช่น การเดิน การวิ่ง การนั่ง การนอน เป็นต้น กับประเภทของกิจกรรมที่อาจจะก่อให้เกิดความเสี่ยงกับผู้สูงอายุ เช่น การหกล้ม การกระแทก เป็นต้น สามารถแยกแยะได้โดยใช้ขั้นตอนกระบวนการเทคนิคการวิเคราะห์สัญญาณข้างต้นที่กล่าวมาแล้ว โดยการแยกแยะประเภทของกิจกรรมทั่วไปกับกิจกรรมที่มีความเสี่ยงที่จะเกิดอันตรายต่อผู้สูงอายุจะแยกแยะด้วยค่าของพลังงานที่เกิดขึ้นในแต่ละกิจกรรม กิจกรรมการหกล้มหรือกิจกรรมที่เกิดแรงกระแทกที่รุนแรงจะส่งผลให้เกิดพลังงานสูงขึ้นอย่างกระทันหันมากกว่าปกติ 2-3 เท่า แต่กิจกรรมที่เกิดขึ้นในชีวิตประจำวันจะมีค่าของพลังงานระดับหนึ่งเท่านั้น นอกจากค่าพลังงานที่สามารถจะแยกแยะกิจกรรมที่มีความเสี่ยงได้แล้ว มุมที่เกิดขึ้นและความถี่เฉพาะของข้อมูลที่ได้สามารถนำมาวิเคราะห์ร่วมเพื่อให้เกิดความแม่นยำมากยิ่งขึ้น

ผลการทดสอบประสิทธิภาพการวิเคราะห์พฤติกรรมผู้สูงอายุภายในระบบได้ทำการทดสอบเพื่อวัดผลกิจกรรมทุกกิจกรรม โดยกำหนดให้ทำการทดสอบกิจกรรมละ 40 ครั้ง ได้ผลการทดสอบสามารถตรวจจับการเดินได้ 38 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 95 ตรวจจับการวิ่งได้ 39 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 97.5 ตรวจจับการนั่งได้ 37 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 92.5 ตรวจจับการนอนได้ 35 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 87.5 ตรวจจับการยืนได้ 39 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 97.5 ตรวจจับการหกล้มได้ 38 ครั้ง คิดเป็นร้อยละ 95 และสรุปการตรวจจับกิจกรรมทั้งหมดได้คิดเป็นร้อยละ 94.16 ของกิจกรรมทั้งหมด

โดยจากการเก็บข้อมูลภายในห้องแลปวิจัยเพื่อนำมาใช้ในการวิเคราะห์จะต้องใช้คุณสมบัติของข้อมูลวิเคราะห์ร่วมกันทำให้อาจจะเกิดปัญหาดังนี้

1. การวิเคราะห์เพื่อเก็บข้อมูลจำเป็นจะต้องทำการอ่านข้อมูลจากเซ็นเซอร์ทุก ๆ 100 มิลลิวินาที (ms) ทำให้การส่งข้อมูลผ่านสัญญาณบลูทูธอาจจะเกิดปัญหาขึ้นได้บ้าง ทำให้เกิดการผิดพลาดของข้อมูลระหว่างการส่งข้อมูล
2. การใช้เทคโนโลยีการสื่อสารและส่งข้อมูลผ่านสัญญาณบลูทูธ ทำให้เกิดข้อจำกัดเกี่ยวกับระยะเวลาการติดต่อสื่อสารระหว่างอุปกรณ์เฝ้าติดตามตัวและตัวรับสัญญาณที่จะห่างกันได้ไม่เกิน 10 เมตร
3. อุปกรณ์ทำงานลักษณะของการวิเคราะห์ข้อมูลแบบเรียลไทม์ (Real-Time) การสูญเสียข้อมูลเนื่องจากการส่งข้อมูล อาจจะทำให้การวิเคราะห์ผลข้อมูลผิดพลาดขึ้นได้
4. การวิเคราะห์ข้อมูลจะต้องใช้สมการทางคณิตศาสตร์หลายชั้น เนื่องจากอุปกรณ์เฝ้าติดตามตัวผู้สูงอายุใช้หน่วยประมวลผลค่อนข้างขนาดเล็กเกิดปัญหาในขั้นตอนการประมวลผลได้
5. การวิเคราะห์ร่วมกันของหลาย ๆ ผลลัพธ์ทางคณิตศาสตร์ จำเป็นจะต้องใช้ความจำในการเก็บข้อมูลที่มีขนาดใหญ่

จากข้อมูลที่ได้รับจากการทดสอบจึงได้มีการพัฒนาระบบเพื่อแก้ไขปัญหาที่เกิดขึ้นดังนี้

1. เนื่องจากการเก็บข้อมูลจำเป็นจะต้องใช้ข้อมูลที่เกิดการสูญหายน้อยที่สุดเพื่อให้เกิดความแม่นยำมากที่สุด จึงได้มีการปรับรูปแบบให้อุปกรณ์สามารถที่จะเก็บข้อมูลไว้ภายในตัวเองด้วยก่อนที่จะทำการส่งข้อมูล เพื่อนำข้อมูลดังกล่าวมาใช้ในการวิเคราะห์ร่วมด้วย
2. มีการพัฒนาโปรแกรมโดยใช้ Android application เป็นตัวอุปกรณ์รับข้อมูลชั่วคราวเพื่อให้อุปกรณ์เฝ้าติดตามตัวติดต่อกับ Smart phone ในระยะใกล้เพื่อเก็บข้อมูล
3. การใช้ Android application ใน Smart phone ช่วยลดระยะเวลาในการติดต่อสื่อสารกับอุปกรณ์เฝ้าติดตามตัว จึงทำให้การสูญเสียของข้อมูลลดลงด้วยเช่นกัน
4. ได้มีการเลือกใช้สมการทางคณิตศาสตร์ที่ซับซ้อนน้อยหรือใช้หน่วยความจำน้อยมาแทนที่การคำนวณแบบเดิม
5. มีการลดการใช้หน่วยความจำในบางการทดลองโดยเก็บเฉพาะผลลัพธ์ที่ได้แทนที่การเก็บข้อมูลทั้งหมดเพื่อลดการใช้หน่วยความจำของตัวอุปกรณ์

### ข้อเสนอแนะ

เนื่องจากการทดสอบดังกล่าวยังเกิดขึ้นภายในห้องแลปวิจัย ทำให้ข้อมูลที่น่ามาใช้ในการวิเคราะห์อาจไม่ตรงกับลักษณะหรือท่าทางของผู้สูงอายุในบางท่าทาง ซึ่งส่งผลทำให้ผลการวิเคราะห์เกิดความคลาดเคลื่อนจากความเป็นจริงได้ ดังนั้นจึงได้มีการทำความร่วมมือกับเทศบาลตำบลแสนสุข อำเภอเมือง จังหวัดชลบุรี เพื่อทำการวิจัยและเก็บข้อมูลลักษณะและท่าทางการ

เคลื่อนไหวของผู้สูงอายุจนทำให้สามารถนำข้อมูลมาปรับใช้หรือเปรียบเทียบกับข้อมูลที่มีอยู่จนสามารถที่จะกำหนดคุณสมบัติเฉพาะของพฤติกรรมแต่ละประเภทของผู้สูงอายุได้อย่างแม่นยำมากยิ่งขึ้น

## บรรณานุกรม

- เฉลิมชาติ วรรณพฤษ. (2548). *การหกล้มในผู้สูงอายุ*. กรุงเทพฯ: ชุมนุมสหกรณ์การเกษตรแห่งประเทศไทย.
- เฉลิมวุฒิ ไวนชะ และสมชาย จิตตะพันธ์กุล. (2545). *ทฤษฎีพื้นฐานของ Hidden Markov Model*. เข้าถึงได้จาก [pioneer.netserv.chula.ac.th/~wlunchak/ping.pdf](http://pioneer.netserv.chula.ac.th/~wlunchak/ping.pdf)
- ไพพลวรรณ สัทธานนท์, ผกามาศ พิริยะประสาธน์, ชันยาภรณ์ อรัญวาลัย และกฤษณา กระจานาคม (2558). *การล้มในผู้สูงอายุไทยในเขตเมืองและชานเมือง : อุบัติการณ์ ปัจจัยเสี่ยง การจัดการและการป้องกัน*. กรุงเทพฯ: สถาบันวิจัยระบบสาธารณสุข.
- คณะพยาบาลศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย. (2545). *โครงการขยายโอกาสทางการเรียนรู้ ด้านการดูแลตนเองสู่ประชาชน*. กรุงเทพฯ: จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- ชมพูนุท พรหมภักดี. (2556). *การเข้าสู่สังคมผู้สูงอายุของประเทศไทย*. เข้าถึงได้จาก <http://i-likeweb.com/demo/ebook/uploads/ebooks/file/bec12fa3e178c592e6c4686f054074f1.PDF>
- ธัญญารัตน์ อโนทัยสินทวี, แสงศุติ ธรรมไกรสร, พัฒน์ศรี ศรีสุวรรณ และชลัญจร โยธาสมุทร. (2558). *คู่มือป้องกันการหกล้มในผู้สูงอายุ*. กรุงเทพฯ: มูลนิธิสถาบันวิจัยและพัฒนาผู้สูงอายุไทยและสำนักงานกองทุนสนับสนุนการสร้างเสริมสุขภาพ.
- ประเสริฐ อัสสันตชัย. (2554). *ปัญหาสุขภาพที่พบบ่อยในผู้สูงอายุและการป้องกัน*. กรุงเทพฯ: ภาควิชาเวชศาสตร์ป้องกันและสังคม คณะแพทยศิริราชพยาบาล มหาวิทยาลัยมหิดล.
- ปัทมา ว่าพัฒนางศ์, ปราโมทย์ ประสาทกุล และสุริย์พร พันพื้ง. (2556). *การศึกษาวิเคราะห์ผลกระทบเชิงนโยบายต่อการพัฒนาประเทศจากผลการคาดประมาณประชากรของประเทศไทย พ.ศ. 2553 -2583*. กรุงเทพฯ: เดือนตุลา.
- มูลนิธิสถาบันวิจัยและพัฒนาผู้สูงอายุไทย. (2553). *รายงานประจำปีสถานการณ์ผู้สูงอายุไทย พ.ศ.2553*. กรุงเทพฯ: ที คิว พี
- ราชวิทยาลัยทันตแพทย์แห่งประเทศไทย. (2556). *ประเทศไทย... ก้าวสู่สังคมผู้สูงอายุเกือบเต็มตัวแล้ว*. เข้าถึงได้จาก <http://www.royalthaident.org/dentist/talk/7>
- วสุวัฒน์ กิตติสมประยูรกุล. (2552). *ตำราเวชศาสตร์ฟื้นฟู (พิมพ์ครั้งที่ 2)*. กรุงเทพฯ : ภาควิชาเวชศาสตร์ฟื้นฟู คณะแพทยศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- สมประวิณ มันประเสริฐ. (2553). *การเปลี่ยนแปลงโครงสร้างประชากรกับผลกระทบต่อเศรษฐกิจมหภาค*. กรุงเทพฯ: สำนักงานกองทุนสนับสนุนการวิจัย.

- สำนักงานสถิติแห่งชาติ. (2557). รายงานการสำรวจประชากรสูงอายุในประเทศไทย. กรุงเทพฯ: เท็กซ์ แอนด์ เจอร์นัล พับลิเคชั่น.
- สุทธิชัย จิตะพันธ์กุล. (2544). *หลักสำคัญของวิทยาศาสตร์ผู้สูงอายุ*. กรุงเทพฯ: ภาควิชาอายุรศาสตร์ คณะแพทยศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- Antonsson, E.K., Mann, R.W. (1985). The frequency content of gait. *Journal of Biomechanics*, 18(1), 39-47.
- Aminian, K., Robert, P., Jequier, E. & Schutz, Y. (1995). *Aincline, speed, and distance assessment during unconstrained walking*. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 27(2), 226-234.
- Aminian, K., Robert, P., Buchser, E., Rutschmann, B., Hayoz, D. & Depairon, M. (1999). Physical activity monitoring based on accelerometry: validation and comparison with video observation. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 37, 304–308.
- Argenox Technologies LLC. (2016). BLE Physical Layer. Retrieved from: <http://www.argenox.com/a-ble-advertising-primer/>.
- Bao, L. & Intille, S.S. (2004). Activity recognition from user-annotated acceleration data. In *Proceedings of PERVASIVE 2004* (pp. 1-17). Germany: Berlin Heidelberg.
- Bersch, S.D., Azzi, D., Khusainov, R. Achumba, I.E. & Ries, J. (2014). Sensor Data Acquisition and Processing Parameters for Human Activity Classification. *Sensors* (2014), 14(3), 4239–4270.
- Bouten, C.V., Koekkoek, K.T., Verduin, M., Kodde, R. & Janssen, J.D. (1997). A triaxial accelerometer and portable data processing unit for the assessment of daily physical activity. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 44(3), 136-147.
- Bussmann, J.B.J., Martens. W.L., Tulen, J.H.M. Schasfoort, F.C., Berg Emons, H.J. & Stam, H.J.S. (2001). Measuring daily behavior using ambulatory accelerometry: the Activity Monitor. *Behavior Research Methods, Instruments, and Computers*, 33, 349-356.

- Casale, P., Pujol, O. & Radeva, P. (2009) Face-to-Face Social Activity Detection Using Data Collected with a Wearable Device. *Procedia Computer Science*, 34(2014), 450-457.
- Fahrenberg, J., Foerster, F., Smeja, M. & Muller, W. (1997). Assessment of posture and motion by multichannel piezoresistive accelerometer recordings. *Psychophysiology*, 34, 607-612.
- Farrington, J., Moore, A.J., Tilbury, N., Church, J. & Biemond, P.D. (1999). Wearable Sensor Badge and Sensor Jacket for Context Awareness. In *proceedings of The Third International Symposium on Wearable Computers* (pp. 107-114). U.S.A.: San Francisco.
- Foerster, F. & Fahrenberg, J. (2000). Motion pattern and posture: correctly assessed by calibrated accelerometers. *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers*, 32(3), 450-457.
- Foerster, F., Smeja, M. & Fahrenberg, J. (1999). Detection of posture and motion by accelerometry: A validation study in ambulatory monitoring. *Computers in Human Behavior*, 15(1), 571-583.
- Gjoreski, H., Gams, M. & Chorbev, I. (2010). 3-axial accelerometers activity recognition. In *proceedings of ICT Innovations 2010*. (51-58). Macedonia: Skopje.
- Guerreiro, T., Gamboa, R. & Jorge, J. (2008). Mnemonical body shortcuts: improving mobile interaction. In *Proceedings of the 15<sup>th</sup> European conference on Cognitive ergonomics: the ergonomics of cool interaction (ECCE'08)* (pp. 1-8). U.S.A.: New York.
- Hall, M., Frank, E., Holmes, G., Pfahringer, B., Reutemann, P. & Witten, I.H. (2009). The WEKA data mining software: An update. *SIGKDD Explorations*, 11(1), 10-18.
- Healey, J. & Logan, B. (2005). Wearable wellness monitoring using ecg and accelerometer data. In *Proceedings of the 9<sup>th</sup> International Symposium on Wearable Computers* (pp. 1-8). Japan: Osaka.
- Ho, J. (2004). *Interruptions: Using activity transitions to trigger proactive messages*. Master's Thesis, Massachusetts Institute of Technology.
- Huynh, D.T.G. (2008). Human Activity Recognition with Wearable Sensors. Doctoral dissertation, Technische Universität.

- Huynh T. & Schiele B. (2005). Analyzing Features for Activity Recognition. In *Proceedings of the 2005 Joint Conference on Smart Objects and Ambient Intelligence: Innovative Context-Aware Services: Usages and Technologies* (pp. 159-163). France: Grenoble.
- Karantonis, D., Narayanan, M., Mathie, M., Lovell, N. & Celler, B. (2006). Implementation of a real-time human movement classifier using a triaxial accelerometer for ambulatory monitoring. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 10(1), 156–167.
- Kawahara, H.S.Y., Kurasawa, H., H.H.M. & Aoyama, T. (2005). A Context-Aware Collaborative Filtering Algorithm for Real World Oriented Content Delivery Service. In *Proceedings of 7<sup>th</sup> International Conference Ubiquitous Computing* (pp. 331-339). Japan: Tokyo.
- Kawahara, Y., Ryu, N. & Asami, T. (2009). Monitoring daily energy expenditure using a 3-axis accelerometer with a low-power microprocessor. *International Journal on Human-Computer Interaction*, 1(5), 145–154.
- Keogh, E., Chu, S., Hart, D. & Pazzani, M. (2001). An Online Algorithm for Segmenting Time Series. In *Proceedings of the International Conference on Data Mining* (289-296). U.S.A.: San Jose, CA.
- Khan, A.M. (2011). *Human Activity Recognition Using A Single Tri-axial Accelerometer*. Doctoral dissertation, Department of Computer Engineering, Kyung Hee University Seoul, Korea
- Kim, I.J., Im, S., Hong, E., Ahn, S.C., & Kim, H.G. (2007). ADL classification using triaxial accelerometers and RFID. In *Proceedings of the International Conference on Ubiquitous Computing Convergence Technology*. China: Beijing.
- Kozina, S., Lustrek, M. & Gams, M. (2011). *Dynamic signal segmentation for activity recognition*. In *Proceedings of International Joint Conference on Artificial Intelligence* (15-22). Spain: Barcelona.
- Lee, S.W. & Mase, K. (2002). Activity and location recognition using wearable sensors. *IEEE Pervasive Computing*, 1(3), 24–32.



- Liang, D., Zhao, G. & Guo, Y. (2012). Pre-impact & impact detection of falls using wireless Body Sensor Network. In *Proceedings of the IEEE-EMBS International Conference on Biomedical and Health Informatics (BHI 2012)* (763-766). China: Hong Kong & Shenzhen.
- Luukinen, H., Koski, K., Laippala, P. & Kivela, S. L. (1995). Predictors for recurrent falls B41 among the home-dwelling elderly. *Scandinavian Journal of Primary Health Care*, 13(4). 294-299.
- Makikawa, M. & Iizumi, H. (1995). Development of an ambulatory physical activity memory device and its application for the categorization of actions in daily life. *Medinfo*, 8(1), 747-750.
- Mathie, M. (2003). *Monitoring and interpreting human movement patterns using a triaxial accelerometer*. Doctoral dissertation, University of New South Wales.
- Mathiel, M.J., Coster, A.C.F., Lovell, N.H. & Celler, B.G. (2004). Accelerometry: providing an integrated, practical method for long-term, ambulatory monitoring of human movement. *Physiological Measurement*, 25(2), R1-R20.
- Matlab. (2014). MATLAB—*The Language of Technical Computing*. Retrieved from: <http://www.mathworks.cn/products/matlab/>.
- Maurer, U., Smailagic, A., Siewiorek, D.P., Deisher, M. (2006). Activity Recognition and Monitoring Using Multiple Sensors on Different Body Positions. In *Proceedings of the International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks 2006* (pp. 113–116). U.S.A.: Boston.
- Najafi, B., Aminian, K., Paraschiv-Ionescu, A., Loew, F., Bla, C.J. & Robert. P. (2003). Ambulatory system for human motion analysis using a kinematic sensor: Monitoring of daily physical activity in the elderly. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 50(6), 711-23.
- Nambu, M. (2007). Body surface mounted biomedical monitoring system using bluetooth. In *Proceedings of the 29<sup>th</sup> Annual International Conference of the IEEE on Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS'07)* (pp. 1824-1825). France: Lyon.
- Nham, B., Siangliulue, K. & Yeung, S. (2008). *Predicting Mode of Transport from iPhone Accelerometer Data*. Machine Learning Final Projects, Stanford University.

- Nyan, M.N., Tay, F.E., Seah, K.H. & Sitoh, Y.Y. (2006). Classification of gait patterns in the time-frequency domain. *Journal of Biomechanics*, 39(14), 2647-2656.
- Ortiz, J., Olaya, A.G. & Borrajo, D. (2011). A Dynamic Sliding Window Approach for Activity Recognition. In *Proceedings of the International Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization* (pp. 219–230). Spain: Girona.
- Parkka, J., Cluitmans, L. & Ermes, M. (2010). Personalization algorithm for real-time activity recognition using PDA, wireless motion bands, and binary decision tree. *IEEE Transactions On Information Technology in Biomedicine*, 14(5), 1211–1215.
- Patterson, D.J., Fox, D., Kautz, H. & Philipose, M. (2005). Fine-Grained Activity Recognition by Aggregating Abstract Object Usage. In *Proceedings of the International Semantic Web Conference (ISWC)* (pp. 44-51). Ireland: Galway.
- Pietka, E. (1988). Expert systems in parameter extraction of the ECG signal. In *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* (pp. 165-166). U.S.A.: New Orleans.
- Potter, J.M., Evans, A.L. & Duncan, G. (1995). Gait speed and activities of daily living function in geriatric patients. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 76(11), 997-999.
- Preece, S.J., Goulermas, J.Y., Kenney, L.P. & Howard, D. (2009). Activity identification using body-mounted sensors—a review of classification techniques. *Physiological Measurement*, 30(4), R1–R33.
- Ravi, N., Dandekar, N., Mysore, P., & Littman, M.L. (2005). Activity recognition from accelerometer data. In *Proceedings of the 17<sup>th</sup> conference on Innovative applications of artificial intelligence* (pp. 1541-1546). Pennsylvania: Pittsburgh.
- Rodgers, J., & Nicewander, W. (1988). Thirteen ways to look at the correlation coefficient. *The American Statistician*, 42(1), 59–66.
- Roggen, D., Calatroni, A., Rossi, M., Holleczeck, T., Forster, K., Tröster, G., Lukowicz, P., Bannach, D., Pirkl, G., Ferscha, A., et al. (2010). Collecting complex activity datasets in highly rich networked sensor environments. In *Proceedings of the 7<sup>th</sup> International Conference on Networked Sensing Systems (INSS)* (pp. 233-240). Germany: Kassel.

- Park, S. & Jayaraman, S. (2003). *Enhancing the quality of life through wearable technology*. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 22(3), 41 – 48.
- Salarian, A., Russmann, H., Wider, C., Burkhard, P.R., Vingerhoets, F.J.G. & Aminian, K. (2007). Quantification of tremor and bradykinesia in Parkinson's disease using a novel ambulatory monitoring system. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 54(2), 313–322.
- Santos, A.C., Tarrataca, L., Cardoso, J.M.P., Ferreira, D.R., Diniz, P.C., & Chainho, P. (2009). Context inference for mobile applications in the UPCASE project. Springer: In *Proceedings of the 2<sup>nd</sup> International Conference on Mobile Wireless Middleware, Operating Systems, and Applications (MOBILWARE 2009)* (pp. 352-365). Germany: Berlin Heidelberg.
- Sekine, M., Tamura, T., Fujimoto, T. & Fukui, Y. (2000). Classification of waist-acceleration signals in a continuous walking record. *Medical Engineering & Physics*, 22(4), 285-291.
- Sekine, M., Tamura, T., Akay, M., Fujimoto, T., Togawa, T., & Fukui, Y. (2002). Discrimination of walking patterns using wavelet-based fractal analysis. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 10(3), 188-196.
- Shang, C. & Chu, J. (1995). Time series segmentation: A sliding window approach. *Information Sciences*, 85(1-3), 147–173.
- Sun, M. & Hill, J.O. (1993). A method for measuring mechanical work and work efficiency during human activities. *Journal of Biomechanics*, 26(3), 229-241.
- Terrier, P., Ladetto, Q., Merminod, B. & Schutz, Y. (2000). High-precision satellite positioning system as a new tool to study the biomechanics of human locomotion. *Journal of Biomechanics*, 33(12), 1717-1722.
- Troy, B.S., Kenney, D.E. & Sabelman, E.E. (1999). *Sit-to-stand as an evaluation tool for balance*. GSA 52nd Annual Scientific Meeting. U.S.A.: San Francisco:
- Vail, D. & Veloso, M. (2004). Learning from Accelerometer Data on a Legged Robot. In *Proceedings of the 5<sup>th</sup> IFAC/EURON Symposium on Intelligent Autonomous Vehicles*. Retrieved from: <http://www.cs.cmu.edu/~coral/old/publinks/mmv/04iav-doug.pdf>

- Veltink, P.H., Engberink, E.G.O., Van Hilten, B.J., Dunnewold, R. & Jacobi, C. (1995).  
Towards a new method for kinematic quantification of bradykinesia in patients with  
Parkinson's disease using triaxial accelometry. In *Proceedings of the IEEE 17<sup>th</sup> Annual  
Conference Engineering in Medicine and Biology Society* (pp. 1303-1304). Canada:  
Montrkal.
- Veltink, P.H., Bussmann, H.B.J., Vries, W.de., Martens, W.L.J. & Lummel, R.C.van. (1996).  
Detection of static and dynamic activities using uniaxial accelerometers. *IEEE  
Transactions on Rehabilitation Engineering*, 40(4), 375-385.
- Wang, N., Ambikairajah, E., Lovell, N.H. & Celler, B.G. (2007). Accelerometry based  
classification of walking patterns using time-frequency analysis. In *Proceedings of the  
29<sup>th</sup> Annual International Conference of the IEEE on Engineering in Medicine and  
Biology Society (EMBS'07)* (pp. 4899-4902). France: Lyon
- Williams, G., Doughty, K., Cameron, K. & Bradley, D.A. (1998). A smart fall and activity  
monitor for telecare applications. In *Proceedings of the 20<sup>th</sup> Annual International  
Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*  
(pp. 1151-1154). China: Hong Kong
- Yuan, X., Yu, S., Dan, Q., Wang, G. & Liu, S. (2015). Fall detection analysis with wearable  
MEMS-based sensors. In *Proceedings of the 16<sup>th</sup> International Conference on  
Electronic Packaging Technology Electronic Packaging Technology (ICEPT)*  
(pp. 1184-1187). China: Shangsha.