



การพัฒนาระบบการตรวจจับการล้มโดยใช้สายรัดข้อมือ

A Development of Fall Detection Systems Using Wristband

ชนินท์ วงษ์ใหญ่* อภิรักษ์ กักดีวงศ์ และ สมหมาย บัวเข็มแสง

Chanin Wongyai* Apiruk puckdeevongs and Sommai Buayamsang

วิทยาลัยวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยรังสิต ปทุมธานี ประเทศไทย

College of Engineering, Rangsit University, Pathum Thani, Thailand

*Corresponding author, E-mail: chanin.w@rsu.ac.th

บทคัดย่อ

วิธีการตรวจจับการล้มที่มีการใช้งานอยู่ในปัจจุบัน จะตรวจสอบได้จากอุปกรณ์ที่ติดอยู่ในระดับเอว แต่เนื่องจากบริเวณดังกล่าวยังไม่ใช่ตำแหน่งที่เหมาะสมกับการเป็นอุปกรณ์ติดตัว ดังนั้นในงานวิจัยนี้ใช้อุปกรณ์ตรวจจับการล้มในรูปแบบสายรัดข้อมือ และพัฒนาวิธีการตรวจจับการล้มให้รองรับการเคลื่อนไหวจากข้อมือ โดยใช้ข้อมูลจากเซ็นเซอร์ตรวจจับความเร่ง มาวิเคราะห์โดยใช้วิธีการตัดสินใจจากเกณฑ์ระดับความเร่ง เพื่อแยกแยะระหว่างการเคลื่อนไหวปกติในชีวิตประจำวันและการล้ม โดยทดสอบด้วยรูปแบบการเคลื่อนไหวปกติ 8 รูปแบบ และการล้ม 5 รูปแบบ จากการทดสอบการล้มจากผู้ทดสอบจำนวน 5 คน ที่มีความแตกต่างด้านความสูงและน้ำหนัก พบว่าวิธีการตัดสินใจจากเกณฑ์ระดับความเร่ง สามารถแยกความแตกต่างได้ถูกต้อง 93.1%

คำสำคัญ: การล้ม, ตรวจจับการล้ม, สายรัดข้อมือ, เซ็นเซอร์ตรวจจับความเร่ง

Abstract

In the present, fall detection methods are used to recognize motions through devices attached to the waist. Considering the waist being an unnatural position and an unsuitable part of the body to carry such a device, this paper aimed to present a wrist band as an alternative fall detector and develop the algorithm that is able to monitor hand/arm movements. Data collected from an accelerometer sensor were analyzed using a threshold-based algorithm to help distinguish falls from activities of daily life (ADL). The recognition of 8 daily life activities and 5 fall patterns was tested to reduce problems of false alarms. Experimental results with 5 participants of different heights and weights showed that the overall accuracy of the proposed method was 93.1%.

Keywords: falling, fall detection, Wrist-Band, accelerometer



1. บทนำ

ด้วยอุบัติเหตุที่มักเกิดขึ้นได้ในชีวิตประจำวัน การลื่นถื่นว่าเป็นอุบัติเหตุที่เกิดขึ้นได้บ่อย และยังเป็นสาเหตุที่อาจทำให้เกิดการบาดเจ็บและเสียชีวิตได้ โดยเฉพาะเมื่อเกิดขึ้นกับผู้ป่วยหรือผู้สูงอายุ ที่ไม่สามารถช่วยเหลือตัวเองได้ ดังนั้น จึงได้มีการออกแบบวิธีการเพื่อช่วยเหลือผู้ป่วยหรือผู้สูงอายุ ที่เกิดการลื่นโดยได้ออกแบบเป็นอุปกรณ์ติดตัวเพื่อช่วยในการตรวจการเคลื่อนไหวในกรณีที่เกิดการลื่นขึ้น และให้มีการแจ้งเตือนไปยังผู้ดูแล

การออกแบบอุปกรณ์ติดตัวประกอบด้วยส่วนประกอบ 2 ส่วนคือส่วนของฮาร์ดแวร์ที่เป็นเครื่องมือที่ติดไว้ตามส่วนต่างๆของร่างกาย เพื่อใช้ตรวจจับการเคลื่อนไหว และอีกส่วนคือ วิธีการวิเคราะห์รูปแบบการเคลื่อนไหว ที่ผ่านมามีงานวิจัยต่างๆที่ได้ออกแบบเพื่อทำอุปกรณ์ตรวจจับการเคลื่อนไหว และการวิเคราะห์รูปแบบการเคลื่อนไหว เพื่อแยกแยะระหว่างการเคลื่อนไหวปกติและการลื่น เช่น ออกแบบเป็นอุปกรณ์ติดที่คอเสื้อ (He. et al, 2016) ออกแบบโดยใช้สมาร์ตโฟนเป็นอุปกรณ์ตรวจจับ โดยพกไว้กระเป๋ากางเกง (Hsu. et al, 2016; Ning. et al, 2018; Shahzad & Kim, 2019) หรือการตรวจจับการเคลื่อนไหวโดยใช้เซ็นเซอร์ที่อยู่ระดับเอว (Tsinganos & Skodras, 2018; Caya. et al, 2018)

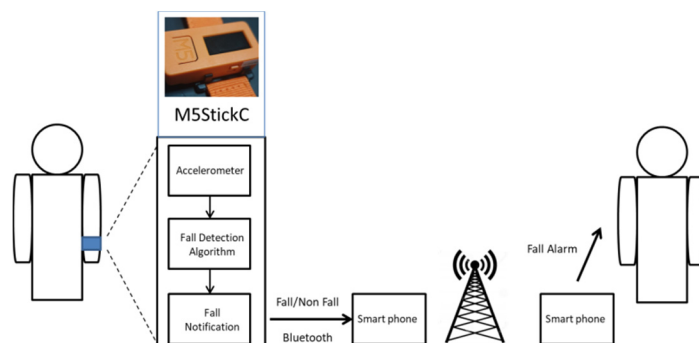
ในงานวิจัยที่ผ่านมาส่วนมากเป็นการติดตั้งไว้ที่ตำแหน่งเอว หรือกึ่งกลางร่างกายเป็นหลัก ซึ่งในการใช้งานจริงตำแหน่งดังกล่าวเป็นตำแหน่งที่ไม่สะดวกต่อการใช้งาน เช่น ในเวลาอาบน้ำ ดังนั้นในงานวิจัยนี้ได้มีการเปลี่ยนตำแหน่งการติดตั้งจากบริเวณกึ่งกลางลำตัวมาเป็นบริเวณข้อมือ เพื่อให้สะดวกต่อการใช้งาน แต่เนื่องจากบริเวณข้อมือที่มีการเคลื่อนไหวที่อิสระมากกว่า จึงต้องออกแบบวิธีการวิเคราะห์รูปแบบการเคลื่อนไหวให้เหมาะสมมากขึ้น

2. วัตถุประสงค์

พัฒนาระบบการตรวจจับการลื่นแบบสายรัดข้อมือและวิเคราะห์การลื่นด้วยเทคนิคการตัดสินใจจากเกณฑ์ระดับความเร่ง โดยใช้ข้อมูลการเคลื่อนไหวจากบริเวณข้อมือ

3. อุปกรณ์และวิธีการ / วิธีดำเนินการวิจัย

ในขั้นตอนการวิจัย ได้มีการใช้อุปกรณ์สายรัดข้อมือ M5StickC ที่ประกอบด้วยไมโครคอนโทรลเลอร์ชนิด ESP32S และเซ็นเซอร์ตรวจจับความเร่ง (Accelerometer) MPU6886 โดยอุปกรณ์สายรัดข้อมือจะใช้ในการตรวจจับการเคลื่อนไหว และเมื่อเกิดการลื่นเกิดขึ้น จะมีการวิเคราะห์รูปแบบความเร่งที่ได้จากเซ็นเซอร์ตรวจจับความเร่ง เมื่อพบว่ามีการเกิดขึ้นจะส่งสัญญาณเพื่อแจ้งเตือนไปยังผู้ที่เกี่ยวข้อง เนื่องด้วยสายรัดข้อมือที่ออกแบบมีเพียงไมโครคอนโทรลเลอร์ชนิด ESP32S ซึ่งสามารถส่งข้อมูลด้วยสัญญาณไวไฟและบลูทูธเท่านั้น จึงไม่สามารถส่งข้อมูลไปยังผู้ที่เกี่ยวข้องที่อยู่ไกลได้ ดังนั้นจึงให้มีการส่งข้อมูลการลื่นผ่านสัญญาณบลูทูธไปยังสมาร์ตโฟน เพื่อใช้ส่งการแจ้งเตือนไปยังผู้ที่เกี่ยวข้อง ดังแสดงตามรูปที่ 1

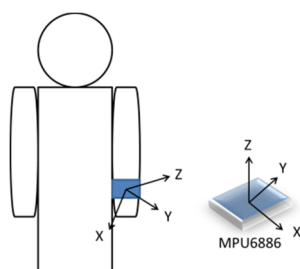


รูปที่ 1 ระบบการตรวจจับการล้มแบบสายรัดข้อมือ

ในการวิเคราะห์เพื่อตรวจจับการล้ม ได้มีการเก็บข้อมูลรูปแบบการเคลื่อนไหวในชีวิตประจำวันแบบทั่วไป เช่นการเดิน วิ่ง นั่ง และการล้มกระทบพื้น ตามชุดข้อมูลทดสอบมาตรฐาน SisFall (Sucerquia et al, 2017) และในงานวิจัยนี้ได้มีการเพิ่มรูปแบบการเคลื่อนไหวส่วนแขนโดยเฉพาะเช่น การแกว่งแขน การปรบมือ และการโบกมือ ซึ่งไม่มีในชุดทดสอบมาตรฐาน โดยเก็บข้อมูลการเคลื่อนไหวโดยใช้เซ็นเซอร์วัดความเร่งที่อยู่ในสายรัดข้อมือ โดยให้ผู้ทดสอบจำนวน 5 คน ทดสอบการเคลื่อนไหว 8 รูปแบบ และทดสอบการล้ม 5 รูปแบบ โดยแต่ละรูปแบบจะทดสอบจำนวน 70 ครั้ง เพื่อนำข้อมูลค่าความเร่งและเวลาอ้างอิงมาหาเอกลักษณ์และความสัมพันธ์ หลังจากนั้นจะนำข้อมูลมาออกแบบวิธีการตรวจจับการล้ม โดยใช้วิธีการตัดสินจากเกณฑ์ระดับความเร่ง จากนั้นจะทดสอบการล้มจริงด้วยการให้ผู้ทดสอบชุดเดิมจำนวน 5 คน โดยให้มีการเคลื่อนไหวปกติในชีวิตประจำวัน 8 รูปแบบ และทดสอบการล้ม 5 รูปแบบ โดยแต่ละรูปแบบจะทดสอบจำนวน 30 ครั้ง ผู้ทดสอบมีความแตกต่างด้านน้ำหนักและส่วนสูง โดยน้ำหนักอยู่ระหว่าง 65-90 กิโลกรัม และความสูงอยู่ระหว่าง 165-180 เซนติเมตร

3.1 การรวบรวมข้อมูลความเร่ง

งานวิจัยนี้ใช้เซ็นเซอร์ตรวจวัดความเร่ง เพียงชนิดเดียว เพื่อใช้สำหรับเป็นตัววัดความเร่งที่เกิดขึ้นในแนวแกน X Y และ Z โดยเซ็นเซอร์จะถูกติดอยู่ที่ข้อมือโดยใช้สายรัดข้อมือ แสดงดังภาพที่ 1 ดังนั้นเมื่อมีการเคลื่อนไหว ความเร่งจะเกิดขึ้นในแนวแกน X Y และ Z ข้อมูลความเร่งสามารถนำมาใช้งานในการตรวจจับการเคลื่อนไหวได้



รูปที่ 2 แนวแกนอ้างอิงของเซ็นเซอร์ตรวจวัดความเร่ง



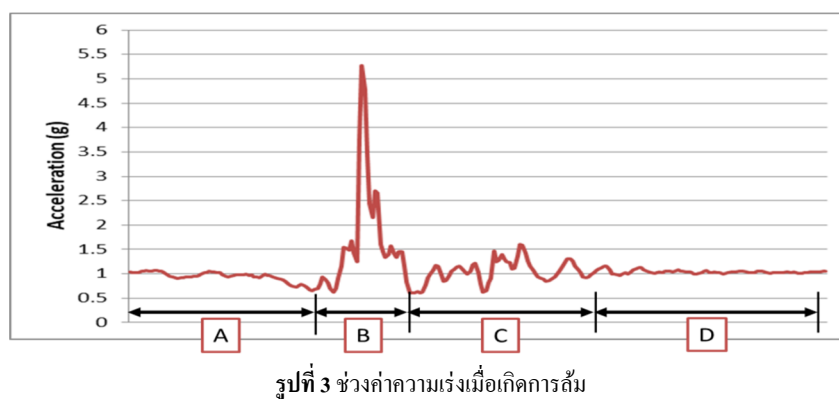
ในการใช้งานเซ็นเซอร์จะอยู่ที่ข้อมือ ดังนั้นในการเคลื่อนไหวกของแขน ความเร่งจะเกิดขึ้นในแนวแกน X, Y และ Z โดยอิสระ จากนั้นจะนำค่าความเร่งที่เกิดขึ้นในแต่ละแนวแกน มาคำนวณเป็นขนาดของความเร่งเพื่อให้ได้ค่าความเร่งโดยไม่มีผลจากทิศทางของแนวแกน ดังแสดงในสมการที่ (1) โดยที่ A คือขนาดของความเร่ง A_x คือค่าความเร่งในแนวแกน X A_y คือค่าความเร่งในแนวแกน Y และ A_z คือค่าความเร่งในแนวแกน Z

$$A = \sqrt{A_x^2 + A_y^2 + A_z^2} \quad (1)$$

3.2 วิธีการตรวจจับการล้ม

จากข้อมูลการล้มเมื่อตรวจจับการเคลื่อนไหวกบริเวณข้อมือ ในวิธีการตรวจจับการล้มจะเป็นการพิจารณาข้อมูลของความเร่งออกเป็น 4 ช่วงคือ 1. ช่วงก่อนล้ม 2. ช่วงล้มอยู่ในสภาวะตกกระทบพื้น 3. ช่วงหลังจากกระทบพื้น และ 4. ช่วงสภาวะหยุดนิ่งหลังกระทบพื้น แสดงในช่วง A B C และ D ตามลำดับ ตามรูปที่ 3

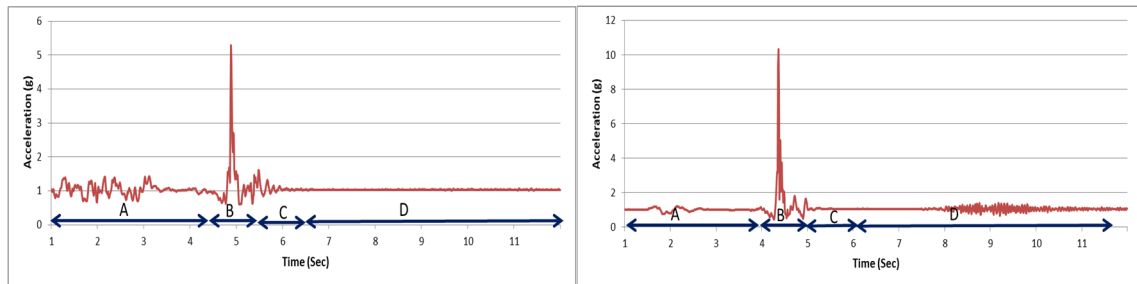
ในลักษณะการล้ม ช่วงก่อนที่จะล้มร่างกายจะอยู่ในสภาวะหยุดนิ่ง ค่าความเร่งจะอยู่ที่ประมาณ 0.98 g-1.0 g แสดงในจุด A ตามรูปที่ 3 และเมื่อเกิดการล้มค่าความเร่งจะอยู่ในช่วงที่มากกว่า 4.0 g แสดงในจุด B ตามรูปที่ 3 เนื่องจากแขนจะเป็นตำแหน่งที่เกิดแรงเหวี่ยงที่สูงมากเนื่องจากจะเคลื่อนไหวกได้อิสระมากกว่าตำแหน่งอื่นของร่างกาย จึงทำให้ได้ค่าความเร่งที่สูงโดยค่าความเร่งจะมีการเปลี่ยนแปลงโดยเพิ่มขึ้นสูงเมื่อมีการล้มและกระทบพื้น และเมื่อร่างกายกระทบพื้นจะยังการเคลื่อนไหวกอยู่ช่วงหนึ่ง ในช่วงนี้ค่าความเร่งจะอยู่ระหว่าง 0.5 g-1.5 g แสดงในจุด C ตามรูปที่ 3 และเมื่อเกิดการล้มจนไม่สามารถเคลื่อนไหวกได้ ค่าความเร่งจะอยู่ที่ประมาณ 0.9 g-1.0 g แสดงในจุด D ตามรูปที่ 3



ในรูปที่ 4 เป็นตัวอย่างของค่าความเร่งเมื่อเกิดการล้ม โดยในรูปที่ 4(a) เป็นการล้มหลังจากการเดิน จะพบว่าเมื่อเกิดการล้ม ก่อนที่ร่างกายจะกระทบพื้น(ช่วง A) จะมีค่าความเร่งที่ลดลงต่ำกว่า 1.0 g ซึ่งจะอยู่ในช่วงระหว่าง 0.8 g-1.0 g และค่าความเร่งจะเพิ่มสูงขึ้นอย่างฉับพลันมากกว่า 4.0 g (ช่วง B) และจะลดลงมาอยู่ในช่วงประมาณ 0.6 g-1.5 g (ช่วง C) จากการทดสอบการล้มพบว่า โดยปกติร่างกายจะใช้เวลาลงกระทบพื้นประมาณ 1 วินาที หรือน้อยกว่า อย่างเช่นในรูปที่ 4(b) เป็นการล้มหลังจากการยืนอยู่ เช่นการเป็นลม จะใช้เวลาลงกระทบพื้นน้อยกว่า 1 วินาที และ

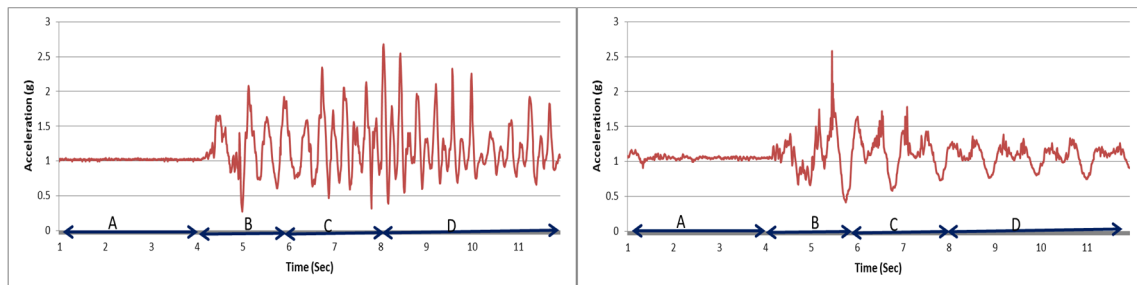


หลังจากนั้นเมื่อไม่สามารถลุกขึ้นมาได้ ค่าความเร่งจะอยู่ที่ประมาณ 0.6-1.5g (ช่วง C และ D) เป็นเวลานาน (ในงานวิจัยนี้จะกำหนดไว้ที่ 6 วินาที ซึ่งเป็นเวลาโดยเฉลี่ยที่ได้จากการสังเกตผลตอบสนองในการลุกหรือเคลื่อนไหวจากผู้ทดสอบหลังจากการล้ม) จึงสามารถบอกได้ว่าเกิดการล้มขึ้นจริง

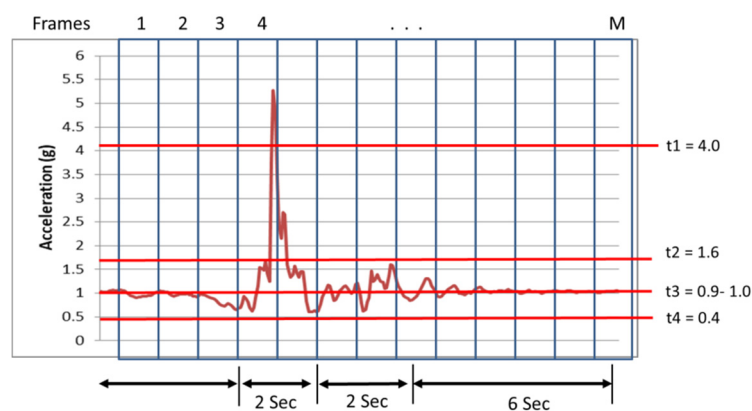


รูปที่ 4 ค่าความเร่งเมื่อเกิดการล้ม (a) การล้มหลังจากเดิน (b) การล้มขณะยืน

เมื่อนำมาเปรียบเทียบกับกราฟการเคลื่อนไหวปกติ ดังในรูปที่ 5 เช่นการโบกมือหรือการเดินแกว่งแขน จะพบว่าเมื่อเปรียบเทียบกับช่วง B C และ D จะมีช่วงที่มีค่าความเร่งขึ้นสูงและลงต่ำทุกช่วง โดยที่ค่าความเร่งจะอยู่ที่ประมาณ 0.40 g-2.5 g ซึ่งจะต่างกับการล้มที่มีค่าที่ขึ้นสูงเพียงช่วง B เพียงแค่ช่วงเดียว



รูปที่ 5 ค่าความเร่งการเคลื่อนไหวปกติ (a) การโบกมือ (b) การเดินแกว่งแขน



รูปที่ 6 การแบ่งกรอบช่วงเวลาและเกณฑ์ค่าความเร่ง



ดังนั้นในการออกแบบวิธีการตรวจจับการล้ม นอกจากใช้ค่าความเร่งที่เพิ่มสูงขึ้นแล้ว ยังต้องวิเคราะห์ค่าความเร่งที่เกิดขึ้นในแต่ละช่วงเวลาด้วย เนื่องจากจะเห็นว่าในการเคลื่อนไหวปกติจะมีการเปลี่ยนแปลงความเร่งที่ขึ้นสูงสุดและลงต่ำสุดด้วยความถี่ที่ไม่เท่ากัน ดังในรูปที่ 5(a) และ 5(b) การโบกมือจะมีความถี่ในการเปลี่ยนแปลงความเร่งที่สูงกว่าการเดินแกว่งแขน ดังนั้นจึงต้องมีการวิเคราะห์ค่าความเร่งตามช่วงเวลาเพื่อให้รองรับความถี่ที่ไม่เท่ากัน โดยจะแบ่งช่วงเวลา (Frame) ในการวิเคราะห์มีขนาด 100 มิลลิวินาที ตามอัตราสุ่มสัญญาณที่ได้จากเซ็นเซอร์ที่มีช่วงเวลาในการสุ่มต่อครั้งที่ 20 มิลลิวินาที (100Hz) ดังนั้นจะได้ค่าความเร่ง 5 จุดต่อ 1 ช่วงเวลา และจะหาค่าสูงสุดและต่ำสุดของในแต่ละช่วงเวลา จากนั้นกำหนดเกณฑ์ระดับความเร่งไว้ 4 ระดับคือ $t1=0.4\text{ g}$ $t2=0.9\text{ g}$ $t3=1.6\text{ g}$ และ $t4=4.0\text{ g}$ ดังแสดงตามรูปที่ 6 การตรวจจับการล้มจะมีการแบ่งการตรวจสอบค่าความเร่งโดยแบ่งออกเป็น 4 ขั้นตอน (Phase) โดยในขั้นที่ 1 จะเป็นการตรวจสอบช่วงก่อนล้มจะตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงของความเร่งจาก 0.9 g - 1.0 g เพิ่มขึ้นมากกว่า 1.0 g จะเริ่มเข้าตรวจสอบในขั้นที่ 2

การตรวจสอบค่าความเร่งในขั้นที่ 2 ซึ่งเป็นช่วงล้มอยู่ในสภาวะตกกระทบพื้น เป็นการเทียบค่าสูงสุดของช่วงเวลาด้วยค่าอ้างอิงที่ 4.0 g และเปรียบเทียบค่าสูงสุดในช่วงเวลาที่ติดกัน ถ้ามีค่าลดลง จะเริ่มเข้าตรวจสอบในขั้นที่ 3 เป็นช่วงหลังจากกระทบพื้น เป็นการตรวจสอบค่าสูงสุดว่าอยู่ในช่วง 0.4 g - 1.6 g เป็น 2 วินาที ถ้า ตรงตามเงื่อนไขจะเข้าสู่ การตรวจสอบค่าความเร่งในขั้นที่ 4 เป็นการตรวจสอบค่าสูงสุดว่าอยู่ในช่วง 0.9 g - 1.0 g เป็นเวลามากกว่า 6 วินาที จะแสดงให้เห็นว่ามีการล้มเกิดขึ้น แต่ในกรณีมีการทำงานที่ผิดเงื่อนไข ไม่สามารถมาได้ถึงขั้นที่ 4 ได้ แสดงว่าเป็นการเคลื่อนไหวปกติ โดยรหัสเทียม (Pseudo Code) ของการวิเคราะห์โดยใช้กรอบเวลา แสดงดังรูปที่ 7

```

Fall detection: begin
M: no# of frame
N: no of sampling per 1 frame
S4= 60 frame    : rest time: 6seconds
S3= 20 frame    : post impact: 2seconds
h[1..M] : array of maximum accelerate
l[1..M] : array of minimum accelerate
Loop: j=1 to M
Loop: i=1 to N
h[j]:=max(sqrt(axi2+ayi2+azi2), sqrt(axi-12+ayi-12+azi-12))
l[j]:=min(sqrt(axi2+ayi2+azi2), sqrt(axi-12+ayi-12+azi-12))
phase 1: if h[j] - l[j-1] > 1.0 then goto phase 2
phase 2: If h[j] > 4.0 then
    If h[j] - h[j-1] < 0 then
        Goto phase 3
    Else
        Goto Phase 1
phase 3: If (h[j] < 1.6 & h[j] > 0.4) & FrameS3count++ > S3 then
    Goto phase 4
phase 4: If h[j] < 1.0 & h[j] > 0.9 then
    If FrameS4count++ > S4 then
        Fall alert ()
End loop

```

รูปที่ 7 รหัสเทียม (Pseudo Code) ของการวิเคราะห์โดยใช้กรอบเวลา



ในการทดสอบจะให้ผู้ทดสอบ 5 คน คิดอุปกรณ์บริเวณข้อมือ โดยแต่ละคนทำการทดสอบการเคลื่อนไหวปกติ 8 รูปแบบ และการล้ม 5 รูปแบบ โดยแต่ละรูปแบบจะทดสอบจำนวน 30 ครั้ง และวัดประสิทธิภาพของวิธีการตรวจจับการล้ม โดยคำนวณค่าความแม่นยำ

4. ผลการวิจัย

ผลการทดสอบด้วยการเคลื่อนไหวปกติ 8 รูปแบบ และการล้ม 5 รูปแบบ แสดงดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 รูปแบบการเคลื่อนไหว

รูปแบบการเคลื่อนไหว	True negative	False Positive	True positive	False negative
การวิ่ง (A1)	150	0	-	-
การเดิน (A2)	150	0	-	-
การปรบมือ (A3)	137	13	-	-
การโบกมือ (A4)	133	17	-	-
การขึ้นบันได (A5)	131	19	-	-
การลงบันได (A6)	129	21	-	-
การนั่งลงบนเก้าอี้ (A7)	121	29	-	-
การลุกขึ้นจากเก้าอี้ (A8)	144	9	-	-
การล้มหงายหลังขณะเดิน (F1)	-	-	150	0
การล้มหน้าคว่ำแบบทิ้งตัว (F2)	-	-	150	0
การล้มด้านข้างที่ติดอุปกรณ์ (F3)	-	-	150	0
การล้มด้านข้างที่ไม่ติดอุปกรณ์ (F4)	-	-	150	0
การล้มหลังจากการนั่งเก้าอี้ (F5)	-	-	124	26

ในตารางที่ 1 แสดงเป็นจำนวนครั้งที่สามารถตรวจจับการเคลื่อนไหวปกติได้ถูกต้อง (True negative) และไม่ได้ถูกต้อง (False Positive) และแสดงเป็นจำนวนครั้งที่สามารถตรวจจับการล้มได้ถูกต้อง (True positive) และไม่ได้ถูกต้อง (False negative) จากนั้นนำมาคำนวณค่าความแม่นยำ (Accuracy) เพื่อวัดประสิทธิภาพของวิธีการตรวจจับการล้ม โดยที่ค่าความแม่นยำ คำนวณได้ตามสมการที่ (2)

$$Accuracy = \frac{No.true\ positives + No.true\ negatives}{No.true\ positives + No.false\ negatives + No.true\ negatives + No.false\ positives} \times 100\% \quad (2)$$

จากผลการทดสอบ การตรวจจับการล้มด้วยเทคนิคการตัดสินใจจากเกณฑ์ระดับความเร่งสามารถตรวจสอบได้แม่นยำโดยรวมถึง 93.1% ซึ่งถ้าสังเกตเป็นรายกรณี ในกรณีที่ใช้ตรวจจับการล้มในแบบกระทบบพื้นรุนแรง (การล้มใน



แบบ F1-F4) ซึ่งจะเห็นได้ว่าการตรวจจับการล้มสามารถตรวจจับได้อย่างแม่นยำได้ 100% แต่อย่างไรก็ตามด้วยวิธีการนี้ยังไม่สามารถตรวจจับการล้มที่มีการกระทบพื้นไม่รุนแรงได้ 100% เช่นการล้มหลังจากการนั่งเก้าอี้ (F5) เนื่องจากในบางการทดสอบ มีลักษณะล้มแบบค่อยๆ ตกจากเก้าอี้หรือมีการจับยึดที่ตัวเก้าอี้ไว้ จึงทำให้ความแรงยังไม่สูงมากพอที่จะทำให้ค่าความเร่งเกินเกณฑ์ที่กำหนด ยกเว้นในกรณีที่ขณะล้มมีลักษณะของการเหวี่ยงแขน ซึ่งจะส่งผลให้เกิดความเร่งที่มากพอ

ในการวิเคราะห์รูปแบบการเคลื่อนไหวแบบปกติ มีการทดสอบ 8 รูปแบบ ในกรณีที่เป็นการเดินและการวิ่งจะสามารถตรวจจับได้ 100% เนื่องจากโดยปกติการเดินและการวิ่งจะมีการเคลื่อนไหวที่ต่อเนื่องตลอดเวลา ทำให้ไม่ตรงตามตามเกณฑ์ (ค่าความเร่งช่วง $B < 4.0$ g ค่าความเร่งช่วง $D > 1.5$ g และมีค่าความเร่งในแต่ละช่วงเกินกว่าที่กำหนด) แต่ในกรณีอื่น (A3-A8) ไม่สามารถสามารถตรวจจับได้ 100% เนื่องจากในบางการทดสอบการเคลื่อนไหวปกติจะมีลักษณะการเคลื่อนไหวเหมือนการล้มได้ เช่นที่เป็นการปรบมือ ถ้าเป็นการปรบมือเพียงครั้งเดียวแล้วแล้วหยุดนิ่ง จะทำให้มีลักษณะเหมือนการล้มได้ (มีค่าความเร่งขึ้นสูงเพียงช่วงเวลาเดียว และหยุดนิ่งเป็นเวลานาน) แต่ถ้าในกรณีที่มีการเคลื่อนไหวต่อเนื่องเกินกว่า 4 วินาที (ช่วงเวลา $B + C + D$) จะสามารถตรวจจับได้ว่าเป็นการเคลื่อนไหวปกติ

5. การอภิปรายผล

ในการแยกแยะระหว่างการเคลื่อนไหวปกติ และการล้ม จะคำนึงถึงค่าความเร่งในแต่ละช่วงเวลา ดังนั้นเมื่อเป็นการล้มร่างกายลงสู่พื้นในช่วงเวลาที่กำหนดไว้ และนิ่งเป็นเวลานาน แต่ถ้าร่างกายอยู่ในจุดที่ไม่ทำให้เกิดการกระทบพื้นซึ่งทำให้เกิดความเร่งที่สูง รูปแบบข้อมูลจะคล้ายกับการเคลื่อนไหวปกติ และการเคลื่อนไหวปกติบางรูปแบบที่ตรวจจับผิดพลาดอย่างเช่น การปรบมือ หรือการโบกมือ อาจแจ้งว่าเป็นการล้มได้ ถ้ามีการเคลื่อนไหวที่มีความเร่งสูงเพียงครั้งเดียวแล้วหยุด จะทำให้ค่าความเร่งใกล้เคียงการล้มได้ ดังนั้นการนำไปใช้งานจึงต้องระวังในกรณีเช่นนี้

6. บทสรุป

ในงานวิจัยนี้เสนอการตรวจจับการล้มโดยใช้อุปกรณ์ที่เป็นสายรัดข้อมือ เพื่อให้สะดวกในการใช้งานมากกว่าเป็นอุปกรณ์ที่ติดตั้งอยู่ในระดับเอว ถึงแม้ว่าตำแหน่งเอวจะเป็นตำแหน่งที่ใช้ในการวิเคราะห์การเคลื่อนไหวขณะล้มได้ดีที่สุด ในการตรวจจับการล้ม จะใช้เซ็นเซอร์ตรวจจับความเร่ง MPU6886 และไมโครคอนโทรลเลอร์ ESP32S เพื่อการตรวจจับการเคลื่อนไหว และในการตรวจจับการล้ม จะใช้เทคนิคการตัดสินใจจากเกณฑ์ระดับความเร่ง และการวิเคราะห์ความเร่งตามกรอบเวลา จากการทดสอบ ระบบตรวจสอบการล้มสามารถตรวจจับการล้มและการเคลื่อนไหวปกติได้ โดยสามารถตรวจจับการล้มและการเคลื่อนไหวปกติและการล้มในแบบกระทบพื้น ได้แม่นยำโดยรวมถึง 93.1% แต่ยังคงมีบางกรณีที่ตรวจสอบที่ผิดพลาดเช่น การปรบมือ การโบกมือ การขึ้นลงบันได ที่มีการให้ข้อมูลเหมือนการล้ม หรือ การล้มที่ไม่รุนแรง ซึ่งในกรณีเช่นนี้จึงควรต้องมีการปรับปรุงวิธีการวิเคราะห์ข้อมูล เพื่อแก้ปัญหาดังกล่าวต่อไป



7. กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณนักศึกษาห้องปฏิบัติการไมโครคอนโทรลเลอร์ วิศวกรรมคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยรังสิต ในการเป็นผู้ช่วยในการทดสอบระบบในครั้งนี้

8. เอกสารอ้างอิง

- Caya, M. V. C., Magwili, G. V., Agulto, D. L., Laranang, R. J., & Palomo, L. K. G. (2019). Supervised machine learning-based fall detection. 2018 IEEE 10th International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment and Management, *HNICEM 2018*, 1–6. doi:10.1109/HNICEM.2018.8666437
- He, J., Zhou, M., Wang, X., & Han, Y. (2016). A wearable method for autonomous fall detection based on Kalman filter and k-NN algorithm. Proceedings - 2016 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference, *BioCAS 2016*, 420–423. doi:10.1109/BioCAS.2016.7833821
- Hsu, Y. W., Chen, K. H., Yang, J. J., & Jaw, F. S. (2017). Smartphone-based fall detection algorithm using feature extraction. Proceedings - 2016 9th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics, *CISP-BMEI 2016*, 1535–1540. doi:10.1109/CISP-BMEI.2016.7852959
- Ning, Y., Hu, S., Nie, X., Liang, S., Li, H., & Zhao, G. (2018). Real-time Action Recognition and Fall Detection Based on Smartphone. Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, *EMBS, 2018*, 4418–4422. doi:10.1109/EMBC.2018.8513314
- Shahzad, A., & Kim, K. (2019). FallDroid: An Automated Smart-Phone-Based Fall Detection System Using Multiple Kernel Learning. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 15(1), 35–44. doi:10.1109/TII.2018.2839749
- Sucerquia, A., López, J. D., & Vargas-Bonilla, J. F. (2017). SisFall: A fall and movement dataset. *Sensors (Switzerland)*, 17(1). doi:10.3390/s17010198
- Tsinganos, P. & Skodras, A. (2018). On the comparison of wearable sensor data fusion to a single sensor machine learning technique in fall detection. *Sensors*, 18(2), 59–67.