

การตรวจจับการล้มสำหรับผู้สูงอายุและจำแนกข้อมูลกิจกรรมการเคลื่อนไหวด้วยอัลกอริทึม Weighted k-Nearest neighbor บนระบบฝังตัวแบบพกพาที่ใช้ IoT

ชัยวุฒิ วุทธิสิทธิ์^{1*}
chaiwut.w@ubru.ac.th^{1*}

^{1*} สาขาวิชาเทคโนโลยีคอมพิวเตอร์ คณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏอุบลราชธานี

Received	: 25-Jul-2019
Revised	: 9-Oct-2019
Accepted	: 30-Oct-2019

บทคัดย่อ

การตรวจจับการล้มในผู้สูงอายุเป็นหัวข้อการวิจัยที่มีการพัฒนาอย่างต่อเนื่องซึ่งจะต้องมีการเฝ้าดูแลทางด้านสุขภาพของผู้สูงอายุอย่างใกล้ชิด การเฝ้าติดตามกิจกรรมการเคลื่อนไหวและตรวจจับการล้มที่ถูกต้องจึงมีความจำเป็นอย่างยิ่งเพื่อหลีกเลี่ยงอันตรายที่จะเกิดขึ้นกับผู้สูงอายุ ในบทความวิจัยนี้จึงได้พัฒนาอุปกรณ์ตรวจจับการล้มและจำแนกข้อมูลกิจกรรมการเคลื่อนไหวของผู้สูงอายุโดยใช้เทคโนโลยีอินเทอร์เน็ตของทุกสรรพสิ่ง เพื่อให้บุคลากรทางการแพทย์สามารถติดตามผู้สูงอายุที่มีความเสี่ยงที่จะเกิดการล้ม ร่วมกับการทำนายเหตุการณ์โอกาสที่จะเกิดการล้มด้วยวิธี Weight K-Nearest Neighbor และรายงานกิจกรรมการเคลื่อนไหวของผู้สูงอายุและตรวจจับการล้มผ่านเว็บของผู้ให้บริการคลาวด์ IoT รวมถึงการส่งข้อมูลเพื่อแจ้งเตือนการล้มไปยังบุคลากรทางการแพทย์ จากการทดสอบอุปกรณ์ตรวจจับการล้มและติดตามกิจกรรมการเคลื่อนไหวของผู้สูงอายุ พบว่าอุปกรณ์สามารถตรวจจับการล้มและแสดงผลการทำนายเหตุการณ์แนวโน้มที่จะเกิดการล้มได้ โดยผลการประเมินประสิทธิภาพการตรวจจับการล้มพบว่ามีค่าความถูกต้อง 85.80% และค่าความแม่นยำ 92.48% ในส่วนผลการทำนายแนวโน้มโอกาสที่จะเกิดการล้มจากกิจกรรมการเคลื่อนไหว โดยสามารถจำแนกข้อมูลผู้ที่มีความเสี่ยงที่จะเกิดการล้มด้วยค่าความไวเฉลี่ย 90.91% และผู้ที่ไม่มีความเสี่ยงที่จะเกิดการล้มด้วยค่าจำเพาะเฉลี่ย 98.98% บทความวิจัยนี้ได้มุ่งเน้นให้เป็นอุปกรณ์ช่วยเหลือเบื้องต้นในภาวะฉุกเฉินที่บุคลากรทางการแพทย์จะสามารถใช้เป็นข้อมูลอ้างอิงควบคู่กับการวินิจฉัยการล้มของผู้สูงอายุในลำดับต่อไปได้อย่างเหมาะสม

คำสำคัญ: การตรวจจับการล้ม ผู้สูงอายุ กิจกรรมการเคลื่อนไหว อินเทอร์เน็ตของทุกสรรพสิ่ง

Fall Detection for Elderly and Data Classification Movement Activity Using Weighted K-Nearest neighbor Algorithm on a IoT-based Portable Embedded System

Chaiwut Wuttisit^{1*}
chaiwut.w@ubru.ac.th^{1*}

^{1*} Computer Technology Program, Faculty of Industrial Technology, Ubon Ratchathani Rajabhat University

Received	: 25-Jul-2019
Revised	: 9-Oct-2019
Accepted	: 30-Oct-2019

Abstract

Detection of falls in the elderly is a continuously developing research topic that requires close monitoring of the health of the elderly. Monitoring the movement activities and detecting the correct fall is, therefore, necessary to avoid the dangers that occur to the elderly. In this paper, we developed a device for detecting falls and classifying the activities of the elderly by using the Internet of Things. The aforementioned allows medical personnel to be able to track the elderly who are at risk of falling together with predicting the likelihood of falling by the Weight K-Nearest Neighbor method. This system reports the elderly movement activity and detects the falling through the website of IoT cloud provider, including sending crash notification information to healthcare professionals. From testing the fall detection device and tracking the movement activities of the elderly, the device can detect the fall and show the prediction of the occurrence of the fall. The results of the fall detection performance showed that the accuracy of 85.80% and the accuracy of 92.48% in the prediction of the likelihood of falling due to the movement activities. It can classify data of people who are at risk of falling with an average sensitivity of 90.91% and people without the risk of falling with a specific average of 98.98%. In case of an emergency, the medical personnel can use this information as a reference in association with the proper diagnosis of falls in the elderly.

Keywords: fall detection, elderly, movement activity, internet of things.

1. บทนำ

จากประมาณการแนวโน้มของจำนวนประชากรประเทศไทย [1] ระหว่างปี พ.ศ. 2553 ถึง 2583 พบว่าประชากรที่เป็นผู้สูงอายุมีจำนวนเพิ่มสูงขึ้น และปัญหาหลักที่ตามมาอย่างเห็นได้ชัด คือ กลุ่มผู้สูงอายุตั้งแต่ 60 ปี ขึ้นไป บางรายไม่สามารถดูแลตัวเองได้ และจำเป็นต้องได้รับการดูแลอย่างใกล้ชิดจากลูกหลานหรือบุคลากรทางการแพทย์ แต่ในช่วงเวลาผู้สูงอายุไม่ได้รับการดูแลอย่างทั่วถึง หรือในกรณีที่บุคลากรทางการแพทย์มีอยู่อย่างจำกัด จึงไม่เพียงพอต่อการดูแลอย่างใกล้ชิด

การล้มของผู้สูงอายุ [2] เกิดจากหลายสาเหตุ เช่น การป่วยแล้วเกิดอุบัติเหตุเป็นลมแล้วล้ม อุบัติเหตุจากการลื่นสะดุดล้ม หรือการล้มจากระดับหนึ่งไปสู่อีกระดับหนึ่ง เช่น จากการปีน ตกบันได และตกจากเตียง โดยอุบัติเหตุที่เกี่ยวข้องกับการล้มมักเกิดในบริเวณที่ผู้สูงอายุอยู่เพียงลำพัง และหากเกิดการล้มขึ้น ผู้สูงอายุจะไม่สามารถได้รับการช่วยเหลือในขณะนั้นได้

การติดตามด้านสุขภาพของผู้สูงอายุอย่างต่อเนื่อง โดยใช้เทคโนโลยีเข้ามาช่วยในการตัดสินใจเบื้องต้นจะทำให้การเตรียมการภาวะฉุกเฉินสำหรับแพทย์ผู้ให้บริการได้ทราบถึงอาการการล้มของผู้สูงอายุแต่ละรายได้ เช่น การใช้เทคโนโลยีเซนเซอร์ [3] เพื่อตรวจสอบสภาพแวดล้อมที่จะเป็นอันตรายต่อผู้สูงอายุ การใช้เทคโนโลยีอินเทอร์เน็ตของสรรพสิ่ง (Internet of Things หรือ IoT) และระบบฝังตัว (Embedded System) [4] รวมไปถึงการวิเคราะห์และจำแนกข้อมูลเพื่อช่วยในการตรวจวินิจฉัยทางการแพทย์ โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning Technique) [3,5] เพื่อช่วยในกระบวนการทำนายความเสี่ยงหรือโอกาสที่จะเกิดอันตรายกับผู้สูงอายุได้ เช่น การพัฒนาเทคโนโลยีด้านการแพทย์เพื่อเฝ้าระวังผู้สูงอายุหากมีการล้มภายในห้องน้ำ [6] การพัฒนาอุปกรณ์รับส่งสัญญาณติดตั้งไว้ที่ตัวผู้สูงอายุแบบพกพา [7] ด้วยเทคโนโลยีโครงข่ายเซนเซอร์ไร้สาย และการใช้ระบบตรวจจับการล้มด้วยการวัดความเร่ง [8] และการหมุนโดยมีการแจ้งเตือนและบอกพิกัดตำแหน่ง เป็นต้น

ในบทความวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการตรวจจับการล้มในผู้สูงอายุด้วยวิธีการจำแนกข้อมูลโดยใช้อัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่อง ด้วยอัลกอริทึมแบบการถ่วงน้ำหนัก K-Nearest Neighbor (Weighted K-Nearest Neighbor หรือ Weighted k-NN) เป็นหนึ่งในเทคนิคการเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกฝน (Supervised Learning) เพื่อช่วยในการทำนายผลช่วยในการตัดสินใจเฝ้าระวังแจ้งเตือนการล้ม บนระบบฝังตัวที่ใช้

เทคโนโลยี IoT ซึ่งระบบจะคอยตรวจจับการล้มและติดตามกิจกรรมการเคลื่อนไหวของผู้สูงอายุ ด้วยหลักการพื้นฐานของ K-Nearest Neighbor จะต้องหาค่าที่ใกล้เคียงกับค่า K มากที่สุด ทำให้การสรุปการทำนายโอกาสที่จะเกิดการล้มต้องมีความแม่นยำ จึงได้มีการนำเสนอวิธีการให้คะแนนถ่วงน้ำหนัก (Weighted Voting) โดยในบทความวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการ Weighted k-NN เป็นอัลกอริทึมที่ใช้ทำนายแนวโน้มโอกาสที่จะเกิดการล้ม ผู้วิจัยเล็งเห็นว่ามีความเหมาะสมในการที่จะช่วยทำนายโอกาสที่จะเกิดการล้มในเบื้องต้นให้มีความถูกต้องมากขึ้น รวมถึงการทำงานร่วมกับเทคโนโลยี IoT โดยใช้บอร์ด ESP32 ในการประมวลผล ซึ่งจะแสดงผลการทำนายและแจ้งเตือนโอกาสที่จะเกิดการล้มผ่าน IoT Dashboard ในช่วงเวลาที่ผู้สูงอายุมีการติดอุปกรณ์สวมใส่ โดยในอุปกรณ์เซนเซอร์ที่ใช้ในการตรวจจับการล้มจะใช้โมดูล GY-521 เป็นโมดูลวัดความเร่ง โดยตัวเซนเซอร์จะตรวจสอบการเคลื่อนไหวที่มีการกระแทกรุนแรงและฉับพลัน รวมถึงมีการแจ้งเตือนผ่านแอปพลิเคชัน LINE (Line Notify) ในกรณีขอความช่วยเหลือเพื่อให้บุคลากรทางการแพทย์ได้รับข้อมูลการแจ้งเตือนที่จะสามารถช่วยเหลือได้ทันทั่วทั้ง

2. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยที่เกี่ยวข้องที่ทางผู้วิจัยได้ทบทวนวรรณกรรมและศึกษาเพิ่มเติมในด้านการตรวจจับการล้มของผู้สูงอายุ โดยงานวิจัย [9] จะเป็นการศึกษาแนวโน้มของการพัฒนางานวิจัยด้านการป้องกันการล้มของผู้สูงอายุ แต่งานวิจัยดังกล่าวยังไม่มีการหาทางป้องกันและคำแนะนำในการเฝ้าติดตาม ต่อมาได้มีนักวิจัย [10] พัฒนาระบบอุปกรณ์อัจฉริยะโดยมีการตรวจจับการล้มและแจ้งเตือน โดยระบบดังกล่าวจะมีการแจ้งเตือนทันทีเมื่อมีการล้ม หากอยู่ในระดับที่มีการแจ้งเตือนและไม่สามารถหยุดการแจ้งเตือนได้ เทคนิคการใช้ Distance Weighted k-NN โดย [11] ได้ถูกนำมาใช้ในการปรับปรุงประสิทธิภาพการจัดกลุ่มเพื่อแก้ปัญหากรณีที่ค่า K มีช่วงกว้าง แต่คะแนนการถ่วงน้ำหนัก ดังกล่าวจะมีความเหมาะสมในกรณีที่ค่า K มีระยะทางสั้น ๆ เทคนิคนี้ยังได้นักวิจัย [12] นำมาพัฒนาการจำแนกวัตถุที่เกิดจากแรงโน้มถ่วงของ Newton ด้วยวิธี Weighted k-NN และยังมีผู้ที่พัฒนาระบบการส่ง SMS [13] เพื่อแจ้งเตือนข้อมูลที่ได้จากการตรวจจับการล้มด้วย GSM Module ร่วมกับการบอกพิกัดตำแหน่งของผู้สูงอายุที่มีเหตุการณ์ของการล้ม ซึ่งระบบดังกล่าวยังได้มีการนำเสนอแนวทางการปรับปรุงประสิทธิภาพให้มีความถูกต้องมากขึ้น

จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องผู้วิจัยสังเกตเห็นความสำคัญที่จะนำเสนออัลกอริทึม Weighted k-NN ร่วมกับระบบฝังตัวเพื่อเป็นแนวทางในการประยุกต์ทางด้านการเรียนรู้ของเครื่องให้มีกระบวนการคิดวิเคราะห์ที่มีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น

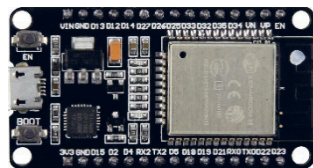
3. อุปกรณ์และวิธีการวิจัย

หัวข้อนี้จะอธิบายถึงอุปกรณ์ที่สำคัญในการพัฒนาอุปกรณ์ตรวจจับการล้ม รวมถึงวิธีดำเนินการวิจัยโดยมีรายละเอียดดังนี้

3.1 อุปกรณ์

3.1.1 บอร์ดประมวลผล ESP32

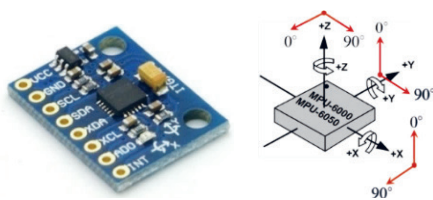
บทความวิจัยนี้ได้ออกแบบระบบ โดยใช้บอร์ด ESP32 [14] เป็นไมโครคอนโทรลเลอร์ขนาด 32-bit มีความเร็ว 2.4MHz สามารถติดตั้ง Package ที่ใช้กับ Arduino IDE [15] ได้ โดยใช้โปรแกรม Git [16] ในการติดตั้ง Package ESP32 ดังรูปที่ 1



รูปที่ 1 ลักษณะบอร์ด ESP32 Dev Kit V1.0

3.1.2 โมดูล GY-521

โมดูลเซนเซอร์วัดความเร่งรุ่น GY-521 ใช้ชิพ MPU-6050 [17] ซึ่งมีลักษณะดังรูปที่ 2



รูปที่ 2 โมดูลเซนเซอร์ GY-521

3.2 วิธีการวิจัย

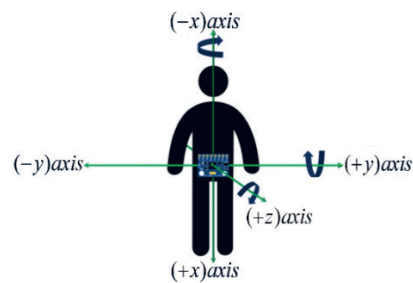
3.2.1 การรับค่าจากเซนเซอร์

ในขั้นตอนนี้จะเป็นการนำข้อมูลจากเซนเซอร์ GY-521 ซึ่งถือว่าเป็นหัวใจสำคัญที่ใช้ตรวจสอบเมื่อเซนเซอร์มีการเคลื่อนไหว เพื่อตรวจจับการล้มของผู้สูงอายุ มีชีพวัดประมวลผล MPU-6050 ประกอบด้วย เซนเซอร์วัดความเร่ง

(Acceleration-sensor) จำนวน 3 แกน และเซนเซอร์แบบไจโรสโคป (Gyroscope-sensor) จำนวน 3 แกน เชื่อมต่อกับไมโครคอนโทรลเลอร์แบบ I²C ซึ่งในบทความวิจัยนี้จะพิจารณาจากค่าความเร่งตามแนวแกน x (A_x^n) ค่าความเร่งตามแนวแกน y (A_y^n) และค่าความเร่งตามแนวแกน z (A_z^n) ค่าที่ได้จะมีความเร่งเชิงเส้นเทียบกับแรงโน้มถ่วง g กำหนดให้เป็นค่าเวกเตอร์ขนาดสัญญาณรวม (Sum Magnitude Vector แทนด้วย smv) [18] ดังสมการที่ (1)

$$smv^2 = |A_x^n|^2 + |A_y^n|^2 + |A_z^n|^2 \quad (1)$$

โดยกำหนดให้ $smv^2 = [A_x^n, A_y^n, A_z^n]$ เป็นผลรวมทางเวกเตอร์ค่าความเร่ง ซึ่งการติดอุปกรณ์เซนเซอร์จะมีการวางตำแหน่งดังรูปที่ 3



รูปที่ 3 ตำแหน่งการวางเซนเซอร์ที่ติดไว้กับร่างกายมนุษย์

3.2.2 การเก็บรวบรวมข้อมูล

ในขั้นตอนนี้จะเลือกพิจารณาเงื่อนไขในการตัดสินใจทำนายโอกาสที่จะเกิดการล้ม โดยจะนำเสนอเฉพาะการใช้ข้อมูลค่าความเร่งเชิงเส้นที่ได้จากเซนเซอร์ ซึ่งข้อมูลอาทิที่ได้จะนำมาคำนวณเป็นค่าความเร่งสัมบูรณ์ (Absolute Value) จากกิจกรรมการเคลื่อนไหวและรูปแบบการล้ม รวมทั้งหมด 7 รูปแบบ คือ การนั่งปกติ การเดิน การยืนโน้มตัวไปข้างหน้าหรือหลัง การล้มไปข้างหน้า การล้มไปข้างหลัง การล้มไปข้างซ้าย และการล้มขวา โดยทั้ง 7 รูปแบบ แทนด้วย 7 คลาส (Class) จากค่าสัญญาณของตัวเซนเซอร์ ที่แตกต่างกัน ซึ่งนำมาใช้ในการวิเคราะห์โดยการสังเกตข้อมูลที่เปลี่ยนแปลงไปจากองค์ประกอบของเซนเซอร์วัดความเร่ง ตามแนวแกน x , แกน y และแกน z เพื่อนำมาเป็นชุดข้อมูลฝึก (Training Data Set) 70 ข้อมูล โดยสุ่มมาแต่ละรูปแบบ รูปแบบละ 10 ข้อมูล

ในบทความวิจัยนี้จะเลือกใช้ค่า $K=1$ เนื่องมาจากการทำงานของระบบฝังตัวเป็นแบบเวลาจริงซึ่งจะใช้ข้อมูลที่อ่านจากเซนเซอร์ ณ เวลาปัจจุบันมาเปรียบเทียบกับ ค่าที่น้อยที่สุด ที่มีความใกล้เคียงกันมากที่สุด คือ $K=1$ จึงไม่มีการนำค่า K อื่น ๆ ที่เกิดขึ้นของกิจกรรมการเคลื่อนไหว เพราะเมื่อร่างกายมีการเคลื่อนไหว ค่า K จะมีการขยับไม่เท่ากันและเกิดการเปลี่ยนแปลงอยู่ตลอดเวลา หากนำมาพิจารณาด้วย K ที่มีจำนวนชุดเพิ่มขึ้นจะทำให้การตรวจสอบเงื่อนไขการแจ้งเตือนนานขึ้น ด้วยเหตุนี้จึงเลือกใช้ ค่า $K=1$ คือ 1 ชุด ข้อมูลจากเซนเซอร์ที่อ่านได้เพื่อให้มีการตรวจสอบเงื่อนไขการแจ้งเตือนการล้มได้เร็วขึ้น ทุก ๆ 0.05 วินาที

3.2.3 การสกัดคุณลักษณะ

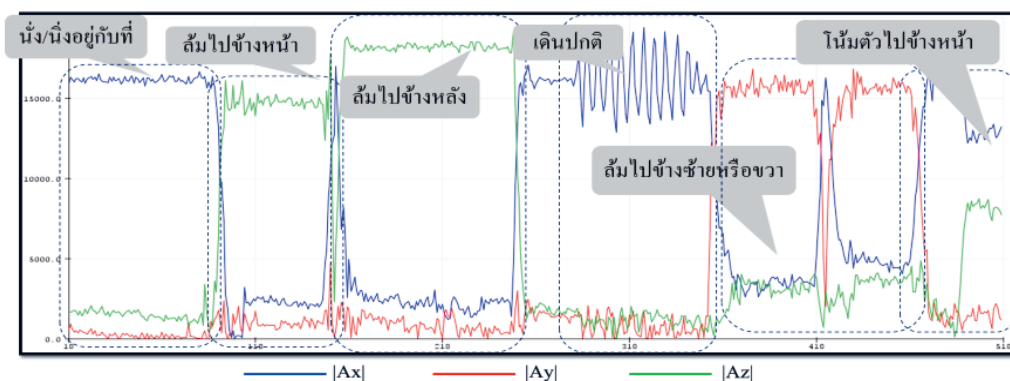
ขั้นตอนของการสกัดคุณลักษณะจะใช้เซนเซอร์ GY-521 ซึ่งมีการทำงานเป็นตัววัดความเร่งเชิงเส้น ประกอบด้วย A_x , A_y และ A_z ในบทความวิจัยนี้จะมุ่งเน้นในการใช้ค่าความเร่งเชิงเส้น โดยมีการคำนวณผลรวมค่าความเร่งเชิงเส้น [17] ดังสมการที่ 2

$$A_{smv} \geq |A| = \sqrt{A_x^2 + A_y^2 + A_z^2} \quad (2)$$

โดยที่ A_{smv} ถูกใช้เป็นค่าอ้างอิงของเงื่อนไขการแจ้งเตือนเมื่อมีการกระแทกหรือแทนการล้มของผู้สูงอายุ เมื่อค่าดังกล่าวมีค่ามากกว่าหรือเท่ากับผลรวมค่าความเร่งสัมบูรณ์ ที่กำหนดไว้มีค่าความเร่งสูงเพียงพอที่มีผลทำให้เกิดภาวะของการล้ม ซึ่งแบ่งการทำงานเป็น 3 ระดับ โดยระดับที่หนึ่งผู้สูงอายุมีการเคลื่อนไหวที่มีการกระแทกเป็นผลทำให้เกิดค่าความเร่งที่สูงขึ้น จะมีการแจ้งเตือนไปยังบุคลากรทางการแพทย์ ให้รู้ว่าคุณสูงอายุได้รับการกระแทกหรืออาจจะมีการล้ม จากนั้นจะเข้าสู่การแจ้งเตือนระดับที่ 2 ผู้สูงอายุหากยังสามารถช่วยเหลือตัวเองได้ โดยสามารถกดปุ่มสวิตช์เพื่อยืนยันว่าไม่ได้มีการล้มจริงหรือปลอดภัย และในระดับที่ 3 คือกรณีที่ผู้สูงอายุไม่สามารถช่วยเหลือตัวเองได้ จะมีการส่งข้อมูลการแจ้งเตือนอีกครั้งเป็นการขอความช่วยเหลือโดยมีคุณลักษณะกราฟ ดังรูปที่ 4 และการเคลื่อนไหวรูปแบบต่าง ๆ ดังรูปที่ 5



รูปที่ 4 กราฟสัญญาณที่ได้จากการตรวจจับการล้ม 3 ระดับ



รูปที่ 5 กราฟสัญญาณเอ้าท์พุทที่ได้จากกิจกรรมการเคลื่อนไหว ที่อ่านได้จากเซนเซอร์ทั้ง 3 แกน

3.2.4 การจำแนกข้อมูล

ในบทความวิจัยนี้จะเริ่มต้นพิจารณาการคำนวณความใกล้เคียงกันมากที่สุด [5] คือ การใช้หลักการเปรียบเทียบข้อมูลที่สนใจกับข้อมูลใน Class ว่ามีความคล้ายคลึงกันมากน้อยเพียงใดโดยข้อมูลที่สนใจ หากตกอยู่ใน Class ของข้อมูลนั้นมากที่สุด ระบบจะให้คำตอบของข้อมูลใน Class นั้น และใช้เทคนิค Weighted k-NN ซึ่งเป็นเป้าหมายหลักในบทความวิจัยนี้ โดยใช้การคำนวณ Euclidean Distance [5] ดังสมการที่ 3

$$d(k, r) = \sum_{r=1}^{10} |A_{[x,y,z]i, test} - A_{[x,y,z]j, train}| \quad (3)$$

โดยที่ r แทนด้วยจำนวน Record จากการคำนวณทั้ง 70 ข้อมูล ของจำนวน k ค่าที่ได้จากชุดข้อมูลที่ได้จากการฝึกฝน $A_{[x,y,z]j, train}$ และข้อมูลทดสอบ $A_{[x,y,z]i, test}$ ของค่าความเร่ง โดยตัวอย่างของการแยกรูปแบบ ข้อมูลที่มีจำนวน 3 คลาส และทดลองการสุ่ม 2 ข้อมูล โดยข้อมูลการสุ่มครั้งที่ 1 ข้อมูลนี้ไปตกอยู่ในคลาสของการยืน Standing Class และการสุ่มครั้งที่ 2 ข้อมูลนี้ไปตกอยู่ใน Class ของการล้มไปข้างหลัง Fall Back Class ดังรูปที่ 6



รูปที่ 6 การสุ่ม 2 ข้อมูลทดสอบ จำนวน 3 คลาส

การทำนายแนวโน้มและโอกาสที่จะเกิดการล้มสามารถคำนวณได้จากหลักการ Weighted K-Nearest Neighbor [5] หลังจากได้ผลการคำนวณ Euclidean Distance โดยค่าแต่ละ Weighted มีค่าสูงสุดเป็น 1 ซึ่งมีรูปแบบการคำนวณ ดังสมการต่อไปนี้ จะได้ว่า

$$w_{kNN_i} = \left\{ \frac{d(k, r)_{avg_max} - d(k, r)_{dist(i,j)}}{d(k, r)_{avg_max} - d(k, r)_{avg_min}} \right\} \quad (4)$$

เมื่อ $d(k, r)_{avg_max} \neq d(k, r)_{avg_min}$ และ

$$w_{kNN_i} = 1 \quad (5)$$

เมื่อ $d(k, r)_{avg_max} = d(k, r)_{avg_min}$

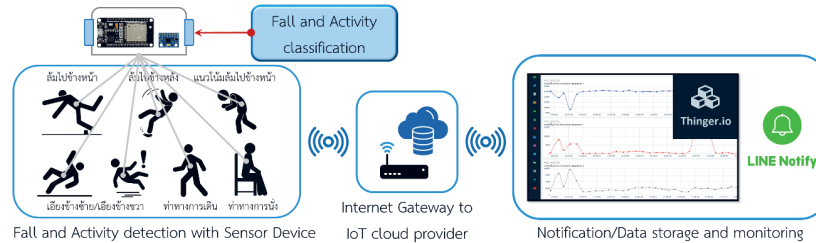
จากสมการที่ 4 และ 5 เป็นสมการการให้คะแนนถ่วงน้ำหนัก โดยผลการคำนวณจะแบ่งเป็น 2 กรณี โดยสมการที่ 4 เป็นกรณีที่ค่าระยะห่างเฉลี่ยสูงสุดไม่เท่ากับค่าระยะห่างเฉลี่ยต่ำสุดให้ผลเป็นค่าใด ๆ และในสมการที่ 5 เป็นกรณีที่ค่าระยะห่างเฉลี่ยสูงสุดเท่ากับค่าระยะห่างเฉลี่ยต่ำสุด w_{kNN_i} จะมีค่าเป็น 1 นั่นคือ เื่อนไขที่สนใจ ในการทำนาย หากผลรวมของกิจกรรมการเคลื่อนไหวมีความเสี่ยงหรือแนวโน้มที่จะเกิดการล้มมีค่าสูงกว่าการเคลื่อนไหวที่ปลอดภัย จะให้ค่าเป็น 1

3.2.5 ขั้นตอนการตรวจจับการล้ม

ขั้นตอนการดำเนินงานจะอธิบายถึงกระบวนการทำงานของระบบตรวจจับการล้มและติดตามกิจกรรมการเคลื่อนไหวเพื่อทำนายเหตุการณ์ที่มีโอกาสที่จะเกิดการล้ม โดยใช้หลักการ Weight k-NN ซึ่งมีขั้นตอนดังรูปที่ 7

4. ภาพรวมของระบบตรวจจับการล้ม

ภาพรวมของระบบตรวจจับการล้มของผู้สูงอายุ และจำแนกข้อมูลกิจกรรมการเคลื่อนไหวโดยใช้อัลกอริทึม k-



รูปที่ 8 ภาพรวมของระบบตรวจจับการล้มและจำแนกข้อมูลการเคลื่อนไหวด้วย Weighted k-NN

จากรูปที่ 8 เป็นภาพรวมการทำงานของระบบโดยแบ่งการทำงานออกเป็น 3 ส่วน คือ ส่วนของระบบฝังตัวซึ่งประกอบด้วยเซนเซอร์ตรวจจับการล้มและในการประมวลโปรแกรมจะใช้อัลกอริทึม Weighted k-NN สำหรับจำแนกข้อมูลกิจกรรมการเคลื่อนไหวและทำนายแนวโน้มที่จะเกิดการล้ม ส่วนของการเชื่อมต่อกับโครงข่าย Internet gateway กับบอร์ดระบบฝังตัว และส่วนสุดท้ายคือส่วนของการแจ้งเตือนไปยังบุคลากรทางการแพทย์ โดยผ่านผู้ให้บริการ IoT ซึ่งมีการเก็บข้อมูลกิจกรรมการเคลื่อนไหวของผู้สูงอายุและแสดงผลการทำงานผ่านทาง Dashboard

5. ผลการวิจัย

หัวข้อนี้จะอธิบายถึงรายละเอียดของการทดลองและผลการทดลอง โดยเริ่มต้นจากการเตรียมอุปกรณ์ตรวจจับการล้ม ดังรูปที่ 9



รูปที่ 9 ลักษณะอุปกรณ์ตรวจจับการล้ม

NN แบบ Weighted k-Nearest Neighbor ซึ่งสามารถสรุปภาพรวมการทำงานของระบบโดยมีลักษณะดังรูปที่ 8

การใส่ในสายคาดเอวแสดงไว้ดังรูปที่ 10

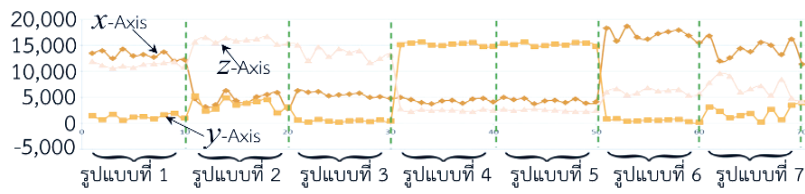


รูปที่ 10 การเตรียมอุปกรณ์ใส่ในสายคาดเอว

ในส่วนของการทดลองและผลการทดลอง ได้แบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนแรกจะเป็นลักษณะการจำแนกข้อมูลกิจกรรมการเคลื่อนไหว ด้วย K-Nearest Neighbor ส่วนที่สองจะเป็น ผลการทำนายเหตุการณ์โอกาสที่จะเกิดการล้มด้วย Weighted k-NN โดยมีรายละเอียด ดังนี้

5.1 การจำแนกข้อมูลกิจกรรมการเคลื่อนไหว

โดยใช้เวลาในการทดสอบ 10 วินาที ต่อการทำกิจกรรมการเคลื่อนไหวทั้ง 7 รูปแบบ โดยหน่วยเวลาในการประมวลผลการอ่านค่าจากเซ็นเซอร์ทุก ๆ 0.05 วินาที ต่อ 1 ข้อมูล ดังนั้น ถ้าใช้เวลาในการเก็บข้อมูลที่อ่านได้จากเซ็นเซอร์ใน 10 วินาที จะมีข้อมูลทั้งหมด $10/0.05 = 200$ ข้อมูล โดยรูปแบบที่ 1 จำลองการยืนแบบโน้มไปข้างหน้าหรือเอนไปข้างหลัง 10 วินาที รูปแบบที่ 2 จำลองการล้มหงายไปข้างหลัง 10 วินาที รูปแบบที่ 3 จำลองการล้มไปข้างหน้า 10 วินาที รูปแบบที่ 4 จำลองการล้มไปข้างซ้าย/เอียงซ้าย 10 วินาที รูปแบบที่ 5 จำลองการล้มไปข้างขวา/เอียงขวา 10 วินาที (รูปแบบที่ 4 และ 5 จะใช้ข้อมูลกลุ่มชุดเดียวกัน) รูปแบบที่ 6 จำลองการนั่งหรือยืนนิ่ง 10 วินาที และรูปแบบที่ 7 จำลองการเดิน 10 วินาที โดยจะทำการสุ่มข้อมูลมาจากแต่ละกิจกรรมการเคลื่อนไหวรูปแบบละ 10 ข้อมูล จาก 200 ข้อมูล เป็น 70 ข้อมูล ทั้ง 7 รูปแบบ กิจกรรมการเคลื่อนไหว โดยมีข้อมูลดังรูปที่ 11



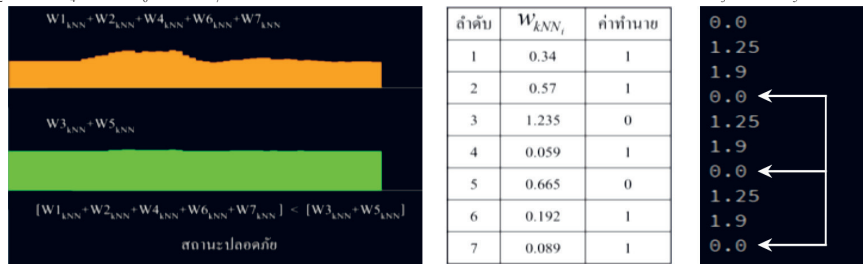
รูปที่ 11 ลักษณะของชุดข้อมูลฝึก 70 ข้อมูล ทั้ง 7 รูปแบบกิจกรรมการเคลื่อนไหว

จากรูปที่ 11 เป็นกราฟรูปแบบของข้อมูลที่ได้จากเซนเซอร์ ซึ่งประกอบด้วยข้อมูลความเร่งตามแนวแกน x ข้อมูลความเร่งตามแนวแกน y และข้อมูลความเร่งตามแนวแกน z กิจกรรมการเคลื่อนไหวอย่างละ 10 ข้อมูล ซึ่งจะเห็นข้อมูล ข้อมูลดังกล่าว คือ ชุดข้อมูลฝึก เพื่อนำมาคำนวณกับข้อมูลทดสอบที่รับเข้ามาจากเซนเซอร์แบบเวลาจริงจากกิจกรรมการเคลื่อนไหวและการล้มของผู้สูงอายุ

5.2 ผลการทำนายเหตุการณ์โอกาสที่จะเกิดการล้มด้วย Weighted k-NN

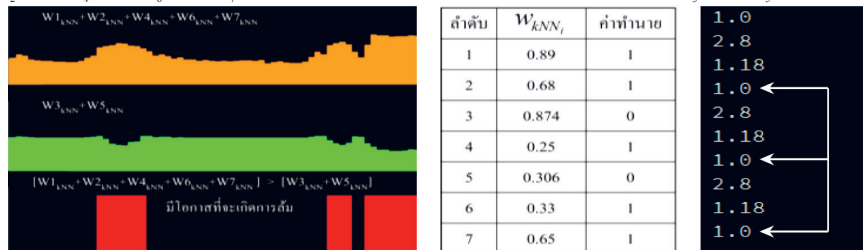
การคำนวณการให้คะแนนถ่วงน้ำหนัก แบบ Weighted k-NN มีลักษณะการทำงาน 2 ลักษณะ คือ การทำงานกรณีที่ผู้สูงอายุมีสถานะปลอดภัยและกรณีที่ผู้สูงอายุมีการเคลื่อนไหวที่มีแนวโน้มโอกาสที่จะเกิดการล้ม โดยทั้ง 2 รูปแบบ มีผลการคำนวณดังรูปที่ 12 และรูปที่ 13 ตามลำดับ

$$(w_{kNN_1} + w_{kNN_2} + w_{kNN_4} + w_{kNN_6} + w_{kNN_7} : 0.34 + 0.57 + 0.059 + 0.192 + 0.089 = 1.25) < (w_{kNN_3} + w_{kNN_5} : 1.235 + 0.665 = 1.9)$$



รูปที่ 12 การคำนวณค่าน้ำหนักที่มีลักษณะการยืนในสถานะที่ปลอดภัย

$$(w_{kNN_1} + w_{kNN_2} + w_{kNN_4} + w_{kNN_6} + w_{kNN_7} : 0.89 + 0.68 + 0.25 + 0.33 + 0.65 = 2.8) > (w_{kNN_3} + w_{kNN_5} : 0.874 + 0.306 = 1.18)$$



รูปที่ 13 การคำนวณค่าน้ำหนักที่มีลักษณะการยืนที่มีโอกาสจะล้มไปข้างหน้าหรือหลัง

จากรูปที่ 12 จะเป็นผลการทดสอบลักษณะของการยืนที่ยังไม่มีความเสี่ยงที่จะเกิดการล้มหรืออยู่ในสถานะที่ปลอดภัยซึ่งจะเห็นว่า ค่าน้ำหนัก $w_{3kNN} + w_{5kNN}$ จะมีค่าสูงกว่า $w_{1kNN} + w_{2kNN} + w_{4kNN} + w_{6kNN} + w_{7kNN}$ ซึ่งเป็นเหตุการณ์ที่ถูกกำหนดให้มีความเสี่ยงหรือโอกาสที่จะเกิดการล้ม (มีค่าเป็น 1 ตามรูปที่ลูกศรสีขาวชี้) โดยจากรูปที่ 12 และ 13 ด้านขวามือ แสดงผลการทำงานแบบเวลาจริงของค่าผลรวม w_{kNN_i} และผลทำนาย 0 หรือ 1 ผ่าน Serial Monitor

ปลอดภัยซึ่งจะเห็นว่าค่าน้ำหนัก $w_{1kNN} + w_{2kNN} + w_{4kNN} + w_{6kNN} + w_{7kNN}$ จะมีค่าสูงกว่า $w_{3kNN} + w_{5kNN}$ ซึ่งเป็นเหตุการณ์ที่ถูกกำหนดให้มีความเสี่ยงหรือโอกาสที่จะเกิดการล้ม (มีค่าเป็น 1 ตามรูปที่ลูกศรสีขาวชี้) โดยจากรูปที่ 12 และ 13 ด้านขวามือ แสดงผลการทำงานแบบเวลาจริงของค่าผลรวม w_{kNN_i} และผลทำนาย 0 หรือ 1 ผ่าน Serial Monitor

6. การประเมินประสิทธิภาพ

การประเมินประสิทธิภาพได้แบ่งออกเป็น 3 ส่วน คือ การประเมินประสิทธิภาพของการตรวจจับการล้มด้วยระบบฝังตัว การประเมินประสิทธิภาพการทำนายเหตุการณ์ที่มีโอกาสที่จะเกิดการล้มจากการจำแนกข้อมูลกิจกรรมการเคลื่อนไหวด้วยวิธี Weight k-NN และการประเมินค่าความถูกต้องของเวลาที่ใช้ในการแจ้งเตือนการล้มโดยอ้างอิงจากเวลาที่กำหนดในระบบฝังตัว

6.1 การประเมินประสิทธิภาพการตรวจจับการล้ม

ในหัวข้อนี้จะประเมินประสิทธิภาพการตรวจจับการล้มจาก 4 รูปแบบ โดยทดสอบการล้มจำนวน 5 รอบ รอบละ 50 ครั้ง ทั้งหมด 250 ครั้ง โดยตัวประเมินประสิทธิภาพที่สำคัญ คือ ค่าความถูกต้องและค่าความแม่นยำของการตรวจจับการล้มของระบบ ดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 การประเมินประสิทธิภาพการตรวจจับการล้ม

การประเมิน	TP.	FP.	FN.	TN.	Sensitivity	Specificity	Accuracy	Precision
ล้มไปข้างหน้า	152	13	29	56	83.98%	81.16%	83.20%	92.12%
ล้มไปข้างหลัง	129	13	32	76	80.12%	85.39%	82.00%	90.85%
ล้มไปข้างซ้าย	162	11	18	59	90.00%	84.29%	88.40%	93.64%
ล้มไปข้างขวา	167	12	14	57	92.27%	82.61%	89.60%	93.30%

จากตารางที่ 2 จะเห็นได้ว่าค่าความถูกต้องและค่าความแม่นยำของการตรวจจับการล้มล้มไปข้างหน้าและล้มไปข้างขวาซึ่งอยู่ในตำแหน่งหมุนตามแนวแกน Z มีความเร่งสะสมได้เร็วกว่าจึงสามารถตรวจจับการล้มซึ่งมีค่าความถูกต้องและค่าความแม่นยำสูงกว่ารูปแบบอื่น อยู่ที่ 88.40%, 93.64% และ 89.60%, 93.30% ตามลำดับ จากผลการประเมินประสิทธิภาพด้วยค่าความถูกต้องและค่าความแม่นยำสามารถวิเคราะห์ผลที่เกิดขึ้นได้ว่า ค่าความแม่นยำของอุปกรณ์ตรวจจับการล้มบนระบบฝังตัวมีการทำงานช้าที่ใกล้เคียงกันทำให้มีความแม่นยำสูง และค่าความถูกต้องในการตรวจจับการล้มมีความสัมพันธ์กับค่าความเร่งที่ได้จากเซนเซอร์สามารถทำงานได้ถูกต้อง

6.2 การประเมินประสิทธิภาพการทำนาย

เหตุการณ์ที่มีโอกาสจะเกิดการล้ม

ในหัวข้อนี้จะประเมินประสิทธิภาพโดยแบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม คือ กลุ่มที่ 1 จะเป็นกลุ่มผู้ทดสอบจำลองกิจกรรมการเคลื่อนไหวที่มีความเสี่ยงที่จะเกิดการล้ม และกลุ่มที่ 2 จะเป็นกลุ่มผู้ทดสอบจำลองกิจกรรมการเคลื่อนไหวปกติ โดยเลือกรูปแบบของกิจกรรมการเคลื่อนไหวที่มีความเสี่ยงที่จะเกิดการล้มมา 4 รูปแบบ คือ รูปแบบที่ 1 การยืนมีการโน้มตัวไปข้างหน้า/เอนไปข้างหลัง รูปแบบที่ 4 การล้มไปข้างซ้าย และรูปแบบที่ 5 การล้มไปข้างขวา และรูปแบบที่ 7 การเดินปกติ โดยมีจำนวนผู้ทดสอบทั้งหมด 12 คน ดังตารางที่ 3 และตารางที่ 4 ตามลำดับ

ตารางที่ 3 การประเมินประสิทธิภาพทำนายเหตุการณ์ที่มีความเสี่ยงที่จะเกิดการล้ม

รูปแบบกิจกรรมการเคลื่อนไหวต่อจำนวนผู้ทดสอบ	Sensitivity	Specificity
รูปแบบที่ 1 (ค่าเฉลี่ยจากผู้ทดสอบคนที่ 1 ถึง คนที่ 3)	91.99%	88.82%
รูปแบบที่ 4 (ค่าเฉลี่ยจากผู้ทดสอบคนที่ 4 ถึง คนที่ 6)	89.66%	89.22%
รูปแบบที่ 5 (ค่าเฉลี่ยจากผู้ทดสอบคนที่ 7 ถึง คนที่ 9)	89.84%	90.07%
รูปแบบที่ 7 (ค่าเฉลี่ยจากผู้ทดสอบคนที่ 10 ถึง คนที่ 12)	92.14%	81.74%

ตารางที่ 4 การประเมินประสิทธิภาพทำนายเหตุการณ์ที่ไม่มี ความเสี่ยงที่จะเกิดการล้ม

รูปแบบกิจกรรมการเคลื่อนไหวต่อจำนวนผู้ทดสอบ	Sensitivity	Specificity
รูปแบบที่ 1 (ค่าเฉลี่ยจากผู้ทดสอบคนที่ 1 ถึง คนที่ 3)	80.87%	99.03%
รูปแบบที่ 4 (ค่าเฉลี่ยจากผู้ทดสอบคนที่ 4 ถึง คนที่ 6)	85.24%	99.14%
รูปแบบที่ 5 (ค่าเฉลี่ยจากผู้ทดสอบคนที่ 7 ถึง คนที่ 9)	91.23%	99.15%
รูปแบบที่ 7 (ค่าเฉลี่ยจากผู้ทดสอบคนที่ 10 ถึง คนที่ 12)	86.43%	98.60%

เมื่อวิเคราะห์ผลการทดลองจากตารางที่ 3 การทำนายโอกาสที่จะเกิดการล้มหรือมีความเสี่ยงที่จะเกิดการล้ม โดยกลุ่มทดลองที่มีความเสี่ยงที่จะเกิดการล้มเมื่อพิจารณาจากค่าความไวรูปแบบการเคลื่อนไหวที่ 1,4 และ 7 มีความไวเกิดขึ้นที่สูงกว่าค่าจำเพาะ นั่นคือ สามารถทำนายโอกาสที่จะเกิดการล้มได้ถูกต้อง ส่วนการวิเคราะห์ผลการทดลองในตารางที่ 4 ค่าความจำเพาะจะมีค่าสูงกว่าค่าความไวทั้ง 4 รูปแบบ นั่นคือ สามารถทำนายโอกาสที่จะไม่เกิดความเสียหายหรือปลอดภัยได้ถูกต้อง

6.3 การประเมินประสิทธิภาพการแจ้งเตือน

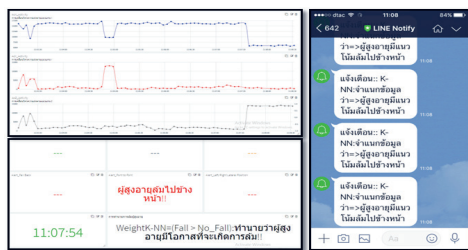
หัวข้อนี้จะประเมินประสิทธิภาพการแจ้งเตือนการล้ม โดยวิเคราะห์ความน่าเชื่อถือ (Reliability) จากการทดลองด้วยเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน กำหนดให้ เวลาการส่งข้อมูลบนระบบฝังตัวเป็นเวลาอ้างอิงจริง 1.5 วินาทีแทนด้วย T_{system} เทียบกับเวลาที่มีการส่งข้อมูลการแจ้งเตือนเป็นเวลาที่ใช้ทดสอบได้ T_{test} ซึ่งมีการคำนวณตามสมการที่ 6

$$\%error = \frac{|T_{test} - T_{system}|}{T_{system}} \times 100 \quad (6)$$

โดยพิจารณาจาก 4 รูปแบบของกิจกรรมการเคลื่อนไหวที่ทำให้เกิดการล้ม คือ การล้มไปข้างหน้า การล้มไปข้างหลัง การล้มไปข้างซ้ายและการล้มไปข้างขวา รูปแบบละ 10 ครั้ง โดยได้ค่าเฉลี่ยรวมเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนอยู่ที่ 20.69% และค่าความถูกต้องของเวลาที่ใช้ในการแจ้งเตือนอยู่ที่ 79.31% ซึ่งผู้รับข้อมูลแจ้งเตือนสามารถเข้าช่วยเหลือผู้สูงอายุได้ทันเวลา

7. การแสดงผล

ขั้นตอนการแสดงผลสำหรับบุคลากรทางการแพทย์ที่จะได้รับข้อมูลจากการเฝ้าติดตาม และสามารถเรียกดูข้อมูลแบบเวลาจริง โดยมีลักษณะของส่วนแสดงผลดังรูปที่ 14



รูปที่ 14 สถานะกิจกรรมการเคลื่อนไหวของผู้สูงอายุและมีการแจ้งเตือนการล้ม

จากรูปที่ 14 เป็นการแสดงข้อมูลการเคลื่อนไหวของผู้สูงอายุ ที่ได้จากการทำนายโอกาสที่จะเกิดการล้มด้วย Weight k-NN กรณีที่ผู้สูงอายุมีการเคลื่อนไหวและมีการแจ้งเตือนว่าล้มไปข้างหน้า พร้อมกับระบบจะมีการส่งข้อความแจ้งเตือนผ่านแอปพลิเคชัน LINE

8. สรุปและอภิปรายผล

การตรวจจับการล้มในผู้สูงอายุและจำแนกข้อมูลกิจกรรมการเคลื่อนไหวโดยใช้วิธี Weighted k-NN เพื่อทำนายความเสี่ยงที่จะเกิดการล้ม ซึ่งมุ่งเน้นในการนำเสนอการประเมินประสิทธิภาพ 2 ลักษณะ คือ การประเมินประสิทธิภาพการตรวจจับการล้มพบว่าสามารถนำไปใช้ในการตรวจจับการล้มได้ และการประเมินประสิทธิภาพทำนายเหตุการณ์ที่จะเกิดการล้มด้วย Weighted k-NN พบว่าสามารถจำแนกข้อมูลการเคลื่อนไหวทั้งในส่วนผู้ที่มีความเสี่ยงและผู้ที่ไม่มีความเสี่ยงที่จะเกิดการล้มได้ถูกต้อง บทความวิจัยนี้เป็นแนวทางในการประยุกต์ใช้งานสำหรับบุคลากรทางการแพทย์ที่ต้องนำข้อมูลย้อนหลังมาช่วยในการวินิจฉัยการล้มของผู้สูงอายุแต่ละรายได้

9. กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบพระคุณบุคลากรงานส่งเสริมสุขภาพและเวชศาสตร์ชุมชน อำเภอเลิงนกทา จังหวัดยโสธร ขอขอบคุณบริษัท วินัสซัพพลาย จำกัด ในการให้คำแนะนำด้านอุปกรณ์ ทำให้บทความวิจัยนี้สำเร็จลุล่วงด้วยดี

10. เอกสารอ้างอิง

- [1] Department of the Interior. Population in thailand 2017 (with information number of provinces, districts, villages) [Internet]. 2017 [cited 2019 March12];Available from: [http://www.zcooby.com/2017-thailand-information-number- statistics/ \(in Thai\)](http://www.zcooby.com/2017-thailand-information-number- statistics/ (in Thai))
- [2] Kitomprayoonkun V. Falling and prevention. association of rehabilitation medicine thailand [Internet]. 2009 [cited 2019 March 26]. Available from:[http://rehabmed.or.th/assoc/as_thai/news_detail.php?news_id=232 \(in Thai\)](http://rehabmed.or.th/assoc/as_thai/news_detail.php?news_id=232 (in Thai))

- [3] Hwang K, Chen M. Big-data analytics for cloud, IoT and cognitive computing. John Wiley & Sons; 2017 Aug 14.
- [4] Ashok M, Varma PS, Sundari MR. IoT based monitoring and control system for home automation. International Journal of Engineering Technology Science and Research (IJETSR). 2017 Nov;4(11).
- [5] Kubat M. An introduction to machine learning. Cham, Switzerland :Springer International Publishing;2017 Sep 2.
- [6] Chotavanich T. Embedded systems for detecting falling whilebathing camera that maintains privacy. Master of Engineering Thesis, University of Electrical Engineering Rajabhat Songkhla, 2012.(in Thai)
- [7] Lamsamran P. Tracking system elderly using a wireless network [Internet]. 2016 [cited 2019 April 23]. Available from : [http:// digital_ collect, lib. buu.ac.th/ dcms / files / 55910292.pdf](http://digital_collect.lib.buu.ac.th/files/55910292.pdf).
- [8] Natthawin V. Arduino based fall detection and alert system. Bachelor of Engineering (Hons) (Electrical and Electronic) University Technology. Petronas Malaysia; 2016.
- [9] El-Bendary N, Tan Q, Pivot FC, Lam A. Fall detection and prevention for the elderly : a review of trends and challenges. International Journal on Smart Sensing & Intelligent Systems. 2013 Jun 1;6(3).
- [10] He J, Hu C, Wang X. A smart device enabled system for autonomous fall detection and alert. International Journal of Distributed Sensor Networks. 2016 Feb17;12(2):2308183.
- [11] Li P, Gou J, Yang H. The distance-weighted k-nearest centroid neighbor classification. J. Intell. Inf. Hiding Multimedia Sig. Process. 2017;8(3):611-22.
- [12] Aguilera J, González LC, Montes-y-Gómez M, Rosso P. A new weighted k-nearest neighbor algorithm based on newton's gravitational force. In: Iberoamerican Congress on Pattern Recognition 2018 Nov 19(pp. 305-313). Springer, Cham.
- [13] Abisoye BO, Kolo JG, Jimoh NO, Abisoye OA, Ajao LA. Development of an sms-based wearable fall detection system.
- [14] Venus Supply Company Limited. Esp-wroom32 WiFi serial transceiver module [Internet]. [cited 2019 May 30] Copyright ThaiEasyElec.com (in Thai)
- [15] Arduino CC. Arduino introduction. Arduino, [Online]. Available : [http ://arduino.cc /en /guide /introduction](http://arduino.cc/en/guide/introduction). 2015 Aug.
- [16] RobotSiam Channel. Installation arduino core for esp32 WiFi chip [Internet].2017 [cited 2019 March 3]. Available from : [https:// robotsiam. blogspot .com/ 2017/09/arduino-core-foresp32. html](https://robotsiam.blogspot.com/2017/09/arduino-core-foresp32.html) (in Thai)
- [17] Commanrone Electronics for you. Use of gy521 mpu6050 [Internet]. [cited 2019 May 20] Accessible from:[http://comman-dronestore.com/learning/gy521_001 .php](http://comman-dronestore.com/learning/gy521_001.php) (in Thai)
- [18] Dziak D, Jachimczyk B, Kulesza W. IoT-based information system for healthcare application: design methodology approach. Applied Sciences. 2017 Jun 8;7(6):596.