

การตรวจจับและรายงานกิจกรรมของผู้สูงอายุโดยใช้สมาร์ทโฟน

Detect and Report Activities of the Elderly using Smartphone

ธวัชชัย พรหมรัตน์ (Thawatchai Promrat)* พรชัย มงคลนาม (Pornchai Mongkolnam)*

สุรีย์ ฟูนิลกุล (Suree Funilkul)* และ สุเมธ อังคะศิริกุล (Sumet Angkasirikul)*

บทคัดย่อ

ในปัจจุบันโลกมีผู้สูงอายุเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง ผู้สูงอายุที่ใช้ชีวิตคนเดียวเพียงลำพังมีโอกาสเกิดอุบัติเหตุ หรือการเจ็บป่วยได้ เช่น การล้ม ซึ่งหากเกิดอุบัติเหตุ หรือเกิดการเจ็บป่วยกับผู้สูงอายุที่อยู่เพียงลำพัง บางครั้งอาจนำไปสู่การเสียชีวิตหรือเป็นอัมพาตได้ เนื่องจากไม่สามารถช่วยเหลือได้อย่างทันเวลาที่ งานวิจัยนี้นำเสนอการประยุกต์ใช้เทคนิคการทำเหมืองข้อมูลเพื่อเปรียบเทียบความถูกต้องของการจำแนกข้อมูลการทำกิจกรรมของผู้สูงอายุ เช่น การนอน การนั่ง การยืน การเดิน การวิ่ง และการล้ม โดยใช้ข้อมูลจากเซนเซอร์สมาร์ทโฟน ซึ่งผู้วิจัยได้ทำการเก็บข้อมูลจากกลุ่มตัวอย่างอาสาสมัครที่เป็นผู้สูงอายุจำนวน 25 คน และได้ทำการแบ่งข้อมูลเป็น 3 ชุดคือ ข้อมูลชุดที่ 1 คือค่า X, Y และ Z ซึ่งได้จาก Accelerometer Sensor และค่าระยะห่างของข้อมูล ข้อมูลชุดที่ 2 คือค่ามุม X, Y และ Z ที่ได้จากการรวมเซนเซอร์ทั้ง 3 ชนิดคือ Accelerometer, Magnetometer และ Gyroscope กับค่าระยะห่างของข้อมูล ข้อมูลชุดที่ 3 เป็นการนำข้อมูลชุดที่ 1 กับข้อมูลชุดที่ 2 และใช้ค่าระยะห่างของข้อมูลรวมกัน แล้วนำข้อมูลทั้ง 3 ชุดมาทำการเปรียบเทียบกับตัวจำแนกคือ Neural Network (Multilayer Perceptron), Naive Bayes, Support Vector Machine และ K-Nearest Neighbor เพื่อหาวิธีที่เหมาะสมที่จะใช้พัฒนาแอปพลิเคชันสำหรับติดตามการทำกิจกรรมของผู้สูงอายุแบบเรียลไทม์ และแจ้งเตือนเมื่อผู้สูงอายุล้มหรือทำกิจกรรมที่นานผิดปกติ จากการทดลองทำให้ได้โมเดลการจำแนกกิจกรรมที่สร้างจาก Neural Network (Multi-layer Perceptron) ที่มีความถูกต้องมากที่สุดคือ 99.52%

คำสำคัญ: กิจกรรมในชีวิตประจำวัน การรวมเซนเซอร์ การจำแนกกิจกรรม ผู้สูงอายุ

Abstract

Currently, the world's elderly have increased substantially. The elderly living alone are prone to accidents such as falls, which sometimes lead to fatalities without timely notifications and help. This research applies data mining techniques in order to classify activities done by the elderly, including lying, sitting, standing, walking, running, and fall, based on the data obtained from a smartphone's sensors. We collected data from a sample of 25 elderly volunteers and separated the data into three data sets. Values of the first data set were from the three accelerometer axes, X, Y and Z as well as the Euclidean distance between the data samples. The values of the second data set were the angle values, X, Y and Z obtained from the sensors' fusion of accelerometer, magnetometer and gyroscope as well as the distance between the data samples. The third data set, however, used the first data set, second data set, and the distances between the data samples. Thereafter, the three data sets were used to find the best classifier for our application, from neural network (Multi-layer Perceptron), Naive Bayes, Support Vector Machine, and K-Nearest Neighbor. The application was able to track the elderly's activities in real-time and send notifications when falling or having an undue activity time. The neural network (multi-layer perceptron) had the highest accuracy for the activity classifications of 99.52%.

Keywords: Daily Life Activities, Sensor Fusion, Activity Classifications, Elderly.

* คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี

* School of Information Technology, King Mongkut's University of Technology Thonburi.

1. บทนำ

ปัจจุบันความเจริญก้าวหน้าทางการแพทย์และสาธารณสุขได้พัฒนาอย่างรวดเร็วส่งผลให้จำนวนประชากรผู้สูงอายุเพิ่มขึ้นทั่วโลก โดยเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่องดังตารางที่ 1 ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2493 ถึง พ.ศ. 2558 แสดงให้เห็นจำนวนเปอร์เซ็นต์การเพิ่มขึ้นของประชากรผู้สูงอายุเป็น 12.22% ซึ่งในอนาคตจำนวนผู้สูงอายุมีแนวโน้มเพิ่มมากขึ้นเรื่อยๆ ดังข้อมูลปี พ.ศ. 2593 จะมีจำนวนผู้สูงอายุเพิ่มขึ้นถึง 21.15% ของประชากรทั้งหมดทั่วโลก

ตารางที่ 1 จำนวนเปอร์เซ็นต์ของประชากรอายุ 60 ปีขึ้นไป [1]

พื้นที่	ปี 2493	ปี 2558	ปี 2593
โลก	7.99%	12.22%	21.15%
เอเชีย	6.65%	11.50%	24.00%
จีน	7.49%	14.91%	32.81%
อินเดีย	5.40%	8.76%	18.31%
ญี่ปุ่น	7.72%	33.17%	42.66%
ไทย	5.05%	18.77%	37.49%

สำหรับประเทศไทย จากการสำรวจ “ประชากรสูงอายุในประเทศไทย พ.ศ. 2557” ของสำนักงานสถิติแห่งชาติ ประเทศไทยได้ก้าวเข้าสู่สังคมสูงอายุตั้งแต่ ปี พ.ศ. 2548 และยังพบว่าลักษณะการอยู่อาศัยของผู้สูงอายุจะอยู่คนเดียวเพียงลำพัง 8.7% [2] จึงควรเตรียมความพร้อมเพื่อรองรับผู้สูงอายุโดยการประยุกต์ใช้เครื่องมือและเทคโนโลยีที่เหมาะสมในการตรวจจับ และรายงานการทำกิจกรรมของผู้สูงอายุที่อยู่บ้านเพียงลำพังในแต่ละวันแบบเรียลไทม์ (Real-time) หากพบข้อมูลที่ผิดปกติ เช่น การล้ม หรือการทำกิจกรรมที่นานผิดปกติ ระบบจะรายงานให้สมาชิกในครอบครัวหรือผู้ดูแลได้ทราบข้อมูลดังกล่าว เพื่อจะสามารถให้ความช่วยเหลือได้อย่างทันท่วงที

2. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Sukreep และคณะ [3] ได้เสนอระบบการติดตามการทำกิจกรรมและตำแหน่งภายในบ้านโดยใช้สมาร์ทโฟน ได้ทำการทดลองใช้สมาร์ทโฟนเก็บข้อมูลกับอาสาสมัคร 4 ตำแหน่ง ได้แก่ แขน เอว กระเป๋าทางเกงด้านหน้า และต้นขา ซึ่งข้อมูลที่เก็บได้คือค่าที่ได้จากเซนเซอร์แอคเซเลอโรมิเตอร์ (Accelerometer Sensor) และใช้เทคนิคการทำเหมืองข้อมูล

จำแนกการทำกิจกรรม นอน นั่ง ยืน เดิน วิ่ง ล้ม และเดินขึ้นลงบันได เพื่อหาตำแหน่งที่ดีที่สุด จากการทดลองพบว่าตำแหน่งกระเป๋าทางเกงด้านหน้าได้ค่าความแม่นยำมากที่สุด 97.48% แต่อย่างไรก็ตามยังไม่มีมีการนำไปประยุกต์ใช้งานกับผู้สูงอายุ และการส่งข้อมูลเป็นแบบภายในซึ่งไม่มีการเชื่อมต่อกับสัญญาณอินเทอร์เน็ต

Aguilar และคณะ [4] ได้เสนอการติดตามการล้ม โดยใช้ข้อมูลที่ได้จากเซนเซอร์แอคเซเลอโรมิเตอร์สมาร์ทโฟนในการติดตามการล้มโดยได้ทำการเปรียบเทียบตัวจำแนกการล้ม ต้นไม้ในการตัดสินใจ (Decision Tree) เคเนียร์สเนบอร์ K-Nearest Neighbor (KNN) และการเรียนแบบเบย์ (Naive Bayes) และได้เก็บข้อมูล 2 ตำแหน่ง กระเป๋าทางเกง และเข็มขัด ทั้งสองตำแหน่งได้ค่าความแม่นยำ 97.5% แต่อย่างไรก็ตามเป็นการติดตามการล้มเพียงอย่างเดียว ซึ่งหากจะนำไปใช้งานจริงอาจจะต้องติดตามกิจกรรมอื่นเพิ่มเติมเพื่อให้ความหลากหลายมากขึ้น

Alonge และคณะ [5] ได้นำเสนอการประมาณค่ามุมด้วยวิธีการใช้ Complementary Filter ในการรวมข้อมูลจากเซนเซอร์แอคเซเลอโรมิเตอร์และเซนเซอร์ไจโรสโคป (Gyroscope Sensor) เพื่อลดความผิดพลาดค่ามุมที่ได้ และนำมุมที่ได้มาวิเคราะห์การเดิน ในการรวมข้อมูลจากเซนเซอร์เข้าด้วยกันผลที่ได้จากการทดลองแสดงให้เห็นความถูกต้องที่ดีของการประมาณค่ามุม อย่างไรก็ตามยังไม่มีมีการนำเทคนิคการทำเหมืองข้อมูลมาประยุกต์ใช้ในการจำแนกการทำกิจกรรมผู้สูงอายุ

Liu [6] ได้ทำการศึกษาอุปกรณ์เซนเซอร์ที่มีอยู่ในสมาร์ทโฟนสมัยใหม่ และพบว่าเซ็นเซอร์ที่ได้รับความนิยมมากที่สุดสามอันแรกคือ เซนเซอร์แอคเซเลอโรมิเตอร์ เซนเซอร์แมกนีโตมิเตอร์ (Magnetometer Sensor) และเซนเซอร์ไจโรสโคป ซึ่งจากการศึกษาพบว่าค่าที่ได้จากเซนเซอร์ทั้ง 3 ชนิด คือค่าจากแกน X, Y และ Z โดยที่ เซนเซอร์แอคเซเลอโรมิเตอร์ใช้สำหรับการวัดความเร่งของวัตถุ และในแนวแกน Z จะเป็นค่าแรงโน้มถ่วงของโลกโดยจะมีค่าคงที่อยู่ที่ประมาณ 9.8 เมตรต่อวินาที 2 ส่วนเซนเซอร์ไจโรสโคปใช้สำหรับการวัดความเร็วเชิงมุมซึ่งจะทำงานได้ดีเมื่ออุปกรณ์มีการขยับไปมา และจะไม่มีแรงโน้มถ่วงของโลก ส่วนเซนเซอร์แมกนีโตมิเตอร์ใช้สำหรับวัดความเข้มสนามแม่เหล็ก แม้ว่าเซนเซอร์แอคเซเลอโรมิเตอร์และเซนเซอร์

ไจโรสโคป จะใช้ในการตรวจจับการเคลื่อนไหวแต่อย่างไรก็ตามเซนเซอร์แมกนีโตมิเตอร์มีความสำคัญโดยตรงกับการตรวจจับการเคลื่อนไหวเมื่อมีการทำงานอยู่บนพื้นโลก

จากตัวอย่างที่กล่าวมาแล้วข้างต้นยังไม่มีการนำมุมที่ได้จากการรวมเซนเซอร์มาใช้เป็นข้อมูลในการจำแนกการทำกิจกรรมของผู้สูงอายุ ดังนั้นงานวิจัยนี้จะทำการนำเสนอการจำแนกการทำกิจกรรมของผู้สูงอายุโดยใช้มุมที่ได้จากการรวมเซนเซอร์แอคเซเลอโรมิเตอร์ เซนเซอร์แมกนีโตมิเตอร์ และเซนเซอร์ไจโรสโคป มาประยุกต์ใช้กับเทคนิคการทำเหมืองข้อมูล เพื่อพัฒนาระบบตรวจจับ และรายงานการทำกิจกรรมของผู้สูงอายุแบบเรียลไทม์บนแท็บเล็ตคอมพิวเตอร์ และสามารถแจ้งเตือนแบบเรียลไทม์หากผู้สูงอายุเกิดการล้มหรือทำกิจกรรมที่นานผิดปกติ

3. วิธีการดำเนินการวิจัย

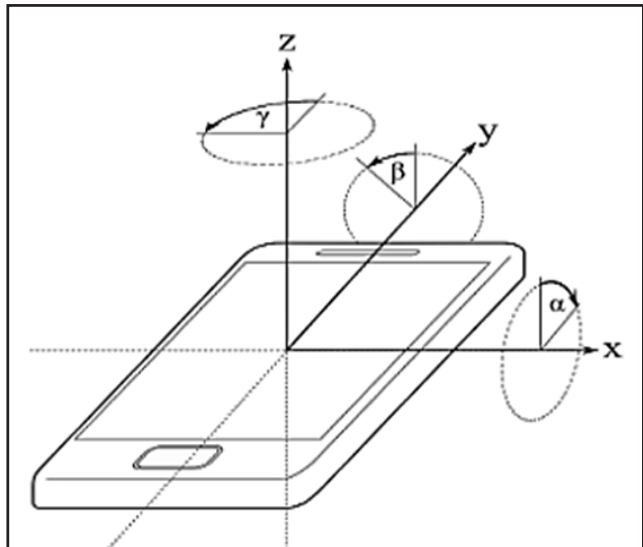
3.1 การรวมเซนเซอร์ (Sensor Fusion)

เนื่องจากเซนเซอร์แต่ละตัวจะมีข้อดีและข้อเสียต่างกันยกตัวอย่างเช่น เซนเซอร์แอคเซเลอโรมิเตอร์และเซนเซอร์แมกนีโตมิเตอร์ แกน Z นั้นจะมีค่าแรงโน้มถ่วงของโลก ถึงแม้ว่าสมาร์ทโฟนไม่มีการขยับ ในขณะที่เซนเซอร์ไจโรสโคปเป็นความเร็วเชิงมุมไม่มีแรงโน้มถ่วงของโลกเข้ามาเกี่ยวข้อง แต่เซนเซอร์ไจโรสโคป เมื่อมีการใช้งานจะเกิดการ ดริฟต์ (Drift) คือค่าที่อ่านได้ ณ จุดเดียวกันจะได้ค่าไม่เท่ากันเมื่อเวลาผ่านไประยะหนึ่งจะทำให้ได้ค่าไม่ถูกต้อง ดังนั้นงานวิจัยนี้ได้ใช้อัลกอริทึมที่เรียกว่า Complementary Filter ในการรวมเซนเซอร์ทั้ง 3 ชนิดเพื่อให้ได้มุมที่มีความถูกต้อง

3.2 การแปลงข้อมูลของเซนเซอร์ไจโรสโคป

เนื่องจากค่าที่ได้จากเซนเซอร์ไจโรสโคปจะต่างกับเซนเซอร์แอคเซเลอโรมิเตอร์และเซนเซอร์แมกนีโตมิเตอร์ ดังนั้นจึงต้องทำการแปลงค่าความเร็วเชิงมุมที่ได้จากเซนเซอร์ไจโรสโคปให้อยู่ในรูปแบบเวกเตอร์ทั่วปดิงภาพที่ 1

จากภาพที่ 1 แสดงการทำงานของเซนเซอร์ไจโรสโคปของแอนดรอยด์สมาร์ทโฟน แกน Z ถูกเรียกว่าแกมมา (γ) จะตั้งฉากกับหน้าจอแสดงผลและชี้ไปยังผู้ใช้งาน แกน Y จะชี้ไปยังลำโพงและถูกเรียกว่า เบต้า (β) ส่วน แกน X จะชี้ทางด้านขวาและถูกเรียกว่าอัลฟา (α)

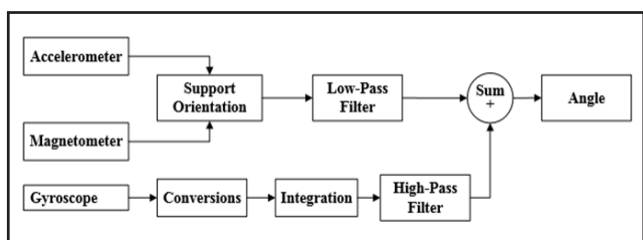


ภาพที่ 1 การทำงานร่วมกัน API Sensor Event ของระบบปฏิบัติการแอนดรอยด์กับการหมุนวนความเร็วเชิงมุม [7]

$$\begin{aligned} R_x &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \alpha & \sin \alpha \\ 0 & -\sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix} \\ R_y &= \begin{bmatrix} \cos \beta & 0 & \sin \beta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \beta & 0 & \cos \beta \end{bmatrix} \\ R_z &= \begin{bmatrix} \cos \gamma & \sin \gamma & 0 \\ -\sin \gamma & \cos \gamma & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (1)$$

จากภาพที่ 1 ค่าที่ได้ทั้ง 3 แกนจะถูกนำมาเก็บไว้ที่เมทริกซ์ 3x3 เพื่อที่จะทำการคูณเมทริกซ์ด้วยเมทริกซ์ (Matrix Multiplications) ดังสมการที่ (2)

$$\begin{aligned} R &= R_z R_x R_y \\ R &= \begin{bmatrix} \cos \gamma \cos \beta - \sin \alpha \sin \beta \sin \gamma & \sin \gamma \cos \alpha & \cos \gamma \sin \beta + \sin \gamma \sin \alpha \cos \beta \\ -\cos \beta \sin \gamma - \sin \alpha \sin \beta \cos \gamma & -\cos \gamma \sin \alpha & \cos \gamma \sin \alpha \cos \beta - \sin \gamma \sin \beta \\ -\cos \alpha \sin \beta & -\sin \alpha & \cos \alpha \cos \beta \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2)$$



ภาพที่ 2 ขั้นตอนการรวมข้อมูลที่ได้จากเซนเซอร์ทั้ง 3 ชนิดด้วย Complementary Filter [8-11]

จากภาพที่ 2 แสดงให้เห็นว่าค่าที่ได้จากเซนเซอร์ แอคเซลอโรมิเตอร์ และเซนเซอร์แมกนีโตมิเตอร์จะถูกรวมเข้าด้วยกันเนื่องจากข้อมูลที่ได้จะอยู่ในรูปเวกเตอร์ทั่วไปเมื่อรวมกันแล้วข้อมูลที่ได้อาจจะถูกรองสัญญาณด้วยตัวกรองสัญญาณความถี่ต่ำ ส่วนค่าที่ได้จากเซนเซอร์ไจโรสโคปจะเป็นความเร็วเชิงมุม จำเป็นต้องแปลงค่าให้อยู่ในรูปแบบเวกเตอร์ก่อนตามหัวข้อ 3.2 จากนั้นจะนำค่ามุมของเซนเซอร์ไจโรสโคปมาผ่านตัวกรองสัญญาณความถี่สูง และสุดท้ายจะนำค่ามุมที่ได้จากการกรองสัญญาณความถี่ต่ำและตัวกรองสัญญาณความถี่สูงมารวมกันทำให้ได้มุมที่มีความถูกต้อง

3.3 การสกัดคุณลักษณะของข้อมูลเซนเซอร์แอคเซลอโรมิเตอร์

$$Velocity_{ACC} = \sqrt{(\Delta X)^2 + (\Delta Y)^2 + (\Delta Z)^2} \quad (3)$$

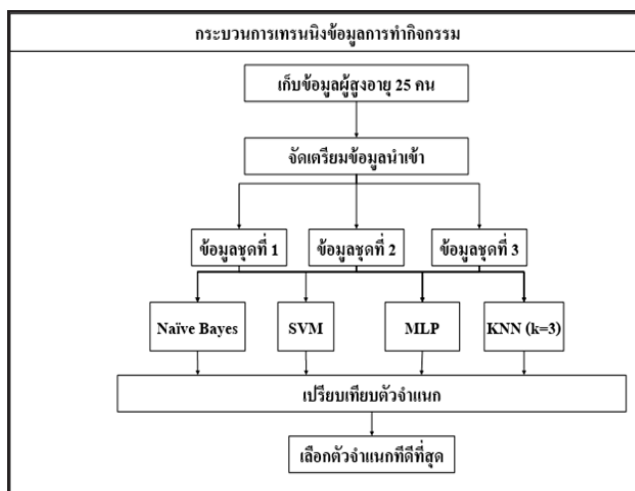
$$\Delta X = X_i - X_{i-1}$$

$$\Delta Y = Y_i - Y_{i-1}$$

$$\Delta Z = Z_i - Z_{i-1}$$

จากสมการที่ (3) ผู้วิจัยได้ใช้ค่าระยะห่างของข้อมูล (Euclidean Distance) [12], [13] ในการสกัดข้อมูลดิบที่ได้จากเซนเซอร์แอคเซลอโรมิเตอร์ในการหาความต่างแต่ละกิจกรรม จากสมการที่ (3) i คือค่าที่ได้จากเซนเซอร์แอคเซลอโรมิเตอร์ปัจจุบัน และ $i-1$ คือค่าของเซนเซอร์แอคเซลอโรมิเตอร์ก่อนหน้า

3.4 การเทรนนิ่งข้อมูลการทำกิจกรรม



ภาพที่ 3 กระบวนการเทรนนิ่งข้อมูลการทำกิจกรรม

งานวิจัยนี้ ได้รับการพิจารณาและตรวจสอบ และได้รับการอนุมัติจริยธรรมการวิจัยที่ถือปฏิบัติตามเกณฑ์และ

มาตรฐานของคณะกรรมการวิจัยจาก คณะศิลปศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรีแล้ว

จากภาพที่ 3 ผู้วิจัยได้เก็บข้อมูลกับอาสาสมัครที่เป็นผู้สูงอายุ 25 คน อายุตั้งแต่ 60 ถึง 84 ปี เป็นเพศชาย 10 คน เพศหญิง 15 คน โดยมีค่าเฉลี่ยอายุ 65.98 ปี ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานอายุ 6.3 และมีค่าดัชนีมวลกายเฉลี่ย 21.30 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานดัชนีมวลกาย 3.30 การเก็บข้อมูลผู้วิจัยจะติดตั้งโทรศัพท์สมาร์ตโฟน Samsung Galaxy S3 ไว้ที่ต้นขาด้านหน้าของอาสาสมัคร โดยจะทำการเก็บข้อมูลแต่ละกิจกรรมทุกๆ 0.2 วินาทีเป็น เวลา 30 วินาทีต่ออาสาสมัคร 1 คน ทำให้ได้ข้อมูลกิจกรรมละ $5 \times 30 \times 25 \times 1 = 3,750$ เฟรม และทำให้ได้ข้อมูลทั้งหมด $5 \times 30 \times 25 \times 6 = 22,500$ เฟรม [14]

ผู้วิจัยทำการเตรียมข้อมูลเพื่อเปรียบเทียบข้อมูลที่นำมาใช้สร้างโมเดลจำแนกกิจกรรม โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 3 ชุด ชุดละ 22,500 เฟรมเท่าๆ กัน ข้อมูลชุดที่ 1 เป็นค่าที่ได้จากเซนเซอร์แอคเซลอโรมิเตอร์ X, Y และ Z และค่าระยะห่างของข้อมูล ข้อมูลชุดที่ 2 คือค่ามุม X, Y และ Z ที่ได้จากการรวมเซนเซอร์ 3 ชนิดคือ เซนเซอร์แอคเซลอโรมิเตอร์ เซนเซอร์แมกนีโตมิเตอร์ เซนเซอร์ไจโรสโคป และค่าระยะห่างของข้อมูล ข้อมูลชุดที่ 3 เป็นการนำข้อมูลชุดที่ 1 กับข้อมูลชุดที่ 2 และใช้ค่าระยะห่างของข้อมูลรวมกัน โดยที่ข้อมูลแต่ละชุดจะถูกกำหนดด้วยคลาส Lying, Sit, Stand, Walk, Run และ Fall ตามลำดับโดยผู้วิจัยได้ใช้โปรแกรม Weka ในการเทรนนิ่งข้อมูล และผู้วิจัยได้ตัดสินใจเลือกตัวแบบจำแนกที่ใช้คือ Multi-layer Perceptron (MLP), Naive Bayes, Support Vector Machine (SVM) และ K-Nearest Neighbor (KNN) มาทำการเปรียบเทียบเพื่อหาตัวจำแนกที่มีความถูกต้องมากที่สุด เนื่องจาก จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับผู้วิจัยพบว่าตัวจำแนกทั้ง 4 ตัว มีความเหมาะสมในการใช้จำแนกข้อมูลที่ผู้วิจัยได้เก็บจากกลุ่มตัวอย่าง และปรับตั้งค่าพารามิเตอร์ (Parameter) ของตัวจำแนกแต่ละตัวที่สำคัญดังต่อไปนี้ [15]

KNN: ในการจำแนกข้อมูลผู้วิจัยได้ทำการกำหนดค่า $k = 3$ และใช้วิธีทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล 10-fold Cross-Validation

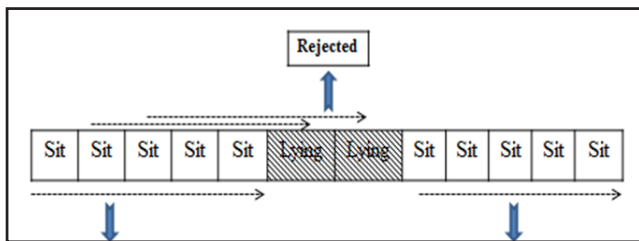
MLP: Learning Rate = 0.2, Hidden Layers = a, Momentum = 0.2 และใช้วิธีทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล 10-fold Cross-Validation

SVM: ในการจำแนกข้อมูลผู้วิจัยได้กำหนดค่า Kernel Type = PolyKernel และใช้วิธีทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล 10-fold Cross-Validation

Naive Bayes: ในการจำแนกข้อมูลผู้วิจัยได้ใช้ค่าของเริ่มต้นของโปรแกรม และใช้วิธีทดสอบประสิทธิภาพของโมเดล 10-fold Cross-Validation

3.5 การลดความผิดพลาดการจำแนกกิจกรรม

การลดความผิดพลาดในการจำแนกการทำกิจกรรมคือการตรวจสอบความถูกต้องในการทำกิจกรรมเพื่อไม่ให้เกิดการเปลี่ยนแปลงกิจกรรมอย่างทันทีอันเนื่องมาจากการทำกิจกรรมที่ผิดปกติในช่วงเวลาสั้นๆ ดังภาพที่ 4 ระบบจะตรวจสอบความต่อเนื่องในการทำกิจกรรม ทุกๆ 5 เฟรม โดยจะใช้ข้อมูล เฟรมก่อนหน้า 4 เฟรม และเฟรมปัจจุบัน 1 เฟรม เพื่อตรวจสอบว่าได้มีการทำกิจกรรมนั้นจริงๆ หากมีการเปลี่ยนของกิจกรรมเกิดขึ้นช่วงเวลาสั้นๆ ทำให้จำนวนเฟรมนั้นไม่ต่อเนื่องกันทั้ง 5 เฟรม และข้อมูลกิจกรรมดังกล่าวก็จะถูกปฏิเสธ



ภาพที่ 4 การตรวจสอบการเปลี่ยนแปลงกิจกรรม

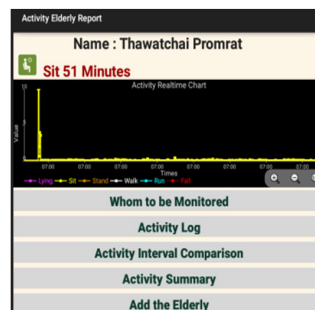
4. ผลการดำเนินงานวิจัย

จากการทดลองที่ผู้วิจัยได้เก็บข้อมูลจากอาสาสมัครที่เป็นผู้สูงอายุจำนวน 25 คน และได้นำข้อมูลแต่ละชุดมาเปรียบเทียบกับตัวจำแนกข้อมูลทั้ง 4 แบบ และได้ทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลด้วยวิธี 10-fold Cross Validation ทำให้ได้โมเดลในการจำแนกการทำกิจกรรมของผู้สูงอายุ ดังตารางที่ 2

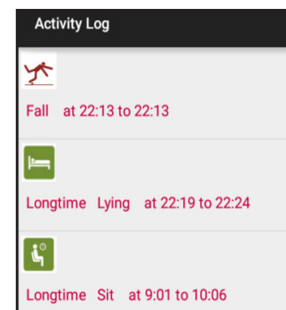
ตารางที่ 2 สรุปเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องโมเดลจำแนกกิจกรรม

ตัวจำแนก	ข้อมูลชุดที่ 1	ข้อมูลชุดที่ 2	ข้อมูลชุดที่ 3
MLP	96.61%	98.46%	99.52%
KNN (k=3)	96.98%	98.46%	98.67%
Naive Bayes	93.72%	95.88%	96.85%
SVM	94.73%	92.85%	95.60%

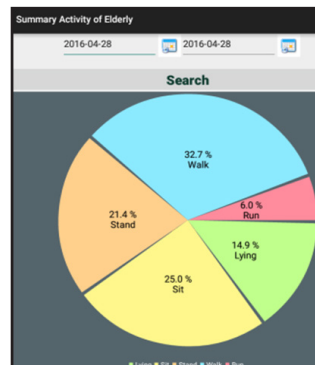
จากผลการทดลองดังตารางที่ 2 แสดงให้เห็นว่าข้อมูลชุดที่ 3 จะให้ค่าที่มีความแม่นยำมากที่สุดเมื่อเทียบกับข้อมูลชุดที่ 1 และข้อมูลชุดที่ 2 ดังนั้นผู้วิจัยจึงตัดสินใจเลือกใช้ข้อมูลชุดที่ 3 ในการสร้างโมเดลจำแนกการทำกิจกรรมของผู้สูงอายุจากตัวจำแนกข้อมูล MLP เนื่องจากการจำแนกข้อมูลมีความถูกต้องมากที่สุด อย่างไรก็ตามโมเดลที่ได้ยังมีความผิดพลาดในการจำแนกในบางกิจกรรม เช่น การนอน การวิ่ง และล้มอยู่ 0.48% ซึ่งผู้วิจัยได้นำเสนอวิธีลดความผิดพลาดของการจำแนกไว้ในหัวข้อ 3.5 และผู้วิจัยได้นำโมเดลที่ได้ไปใช้เพื่อพัฒนาแอปพลิเคชันบนแท็บเล็ตคอมพิวเตอร์สำหรับตรวจจับการทำกิจกรรมของผู้สูงอายุ ดังภาพที่ 5



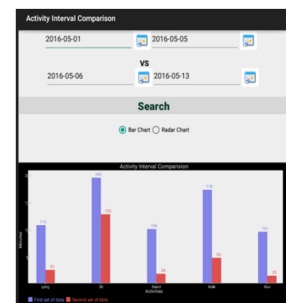
5 (a)



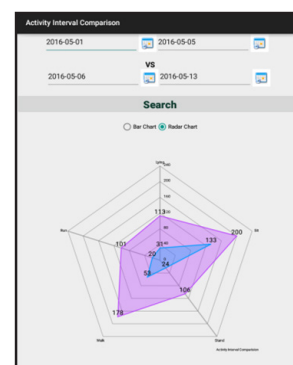
5 (b)



5 (c)



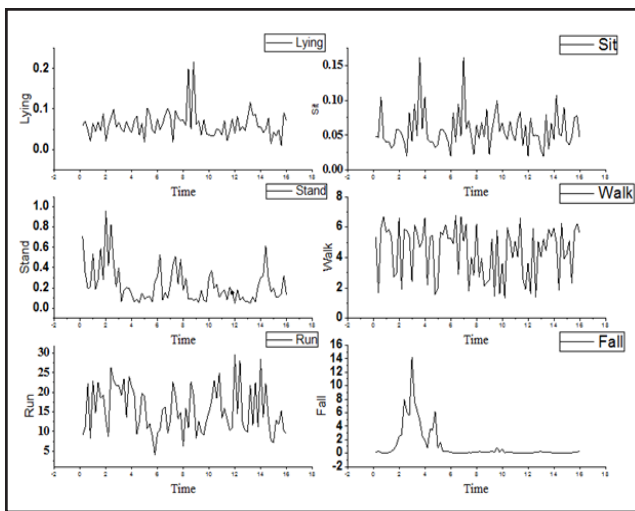
5 (d)



5 (e)

ภาพที่ 5 ตัวอย่างต้นแบบแอปพลิเคชันตรวจจับและรายงานกิจกรรมของผู้สูงอายุ

จากภาพที่ 5 (a) แสดงหน้าจอหน้าแรกของแอปพลิเคชัน ซึ่งจะประกอบด้วยชื่อสกุลผู้สูงอายุ รายงานการทำกิจกรรมของผู้สูงอายุแบบเรียลไทม์ในรูปแบบ รูปภาพ ข้อความ กราฟ และเวลาการทำกิจกรรม ส่วนล่างสุดเป็นเมนูของแอปพลิเคชัน ภาพที่ 5 (b) แสดงหน้าจอประวัติการล้ม และการทำกิจกรรมที่นานผิดปกติแต่ละวัน ภาพที่ 5 (c) หน้าจอแสดงสรุปการทำกิจกรรมในแต่ละช่วงเวลา ภาพที่ 5 (d) และ 5 (e) หน้าจอแสดงเปรียบเทียบการทำกิจกรรมแต่ละช่วงเวลาเพื่อตรวจสอบการทำกิจกรรมของผู้สูงอายุ ซึ่งสามารถแสดงผลได้สองแบบคือ แบบ แผนภูมิแท่ง และกราฟเรดาร์



ภาพที่ 6 กราฟค่าระยะห่างของข้อมูลของแต่ละกิจกรรม

จากภาพที่ 6 กราฟแสดงความแตกต่างของค่าระยะห่างของข้อมูลในแต่ละกิจกรรม จากกราฟแสดงให้เห็นว่า กิจกรรม การนอน การนั่ง และการยืน จะมีค่าระยะห่างของข้อมูลเป็นศูนย์เนื่องจากเป็นกิจกรรมที่มีการเคลื่อนไหวของร่างกายน้อยมาก ขณะที่กิจกรรม การเดิน การวิ่ง และการล้ม เป็นกิจกรรมที่มีการเคลื่อนไหวของร่างกาย จึงทำให้ค่าที่ได้มากกว่า การนอน การนั่ง และการยืน ซึ่งจะเห็นได้ว่าการเดินนั้นค่าระยะห่างของข้อมูลประมาณ 1-6 สลับกันขึ้นลงอย่างต่อเนื่องตามจังหวะการเดิน ขณะที่การวิ่งค่าระยะห่างของข้อมูลที่ได้จะสูงกว่าการเดินสลับกันขึ้นลงอย่างต่อเนื่องตามจังหวะการวิ่ง และการล้ม ค่าระยะห่างของข้อมูลที่ได้ประมาณ 10-20 แต่ค่าที่ได้จะแตกต่างจาก การเดิน และวิ่ง เนื่องจากการล้มจะเป็นค่าที่ไม่ต่อเนื่องกัน

5. สรุป

งานวิจัยนี้ ผู้วิจัยได้ประยุกต์ใช้ความก้าวหน้าของเทคโนโลยี เซนเซอร์สมาร์ตโฟนประกอบด้วย เซนเซอร์แอกเซเลอโรมิเตอร์ เซนเซอร์แมกนีโตมิเตอร์ และเซนเซอร์ไจโรสโคป โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 3 ชุดเพื่อเปรียบเทียบกับตัวจำแนก 4 แบบ จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่ามมมีผลต่อความแม่นยำในการจำแนกการทำกิจกรรมโดยแสดงให้เห็นว่าประสิทธิภาพความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลชุดที่ 3 มีประสิทธิภาพมากที่สุดและพบว่าตัวจำแนก MLP มีประสิทธิภาพในการจำแนกสูงสุด ขณะนี้ผู้วิจัยกำลังพัฒนาระบบตรวจจับการทำกิจกรรมของผู้สูงอายุโดยใช้เว็บเซิร์ฟเวอร์ส่งข้อมูลการทำกิจกรรมของผู้สูงอายุที่ได้จากเซนเซอร์ไปประมวลผลยังเครื่องคอมพิวเตอร์แม่ข่ายที่เป็นแบบกลุ่มเมฆ (Cloud Computing) เพื่อจำแนกการทำกิจกรรมของผู้สูงอายุ และจัดสรรข้อมูลให้กับแอปพลิเคชันบนแท็บเล็ตคอมพิวเตอร์เพื่อรายงานตรวจจับกิจกรรมของผู้สูงอายุ เช่น การนอน การนั่ง การยืน การเดิน การวิ่ง และล้ม และแจ้งเตือนหากมีการล้มหรือทำกิจกรรมนานผิดปกติ และสามารถดูประวัติการทำกิจกรรมย้อนหลังได้ ยิ่งไปกว่านี้สามารถเปรียบเทียบการทำกิจกรรมก่อนหน้านี้กับกิจกรรมปัจจุบันตามช่วงเวลา และยังสามารถเพิ่มความสะดวกในการติดตามกิจกรรมให้กับผู้ดูแลผู้สูงอายุ

ในอนาคตเมื่อระบบการตรวจจับและรายงานกิจกรรมสำหรับผู้สูงอายุโดยใช้สมาร์ตโฟนเสร็จสมบูรณ์ ผู้วิจัยจะนำระบบไปทดลองใช้งานจริงกับผู้สูงอายุ ที่บ้านพักผู้สูงอายุ และประยุกต์ใช้ข้อมูลที่ได้จากการรวมเซนเซอร์ไปวิเคราะห์การเดินที่ผิดปกติกับผู้สูงอายุ และผู้วิจัยหวังว่าจะมีการนำมมที่ได้ไปประยุกต์ใช้กับอุปกรณ์อื่น เช่น นาฬิกา Smartwatch เพื่อใช้ในการตรวจจับกิจกรรมเพิ่มมากขึ้นได้แก่ การดื่ม น้ำ การแปรงฟัน การทานข้าว และอ่านหนังสือ ซึ่งทำให้สามารถรับรู้การใช้ชีวิตได้สมบูรณ์มากยิ่งขึ้น และถ้านำระบบของงานวิจัยนี้รวมเข้าด้วยกันกับการตรวจจับกิจกรรมที่ใช้สมาร์ตวอตช์ก็จะทำให้ได้ระบบสมาร์ตโฮมที่มีความสมบูรณ์มากขึ้น

6. เอกสารอ้างอิง

- [1] United Nations. "Ageing and Development Database 2015." Available Online at <https://esa.un.org/Unpd/popdev/Profiles/ageing2015/index.html> accessed on

- 11 August 2015
- [2] National Statistical Office. "The Survey of Older Persons in Thailand." Available Online at <http://service.nso.go.th/nso/web/survey/surpop2-1-1.html>, accessed on 11 August 2015.
- [3] S. Sukreep, P. Mongkolnam and C. Nukoolkit. "Detect the Daily Activities and In-house Locations Using Smartphone." *International Conference on Computing and Information Technology (IC²IT)*, pp. 215- 225, 2015.
- [4] B. Aguiar, T. Rocha, J. Silva and I. Sousa. "Accelerometer-Based Fall Detection for Smartphones." *Medical Measurements and Applications (MeMeA), IEEE International Symposium*, pp. 1–6, June 11-12, 2014.
- [5] A. Alonge, E. Cucco and F. D'Ippolito. "The Use of Accelerometers and Gyroscopes to Estimate Hip and Knee Angles on Gait Analysis." *Open Access sensors*, pp. 8431-8446, 13 May 2014.
- [6] M. Liu. "A Study of Mobile Sensing Using Smartphones." *International Journal of Distributed Sensor Networks*, Vol. 2013, 2013.
- [7] P. Lawitzki. *Application of Dynamic Binaural Signals in Acoustic Game.*, Master Thesis, 2012.
- [8] U. Shala and A. Rodriguez. *Indoor Positioning Using Sensor-fusion in Android Devices.*, Master Thesis, 2011.
- [9] Android Sensor Fusion Tutorial. Available Online at <http://plaw.info/2012/03/Android-sensor-Fusion-tutorial/>, accessed on 15 August 2015.
- [10] R. Urdhwarsh, M. Bakshi, P. Naiknavare and S. Naik. "Design and Implementation of IMU Sensor Fusion and PID Control in Quadrotor." *International Journal of Electronics & Communication (IJEC)*, Vol. 2, Issue. 9, pp. 55-63, September 2014.
- [11] S. Colton. "The Balance Filter." Chief Delphi white paper, 25 June 2007.
- [12] R. Luque, E. Casilari, M. Morón and G. Redondo. "Comparison and Characterization of Android-Based Fall Detection Systems." *Open Access sensors*, pp. 18544-18574, 8 October 2014.
- [13] S. Auwatanamongkol. *Data Mining*. Printed by Bangkok blocks limited, 2014.
- [14] J. Luis, C. Candás, V. Peláez, G. López, M. Ángel Fernández, E. Álvarez and G. Díaz. "An Automatic Data mining Method to Detect Abnormal Human Behaviour using Physical Activity Measurements." *International Journal of Accounting Information Systems*, pp. 228-241, 2014
- [15] N. Ravi, N. Dandekar, P. Mysore and M. L. Littman. "Activity Recognition from Accelerometer Data." *American Association for Artificial Intelligence*, pp. 1541-1546, 2005.