



# ระบบเฝ้าระวังสุขภาพส่วนบุคคลตามกิจกรรมทางกายภาพ โดยใช้เทคนิคการแบ่งระดับความผิดปกติ

ธีรพงศ์ สิงหเดช และเกรียงศักดิ์ เตมีย์\*

## Health Awareness of Personal Physical Activity System base on Abnormal Quantization Technique

Teerapong Singhadech and Kreangsak Tamee\*

ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร จังหวัดพิษณุโลก 65000  
Department of Computer Science and Information Technology, Faculty of Science, Naresuan University, Phitsanulok, 65000

\*Corresponding author. E-mail : kreangsakt@nu.ac.th

### บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนอการสร้างระบบเฝ้าระวังสุขภาพส่วนบุคคลตามกิจกรรมทางกายภาพ ประกอบด้วย การตรวจจับกิจกรรมทางกายภาพจากเซนเซอร์ของโทรศัพท์มือถือและ การตรวจจับชีพจรและอุณหภูมิจาก E-Health Sensor Platform โดยใช้วิธีจำแนกแบบโครงข่ายประสาทเทียม(Artificial neural network) ในการสร้างแบบจำลองจำแนกกิจกรรมทางกายภาพ และใช้การแบ่งกลุ่มข้อมูลแบบเคมีน (k-mean clustering) มาใช้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูลอุณหภูมิและชีพจร เพื่อนำมากำหนดระดับความผิดปกติ ผลที่ได้คือระบบเฝ้าระวังสุขภาพที่สามารถวิเคราะห์ความผิดปกติของชีพจรและอุณหภูมิที่สอดคล้องกับกิจกรรมทางกายภาพ ซึ่งถ้าผลของการวิเคราะห์อยู่ในระดับผิดปกติ ระบบจะแจ้งเตือนไปยังโรงพยาบาลหรือผู้ดูแล ข้อดีของระบบนี้คือการนำข้อมูลชีพจรและอุณหภูมิเฉพาะบุคคลจากการทำกิจกรรมทั้ง 6 กิจกรรมมาใช้ในระบบ เนื่องจากข้อมูลชีพจรและอุณหภูมิในภาวะปกติของแต่ละบุคคลในแต่ละกิจกรรมแตกต่างกัน ทำให้ระบบสามารถวิเคราะห์ความผิดปกติได้ผลดีกว่าระบบแจ้งเตือนสุขภาพทั่วไปที่ใช้ค่าชีพจรในการแจ้งเตือนเพียงอย่างเดียวโดยไม่มี การนำข้อมูลอื่นมาวิเคราะห์ร่วมด้วย ผลการทดลองวัดประสิทธิภาพแบบจำลองจำแนกกิจกรรมทางกายภาพได้ค่าความแม่นยำ 98.28 % ซึ่งถือว่าเป็นประสิทธิภาพที่ดีในการนำไปประยุกต์ใช้งาน

**คำสำคัญ :** ระบบเฝ้าระวังสุขภาพ กิจกรรมทางกายภาพ การแบ่งระดับความผิดปกติ

### Abstract

This research presents the building of personal health awareness by the physical activities and E-Health Sensor which is included of the detector devices, smart phone censoring. This system uses an Artificial Neural Network (ANN) to classify the physical activities and using a k-mean clustering to classify the pulse and body temperature to indentify the abnormal levels. We got a health awareness system as a result which an abnormal pulse and body temperature will be analyzed related to each type of the physical activities and then the signal will be sent to the hospital by detector devices. The advantage is to collect the personal data of pulse and body temperature, related to the 6 activities. This system is more accurate than the normal health awareness system in generals that analyze only the pulse rate. The result of this research shows 98.28% of an accurate in analyzing the data. This could be counted as one of an effective system that can be applied to use as general for more effective results.

**Keywords :** health awareness system, physical activity, abnormal quantization



## บทนำ

ในปัจจุบันได้มีการนำเซนเซอร์ที่ติดตั้งในโทรศัพท์มือถือ หรือ เซนเซอร์ที่พัฒนาเป็นอุปกรณ์สวมใส่ร่างกายเพื่อบ่งบอกกิจกรรมทางกายภาพ นำมาใช้งานหลายรูปแบบ เช่น การนำไปใช้ทำโมชันเซนเซอร์ในการทำภาพเคลื่อนไหว การนำไปใช้ในระบบติดตามผู้ป่วยหรือผู้สูงอายุ การบ่งบอกกิจกรรมทางกายภาพมีความสำคัญต่อการพัฒนาคุณภาพชีวิตของผู้ที่ถูกจำกัดการเคลื่อนไหว เช่น ผู้สูงอายุ ผู้ป่วยเป็นโรคที่ต้องมีการเฝ้าระวัง การบ่งบอกกิจกรรมทางกายภาพที่ถูกต้องนั้นจะช่วยให้นำไปวิเคราะห์ร่วมกับข้อมูลอื่น และนำไปพัฒนาการเฝ้าระวังสุขภาพส่วนบุคคลได้ โดยนำค่าที่ได้จากเซนเซอร์มาผ่านการวิเคราะห์ให้ได้ทำทางกิจกรรมทางกายภาพของผู้สวมใส่อุปกรณ์ เช่น การเดิน การนั่ง การวิ่ง การนอนราบ (Bijan, N. and et al., 2003) จากการศึกษาและทบทวนวรรณกรรม ผ่านมาพบว่าในต่างประเทศมีนักวิจัยหลายคนได้นำเสนอวิธีการบ่งบอกกิจกรรมทางกายภาพจากเซนเซอร์ ดังเช่น การตรวจพบท่าทางของร่างกายโดยใช้เครือข่ายเซนเซอร์ติดตามร่างกายแบบเรียลไทม์ ได้นำ Hidden Markov Model (HMM) มาทำเป็นเฟรมเวิร์กในการบ่งบอกท่าทางของร่างกาย และลักษณะทางกายภาพ (Muhannad, Q. and et al., 2013) ในปีเดียวกันมีการวิจัยของ Muhammad S. and Hans Scholten, P. J. M., (2013) ได้ทำการศึกษาการรู้จำกิจกรรมทางกายภาพผ่านเซนเซอร์ของสมาร์ทโฟน โดยได้ทำการเรียนรู้ผ่านเซนเซอร์สามแบบ เซนเซอร์วัดความเร่งเชิงเส้น (Accelerometer) เซนเซอร์วัดความเร็วเชิงมุม Gyroscope และ เซนเซอร์ตรวจจับคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า (Magnetometer) แล้วทำการจำแนกกิจกรรมทางกายภาพออกมาเป็น 6 กิจกรรม และได้จัดเก็บข้อมูลของกิจกรรมนั้น ๆ ไว้ในรูปแบบชุดข้อมูล (Data set) เพื่อนำไปใช้ได้ต่อไป ในปี 2015 ได้มีการนำอัลกอริทึมการจำแนกกิจกรรมทางกายภาพจากเซนเซอร์สวมใส่ที่ร่างกาย 6 รูปแบบ คือ ขั้นตอนวิธีการเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด K ตัว (k-Nearest Neighbor) ซัพพอร์ต เวกเตอร์ แมชชีน (Support Vector Machines) รูปแบบการแจกแจงผสมแบบเกาส์ (Gaussian Mixture Models) ต้นไม้จำแนกป่าแบบสุ่ม (Random Forest) การแบ่งกลุ่มข้อมูลแบบเคมีน (k-Means) และ แบบจำลองมาร์คอฟซ่อนเร้น (Hidden Markov Model) มาเปรียบเทียบกันหาค่าความน่าเชื่อถือ ความถูกต้องของข้อมูล

นอกจากการบ่งบอกกิจกรรมทางกายภาพแล้วการจะทำการเฝ้าระวังสุขภาพส่วนบุคคลนั้นต้องใช้ร่วมกันกับข้อมูลอื่นจากร่างกายผู้สวมใส่ด้วย ซึ่งข้อมูลสัญญาณชีพ คือ ชีพจร อัตราการหายใจ อุณหภูมิ ความดันโลหิต นั้นได้รับความนิยมที่นำมาใช้ในระบบเฝ้าระวังสุขภาพเนื่องจากเป็นข้อมูลที่บ่งบอกถึงควมมีชีวิต ถ้าเกิดความผิดปกติของข้อมูลสัญญาณชีพก็อาจจะทำให้มีอันตรายได้ ซึ่งในปัจจุบันก็ได้มีงานวิจัยมากมายเกี่ยวกับการจับสัญญาณชีพ ดังเช่น การพัฒนาอุปกรณ์สวมใส่แบบหลายเซนเซอร์สำหรับการเฝ้าดูสัญญาณชีพและกิจกรรมแบบต่อเนื่อง (Seeberg, T. M. and et al., 2014) ซึ่งในงานวิจัยใช้วิธีจำแนกกิจกรรมจากอุปกรณ์สวมใส่โดยการวัดและแบ่งระดับกิจกรรม เป็น ระดับต่ำ กลาง และสูง ในการบอกปริมาณของการทำกิจกรรม และนำไปรวมกับค่าข้อมูลการเต้นของหัวใจและค่าอุณหภูมิของผิวหนังถ้ามีค่ามากเกินไปหรือต่ำเกินไปก็จะแสดงผลออกมา ในปีถัดมา Zheng, T. and et al., (2015) ได้นำเสนอการใช้ตัวแทนอัจฉริยะในการสร้างระบบเฝ้าระวังเด็กวัยหัดเดิน เพื่อนำระบบที่ได้ไปใช้เฝ้าระวังกับเด็กวัยหัดเดินในประเทศไต้หวัน โดยใช้เซนเซอร์ลักษณะเข็มขัดติดไว้ที่ตัวเด็ก ประมวลผลลักษณะทางกายภาพใช้โมชันเซนเซอร์ในลักษณะการลอกแบบกระดูกให้เห็นว่าเด็กมีลักษณะท่าทางอย่างไร ร่วมกับการระบบจัดการข้อมูลอัจฉริยะที่ประมวลผลข้อมูลสัญญาณชีพจากตัวเด็กว่าผิดปกติหรือไม่ เช่น ข้อมูลชีพจร อุณหภูมิร่างกาย ที่สูงเกินไปหรือต่ำเกินไป ถ้าเกิดการผิดปกติก็จะส่งการแจ้งเตือนไปยังโทรศัพท์ของผู้ดูแลหรือโรงพยาบาล ทั้งนี้ยังมีงานวิจัยอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้องกับการเฝ้าระวังโดยใช้การบ่งบอกทางกายภาพและการจับสัญญาณชีพ Tuba, Y. and et al., (2010) ได้นำเสนอการตรวจกับสัญญาณชีพด้วยเซนเซอร์สวมใส่แบบไร้สายแทนที่ระบบสุขภาพแบบสวมใส่แบบเดิมโดยสร้างอุปกรณ์และวิธีการที่ใช้ตรวจจับข้อมูลความดันเลือด ปริมาณกลูโคสในเลือด ข้อมูลหัวใจ และข้อมูลการหายใจ โดยได้ผลลัพธ์คือเซนเซอร์แบบไร้สายนั้นสามารถส่งข้อมูลได้ต่อเนื่องมากกว่า สามารถช่วยลดต้นทุนในระบบการดูแลสุขภาพได้ และยังเพิ่มคุณภาพในการจัดการโรค ใช้พลังงานน้อย มีความน่าเชื่อถือ มีความปลอดภัยและมีการออกแบบที่ไม่ยุ่งยาก การตรวจพบและวิเคราะห์สัญญาณชีพโดยใช้สัญญาณอาร์เอฟคู่ร่วมกัน ของ Brijesh, and et al., (2015) ได้นำเอาสัญญาณอาร์เอฟคู่ร่วมกัน ความถี่ 2.4/5.2 GHz มาแยกสัญญาณและวิเคราะห์ได้ข้อมูลการเต้นของหัวใจ และอัตราการหายใจโดยสามารถส่งผ่านข้อมูลออกมาได้แบบเรียลไทม์



ซึ่งในส่วนของการสรุปของงานวิจัยข้างต้นนำเสนอว่าควรจะมีการตรวจจับสัญญาณชีพที่ได้ไปพัฒนาต่อเป็นระบบเฝ้าระวังสุขภาพโดยเพิ่มพารามิเตอร์เข้าไปมากกว่าหนึ่งเพื่อประสิทธิภาพของการเฝ้าระวังให้มีมากยิ่งขึ้น

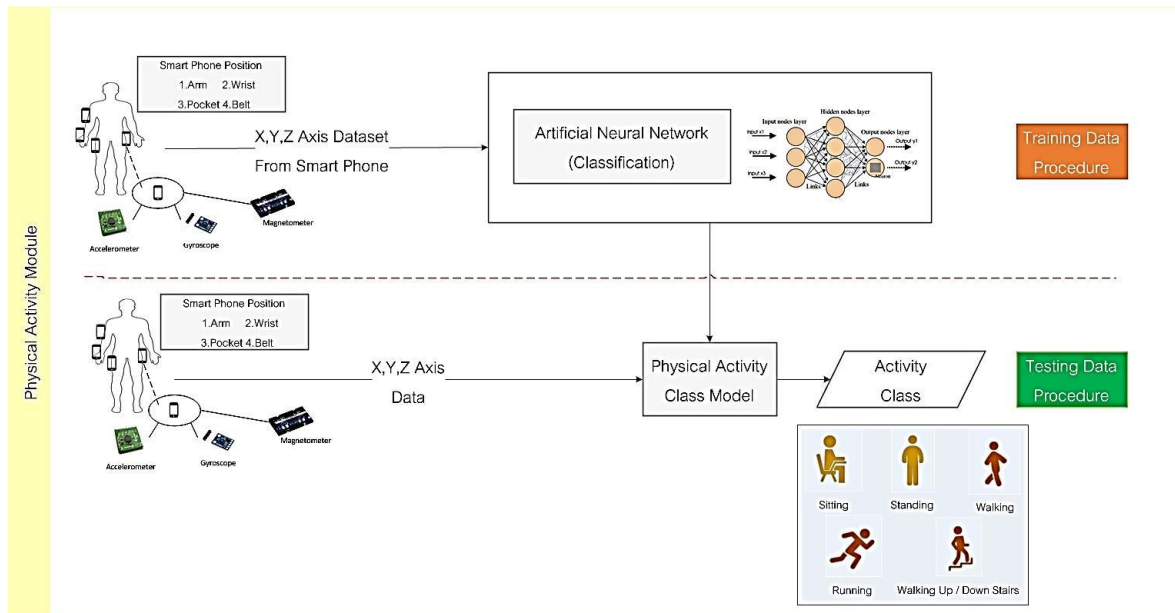
อย่างไรก็ตามระบบโดยส่วนใหญ่ยังไม่มีการนำมาใช้งานร่วมกัน ระหว่างการบ่งบอกกิจกรรมทางกายภาพกับการจับสัญญาณชีพ ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงได้ทำระบบที่เรียกว่าระบบเฝ้าระวังสุขภาพส่วนบุคคลตามกิจกรรมทางกายภาพ โดยใช้เทคนิคการแบ่งระดับความผิดปกติ โดยใช้ข้อมูลจากเซนเซอร์ของโทรศัพท์กับ E-Health Sensor Platform นำมาวิเคราะห์กิจกรรมแล้วทำการวิเคราะห์หาความผิดปกติที่ขึ้นอยู่กับแต่ละกิจกรรม เพื่อใช้ในการเฝ้าระวังหรือแจ้งเตือนได้ถูกต้องมากขึ้น

### วัตถุประสงค์การวิจัย

1. สร้างแบบจำลองกิจกรรมทางกายภาพโดยใช้ข้อมูลจากเซนเซอร์ของโทรศัพท์สมาร์ทโฟน
2. สร้างแบบจำลองวิเคราะห์ข้อมูลสัญญาณชีพ(ชีพจรและอุณหภูมิ)ของสภาพร่างกายในแต่ละกิจกรรมในสภาวะปกติ
3. เพื่อสร้างระบบเฝ้าระวังสุขภาพส่วนบุคคลตามกิจกรรมทางกายภาพโดยใช้เทคนิคการแบ่งระดับความผิดปกติ

### วิธีดำเนินการ

ในการสร้างระบบเฝ้าระวังสุขภาพส่วนบุคคลตามกิจกรรมทางกายภาพโดยใช้เทคนิคการแบ่งระดับความผิดปกติ ผู้วิจัยได้แบ่งออกเป็น 3 ส่วน คือ ส่วนการบ่งบอกกิจกรรมทางกายภาพ ส่วนการแบ่งระดับความผิดปกติจากสัญญาณชีพ และส่วนของการแจ้งเตือนความผิดปกติ



ภาพที่ 1 แสดงส่วนการจัดการบ่งบอกกิจกรรมทางกายภาพ

1. ส่วนการบ่งบอกกิจกรรมทางกายภาพ เป็นส่วนของการจัดการข้อมูลทางกายภาพ มาผ่านกระบวนการจัดการข้อมูลให้ได้แบบจำลองจำแนกกิจกรรมเพื่อนำไปใช้ในระบบ ดังภาพที่ โดยมีขั้นตอนดังนี้ 1

1.1 ขั้นตอนการเก็บข้อมูล เป็นการเก็บข้อมูล จากโทรศัพท์สมาร์ทโฟนที่มีเซนเซอร์ 3 ชนิด คือ เซนเซอร์วัดความเร่งเชิงเส้น)Accelerometer (เซนเซอร์วัดความเร็วเชิงมุม)Gyroscope และ (เซนเซอร์ตรวจจับคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้า)Magnetometerคน 1 นำไปติดตามร่างกายของผู้ทดลอง (ทั้งหมด 4 ตำแหน่ง โดยนำไปติดที่แขน ข้อมือ กระเป๋ากางเกง และเข็มขัด แล้วให้ผู้ทดลองเคลื่อนไหวกิจกรรม 6 คือ การนั่ง การยืน การเดิน การวิ่ง การเดินลงบันได และการ



เดินลงบันได ใช้เวลาในการเก็บข้อมูลกิจกรรมอย่างน้อย นาที 5 เซนเซอร์จะส่งชุดข้อมูลของค่าแกน x y และ z เข้าไปเก็บในฐานข้อมูล ซึ่งอัตราการส่งข้อมูลเท่ากับ 50 ครั้งต่อวินาที

1.2 ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล เป็นการเตรียมข้อมูลที่จัดเก็บสำหรับนำไปสร้างแบบจำลอง โดยการนำค่าแกน x y และ z ไปหาค่าขนาดของเวกเตอร์(Magnitude) ตามสมการที่ 1

$$\text{ขนาดของเวกเตอร์} = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \quad (1)$$

ข้อมูลที่ได้ในแต่ละเซนเซอร์ ใน 1 วินาที (50 ข้อมูล) นำมาหาค่าเฉลี่ย ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ของแต่ละกิจกรรมจะได้ ข้อมูลกิจกรรมละ 24 คุณลักษณะ เพื่อนำไปเป็นข้อมูลนำเข้าให้กับสำหรับในการสร้างแบบจำลอง ตามตารางที่ 1 แสดง ตัวอย่างข้อมูลคุณลักษณะของการเดินลงบันได

ตารางที่ 1 แสดงตัวอย่างค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูลแกน x y z และขนาดของเวกเตอร์ในขณะที่เดินลงบันได

| No. | $\bar{ax}$ | $\bar{ay}$ | $\bar{az}$ | $\bar{am}$ | $\overline{ax\sigma}$ | $\overline{ay\sigma}$ | $\overline{az\sigma}$ | $\overline{am\sigma}$ | $\bar{gx}$ | $\bar{gy}$ | $\bar{gz}$ | $\bar{gm}$ |
|-----|------------|------------|------------|------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|------------|------------|------------|------------|
| 1   | 7.49       | 3.01       | -2.65      | 8.54       | 0.64                  | 0.31                  | 0.6                   | 2.77                  | 0.04       | -0.08      | 0.1        | 0.06       |
| 2   | 8.37       | 3.38       | -2.35      | 10.9       | 4.19                  | 3.01                  | 2.39                  | 11.08                 | -0.12      | 0.09       | 0.05       | 1.51       |
| .   | .          | .          | .          | .          | .                     | .                     | .                     | .                     | .          | .          | .          | .          |
| 382 | 8.42       | 3.43       | -2.17      | 10.5       | 4.03                  | 1.90                  | 1.84                  | 9.61                  | 0.27       | 0.14       | -0.1       | 0.77       |

| No. | $\overline{gx\sigma}$ | $\overline{gy\sigma}$ | $\overline{gz\sigma}$ | $\overline{gm\sigma}$ | $\bar{mx}$ | $\bar{my}$ | $\bar{mz}$ | $\bar{mm}$ | $\overline{mx\sigma}$ | $\overline{my\sigma}$ | $\overline{mz\sigma}$ | $\overline{mm\sigma}$ |
|-----|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|------------|------------|------------|------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| 1   | 0.06                  | 0.23                  | 0.07                  | 0.04                  | 433.2      | -96        | -151       | 486        | 0.68                  | 0.14                  | 0.35                  | 23.31                 |
| 2   | 0.85                  | 0.79                  | 0.38                  | 1.78                  | 448        | -99        | -144       | 482        | 31.13                 | 2.75                  | 15.4                  | 158.5                 |
| .   | .                     | .                     | .                     | .                     | .          | .          | .          | .          | .                     | .                     | .                     | .                     |
| 382 | 0.52                  | 0.58                  | 0.26                  | 0.6                   | 443.7      | -93        | -144       | 476        | 26.12                 | 3.05                  | 13.4                  | 141.7                 |

ตารางที่ 2 แสดงจำนวนตัวอย่างในแต่ละกิจกรรม

| กิจกรรม       | จำนวนตัวอย่าง |
|---------------|---------------|
| เดินลงบันได   | 382           |
| วิ่ง          | 592           |
| นั่ง          | 600           |
| ยืน           | 600           |
| เดินขึ้นบันได | 445           |
| เดินพื้นราบ   | 639           |

1.3 ขั้นตอนการนำข้อมูลไปสร้างแบบจำลองจำแนกกิจกรรมทางกายภาพ ขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนของการใช้ อัลกอริทึมสำหรับสร้างเป็นแบบจำลองและวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง (Model Evaluation) โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม(Artificial neural network) แบบป้อนไปหน้า(Feed-Forward neural network) โดยใช้โปรแกรม RapidMiner และ กำหนดค่าพารามิเตอร์ในการทดลองสร้างแบบจำลองไว้ดังนี้ จำนวนรอบที่เรียนรู้เท่ากับ 500 รอบ ค่าอัตราการเรียนรู้ เป็น 0.3 ค่าโมเมนตัมเป็น 0.2 และจำนวนโหนดของชั้นซ่อน(Hidden Layer)ได้กำหนดในการทดลองเป็น 2 ถึง 25 โหนด ซึ่งจากผลการทดลองพบว่าจำนวนของชั้นซ่อนที่ 19 โหนดให้ประสิทธิภาพความถูกต้องมากที่สุด ตารางที่ 3 เป็น



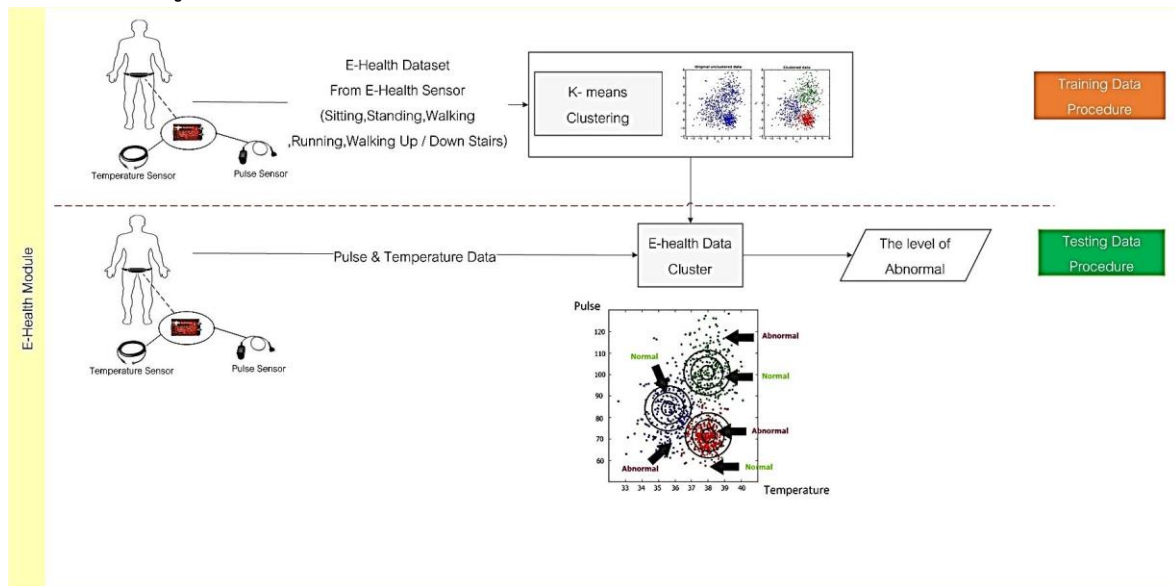
การแสดงผลการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยโดยการแบ่งข้อมูลออกเป็นออกเป็น 5 ส่วน (5 Fold Cross Validation)

accuracy: 98.28% +/- 0.61% (mikro: 98.28%)

|                   | true Downstai... | true Running | true Upstairs | true Walking | true Standing | true Sitting | class precision |
|-------------------|------------------|--------------|---------------|--------------|---------------|--------------|-----------------|
| pred. Downstai... | 366              | 8            | 3             | 3            | 0             | 0            | 96.32%          |
| pred. Running     | 3                | 572          | 3             | 1            | 0             | 0            | 98.79%          |
| pred. Upstairs    | 6                | 6            | 436           | 4            | 0             | 0            | 96.46%          |
| pred. Walking     | 3                | 2            | 1             | 628          | 0             | 0            | 99.05%          |
| pred. Standing    | 1                | 2            | 1             | 1            | 600           | 0            | 99.17%          |
| pred. Sitting     | 3                | 2            | 1             | 2            | 0             | 600          | 98.68%          |
| class recall      | 95.81%           | 96.62%       | 97.98%        | 98.28%       | 100.00%       | 100.00%      |                 |

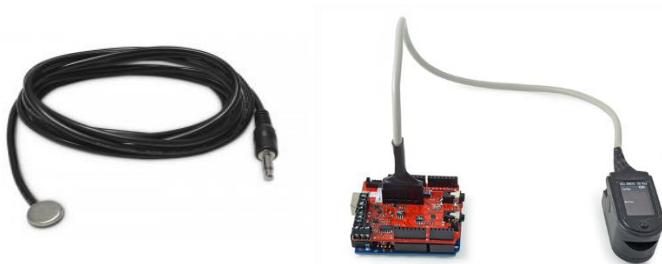
ตารางที่ 3 ตารางการประเมินผลลัพธ์การทำนาย (confusion matrix)

ซึ่งได้ค่าความแม่นยำ(Accuracy) ของแบบจำลองคือ 98.28% ในส่วนของการทำนายข้อมูลที่ผิดพลาดบางกิจกรรม อาจเกิดจากข้อมูลที่ได้มาจากเซนเซอร์มีความใกล้เคียงกันในบางกิจกรรมทำให้แบบจำลองเกิดความผิดพลาด



ภาพที่ 3 แสดงส่วนการแบ่งระดับความผิดปกติจากสัญญาณชีพ

2. ส่วนการแบ่งระดับความผิดปกติจากสัญญาณชีพ เป็นการจัดการข้อมูลสัญญาณชีพโดยในงานวิจัยนี้ได้ใช้ข้อมูลชีพจรและข้อมูลอุณหภูมิร่างกายมาแบ่งระดับความผิดปกติ ซึ่งข้อมูลทั้งสองได้จากเซนเซอร์ของ E-Health Sensor Platform คือ เซนเซอร์วัดอุณหภูมิและ เซนเซอร์วัดชีพจร ดังภาพที่ 4



ภาพที่ 4 เซนเซอร์วัดชีพจรและเซนเซอร์วัดอุณหภูมิ

2.1 ขั้นตอนการเก็บข้อมูล ได้มีการติดตั้งเซนเซอร์วัดชีพจรและเซนเซอร์วัดอุณหภูมิไว้กับตัวผู้ทดลอง และทำการเก็บข้อมูลไปพร้อมกับขั้นตอนเก็บข้อมูลของส่วนการบ่งบอกกิจกรรมทางกายภาพ วิธีการเก็บข้อมูลตัวอย่างที่นำมาใช้จะเหมือนกับส่วนที่ 1.1

2.2 ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล เป็นการเตรียมข้อมูลที่เก็บมาเพื่อจะนำไปแบ่งระดับความผิดปกติ โดยนำเอาข้อมูล ชีพจร และ อุณหภูมิ มาหาค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของแต่ละวินาทีแยกตามแต่ละกิจกรรมจะได้ข้อมูลกิจกรรมละ 4 คุณลักษณะตามตารางที่ 6 แสดงตัวอย่างข้อมูลคุณลักษณะของการเดินลงบันได

ตารางที่ 6 แสดงตัวอย่างค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของข้อมูลชีพจรและอุณหภูมิในขณะที่เดินลงบันได

| ลำดับ | $\bar{p}$ | $\bar{t}$ | $p\sigma$ | $t\sigma$ |
|-------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| 1     | 92        | 38.24     | 0         | 0.08      |
| 2     | 92        | 38.19     | 0         | 0.09      |
| .     | .         | .         | .         | .         |
| 382   | 134       | 38.13     | 0         | 0.12      |

โดยระยะเวลาในการเก็บข้อมูลนั้นจะเท่ากับในส่วนของการเตรียมข้อมูลกิจกรรมทางกายภาพ และได้ผลของจำนวนตัวอย่างตามแต่ละกิจกรรมซึ่งเป็นไปตามตารางที่ 7

ตารางที่ 7 แสดงจำนวนตัวอย่างแยกตามกิจกรรม

| กิจกรรม       | จำนวนตัวอย่าง |
|---------------|---------------|
| เดินลงบันได   | 382           |
| วิ่ง          | 592           |
| นั่ง          | 600           |
| ยืน           | 600           |
| เดินขึ้นบันได | 445           |
| เดินพื้นราบ   | 639           |

จากนั้นนำข้อมูลในแต่ละกิจกรรมมาจัดกลุ่มโดยใช้ วิธีการแบ่งกลุ่มข้อมูลแบบเคมีน (k-mean clustering) ซึ่งขั้นตอน ในลำดับแรกได้ทำการทดลองหาจำนวนกลุ่มที่เหมาะสมโดยกำหนดให้ k เป็น 2 - 20 เพื่อหาจำนวนกลุ่มที่เหมาะสมโดยการวัดประสิทธิภาพค่าเฉลี่ยระยะห่างระหว่างเซนทรอยด์ (average within centroid distance) ตารางที่ 8 แสดงจำนวนกลุ่ม (k) ที่ให้ค่าต่ำสุดในแต่ละกิจกรรม



ตารางที่ 8 จำนวนคลัสเตอร์ของแต่ละกิจกรรม

| กิจกรรม       | จำนวนคลัสเตอร์ |
|---------------|----------------|
| เดินลงบันได   | 9              |
| วิ่ง          | 8              |
| นั่ง          | 12             |
| ยืน           | 11             |
| เดินขึ้นบันได | 6              |
| เดินพื้นราบ   | 9              |

2.3 การนำข้อมูลไปกำหนดการแบ่งระดับความผิดปกติ โดยนำข้อมูลในแต่ละคลัสเตอร์ ของแต่ละกิจกรรมมาหาค่าเฉลี่ย เบี่ยงเบนมาตรฐาน และค่าความสัมพันธ์ระหว่าง 2 ตัวแปร (Coefficient of correlation) แล้วนำไปใส่สูตร การแจกแจงปกติแบบหลายตัวแปร(Multivariate Normal Distribution) ตามสมการที่ 2

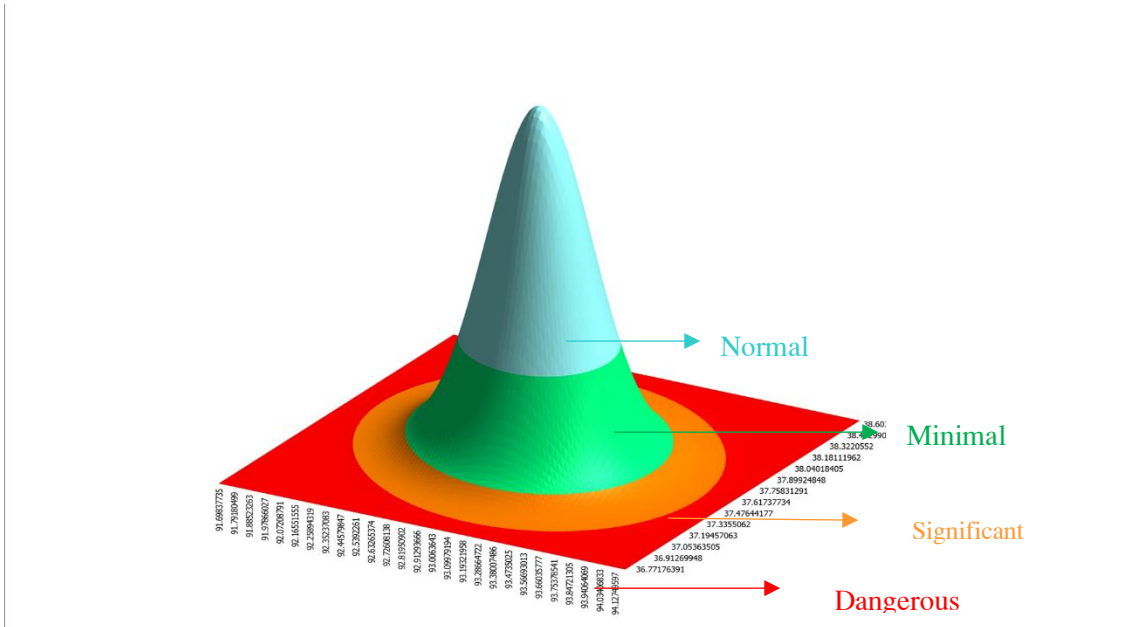
$$f(X_1, X_2) = \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left\{ \frac{-1}{2(1-\rho^2)} \left[ \frac{(X_1-\mu_1)^2}{\sigma_1^2} + \frac{(X_2-\mu_2)^2}{\sigma_2^2} - 2\rho \frac{(X_1-\mu_1)(X_2-\mu_2)}{\sigma_1\sigma_2} \right] \right\} \quad (2)$$

$\mu$  = ค่าเฉลี่ย ,  $\sigma$  = ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ,  $\rho$  = ค่าความสัมพันธ์ระหว่าง 2 ตัวแปร

เมื่อได้กลุ่มของข้อมูลสัญญาณชีพที่ทำการแบ่งกลุ่มแล้วนำไปกำหนดค่ารหัสระดับความผิดปกติโดยทำแบ่งกลุ่มตามขอบเขตข้อมูลของการแจกแจงปกติที่แตกต่างกัน โดยได้แสดงค่าความแตกต่างออกเป็น 4 ระดับตามตารางที่ 9 ลักษณะการแบ่งแสดงเป็นภาพ ดังตัวอย่างในภาพที่ แสดงการแบ่ง 5 ระดับของคลัสเตอร์หนึ่งในขณะที่ทำการเดินลงบันได

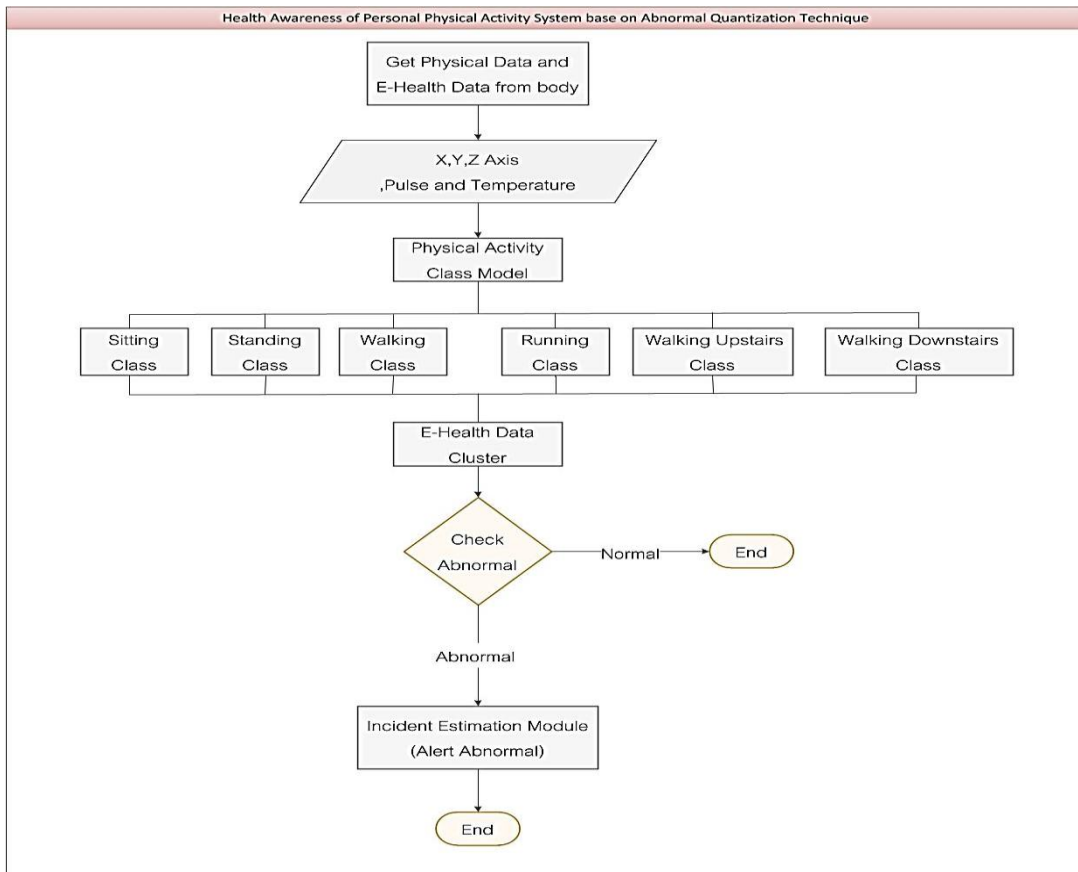
ตารางที่ 9 แสดงการเข้ารหัสระดับความผิดปกติ

| The level of Abnormal | The range of data   |
|-----------------------|---|
| 0 – Normal            | $(\mu-1\sigma \leq x \leq \mu+1\sigma)$   |
| 1 – Minimal           | $(\mu-2\sigma \leq x < \mu-1\sigma \text{ or } \mu+1\sigma < x \leq \mu+2\sigma)$ |
| 2 – Significant       | $(\mu-3\sigma \leq x < \mu-2\sigma \text{ or } \mu+2\sigma < x \leq \mu+3\sigma)$ |
| 3 – Dangerous         | $(x < \mu-3\sigma \text{ or } x > \mu+3\sigma)$                                   |



ภาพที่ 5 แสดงตัวอย่างการแบ่งระดับความผิดปกติ

3. ส่วนการแจ้งเตือนความผิดปกติ



ภาพที่ 6 แนวคิดการทำงานของระบบเฝ้าระวังสุขภาพส่วนบุคคลตามกิจกรรมทางกายภาพโดยใช้เทคนิคการแบ่งระดับความผิดปกติ

เป็นส่วนของการแจ้งเตือนเมื่อมีความผิดปกติโดยการนำผลจากส่วนที่ 1 และส่วนที่ 2 มาใช้งานร่วมกันกับระบบเฝ้าระวังสุขภาพที่ผู้วิจัยได้สร้างขึ้น โดยมีวิธีการดังนี้





เริ่มจากรับค่าแกน x y และ z ของร่างกาย จากโทรศัพท์สมาร์ทโฟน ข้อมูลชีพจร และอุณหภูมิที่มาจาก E-Health Sensor Platform ที่ติดตั้งไว้ที่ร่างกายของผู้ทดสอบ ระบบจะนำไปประมวลผลเปรียบเทียบกับแบบจำลองกิจกรรมทางกายภาพที่ได้ทำการสร้างไว้ในระบบว่าเป็นกิจกรรมคลาสใด การนั่ง การยืน การเดิน การวิ่ง การเดินลงบันได และการเดินลงบันได หลังจากผ่านการวิเคราะห์กิจกรรมทางกายภาพแล้วระบบจะนำข้อมูลขอบเขตระดับความผิดปกติของกิจกรรมนั้นมาวิเคราะห์ โดยถ้าค่าของสัญญาณชีพขณะนั้นอยู่ในระดับ 0 หรือ 1 ระบบส่วนการแจ้งเตือนจะจบการทำงาน แต่ถ้าค่าของสัญญาณชีพขณะนั้นอยู่ในระดับ 2 ถือว่ามีความผิดปกติเล็กน้อยระบบจะทำการแจ้งเตือนไปยังโทรศัพท์ของผู้สวมใส่อุปกรณ์ให้ทราบว่ามีความผิดปกติเล็กน้อยให้ระมัดระวัง แต่ถ้าค่าสัญญาณชีพได้ระดับ 3 อยู่ในระดับอันตรายผู้สวมใส่อาจจะอยู่ในภาวะวิกฤติระบบจะแจ้งเตือนไปยังอุปกรณ์ของผู้สวมใส่และแจ้งเตือนไปยังโรงพยาบาลหรือผู้ดูแลเพื่อทำการช่วยเหลือต่อไป

#### สรุปผลการศึกษา

งานวิจัยนี้นำเสนอการสร้างระบบเฝ้าระวังสุขภาพส่วนบุคคลที่แจ้งเตือนข้อมูลสัญญาณชีพที่น่าจะเกิดอันตรายตามกิจกรรมทางกายภาพ โดยใช้เซนเซอร์วัดความเร่งเชิงเส้น เซนเซอร์วัดความเร็วเชิงมุม และเซนเซอร์ตรวจจับคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าจากโทรศัพท์สมาร์ทโฟนทั้ง 4 เครื่องที่ติดตามร่างกายผู้ทดลอง 1 คนคือแขน ข้อมือ กระเป๋ากางเกง และเข็มขัด เพื่อนำมาสร้างแบบจำลองจำแนกกิจกรรมทางกายภาพที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียม(Artificial neural network) และใช้ E-Health Sensor Platform ในการตรวจจับชีพจรและอุณหภูมิ โดยการแบ่งกลุ่มข้อมูลแบบเคมีน (k-mean clustering) เข้ามาใช้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูลเพื่อกำหนดระดับความผิดปกติเป็น 4 ระดับ ระบบจะนำข้อมูลขณะสวมใส่อุปกรณ์ไปหากิจกรรมและวิเคราะห์ความผิดปกติตามกิจกรรม ซึ่งถ้าผลของการวิเคราะห์ที่อยู่ในระดับผิดปกติระบบจะแจ้งเตือนไปยังโรงพยาบาลหรือผู้ดูแล ผลการทดลองวัดประสิทธิภาพแบบจำลองจำแนกกิจกรรมทางกายภาพได้ค่าความแม่นยำ 98.28 %

#### เอกสารอ้างอิง

- Bijan, N., Kamiar, A., Anisoara, P.F., Christophe J. Büla, Philippe,R.(2003). Ambulatory System for Human Motion Analysis Using a Kinematic Sensor: Monitoring of Daily Physical Activity in the Elderly. IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING, VOL. 50, NO. 6, JUNE 2003
- Muhannad, Q., Anthony, P., Jr., Jayanthi, R., Mahmoud ,T.,Subir, Biswas.(2013). Real-time Posture Detection using Body Area Sensor Networks.
- Muhammad, S., Hans S., P. J. M.(2013).Towards Physical Activity Recognition Using Smartphone Sensors. University of Twente, Enschede,Netherlands.
- [Tuba, Y., Robert, F., Yang, H.](#) Detecting Vital Signs with Wearable Wireless Sensors. [www.mdpi.com/journal/sensors](http://www.mdpi.com/journal/sensors), ISSN1424-8220
- Brijesh, . I.,Mohit, G.,Nagendra P.Pathaka ,Debashis,G. Contactless Detection and Analysis of Human Vital Signs Using Concurrent Dual-Band RF System. International Conference On DESIGN AND MANUFACTURING, IConDM 2013.
- Seeberg, T. M., Vedum, J., Sandsund, M., Austad, H. O., Liverud, A. E., Vardoy, A. S. B., ... & Strisland, F. (2014, June). Development of a wearable multisensor device enabling continuous monitoring of vital signs and activity. In Biomedical and Health Informatics (BHI), 2014 IEEE-EMBS International Conference on (pp. 213-218). IEEE.
- Zheng, T., Wang, J. C., Weng, M. J., Liang, Y. M., Liu, Y. T., & Lin, C. J. (2015, July). Using intelligent agent to build toddler monitoring system. In Machine Learning and Cybernetics (ICMLC), 2015 International Conference on (Vol. 1, pp. 433-438). IEEE.