

การคัดเลือกคุณลักษณะสำหรับการจำแนกกิจกรรมของมนุษย์จากข้อมูลโครงร่าง โดยใช้เทคนิคการคัดเลือกสองระดับ

ดวงเพ็ญ เจตน์พิพัฒน์พงษ์*

มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขตกำแพงแสน อ.กำแพงแสน จ.นครปฐม 73140

* Corresponding Author: duangpenji@gmail.com

อาจารย์ ห้องปฏิบัติการรู้จำรูปแบบและการประมวลผลอัจฉริยะ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ กำแพงแสน

ข้อมูลบทความ

บทคัดย่อ

ประวัติบทความ :

รับเพื่อพิจารณา : 4 พฤษภาคม 2561

แก้ไข : 8 ตุลาคม 2561

ตอบรับ : 11 ตุลาคม 2561

คำสำคัญ :

การจำแนกกิจกรรม /

การคัดเลือกคุณลักษณะ /

การคัดเลือกสองระดับ /

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

งานวิจัยนี้ทำการแปลงตำแหน่งโครงร่างบุคคลให้อยู่ในรูปแบบเวกเตอร์ที่แสดงความสัมพันธ์ของตำแหน่งโครงร่างในรูปแบบต่างๆสำหรับใช้เป็นคุณลักษณะในการเรียนรู้ในการสร้างแบบจำลองเพื่อจำแนกการทำกิจกรรมของมนุษย์ที่เกิดขึ้นภายในบ้านจำนวน 13 กิจกรรม ทั้งนี้ นำเสนอวิธีคัดเลือกคุณลักษณะโดยใช้เทคนิคการคัดเลือกสองระดับซึ่งเป็นการคัดเลือกโดยการจัดลำดับความสำคัญของคุณลักษณะตามความถี่การถูกคัดเลือกของแต่ละคุณลักษณะ ด้วยวิธีการกำจัดย้อนกลับ จัดคุณลักษณะต่างๆ เข้าด้วยกันตามระดับความสำคัญ และทำการทดสอบประสิทธิภาพคุณลักษณะด้วยการกำจัดกลุ่มของคุณลักษณะออกทีละกลุ่มตามลำดับความสำคัญ จากนั้นวัดค่าความถูกต้องจากการนำคุณลักษณะไปใช้สร้างแบบจำลองการจำแนกด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนพบว่าการใช้เทคนิคการคัดเลือกสองระดับให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้อง 92.78% โดยใช้คุณลักษณะ 48 ค่า และสามารถคัดเลือกคุณลักษณะจนเหลือเพียง 29 ค่า โดยมีค่าเฉลี่ยความถูกต้องใกล้เคียงกันคือ 92.25%

Feature Selection for Human Activity Classification from Skeleton Data using Two-Level Selection Technique

Duangpen Jetpipattanapong*

Kasetsart University Kamphaeng Saen Campus, Kamphaengsaen, Nakhon Pathom 73140

* Corresponding Author: duangpenj@gmail.com

Lecturer, Pattern Recognition and Computation Intelligence Laboratory, Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering at Kamphaengsaen.

Article Info

Abstract

Article History:

Received: May 4, 2018

Revised: October 8, 2018

Accepted: October 11, 2018

Keywords:

Activity Classification /

Feature Selection /

Two-Level Selection /

Support Vector Machine

This research aimed at transforming the positions of human skeleton into various forms of vectors that represent the relation of the positions. The vectors were then used as features to train a classification model, which classifies 13 home-based human activities. A feature selection method using two-level selection techniques, which rank the priority of features based on the frequency of the selections of each feature via the use of the backward elimination method, was proposed and utilized. The features were grouped together by priority and the performance of features was tested by eliminating a group of features in order of priority and measuring the accuracy of the classification model using support vector machine. The results showed that, through the use of 48 features, the use of the two-level selection technique gave a mean accuracy of 92.78% and was able to select 29 major features with a mean accuracy of 92.25%.

1. บทนำ

ประเทศไทยกำลังก้าวเข้าสู่สังคมผู้สูงอายุ จึงมีการนำระบบอัตโนมัติต่างๆ เข้ามาช่วยอำนวยความสะดวกในการใช้ชีวิตประจำวันของผู้สูงอายุเพิ่มขึ้น นอกจากการพัฒนาระบบช่วยเหลือในการทำกิจกรรมต่างๆ ให้เป็นไปตามปกติแล้ว ยังมีการพัฒนาระบบติดตามตรวจสอบดูแลการใช้ชีวิตประจำวัน เพื่อตรวจสอบความสม่ำเสมอในการทำกิจกรรมและตรวจสอบความผิดปกติเช่นการหกล้ม หรือถูกทำร้าย เพื่อให้ความช่วยเหลือได้ทันทั่วทั้ง งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกท่าทางหรือกิจกรรมต่างๆ ของมนุษย์จึงถูกพัฒนาอย่างต่อเนื่อง [1] โดยมีทั้งการทำสัญลักษณ์ตำแหน่งต่างๆ บนชุดสำหรับสวมใส่ (Marker Base) [2] หรือใช้เซนเซอร์ติดตามร่างกาย [3-5] นอกจากนี้ยังมีการใช้ภาพจากกล้องวีดีโอมาวิเคราะห์ตำแหน่งร่างกายของบุคคลในภาพด้วยวิธีประมวลผลภาพ [6-7] เพื่อให้ทราบถึงตำแหน่งบนร่างกายและการเคลื่อนไหวเพื่อนำมาวิเคราะห์ท่าทางหรือกิจกรรมต่อไป

ปัจจุบันได้มีการพัฒนากล้องที่สามารถรับภาพสามมิติ เช่น กล้องคิเนกซ์ (Kinect) [8] ซึ่งถูกพัฒนาขึ้นโดยบริษัทไมโครซอฟต์ (Microsoft) ซึ่งสามารถรับภาพวีดีโอ เสียงและภาพความลึก (Depth Image) ของวัตถุได้ด้วย นอกจากนี้ยังมีการพัฒนาชุดคำสั่งในการวิเคราะห์ภาพวีดีโอร่วมกับภาพความลึกเพื่อคำนวณตำแหน่งโครงร่าง (Skeleton) ของบุคคลในภาพ เช่น ตำแหน่งศีรษะ มือ เท้า เป็นต้น จากความสามารถของอุปกรณ์และชุดคำสั่งดังกล่าวจึงมีงานวิจัยเลือกใช้ข้อมูลตำแหน่งของโครงร่างที่ได้จากกล้องรับภาพสามมิติเป็นข้อมูลอินพุตในการประมวลผล เช่น การลองเสื้อผ้าเสมือนจริง [9] การควบคุมหุ่นยนต์ด้วยท่าทางมนุษย์ [10] รวมถึงงานวิจัยทางด้านการวิเคราะห์และจำแนกท่าทางการเคลื่อนไหวของมนุษย์ เช่น การฝึกซ้อมสำหรับกิจกรรมต่างๆ เช่น การเดินร่า การเดินบัลเลต์ การตีกอล์ฟ เป็นต้น [11-13] รวมถึงการติดตามตรวจสอบพฤติกรรม เช่น การทำกิจกรรมในบ้าน ทำนึ่งทำงาน การดูทีวี และการวิเคราะห์พฤติกรรมด้านลบของเด็ก [14-17] เป็นต้น

การทำท่าทางหรือกิจกรรมในแต่ละครั้งมักจะมีรูปแบบท่าทางหรือลักษณะการเคลื่อนไหวที่ต่างกันไปขึ้นกับปัจจัยหลายอย่าง เช่น มุมกล้อง ความถนัด และความเร็วในการเคลื่อนไหว เป็นต้น ดังนั้นคุณลักษณะที่ใช้ในการเรียนรู้จึงควรมีความสัมพันธ์และสามารถแสดงถึงท่าทางที่ต้องการเรียนรู้ จึงมี

ขั้นตอนการปรับปรุงคุณลักษณะให้เหมาะสมโดยวิธีการแปลงคุณลักษณะ (Feature Transformation) และการคัดเลือกคุณลักษณะ (Feature Selection) ซึ่งจะช่วยให้ประสิทธิภาพของระบบได้ ดังนั้นงานวิจัยที่ทำการแปลงคุณลักษณะและคัดเลือกคุณลักษณะเช่น Srisuwan และคณะ [18] ทำการจำแนกวรรณยุกต์ไทยโดยใช้สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ โดยแปลงสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเป็นค่าคุณลักษณะของสัญญาณจำนวน 160 ค่า และใช้ตัวประเมินอาร์อีเอส (RES) ในการประเมินและคัดเลือกคุณลักษณะตั้งแต่ 3-27 ค่าในการสร้างแบบจำลอง นอกจากนี้ยังมีงานวิจัยที่ทำการแปลงข้อมูลตำแหน่งโครงร่างและทำการคัดเลือกคุณลักษณะที่เหมาะสมในการจำแนกท่าทางหรือกิจกรรมเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของระบบเช่น

Chaarouia และคณะ [19] ได้นำเสนอวิธีการปรับปรุงประสิทธิภาพการเรียนรู้เพื่อจำแนกการทำกิจกรรมต่างๆ โดยทำการคัดเลือกคุณลักษณะจากตำแหน่งโครงร่างจำนวน 19 ตำแหน่ง กำหนดคุณลักษณะและทดสอบด้วยการจำแนกข้อมูลโดยใช้วิธีไดนามิกไทม์วอร์ปิง (Dynamic Time Warping) ด้วยคุณลักษณะที่กำหนดและใช้อัลกอริธึมเชิงวิวัฒนาการ (Evolutionary Algorithm) ในการค้นหาคุณลักษณะที่เหมาะสม โดยทดสอบกับท่าทางต่างๆ จำนวน 3 กลุ่ม กลุ่มละ 8 ท่า จากผลการทดสอบมีการเลือกใช้คุณลักษณะจากตำแหน่งโครงร่างจำนวน 8 7 และ 9 ตำแหน่งสำหรับแต่ละกลุ่ม โดยมีค่าเฉลี่ยความถูกต้องทั้ง 3 กลุ่ม เป็น 93.46%

Ong และคณะ [20] ใช้วิธีเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนด้วยวิธีการจัดกลุ่มข้อมูลเคมีนส์ (K-means Clustering) ในการจัดกลุ่มกิจกรรมต่างๆ จำนวน 16 กิจกรรม โดยวิเคราะห์และแปลงตำแหน่งโครงร่าง 15 ตำแหน่งในเฟรมภาพต่อเนื่องให้เป็นคุณลักษณะต่างๆ เช่น ตำแหน่ง ระยะห่าง มุม ความเร็ว ค่าเฉลี่ย ค่าสูงสุด ค่าต่ำสุด เป็นต้น โดยจัดคุณลักษณะที่ทำการแปลงเป็น 3 กลุ่ม แต่ละกลุ่มมีจำนวนคุณลักษณะ 2700 2400 และ 280 ค่า และทำการทดสอบเปรียบเทียบประสิทธิภาพของคุณลักษณะทั้ง 3 แบบ พบว่าคุณลักษณะจากการคำนวณระยะทางและมุมระหว่างตำแหน่งต่างๆ 40 ค่าจาก 60 เฟรมต่อเนื่องกัน รวม 2400 ค่า ให้ค่าความถูกต้องสูงสุดโดยมีความถ่วงดุล (F-measure) เป็น 84.6%

Visutharrom [21] นำเสนอการจำแนกท่าทางของมนุษย์จำนวน 18 ท่าทาง โดยใช้คุณลักษณะจากตำแหน่งโครงร่าง

จำนวน 20 ตำแหน่งในแกน X Y และ Z ใน 3 รูปแบบได้แก่ ตำแหน่งโครงร่างที่ไม่ทำการนอร์มัลไลซ์ (Non-Normalization) นอร์มัลไลซ์แบบใช้ค่าสูงสุด-ต่ำสุด (Max-Min Normalization) และนอร์มัลไลซ์แบบใช้คะแนนมาตรฐาน (Z-Score Normalization) ทำการคัดเลือกคุณลักษณะโดยใช้วิธีการประเมินอัตราส่วนเกิน (Gain Ratio Attribute Evaluator) และการประเมินสารสนเทศเกิน (Info Gain Attribute Evaluator) และทดสอบกับแบบจำลองด้วยวิธีต่างๆ พบว่าการคัดเลือกคุณลักษณะด้วยวิธีการประเมินอัตราส่วนเกินร่วมกับการทำนอร์มัลไลซ์แบบใช้ค่าสูงสุด-ต่ำสุด และเรียนรู้ด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) แบบการจำแนกหลายชั้น (Multiple-Stage Classifier) โดยใช้จำนวนคุณลักษณะ 30 ค่าให้ค่าความถูกต้องที่ดีที่สุด นอกจากนี้ยังได้นำเสนอการแปลงคุณลักษณะจากการวิเคราะห์และสกัดคุณลักษณะที่สัมพันธ์กับข้อมูล โดยเลือกแปลงข้อมูลตำแหน่งเป็นคุณลักษณะจำนวน 9 ค่า เช่น มุมงอเข้า ลักษณะการงอหลัง สัดส่วนร่างกาย เป็นต้น และทำการสร้างแบบจำลอง จากการทดสอบพบว่า การแปลงคุณลักษณะอย่างเหมาะสมให้ค่าความถูกต้องได้มากถึง 91.90% ซึ่งสามารถเพิ่มความถูกต้องของแบบจำลองได้ดีกว่าการใช้คุณลักษณะโดยไม่ทำการแปลง

จากการทบทวนวรรณกรรมจะเห็นได้ว่าการแปลงคุณลักษณะและเลือกใช้คุณลักษณะที่เหมาะสมจะช่วยให้ประสิทธิภาพการเรียนรู้ให้ดีขึ้นได้ งานวิจัยนี้จึงทำการแปลงตำแหน่งโครงร่างบุคคลให้อยู่ในรูปแบบเวกเตอร์ความสัมพันธ์ของตำแหน่งโครงร่าง 4 กลุ่มได้แก่กลุ่มเวกเตอร์ตำแหน่งโครงร่างเทียบกับลำตัว กลุ่มเวกเตอร์ตำแหน่งโครงร่างเทียบกับจุดหมุน กลุ่มเวกเตอร์ความสัมพันธ์ของตำแหน่งโครงร่างรอบนอกและกลุ่มเวกเตอร์รวมคุณลักษณะ โดยเวกเตอร์แต่ละกลุ่มถูกแสดงในระบบพิกัด 3 แบบ ได้แก่ ระบบพิกัดคาร์ทีเซียน (Cartesian Coordinate) ระบบพิกัดทรงกลม (Spherical Coordinate) และระบบพิกัดทรงกระบอก (Cylindrical Coordinate) ทำการทดสอบและคัดเลือกคุณลักษณะ โดยงานวิจัยนี้นำเสนอเทคนิคการคัดเลือกสองระดับสำหรับคัดเลือกคุณลักษณะที่เหมาะสมในการสร้างแบบจำลองเพื่อจำแนกกิจกรรม การคัดเลือกคุณลักษณะด้วยเทคนิคการคัดเลือกสองระดับเป็นการคัดเลือกคุณลักษณะโดยมีสองขั้นตอน เริ่มจากทำการคัดเลือกคุณลักษณะด้วยวิธีกำจัดย้อนกลับ (Backward Elimination)

และจัดกลุ่มความสำคัญของคุณลักษณะตามช่วงความถี่การถูกคัดเลือก ทำการทดสอบคุณลักษณะโดยกำจัดคุณลักษณะออกทีละกลุ่มเริ่มจากกลุ่มที่มีระดับความสำคัญน้อยที่สุดและเลือกคุณลักษณะที่ให้ค่าความถูกต้องสูงที่สุดมาใช้งานต่อไป

งานวิจัยนี้ทดสอบกับข้อมูลตำแหน่งโครงร่างบุคคลในการทำกิจกรรมประจำวันภายในบ้านจำนวน 13 กิจกรรมจากชุดข้อมูลการทำกิจกรรมคอร์เนล-60 (Cornell Activity Dataset : CAD-60) [22] คัดเลือกและทดสอบคุณลักษณะโดยนำคุณลักษณะมาสร้างแบบจำลองการจำแนกด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine) จากผลการทดลองคัดเลือกคุณลักษณะด้วยเทคนิคการคัดเลือกสองระดับ พบว่ามีค่าเฉลี่ยความถูกต้อง 92.78% โดยใช้จำนวนคุณลักษณะ 48 ค่า และสามารถคัดเลือกคุณลักษณะให้ลดลงจนเหลือเพียง 29 ค่าโดยมีค่าเฉลี่ยความถูกต้องใกล้เคียงกันคือ 92.25% เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการคัดเลือกคุณลักษณะด้วยวิธีกำจัดย้อนกลับ พบว่าการคัดเลือกคุณลักษณะด้วยวิธีคัดเลือกสองระดับให้ค่าความถูกต้องสูงกว่าและใช้จำนวนคุณลักษณะที่น้อยกว่าวิธีกำจัดย้อนกลับ

2. วิธีดำเนินงานวิจัย

ในงานวิจัยนี้มีทฤษฎีที่เกี่ยวข้องและขั้นตอนการดำเนินงานดังนี้

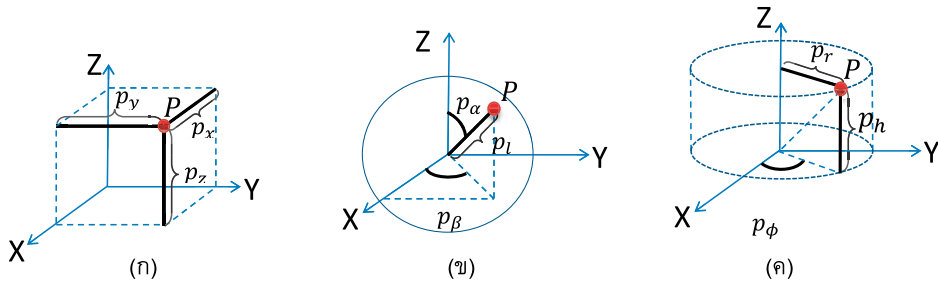
2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 ระบบพิกัด

ในปริภูมิสามมิติมีการกำหนดแกน X Y และ Z ที่ตั้งฉากกันเพื่อใช้เป็นแกนอ้างอิงเพื่อระบุพิกัดต่างๆ ในปริภูมิซึ่งรูปแบบในการระบุพิกัดจะแตกต่างกันไปตามระบบพิกัดที่ใช้ โดยระบบพิกัดที่นิยมใช้ในปริภูมิสามมิติได้แก่ระบบพิกัดคาร์ทีเซียน ระบบพิกัดทรงกลมและระบบพิกัดทรงกระบอกดังนี้

2.1.1.1 ระบบพิกัดคาร์ทีเซียน

ระบบพิกัดคาร์ทีเซียนใช้ชุดตัวเลขสามสิ่งอันดับ (p_x, p_y, p_z) เพื่อระบุตำแหน่งของจุด P โดยค่า p_x คือระยะทางจากระนาบ YZ ในทิศตั้งฉากไปยังจุด P ค่า p_y คือระยะทางจากระนาบ XZ ในทิศตั้งฉากไปยังจุด P และค่า p_z คือระยะทางจากระนาบ XY ในทิศตั้งฉากไปยังจุด P ดังรูปที่ 1 (ก)



รูปที่ 1 ระบบพิกัดในปริภูมิสามมิติ (ก) พิกัดคาร์ทีเซียน (ข) พิกัดทรงกลม (ค) พิกัดทรงกระบอก

2.1.1.2 ระบบพิกัดทรงกลม

ระบบพิกัดทรงกลมใช้ชุดตัวเลขสามสิ่งอันดับ (p_l, p_α, p_β) ระบุตำแหน่งของจุด P โดย p_l คือระยะทางจากจุดกำเนิดไปยังจุด P ค่า p_α คือขนาดของมุมที่แกน Z ทำกับส่วนของเส้นตรงจากจุดกำเนิดไปยังจุด P ค่า p_β คือขนาดของมุมที่แกน X ทำกับส่วนของเส้นตรงจากจุดกำเนิดไปยังตำแหน่งเงาของจุด P ที่อยู่บนระนาบ XY ดังรูปที่ 1 (ข) สามารถแปลงตำแหน่งของจุด P ในระบบพิกัดคาร์ทีเซียนเป็นระบบพิกัดทรงกลมได้โดยใช้สมการที่ (1)-(3)

$$p_l = \sqrt{p_x^2 + p_y^2 + p_z^2} \quad (1)$$

$$p_\alpha = \arccos\left(\frac{p_z}{p_l}\right) \quad (2)$$

$$p_\beta = \arctan\left(\frac{p_y}{p_x}\right) \quad (3)$$

2.1.1.3 ระบบพิกัดทรงกระบอก

ระบบพิกัดทรงกระบอกใช้ชุดตัวเลขสามสิ่งอันดับ (p_r, p_ϕ, p_h) ระบุตำแหน่งของจุด P โดยค่า p_r คือระยะทางในแนวตั้งฉากจากแกน Z ไปยังจุด P ค่า p_ϕ คือขนาดของมุมที่แกน X ทำกับส่วนของเส้นตรงจากจุดกำเนิดไปยังตำแหน่งเงาของจุด P ที่อยู่บนระนาบ XY และค่า p_h คือระยะทางจากระนาบ XY ในทิศตั้งฉากไปยังจุด P ดังรูปที่ 1 (ค) สามารถแปลงตำแหน่งของจุด P ในระบบพิกัดคาร์ทีเซียนไปเป็นระบบพิกัดทรงกระบอกได้โดยใช้สมการที่ (4)-(6)

$$p_r = \sqrt{p_x^2 + p_y^2} \quad (4)$$

$$p_\phi = \arctan\left(\frac{p_y}{p_x}\right) \quad (5)$$

$$p_h = p_z \quad (6)$$

2.1.2 การแปลงตำแหน่งในปริภูมิสามมิติ

การแปลงตำแหน่งในปริภูมิสามมิติในระบบพิกัดคาร์ทีเซียนสามารถทำได้ดังนี้

2.1.2.1 การเลื่อนตำแหน่ง (Translation)

การเลื่อนตำแหน่ง $P = (p_x, p_y, p_z)$ โดยกำหนดระยะในการเลื่อนตามแกน X Y และ Z เป็น t_x t_y และ t_z ตามลำดับ สามารถคำนวณตำแหน่งใหม่ P' ได้ดังสมการที่ (7)

$$P' = \begin{bmatrix} p'_x \\ p'_y \\ p'_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_x + t_x \\ p_y + t_y \\ p_z + t_z \end{bmatrix} \quad (7)$$

2.1.2.2 การหมุน (Rotation)

การหมุนตำแหน่งในปริภูมิสามมิติจะต้องกำหนดแกนหมุนแล้วจึงทำการคำนวณ เช่นทำการหมุนตำแหน่ง $P = (p_x, p_y, p_z)$ รอบแกน Y และกำหนดมุมในการหมุนเป็น θ สามารถคำนวณตำแหน่งใหม่ P' ได้ดังสมการที่ (8)

$$P' = \begin{bmatrix} p'_x \\ p'_y \\ p'_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_z \sin(\theta) + p_x \cos(\theta) \\ p_y \\ p_z \cos(\theta) - p_x \sin(\theta) \end{bmatrix} \quad (8)$$

2.1.2.3 การขยายสัดส่วน (Scaling)

การขยายสัดส่วนตำแหน่ง $P = (p_x, p_y, p_z)$ อ้างอิงกับจุดกำเนิดโดยกำหนดอัตราส่วนตามแกน X Y และ Z เป็น s_x s_y และ s_z ตามลำดับ สามารถคำนวณตำแหน่งใหม่ P' ได้ดังสมการที่ (9)

$$P' = \begin{bmatrix} p'_x \\ p'_y \\ p'_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_x p_x \\ s_y p_y \\ s_z p_z \end{bmatrix} \quad (9)$$

2.1.3 การคัดเลือกคุณลักษณะด้วยวิธี

กำจัดย้อนกลับ

การคัดเลือกคุณลักษณะเป็นวิธีการค้นหาคุณลักษณะย่อยที่มีขนาดเล็กที่สุดและไม่ทำให้ประสิทธิภาพของแบบจำลองลดลงอย่างมีนัยสำคัญ [23] ซึ่งเป็นขั้นตอนที่สำคัญสำหรับการสร้างแบบจำลองต่างๆ เพราะนอกจากจะช่วยลดมิติข้อมูลและลดเวลาในการประมวลผลแล้ว ยังสามารถกำจัดข้อมูลที่ไม่เกี่ยวข้องหรือไม่สัมพันธ์กับผลลัพธ์ ทำให้สามารถเพิ่มประสิทธิภาพของแบบจำลองได้อีกด้วย

วิธีการคัดเลือกคุณลักษณะสามารถแบ่งได้เป็น 3 กลุ่ม [24-25] ได้แก่ วิธีฟิลเตอร์ (Filter) วิธีแรพเพอร์ (Wrapper) และวิธีฝังตัว (Embedded) โดยวิธีฟิลเตอร์จะมีการคำนวณค่าทางสถิติจากค่าของข้อมูลในแต่ละคุณลักษณะเพื่อใช้ในการจัดลำดับความสำคัญ เช่น ค่าสารสนเทศเกน (Information Gain) ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient) ค่าไคสแควร์ (Chi-Square) เป็นต้น ทำการทดสอบและคัดเลือกคุณลักษณะตามลำดับความสำคัญที่จัดไว้ สำหรับวิธีแรพเพอร์จะใช้วิธีการสร้างเซตย่อยของคุณลักษณะเพื่อนำไปสร้างแบบจำลองและประเมินประสิทธิภาพ ค่าประสิทธิภาพของแบบจำลองจะถูกใช้เป็นค่าประสิทธิภาพของเซตย่อยของคุณลักษณะนั้นๆ โดยเซตย่อยจะถูกสร้างและทดสอบตามวิธีการค้นหาแบบฮิวริสติก (Heuristic Search) ซึ่งเป็นวิธีการค้นหาคำตอบที่สามารถประยุกต์ใช้ในงานได้หลากหลาย เช่นการจัดเส้นทาง การขนส่งสินค้า [26] เป็นต้น โดยทำการค้นหาเซตย่อยที่ดีที่สุดจากการค้นหาจะถูกเลือกใช้ในการสร้างแบบจำลองต่อไป ส่วนวิธีฝังตัวนั้นการคัดเลือกคุณลักษณะจะเป็นขั้นตอนในการสร้างแบบจำลองไปพร้อมกัน

การคัดเลือกคุณลักษณะด้วยวิธีกำจัดย้อนกลับเป็นวิธีการคัดเลือกคุณลักษณะในกลุ่มวิธีแรพเพอร์ มีวิธีการค้นหาคุณลักษณะโดยเริ่มต้นจากคุณลักษณะทั้งหมดที่มี ทดสอบการกำจัดคุณลักษณะในรูปแบบต่างๆ และเลือกกำจัดคุณลักษณะที่เมื่อถูกกำจัดแล้วจะทำให้ประสิทธิภาพในการสร้างแบบจำลองเพิ่มขึ้นมากที่สุดออก ทำซ้ำการทดสอบและกำจัดคุณลักษณะจนกว่าจะไม่สามารถเพิ่มประสิทธิภาพของแบบจำลองขึ้นได้อีก และเลือกใช้คุณลักษณะที่ให้ประสิทธิภาพสูงที่สุดในการสร้างแบบจำลองต่อไป โดยมีขั้นตอนแสดงในอัลกอริทึม 1

2.1.4 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน [27] เป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลโดยรับข้อมูลตัวอย่างเป็นเวกเตอร์ในปริภูมิหลายมิติ และทำการปรับเวกเตอร์ข้อมูลตัวอย่างให้มีมิติที่สูงขึ้นหรือเรียกว่าฟีเจอร์สเปซ (Feature Space) โดยใช้เคอร์เนลฟังก์ชัน (Kernel Function) ชนิดต่างๆ เช่น โพลีโนเมียลฟังก์ชัน (Polynomial Function) เรเดียลเบสฟังก์ชัน (Radial Basis Function) เป็นต้น แล้วจึงนำเวกเตอร์ข้อมูลตัวอย่างในฟีเจอร์สเปซไปใช้ในการคำนวณค่าสัมประสิทธิ์ที่เหมาะสมในการสร้างระนาบหลายมิติหรือไฮเปอร์เพลน (Hyperplane) เพื่อใช้เป็นแบบจำลองในการจำแนกข้อมูล ไฮเปอร์เพลนที่ถูกสร้างขึ้นนั้นเป็นได้ทั้งแบบเชิงเส้นและไม่เป็นเชิงเส้นขึ้นอยู่กับเคอร์เนลฟังก์ชันที่เลือกใช้ซึ่งจะส่งผลต่อประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วย การเลือกไฮเปอร์เพลนที่ดีที่สุดจะเลือกจากไฮเปอร์เพลนที่ทำให้ผลรวมระยะห่างระหว่างไฮเปอร์เพลนที่เลือกไปยังข้อมูลที่อยู่ใกล้กับไฮเปอร์เพลนหรือเรียกว่าซัพพอร์ตเวกเตอร์ (Support vector) ที่ใกล้ที่สุดของทั้งสองฝั่งมีค่ามากที่สุด (Maximum Margin) ดังตัวอย่างในรูปที่ 2

อัลกอริทึม 1 วิธีกำจัดย้อนกลับ

$curF$ = เซตของคุณลักษณะทั้งหมด

$curAcc$ = ประสิทธิภาพของแบบจำลองเมื่อใช้คุณลักษณะ $curF$

do

$lastF = curF$

$lastAcc = curAcc$

$curAcc = -\infty$

for each $f \in lastF$

$testF = lastF - f$

$testAcc$ = ประสิทธิภาพของแบบจำลอง

เมื่อใช้คุณลักษณะ $testF$

if ($testAcc > curAcc$)

$curF = testF$

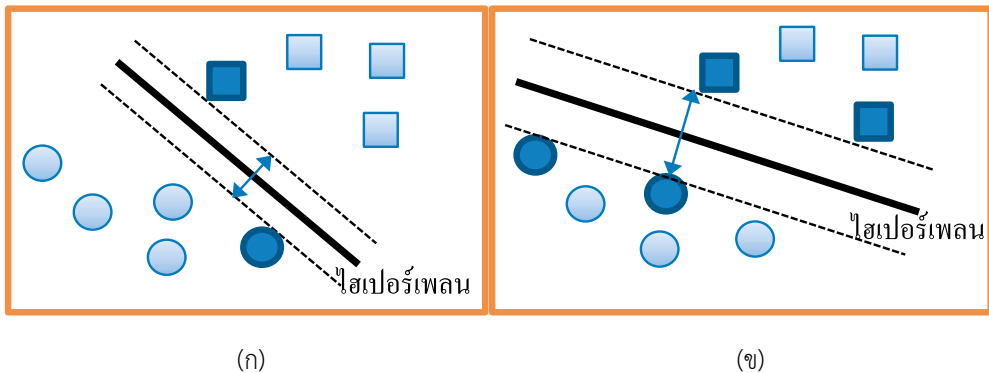
$curAcc = testAcc$

end

end

while ($lastAcc \leq curAcc$)

return $lastF$



รูปที่ 2 ไฮเปอร์เพลนที่มีค่าผลรวมระยะห่างระหว่างไฮเปอร์เพลนไปยังซัพพอร์ตเวกเตอร์แตกต่างกัน

(ก) ผลรวมระยะห่างมีค่าน้อย (ข) ผลรวมระยะห่างมีค่ามาก

กำหนดสมการไฮเปอร์เพลนที่ใช้ตัดสินใจเป็น $f(x)$ โดย $x \in \mathbb{R}^m$ เป็นเวกเตอร์ข้อมูลที่มี m มิติ และ $y \in \{1, -1\}$ เป็นผลลัพธ์คำตอบจากการจัดกลุ่ม สามารถนำสมการไฮเปอร์เพลนมาใช้ในการตัดสินใจตอบให้กับเวกเตอร์ข้อมูล x ได้ดังสมการที่ 10

$$y = \begin{cases} 1; & f(x) \geq 0 \\ -1; & f(x) < 0 \end{cases} \quad (10)$$

2.2 ขั้นตอนการดำเนินการ

2.2.1 ข้อมูลตัวอย่างในการทดลอง

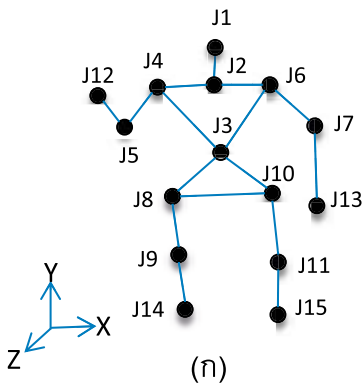
งานวิจัยนี้ใช้ชุดข้อมูลการทำกิจกรรมคอร์เนล-60 (Cornell Activity Dataset : CAD-60) [22] ซึ่งเป็นไฟล์ตำแหน่งโครงร่างบุคคลที่บันทึกจากกล้องคิเนกซ์ ในการทำกิจกรรมต่างๆ ภายในบ้านจำนวน 13 กิจกรรม ดังนี้

A1-บ้วนปาก	A8-ทำอาหาร (กวน)
A2-แปรงฟัน	A9-นั่งคุยบนเก้าอี้
A3-ใส่คอนแทกเลนส์	A10-นั่งเอนหลัง
A4-ยืนคุยโทรศัพท์	A11-เขียนกระดาษ
A5-ดื่มน้ำ	A12-ใช้คอมพิวเตอร์
A6-เปิดขวดยา	A13-ยืนนั่ง
A7-ทำอาหาร (สับ)	

โดยใช้กลุ่มตัวอย่าง 4 คน เป็นชาย 2 คน และ หญิง 2 คน ในกลุ่มนี้เป็นคนที่ถนัดมือซ้าย 1 คนในแต่ละเฟรมมีข้อมูลตำแหน่งโครงร่างในระบบพิกัดคาร์ทีเซียนสามมิติจำนวน 15 ตำแหน่งได้แก่ J1 – J15 ดังนี้

J1-ศีรษะ	J6 -ไหล่ขวา	J11-เข่าขวา
J2-คอ	J7 -ข้อศอกขวา	J12-มือซ้าย
J3-ลำตัว	J8 -สะโพกซ้าย	J13-มือขวา
J4-ไหล่ซ้าย	J9 -เข่าซ้าย	J14-เท้าซ้าย
J5-ข้อศอกซ้าย	J10-สะโพกขวา	J15-เท้าขวา

รูปที่ 3 (ก) แสดงตำแหน่งต่างๆ บนโครงร่าง และรูปที่ 3 (ข) - รูปที่ 3 (จ) แสดงตัวอย่างการทำกิจกรรมต่างๆ ทั้ง 13 กิจกรรม โดยมีทั้งกิจกรรมที่มีท่าทางเดียวได้แก่ A2 A4 A7-A13 และ กิจกรรมที่มีการเคลื่อนไหวได้แก่ A1 A3 A5 และ A6 เช่น A1-การบ้วนปากเริ่มจากการหยิบแก้วน้ำ ยกแก้วไปที่ปาก อมน้ำ เอามือลง และบ้วนปาก เป็นต้น



(ก)



(ข)



(ค)



(ง)



(จ)



(ฉ)



(ช)



(ฌ)



(ฉ)



(ญ)



(ฎ)



(ฏ)



(ฐ)



(ฑ)

รูปที่ 3 ตัวอย่างการทำกิจกรรม (ก) ตำแหน่งโครงร่างบุคคล 15 ตำแหน่ง (ข) บ้วนปาก (ค) แปรงฟัน (ง) ใส่คอนแทกเลนส์ (จ) ยืนคุยโทรศัพท์ (ฉ) ดื่มน้ำ (ช) เปิดขวดยา (ฌ) ทำอาหาร (สับ) (ฉ) ทำอาหาร(กวน) (ญ) นั่งคุยบนเก้าอี้ (ฎ) นั่งเอนหลัง (ฏ) เขียนกระดาน (ฐ) ใช้คอมพิวเตอร์ (ฑ) ยืนนิ่ง

2.2.2 การนอร์มัลไลซ์ (Normalization)

การนอร์มัลไลซ์เป็นการปรับข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบมาตรฐานเดียวกันเพื่อลดความแตกต่างจากปัจจัยต่างๆ เช่น ตำแหน่ง มุมกล้อง และรูปร่างของกลุ่มตัวอย่าง งานวิจัยนี้ทำการนอร์มัลไลซ์ 3 ขั้นตอน ได้แก่ การย้ายตำแหน่งโครงร่าง การหมุนโครงร่างและการปรับสัดส่วนโครงร่างดังนี้

2.2.2.1 การย้ายตำแหน่งโครงร่าง

การย้ายตำแหน่งโครงร่างให้มีตำแหน่งอ้างอิงเดียวกันในแต่ละเฟรมทำได้โดยการย้ายตำแหน่งโครงร่างด้วยระยะที่เท่ากัน เพื่อให้ตำแหน่งลำตัว $J3 = (j3_x, j3_y, j3_z)$ ในแต่ละเฟรมย้ายไปอยู่ที่จุดกำเนิด สามารถคำนวณตำแหน่งต่างๆของโครงร่างหลังจากทำการย้ายตำแหน่งด้วยสมการที่ (7) โดยให้ $t_x = -j3_x$, $t_y = -j3_y$ และ $t_z = -j3_z$ ตามลำดับ

2.2.2.2 การหมุนโครงร่าง

การหมุนโครงร่างเพื่อให้ด้านหน้าของโครงร่างอยู่ในทิศทางเดียวกัน ในงานวิจัยนี้กำหนดให้ใช้เวกเตอร์ (Normal Vector) หรือเวกเตอร์ที่มีทิศทางตั้งฉากกับระนาบที่ผ่านลำตัว ($J3$) และตำแหน่งสะโพกทั้งสองข้าง ($J8$ และ $J10$) เป็นทิศทางด้านหน้าของบุคคลโดยลำตัวจะอยู่ที่จุดกำเนิดจากการย้ายตำแหน่งโครงร่างจึงสามารถคำนวณนอร์มัลเวกเตอร์ $N = [n_x, n_y, n_z]$ ได้ดังสมการที่ (10)

$$\begin{bmatrix} n_x \\ n_y \\ n_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} j8_x \\ j8_y \\ j8_z \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} j10_x \\ j10_y \\ j10_z \end{bmatrix} \quad (10)$$

และทำการหมุนโครงร่างรอบแกน Y ให้เวกเตอร์ N อยู่บนระนาบ YZ โดยใช้มุมที่ทำการหมุน $\theta = \arctan\left(\frac{-n_x}{n_z}\right)$ และคำนวณตำแหน่งต่างๆ ของโครงร่างหลังจากทำการหมุนรอบแกน Y ด้วยสมการที่ (8)

2.2.2.3 การปรับสัดส่วนโครงร่าง

การปรับสัดส่วนโครงร่างให้ความยาวช่วงไหล่จากไหล่ซ้าย $J4$ ถึงไหล่ขวา $J6$ มีความยาวเท่ากันในทุกเฟรมเพื่อลดความแตกต่างของขนาดโครงร่าง สามารถคำนวณตำแหน่งโครงร่างหลังปรับสัดส่วนโดยใช้สมการที่ (9) และกำหนดอัตราส่วนในการปรับสัดส่วนตามแกน X Y และ Z เป็นดังสมการที่ (11)

$$s_x = s_y = s_z = \frac{1}{\|J4 J6\|} \quad (11)$$

2.2.3 การแปลงคุณลักษณะ

งานวิจัยนี้ทำการแปลงตำแหน่งต่างๆ ของโครงร่างเป็นเวกเตอร์ที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่างตำแหน่งโครงร่างเพื่อใช้เป็นคุณลักษณะในการสร้างแบบจำลอง โดยสามารถจัดกลุ่มเวกเตอร์ความสัมพันธ์ของตำแหน่งโครงร่างเป็น 4 กลุ่มดังนี้

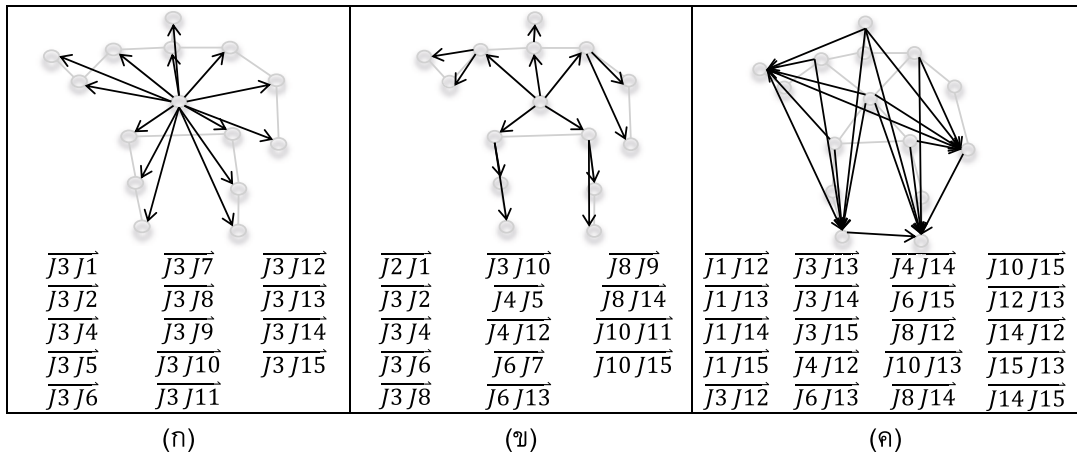
T1 - เวกเตอร์ตำแหน่งโครงร่างเทียบกับลำตัว จำนวน 14 เวกเตอร์ โดยเป็นเวกเตอร์จากตำแหน่งลำตัว ($J3$) ไปยังตำแหน่งต่างๆ บนโครงร่างดังแสดงในรูปที่ 4 (ก) เพื่อแสดงถึงตำแหน่งของโครงร่างที่เกิดขึ้น จึงเหมาะกับกิจกรรมที่มีตำแหน่งต่างๆ บนโครงร่างค่อนข้างคงที่ เช่น นั่งเอนหลัง ยืนนิ่ง เป็นต้น

T2 - เวกเตอร์ตำแหน่งโครงร่างเทียบกับจุดหมุน จำนวน 14 เวกเตอร์โดยเป็นเวกเตอร์จากจุดหมุนหลักของตำแหน่งต่างๆ บนร่างกายได้แก่ ไหล่ คอ สะโพก ไปยังตำแหน่งอื่นๆ ดังแสดงในรูปที่ 4 (ข) เพื่อแสดงการเคลื่อนที่ของ ศีรษะ แขน และขา จึงเหมาะกับกิจกรรมที่เน้นการเคลื่อนที่ของ ศีรษะ แขน และขา โดยที่ลำตัวอยู่กับที่ เช่น ทำอาหาร เขียนกระดาน เป็นต้น

T3 - เวกเตอร์ความสัมพันธ์ของตำแหน่งโครงร่างรอบนอก จำนวน 20 เวกเตอร์ ตำแหน่งโครงร่างรอบนอกได้แก่ มือ และเท้า ซึ่งเป็นตำแหน่งสำคัญที่ใช้ในการทำท่าทางหรือกิจกรรมต่างๆ เวกเตอร์ในกลุ่มนี้จึงเป็นเวกเตอร์ที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่างตำแหน่งต่างๆ บริเวณลำตัวได้แก่ ศีรษะ ไหล่ และสะโพก ไปยังมือและเท้า และเวกเตอร์ที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่างมือและเท้าด้วยกัน ดังแสดงในรูปที่ 4 (ค) เพื่อแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตำแหน่งต่างๆ บนโครงร่าง จึงเหมาะกับกิจกรรมที่เน้นความสัมพันธ์ระหว่างตำแหน่งโครงร่าง เช่น บ้วนปาก ใส่คอนแทกเลนส์ เป็นต้น

T4 - เวกเตอร์รวมคุณลักษณะ จำนวน 35 เวกเตอร์ เป็นการรวมเวกเตอร์กลุ่ม T1 T2 และ T3 เข้าด้วยกัน โดยมีเวกเตอร์ที่ซ้ำกันระหว่างกลุ่ม ได้แก่ เวกเตอร์ในกลุ่ม T1 และ T2 ซ้ำกันจำนวน 5 เวกเตอร์ เวกเตอร์ในกลุ่ม T1 และ T3 ซ้ำกันจำนวน 4 เวกเตอร์ และ เวกเตอร์ในกลุ่ม T2 และ T3 ซ้ำกันจำนวน 4 เวกเตอร์

ทั้งนี้ในการแสดงตำแหน่งโครงร่าง นอกจากการใช้ระยะทางตามแกน X Y Z ในการระบุตำแหน่งแล้ว เมื่อวิเคราะห์



รูปที่ 4 เวกเตอร์ความสัมพันธ์ของตำแหน่งโครงร่าง (ก) กลุ่ม T1 - เวกเตอร์ตำแหน่งโครงร่างเทียบกับลำตัว

(ข) กลุ่ม T2 - เวกเตอร์ตำแหน่งโครงร่างเทียบกับจุดหมุน (ค) กลุ่ม T3 - เวกเตอร์ความสัมพันธ์ของตำแหน่งโครงร่างรอบนอก

ลักษณะการเคลื่อนที่ของร่างกาย จะเป็นการเคลื่อนที่เชิงมุมที่ใช้ข้อต่อต่างๆ ของร่างกายเป็นจุดหมุน ในระบบพิกัดทั้ง 3 แบบ มีการแทนค่าเวกเตอร์ทั้งในค่าเชิงระยะทางและค่าเชิงมุมที่ต่างกันไป งานวิจัยนี้จึงเลือกใช้ระบบพิกัดทั้ง 3 แบบในการแทนเวกเตอร์โครงร่างของร่างกาย โดยเวกเตอร์ทั้ง 4 กลุ่มถูกแสดงในระบบพิกัด 3 แบบได้แก่

- C1 - ระบบพิกัดคาร์ทีเซียน 3 มิติ
- C2 - ระบบพิกัดทรงกลม
- C3 - ระบบพิกัดทรงกระบอก

และสามารถใช้สมการการแปลงตำแหน่งจากระบบพิกัดคาร์ทีเซียนไปยังระบบพิกัดอื่นๆ ได้ดังสมการที่ (1) - (6)

2.2.4 การคัดเลือกคุณลักษณะด้วยเทคนิคการคัดเลือกสองระดับ

การคัดเลือกคุณลักษณะด้วยเทคนิคการคัดเลือกสองระดับเป็นการประยุกต์ใช้วิธีคัดเลือกคุณลักษณะแบบฟิลเตอร์และแบบแรพเพอร์เข้าไว้ด้วยกัน โดยการคัดเลือกแบบฟิลเตอร์เป็นการจัดลำดับความสำคัญของคุณลักษณะด้วยค่าทางสถิติต่างๆ ซึ่งวัดจากค่าของข้อมูลที่เกิดขึ้นในคุณลักษณะนั้นๆ จึงต้องเลือกว่าวิธีวัดค่าของคุณลักษณะที่สัมพันธ์กับประสิทธิภาพในการนำคุณลักษณะนั้นๆ ไปใช้ การคัดเลือกแบบแรพเพอร์จะคัดเลือกคุณลักษณะโดยใช้ค่าจากประสิทธิภาพของแบบ

จำลองที่ถูกสร้างขึ้นจากคุณลักษณะนั้นๆ โดยตรง อย่างไรก็ตามจำเป็นต้องมีวิธีการค้นหาคุณลักษณะที่เหมาะสมและคุณลักษณะที่ถูกเลือกมักจะขึ้นกับวิธีแบ่งข้อมูลที่ใช้สร้างแบบจำลองและข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ งานวิจัยนี้จึงนำเสนอเทคนิคการคัดเลือกสองระดับซึ่งเป็นการคัดเลือกคุณลักษณะแบบฟิลเตอร์ คือจัดลำดับความสำคัญของคุณลักษณะโดยใช้ค่าความถี่การถูกคัดเลือกของคุณลักษณะต่างๆ จากการคัดเลือกคุณลักษณะแบบแรพเพอร์ด้วยวิธีกำจัดย้อนกลับซ้ำหลายๆ ครั้งเพื่อให้ค่าของความถี่การถูกคัดเลือกไม่ขึ้นกับการแบ่งข้อมูลในแต่ละครั้ง (Overfitting) และทำให้ค่าความถี่การถูกคัดเลือกที่นำมาใช้จัดลำดับนั้นเป็นค่าที่มาจากประสิทธิภาพในการสร้างแบบจำลองโดยตรง โดยมีขั้นตอนดังนี้

กำหนดให้ $F = \{f_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ เป็นเซตของคุณลักษณะทั้งหมดจำนวน n ค่าและ f_i เป็นคุณลักษณะลำดับที่ i ใน F ทำซ้ำการคัดเลือกคุณลักษณะด้วยวิธีกำจัดย้อนกลับ โดยใช้ F เป็นคุณลักษณะเริ่มต้นและทดสอบโดยการสร้างแบบจำลองด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยใช้อัลกอริทึมที่ 1 โดยเก็บค่าความถี่ $freq[i]$ ที่คุณลักษณะ f_i ถูกเลือก คุณลักษณะที่มีความถี่การถูกคัดเลือกสูงจะเป็นคุณลักษณะที่สำคัญกว่าคุณลักษณะที่มีความถี่การถูกคัดเลือกต่ำ สามารถจัดกลุ่มคุณลักษณะตามความถี่การถูกคัดเลือกเป็น m กลุ่ม โดยกำหนดช่วงการจัดกลุ่มดังสมการที่ (15)

อัลกอริธึม 2 เทคนิคการคัดเลือกสองระดับ

```

F = เซตของคุณลักษณะทั้งหมด
n = จำนวนคุณลักษณะใน F
for i = 1,2, ..., n
    freq[i] = 0
end
r = จำนวนรอบในการทำวิธีกำจัดย้อนกลับ
for k = 1,2, ..., r
    fBE = คุณลักษณะที่ถูกคัดเลือกจากวิธีกำจัด
        ย้อนกลับโดยใช้ F เป็นค่าเริ่มต้น
    for each fi ∈ F
        if fi ∈ fBE
            freq[i] = freq[i] + 1
        end
    end
end
m = จำนวนกลุ่มคุณลักษณะที่ต้องการจัด
for k = 1,2, ..., m
    Gk = ∅
    for i = 1,2, ..., n
        if ( $\frac{(k-1)*r}{m} < \text{freq}[i] \leq \frac{k*r}{m}$ )
            Gk = Gk ∪ {fi}
        end
    end
end
testG = F
bestAcc = -∞
for k = 1,2, ..., m - 1
    testG = testG - Gk
    testAcc = ประสิทธิภาพของแบบจำลองเมื่อใช้
        testG
    if (bestAcc < testAcc)
        bestAcc = testAcc
        bestG = testG
    end
end
return bestG

```

$$G_k = \left\{ f_i \mid \begin{array}{l} f_i \in F, \\ \frac{(k-1)*r}{m} < \text{freq}[i] \leq \frac{k*r}{m} \end{array} \right\} \quad (15)$$

โดย G_k เป็นเซตของคุณลักษณะกลุ่มที่ k โดยที่ $k = 1, 2, \dots, m$ จากนั้นทดสอบคุณลักษณะโดยเริ่มจากการกำจัดคุณลักษณะ G_k ออกจาก F เพิ่มขึ้นทีละกลุ่มโดยเริ่มที่ $k = 1$ นำคุณลักษณะที่ถูกกำจัดออกทีละกลุ่มไปสร้างแบบจำลองด้วยวิธีซัพพอร์ต-เวกเตอร์แมชชีนและทดสอบประสิทธิภาพ ทำการเลือกเซตของคุณลักษณะที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุดเป็นคุณลักษณะที่ใช้สร้างแบบจำลองต่อไป ดังแสดงในอัลกอริธึมที่ 2

2.2.5 การสร้างแบบจำลอง

ทำการแปลงข้อมูลชุดที่ใช้ในการเรียนรู้ตามรูปแบบของคุณลักษณะที่กำหนดและนำมาใช้สร้างแบบจำลองด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เพื่อจำแนกกลุ่มกิจกรรมต่างๆ และทำการทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยข้อมูลกลุ่มที่ใช้ในการทดสอบที่ถูกแปลงตามรูปแบบคุณลักษณะที่กำหนด

3. ผลการทดลอง

งานวิจัยนี้พัฒนาระบบการจำแนกกิจกรรมโดยใช้เวกเตอร์ความสัมพันธ์ของตำแหน่งโครงสร้างเป็นคุณลักษณะในการเรียนรู้และทำการคัดเลือกคุณลักษณะด้วยเทคนิคการคัดเลือกสองระดับโดยใช้ข้อมูลตำแหน่งโครงสร้างบุคคลจากชุดข้อมูลการทำกิจกรรมคอร์เนล-60 ซึ่งมีตำแหน่งโครงสร้างในการทำกิจกรรมโดยกลุ่มตัวอย่างจำนวน 13 กิจกรรมจากกลุ่มตัวอย่าง 4 คน โดยใช้ข้อมูลตัวอย่างกิจกรรมละ 100 เฟรม ทำการนอร์มัลไลซ์และแปลงตำแหน่งโครงสร้างเป็นเวกเตอร์ความสัมพันธ์ระหว่างตำแหน่งต่างๆ เพื่อใช้เป็นคุณลักษณะในการสร้างแบบจำลองทำการคัดเลือกด้วยวิธีต่างๆ และทดสอบประสิทธิภาพของคุณลักษณะด้วยวิธีการทดสอบแบบไขว้ 5 ส่วน (5-Fold Cross-Validation) โดยแบ่งให้แต่ละส่วนมีจำนวนข้อมูลกิจกรรมต่างๆ เท่ากัน ทำการสร้างแบบจำลองการจำแนกกลุ่มด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และเพื่อลดความแปรปรวนจากการแบ่งข้อมูลจึงทำซ้ำการทดสอบแบบไขว้ 5 ส่วนจำนวน 100 รอบ แล้วจึงใช้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องของแบบจำลองเป็นค่าประสิทธิภาพของคุณลักษณะ โดยแบ่งการทดสอบเป็น 3 ขั้นตอน ได้แก่

การทดสอบคุณลักษณะโดยไม่คัดเลือก การคัดเลือกคุณลักษณะโดยวิธีกำจัดย้อนกลับ และการคัดเลือกคุณลักษณะด้วยเทคนิคการคัดเลือกสองระดับดังนี้

3.1 การทดสอบคุณลักษณะโดยไม่คัดเลือก

ในการทดลองนี้ทำการวัดความถูกต้องของการสร้างแบบจำลองการจำแนกกิจกรรมโดยใช้คุณลักษณะในรูปแบบต่างๆ โดยไม่คัดเลือก คุณลักษณะที่ใช้ในการทดสอบแบ่งเป็น 4 กลุ่ม ได้แก่ T1-เวกเตอร์ตำแหน่งโครงร่างเทียบกับลำตัว 14 เวกเตอร์ T2-เวกเตอร์ตำแหน่งโครงร่างเทียบกับจุดหมุน 14 เวกเตอร์ T3-เวกเตอร์ความสัมพันธ์ของตำแหน่งโครงร่างรอบนอก 20 เวกเตอร์ และ T4-เวกเตอร์รวมคุณลักษณะ 35 เวกเตอร์ แต่ละกลุ่มแสดงค่าในระบบพิกัด 3 แบบ ได้แก่ C1-ระบบพิกัดคาร์ทีเซียน 3 มิติ C2-ระบบพิกัดทรงกลม และ C3-ระบบพิกัดทรงกระบอก โดยระบบพิกัดทั้ง 3 แบบใช้คุณลักษณะจำนวน 3 ค่าในการอ้างอิงตำแหน่งทำให้แต่ละกลุ่มมีจำนวนคุณลักษณะดังนี้กลุ่ม T1 42 ค่า กลุ่ม T2 42 ค่า กลุ่ม T3 60 ค่า และกลุ่ม T4 105 ค่า ทำการทดสอบประสิทธิภาพของคุณลักษณะโดยวิธีทดสอบแบบไขว้ 5 ส่วน จำนวน 100 รอบ ดังแสดงผลการทดสอบความถูกต้องของการใช้คุณลักษณะต่างๆ

ดังตารางที่ 1 โดยแสดงค่าเฉลี่ย (avg) ค่าสูงสุด (max) ค่าต่ำสุด (min) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (S.D.) ของค่าความถูกต้องเมื่อเปรียบเทียบระหว่างระบบพิกัดพบว่าระบบพิกัดคาร์ทีเซียนให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องสูงกว่าระบบพิกัดอื่นๆ ในทุกการทดสอบ โดยมีค่าเฉลี่ยความถูกต้องของระบบพิกัดคาร์ทีเซียนคือ 91.09% เมื่อเปรียบเทียบการใช้คุณลักษณะในรูปแบบต่างๆ พบว่า การใช้คุณลักษณะ T4-เวกเตอร์รวมคุณลักษณะ จะให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องเพิ่มขึ้นจากการใช้คุณลักษณะในกลุ่ม T1 T2 และ T3 แยกกันในทุกระบบพิกัดและมีค่าใกล้เคียงกันโดยอยู่ระหว่าง 91.18% - 91.76% โดยกลุ่ม T4-C1 เวกเตอร์รวมคุณลักษณะในระบบพิกัดคาร์ทีเซียนให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องสูงที่สุดในการทดสอบคือ 91.76%

จากผลการทดลองดังกล่าวสามารถสรุปได้ว่าการใช้คุณลักษณะ C1-ระบบพิกัดคาร์ทีเซียนให้ค่าความถูกต้องที่ดีกว่าระบบพิกัดอื่นๆ และการใช้ T4-เวกเตอร์รวมคุณลักษณะ ซึ่งเป็นคุณลักษณะจากหลายรูปแบบร่วมกันให้ค่าความถูกต้องสูงกว่าการใช้คุณลักษณะกลุ่มใดกลุ่มหนึ่งเพียงอย่างเดียว ซึ่งสอดคล้องกับผลการทดลองในกลุ่ม T4-C1 เวกเตอร์รวมคุณลักษณะในระบบพิกัดคาร์ทีเซียนที่ให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องสูงที่สุดในการทดสอบ อย่างไรก็ตามการใช้เวกเตอร์รวมคุณลักษณะ

ตารางที่ 1 ผลการทดสอบการใช้คุณลักษณะตามการจัดกลุ่มในระบบพิกัดต่างๆ โดยไม่ทำการคัดเลือก

ระบบพิกัด	กลุ่มคุณลักษณะ	ค่าความถูกต้อง			
		avg	max	min	S.D.
C1	T1	91.08	93.33	87.44	1.23
	T2	90.69	93.33	87.18	1.38
	T3	90.83	93.59	87.44	1.43
	T4	91.76	94.62	88.46	1.39
	total	91.09	94.62	87.18	1.42
C2	T1	89.17	92.82	85.90	1.55
	T2	87.59	91.03	82.82	1.68
	T3	88.98	92.31	85.13	1.47
	T4	91.46	94.36	88.72	1.18
	total	89.30	94.36	82.82	2.03
C3	T1	89.91	93.59	86.41	1.47
	T2	87.73	91.03	83.33	1.39
	T3	90.47	93.85	87.44	1.27
	T4	91.18	94.62	88.21	1.36
	total	89.83	94.62	83.33	1.89
total		90.07	94.62	82.82	1.95

จะใช้จำนวนคุณลักษณะมากถึง 105 ค่า ซึ่งมากกว่าการใช้คุณลักษณะจากกลุ่มใดกลุ่มหนึ่ง งานวิจัยนี้จึงเลือกคุณลักษณะในกลุ่ม T4-C1 เป็นคุณลักษณะเริ่มต้นในการทำการคัดเลือกคุณลักษณะที่เหมาะสมต่อไป

3.2 การคัดเลือกคุณลักษณะโดยวิธีกำจัดย้อนกลับ

ในการทดลองนี้ทำการทดสอบประสิทธิภาพการคัดเลือกคุณลักษณะด้วยวิธีกำจัดย้อนกลับ โดยใช้คุณลักษณะเริ่มต้นเป็นเวกเตอร์ในกลุ่ม T4-C1 จำนวน 105 ค่า ทำการคัดเลือกด้วยวิธีกำจัดย้อนกลับ และนำคุณลักษณะที่ได้จากการคัดเลือกมาสร้างแบบจำลองและทดสอบประสิทธิภาพด้วยวิธีการทดสอบแบบไขว้ 5 ส่วนจำนวน 100 รอบ วัดค่าเฉลี่ยความถูกต้องโดยทำซ้ำการคัดเลือกคุณลักษณะด้วยวิธีกำจัดย้อนกลับ วัดค่าความถูกต้องและจำนวนคุณลักษณะที่ใช้ 50 รอบ โดยมี

ผลการทดลองดังตารางที่ 2 ซึ่งแสดงค่าเฉลี่ย (avg) ค่าสูงสุด (max) ค่าต่ำสุด (min) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (S.D.) ของค่าความถูกต้อง และจำนวนคุณลักษณะที่คัดเลือกได้ โดยมีค่าเฉลี่ยความถูกต้อง 90.70% ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของความถูกต้องเป็น 2.63 และใช้จำนวนคุณลักษณะโดยเฉลี่ย 62.34 ค่าและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของจำนวนคุณลักษณะเป็น 14.18 โดยคัดเลือกได้จำนวนคุณลักษณะมากที่สุดคือ 94 ค่า และน้อยที่สุดคือ 36 ค่า ซึ่งแตกต่างกันค่อนข้างมาก ทำให้ทราบว่า การใช้วิธีกำจัดย้อนกลับให้ผลลัพธ์มีค่าแปรปรวนได้ง่าย และเมื่อเปรียบเทียบกับการใช้คุณลักษณะโดยไม่คัดเลือกในกลุ่ม T4-C1 เวกเตอร์รวมคุณลักษณะในระบบพิกัดคาร์ทีเซียน พบว่าการคัดเลือกคุณลักษณะด้วยวิธีกำจัดย้อนกลับให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องลดลงและมีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเพิ่มขึ้นจากการใช้คุณลักษณะโดยไม่ทำการคัดเลือก

ตารางที่ 2 ผลการทดสอบการใช้คุณลักษณะจากการคัดเลือกคุณลักษณะด้วยวิธีกำจัดย้อนกลับ 50 รอบ

	avg	max	min	S.D.
ค่าความถูกต้อง	90.70	95.73	83.76	2.63
จำนวนคุณลักษณะที่ใช้	62.34	94.00	36.00	14.18

3.3 การคัดเลือกคุณลักษณะด้วยเทคนิคการคัดเลือกสองระดับ

ในการทดลองนี้ทำการทดสอบประสิทธิภาพการคัดเลือกคุณลักษณะด้วยเทคนิคการคัดเลือกสองระดับ โดยใช้คุณลักษณะเริ่มต้นเป็นเวกเตอร์ในกลุ่ม T4-C1 จำนวน 105 ค่า ทำซ้ำการคัดเลือกคุณลักษณะด้วยวิธีกำจัดย้อนกลับเพื่อเก็บความถี่การถูกคัดเลือกของคุณลักษณะ จัดกลุ่มคุณลักษณะตามลำดับความถี่การถูกคัดเลือก ทำการทดสอบประสิทธิภาพ

คุณลักษณะโดยการกำจัดคุณลักษณะออกทีละกลุ่มตามลำดับความสำคัญจากน้อยไปมากด้วยวิธีการทดสอบแบบไขว้ 5 ส่วนจำนวน 100 รอบ และเลือกใช้กลุ่มคุณลักษณะที่ให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องสูงที่สุดเป็นคุณลักษณะที่ถูกคัดเลือก การทดลองนี้ นำความถี่การถูกคัดเลือกของคุณลักษณะโดยวิธีกำจัดย้อนกลับจำนวน 50 รอบ จากผลการทดลองใน 3.2 โดยแสดงรายละเอียดความถี่การถูกคัดเลือกของทั้ง 105 คุณลักษณะในตารางที่ 3

ตารางที่ 3 ความถี่การถูกคัดเลือกของคุณลักษณะต่างๆ ในแต่ละแกน จากการคัดเลือกด้วยวิธีกำจัดย้อนกลับ และผลการจัดกลุ่มคุณลักษณะตามช่วงความถี่การถูกคัดเลือก

ลำดับ	เวกเตอร์					ความถี่				การจัดกลุ่ม		
	ตำแหน่ง		ชนิด			x	Y	z	avg	x	Y	z
	ต้น	ปลาย	T1	T2	T3							
1	J3	J1	✓			5	6	4	5.0	G1	G2	G1
2	J3	J2	✓	✓		2	9	4	5.0	G1	G2	G1
3	J3	J4	✓	✓		9	9	8	8.7	G2	G2	G2
4	J3	J5	✓			13	7	21	13.7	G3	G2	G5
5	J3	J6	✓	✓		5	16	18	13.0	G1	G4	G4
6	J3	J7	✓			9	7	24	13.3	G2	G2	G5
7	J3	J8	✓	✓		13	21	19	17.7	G3	G5	G4
8	J3	J9	✓			22	9	15	15.3	G5	G2	G3
9	J3	J10	✓	✓		21	30	13	21.3	G5	G6	G3
10	J3	J11	✓			23	15	14	17.3	G5	G3	G3
11	J3	J12	✓		✓	12	18	14	14.7	G3	G4	G3
12	J3	J13	✓		✓	18	16	18	17.3	G4	G4	G4
13	J3	J14	✓		✓	21	21	18	20.0	G5	G5	G4
14	J3	J15	✓		✓	23	22	23	22.7	G5	G5	G5
15	J2	J1		✓		31	35	39	35.0	G7	G7	G8
16	J4	J5		✓		40	34	31	35.0	G8	G7	G7
17	J4	J12		✓	✓	28	38	37	34.3	G6	G8	G8
18	J6	J7		✓		37	30	37	34.7	G8	G6	G8
19	J6	J13		✓	✓	41	34	31	35.3	G9	G7	G7
20	J8	J9		✓		41	32	44	39.0	G9	G7	G9
21	J8	J14		✓	✓	36	39	34	36.3	G8	G8	G7
22	J10	J11		✓		40	33	42	38.3	G8	G7	G9
23	J10	J15		✓	✓	38	37	36	37.0	G8	G8	G8
24	J1	J12			✓	35	47	36	39.3	G7	G10	G8
25	J1	J13			✓	42	40	34	38.7	G9	G8	G7
26	J1	J14			✓	41	45	39	41.7	G9	G9	G8
27	J1	J15			✓	36	45	39	40.0	G8	G9	G8
28	J4	J14			✓	49	49	43	47.0	G10	G10	G9
29	J6	J15			✓	41	47	49	45.7	G9	G10	G10
30	J8	J12			✓	35	49	39	41.0	G7	G10	G8
31	J10	J13			✓	43	49	41	44.3	G9	G10	G9
32	J12	J13			✓	42	40	44	42.0	G9	G8	G9
33	J14	J12			✓	41	44	42	42.3	G9	G9	G9
34	J15	J13			✓	48	46	48	47.3	G10	G10	G10
35	J14	J15			✓	45	32	42	39.7	G9	G7	G9
Axis-avg						29.3	30.0	29.7	29.7			
T1-avg						14.0	14.7	15.2	14.6			
T2-avg						27.3	28.4	28.1	27.9			
T3-avg						35.8	37.9	35.4	36.3			

จากตารางที่ 3 คอลัมน์ “เวกเตอร์” แสดงรายละเอียดเวกเตอร์ที่ใช้เป็นคุณลักษณะจำนวน 35 เวกเตอร์ โดยแสดงลำดับ ตำแหน่งต้น ตำแหน่งปลาย และชนิดของเวกเตอร์ตามการจัดกลุ่ม T1 T2 หรือ T3 ในคอลัมน์ “ความถี่” แสดงความถี่การถูกคัดเลือกของเวกเตอร์ ตามแกน X Y และ Z โดยคุณลักษณะที่ถูกเลือกมากที่สุดคือ 49 ครั้ง มีจำนวน 5 ค่า ได้แก่ เวกเตอร์จากไหล่ซ้ายไปยังเท้าซ้ายในแกน X และ Y เวกเตอร์จากไหล่ขวาไปยังเท้าขวาในแกน Z เวกเตอร์จากสะโพกซ้ายไปยังมือซ้ายในแกน Y และ เวกเตอร์จากสะโพกขวาไปยังมือขวาในแกน Y ส่วนคุณลักษณะที่ถูกเลือกน้อยที่สุดจำนวน 2 ครั้ง ได้แก่ เวกเตอร์จากลำตัวไปยังคอในแกน X และเมื่อเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยความถี่การถูกคัดเลือกตามแกน (แถว Axis-avg) ทั้ง 3 แกนพบว่ามีความใกล้เคียงกัน โดยอยู่ระหว่าง 29.3-30.0 ครั้ง และเมื่อนำข้อมูลความถี่การถูกคัดเลือกของคุณลักษณะมาจัดกลุ่มตามรูปแบบของเวกเตอร์ T1-T3 และคำนวณค่าเฉลี่ยความถี่การถูกคัดเลือกตามกลุ่ม (แถว T1-avg T2-avg T3-avg) พบว่าในแต่ละกลุ่มรูปแบบมีค่าเฉลี่ยความถี่การถูกคัดเลือกค่อนข้างแตกต่างกัน โดยกลุ่ม T3 เวกเตอร์

ความสัมพันธ์ของตำแหน่งโครงร่างรอบนอกมีค่าเฉลี่ยความถี่การถูกคัดเลือกมากที่สุดคือ 36.3 ครั้ง กลุ่ม T1 เวกเตอร์ตำแหน่งโครงร่างเทียบกับลำตัวมีค่าเฉลี่ยความถี่การถูกคัดเลือกน้อยที่สุดคือ 14.6 ครั้ง

จากนั้นนำค่าความถี่การถูกคัดเลือกของคุณลักษณะทั้ง 105 ค่ามาแบ่งกลุ่มคุณลักษณะตามระดับความสำคัญจำนวน 10 กลุ่ม ตั้งแต่ G1-G10 ดังแสดงรายละเอียดช่วงความถี่และจำนวนคุณลักษณะของแต่ละกลุ่มในตารางที่ 4 และแสดงผลการจัดกลุ่มของแต่ละเวกเตอร์ตามแกน X Y และ Z ในตารางที่ 3 คอลัมน์ “การจัดกลุ่ม” จากนั้นทำการทดสอบโดยการกำจัดคุณลักษณะออกทีละกลุ่มจากกลุ่ม G1 จนถึง G9 ทำการสร้างแบบจำลองและทดสอบประสิทธิภาพด้วยวิธีการทดสอบแบบไขว้ 5 ส่วนจำนวน 100 รอบ โดยผลการทดสอบแสดงในตารางที่ 5 คอลัมน์ “กลุ่มคุณลักษณะ” แสดงกลุ่มคุณลักษณะที่ถูกกำจัดออกเพิ่ม กลุ่มที่ใช้ทดสอบและจำนวนคุณลักษณะที่ใช้ทดสอบ โดยแสดงค่าเฉลี่ย (avg) ค่าสูงสุด (max) ค่าต่ำสุด (min) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (S.D.) ของค่าความถูกต้อง

ตารางที่ 4 รายละเอียดการจัดกลุ่มคุณลักษณะตามลำดับความสำคัญ

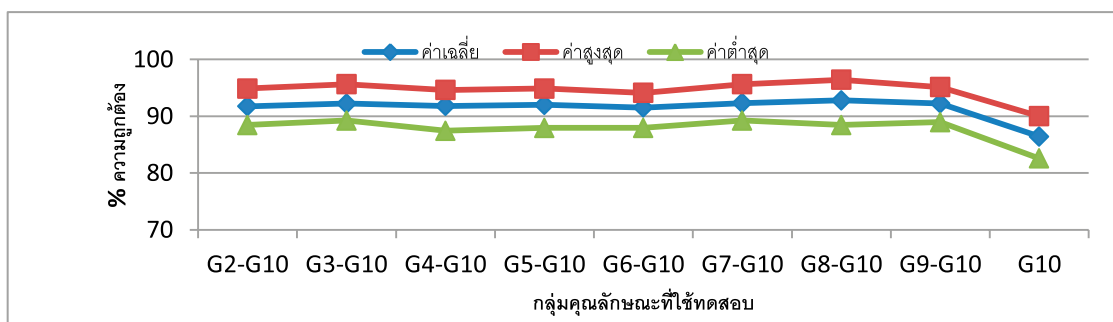
การจัดกลุ่ม		
หมายเลขกลุ่ม	ช่วงความถี่	จำนวนคุณลักษณะ
G1	0-5	5
G2	6-10	9
G3	11-15	8
G4	16-20	8
G5	21-25	11
G6	26-30	3
G7	31-35	13
G8	36-40	19
G9	41-45	19
G10	46-50	10

ตารางที่ 5 ผลการทดสอบคุณลักษณะจากการคัดเลือกคุณลักษณะด้วยเทคนิคการคัดเลือกสองระดับ โดยการจัดคุณลักษณะออกทีละกลุ่มตามระดับความสำคัญ

กลุ่มคุณลักษณะ			ค่าความถูกต้อง			
กำจัดออก	ใช้ทดสอบ	จำนวน	avg	max	min	S.D.
G1	G2-G10	100	91.74	94.87	88.46	1.25
G2	G3-G10	91	92.23	95.64	89.23	1.22
G3	G4-G10	83	91.80	94.62	87.44	1.26
G4	G5-G10	75	92.00	94.87	87.95	1.28
G5	G6-G10	64	91.53	94.10	87.95	1.43
G6	G7-G10	61	92.31	95.64	89.23	1.29
G7	G8-G10	48	92.78	96.41	88.46	1.32
G8	G9-G10	29	92.25	95.13	88.97	1.29
G9	G10	10	86.43	90.00	82.56	1.40

จากตารางที่ 5 พบว่าเมื่อนำคุณลักษณะในกลุ่ม G1 ถึง G8 ออกเพิ่มขึ้นทีละกลุ่มจะให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องใกล้เคียงกันระหว่าง 91.53%-92.78% โดยการใช้คุณลักษณะ 3 กลุ่มร่วมกันคือ G8 G9 และ G10 ให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องสูงสุดคือ 92.78% โดยใช้คุณลักษณะ 48 ค่า ส่วนการใช้คุณลักษณะในกลุ่ม G9 ร่วมกับ G10 เป็นกลุ่มที่ใช้คุณลักษณะจำนวนน้อยที่สุดที่ยังคงให้ค่าความถูกต้องใกล้เคียงกัน โดยให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้อง 92.25% และใช้คุณลักษณะ 29 ค่า ดังรูปที่ 5 แสดงกราฟ ค่าเฉลี่ย ค่าสูงสุด และค่าต่ำสุดของความถูกต้องเมื่อกำจัดกลุ่มคุณลักษณะต่างๆ ออกทีละกลุ่ม

จากการวิเคราะห์รายละเอียดเฉพาะคุณลักษณะที่ถูกคัดเลือกจำนวน 48 แบบในกลุ่มความสำคัญ G8 - G10 ในตารางที่ 3 คอลัมน์ “การจัดกลุ่ม” เพิ่มเติมพบว่าคุณลักษณะในกลุ่มความสำคัญ G8-G10 เป็นคุณลักษณะจากเวกเตอร์ในกลุ่ม T2 และ T3 เท่านั้น โดยในกลุ่ม G8 ประกอบด้วยคุณลักษณะในกลุ่ม T2 และ T3 ทั้งสองกลุ่ม ในกลุ่ม G9 ส่วนใหญ่เป็นคุณลักษณะในกลุ่ม T3 และกลุ่ม G10 ที่มีความสำคัญมากที่สุดเป็นคุณลักษณะในกลุ่ม T3 เพียงอย่างเดียว



รูปที่ 5 กราฟเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องจากการคัดเลือกคุณลักษณะด้วยวิธีคัดเลือกสองระดับ เมื่อลดคุณลักษณะตามกลุ่มต่างๆ ออกทีละกลุ่มตามระดับความสำคัญ

4. วิจารณ์ผลการทดลอง

จากผลการทดลองการคัดเลือกคุณลักษณะจากเวกเตอร์ความสัมพันธ์ของตำแหน่งโครงร่าง เพื่อสร้างแบบจำลองการจำแนกกลุ่มกิจกรรม โดยแบ่งคุณลักษณะเป็น 4 กลุ่มได้แก่ T1-เวกเตอร์ตำแหน่งโครงร่างเทียบกับลำตัว T2-เวกเตอร์ตำแหน่งโครงร่างเทียบกับจุดหมุน T3-เวกเตอร์ความสัมพันธ์ของตำแหน่งโครงร่างรอบนอกและ T4-เวกเตอร์รวมคุณลักษณะโดยเวกเตอร์ทั้ง 4 กลุ่มถูกแสดงในระบบพิกัด 3 แบบ ได้แก่ C1 - ระบบพิกัดคาร์ทีเซียน 3 มิติ C2 - ระบบพิกัดทรงกลม และ C3 - ระบบพิกัดทรงกระบอกพบว่าเวกเตอร์ในระบบพิกัดคาร์ทีเซียนให้ค่าความถูกต้องที่ดีกว่าระบบพิกัดอื่นๆ และการใช้คุณลักษณะในกลุ่ม T4-เวกเตอร์รวมคุณลักษณะให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าใช้คุณลักษณะจากกลุ่มใดกลุ่มหนึ่งแยกกันโดยให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้อง 91.76 % อย่างไรก็ตามการใช้คุณลักษณะจากหลายกลุ่มร่วมกันจะใช้คุณลักษณะมากถึง 105 ค่า จึงได้

ทดลองคัดเลือกคุณลักษณะด้วยวิธีกำจัดย้อนกลับ และเทคนิคการคัดเลือกสองระดับ โดยใช้คุณลักษณะกลุ่ม T4 ในระบบพิกัดคาร์ทีเซียน จำนวน 105 ค่าเป็นคุณลักษณะเริ่มต้น ดังแสดงการเปรียบเทียบความถูกต้องของการคัดเลือกคุณลักษณะด้วยวิธีต่างๆ จำนวน 7 แบบดังตารางที่ 6 คอลัมน์ “NS” เป็นการทดสอบคุณลักษณะโดยไม่ทำการคัดเลือกในระบบพิกัดคาร์ทีเซียนโดยมีคุณลักษณะ 4 แบบ ได้แก่ T1 T2 T3 และ T4 คอลัมน์ “BE” เป็นผลการคัดเลือกคุณลักษณะด้วยวิธีกำจัดย้อนกลับ และคอลัมน์ “TL” เป็นผลการคัดเลือกคุณลักษณะด้วยเทคนิคการคัดเลือกสองระดับโดย “TL-1” เป็นคุณลักษณะที่ให้ความถูกต้องสูงสุด และ “TL-2” เป็นคุณลักษณะที่ใช้จำนวนคุณลักษณะน้อยที่สุดที่ให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องสูง โดยแสดงค่าเฉลี่ย (avg) ค่าสูงสุด (max) ค่าต่ำสุด (min) ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (S.D.) ของความถูกต้อง และแสดงจำนวนคุณลักษณะที่ใช้ (nFea)

ตารางที่ 6 การเปรียบเทียบค่าความถูกต้องและจำนวนคุณลักษณะจากการคัดเลือกคุณลักษณะด้วยวิธีต่างๆ คอลัมน์ “NS” เป็นการใช้คุณลักษณะโดยไม่คัดเลือก คอลัมน์ “BE” เป็นการใช้คุณลักษณะจากการคัดเลือกด้วยวิธีกำจัดย้อนกลับ และคอลัมน์ “TL” เป็นการใช้คุณลักษณะจากการคัดเลือกด้วยเทคนิคการคัดเลือกสองระดับ

ค่าความถูกต้อง	NS				BE	TL	
	T1	T2	T3	T4		TL-1	TL-2
avg	91.08	90.69	90.83	91.76	90.70	92.78	92.25
max	93.33	93.33	93.59	94.62	95.73	96.41	95.13
min	87.44	87.18	87.44	88.46	83.76	88.46	88.97
S.D.	1.23	1.38	1.43	1.39	2.63	1.32	1.29
nFea	42	42	60	105	62.34	48	29

จากการเปรียบเทียบในตารางที่ 6 สามารถสรุปได้ว่าวิธีกำจัดย้อนกลับใช้จำนวนคุณลักษณะโดยเฉลี่ย 62.34 ค่า คิดเป็น 59.37% จากจำนวนคุณลักษณะเริ่มต้น และให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องเป็น 90.70% และมีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็น 2.63 ซึ่งวิธีกำจัดย้อนกลับแม้จะใช้จำนวนคุณลักษณะที่ลดลงแต่ให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องลดลงตามไปด้วยและผลลัพธ์แปรปรวนกว่าการใช้คุณลักษณะโดยไม่คัดเลือก สำหรับการทดลอง

คัดเลือกคุณลักษณะด้วยเทคนิคการคัดเลือกสองระดับโดยใช้ความถี่การถูกคัดเลือกของคุณลักษณะจากการทดลองคัดเลือกคุณลักษณะด้วยวิธีกำจัดย้อนกลับเป็นค่าที่ใช้ในการจัดระดับความสำคัญ พบว่าให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องเป็น 92.78% และมีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็น 1.32 โดยใช้จำนวนคุณลักษณะ 48 ค่า คิดเป็น 45.71% จากจำนวนคุณลักษณะเริ่มต้น เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีกำจัดย้อนกลับพบว่าเทคนิคการคัดเลือกสอง

ระดับให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องเพิ่มขึ้นโดยใช้จำนวนคุณลักษณะน้อยกว่า และมีความแปรปรวนของค่าความถูกต้องน้อยกว่าด้วยและเมื่อลดจำนวนคุณลักษณะต่อไปอีกพบว่าสามารถลดคุณลักษณะได้จนเหลือเพียง 29 ค่า คิดเป็น 27.62% จากจำนวนคุณลักษณะเริ่มต้นโดยมีค่าเฉลี่ยความถูกต้องใกล้เคียงกันคือ 92.25% โดยที่ยังมีค่าเฉลี่ยความถูกต้องสูงกว่าการใช้คุณลักษณะทั้งหมดโดยไม่คัดเลือก และการคัดเลือกโดยวิธีกำจัดย้อนกลับอีกด้วย

จากการวิเคราะห์ผลการทดลองการเลือกใช้คุณลักษณะพบว่าหากไม่ทำการคัดเลือก คุณลักษณะในกลุ่ม T1-เวกเตอร์ตำแหน่งโครงร่างเทียบกับลำดับให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องที่ต่ำกว่ากลุ่ม T2-เวกเตอร์ตำแหน่งโครงร่างเทียบกับจุดหมุน และ T3-เวกเตอร์ความสัมพันธ์ของตำแหน่งโครงร่างรอบนอก แต่เมื่อนำคุณลักษณะทุกกลุ่มมารวมกันและทำการคัดเลือกด้วยเทคนิคการคัดเลือกสองระดับพบว่าคุณลักษณะที่ถูกคัดเลือกเป็นคุณลักษณะที่อยู่ในกลุ่ม T2 และ T3 และเปรียบเทียบอัตราการถูกเลือกพบว่าคุณลักษณะในกลุ่ม T1 มีอัตราการถูกเลือกต่ำที่สุด และคุณลักษณะในกลุ่ม T3 มีอัตราการถูกเลือกสูงที่สุด สามารถสรุปได้ว่าคุณลักษณะในกลุ่ม T3-เวกเตอร์ความสัมพันธ์ของตำแหน่งโครงร่างรอบนอกแม้จะไม่ได้ให้ค่าความถูกต้องสูงที่สุด แต่เมื่อใช้ร่วมกับคุณลักษณะในกลุ่ม T2-เวกเตอร์ตำแหน่งโครงร่างเทียบกับจุดหมุนและทำการคัดเลือกอย่างเหมาะสมแล้วจะสามารถเพิ่มค่าเฉลี่ยความถูกต้องในการสร้างแบบจำลองได้ ส่วนคุณลักษณะกลุ่ม T1 นั้นแม้จะให้ค่าความถูกต้องสูงกว่ากลุ่มอื่น แต่เมื่อนำมาใช้ร่วมกับคุณลักษณะอื่นๆ คุณลักษณะกลุ่ม T1 จะถูกจัดอยู่ในกลุ่มที่มีความสำคัญระดับต่ำและถูกกำจัดออกก่อนได้ ดังนั้นในการสร้างแบบจำลองจึงควรใช้คุณลักษณะที่หลากหลายและมีวิธีการคัดเลือกที่มีประสิทธิภาพเช่นกัน

5. สรุปผล

งานวิจัยนี้ได้ทดสอบคุณลักษณะของเวกเตอร์ความสัมพันธ์ของตำแหน่งโครงร่างจำนวน 4 กลุ่มในระบบพิกัด 3 แบบเพื่อสร้างแบบจำลองด้วยวิธีซีพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับจำแนกกลุ่มกิจกรรมต่างๆ ภายในบ้านจำนวน 13 กิจกรรม พบว่าเวกเตอร์ในระบบพิกัดคาร์ทีเซียนให้ความถูกต้องสูงกว่าระบบพิกัดอื่นๆ และการใช้คุณลักษณะจากทุกกลุ่มร่วมกันให้ค่า

ความถูกต้องดีกว่าการใช้คุณลักษณะแบบใดแบบหนึ่งโดยมีเฉลี่ยความถูกต้อง 91.76 % อย่างไรก็ตามต้องใช้คุณลักษณะมากถึง 105 ค่า งานวิจัยนี้จึงนำเสนอวิธีการคัดเลือกคุณลักษณะด้วยเทคนิคการคัดเลือกสองระดับเพื่อคัดเลือกคุณลักษณะดังกล่าวให้มีจำนวนลดลง โดยนำค่าความถี่การถูกคัดเลือกด้วยวิธีกำจัดย้อนกลับมาใช้เป็นค่าที่แสดงถึงความสำคัญของแต่ละคุณลักษณะเพื่อจัดกลุ่มและคัดเลือกโดยการทดสอบกำจัดคุณลักษณะออกทีละกลุ่มและเลือกใช้คุณลักษณะที่ให้ค่าความถูกต้องสูงที่สุด จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าการคัดเลือกสองระดับให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้อง 92.78% และใช้คุณลักษณะ 48 ค่าคิดเป็น 45.71% จากจำนวนคุณลักษณะเริ่มต้นโดยให้ประสิทธิภาพที่ดีกว่าการใช้วิธีกำจัดย้อนกลับทั้งในด้านจำนวนคุณลักษณะที่ลดลงและค่าความถูกต้องที่เพิ่มขึ้นและให้ผลลัพธ์ที่แปรปรวนน้อยกว่า นอกจากนี้การใช้วิธีคัดเลือกสองระดับยังสามารถลดจำนวนคุณลักษณะจนเหลือเพียง 29 ค่าคิดเป็น 27.62% จากจำนวนคุณลักษณะเริ่มต้นโดยมีค่าเฉลี่ยความถูกต้องใกล้เคียงกันคือ 92.25%

จากการทดลองจะเห็นได้ว่าการคัดเลือกคุณลักษณะด้วยเทคนิคการคัดเลือกสองระดับเพื่อใช้สร้างแบบจำลองนอกจากจะสามารถช่วยลดจำนวนคุณลักษณะได้มาก ทำให้ลดเวลาในการประมวลผลแล้วยังสามารถเพิ่มประสิทธิภาพแบบจำลองได้ นอกจากนี้ยังทำให้ทราบถึงลำดับความสำคัญของแต่ละคุณลักษณะ ทำให้สามารถเลือกใช้จำนวนคุณลักษณะให้เหมาะสมต่อการใช้งานได้ อย่างไรก็ตามเทคนิคการคัดเลือกสองระดับนี้แม้จะให้ค่าความถูกต้องดีขึ้นและสามารถลดจำนวนคุณลักษณะได้มากแต่ต้องใช้เวลาในการคัดเลือกมากตามไปด้วย ดังนั้นจึงต้องพัฒนาขั้นตอนการคัดเลือกให้ใช้เวลาอันน้อยลงและยังคงรักษาประสิทธิภาพความถูกต้องไว้ได้ต่อไป

6. เอกสารอ้างอิง

1. Aggarwal, J.K. and Ryoo, M.S., 2011, "Human Activity Analysis: A Review," *ACM Computing Surveys*, 43 (3), p. 16.
2. Chen, H., Qian, G. and James, J., 2005, "An Autonomous Dance Scoring System Using Marker-based Motion Capture," *Proceedings of the 2005 IEEE 7th Workshop on Multimedia Signal Processing*,

Shanghai, China, pp. 1-4.

3. Yin, J., Yang, Q. and Pan, J.J., 2008, "Sensor-Based Abnormal Human-Activity Detection," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 20 (8), pp. 1082-1090.

4. Chetty, G., White, M. and Akther, F., 2015, "Smart Phone Based Data Mining for Human Activity Recognition," *Procedia Computer Science*, 46, pp. 1181-1187.

5. Lara, O.D. and Labrador, M.A., 2013, "A Survey on Human Activity Recognition using Wearable Sensors," *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 15 (3), pp. 1192-1209.

6. Orrite-Uruñuela, C., del Rincón J.M., Herrero-Jaraba, J.E. and Rogez, G., 2004, "2D Silhouette and 3D Skeletal Models for Human Detection and Tracking," *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition*, Cambridge, UK, pp. 244 – 247.

7. Damlel, R., Gurjar, A., Joshi, A. and Nagre, K., 2015, "Human Body Skeleton Detection and Tracking," *International Journal of Technical Research and Applications*, 3 (6), pp. 222-225.

8. Jana, A., 2012, *Kinect for Windows SDK Programming Guide*, Packt Publishing.

9. Hauswiesner, S., Straka, M. and Reitmayr, G., 2011, "Free Viewpoint Virtual Try-On With Commodity Depth Cameras," *Proceedings of the 10th International Conference on Virtual Reality Continuum and Its Applications in Industry*, Hong Kong, China, pp. 23-30.

10. Igorevich, R.R., Ismoilovich, E.P. and Min, D., 2011, "Behavioral Synchronization of Human and Humanoid Robot," *Proceedings of the 8th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence*, Incheon, Korea, pp. 655-660.

11. Alexiadis, D.S., Kelly, P., Daras, P., O'Connor, N.E., Boubekur, T. and Moussa, M.B., 2011, "Evaluating a Dancer's Performance using Kinect-based Skeleton

Tracking," *Proceedings of the 19th ACM International Conference on Multimedia*, New York, USA, pp. 659-662.

12. Marquardt, Z., Beira, J., Em, N., Paiva, I. and Kox, S., 2012, "Super Mirror: a Kinect Interface for Ballet Dancers," *Proceedings of the ACM Annual Conference Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, Texas, USA, pp. 1619-1624.

13. Kumada, K., Usui, Y. and Kondo, K., 2013, "Golf Swing Tracking and Evaluation Using Kinect Sensor and Particle Filter," *Proceedings of the International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems*, Naha, Okinawa, Japan, pp. 698-703.

14. Cippitelli, E., Gasparrini, S., Gambi, E. and Spinsante, S., 2016, "A Human Activity Recognition System Using Skeleton Data from RGBD Sensors," *Computational Intelligence and Neuroscience*, p. 21.

15. Paliyawan, P., Nukoolkit, C. and Mongkolnam, P., 2014, "Office Workers Syndrome Monitoring Using Kinect," *Proceedings of the 20th Asia-Pacific Conference on Communication*, Pattaya, Thailand, pp. 58-63.

16. Visutarrom, T., Mongkolnam, P. and Chan, J.H., 2014, "Multiple-Stage Classification of Human Poses while Watching Television," *Proceedings of the 2nd International Symposium on Computational and Business Intelligence*, New Delhi, India, pp. 10-16.

17. Yu, X., Wu, L., Liu, Q. and Zhou, H., 2011, "Children Tantrum Behaviour Analysis based on Kinect Sensor," *Proceedings of the Third Chinese Conference on Intelligent Visual Surveillance*, Beijing, China, pp. 49-52.

18. Srisuwan, N., Phukpattaranont, P. and Limsakul, C., 2017, "Classification of Thai Tones using Electromyography Signals," *KMUTT Research and Development Journal*, 40 (2), pp. 296-314. (In Thai)

19. Chaaraouia, A.A., Padilla-López, J.R., Climent-Pérez, P. and Flórez-Revuelta, F., 2014, "Evolutionary Joint Selection to Improve Human Action Recognition with RGB-D Devices," *Expert Systems with Applications*, 41 (3), pp. 786-794.
20. Ong, W., Palafox, L. and Koseki, T., 2013, "Investigation of Feature Extraction for Unsupervised Learning in Human Activity Detection," *Bulletin of Networking, Computing, Systems, and Software*, 2 (1), pp. 30-35.
21. Visutharrom, T., 2014, Human Posture Classification Using Kinect [Online], Available: <http://newtdc.thailis.or.th/docview.aspx?tdcid=81223>. [23 December 2017] (In Thai)
22. Sung, J., Ponce, C., Selman, B. and Saxena, A., 2011, "Human Activity Detection from RGBD Images," *AAAIWS'11-16 Proceedings of the 16th AAAI Conference on Plan, Activity, and Intent Recognition*, AAAI Press, pp. 47-55.
23. Dash, M. and Liu, H., 1997, "Feature Selection for Classification," *Intelligent Data Analysis*, 1, pp. 131-156.
24. Guyon, I. and Elisseeff, A., 2003, "An Introduction to Variable and Feature Selection," *Journal of Machine Learning Research*, 3, pp. 1157-1182.
25. Chandrashekar, G. and Sahin, F., 2014, "A survey on feature selection methods," *Computers and Electrical Engineering*, 40 (1), pp. 16-28.
26. Nueangnitnaraporn, W. and Karoonsoontawong, A., 2018, "A Construction Heuristic Method for Time Dependent Vehicle Routing Problem with Soft Time Windows and Multiple Use of Vehicles," *KMUTT Research and Development Journal*, 41 (1), pp. 63-81. (In Thai)
27. Hearst, M.A., Dumais, S.T., Osuna, E., Platt, J. and Scholkopf, B., 1998, "Support Vector Machines," *IEEE Intelligent Systems and their Applications*, 13 (4), pp. 18-28.