การเพิ่มประสิทธิภาพการจำแนกกิจกรรมของมนุษย์ด้วยวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดสำหรับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายประเภท

ดวงเพ็ญ เจตน์พิพัฒนพงษ์[1] เสกสรรค์ มธุลาภรังสรรค์[2] และ ศิวดล เสถียรพัฒนากูล[2*]
มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขตกำแพงแสน อ.กำแพงแสน จ.นครปฐม 73140

** Corresponding Author : sidol.sat@gmail.com*
[1] ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ห้องปฏิบัติการรู้จำรูปแบบและการประมวลผลอัจฉริยะ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ กำแพงแสน
[2] อาจารย์ ห้องปฏิบัติการรู้จำรูปแบบและการประมวลผลอัจฉริยะ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ กำแพงแสน

ข้อมูลบทความ

ประวัติบทความ :
รับเพื่อพิจารณา : 11 มีนาคม 2563
แก้ไข : 21 ธันวาคม 2563
ตอบรับ : 25 มกราคม 2564

คำสำคัญ :
วิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมด / วิธีหนึ่งกับทั้งหมด / การจำแนกกิจกรรมของมนุษย์ / ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายประเภท

บทคัดย่อ

ปัจจุบัน มีการนำเอาวิธีหนึ่งกับทั้งหมดมาประยุกต์ใช้ในการจำแนกข้อมูลด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายประเภทได้อย่างมีประสิทธิภาพ อย่างไรก็ตาม ในการจำแนกการทำกิจกรรมของมนุษย์นั้น บางกิจกรรมมีลักษณะท่าทางที่คล้ายกันและบางกิจกรรมมีการเคลื่อนไหว ทำให้ท่าทางที่แสดงออกมาของแต่ละกิจกรรมมีความคล้ายคลึงกันได้ เมื่อนำข้อมูลมาทดสอบด้วยแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนโดยใช้วิธีหนึ่งกับทั้งหมด อาจมีข้อมูลที่ถูกทดสอบเป็นหลายประเภทพร้อมกัน ทำให้การจำแนกข้อมูลในส่วนนี้เกิดความผิดพลาดได้ง่าย งานวิจัยนี้จึงนำเสนอวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดเพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพการจำแนกการทำกิจกรรมของมนุษย์ด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายประเภท วิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดใช้อัตราการถูกทดสอบเป็นหลายประเภทของข้อมูลในการจัดลำดับการใช้แบบจำลองในขั้นตอนการทดสอบข้อมูล โดยเลือกประเภทการจำแนกที่ข้อมูลถูกทดสอบได้เป็นประเภทแรกเป็นผลลัพธ์ในการจำแนกประเภท จากผลการทดลอง พบว่า วิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดที่นำเสนอนี้ให้ค่าความถูกต้องในการจำแนกประเภทกิจกรรมสูงกว่าวิธีหนึ่งกับทั้งหมด และวิธีหนึ่งกับหนึ่ง โดยให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้อง 95.36% นอกจากนี้ วิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดใช้เวลาในการจำแนกข้อมูลเร็วกว่าวิธีหนึ่งกับทั้งหมด 1.79 เท่า และเร็วกว่าวิธีหนึ่งกับหนึ่ง 6.84 เท่า ซึ่งวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดที่นำเสนอนี้สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับการจำแนกประเภทในงานอื่น ๆ ได้ต่อไป

The Sort-One-Versus-All for Improving Human Activity Classification with Multi-Class Support Vector Machine

Duangpen Jetpipattanapong[1], Seksan Mathulaprangsan[2] and Siwadol Sateanpattanakul[2*]
Kasetsart University Kamphaeng Saen Campus, Kamphaengsaen, Nakhon Pathom 73140

** Corresponding Author : sidol.sat@gmail.com*

[1] Assistant Professor, Pattern Recognition and Computation Intelligence Laboratory, Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering at Kamphaengsaen.

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

Article Info

Article History:
Received: March 11, 2020
Revised: December 21, 2020
Accepted: January 25, 2021

Keywords:
Sort-One-Versus-All (SOVA) / One-Versus-All (SOVA) / Human Activity Classification / Multi-Class Support Vector Machine

Abstract

The One-Versus-All (OVA) method has effectively been applied to data classification using multi-class support vector machine method. As far as human activities are concerned, however, there are some similar gestures and movement activities, which may cause wrong classification when the OVA method with a multi-class support vector machine is used. This study therefore proposed the Sort-One-Versus-All (SOVA) method to improve the efficiency of human activity classification via the use of the multi-class support vector machine method. The SOVA method uses the test rates in multiple groups for sequencing the use of the classification model in the testing process. The result of the classification is the class, in which the class is first classified from the test process. Our experimental data revealed that the SOVA method had an accuracy of human activity classification of 95.36%, which was higher than those of the OVA and One-Versus-One (OVO) methods. In terms of data classification speed, the SOVA method was 1.79 times faster than the OVA method and 6.84 times faster than the OVO method. The proposed method is expected to be capable of classifying data in other applications as well.

1. บทนำ

งานวิจัยทางด้านการรู้จำกิจกรรมของมนุษย์ (Human Activity Recognition: HAR) ได้รับการพัฒนาขึ้นเพื่อนำมาใช้ประโยชน์ในด้านต่างๆ เช่น การตรวจสอบความผิดปกติของท่าทาง [1] การตรวจสอบอิริยาบถขณะดูโทรทัศน์ [2] การให้คะแนนการเต้นรำอัตโนมัติ [3] Ranasinghe และคณะ [4] ได้แบ่งการใช้งานออกเป็น 4 ด้าน ได้แก่ ด้านการอำนวยความสะดวกในการทำกิจกรรมต่างๆ ในชีวิตประจำวัน ด้านการตรวจติดตามพฤติกรรมเพื่อดูแลสุขภาพ ด้านการเฝ้าระวังความปลอดภัย และด้านการจำลองการปฏิสัมพันธ์ในสิ่งแวดล้อมเสมือน Ann และ Theng [5] ได้สำรวจและแบ่งเทคโนโลยีที่ใช้ในการรับข้อมูลออกเป็น 3 ประเภท ได้แก่ กล้องรับภาพ (RGB Camera) อุปกรณ์ที่ติดตามร่างกาย (Wearable Sensor) และเซนเซอร์วัดระยะลึก (Depth Sensor) โดยเซนเซอร์วัดระยะลึก เช่น กล้องไมโครซอฟต์คิเนกซ์ (Microsoft Kinect) สามารถตรวจระยะลึกของวัตถุในภาพได้ เมื่อนำมาจับภาพท่าทางของมนุษย์ ภาพระยะลึกนี้จะช่วยเพิ่มความถูกต้องในการคำนวณตำแหน่งโครงร่าง (Skeleton) ของมนุษย์ได้ ทำให้เซนเซอร์วัดระยะลึกถูกนำมาใช้ในงานวิจัยเพื่อการจำแนกท่าทางหรือกิจกรรมของมนุษย์เป็นจำนวนมาก เช่น การติดตามและประเมินวงสวิงในกีฬากอล์ฟ [6] การตรวจสอบท่าทางการเต้นรำ และการเต้นบัลเลต์ [7-8] การวิเคราะห์พฤติกรรมโกรธในเด็ก [9] การติดตามท่าทางการนั่งทำงานเพื่อป้องกันโรคออฟฟิศซินโดรม [10] รวมถึงงานวิจัยทางด้านการจำแนกท่าทางหรือการทำกิจกรรมต่างๆ [2] [11-14]

วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) [15-16] เป็นวิธีการจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้การคำนวณขอบเขตหรือแนวแบ่งที่เหมาะสมเพื่อแบ่งข้อมูลสองประเภทออกจากกัน (Binary Classification) โดยมีการคำนวณไม่ซับซ้อน และให้ผลลัพธ์การจำแนกที่ดี ทำให้วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนได้รับการพัฒนาและประยุกต์ใช้ในงานด้านต่างๆ จำนวนมาก รวมถึงมีการประยุกต์ใช้กับการจำแนกท่าทางและกิจกรรมของมนุษย์โดยใช้ตำแหน่งโครงร่างเป็นข้อมูลในการจำแนก เช่น Cippitelli และคณะ [11] นำเสนอการรู้จำท่าทางโดยใช้การจัดประเภทท่าทางเพื่อเป็นตัวแทนในการสร้างฮีสโตรแกรมของลำดับท่าทางต่างๆ และจำแนกท่าทางด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายประเภท Jetpipattanapong [17] ใช้วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจำแนกท่าทางโดยเปรียบเทียบการใช้คุณลักษณะในรูปแบบต่างๆ และเพิ่มประสิทธิภาพการจำแนกด้วยการคัดเลือกคุณลักษณะโดยใช้เทคนิคการคัดเลือกสองระดับ Taha และคณะ [18] ใช้ตำแหน่งโครงร่างจำนวน 13 ตำแหน่งในพิกัดทรงกลมเป็นข้อมูล โดยใช้วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายประเภทในการจำแนกท่าทางของกิจกรรมต่างๆ ในเบื้องต้น และใช้ลำดับของกิจกรรมต่างๆ ที่จำแนกได้เป็นข้อมูลในการตัดสินใจด้วยแบบจำลองมาร์คอฟซ่อนเร้น (Hidden Markov Model) [19]

ทั้งนี้จากการทบทวนวรรณกรรมพบว่ามีวิธีการต่างๆ ที่สามารถจำแนกท่าทางและกิจกรรมของมนุษย์ได้ โดยวิธีที่นิยมนำมาใช้ ได้แก่ วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) และวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ซึ่งจะให้ผลลัพธ์ที่แตกต่างกันตามวิธีการและท่าทางที่ต้องการจำแนก Romero และ Toppo [20] ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์ แมชชีน และวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า (Feed-forward Neural Network) ด้วยชุดข้อมูลต่างๆ และกำหนดปัจจัยการทดสอบให้เทียบเคียงกันได้ เช่น ใช้เคอร์เนลฟังก์ชัน (Kernel Function) และฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) แบบเดียวกัน พบว่าทั้งสองวิธีให้ค่าความถูกต้องใกล้เคียงกัน โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าใช้ยูนิตซ่อน (Hidden Unit) น้อยกว่า ส่วนวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนใช้เวลาในการประมวลผลน้อยกว่า Korba และ Arbaoui [21] นำเสนอการจำแนกประเภทข้อบกพร่องของตลับลูกปืนในเครื่องเหนี่ยวนำด้วยวิธีซัพพอร์เวกเตอร์แมชชีน โดยทดลองเปรียบเทียบกับวิธีอื่นๆ เช่นวิธีโครงข่ายประสาทเทียม พบว่าวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนให้ความถูกต้องสูงกว่าวิธีอื่น และใช้เวลาในการจำแนกประเภทน้อยกว่า นอกจากนี้ วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนยังให้ผลลัพธ์ที่ดีโดยไม่ต้องใช้ข้อมูลสำหรับฝึกสอนจำนวนมาก โดยค่าความถูกต้องของวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจะขึ้นอยู่กับคุณลักษณะของข้อมูลที่เลือกใช้ ส่วนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมให้ความถูกต้องน้อยกว่า และต้องการข้อมูลจำนวนมากเพื่อฝึกสอนให้มีความถูกต้องเพิ่มขึ้น ในงานวิจัยนี้จึงได้เลือกใช้วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนในการจำแนกประเภทเนื่องจากเป็นวิธีที่ใช้เส้นแนวแบ่งข้อมูลเพื่อจำแนกประเภท ทำให้จำแนกข้อมูลที่มีคุณลักษณะเฉพาะได้ดี เช่น ท่าทางในการทำกิจกรรมต่างๆ ในงานวิจัยนี้ และเป็นวิธีที่ไม่ต้องใช้ข้อมูลฝึกสอนจำนวนมาก

ใช้ทรัพยากรในการประมวลผลน้อยและให้ผลลัพธ์ในการจำแนกได้ดี สำหรับการใช้วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจำแนกข้อมูลที่มีมากกว่าสองประเภท จะมีการนำวิธีการต่างๆ มาประยุกต์ใช้ร่วมด้วย ซึ่งเรียกว่าวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายประเภท (Multi-Class SVM) โดยวิธีที่นิยมใช้ได้แก่ วิธีหนึ่งกับทั้งหมด (One-Versus-All : OVA) [22] และวิธีหนึ่งกับหนึ่ง (One-Versus-One : OVO) [23] ทั้งสองวิธีสามารถพัฒนาได้ง่าย มีประสิทธิภาพในการจำแนกได้ดีและถูกนำมาใช้เปรียบเทียบประสิทธิภาพกับวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายประเภทในงานวิจัยต่างๆ จำนวนมาก [24-25]

สำหรับวิธีหนึ่งกับทั้งหมดเป็นการสร้างแบบจำลองการจำแนกระหว่างข้อมูลประเภทใดประเภทหนึ่งกับข้อมูลที่เหลือในทุกรูปแบบ และทดสอบข้อมูลกับแบบจำลองที่สร้างขึ้นทั้งหมดเพื่อเลือกคำตอบ เมื่อนำมาใช้กับการจำแนกการทำกิจกรรมของมนุษย์ ซึ่งมีท่าทางคล้ายกัน และมีการเคลื่อนไหวเปลี่ยนแปลงท่าทางอย่างต่อเนื่องทำให้ท่าทางที่เกิดขึ้นอาจจะถูกทดสอบเป็นประเภทการจำแนกได้หลายประเภท ทำให้การเลือกผลลัพธ์การจำแนกของข้อมูลในส่วนนี้เกิดความกำกวมและผิดพลาดได้ง่าย เพื่อเป็นการลดความผิดพลาดที่เกิดขึ้น งานวิจัยนี้จึงนำเสนอวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมด (Sorted-One-Versus-All : SOVA) เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพวิธีหนึ่งกับทั้งหมดในการทำซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายประเภทสำหรับการจำแนกกิจกรรมของมนุษย์

วิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดที่นำเสนอนี้เป็นการสร้างลำดับหนึ่งกับทั้งหมด ซึ่งเป็นลำดับการใช้แบบจำลองตามประเภทการจำแนกต่างๆ เพื่อทดสอบข้อมูล โดยจัดเรียงตามอัตราการถูกทดสอบเป็นหลายประเภทของแต่ละประเภทการจำแนก ในการจำแนกข้อมูลจะทำการทดสอบข้อมูลกับแบบจำลองต่างๆ ตามลำดับหนึ่งกับทั้งหมดที่ได้ ประเภทการจำแนกของแบบจำลองที่ข้อมูลถูกทดสอบได้เป็นครั้งแรก จะถูกใช้เป็นผลลัพธ์การจำแนก จากผลการทดลองพบว่าวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องสูงกว่าวิธีหนึ่งกับทั้งหมด และวิธีหนึ่งกับหนึ่ง โดยให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้อง 95.36% และใช้เวลาในการจำแนกข้อมูลเร็วกว่าทั้งวิธีหนึ่งกับทั้งหมด และวิธีหนึ่งกับหนึ่ง

2. วิธีดำเนินงานวิจัย

งานวิจัยนี้มีทฤษฎีที่เกี่ยวข้องและขั้นตอนการดำเนินงานดังนี้

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเป็นวิธีการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervise Learning) โดยใช้ข้อมูลตัวอย่างในฟีเจอร์สเปซ (Feature Space) ในการคำนวณหาไฮเปอร์เพลน (Hyperplan) ที่เหมาะสม เพื่อใช้ในการแบ่งประเภทข้อมูลสองประเภทออกจากกัน กำหนดชุดข้อมูลตัวอย่าง D จำนวน N ตัวดังนี้

$$D = \{(x_i, y_i)\};\ i = 1,2, \dots, N$$

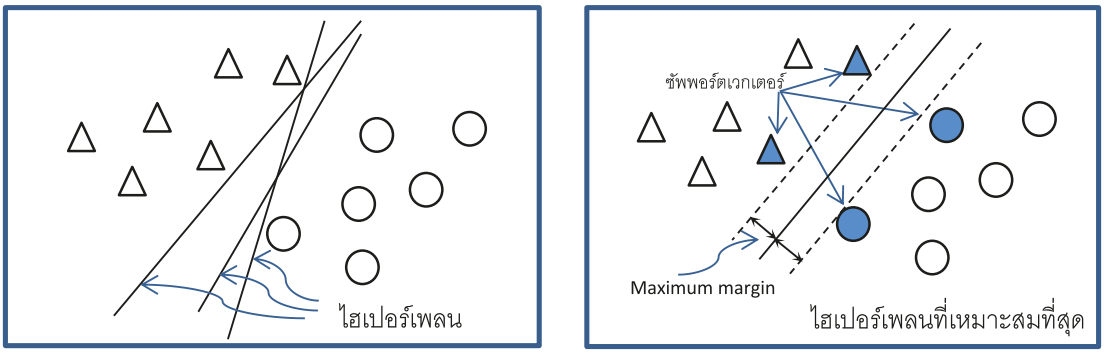
โดย $x_i \in \mathbb{R}^n$ เป็นข้อมูลตัวที่ i ในฟีเจอร์สเปซ n มิติ และ $y_i \in \{1, -1\}$ เป็นประเภทการจำแนกของข้อมูลตัวที่ i กำหนดสมการไฮเปอร์เพลนสำหรับการจำแนกประเภทเป็นดังนี้

$$w^T x + b = 0 \qquad (1)$$

โดยค่า w เป็นค่าน้ำหนัก (Weight) และ b เป็นค่าไบแอส (Bias) ที่ทำให้

$$w^T x_i + b \geq 0 \text{ เมื่อ } y_i = 1$$
$$\text{และ } w^T x_i + b < 0 \text{ เมื่อ } y_i = -1$$

เนื่องจากค่า w และ b ที่เป็นไปตามเงื่อนไขมีได้หลายรูปแบบดังตัวอย่างไฮเปอร์เพลนต่างๆ ในรูปที่ 1(ก) จึงมีการใช้ข้อมูลที่อยู่ใกล้ไฮเปอร์เพลนทั้งสองฝั่งหรือเรียกว่าซัพพอร์ตเวกเตอร์ (Support Vector) มาใช้ในการคำนวณไฮเปอร์เพลนที่เหมาะสมที่สุดที่ทำให้ระยะห่างระหว่างไฮเปอร์เพลนไปยังซัพพอร์ต-เวกเตอร์มีค่ามากที่สุด (Maximum Margin) ดังรูปที่ 1(ข)



(ก) (ข)

รูปที่ 1 ไฮเปอร์เพลนในการจำแนกข้อมูล (ก) ไฮเปอร์เพลนรูปแบบต่างๆ (ข) ไฮเปอร์เพลนที่เหมาะสมที่สุด

กำหนดให้ w^o และ b^o เป็นค่าน้ำหนักและค่าไบแอสของไฮเปอร์เพลนที่เหมาะสมที่สุด โดยกำหนดฟังก์ชันการจำแนกได้ดังนี้

$$g(x) = (w^o)^T x + b^o \quad (2)$$

หาก $g(x) = 0$ ข้อมูล x จะอยู่บนไฮเปอร์เพลนพอดี สามารถคำนวณผลลัพธ์การจำแนกได้ดังนี้

$$y = \begin{cases} 1, & g(x) \geq 0 \\ -1, & g(x) < 0 \end{cases} \quad (3)$$

ทั้งนี้ระยะห่างระหว่างข้อมูล x กับไฮเปอร์เพลนที่เหมาะสมที่สุดสามารถคำนวณได้ดังนี้ [26]

$$r(x) = \frac{g(x)}{\|w^o\|} \quad (4)$$

ฟังก์ชันการจำแนกดังสมการที่ (2) เป็นสมการเชิงเส้น ทำให้ในบางครั้งไม่สามารถคำนวณไฮเปอร์เพลนที่เป็นไปตามเงื่อนไขที่กำหนดได้ จึงมีการนำเคอร์เนลฟังก์ชัน (Kernel Function) มาใช้ในการคำนวณเพื่อปรับข้อมูลในฟีเจอร์สเปซให้เป็นค่าในมิติใหม่ที่สูงขึ้น เคอร์เนลฟังก์ชันมีให้เลือกใช้หลายรูปแบบ เช่นลิเนียร์ (Linear) โพลิโนเมียล (Polynomial) เรเดียลเบสิสฟังก์ชัน(Radial Basis Function : RBF) เป็นต้น กำหนดให้ ϕ เป็นฟังก์ชันการแปลง (Mapping Function) สำหรับเคอร์เนลที่เลือกใช้ การใช้เคอร์เนลฟังก์ชันร่วมกับฟังก์ชันการจำแนกในสมการที่ (2) ทำได้ดังนี้

$$g(x) = (w^o)^T \phi(x) + b^o \quad (5)$$

ในกรณีที่ข้อมูลระหว่างประเภทมีลักษณะคล้ายกันการคำนวณไฮเปอร์เพลนโดยให้เป็นไปตามเงื่อนไขเท่านั้น จะทำให้ไฮเปอร์เพลนที่ได้มีการจดจำลักษณะเฉพาะของตัวอย่างข้อมูลมากเกินไป (Overfitting) จึงมีการนำซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบระยะขอบอ่อน (Soft Margin Support Vector Machine) [26] มาใช้ในการคำนวณสมการไฮเปอร์เพลน โดยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบระยะขอบอ่อนจะยอมให้มีข้อมูลที่เป็นสัญญาณรบกวนในแต่ละฝั่งการจำแนกได้บ้าง เพื่อให้ไฮเปอร์เพลนมีความยืดหยุ่นสามารถรองรับข้อมูลที่มีสัญญาณรบกวนได้ดีขึ้น

2.1.2 วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายประเภท

วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายประเภทเป็นการประยุกต์ใช้วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนด้วยวิธีการต่างๆ เพื่อให้สามารถจำแนกข้อมูลที่มีมากกว่าสองประเภทได้ โดยวิธีที่นิยมนำมาใช้ได้แก่ วิธีหนึ่งกับทั้งหมด และวิธีหนึ่งกับหนึ่ง ดังนี้

2.1.2.1 วิธีหนึ่งกับทั้งหมด

การทำซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายประเภทด้วยวิธีหนึ่งกับทั้งหมดสามารถทำได้โดยการสร้างแบบจำลองการจำแนกต่างๆ ระหว่างข้อมูลประเภทใดประเภทหนึ่งกับข้อมูลที่เหลือในทุกรูปแบบ ในการจำแนกข้อมูลจำนวน m ประเภท กำหนดชุดข้อมูลที่ใช้สร้างแบบจำลอง $D = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$ จำนวน N ตัวโดย $x_i \in \mathbb{R}^n$ เป็นข้อมูลตัวที่ i ในฟีเจอร์สเปซ n มิติ และ $y_i \in \{1, \dots, m\}$ เป็น

ประเภทการจำแนกของข้อมูลตัวที่ i วิธีหนึ่งกับทั้งหมดจะสร้างฟังก์ชันการจำแนกดังสมการที่ (5) จำนวน m ฟังก์ชัน ดังนี้

$$g_k(x) = (w_k^o)^T \phi(x) + b_k^o \qquad (6)$$

โดยที่ $k = 1, \dots, m$ ฟังก์ชัน $g_k(x)$ เป็นฟังก์ชันในการจำแนกระหว่างข้อมูลประเภทที่ k กับข้อมูลอื่นๆ ที่เหลือ ค่า w_k^o และ b_k^o เป็นค่าน้ำหนักและค่าไบแอสที่เหมาะสมที่สุดในการจำแนกข้อมูลทั้งสองประเภทออกจากกัน โดยมีเงื่อนไขดังนี้

$$(w_k^o)^T \phi(x_i) + b_k^o \geq 0 \text{ เมื่อ } y_i = k,$$
$$(w_k^o)^T \phi(x_i) + b_k^o < 0 \text{ เมื่อ } y_i \neq k$$

โดยที่ $i = 1, \dots, N$ การจำแนกข้อมูล x ทำได้โดยคำนวณระยะห่างระหว่าง x กับไฮเปอร์เพลนของฟังก์ชันการจำแนกที่สร้างขึ้นทั้งหมด ระยะห่างระหว่างข้อมูล x กับไฮเปอร์เพลนของฟังก์ชันการจำแนกที่ k สามารถคำนวณได้โดยใช้สมการที่ (4) ดังนี้

$$r_k(x) = \frac{g_k(x)}{\|w_k^o\|} \qquad (7)$$

ผลลัพธ์การจำแนกจะเป็นประเภทการจำแนก k ที่มีระยะห่างระหว่างข้อมูล x กับไฮเปอร์เพลนของฟังก์ชันการจำแนกประเภทที่ k ที่มากที่สุดดังนี้

$$y = \text{argmax}_{k=1,\dots,m}\, r_k(x) \qquad (8)$$

2.1.2.2 วิธีหนึ่งกับหนึ่ง

การทำซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายประเภทด้วยวิธีหนึ่งกับหนึ่งสามารถทำได้โดยการสร้างแบบจำลองการจำแนกต่างๆ ระหว่างคู่ของประเภทข้อมูลในทุกรูปแบบ ในการจำแนกข้อมูลจำนวน m ประเภท วิธีหนึ่งกับหนึ่งจะสร้างฟังก์ชันการจำแนกดังสมการที่ (5) $m(m-1)/2$ ฟังก์ชัน ดังนี้

$$g_{uv}(x) = (w_{uv}^o)^T \phi(x) + b_{uv}^o \qquad (9)$$

โดยที่ $u, v = 1, \dots, m$ และ $u < v$ ฟังก์ชัน $g_{uv}(x)$ เป็นฟังก์ชันการจำแนกระหว่างข้อมูลประเภทที่ u กับข้อมูลประเภทที่ v โดยมีค่า w_{uv}^o และ b_{uv}^o เป็นค่าน้ำหนักและค่าไบแอสที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการจำแนกข้อมูลทั้งสองประเภทออกจากกัน โดยมีเงื่อนไขดังนี้

$$(w_{uv}^o)^T \phi(x_i) + b_{uv}^o \geq 0 \quad \text{เมื่อ } y_i = u$$
$$\text{และ } (w_{uv}^o)^T \phi(x_i) + b_{uv}^o < 0 \quad \text{เมื่อ } y_i = v$$

โดยที่ $i = 1, \dots, N$ การจำแนกข้อมูล x ทำได้โดยทดสอบข้อมูล x กับฟังก์ชันการจำแนก $g_{uv}(x)$ ที่สร้างขึ้นทั้งหมด หากผลลัพธ์มากกว่าหรือเท่ากับ 0 จะถือว่าข้อมูลเป็นประเภทการจำแนก u หากผลลัพธ์น้อยกว่า 0 จะถือว่าข้อมูลเป็นประเภทการจำแนก v ดังนี้

$$y_{uv} = \begin{cases} u, & g_{uv}(x) \geq 0 \\ v, & g_{uv}(x) < 0 \end{cases} \qquad (10)$$

$u, v = 1, \dots, m$ และ $u < v$ เมื่อทดสอบข้อมูลครบทุกแบบจำลองแล้ว จะใช้วิธีผู้ชนะสูงสุด (Max Wins) [27] ในการตัดสินใจ โดยประเภทการจำแนกที่มีความถี่การถูกเลือกเป็นคำตอบจากการทดสอบสูงที่สุดจะถูกใช้เป็นผลลัพธ์การจำแนก

2.2 ขั้นตอนการดำเนินการ

2.2.1 ข้อมูลตัวอย่างในการทดลอง

งานวิจัยนี้ใช้ชุดข้อมูลการทำกิจกรรมคอร์แนล-60 (Cornell Activity Dataset-60 : CAD-60) [12] ในการทดลอง โดยชุดข้อมูลแสดงตำแหน่งโครงร่างของมนุษย์ที่ทำกิจกรรมภายในบ้านจำนวน 13 กิจกรรม ได้แก่

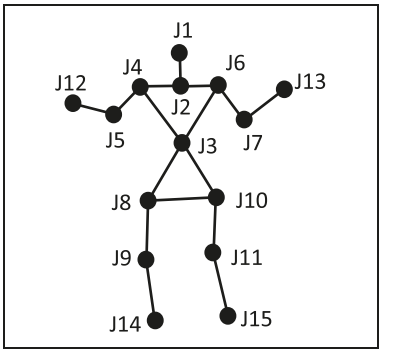
A1-บ้วนปาก A2-แปรงฟัน A3-ใส่คอนแทกเลนส์
A4-ยืนคุยโทรศัพท์ A5-ดื่มน้ำ A6-เปิดขวดยา
A7-ทำอาหาร (สับ) A8-ทำอาหาร (กวน)
A9-นั่งคุยบนเก้าอี้ A10-นั่งเอนหลัง
A11-เขียนกระดาน A12-ใช้คอมพิวเตอร์
A13-ยืนตรง

ดังแสดงตัวอย่างในรูปที่ 2 ทั้ง 13 กิจกรรมนี้มีทั้งกิจกรรมที่มีท่าทางเดียวได้แก่ A2 A4 A7-A13 และกิจกรรมที่มีการเคลื่อนไหวได้แก่ A1 A3 A5 และ A6 ตัวอย่างกิจกรรมที่มีการเคลื่อนที่ เช่น A3-ใส่คอนแทกเลนส์ เริ่มจากการเปิดฝา หยิบคอนแทกเลนส์ ยกมือเพื่อเอาคอนแทกเลนส์ไปใส่ที่ตา และเอามือลง เป็นต้น ในชุดข้อมูลมีกลุ่มตัวอย่างจำนวน 4 คน แบ่งเป็นผู้ชาย 2 คน และผู้หญิง 2 คน โดยในกลุ่มมีคนที่ถนัดมือซ้าย 1 คน ข้อมูลอยู่ในรูปแบบอนุกรมเวลา แต่ละเฟรมมีข้อมูลตำแหน่งโครงร่างที่ทำกิจกรรมต่างๆ ต่อเนื่องกันไป ตำแหน่งโครงร่างในแต่ละเฟรมจะแสดงด้วยค่าตำแหน่งในระบบพิกัดคาร์ทีเซียนในปริภูมิสามมิติ จำนวน 15 ตำแหน่ง ได้แก่

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

ดังแสดงตัวอย่างในรูปที่ 3

รูปที่ 2 ตัวอย่างการทำกิจกรรมภายในบ้านจากชุดข้อมูลการทำกิจกรรมคอร์แนล-60 (ก) A1-บ้วนปาก (ข) A2-แปรงฟัน (ค) A3-ใส่คอนแทกเลนส์ (ง) A4-ยืนคุยโทรศัพท์ (จ) A5-ดื่มน้ำ (ฉ) A6-เปิดขวดยา (ช) A7-ทำอาหาร (สับ) (ซ) A8-ทำอาหาร (กวน) (ฌ) A9-นั่งคุยบนเก้าอี้ (ญ) A10-นั่งเอนหลัง (ฎ) A11-เขียนกระดาน (ฏ) A12-ใช้คอมพิวเตอร์ (ฐ) A13-ยืนตรง



รูปที่ 3 ตำแหน่งโครงร่างทั้ง 15 ตำแหน่ง J1 – J15

2.2.2 การนอร์มัลไลซ์ (Normalization)

การนอร์มัลไลซ์เป็นการปรับปรุงข้อมูลให้อยู่ในมาตรฐานเดียวกันเพื่อลดความแปรปรวนของข้อมูลจากสิ่งแวดล้อม เช่น ระยะกล้อง มุมกล้อง หรือความสูงของผู้ทดลอง ในงานวิจัยนี้ทำการนอร์มัลไลซ์ตำแหน่งโครงร่าง 3 ขั้นตอนดังนี้

2.2.2.1 การย้ายตำแหน่ง

การย้ายตำแหน่งโครงร่างเพื่อให้โครงร่างในแต่ละเฟรมมีตำแหน่งอ้างอิงเดียวกัน สามารถทำได้โดยย้ายตำแหน่งโครงร่างทั้ง 15 ตำแหน่งด้วยระยะทางที่เท่ากัน เพื่อให้ตำแหน่ง J3-ลำตัว ย้ายไปอยู่ที่จุดกำเนิด กำหนดให้ $j^i = (j_x^i, j_y^i, j_z^i);\ i = 1, \dots, 15$ เป็นพิกัดตำแหน่งที่ i บนโครงร่าง ระยะทางที่ใช้ในการย้ายตำแหน่งโครงร่างคือ $(-j_x^3, -j_y^3, -j_z^3)$ สามารถคำนวณตำแหน่งโครงร่างหลังจากทำการย้ายตำแหน่งได้ดังนี้

$$t^i = \begin{bmatrix} t_x^i \\ t_y^i \\ t_z^i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} j_x^i - j_x^3 \\ j_y^i - j_y^3 \\ j_z^i - j_z^3 \end{bmatrix}$$

2.2.2.2 การหมุนตำแหน่ง

การหมุนตำแหน่งโครงร่างเพื่อให้โครงร่างในแต่ละเฟรมมีทิศด้านหน้าเป็นทิศเดียวกัน สามารถทำได้โดยปรับทิศด้านหน้าของโครงร่างให้หมุนเข้าหากล้องซึ่งกำหนดเป็นทิศแกน Z โดยทิศด้านหน้าของโครงร่างใช้นอร์มัลเวกเตอร์ (Normal Vector) ของระนาบลำตัวด้านล่างที่ผ่านตำแหน่ง J3-ลำตัว J8–สะโพกซ้าย และ J10-สะโพกขวา เนื่องจากหลังจากการย้ายตำแหน่งโครงร่างแล้ว ตำแหน่ง J3-ลำตัว อยู่ที่จุดกำเนิดทำให้คำนวณนอร์มัลเวกเตอร์ของระนาบลำตัวด้านล่างได้ดังนี้

$$\begin{bmatrix} n_x \\ n_y \\ n_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} j_x^8 \\ j_y^8 \\ j_z^8 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} j_x^{10} \\ j_y^{10} \\ j_z^{10} \end{bmatrix}$$

การหมุนตำแหน่งโครงร่างสามารถทำได้โดยหมุนตำแหน่งโครงร่างรอบแกน Y ด้วยมุม $\theta = \arctan\frac{-n_x}{n_z}$ เพื่อให้นอร์มัลเวกเตอร์ของระนาบลำตัวด้านล่างอยู่บนระนาบ YZ สามารถคำนวณตำแหน่งโครงร่างหลังจากทำการหมุนได้ดังนี้

$$r^i = \begin{bmatrix} r_x^i \\ r_y^i \\ r_z^i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} j_z^i \sin\theta + j_x^i \cos\theta \\ j_y^i \\ j_z^i \cos\theta - j_x^i \sin\theta \end{bmatrix}$$

2.2.2.3 การปรับสัดส่วน

การปรับสัดส่วนขนาดโครงร่างเพื่อให้โครงร่างในแต่ละเฟรมมีขนาดใกล้เคียงกัน ทำได้โดยใช้ความยาวช่วงไหล่จาก J4-ไหล่ซ้าย ถึง J6–ไหล่ขวา เป็นความยาวอ้างอิงในการปรับสัดส่วนให้เท่ากัน ความยาวช่วงไหล่สามารถคำนวณได้ดังนี้

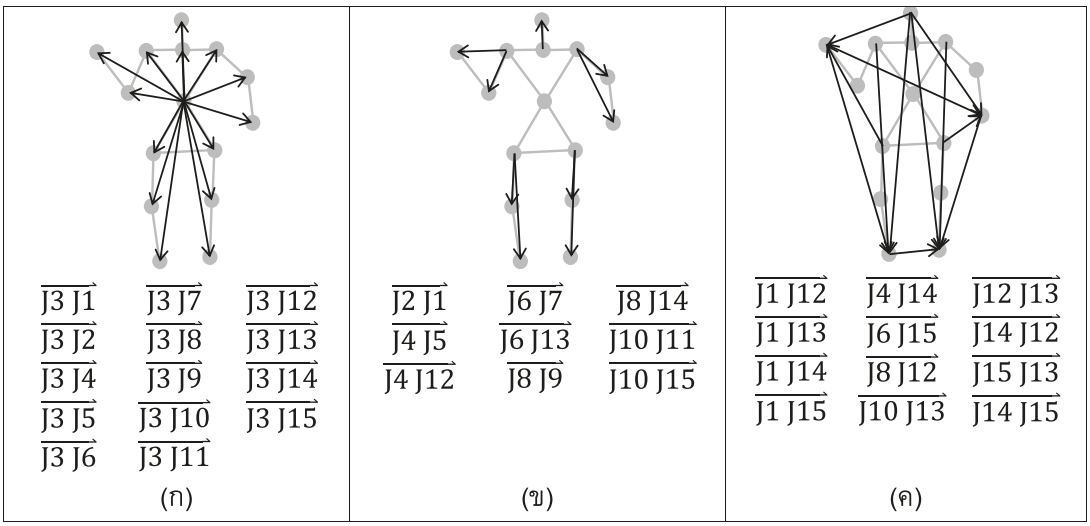
$$d = \sqrt{(j_x^6 - j_x^4)^2 + \left(j_y^6 - j_y^4\right)^2 + (j_z^6 - j_z^4)^2}$$

และคำนวณตำแหน่งโครงร่างหลังจากทำการปรับสัดส่วนขนาดโครงร่างได้ดังนี้

$$s^i = \begin{bmatrix} s_x^i \\ s_y^i \\ s_z^i \end{bmatrix} = \frac{1}{d} \begin{bmatrix} j_x^i \\ j_y^i \\ j_z^i \end{bmatrix}$$

2.2.3 การกำหนดคุณลักษณะ

งานวิจัยนี้ใช้คุณลักษณะจากการแปลงตำแหน่งโครงร่างที่ผ่านการทำนอร์มัลไลซ์แล้วให้เป็นเวกเตอร์ความสัมพันธ์ระหว่างตำแหน่งโครงร่างจำนวน 35 เวกเตอร์ [17] ในระบบพิกัดคาร์ทีเซียน รวมจำนวน 105 คุณลักษณะ ได้แก่ เวกเตอร์ตำแหน่งโครงร่างเทียบกับลำตัว จำนวน 14 เวกเตอร์ เวกเตอร์ตำแหน่งโครงร่างเทียบกับจุดหมุน จำนวน 9 เวกเตอร์ และเวกเตอร์ความสัมพันธ์ของตำแหน่งโครงร่างรอบนอก จำนวน 12 เวกเตอร์ ดังแสดงในรูปที่ 4

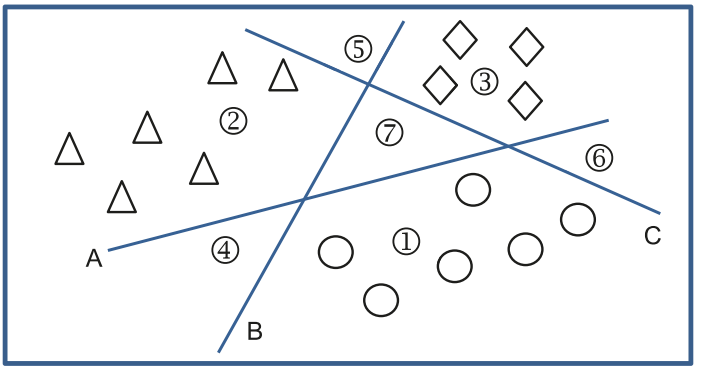


รูปที่ 4 เวกเตอร์แสดงความสัมพันธ์ระหว่างตำแหน่งโครงร่าง 35 เวกเตอร์ (ก) เวกเตอร์ตำแหน่งโครงร่างเทียบกับลำตัว จำนวน 14 เวกเตอร์ (ข) เวกเตอร์ตำแหน่งโครงร่างเทียบกับจุดหมุน จำนวน 9 เวกเตอร์ (ค) เวกเตอร์ความสัมพันธ์ของตำแหน่งโครงร่างรอบนอก จำนวน 12 เวกเตอร์

2.2.4 การทำซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายประเภทด้วยวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมด

การจำแนกข้อมูลด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายประเภทโดยใช้วิธีหนึ่งกับทั้งหมดจะมีการสร้างแบบจำลองการจำแนกระหว่างข้อมูลประเภทใดประเภทหนึ่งกับข้อมูลที่เหลือในทุกรูปแบบ และทดสอบข้อมูลกับแบบจำลองทั้งหมด ในการทดสอบข้อมูลกับแบบจำลองหลายแบบจำลองจะทำให้ข้อมูลแต่ละตัวสามารถถูกทดสอบให้เป็นประเภทการจำแนกหลายประเภทพร้อมกันได้ ดังแสดงตัวอย่างการทดสอบข้อมูล 3 ประเภทด้วยแบบจำลองที่จำแนกข้อมูลตามวิธีหนึ่งกับทั้งหมดในรูปที่ 5 เส้น A เป็นไฮเปอร์เพลนในการจำแนกระหว่างข้อมูลประเภท ○ กับข้อมูลประเภทอื่น เส้น B เป็นไฮเปอร์เพลนในการจำแนกระหว่างข้อมูลประเภท △ กับข้อมูลประเภทอื่น เส้น C เป็นไฮเปอร์เพลนในการจำแนกระหว่างข้อมูลประเภท ◇ กับข้อมูลประเภทอื่น โดยข้อมูลที่อยู่ในพื้นที่ ① ② และ ③ เมื่อทดสอบกับไฮเปอร์เพลนทั้งหมดแล้วจะถูกจำแนกได้เป็นประเภท ○ △ หรือ ◇ อย่างใดอย่างหนึ่ง

ตามลำดับ ข้อมูลที่อยู่ในพื้นที่ ④ จะถูกจำแนกเป็นได้ทั้งประเภท ○ และประเภท △ ข้อมูลที่อยู่ในพื้นที่ ⑤ จะถูกจำแนกเป็นได้ทั้งประเภท △ และประเภท ◇ ข้อมูลที่อยู่ในพื้นที่ ⑥ จะถูกจำแนกเป็นได้ทั้งประเภท ○ และประเภท △ ส่วนข้อมูลที่อยู่ในพื้นที่ ⑦ เมื่อทดสอบกับไฮเปอร์เพลนทั้งหมดแล้วจะไม่ถูกจัดเข้าเป็นประเภทใดได้เลย ซึ่งข้อมูลที่ถูกทดสอบเป็นประเภทการจำแนกได้หลายประเภทนี้เกิดจากข้อมูลมีความคล้ายกันระหว่างประเภทการจำแนก ดังตัวอย่างตำแหน่งโครงร่างในการทำกิจกรรมของมนุษย์ ตำแหน่งโครงร่างของแต่ละกิจกรรมอาจมีตำแหน่งใกล้เคียงกันได้ เช่น A7-ทำอาหาร (สับ) และ A8-ทำอาหาร (กวน) และในการทำกิจกรรมที่มีการเคลื่อนไหวเพื่อทำท่าทางของกิจกรรมแต่ละอย่าง ทำให้ท่าทางที่เกิดขึ้นในบางขณะมีความคล้ายกับกิจกรรมอื่นๆ ได้



รูปที่ 5 ตัวอย่างไฮเปอร์เพลนที่สร้างขึ้นตามวิธีหนึ่งกับทั้งหมดสำหรับจำแนกข้อมูล 3 ประเภท

จากปัญหาการทับซ้อนของพื้นที่ตัดสินใจของวิธีหนึ่งกับทั้งหมด และลักษณะของตำแหน่งโครงร่างในการทำกิจกรรมของมนุษย์ที่มีการเคลื่อนไหวและอาจจะคล้ายกันในบางครั้ง การใช้วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายประเภทด้วยวิธีหนึ่งกับทั้งหมดในการจำแนกกิจกรรมจะทำให้ข้อมูลถูกทดสอบเป็นประเภทการจำแนกได้หลายประเภท ซึ่งข้อมูลในส่วนนี้จะมีความกำกวมและเกิดความผิดพลาดในการจำแนกได้ง่าย เพื่อเป็นการลดความผิดพลาดจากข้อมูลที่ถูกทดสอบเป็นประเภทการจำแนกได้หลายประเภทในการจำแนกกิจกรรมของมนุษย์ งานวิจัยนี้จึงนำเสนอวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดซึ่งเป็นการปรับปรุงวิธีหนึ่งกับทั้งหมดให้มีประสิทธิภาพเพิ่มขึ้น โดยแบ่งเป็น 3 ขั้นตอนได้แก่ การสร้างลำดับหนึ่งกับทั้งหมด การสร้างแบบจำลองการจำแนก และการจำแนกข้อมูลด้วยลำดับหนึ่งกับทั้งหมด ดังนี้

2.2.4.1 การสร้างลำดับหนึ่งกับทั้งหมด

การสร้างลำดับหนึ่งกับทั้งหมดทำได้โดยสุ่มแบ่งข้อมูลชุดฝึกสอนออกเป็นสองส่วน ได้แก่ ส่วนสร้างแบบจำลอง และส่วนทดสอบ นำข้อมูลส่วนสร้างแบบจำลองมาใช้สร้างแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน $g_k(x)$ ตามวิธีหนึ่งกับทั้งหมดดังสมการที่ (6) โดยที่ $k = 1, \dots, m$ และ m เป็นจำนวนประเภทการจำแนก และทดสอบข้อมูลส่วนทดสอบกับแบบจำลอง $g_k(x)$ ทั้งหมดเพื่อเก็บอัตราการถูกทดสอบเป็นหลายประเภทของแต่ละประเภทการจำแนก โดยสามารถสุ่มข้อมูลในการสร้างแบบจำลองและทำการทดสอบซ้ำได้หลายรอบ เพื่อให้อัตราการถูกทดสอบเป็นหลายประเภทมีความแม่นยำมากขึ้น

กำหนดให้ m เป็นจำนวนประเภทการจำแนก $k = 1,\dots, m$ ให้ n_k เป็นจำนวนข้อมูลส่วนทดสอบของข้อมูลในประเภทการจำแนกที่ k และ c_k เป็นจำนวนข้อมูลในประเภทการจำแนกที่ k ที่เมื่อทดสอบกับแบบจำลองต่างๆ แล้วเกิดการทดสอบเป็นหลายประเภท สามารถคำนวณอัตราการถูกทดสอบเป็นหลายประเภทของประเภทการจำแนกที่ k ได้ดังนี้

$$f_k = \frac{c_k}{n_k} \tag{11}$$

ลำดับหนึ่งกับทั้งหมดจะเป็นลำดับของประเภทการจำแนกที่มีอัตราการถูกทดสอบเป็นหลายประเภท หรือค่า f_k เรียงจากมากไปน้อย ดังแสดงในอัลกอริธึมที่ 1

อัลกอริธึมที่ 1 การสร้างลำดับหนึ่งกับทั้งหมด

r = จำนวนรอบการเก็บข้อมูลซ้ำ
m = จำนวนประเภทการจำแนก
p = เปอร์เซนต์ข้อมูลส่วนสร้างแบบจำลอง
N = จำนวนข้อมูลทั้งหมด
$D = \{(x_i, y_i)\}, i = 1, \dots, N$
//ข้อมูลชุดฝึกสอน N ตัว
for $k = 1:m$
  $f_k = n_k = c_k = 0$
end
for $t = 1:r$
  D^s = ข้อมูลจากการสุ่ม D จำนวน $p\%$
  //ข้อมูลส่วนสร้างแบบจำลอง
  $D^d = D \backslash D^s$ // ข้อมูลส่วนทดสอบ
  for $k = 1:m$
    $D_k^s = \{(x,y) | (x,y) \in D^s, y = k\}$
    //ข้อมูลส่วนสร้างแบบจำลองเฉพาะประเภทที่ k
    $D_{k'}^s = \{(x,y) | (x,y) \in D^s, y \neq k\}$
    //ข้อมูลส่วนสร้างแบบจำลองประเภทอื่นๆ
    $g_k(\mathrm{x})$ = ฟังก์ชันการจำแนกระหว่างข้อมูล D_k^s กับ $\mathrm{D}_{\mathrm{k}'}^{\mathrm{s}}$ ดังสมการที่ (6)
    $n_k = n_k + |D_k^s|$//จำนวนข้อมูลประเภทที่ k
  endfor
  foreach $(x,y) \in D^d$
    $count = 0$
    for $k = 1:m$
      if $(g_k(x) \geq 0)$
        $count = count + 1$
        if $(count == 2)$
  //ข้อมูลถูกจำแนกเป็นประเภทใดๆ >1 ครั้ง
          $c_y = c_y + 1$
          break;
        end
      end
    end
  end
end
for $k = 1:m$
  $f_k = \frac{c_k}{n_k}$
end
for $j = 1:m$
  $max = 0$
  for $k = 1:m$
    if $(max \leq f_k)$
      $max = f_k$
      $imax = k$
    end
  end
  $s_j = imax$
  $f_{imax} = -1$
end
return $S = [s_1\ s_2\ \dots\ s_m]$ //ลำดับหนึ่งกับทั้งหมด

2.2.4.2 การสร้างแบบจำลองการจำแนก

การสร้างแบบจำลองการจำแนกจะใช้ข้อมูลชุดฝึกสอนทั้งหมดในการสร้างแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน $g_k(x)$ จำนวน m แบบจำลองตามวิธีหนึ่งกับทั้งหมด ดังสมการที่ (6)

2.2.4.3 การจำแนกข้อมูลด้วยลำดับหนึ่งกับทั้งหมด

กำหนด $S = [s_1\ s_2\ \dots\ s_m]$เป็นลำดับหนึ่งกับทั้งหมดที่คำนวณได้ โดย s_1 เป็นประเภทการจำแนกที่มีอัตราการถูกทดสอบเป็นหลายประเภทสูงที่สุด แบบจำลองการจำแนกระหว่างข้อมูลประเภทการจำแนก s_1 กับข้อมูลที่เหลือจะถูกใช้ในการทดสอบเป็นลำดับแรก โดยทำการทดสอบข้อมูล $x \in \mathbb{R}^n$ กับแบบจำลอง $g_{s_1}(\mathrm{x})$ ไปจนถึงแบบจำลอง $g_{s_m}(\mathrm{x})$ ตามลำดับ หากพบแบบจำลองของประเภทการจำแนก s_k ที่ทำให้ $g_{s_k}(x) \geq 0$ เป็นครั้งแรกจะเลือก s_k เป็นผลลัพธ์ของการจำแนกข้อมูล หากทดสอบจนครบทุกแบบจำลองแล้วไม่สามารถจำแนกข้อมูลได้ วิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดจะเลือกประเภทการจำแนกของไฮเปอร์เพลนที่มีระยะ

ห่างระหว่างไฮเปอร์เพลนกับข้อมูล x ที่มากที่สุดเป็นคำตอบ ซึ่งคำตอบที่ได้ของข้อมูลในประเภทนี้จะเป็นคำตอบเดียวกันกับวิธีหนึ่งกับทั้งหมด ดังแสดงในอัลกอริธึมที่ 2

อัลกอริธึมที่ 2 การจำแนกข้อมูลโดยใช้ลำดับหนึ่งกับทั้งหมด

m = จำนวนประเภทการจำแนก
$S = [s_1\ s_2\ \dots\ s_m]$ // ลำดับหนึ่งกับทั้งหมด
$g_k(x)$ = แบบจำลองการจำแนกระหว่างประเภทการจำแนกที่ k กับประเภทอื่น
w_k^o = ค่าน้ำหนักที่เหมาะสมที่สุดของ $g_k(x)$
x = ข้อมูลที่ต้องการจำแนกประเภท

$maxDist = -\infty$
for $k = 1$ to m
  $r = \frac{g_{s_k}(x)}{\|w_{s_k}^o\|}$ //ระยะห่างข้อมูลกับไฮเปอร์เพลน
  if $(r \geq 0)$ //ทดสอบเป็นประเภท s_k ได้ครั้งแรก
    return s_k
  elseif $(r \geq maxDist)$
    $maxDist = r$
    $imax = s_k$
  end
end
return $imax$

3. ผลการทดลอง

การทดสอบประสิทธิภาพวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดในการทำซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายประเภทสำหรับจำแนกท่าทางการทำกิจกรรมของมนุษย์นี้ใช้ชุดข้อมูลการทำกิจกรรมคอร์เนล-60 ซึ่งเป็นการทำกิจกรรมภายในบ้านจำนวน 13 กิจกรรม กิจกรรมละ 30 เฟรม ทำการแปลงเป็นเวกเตอร์ที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่างตำแหน่งต่างๆ บนโครงร่างจำนวน 35 เวกเตอร์ 105 คุณลักษณะ ในการทดลองทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมด กับวิธีหนึ่งกับทั้งหมดและวิธีลำดับหนึ่งกับหนึ่ง โดยใช้วิธีทดสอบแบบไขว้ 5 ส่วน (5-Fold Cross Validation) แต่ละส่วนจะแบ่งข้อมูลแต่ละกิจกรรมจำนวนเท่ากัน และทำซ้ำการทดสอบจำนวน 30 รอบ ใช้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องของการจำแนกประเภทเป็นค่าประสิทธิภาพการจำแนก ในการทดลองแบ่งเป็น 3 ส่วนได้แก่ การทดสอบสัดส่วนการแบ่งข้อมูลและจำนวนรอบการเก็บข้อมูลซ้ำของวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมด การทดสอบอัตราการถูกทดสอบเป็นหลายประเภทและลำดับหนึ่งกับทั้งหมด และการทดสอบประสิทธิภาพวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมด ดังนี้

3.1 สัดส่วนการแบ่งข้อมูลและจำนวนรอบการเก็บข้อมูลซ้ำของวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมด

วิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดมีการแบ่งข้อมูลชุดฝึกสอนออกเป็นสองส่วน ได้แก่ ส่วนสร้างแบบจำลองและส่วนทดสอบเพื่อทดสอบการจำแนกประเภท และเก็บอัตราการถูกทดสอบเป็นหลายประเภทที่เกิดขึ้น โดยในแต่ละรอบการทดสอบสามารถทำการสุ่มข้อมูลและเก็บอัตราการถูกทดสอบเป็นหลายประเภทได้หลายรอบเพื่อให้เกิดความแม่นยำในการจัดลำดับหนึ่งกับทั้งหมด การทดลองนี้เปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทของวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงสัดส่วนการแบ่งข้อมูลและจำนวนรอบการเก็บข้อมูลซ้ำ ซึ่งเป็นการกำหนดจำนวนรอบของการสุ่มข้อมูลมาทดสอบเพื่อเก็บอัตราการถูกทดสอบเป็นหลายประเภทสำหรับแต่ละรอบการทดสอบ โดยใช้ข้อมูลส่วนสร้างแบบจำลองระหว่าง 10% - 90% และใช้จำนวนรอบการเก็บข้อมูลซ้ำระหว่าง 10 - 60 รอบ ดังแสดงในตารางที่ 1 จากผลการทดลองพบว่าในการใช้ข้อมูลส่วนสร้างแบบจำลอง 20% และใช้จำนวนรอบการเก็บข้อมูลซ้ำ 50 รอบ ให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องสูงที่สุด 95.67% เมื่อทำการเปลี่ยนสัดส่วนการแบ่งข้อมูลด้วยค่าต่างๆ การใช้ข้อมูลส่วนสร้างแบบจำลอง 20% ให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องสูงที่สุดคือ 95.34% และเมื่อทำการเปลี่ยนจำนวนรอบการเก็บข้อมูลซ้ำด้วยค่าต่างๆ การใช้จำนวนรอบการเก็บข้อมูลซ้ำ 50 และ 60 รอบ ให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องสูงที่สุดเท่ากันคือ 95.13%

ตารางที่ 1 เปอร์เซนต์ความถูกต้องของการจำแนกข้อมูลด้วยวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดโดยปรับค่าสัดส่วนการแบ่งข้อมูลและจำนวนรอบการเก็บข้อมูลซ้ำ

จำนวนรอบการเก็บข้อมูลซ้ำ	เปอร์เซ็นต์ข้อมูลส่วนสร้างแบบจำลอง									ค่าเฉลี่ย
	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%	
10	94.90	95.36	95.21	95.15	95.00	95.03	94.44	94.59	94.54	94.91
20	95.31	94.97	95.28	95.15	95.05	94.97	94.67	94.54	94.38	94.92
30	95.38	95.33	95.46	95.05	95.18	95.05	94.62	94.67	94.56	95.03
40	95.23	95.54	95.26	95.26	95.26	95.00	95.13	94.28	94.28	95.03
50	95.21	95.67	95.23	95.49	94.87	95.18	95.03	94.87	94.64	95.13
60	95.44	95.18	95.31	95.28	95.41	94.97	94.92	94.92	94.74	95.13
ค่าเฉลี่ย	95.25	95.34	95.29	95.23	95.13	95.03	94.80	94.65	94.52	95.03
ค่าสูงสุด	95.44	95.67	95.46	95.49	95.41	95.18	95.13	94.92	94.74	95.13

3.2 อัตราการถูกทดสอบเป็นหลายประเภท และลำดับหนึ่งกับทั้งหมด

วิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดสำหรับซัพพอร์ตเวกเตอร์-แมชชีนแบบหลายประเภทมีการสร้างลำดับหนึ่งกับทั้งหมดจากอัตราการถูกทดสอบเป็นหลายประเภทของแต่ละประเภทการจำแนก การทดลองนี้แสดงอัตราการถูกทดสอบเป็นหลายประเภทที่เกิดขึ้น และลำดับหนึ่งกับทั้งหมดที่คำนวณได้เมื่อทดสอบกับข้อมูลการทำกิจกรรมของมนุษย์ โดยเลือกใช้ข้อมูลส่วนสร้างแบบจำลอง 20% ของข้อมูลชุดฝึกสอน และจำนวนรอบการเก็บข้อมูลซ้ำ 50 รอบ จากการใช้ข้อมูลส่วนทดสอบทำการทดสอบกับแบบจำลองต่างๆ มีเปอร์เซ็นต์ข้อมูลที่ถูกทดสอบเป็นประเภทต่างๆ แบ่งตามจำนวนประเภทที่ถูกทดสอบได้ ดังแสดงในตารางที่ 2 โดยมีข้อมูลส่วนทดสอบถูกทดสอบแล้วเป็นได้หนึ่งประเภท 75.67% ถูกทดสอบแล้วเป็นได้หลายประเภท 12.57% และถูกทดสอบแล้วไม่สามารถจัดเป็นประเภทใด 11.76% โดยกิจกรรมที่ถูกทดสอบแล้วเป็นได้หลายประเภทมากที่สุด 3 อันดับแรก ได้แก่ A9-นั่งคุยบนเก้าอี้ 32.70% A5-ดื่มน้ำ 27.55% และ A13-ยืนตรง 23.74% โดยจำนวนข้อมูลส่วนที่ถูกทดสอบแล้วเป็นได้หลายประเภทนี้จะถูกนำมาใช้เป็นอัตราการถูกทดสอบเป็นหลายประเภท โดยข้อมูลในส่วนนี้มีรายละเอียดการทดสอบเป็นประเภทต่างๆ ดังแสดงในตารางที่ 3 ดังอธิบายตัวอย่างในกิจกรรม A1-บ้วนปากที่สามารถทดสอบได้มากกว่า 1 ประเภท จากตารางที่ 2 ซึ่งมีจำนวน 0.37% เมื่อนำข้อมูลในส่วนนี้มาแจกแจงในตารางที่ 3 พบว่าจำนวนประเภทที่ทดสอบได้โดยเฉลี่ยเป็น 2.00 ประเภท โดยถูกทดสอบได้เป็นกิจกรรม A1-บ้วนปากทั้งหมด 100% และในข้อมูลเดียวกันจะถูกทดสอบเป็นกิจกรรมอื่นๆ ร่วมด้วย เช่น พบการถูกทดสอบได้เป็นกิจกรรม A4-ยืนคุยโทรศัพท์ 8.64% และพบการทดสอบได้เป็นกิจกรรม A7-ทำอาหาร(สับ) 47.79% เป็นต้น โดยข้อมูลที่ถูกทดสอบแล้วเป็นได้หลายประเภทจะมีประเภทการจำแนกที่ถูกต้องร่วมด้วย เช่น กิจกรรม A9-นั่งคุยบนเก้าอี้ ที่มีเปอร์เซนต์ข้อมูลที่ทดสอบแล้วเป็นได้หลายประเภทมากที่สุด มีการทดสอบเป็นกิจกรรม A9-นั่งคุยบนเก้าอี้ ร่วมกับกิจกรรมอื่นๆ 94.70% และมีค่าเฉลี่ยจำนวนประเภทที่ทดสอบได้ 2.31 ประเภท เนื่องจากมีข้อมูลที่ถูกทดสอบได้มากกว่าสองประเภทร่วมด้วย ในการสร้างลำดับหนึ่งกับทั้งหมดจะเรียงลำดับกิจกรรม ตามอัตราการถูกทดสอบเป็นหลายประเภทจากมากไปน้อย ตารางที่ 4 แสดงเปอร์เซนต์การถูกจัดเป็นลำดับต่างๆ ของแต่ละกิจกรรม โดยแต่ละกิจกรรมถูกจัดเป็นลำดับแตกต่างกันไปบ้างในแต่ละครั้งตามการสุ่มข้อมูลที่เกิดขึ้น เช่น กิจกรรม A9-นั่งคุยบนเก้าอี้ ถูกจัดเป็นลำดับที่ 1 จำนวน 88.67% และลำดับที่ 2 จำนวน 11.33% และลำดับที่เกิดขึ้นในแต่ละกิจกรรมเป็นลำดับที่ใกล้เคียงกัน เช่น A7-ทำอาหาร (สับ) ถูกจัดอยู่ในลำดับที่ 6 ถึงลำดับที่ 10 เท่านั้น โดยถูกจัดเป็นลำดับที่ 7 มากที่สุด 69.33% หรือกิจกรรม A1-บ้วนปาก ถูกจัดเป็นลำดับที่ 13 เพียงลำดับเดียว เป็นต้น

ตารางที่ 2 เปอร์เซ็นต์ข้อมูลส่วนการทดสอบแบ่งตามจำนวนประเภทที่ข้อมูลถูกทดสอบได้

กิจกรรม	จำนวนประเภทที่ทดสอบได้		
	1 ประเภท	มากกว่า 1 ประเภท	0 ประเภท*
A1-บ้วนปาก	96.89	0.37	2.74
A2-แปรงฟัน	84.00	4.82	11.18
A3-ใส่คอนแทกเลนส์	73.98	16.76	9.26
A4-ยืนคุยโทรศัพท์	68.95	6.56	24.49
A5-ดื่มน้ำ	52.37	27.55	20.08
A6-เปิดขวดยา	72.68	4.82	22.50
A7-ทำอาหาร (สับ)	71.96	9.61	18.43
A8-ทำอาหาร (กวน)	79.51	17.72	2.78
A9-นั่งคุยบนเก้าอี้	66.78	32.70	0.52
A10-นั่งเอนหลัง	77.78	12.47	9.76
A11-เขียนกระดาน	78.18	3.94	17.88
A12-ใช้คอมพิวเตอร์	87.01	2.35	10.64
A13-ยืนตรง	73.63	23.74	2.63
ค่าเฉลี่ย	75.67	12.57	11.76

* “0 ประเภท” หมายถึงไม่สามารถจัดประเภทได้

ตารางที่ 3 เปอร์เซ็นต์ข้อมูลที่ถูกทดสอบเป็นประเภทการจำแนกต่างๆ เฉพาะข้อมูลส่วนที่ถูกทดสอบได้มากกว่าหนึ่งประเภท

กิจกรรม	กิจกรรมที่ทดสอบได้													ค่าเฉลี่ยจำนวนครั้งที่ทดสอบเป็นประเภทต่างๆ ได้
	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9	A10	A11	A12	A13	
A1	100.00	-	-	8.64	0.19	-	47.79	-	-	-	-	43.38	-	2.00
A2	28.77	63.58	3.05	30.46	0.60	72.76	0.70	-	-	-	0.01	0.96	-	2.01
A3	5.92	31.45	78.65	7.36	20.09	16.61	8.31	2.98	-	0.02	21.40	22.17	0.48	2.15
A4	14.13	71.18	0.28	59.95	14.94	34.23	1.18	-	-	-	-	7.23	-	2.03
A5	22.98	7.44	5.87	39.83	49.68	26.07	12.26	0.05	0.01	41.66	7.37	8.98	-	2.22
A6	0.73	25.06	4.67	26.25	23.49	81.96	18.35	-	-	-	-	21.84	-	2.02
A7	18.87	1.91	-	6.36	1.76	39.38	71.24	-	-	0.01	0.24	66.73	-	2.07
A8	0.05	8.39	6.95	1.49	25.81	43.06	45.69	96.24	-	-	4.36	0.10	-	2.32
A9	0.89	0.36	0.43	10.04	12.40	5.59	19.88	11.63	94.70	8.87	36.52	29.52	0.02	2.31
A10	2.00	20.65	1.02	14.59	2.85	1.86	1.40	-	-	97.11	58.25	4.69	-	2.04
A11	0.71	-	11.33	29.64	10.05	2.78	8.65	-	-	2.83	84.31	51.11	-	2.01
A12	19.26	1.41	5.59	20.39	0.03	0.90	50.54	-	-	5.23	18.93	78.77	-	2.01
A13	48.99	18.81	0.02	9.98	5.85	5.73	16.34	0.58	-	12.32	0.42	5.03	94.92	2.19

ตารางที่ 4 เปอร์เซ็นต์ข้อมูลที่ถูกจัดเป็นลำดับต่างๆ ของแต่ละกิจกรรมจากการจัดลำดับหนึ่งกับทั้งหมด

กิจกรรม	ลำดับที่ได้												
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
A1	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	100.00
A2	-	-	-	-	-	-	-	12.00	34.00	34.00	18.67	1.33	-
A3	-	-	0.67	40.67	50.67	8.00	-	-	-	-	-	-	-
A4	-	-	-	-	-	0.67	8.67	67.33	16.67	4.00	2.67	-	-
A5	10.00	72.00	17.33	0.67	-	-	-	-	-	-	-	-	-
A6	-	-	-	-	-	-	1.33	10.00	32.00	34.67	20.00	2.00	-
A7	-	-	-	-	-	20.67	69.33	8.00	1.33	0.67	-	-	-
A8	-	1.33	4.67	54.00	34.67	4.67	0.67	-	-	-	-	-	-
A9	88.67	11.33	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
A10	-	-	-	0.67	12.67	66.00	20.00	-	0.67	-	-	-	-
A11	-	-	-	-	-	-	-	2.67	15.33	24.67	46.67	10.67	-
A12	-	-	-	-	-	-	-	-	-	2.00	12.00	86.00	-
A13	1.33	15.33	77.33	4.00	2.00	-	-	-	-	-	-	-	-

3.3 ประสิทธิภาพวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมด

การทดลองนี้ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมด กับวิธีหนึ่งกับทั้งหมด และวิธีหนึ่งกับหนึ่งสำหรับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายประเภทในการจำแนกการทำกิจกรรมของมนุษย์ ในการทดลองนี้ใช้ข้อมูลส่วนสร้างแบบจำลอง 20% ของข้อมูลฝึกสอน ใช้จำนวนรอบการเก็บข้อมูลซ้ำ 50 รอบเพื่อสร้างลำดับหนึ่งกับทั้งหมด และใช้ข้อมูลฝึกสอนทั้งหมดในการสร้างแบบจำลองอีกครั้งเพื่อใช้ในการจำแนก เนื่องจากวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดและวิธีหนึ่งกับทั้งหมดมีการสร้างแบบจำลองเพื่อจำแนกข้อมูลด้วยวิธีเดียวกัน แต่ให้ผลลัพธ์การจำแนกเฉพาะข้อมูลที่ถูกทดสอบแล้วเป็นได้หลายประเภทแตกต่างกัน ในการทดลองนี้สำหรับวิธีหนึ่งกับทั้งหมดและวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดจึงใช้แบบจำลองเดียวกันในการทดสอบข้อมูล และทำการเปรียบเทียบผลการจำแนกของทั้งสองวิธีโดยแบ่งข้อมูลตามจำนวนประเภทที่ทำการทดสอบได้ ดังแสดงในตารางที่ 5

ตารางที่ 5 เปอร์เซ็นต์ข้อมูลและเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของการจำแนกข้อมูลโดยใช้วิธีหนึ่งกับทั้งหมด วิธีหนึ่งกับหนึ่ง และวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมด

กิจกรรม	จำนวนข้อมูล (%)			ความถูกต้อง 1 (%)*					ความถูกต้อง 2 (%)**			
	1 ประเภท	มากกว่า 1 ประเภท	0 ประเภท ***	1 ประเภท	>1 ประเภท			0 ประเภท ***	OVA (3)	OVO	SOVA (4)	(4)-(3)
					OVA (1)	SOVA (2)	(2)-(1)					
A1	99.00	-	1.00	100.00	-	-	-	100.00	100.00	99.11	100.00	0.00
A2	99.22	0.67	0.11	99.89	100.00	50.00	-50.00	100.00	99.89	97.44	99.56	-0.33
A3	89.67	1.78	8.56	97.77	43.75	87.50	43.75	33.77	91.33	91.22	92.11	0.78
A4	94.00	0.89	5.11	92.91	62.50	100.00	37.50	58.70	90.89	90.56	91.22	0.33
A5	76.33	14.89	8.78	93.45	52.24	93.28	41.04	63.29	84.67	91.11	90.78	6.11
A6	94.33	4.22	1.44	97.64	7.89	10.53	2.63	84.62	93.67	91.67	93.78	0.11
A7	81.56	8.44	10.00	92.51	50.00	96.05	46.05	38.89	83.56	85.56	87.44	3.89
A8	96.78	3.22	-	100.00	100.00	86.21	-13.79	-	100.00	97.22	99.56	-0.44
A9	94.78	5.22	-	100.00	91.49	100.00	8.51	-	99.56	99.33	100.00	0.44
A10	95.00	4.78	0.22	99.88	81.40	100.00	18.60	100.00	99.00	93.44	99.89	0.89
A11	95.67	3.89	0.44	97.10	51.43	54.29	2.86	100.00	95.33	95.00	95.44	0.11
A12	91.00	0.11	8.89	94.38	0.00	0.00	0.00	46.25	90.00	88.00	90.00	0.00
A13	92.33	7.67	-	100.00	71.01	98.55	27.54	-	97.78	98.33	99.89	2.11
รวม	92.28	4.29	3.43	97.49	60.36	85.46	25.10	50.37	94.28	93.69	95.36	1.08

* “ความถูกต้อง 1 (%)” แสดงเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องแบ่งตามจำนวนประเภทที่ทดสอบได้
** “ความถูกต้อง 2 (%)” แสดงเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องแบ่งตามวิธีจำแนกข้อมูล
*** “0 ประเภท” หมายถึงไม่สามารถจัดประเภทได้

จากตารางที่ 5 ในคอลัมน์ “จำนวนข้อมูล (%)” แสดงเปอร์เซ็นต์ข้อมูลแบ่งตามจำนวนประเภทที่ทดสอบได้ ดังตัวอย่างกิจกรรม A4-ยืนคุยโทรศัพท์ จากการทดสอบ 900 ครั้ง มีข้อมูลที่ถูกทดสอบกับแบบจำลองต่างๆ แล้วเป็นได้หนึ่งประเภท 846 ครั้ง คิดเป็น 94.00% เป็นได้หลายประเภท 8 ครั้ง คิดเป็น 0.89% และไม่สามารถจัดเป็นประเภทใด 46 ครั้ง คิดเป็น 5.11% ในคอลัมน์ “ความถูกต้อง 1 (%)” แสดงเปอร์เซนต์ความถูกต้องของการจำแนกประเภทโดยแบ่งตามจำนวนประเภทของข้อมูลที่ถูกจำแนกได้ ข้อมูลที่ถูกทดสอบแล้วเป็นได้หนึ่งประเภท มีการจำแนกประเภทได้ถูกต้อง 786 จาก 846 ครั้ง คิดเป็น 92.91% ข้อมูลที่ถูกทดสอบแล้วไม่สามารถจัดเป็นประเภทใดโดยข้อมูลในกลุ่มนี้จะตัดสินจากระยะทางระหว่างข้อมูลกับไฮเปอร์เพลน ดังสมการที่ 7 และสมการที่ 8 โดยมีการจำแนกได้ถูกต้อง 27 จาก 46 ครั้ง คิดเป็นเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง 58.70% ส่วนข้อมูลที่ถูกทดสอบแล้วเป็นได้หลายประเภทเมื่อใช้วิธีหนึ่งกับทั้งหมดในการจำแนกจะจำแนกได้ถูกต้อง 5 จาก 8 ครั้ง คิดเป็นค่าเฉลี่ยความถูกต้อง 62.50 % ส่วนการใช้วิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดสามารถจำแนกได้ถูกต้อง 8 จาก 8 ครั้ง คิดเป็นค่าเฉลี่ยความถูกต้อง 100.00% เพิ่มขึ้นเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีหนึ่งกับทั้งหมด 37.50% โดยสามารถแสดงเปอร์เซนต์ความถูกต้องของการจำแนกข้อมูลด้วยวิธีหนึ่งกับทั้งหมด วิธีหนึ่งกับหนึ่ง และวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมด ในคอลัมน์ “ความถูกต้อง 2 (%)” โดยค่าเฉลี่ยเปอร์เซนต์ความถูกต้องของวิธีหนึ่งกับทั้งหมดและวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดสามารถคำนวณได้ดังนี้

$$\frac{\text{จำนวนครั้งที่จำแนกได้ถูกต้อง} \times 100}{\text{จำนวนครั้งของการทดสอบ}}$$

เช่นกิจกรรม A4-ยืนคุยโทรศัพท์ มีค่าเฉลี่ยความถูกต้องของวิธีหนึ่งกับทั้งหมดคิดเป็น (786+27+5) จาก 900 ครั้ง คิดเป็น 90.89% และมีค่าเฉลี่ยความถูกต้องของวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดคิดเป็น (786+27+8)/900 คิดเป็น 91.22% ดังมีค่าเฉลี่ยความถูกต้องโดยรวมเพิ่มขึ้น 0.33%

จากตารางที่ 5 ในคอลัมน์ “จำนวนข้อมูล (%)” แสดงเปอร์เซ็นต์ข้อมูลแบ่งตามจำนวนประเภทที่ทดสอบได้ โดยมีข้อมูลที่ถูกทดสอบกับแบบจำลองต่างๆ แล้วเป็นได้หนึ่งประเภท 92.28% เป็นได้หลายประเภท 4.29% และไม่สามารถจัดเป็นประเภทใด 3.43% ในคอลัมน์ “ความถูกต้อง 1 (%)” แสดงเปอร์เซนต์ความถูกต้องของการจำแนกประเภทโดยแบ่งตามจำนวนประเภทของข้อมูลที่ถูกจำแนกได้ ข้อมูลที่ถูกทดสอบแล้วเป็นได้หนึ่งประเภทมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง 97.49% ข้อมูลที่ถูกทดสอบแล้วไม่สามารถจัดเป็นประเภทใดมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง 50.37% ส่วนข้อมูลที่ถูกทดสอบแล้วเป็นได้หลายประเภท เมื่อใช้วิธีหนึ่งกับทั้งหมดในการจำแนกจะมีค่าเฉลี่ยความถูกต้อง 60.36% ส่วนการใช้วิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดจะมีค่าเฉลี่ยความถูกต้อง 85.46% เพิ่มขึ้นจากวิธีหนึ่งกับทั้งหมด 25.10% โดยกิจกรรมที่มีค่าเฉลี่ยความถูกต้องเพิ่มขึ้นมากที่สุดเมื่อใช้วิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมด คือกิจกรรม A7-ทำอาหาร (สับ) โดยมีค่าเฉลี่ยความถูกต้อง 96.05% เพิ่มขึ้นจากวิธีหนึ่งกับทั้งหมด 46.05% ส่วนกิจกรรม A5-ดื่มน้ำ ที่มีการทดสอบแล้วเป็นได้หลายประเภทมากที่สุด มีค่าเฉลี่ยความถูกต้อง 93.28% เพิ่มขึ้นจากวิธีหนึ่งกับทั้งหมด 41.04% ในคอลัมน์ “ความถูกต้อง 2 (%)” แสดงเปอร์เซนต์ความถูกต้องของการจำแนกโดยใช้วิธีหนึ่งกับทั้งหมด วิธีหนึ่งกับหนึ่ง และวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมด โดยวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องสูงที่สุด 95.36% วิธีหนึ่งกับทั้งหมดให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้อง 94.28% และวิธีหนึ่งกับหนึ่งให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้อง 93.69% ตามลำดับ โดยกิจกรรม A5-ดื่มน้ำ การใช้วิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดมีเปอร์เซนต์ความถูกต้องเพิ่มขึ้นมากที่สุดคือ 6.11% กิจกรรม A7-ทำอาหาร (สับ) ที่มีเปอร์เซนต์ความถูกต้องน้อยที่สุดเมื่อจำแนกด้วยวิธีหนึ่งกับทั้งหมดคือ 83.56% เมื่อใช้วิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดทำให้เปอร์เซนต์ความถูกต้องเพิ่มขึ้นเป็น 87.44% เพิ่มขึ้น 3.89% อย่างไรก็ตามมีกิจกรรมที่จำแนกด้วยวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดแล้วมีเปอร์เซนต์ความถูกต้องลดลงด้วย เช่น กิจกรรม A8-ทำอาหาร (กวน) ซึ่งมีท่าทางคล้ายกิจกรรม A7-ทำอาหาร (สับ) มีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องลดลงมากที่สุด จาก 100% ในวิธีหนึ่งกับทั้งหมด เป็น 99.56% ในวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมด โดยลดลง 0.44%

ตารางที่ 6 ผลการจำแนกข้อมูลการทำกิจกรรมของมนุษย์ โดยใช้วิธีหนึ่งกับทั้งหมด วิธีหนึ่งกับหนึ่ง และวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมด

	วิธีหนึ่งกับทั้งหมด	วิธีหนึ่งกับหนึ่ง	วิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมด
ค่าเฉลี่ยความถูกต้อง (%)	94.28	93.69	95.36
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	0.79	1.02	0.82
ค่าความถูกต้องสูงสุด (%)	95.90	95.38	96.67
ค่าความถูกต้องต่ำสุด (%)	92.56	91.54	93.59
ค่าเฉลี่ยเวลาที่ใช้ในการจำแนกข้อมูล (ms)	7.10	27.08	3.96

ตารางที่ 6 แสดงการเปรียบประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลด้วยวิธีหนึ่งกับทั้งหมด วิธีหนึ่งกับหนึ่ง และวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดในภาพรวม โดยวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องของการจำแนกข้อมูลสูงที่สุดคือ 95.36 % มีส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.82 และค่าเฉลี่ยเวลาที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลน้อยที่สุดคือ 3.96 มิลลิวินาที ซึ่งเร็วกว่าวิธีหนึ่งกับทั้งหมด 1.79 เท่า และเร็วกว่าวิธีหนึ่งกับหนึ่ง 6.84 เท่า

4. วิจารณ์ผลการทดลอง

จากการทดลองปรับสัดส่วนการแบ่งข้อมูล และจำนวนรอบการเก็บข้อมูลซ้ำเพื่อเก็บอัตราการถูกทดสอบเป็นหลายประเภทของวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดพบว่าการกำหนดสัดส่วนการแบ่งข้อมูลและจำนวนรอบการเก็บข้อมูลซ้ำมีผลต่อค่าเฉลี่ยความถูกต้องที่ได้ โดยในการแบ่งข้อมูลด้วยการลดจำนวนข้อมูลส่วนสร้างแบบจำลองลงนั้นจะให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องของการจำแนกประเภทเพิ่มขึ้น เนื่องจากในการทดสอบแบบจำลองเพื่อเก็บอัตราการถูกทดสอบเป็นหลายประเภทจะมีข้อมูลส่วนทดสอบซึ่งเป็นข้อมูลที่ไม่เคยพบมาก่อนจำนวนมาก เมื่อนำอัตราการถูกทดสอบเป็นหลายประเภทไปใช้สร้างลำดับหนึ่งกับทั้งหมด จะทำให้ลำดับหนึ่งกับทั้งหมดสามารถรองรับข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อนได้ดีขึ้น ส่วนการใช้จำนวนรอบการเก็บข้อมูลซ้ำเพิ่มขึ้นจะให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องของการจำแนกเพิ่มขึ้นตามไปด้วย อย่างไรก็ตามค่าเฉลี่ยความถูกต้องที่เพิ่มขึ้นนั้นมีการเพิ่มขึ้นเพียงเล็กน้อยเมื่อเปรียบเทียบกับค่าเฉลี่ยความถูกต้องที่เพิ่มขึ้นเมื่อเลือกใช้สัดส่วนการแบ่งข้อมูลที่เหมาะสม

ในการทดสอบแบบจำลองเพื่อเก็บอัตราการถูกทดสอบเป็นหลายประเภท พบข้อมูลที่ทดสอบเป็นได้หลายประเภท 12.57% โดยข้อมูลที่ถูกทดสอบเป็นได้หลายประเภทนี้เป็นข้อมูลที่จำแนกได้ยาก แต่จะเห็นได้ว่ามีการทดสอบได้เป็นประเภทที่ถูกต้องร่วมด้วย เช่น ประเภท A1-บ้วนปาก มีข้อมูลที่ถูกทดสอบเป็นประเภท A1 ร่วมกับประเภทอื่นๆ 100.00% ส่วน A5-ดื่มน้ำ มีข้อมูลที่ถูกทดสอบเป็นประเภท A5 ร่วมกับประเภทอื่นน้อยที่สุด เพียง 49.68% ข้อมูลในประเภทนี้จึงต้องการวิธีการเลือกผลลัพธ์การจำแนกที่มีประสิทธิภาพเพื่อทำให้ความถูกต้องของการจำแนกมีความถูกต้องเพิ่มขึ้น และจากการทดลองการจัดลำดับหนึ่งกับทั้งหมดพบว่าประเภทการจำแนกต่างๆ จะถูกจัดเป็นลำดับที่ไม่แตกต่างกันมากนักในการทดลองแต่ละครั้ง ทำให้เห็นว่าลำดับหนึ่งกับทั้งหมดที่ได้มีแนวโน้มของการถูกจัดลำดับเป็นไปในทิศทางเดียวกันและมีลักษณะที่เฉพาะสำหรับใช้ในการจำแนกกิจกรรมของมนุษย์ได้

เมื่อนำลำดับหนึ่งกับทั้งหมดมาใช้ในการจำแนกข้อมูลดังแสดงในตารางที่ 5 มีข้อมูลที่ถูกทดสอบแล้วเป็นได้ประเภทเดียว 92.28% เพิ่มขึ้นจากขั้นตอนการทดสอบการจำแนกข้อมูลซึ่งมีข้อมูลมีข้อมูลที่ถูกทดสอบแล้วเป็นได้ประเภทเดียวเพียง 75.67% เนื่องจากในขั้นตอนการทดสอบการจำแนกข้อมูลใช้ข้อมูลสร้างแบบจำลองเพียง 20% ของข้อมูลฝึกสอนทั้งหมด ส่วนการจำแนกข้อมูลจริงจะใช้ข้อมูลฝึกสอนทั้งหมดในการสร้างแบบจำลอง ทำให้แบบจำลองที่ได้มีความแม่นยำและสามารถทดสอบข้อมูลได้เป็นประเภทเดียวเพิ่มขึ้นตามไปด้วย ส่วนข้อมูลที่ถูกทดสอบแล้วเป็นได้หลายประเภท และข้อมูลที่ถูกทดสอบแล้วไม่เป็นประเภทใดแม้จะมีจำนวนลดลงแต่ยังมีสัดส่วนใกล้เคียงกันเช่นเดิม เมื่อวิเคราะห์ประสิทธิภาพการจำแนกสำหรับข้อมูลที่ทดสอบเป็นได้ประเภทเดียวนั้นมีค่าเฉลี่ยความถูกต้อง 97.49% ซึ่งข้อมูลในส่วนนี้ไม่มีความกำกวมในการจำแนกทำให้มีความถูกต้องสูง แตกต่างจากข้อมูลที่ทดสอบเป็นได้หลายประเภทซึ่งมีค่าเฉลี่ยความถูกต้องโดยใช้วิธีหนึ่งกับทั้งหมด 60.36% และข้อมูลที่ทดสอบแล้วไม่สามารถจัดเป็นประเภทใดได้ ซึ่งมีค่าเฉลี่ยความถูกต้อง 50.37% เท่านั้น

เมื่อนำวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดมาใช้กับข้อมูลที่ทดสอบเป็นได้หลายประเภทจะมีค่าเฉลี่ยความถูกต้องเพิ่มขึ้นเป็น 85.46% โดยเพิ่มขึ้นจากวิธีหนึ่งกับทั้งหมด 25.10% แต่เนื่องจากข้อมูลในส่วนที่ถูกทดสอบแล้วเป็นได้หลายประเภทนี้มีเพียง 4.29% ทำให้วิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดมีค่าเฉลี่ยความถูกต้องโดยรวม 95.36% เพิ่มขึ้นจากวิธีหนึ่งกับทั้งหมด 1.08% ส่วนวิธีหนึ่งกับหนึ่งนั้นมีการสร้างแบบจำลองด้วยวิธีที่แตกต่างกัน โดยให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องโดยรวม 93.69% ซึ่งน้อยกว่าทั้งวิธีหนึ่งกับทั้งหมด และวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมด

ในการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยเวลาที่ใช้ในการจำแนกข้อมูลพบว่าวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดใช้เวลาเฉลี่ยในการจำแนกข้อมูลน้อยที่สุด เนื่องจากวิธีหนึ่งกับทั้งหมด และวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดใช้แบบจำลองตามจำนวนประเภทที่ต้องการจำแนก หากมีจำนวนประเภทการจำแนก m ประเภท ทั้งสองวิธีจะสร้างแบบจำลองจำนวน m แบบจำลอง แต่วิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดมีจำนวนครั้งในการทดสอบข้อมูลกับแบบจำลองโดยเฉลี่ยน้อยกว่าวิธีหนึ่งกับทั้งหมด โดยเมื่อพบประเภทการจำแนกที่ข้อมูลถูกทดสอบแล้วจัดเป็นประเภทใดประเภทหนึ่งได้เป็นครั้งแรกจะใช้ประเภทการจำแนกนั้นเป็นคำตอบทันที ในขณะที่วิธีหนึ่งกับทั้งหมดต้องทดสอบกับแบบจำลองให้ครบทุกแบบจำลองก่อนจึงตัดสินใจเลือกคำตอบตามระยะทางที่มากที่สุด ส่วนวิธีหนึ่งกับหนึ่งมีการสร้างแบบจำลองจำนวน $m(m-1)/2$ แบบจำลอง และทดสอบข้อมูลกับแบบจำลองทั้งหมด ทำให้ในการใช้งานจริงวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมด

สามารถจำแนกข้อมูลได้เร็วกว่าทั้งวิธีหนึ่งกับทั้งหมด และวิธีหนึ่งกับหนึ่ง

5. สรุปผล

งานวิจัยนี้นำเสนอวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดสำหรับการทำซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายประเภทเพื่อใช้ในการจำแนกกิจกรรมของมนุษย์ โดยทำการสร้างแบบจำลองการจำแนกตามวิธีหนึ่งกับทั้งหมดด้วยข้อมูลฝึกสอนเพียงบางส่วน และทดสอบแบบจำลองด้วยข้อมูลส่วนที่เหลือ เพื่อเก็บอัตราการถูกทดสอบเป็นหลายประเภทของแต่ละประเภทการจำแนก ซึ่งจะถูกใช้ในการสร้างลำดับหนึ่งกับทั้งหมด ในการจำแนกข้อมูลจะทดสอบข้อมูลกับแบบจำลองต่างๆ ตามลำดับหนึ่งกับทั้งหมดที่เกิดขึ้น โดยประเภทการจำแนกของแบบจำลองที่ทดสอบข้อมูลได้เป็นครั้งแรกจะเป็นผลลัพธ์ของการจำแนกประเภท

จากผลการทดลองพบว่าแม้วิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมด และวิธีหนึ่งกับทั้งหมด จะใช้แบบจำลองการจำแนกแบบเดียวกัน แต่การใช้วิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดในการจัดลำดับการทดสอบข้อมูลกับแบบจำลองและปรับเปลี่ยนวิธีการเลือกผลลัพธ์การจำแนกจะสามารถเพิ่มประสิทธิภาพวิธีหนึ่งกับทั้งหมดในส่วนของข้อมูลที่ถูกทดสอบแล้วเป็นได้หลายประเภทได้ โดยวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้องของการจำแนกสูงกว่าทั้งวิธีหนึ่งกับทั้งหมดและวิธีหนึ่งกับหนึ่งโดยให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้อง 95.36% โดยมีค่าเฉลี่ยความถูกต้องสูงกว่าวิธีหนึ่งกับทั้งหมด 1.08% หากวิเคราะห์เฉพาะข้อมูลที่เกิดการทดสอบแล้วเป็นได้หลายประเภทซึ่งเป็นส่วนที่มีความผิดพลาดของการจำแนกสูง วิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดให้ค่าเฉลี่ยความถูกต้อง 85.46% เพิ่มขึ้นจากวิธีหนึ่งกับทั้งหมด 25.10% นอกจากนี้วิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดใช้เวลาในการจำแนกข้อมูลน้อยกว่าทั้งวิธีหนึ่งกับทั้งหมดและวิธีหนึ่งกับหนึ่ง โดยเร็วกว่าวิธีหนึ่งกับทั้งหมด 1.79 เท่า และเร็วกว่าวิธีหนึ่งกับหนึ่ง 6.84 เท่า

ในการจัดทำข้อมูลเพื่อนำวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดไปใช้งานนั้นผู้จัดทำสามารถนำเซนเซอร์วัดระยะลึก เช่น กล้องไมโครซอฟต์คิเนกซ์ บันทึกตำแหน่งโครงร่าง ในการทำกิจกรรมต่างๆ ของกลุ่มตัวอย่าง ตามกิจกรรมที่ต้องการจำแนกประเภท โดยบันทึกข้อมูลตั้งแต่เริ่มทำกิจกรรมจนทำกิจกรรมเสร็จ และใช้ตำแหน่งโครงร่างจำนวน 15 ตำแหน่ง ดังแสดงใน 2.2.1 ของแต่ละเฟรมเป็นข้อมูลตัวอย่าง เพื่อนำมาสร้างลำดับหนึ่งกับทั้งหมด และใช้สร้างแบบจำลองการจำแนกต่อไป โดยการเก็บข้อมูลตัวอย่างนั้น เนื่องจากการทำท่าทางของแต่ละคนมีความแตกต่างกันไปในแต่ละครั้ง รวมถึงลักษณะรูปร่างที่แตกต่างกันมีผลต่อท่าทางที่แสดง จึงควรใช้กลุ่มตัวอย่างที่มีความแตกต่างกันทางกายภาพ เช่น เพศ วัย ความสูง เป็นต้น และควรบันทึกการทำกิจกรรมต่างๆ ซ้ำหลายครั้ง เพื่อให้เกิดความหลากหลายของข้อมูลเพิ่มขึ้น

อย่างไรก็ตามวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดยังไม่ได้ปรับปรุงประสิทธิภาพการจำแนกข้อมูลส่วนที่ไม่สามารถทดสอบเป็นประเภทใดได้ ซึ่งข้อมูลส่วนนี้มีความผิดพลาดสูงเช่นเดียวกัน โดยมีเปอร์เซนต์ความถูกต้องเพียง 50.37% หากสามารถปรับปรุงวิธีการจำแนกให้กับข้อมูลส่วนนี้ได้ และนำมาใช้ร่วมกับวิธีลำดับหนึ่งกับทั้งหมดจะช่วยให้การจำแนกด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบหลายประเภทมีประสิทธิภาพโดยรวมเพิ่มขึ้นตามไปด้วย

6. เอกสารอ้างอิง

1. 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.

2. 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.

3. 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.

4. Ranasinghe, S., Machot, F.A. and Mayr, H.C., 2016, “A Review on Applications of Activity Recognition Systems with Regard to Performance and Evaluation,” *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 12 (8), pp. 1-22.

5. Ann, O.C. and Theng, L.B., 2014, “Human

Activity Recognition: A Review," *2014 IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering*, Batu Ferringhi, Malaysia. pp. 389-393.

6. 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.

7. Alexiadis, D.S., Kelly, P., Daras, P., O'Connor, N.E., Boubekeur, 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.

8. 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.

9. 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.

10. 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.

11. 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.

12. 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.

13. 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.

14. 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.

15. Cortes, C. and Vapnik, V., 1995, "Support-vector Networks," *Machine Learning*, 20 (3), pp. 273-297.

16. 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.

17. Jetpipattanapong, D., 2018, "Feature Selection for Human Activity Classification from Skeleton Data using Two-Level Selection Technique," *KMUTT Research and Development Journal*, 41 (4), pp. 401-420. (In Thai)

18. Taha, A., Zayed, H.H., Khalifa, M.E. and El-Horbaty, E.M., 2015, "Skeleton-based Human Activity Recognition for Video Surveillance," *International Journal of Scientific and Engineering Research*, 6 (1), pp. 993-1003.

19. Baum, L.E., Petrie, T., Soules, G. and Weiss, N., 1970, "A Maximization Technique Occurring in the Statistical Analysis of Probabilistic Functions of Markov Chains," *The Annals of Mathematical Statistics*, 41 (1), pp. 164-171.

20. Romero, E. and Toppo D., 2007, "Comparing Support Vector Machines and Feedforward Neural Networks With Similar Hidden-Layer Weights," *IEEE Transactions on Neural Networks*, 18 (3), pp. 959-963.

21. Korba, K.A. and Arbaoui F., 2018, "SVM Multi-Classification of Induction Machine's Bearings Defects using Vibratory Analysis based on Empirical Mode Decomposition," *International Journal of Applied Engineering Research*, 13 (9), pp. 6579-6586.

22. Vapnip, V.N., 1999, "An Overview of Statistical Learning Theory," *IEEE Transactions on Neural Networks*, 10 (5), pp. 988-999.

23. Hastie, T. and Tibshirani, R., 1998, "Classification by Pairwise Coupling," *Annals of Statistics*, 26 (2), pp. 451-471.

24. Kantavat, P., Kijsirikul, B., Songsiri, P., Fukui, K. and Numao, M., 2018, "Efficient Decision Trees for Multi–Class Support Vector Machines Using Entropy and Generalization Error Estimation," *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 28 (4), pp. 705–717.

25. Hsu, C. and Lin, C., 2002, "A Comparison of Methods for Multiclass Support Vector Machines," *IEEE Transactions on Neural Networks*, 13 (2), pp. 415-425.

26. Haykin, S., 1998, Neural Networks: A Comprehensive Foundation, 2nd ed., Prentice-Hall, New Jersey, pp. 318-350.

27. Friedman, J., 1996, "Another Approach to Polychotomous Classification," Technical Report, Department of Statistics, Stanford University.