วารสารวิศวกรรมศาสตร์และนวัตกรรม
Journal of Engineering and Innovation

บทความวิจัย

การใช้ระบบตรวจจับท่าทางเพื่อพัฒนาการเต้นเลียนแบบศิลปินเพลงป๊อปเกาหลี

Human pose recognition for improving K-Pop cover dance

ฤตินันท์ หาญประสพวัฒน์ อนุวัติ มาลินี รักชนก ทองคำปั้น จักษวัชร์ บุนารักษ์ วรัทยา โรจน์รัชนีกร
ฐิติรัตน์ ศิริบวรรัตนกุล*

คณะสถิติประยุกต์ สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์ เขตบางกะปิ กรุงเทพมหานคร 10240

Ruetinan Hanprasopwat Anuwat Malinee Rakchanok Thongkumpan Jaksawat Boonarak,
Varattaya Rojanarachneekorn Thitirat Siriborvornratanakul*

Graduate School of Applied Statistics, National Institute of Development Administration, Bangkapi, Bangkok 10240

* Corresponding author.

E-mail: thitirat@as.nida.ac.th; Telephone: 0 2727 3067

วันที่รับบทความ 20 กรกฎาคม 2565; วันที่แก้ไขบทความ ครั้งที่ 1 17 พฤศจิกายน 2565; วันที่แก้ไขบทความ ครั้งที่ 2 6 ธันวาคม 2565
วันที่แก้ไขบทความ ครั้งที่ 3 6 พฤศจิกายน 2566; วันที่ตอบรับบทความ 16 มกราคม 2567

บทคัดย่อ

ภายใต้สถานการณ์การระบาดของโรคไวรัสโควิด 19 กิจกรรมทางสังคมต่าง ๆ ได้รับผลกระทบมากมาย ซึ่งรวมถึงการเรียนการเต้นเลียนแบบศิลปินเพลงป๊อปเกาหลีด้วย ส่งผลให้คลาสการเต้นเลียนแบบศิลปินเพลงป๊อปเกาหลีย้ายไปใช้แพลตฟอร์มออนไลน์ ทำให้ประสิทธิผลลดลงสำหรับผู้เรียน ท้ายที่สุดปัญหานี้ทำให้การประสานของการเต้นระหว่างร่างกายและเสียงดนตรีที่แน่นอนในการเต้นเลียนแบบศิลปินเพลงป๊อปเกาหลีกลายเป็นแนวทางที่ลำบากขึ้น การเรียนการเต้นออนไลน์เพิ่มความยากลำบากเนื่องจากผู้ฝึกไม่สามารถให้คำแนะนำที่แม่นยำได้อย่างเหมาะสม งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ที่จะแก้ไขปัญหานี้โดยการใช้เทคโนโลยีการประมาณท่าทางของมนุษย์และพัฒนาระบบเพื่อเสริมสร้างกระบวนการการเรียนการเต้นเลียนแบบศิลปินเพลงป๊อปเกาหลีออนไลน์ ระบบนี้จะตรวจจับและวิเคราะห์ความเหมือนกันระหว่างการเคลื่อนไหวของฝึกเต้นกับนักเต้นต้นฉบับ นอกจากนี้ยังให้คำแนะนำในการปรับปรุงและให้คะแนนสะสมสำหรับทั้งเพลง ผลการทดลองโดยใช้เทคนิควัดความ เปลี่ยนแปลงของมุมได้แสดงให้เห็นถึงความเหมือนสะสมที่สูงถึง 99.5 ถึง 100.0 เปอร์เซ็นต์ ตลอดระยะเวลาวิดีโอ (1.16 นาที ประมวลผลโดยคอมพิวเตอร์) ด้วยสถานการณ์ที่แตกต่างกัน เช่น วิดีโอของนักเต้นต้นฉบับและนักเต้นคัฟเวอร์ที่เต้นเพลงเดียวกัน หรือ วิดีโอของนักเต้นต้นฉบับและนักเต้นคัฟเวอร์ที่เต้นโดยบุคคลที่ต่างกัน ทั้งสองกรณียังคงรักษารูปแบบการเต้นที่มีความเหมือนกันอย่างมีนัยสำคัญ และคะแนนการเต้นเริ่มต้นที่ 22 เปอร์เซ็นต์ และมีแนวโน้มที่เพิ่มขึ้นไปถึง 74.4 เปอร์เซ็นต์ ตั้งแต่เริ่มจนถึงสิ้นสุด ซึ่งชัดเจนว่าระบบมีประสิทธิภาพในการสนับสนุนการเรียนการเต้นเลียนแบบศิลปินเพลงป๊อปเกาหลีออนไลน์

คำสำคัญ

การตรวจจับท่าทางมนุษย์ วิเคราะห์การเต้น การเต้นตามต้นแบบของ K-POP

Abstract

Amidst the COVID-19 pandemic, restrictions affected various social activities, including K-pop cover dance learning. Consequently, K-pop cover dance classes shifted to online platforms, causing diminished effectiveness for learners. This challenge is exacerbated by the need for precise synchronization of body movements with specific music in K-pop cover dances. Online classes introduce additional obstacles as trainers struggle to provide accurate guidance. This study addresses this issue by leveraging human pose estimation and developing a system for enhancing online K-pop cover dance learning. The system detects and analyzes similarities between the movements of original and cover dancers,

offering improvement suggestions and providing a cumulative score for the entire song. The exploration of dance with angular variations reveals consistently high similarity scores (ranging from 99.5 to 100.0 percent) throughout the video duration (1.16 minutes, processed by the computer). Despite scenarios involving videos of the original and cover dancers performing the same dance, or videos of the original dancer and a cover dancer with different individuals dancing to the same song, both scenarios maintain a significantly similar dance pattern. The dance scores consistently start at 22 percent, exhibiting an increasing trend up to 74.4 percent from the beginning to the end, demonstrating the system's effectiveness in supporting online K-pop cover dance learning.

Keywords

human pose detection; dance analysis; dancing according to K-POP patterns

1. คำนำ

เพลงป๊อปเกาหลี (Korean-pop Music) หรือเพลงเคป๊อป (K-pop) เป็นเพลงที่มีกระแสโด่งดังอย่างต่อเนื่องในปัจจุบัน และมีแนวโน้มที่ฐานแฟนคลับ (Fanclub) และผู้คนหันมาสนใจเพลงแนวเคป๊อปจากทั่วทุกมุมโลกเพิ่มมากขึ้นจนเรียกได้ว่าเป็นปรากฏการณ์เคป๊อป [1,2] ส่งผลให้กิจกรรมอย่างคัฟเวอร์แดนซ์ (Cover Dance) หรือก็คือการเต้นเลียนแบบศิลปินที่มีชื่อเสียงด้วยท่าทาง ลีลาและการแต่งกายให้คล้ายกับศิลปินต้นแบบมากที่สุดกลายเป็นกิจกรรมที่ได้รับความนิยมไปด้วย จากที่เคยเป็นกิจกรรมที่นิยมแค่ในหมู่แฟนคลับเคป๊อปเท่านั้น จึงไม่แปลกที่จะมีผู้สนใจเรียนคัฟเวอร์แดนซ์เคป๊อปมากขึ้น และทำให้เกิดการฝึกฝน เพื่อนำทักษะการเต้นไปใช้ในการประกวด หรือการออดิชันเพื่อสมัครเข้าเป็นศิลปินตามค่ายเพลงต่าง ๆ

ในขณะเดียวกันการใช้เทคนิค Deep Learning เข้ามาช่วยในด้านต่าง ๆ ก็ได้รับความนิยมอย่างมากในปัจจุบัน อาทิ งานวิจัย [19] งานวิจัย [20] งานวิจัย [21] และงานวิจัย [22] แต่ด้วยสถานการณ์การระบาดของโรคไวรัส COVID-19 ตั้งแต่เดือนมีนาคม 2563 ทำให้กิจกรรมกลุ่มมากมายไม่สามารถดำเนินการได้ตามปกติ การเรียนเต้นและการเข้าถึงผู้ฝึกสอนเองก็ได้รับผลกระทบเช่นเดียวกับกิจกรรมอื่น ๆ ทำให้ผู้เรียนจะต้องเรียนจากทางบ้าน หรือฝึกหัดด้วยตนเอง ประกอบกับท่าเต้นในเพลงเคป๊อปมักมีการออกแบบพิเศษมีการเคลื่อนไหวร่างกายที่สัมพันธ์กันในจังหวะและแนวเพลงของแต่ละเพลง ซึ่งการที่จะเต้นคัฟเวอร์แดนซ์ได้สำเร็จนั้นจะต้องอาศัยทั้งทักษะ ไหวพริบ และมีเวลาที่มากพอ เพื่อให้ท่าที่ได้มีความสมบูรณ์และเหมือนกับต้นฉบับมากที่สุด จึงเป็นการดีไม่น้อยหากมีตัวช่วยให้ผู้เต้นสามารถรู้ข้อผิดพลาดในท่าต่าง ๆ ที่เต้นได้เอง จะช่วยให้ผู้เต้นสามารถฝึกซ้อมในท่าที่ไม่สมบูรณ์ได้อย่างตรงจุด

กลุ่มผู้วิจัยมุ่งหวังที่จะสร้างแอปพลิเคชันต้นแบบบนมือถือสำหรับตรวจจับและวิเคราะห์ความเหมือนสะสม (Cumulative similarity) ของท่าเต้นซึ่งคำนวณมาจากค่าความเหมือนในแต่ละภาพของนักเต้นต้นฉบับเมื่อเปรียบเทียบกับนักเต้นคัฟเวอร์ โดยคะแนนที่ได้ในแต่ละภาพจะถูกนำมาบวกสะสมกันจนได้ค่าผลลัพธ์ความเหมือนสะสมรวมตลอดทั้งเพลง นอกจากนี้แอปพลิเคชันต้นแบบดังกล่าวยังมีการแนะนำช่วงและตำแหน่งของท่าเต้นที่ควรมีการแก้ไข โดยอาศัยเทคนิคตรวจจับท่าทางของมนุษย์ที่มีอยู่ปัจจุบันซึ่งเป็นเครื่องมือ (Tool) ที่มีการนำสถาปัตยกรรมทางโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) มาใช้ในการวิเคราะห์ทำให้สามารถตรวจจับท่าทางของมนุษย์ได้อย่างรวดเร็วและมีความถูกต้องแม่นยำสูง โดยไม่จำเป็นต้องใช้อุปกรณ์ราคาแพงเพิ่มเติม ในส่วนของแอปพลิเคชันผลลัพธ์ที่ได้นั้น แม้ว่าตัวแอปพลิเคชันจะถูกสร้างและทดสอบมาในบริบทของท่าเต้นเคป๊อปคัฟเวอร์แดนซ์เป็นหลัก แต่แนวคิดและวิธีการที่นำเสนอก็สามารถถูกนำไปประยุกต์ใช้กับท่าเต้นสไตล์อื่น ๆ ได้เช่นกัน หากแต่ผู้ทำการวิจัยจะต้องระมัดระวังในความแตกต่างระหว่างท่าเต้นเคป๊อปคัฟเวอร์แดนซ์กับท่าเต้นสไตล์อื่น ๆ ด้วย เช่น ความเร็วในการเต้น จำนวนคนที่เต้น ฯลฯ

2. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

จากการศึกษาเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกลุ่มผู้วิจัยพบว่าในการทำแอปพลิเคชันระบบตรวจจับและวิเคราะห์ท่าเต้นเพื่อพัฒนาการเต้นคัฟเวอร์นั้น ภายในแอปพลิเคชันจะ

ประกอบไปด้วยการทำงาน 2 ส่วนหลัก คือ ส่วนการตรวจจับท่าทางของมนุษย์ (Human Pose Estimation: HPE) และส่วนการคำนวณคะแนนความเหมือน (Similarity Score) ระหว่างผู้เต้นต้นฉบับและผู้เต้นคัฟเวอร์

2.1 การตรวจจับท่าทางของมนุษย์ (Human pose estimation: HPE)

จากการศึกษาพบว่า การตรวจจับท่าทางของมนุษย์ (Human Pose Estimation : HPE) หมายถึงการประมาณท่าทางสำหรับจับตำแหน่งส่วนต่างๆ ที่อยู่บนร่างกายของมนุษย์ เช่น ส่วนบน ส่วนล่าง ข้อต่อ ข้อมือ ลำคอ หรือ จุดต่าง ๆ บนใบหน้า ฯลฯ ที่สามารถช่วยให้คอมพิวเตอร์วิเคราะห์ท่าทางและรูปแบบการเคลื่อนไหวของมนุษย์ได้ ซึ่งในปัจจุบันมีอยู่หลากหลายเทคนิค [3] และถูกนำไปประยุกต์ใช้ในด้านต่าง ๆ เช่น การพัฒนาทักษะของนักกีฬา [4,5] การพัฒนาการเต้น [6,7,8] การฟื้นฟูร่างกายหรือฝึกกายภาพของผู้ป่วย เป็นต้น

การตรวจจับท่าทางของมนุษย์ สามารถทำได้หลากหลายวิธีการ [9] โดยวิธีการที่เป็นที่นิยมที่สุดคือการใช้เทคนิค Deep Learning เข้ามาใช้ ด้วยเทคนิค Deep Learning นั้นสามารถเรียนรู้ฟีเจอร์ (Features) ต่าง ๆ บนร่างกายมนุษย์ได้ดีกว่าวิธีการแบบเดิมอย่าง Machine Leaning ส่งผลให้การตรวจจับท่าทางของร่างกายมนุษย์นั้นถูกต้องแม่นยำมากยิ่งขึ้น และแก้ปัญหาอย่างการตรวจจับข้อต่อของมนุษย์ที่หายไปหรือถูกซ่อนจากมุมกล้อง หรือการคัดเลือกฟีเจอร์ที่เกี่ยวข้องให้ Machine Learning เรียนรู้

OpenPose [10] เป็นเทคนิคการตรวจจับท่าทางของมนุษย์ด้วย Deep Learning ที่มักถูกกล่าวถึง เนื่องด้วย OpenPose เป็น Opensource แรกที่สามารถตรวจจับท่าทางของกลุ่มคนจำนวนมากได้ (Multi-person) แบบ Real Time โดยใช้ Convolution Neural Network (CNN) ที่ได้ผลลัพธ์ที่มีความแม่นยำสูง นอกจาก OpenPose แล้ว LitePose ที่ Yihan Wang และคณะ [11] เสนอก็เป็นอีกหนึ่งเทคนิคที่น่าสนใจ ซึ่งสามารถตรวจจับท่าทางของมนุษย์เป็นกลุ่มแบบ Real Time ได้เฉกเช่นเดียวกับ OpenPose โดยที่มาของ LitePose นั้น เกิดจากการนำเทคนิค High-Resolution Net (HRNet) [12] มาปรับปรุงเพื่อลดระยะเวลาการประมวลผลลงโดยยังคงความสามารถในการประมวลผลภาพที่มีความละเอียดสูง (High Resolution) เอาไว้ และผลลัพธ์ที่ได้จาก LitePose ก็เป็นที่น่าพอใจด้วย LitePose มีความสามารถในการตรวจจับ Key Points บนชุดข้อมูล COCO ซึ่งเป็นชุดข้อมูลพื้นฐานในการทดสอบการตรวจจับท่าทางมนุษย์ได้ดีกว่าเทคนิคอื่น ๆ ที่มีอยู่

ต่อมา Valentin Bazarevsky และคณะ [13] ได้นำเสนอ BlazePose ที่ออกแบบมาให้เหมาะกับการประมวลผลบนอุปกรณ์พกพา โดยสถาปัตยกรรมเบื้องหลังใช้เทคนิค Convolution Neural Network แบบ Lightweight ซึ่งตรวจจับ Key Points ที่สำคัญทั้ง 33 Key Points บนร่างกาย ต่างจาก OpenPose ที่จะตรวจจับถึง 135 Key Points ทำให้ BlazePose สามารถประมวลผลได้รวดเร็วกว่า และเมื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำงานระหว่าง BlazePose และ OpenPose บนชุดข้อมูลพื้นฐาน Yoga แล้ว พบว่า BlazePose ให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่า [14]

2.2 การวัดความเหมือนของท่าทางมนุษย์ (Human pose similarity)

เมื่อได้จุด (Key Points) จากการตรวจจับท่าทางของมนุษย์แล้ว ขั้นตอนต่อมาในการทำแอปพลิเคชันระบบตรวจจับและวิเคราะห์ท่าเต้นเพื่อพัฒนาการเต้นคัฟเวอร์คือการวัดความเหมือนของท่าทางมนุษย์ และกลุ่มผู้วิจัยพบว่ามีปัจจัยหลายอย่างที่สามารถส่งผลกระทบต่อความแม่นยำในการเปรียบเทียบความเหมือนของท่าเต้นระหว่างคน 2 คน โดยเฉพาะการวัดความเหมือนด้วยวิธีการเทียบพิกัด (Coordinate) ของ Key Points ระหว่างผู้เต้น 2 คนซึ่งถือเป็นวิธีดั้งเดิมในการวัดความเหมือนของท่า มักจะปัญหาหลัก 3 ปัญหาด้วยกัน [5,7,8] คือ (1) ขนาดตัวและส่วนสูงของผู้เต้นที่มีความต่างกัน ทำให้พิกัด Key Points ที่วัดได้อยู่ในตำแหน่งที่ต่างกัน แม้ผู้เต้น 2 คนจะกำลังเต้นท่าเดียวกัน (2) มุมกล้องที่ต่างกันระหว่างวิดีโอของผู้เต้น 2 คนเองก็สามารถทำให้การวัดค่าคลาดเคลื่อนได้เช่นกัน และ (3) ระยะของผู้เต้นจากตัวกล้อง ดังนั้น ก่อนจะทำการวัดความเหมือนของท่าเต้นหรือท่าทางของมนุษย์ จึงต้องมีการปรับปรุงโครงสร้างข้อมูล (Normalization) ของพิกัด Key Points ก่อนมาทำการคำนวณความเหมือน ซึ่งวิธีการ Normalization สามารถทำได้ทั้งแบบ Global และ Local Normalization [15,16]

การวัดความเหมือนจากตำแหน่งพิกัดของจุด (Key Points) มีข้อจำกัดค่อนข้างมากดังที่กล่าวไป ทำให้งานวิจัยหลายงานเปลี่ยนไปใช้วิธีการวัดความเหมือนของท่าเต้นโดยการเทียบจากองศาของจุดข้อต่อต่าง ๆ บนร่างกายแทน โดยการหา Cosine Similarity ของท่าเต้น [5,8,17] ทำให้ลดปัญหาเรื่องสัดส่วนของร่างกายระหว่างผู้เต้น และระยะใกล้ / ไกลระหว่างผู้เต้นกับกล้องไปได้

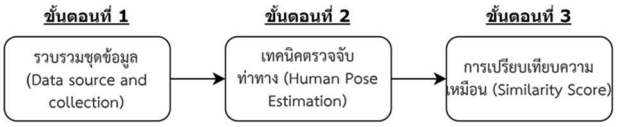
Choi และคณะ [7] ยังได้กล่าวถึงปัญหาอื่น ๆ ที่พบในการวัดความเหมือนของท่าเต้น เช่น ปัญหาจุด Key Points ที่หายไปจากมุมกล้องทำให้การวัดความเหมือนมีความแม่นยำน้อยลง พร้อมทั้งเสนอวิธีในการประมาณพิกัดจุดที่หายไปกลับมา ปัญหาจุดบนร่างกายที่ยังมีปัญหาในการวัดผล (Overfitting) และได้เสนอวิธีแก้ด้วยการประมาณจุดส่วนกลางลำตัว (Core) ของผู้เต้นเพิ่ม ทำให้ช่วยวัดองศาหรือมุมของตัวผู้เต้นได้และทำให้สามารถวัดความเหมือนของท่าเต้นที่ต้องมีการหมุนตัวได้ดียิ่งขึ้น ส่งผลให้ระบบที่เจ้าของงานวิจัยออกแบบไว้สามารถช่วยแนะนำแนวทางการฝึกฝนท่าเต้นของผู้เรียนได้ตรงจุดมากขึ้น

3. ระเบียบวิจัย

ในส่วนกระบวนการวิจัยของการวิจัยนี้นั้น การวิจัยนี้ทำการทบทวนวรรณกรรมเพื่อทำความเข้าใจเรื่องท่าทางของมนุษย์ในภาพและปัญหาที่เกี่ยวข้องกับการตรวจจับท่าทางดังกล่าว โดยพบว่าปัญหานี้เป็นหนึ่งในความสนใจทางวิชาการที่สำคัญ โดยมีแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ที่มีความโดดเด่นเช่น BlazePose ซึ่งถูกพัฒนาขึ้นจากข้อมูลฝึกสอนที่หลากหลายและจำนวนมาก นอกจากนี้ยังไม่พบงานวิจัยในอดีตที่ได้ทำการศึกษา BlazePose ในบริบทของการตรวจจับความถูกต้องของเคป๊อปคัฟเวอร์แดนซ์ การนำเทคนิคปัญญาประดิษฐ์มาประยุกต์ใช้ในงานวิจัยนี้ไม่ได้มีวัตถุประสงค์ในการพัฒนาแบบจำลองใหม่ แต่เน้นการศึกษาและทดสอบความเป็นไปได้ของการนำ BlazePose มาใช้ในบริบทของความถูกต้องของเคป๊อปคัฟเวอร์แดนซ์ นอกจากนี้ยังมีการทดลองวัดความเหมือนของท่าเต้นด้วยวิธีวัดอัตราการเปลี่ยนแปลงของท่าทาง และเปรียบเทียบผลลัพธ์กับวิธี Joint Angle Difference ที่เป็นวิธีเดิม ทำให้งานวิจัยนี้มีความสมบูรณ์และเป็นที่น่าสนใจทางวิชาการในด้านการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์มาใช้ในงานด้านการตรวจจับท่าทางมนุษย์ในบริบทของความถูกต้องของเคป๊อปคัฟเวอร์แดนซ์ จากการทบทวนวรรณกรรมในอดีตพบว่าปัญหาของการตรวจจับท่าทางของมนุษย์ในภาพนั้น เป็นหนึ่งในปัญหาที่ได้รับความสนใจเป็นอย่างมากจึงทำให้มีแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์สำหรับการดังกล่าวถูกฝึกสอนไว้พร้อมใช้แล้วหลายตัว โดยปัญญาประดิษฐ์ชื่อ BlazePose ซึ่งกลุ่มผู้วิจัยเลือกใช้ในงานวิจัยนี้ ถือเป็นหนึ่งในปัญญาประดิษฐ์ประเภทการเรียนรู้เชิงลึกพร้อมใช้ที่โดดเด่นในงานการตรวจจับท่าทางมนุษย์ เนื่องจาก BlazePose ถูกพัฒนามาโดยบริษัทกูเกิลผ่านข้อมูลฝึกสอนที่เป็นรูปภาพคนในสถานการณ์ต่าง ๆ เป็นจำนวนมาก ทำให้ BlazePose สามารถตรวจจับจุดสำคัญของร่างกายมนุษย์ได้ด้วยความแม่นยำสูง อีกทั้งยังมีประสิทธิภาพความเร็วการประมวลผลที่ดีบนแพลตฟอร์มมือถือ

อย่างไรก็ตาม เป้าหมายของงานวิจัยนี้มิใช่การพัฒนาปัญญาประดิษฐ์ตัวใหม่สำหรับตรวจจับจุดสำคัญบนภาพร่างกายมนุษย์ หากแต่เป็นการหยิบยืมเอา BlazePose มาใช้ต่อยอดเพื่อศึกษาถึงความเป็นไปได้ของ BlazePose ภายใต้บริบทของการตรวจจับความถูกต้องของเคป๊อปคัฟเวอร์แดนซ์ ซึ่งจากการทบทวนวรรณกรรมกลุ่มผู้วิจัยยังไม่พบว่ามีงานวิจัยในอดีตที่ทำการศึกษาเจาะลึก BlazePose ในบริบทนี้ ทั้งนี้นอกจากการตรวจจับท่าเต้นของนักเต้นบนแพลตฟอร์มมือถือแล้ว กลุ่มผู้วิจัยยังจะทำการทดลองวัดความเหมือนของท่าเต้นด้วยวิธีวัดอัตราการเปลี่ยนแปลงของท่าทางจาก 2 จุด (Key Points) บนร่างกายด้วย Cosine Similarity เปรียบเทียบกับวิธี Joint Angle Difference ด้วย เพื่อให้สามารถเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแต่ละวิธีได้

หลังจากที่กลุ่มผู้วิจัยได้ทำการศึกษาความเป็นไปได้ในงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ผู้วิจัยวิจัยได้มีการรวบรวมแหล่งข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย และแบ่งขั้นตอนการวิจัยเป็น 3 ขั้นตอนตามแผนภาพในรูปที่ 1 และดังรายละเอียดในหัวข้อย่อยที่ 3.1 ถึง 3.3



รูปที่ 1 แผนภาพแสดงขั้นตอนการทำวิจัย

3.1 รวบรวมชุดข้อมูลที่ใช้

งานวิจัยนี้เป็นงานวิจัยเพื่อเปรียบเทียบและพัฒนาการเต้นคัฟเวอร์แดนซ์เพลงเคป็อป จากวัตถุประสงค์ดังกล่าวทางกลุ่มวิจัยจึงเลือกใช้ชุดข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย โดยค้นหาจากแหล่งต่าง ๆ อาทิเช่น UCF101, AIST Dance Video Database ฯลฯ ทางกลุ่มวิจัยพบว่าชุดข้อมูลที่เหมาะสมและทันสมัยกับงานของกลุ่ม คือ แหล่งข้อมูลวิดีโอของนักเต้นต้นฉบับและผู้เต้นคัฟเวอร์แดนซ์ จากเว็บไซต์ยูทูป (Youtube) และแพลตฟอร์มติ๊กต๊อก (Tiktok) โดยข้อมูลที่กลุ่มผู้วิจัยเลือกใช้นั้นจะมีลักษณะคือ

1) ในวิดีโอมีจำนวนผู้เต้นเพียง 1 ท่าน
2) วิดีโอสามารถมองเห็นภาพของผู้เต้นได้เต็มตัว ไม่มีหรือแทบไม่มีส่วนใดในร่างกายเกินจากเฟรมกล้อง
3) วิดีโอสามารถมองเห็นผู้เต้นได้อย่างชัดเจน ภาพไม่เบลอ ไม่มีแสงหรือเงาที่ทำให้มองเห็นท่าทางการเต้นได้ลำบาก
4) ผู้เต้นเต้นในตำแหน่งเดิมตลอดวิดีโอหรือมีการเคลื่อนที่จากจุดเดิมไม่มาก
5) การถ่ายวิดีโอแบบตั้งกล้องอยู่กับที่ (Fixed Camera) ไม่มีการซูมเข้าออกหรือเปลี่ยนองศาของกล้องขณะถ่าย
6) ระยะเวลาของวิดีโอมีความยาวไม่เกิน 2 นาที

ทั้งนี้กลุ่มผู้วิจัยได้แบ่งประเภทของข้อมูลออกเป็น 2 ประเภท คือ 1. ข้อมูลวิดีโอสำหรับนักเต้นต้นฉบับ เป็นจำนวน 3 วิดีโอ และ 2. ข้อมูลวิดีโอสำหรับผู้เต้นคัฟเวอร์เต้น เป็นจำนวน 15 วิดีโอ

3.2 การวิจัยเทคนิคการตรวจจับท่าทางของมนุษย์ เทคนิค Blaze Pose

เนื่องจาก BlazePose เป็นเทคนิคตรวจจับท่าทางของมนุษย์อีกเทคนิคหนึ่ง ซึ่งเป็นเทคนิคสำหรับการตรวจจับท่าทางแบบรายบุคคลและยังเป็นเทคนิคที่มีลักษณะโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันที่มีน้ำหนักเบา (Light Weight Convolution Neural Network) และมีการประมวลผลแบบระบบเรียลไทม์ (Realtime) ในงานวิจัยนี้ ทางกลุ่มจึงทดลองนำมาใช้กับการตรวจจับท่าทางการเต้น และกำหนดจุดบนร่างกายให้นักเต้น ทั้งสิ้น 33 Key Points

3.3 การเปรียบเทียบความเหมือนของท่าทางการเต้น

สำหรับการเปรียบเทียบความเหมือนของท่าเต้นนั้นจะมีปัญหาที่พบได้บ่อยอยู่ 3 ลักษณะ คือ 1. ลักษณะทางกายวิภาคหรือสัดส่วนขนาดของรูปร่างของนักเต้นต้นฉบับและผู้ฝึกเต้นคัฟเวอร์แดนซ์มีความแตกต่างกัน 2. ระยะการยืนห่างระหว่างกล้องวิดีโอของนักเต้นต้นฉบับและผู้ฝึกเต้นคัฟเวอร์แดนซ์ที่แตกต่างกันมีผลทำให้ตำแหน่งและขนาดของร่างกายของนักเต้นไม่สามารถนำมาเทียบกันได้ 3. ศูนย์กลางตำแหน่งการยืนของนักเต้นต้นฉบับและผู้ฝึกเต้นคัฟเวอร์ เช่น ยืนตรงกลางของวิดีโอ ยืนชิดซ้ายหรือชิดขวาของวิดีโอ เป็นต้น การยืนที่แตกต่างกันมีผลต่อการวัดความเปรียบเทียบของนักเต้น

ซึ่งการวัดผลลัพธ์ของคะแนนความเหมือนโดยไม่ได้แก้ปัญหาดังกล่าว ย่อมทำให้การเปรียบเทียบที่คำนวณได้นั้นไม่ถูกต้อง เนื่องจากอยู่บนชุดข้อมูลที่ไม่สามารถเปรียบเทียบกันได้ โดยมีที่มาจากการดึงพิกัดจุดที่ต่างกันระหว่าง 2 วิดีโอ ส่งผลให้การดึงพิกัดจุดบนตำแหน่งร่างกายของผู้เต้นไม่เท่ากัน

3.3.1 เทคนิคการเปรียบเทียบความเหมือนของท่าทางการเต้นด้วย Cosine

เทคนิคการเปรียบเทียบความเหมือนของท่าทางการเต้นด้วย Cosine Similarity เป็นการนำ Key Points Feature (พิกัด x,y) ของจุดต่าง ๆ บนร่างกายที่ได้จากการตรวจจับท่าทางของมนุษย์ (HPE) มาคำนวณแบบจุดต่อจุด และ frame ต่อ frame ตามสูตรการหา Cosine Similarity ดังสมการที่ 1

$$\text{similarity} = \cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\| A \| \| B \|} = \frac{\sum_{i=1}^{n} A_i B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} A_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{n} B_i^2}} \quad (1)$$

เมื่อ A คือ Key Point Feature ของจุดบนร่างกายของนักเต้นต้นฉบับ

B คือ Key Point Feature ของจุดบนร่างกายของผู้ฝึกเต้นคัฟเวอร์

n คือ จำนวน Key Point Feature

หลังจากได้ค่า Cosine Similarity มาแล้วจึงนำมาคำนวณคะแนนความเหมือนของท่าทางการเต้นหาค่าเฉลี่ยของค่า Cosine Similarity ตลอดความยาวคลิปวิดีโอการเต้น

3.3.2 เทคนิคการเปรียบเทียบความเหมือนของท่าทางการเต้นด้วย Cosine + L2 Normalization

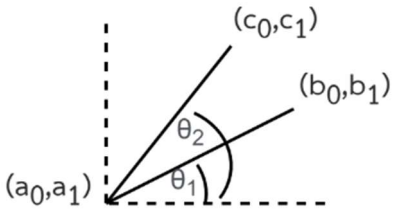
กลุ่มผู้วิจัยนำ Key Points Feature ที่ได้มาทำการ L2 Normalization เพื่อปรับให้เวกเตอร์อยู่ในระนาบเดียวกัน ซึ่งจะช่วยปรับขนาดและแก้ไขปัญหาสำหรับกรณีนักเต้นต้นฉบับและผู้ฝึกเต้นคัฟเวอร์แดนซ์มีตำแหน่งการยืนที่ใกล้และไกลจากระยะตั้งกล้องวิดีโอที่แตกต่างกัน จากนั้นจึงทำการคำนวณคะแนนความเหมือนของท่าเต้นด้วยการหา Cosine Similarity เหมือนดังเทคนิคในข้อ 3.3.1

3.3.3 เทคนิคการเปรียบเทียบความเหมือนของท่าทางการเต้นด้วยการวัดความแตกต่างขององศา (Angle Difference)

สำหรับเทคนิควัดความแตกต่างขององศา เป็นการคำนวณวัดองศาจากร่างกายนักเต้นโดยตรง และช่วยแก้ปัญหาที่เกิดขึ้นของการเปรียบเทียบได้ ทั้งนี้ หลังจากที่มีการตรวจจับท่าทางบนร่างกายนักเต้น เราเลือกจุดที่เกี่ยวข้องกับการเคลื่อนไหวในการเต้นทั้งหมด 9 จุด จากทั้งหมดเพิ่มเติมเพื่อลดปัญหาการประมวลผลที่ช้าและคัดเฉพาะจุดที่สนใจและเกี่ยวข้องสำหรับงานวิจัยนี้ โดยแยกออกเป็น

1) จุดจมูก (Nose Point)
2) จุดหัวไหล่ขวา (Right Shoulder Point)
3) จุดหัวไหล่ซ้าย (Left Shoulder Point)
4) จุดข้อศอกขวา (Right Elbow Point)
5) จุดข้อศอกซ้าย (Left Elbow Point)
6) จุดเอวขวา (Right Hip Point)
7) จุดเอวซ้าย (Left Hip Point)
8) จุดหัวเข่าขวา (Right Knee Point)
9) จุดหัวเข่าซ้าย (Left Knee Point)

โดยวิธีการคำนวณองศา (Angle) จะวัดจากจุดทั้งหมด 3 จุด โดยใช้วิธีคำนวณ ดังรูปที่ 2



รูปที่ 2 ลักษณะการเทียบวัดองศาที่แตกต่างของจุดที่ประเมิน 2 จุด [23]

และการคำนวณหาค่าความแตกต่างขององศา ตามรายละเอียดในสมการที่ 2

$$\text{Angle} = \text{Arctan}\left(\frac{(c_1 - a_1)}{(c_0 - a_0)}\right) - \text{Arctan}\left(\frac{(b_1 - a_1)}{(b_0 - a_0)}\right) \quad (2)$$

โดยที่

a_0 คือ ค่าบนแกน x ของจุดตำแหน่งที่หาองศา

a_1 คือ ค่าบนแกน y ของจุดตำแหน่งที่หาองศา

b_0 คือ ค่าของแกน x ที่จุดข้างเคียงซ้ายของตำแหน่งหาองศา

b_1 คือ ค่าของแกน y ที่จุดข้างเคียงซ้ายของตำแหน่งหาองศา

c_0 คือ ค่าของแกน x ที่จุดข้างเคียงขวาของตำแหน่งหาองศา

c_1 คือ ค่าของแกน y ที่จุดข้างเคียงขวาของตำแหน่งหาองศา

หลังจากนั้นกลุ่มวิจัยจะนำวิธีการคำนวณองศา ไปคำนวณทั้งฝั่งนักเต้นฉบับและนักเต้นคัฟเวอร์แดนซ์ และนำมาคำนวณหาความแตกต่างอีกครั้ง ตามสมการ 3

$$\text{Angle Difference} = \text{Angle}_{\text{ori(i)}} - \text{Angle}_{\text{cover(i)}} \quad (3)$$

โดยที่

$\text{Angle}_{\text{ori(i)}}$ คือ ปริมาณองศาของข้อต่อ ณ จุดที่ i ของนักเต้นต้นฉบับ

$\text{Angle}_{\text{cover(i)}}$ คือ ปริมาณองศาของข้อต่อ ณ จุดที่ i ของผู้ฝึกเต้นคัฟเวอร์แดนซ์

$\text{Point}\, i$ คือ จุดข้อต่อ (Key Point) ที่ตรวจจับบนร่างกาย; i = 1, 2, ..., 9

ทั้งนี้ ผลลัพธ์การเปรียบเทียบวัดด้วยความต่างขององศาตามจุดข้อต่อ (Key Points) ยังขาดมาตรฐานตัววัดความเหมือนที่ระบุได้ว่านักเต้นต้นฉบับกับนักคัฟเวอร์แดนซ์มีความเหมือนหรือแตกต่างกันปริมาณมากน้อยเพียงใด ดังนั้นกลุ่มผู้วิจัยจึงนำผลลัพธ์ความต่างขององศาที่วัดได้มากำหนดหลักเกณฑ์ (Threshold) ในการวัดค่ามาตรฐาน ดังนี้

1) กำหนดเกณฑ์ (Threshold) ในการวัดความเหมือนของท่าเต้นด้วยการหาค่าเฉลี่ย (Mean) และค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation) ขององศาที่แตกต่างกันของข้อต่อทั้ง 9 จุดของผู้ฝึกเต้นคัฟเวอร์แดนซ์กับนักเต้นต้นฉบับจำนวน 3 วิดีโอ หรือนักเต้นคัฟเวอร์แดนซ์ที่เต้นคล้ายต้นฉบับจำนวน 3 คนด้วยกัน
2) เมื่อได้ค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานแล้ว กลุ่มผู้วิจัยจึงนำมาคำนวณหาค่าของค่าน้อยที่สุด (Min) และมากที่สุด (Max) ของความต่างขององศาเป็นช่วงเกณฑ์ (Threshold) ที่ถือว่าอยู่ในช่วงความต่างองศาที่ยังเต้นเหมือนต้นฉบับอยู่ ดังสมการที่ 4 ด้านล่าง

$$(\text{Min}, \text{Max}) = \text{Mean} \pm \text{SD} \qquad (4)$$

3) คำนวณคะแนนความเหมือนของท่าเต้น โดยถ้าข้อต่อแต่ละข้อผู้ฝึกเต้นคัฟเวอร์มีองศาแตกต่างจากนักเต้นอยู่ในช่วงไม่เกินค่าน้อยที่สุดและมากที่สุดจะถือว่าจุดข้อต่อดังกล่าวเหมือนกับองศาของนักเต้นต้นฉบับ และหากองศาของข้อต่อแตกต่างเกินช่วงดังกล่าวจะถือว่าเป็นจุดข้อต่อที่ไม่เหมือนกับของนักเต้นต้นฉบับ
4) คำนวณคะแนนความเหมือนจากเปอร์เซ็นต์ของจุดที่เหมือนเทียบกับจุดทั้งหมดที่มีจุด 9 จุด เป็นคะแนนความเหมือน (Similarity Score) และหาค่าเฉลี่ยของคะแนนความเหมือนสะสมตลอดทั้งวิดีโอ (Cumulative Similarity Score) โดยได้แสดงตัวอย่างการคำนวณค่าเฉลี่ยและค่า SD ในตารางที่ 1

ทั้งนี้ จุดข้อต่อที่ระบุได้ว่ามีองศาไม่เหมือนกับของนักเต้นต้นฉบับจะถูกแสดงเป็นจุดสีแดงในระบบ เพื่อให้ผู้ฝึกเต้นคัฟเวอร์ทราบถึงตำแหน่งที่จะต้องปรับปรุงในท่าเต้นช่วงนั้น ๆ

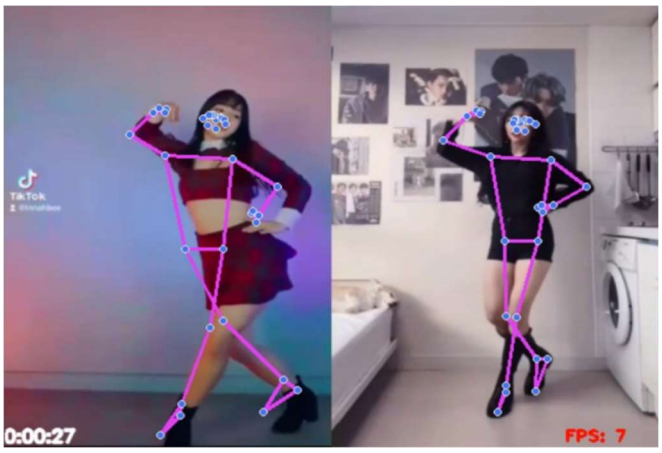
4. ผลลัพธ์และการอภิปรายผลการทดลอง (Experimental Results)

4.1 ผลการศึกษาเทคนิคการตรวจจับท่าทางการเต้น

เพื่อเลือกเทคนิคการจับท่าทางของมนุษย์ที่มีประสิทธิภาพและตรงกับวัตถุประสงค์ของงานวิจัยมากที่สุด สำหรับการพัฒนาระบบตรวจจับท่าทางสำหรับพัฒนาการเต้นเคป๊อบคัฟเวอร์แดนซ์ กลุ่มผู้วิจัยจึงดำเนินการทดสอบวัดประสิทธิภาพการตรวจจับและความเร็วในการประมวลผลของ BlazePose กับชุดข้อมูลวิดีโอ ทำให้ได้ข้อสรุป ดังนี้

1) BlazePose ให้ผลลัพธ์การตรวจจับท่าทางเป็นแบบพิกัด 3 มิติ ซึ่งกลุ่มวิจัยจะใช้เพียงพิกัด 2 มิติ คือพิกัด x, y
2) BlazePose ให้ค่าตรวจจับท่าทางที่ถูกต้องตามงานวิจัยที่เกี่ยวข้องได้กล่าวไว้ แต่ยังมีข้อจำกัดสำหรับท่าเต้นที่มีลักษณะต้องหมุน บิดเอว หรือท่าทางที่มองไม่เห็นร่างกายได้ครบถ้วน
3) BlazePose สามารถใช้งานที่ต้องประมวลผลแบบทันที (Real time) ได้
4) BlazePose สามารถประมวลผลบนวิดีโอที่มีความเร็ว (Frame rate) สูงและให้ผลลัพธ์ความเร็วอยู่ในระดับที่ดี

จากการทดสอบ ทำให้กลุ่มผู้วิจัยเลือกใช้ BlazePose ในระบบตรวจจับท่าทางสำหรับพัฒนาการเต้นเคป๊อบคัฟเวอร์แดนซ์และได้ผลลัพธ์ดังรูปที่ 3



รูปที่ 3 ตัวอย่างผลลัพธ์การตรวจจับท่าทางของนักเต้นต้นฉบับ และนักคัฟเวอร์แดนซ์ ทั้ง 33 จุด ด้วย BlazePose

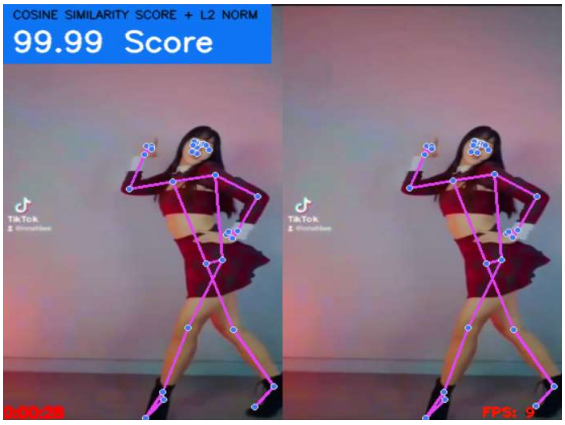
ตารางที่ 1 ตัวอย่างค่าเฉลี่ยและค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานขององศาที่แตกต่างกันของข้อต่อทั้ง 9 จุด ที่คำนวณได้ระหว่างนักเต้นต้นฉบับและผู้ฝึกเต้นคัฟเวอร์ในเพลง Psycho จำนวน 3 วิดีโอ

ลำดับวิดีโอ	ค่าเฉลี่ยเลขคณิต (Mean) ขององศาที่แตกต่าง (Angle Difference)								
	จมูก	หัวไหล่ขวา	หัวไหล่ซ้าย	ศอกขวา	ศอกซ้าย	เอวขวา	เอวซ้าย	หัวเข่าขวา	หัวเข่าซ้าย
1	8.31	17.47	16.71	30.05	26.77	6.59	5.05	10.65	10.46
2	6.38	12.84	14.41	21.73	21.83	5.28	5.13	10.35	8.44
3	8.63	18.27	14.70	26.66	24.81	6.40	6.08	11.18	9.06
ค่าเฉลี่ยทั้งหมด	7.77	16.19	15.27	26.15	24.47	6.09	5.42	10.73	9.32
ลำดับวิดีโอ	**ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard deviation) ขององศาที่แตกต่าง (Angle Difference)**								
	จมูก	**หัวไหล่ขวา**	**หัวไหล่ซ้าย**	**ศอกขวา**	**ศอกซ้าย**	**เอวขวา**	**เอวซ้าย**	**หัวเข่าขวา**	**หัวเข่าซ้าย**
1	9.32	25.76	24.20	35.09	32.72	5.26	8.24	14.66	13.67
2	6.56	18.99	20.57	26.23	27.77	5.29	5.36	13.35	10.62
3	9.67	22.92	19.27	30.27	32.59	7.89	7.87	14.21	11.31
ค่าเฉลี่ยทั้งหมด	8.52	22.56	21.34	30.53	31.03	6.15	7.16	14.07	11.87

4.2 ผลลัพธ์การทดลองเทคนิคการเปรียบเทียบความเหมือนของท่าเต้น

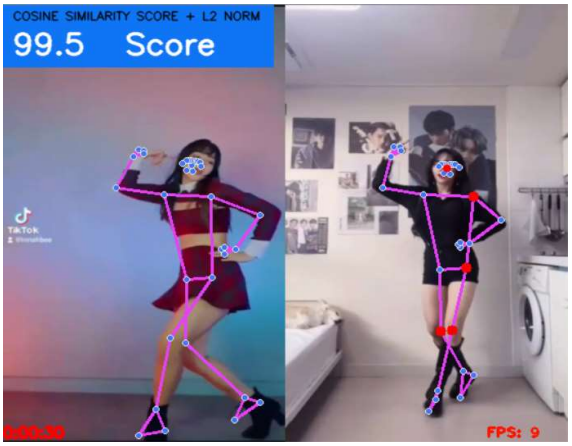
สำหรับการเปรียบเทียบความเหมือนของท่าทางการเต้น กลุ่มผู้วิจัยพบว่าการใช้เทคนิคการตรวจจับด้วย Blazepose และวัดความเหมือนของท่าเต้นด้วยวิธี Cosine Similarity + L2 Normalization ด้วยพิกัดของจุดบนร่างกาย (Key Points Feature) ให้ผลดีกว่าการวัดความเหมือนของท่าเต้นด้วย Cosine Similarity ด้วยพิกัดของจุดบนร่างกายเพียงอย่างเดียว โดยการวัดความเหมือนของท่าเต้นด้วย Cosine Similarity + L2 Normalization สามารถช่วยแก้ไขปัญหาการคำนวณคะแนนความเหมือนของท่าเต้นที่คลาดเคลื่อนเนื่องจากระยะการยืนใกล้-ไกลจากตัวกล้อง

ผลคะแนนที่วัดได้จากการเปรียบเทียบความเหมือนของท่าทางการเต้นด้วย Cosine Similarity + L2 Normalization ปรากฏว่าเมื่อใช้วิดีโอนักเต้นต้นฉบับและผู้ฝึกเต้นคัฟเวอร์เป็นวิดีโอเดียวกัน (ดังรูปที่ 4) และใช้วิดีโอนักเต้นต้นฉบับและผู้ฝึกเต้นคัฟเวอร์เป็นผู้เต้นคนอื่นที่เต้นเพลงเดียวกัน (ดังรูปที่ 5) คะแนนความเหมือนสะสมตลอดทั้งวิดีโอ (Cumulative Similarity Score) ของทั้ง 2 กรณี พบว่า ความเปลี่ยนแปลงของคะแนนความเหมือนที่สะสมตามช่วงเวลาตั้งแต่ต้นจนจบวิดีโอ (ณ ความยาววิดีโอ 1.26 นาที ตามการประมวลผลของเครื่องคอมพิวเตอร์) มีคะแนนความเหมือนอยู่ในระดับสูง ช่วง 99.5 ถึง 100 เปอร์เซ็นต์ และ ช่วง 99.3 ถึง 99.6 เปอร์เซ็นต์ ตามลำดับ ตั้งแต่ต้นจนจบ ซึ่งแสดงให้เห็นว่าวิดีโอทั้ง 2 วิดีโอจาก 2 กรณี มีลักษณะการเต้นที่เหมือนกันสูง



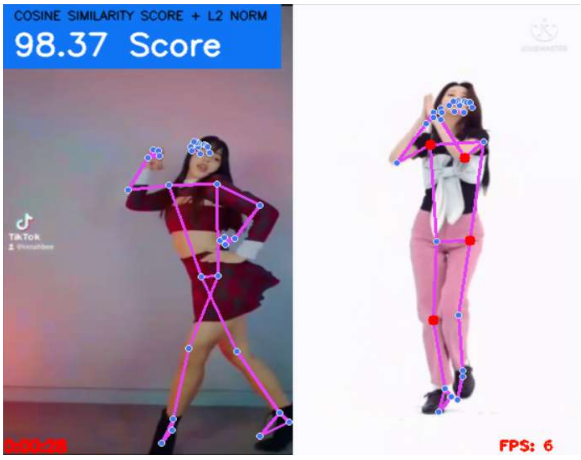
(a) (b)

รูปที่ 4 รูปภาพตัวอย่างผลการเทียบความเหมือนของนักเต้นต้นฉบับคนเดียวกัน (a) และ (b) ด้วยเพลงเหมือนกัน ณ วินาทีที่ 28



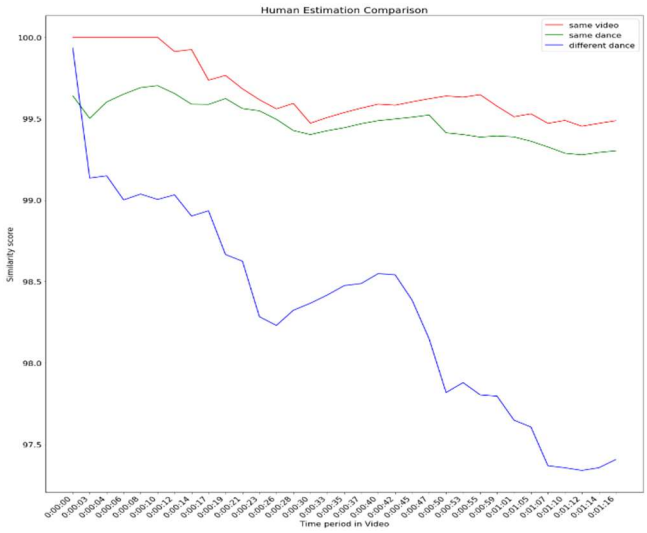
(a) (b)

รูปที่ 5 รูปภาพตัวอย่างผลการเทียบความเหมือนของนักเต้นต้นฉบับ (a) กับนักคัฟเวอร์แดนซ์ (b) ด้วยเพลงเดียวกัน ณ วินาทีที่ 30



(a) (b)

รูปที่ 6 : รูปภาพตัวอย่างผลการเทียบความเหมือนของนักเต้นต้นฉบับ (a) กับนักคัฟเวอร์แดนซ์ (b) ด้วยเพลงแตกต่างกัน ณ วินาทีที่ 28

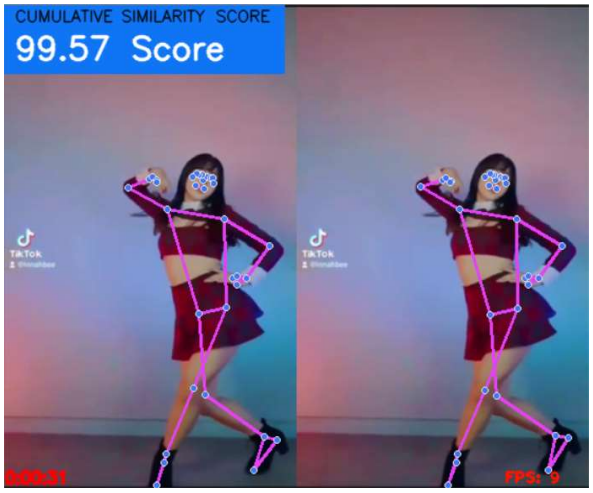


รูปที่ 7 แผนภูมิกราฟแสดงค่าคะแนนความเหมือนด้วยเทคนิค Cosine Similarity + L2 Norm เทียบตามเวลาระหว่างนักเต้นต้นฉบับกับนักคัฟเวอร์แดนซ์ ทั้ง 3 ประเภท

อย่างไรก็ตาม สำหรับผลลัพธ์คะแนนความเหมือนที่ได้จากการเปรียบเทียบนักเต้นต้นฉบับและผู้ฝึกเต้นคัฟเวอร์ที่เต้นแตกต่างกันอย่างชัดเจนกับผู้เต้นต้นฉบับ (ดังรูปที่ 6) พบว่าความเปลี่ยนแปลงของคะแนนความเหมือนที่สะสมตามช่วงเวลาตั้งแต่ต้นจนจบวิดีโอ (ณ ความยาววิดีโอ 1.26 นาที ตามการประมวลผลของเครื่องคอมพิวเตอร์) แม้จะมีแนวโน้มที่ลดลง แต่มีคะแนนความเหมือนอยู่ในระดับสูงเช่นกัน ช่วง 97.4 ถึง 99.9 เปอร์เซ็นต์ ตั้งแต่ต้นจนจบ ซึ่งแสดงให้เห็นว่าวิดีโอทั้ง 2 วิดีโอมีลักษณะการเต้นที่เหมือนกันสูง แต่ขณะที่การเต้นของวิดีโอทั้ง 2 ต่างกันอย่างชัดเจน ทำให้เทคนิคนี้ไม่เหมาะสมกับการใช้วัดการเปรียบเทียบความเหมือนกรณีนักเต้นต้นฉบับและผู้ฝึกเต้นคัฟเวอร์เต้นแตกต่างกัน ซึ่งสามารถดูการเปรียบเทียบทั้ง 3 ตามแผนภูมิกราฟ (ดังรูปที่ 7)

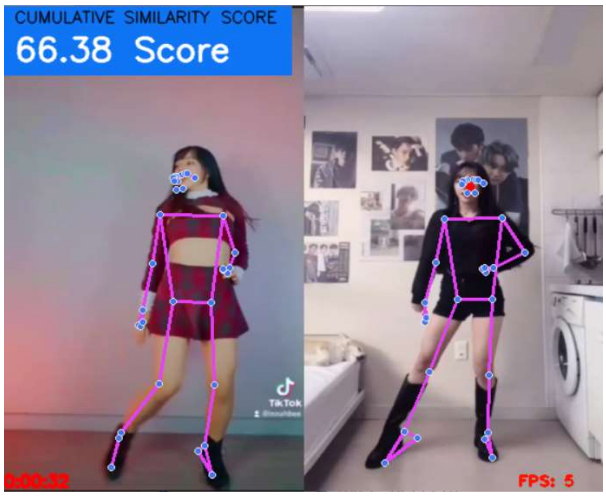
ในขณะที่เมื่อใช้เทคนิคการตรวจจับท่าทางด้วย BlazePose ควบคู่กับการเปรียบเทียบความเหมือนของท่าทางการเต้นด้วยความแตกต่างขององศา ผลลัพธ์ปรากฏว่า คะแนนความเหมือนสะสมที่ได้ระหว่างกรณีที่ใช้วิดีโอนักเต้นต้นฉบับและผู้ฝึกเต้นคัฟเวอร์เป็นวิดีโอเดียวกัน (ดังรูปที่ 8) และใช้วิดีโอนักเต้นต้นฉบับและผู้ฝึกเต้นคัฟเวอร์เป็นผู้เต้นคนอื่นที่เต้นเพลงเดียวกัน (ดังรูปที่ 9) ตามแผนภูมิกราฟ พบว่า ความเปลี่ยนแปลงของคะแนนความเหมือนที่สะสมตามช่วงเวลาตั้งแต่ต้นจนจบวิดีโอ (ณ ความยาววิดีโอ 1.16 นาที ตามการประมวลผล

ของเครื่องคอมพิวเตอร์) มีคะแนนความเหมือนอยู่ในระดับสูงมาก ช่วง 99.5 ถึง 100.0 เปอร์เซ็นต์ และ ช่วงเริ่ม 22 เปอร์เซ็นต์ และมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นไปถึง 74.4 เปอร์เซ็นต์ ตั้งแต่ต้นจนจบ ซึ่งแสดงให้เห็นว่าวิดีโอทั้ง 2 วิดีโอ จาก 2 กรณี ยังคงมีลักษณะการเต้นที่เหมือนกันสูงและคะแนนการเต้นอยู่ในระดับที่สูงเช่นกัน



(a) (b)

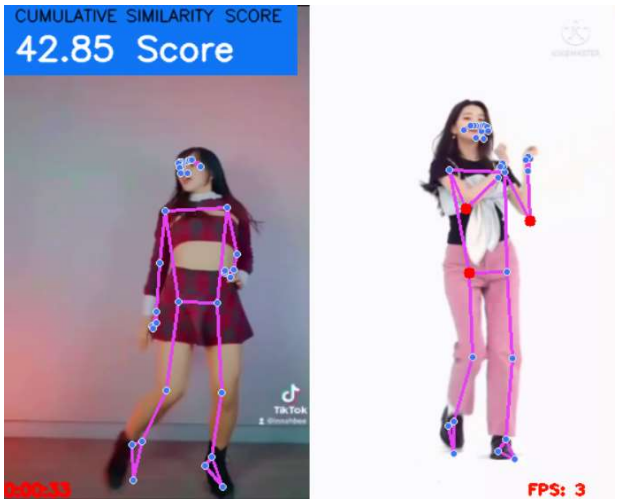
รูปที่ 8 รูปภาพตัวอย่างผลการเทียบความเหมือนของนักเต้นต้นฉบับคนเดียวกัน (a) และ (b) ด้วยเพลงเดียวกัน ณ วินาทีที่ 31



(a) (b)

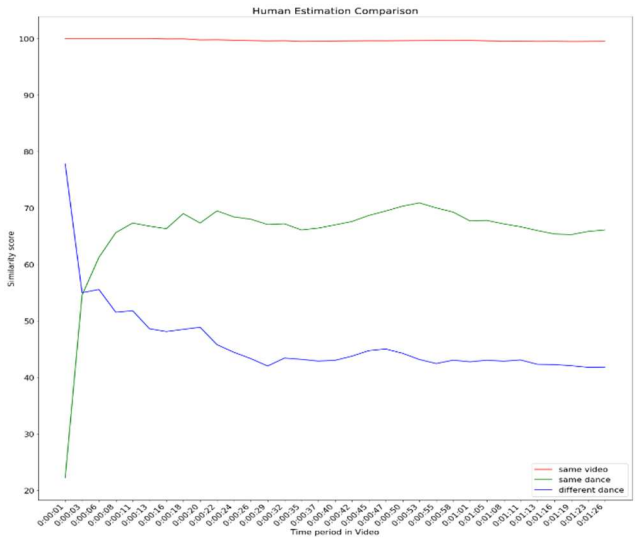
รูปที่ 9 รูปภาพตัวอย่างผลการเทียบความเหมือนของนักเต้นต้นฉบับ (a) กับนักคัฟเวอร์แดนซ์ (b) ด้วยเพลงเดียวกัน ณ วินาทีที่ 32

พร้อมกันนี้ การวัดความเหมือนของท่าเต้นด้วยการหาความแตกต่างขององศายังให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าและวัดผลออกได้ถูกต้องและสะท้อนความเป็นจริงมากกว่า โดยตามแผนภูมิกราฟ พบว่าการเปลี่ยนแปลงของคะแนนความเหมือนที่สะสมตามช่วงเวลาของกรณีที่ใช้วิดีโอนักเต้นต้นฉบับและผู้ฝึกเต้นคัฟเวอร์เป็นผู้เต้นคนอื่นที่เต้นแตกต่างกัน (ดังรูปที่ 10) มีคะแนนความเหมือนอยู่ในระดับต่ำและมีแนวโน้มลดลง คือ ช่วง 77.8 ในช่วงต้น และลดลงไปถึง 41.7 เปอร์เซ็นต์ ในช่วงจบวิดีโอ ซึ่งสามารถดูการเปรียบเทียบทั้ง 3 ตามแผนภูมิกราฟ (ดังรูป 11)



(a) (b)

รูปที่ 10 รูปภาพตัวอย่างผลการเทียบความเหมือนของนักเต้นต้นฉบับ (a) กับนักคัฟเวอร์แดนซ์ (b) ด้วยเพลงแตกต่างกัน ณ วินาทีที่ 33



รูปที่ 11 แผนภูมิกราฟแสดงค่าคะแนนความเหมือนด้วยเทคนิค Angle Difference เทียบตามเวลา ระหว่างนักเต้นต้นฉบับกับนักคัฟเวอร์แดนซ์ทั้ง 3 ประเภท

ดังนั้น จากผลการทดลองเปรียบเทียบของความเหมือนด้วยเทคนิค Cosine + L2 Normalization และเทคนิค Angle Difference ซึ่งทดลองทำอยู่บนชุดข้อมูล (Dataset) ของวิดีโอเพลงเกาหลี ชื่อ Psycho และใช้ข้อมูลวิดีโอต้นฉบับด้วยวิดีโอบน tiktok 1 วิดีโอ และใช้เปรียบเทียบกับนักเต้นคัฟเวอร์แดนซ์อีก 3 วิดีโอ (ที่ลักษณะแตกต่างกัน) พบว่าเทคนิค Angle Difference พร้อมกับการใช้ค่าเฉลี่ยเลขคณิต (Mean) เป็น Similarity Threshold ทำให้การทำงานมีประสิทธิภาพที่ถูกต้องและตรงกับวัตถุประสงค์ของกลุ่มผู้วิจัยที่ต้องการเปรียบเทียบความถูกต้องความเหมือนมากที่สุด และกลุ่มผู้วิจัยจะนำเทคนิค Angle Difference เทคนิคเป็นเทคนิคหลัก เพื่อลองไปใช้ประยุกต์ใช้กับอีก 2 เพลง และสรุปผลดังรูปที่ 12 และตารางที่ 2

4.3 ผลลัพธ์การพัฒนาแอปพลิเคชัน เพื่อนำไปปรับปรุงการเต้นคัฟเวอร์แดนซ์ หรือการเต้นประเภทต่างๆ

หลักจากที่ได้ผลลัพธ์เทคนิคการตรวจจับท่าทางของมนุษย์และเทคนิคการวัดความเหมือนที่มีประสิทธิภาพแล้ว ทางกลุ่มผู้วิจัยได้นำผลลัพธ์ของเทคนิคต่างๆ มาเรียบเรียงใหม่เพื่อเตรียมสำหรับการทำแอปพลิเคชันต่อไป โดยจะมีขั้นตอนการใช้งานดังนี้

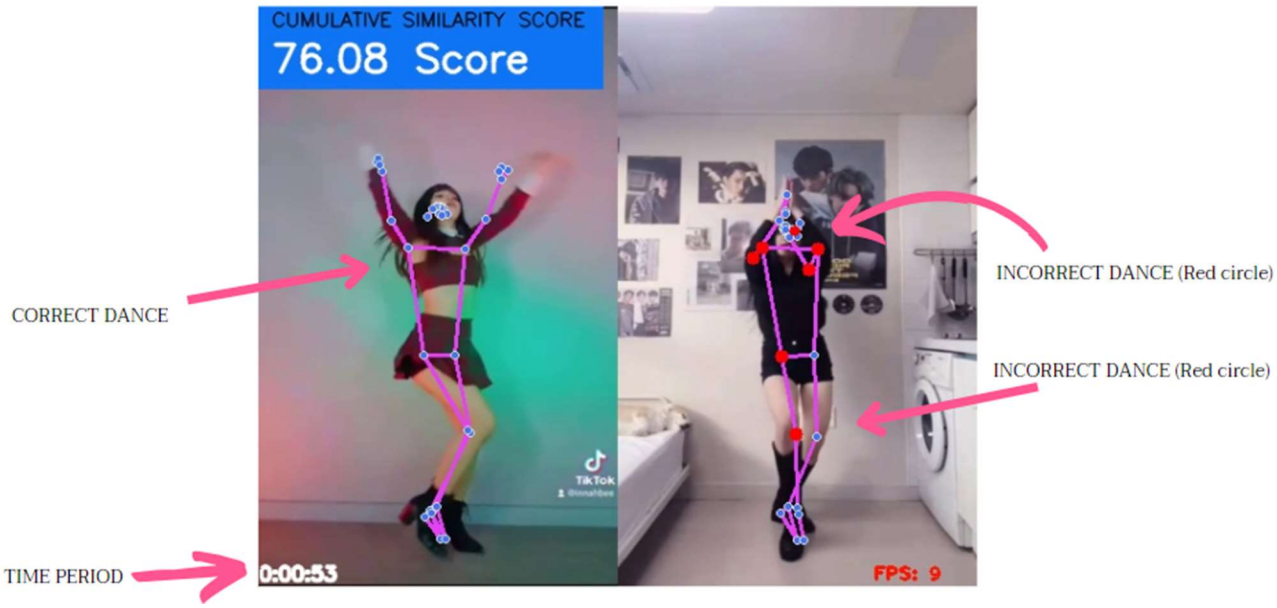
1) เปิดแอปพลิเคชันสำหรับเรื่องเพลงที่ต้องการฝึกเต้น ซึ่งมีอยู่ 3 เพลง (Psycho / Love Dive / Any Song) พร้อมคำถาม“ต้องการบันทึกเป็นวิดีโอหรือไม่”
2) หลังจากนั้น โปรแกรมจะเปิดอัตโนมัติ พร้อมกล้อง Self-camera (ทำงานแบบอัตโนมัติ)
3) ทำการเต้นและฝึกตามวิดีโอต้นฉบับ พร้อมโชว์คะแนนความเหมือนสะสมตลอดเวลาที่มีการเต้น
4) ระหว่างการเต้นและฝึก จะมีการบันทึกเซฟ Save File (.jpg) ณ ช่วงเวลาที่เต้นไม่ถูกต้องตาม Similarity Threshold ที่ตั้งไว้ (ขึ้นจุดสีแดง)
5) หลังจากจบการเต้น ไฟล์จะถูกบันทึกไว้ พร้อมระบุเวลา และบันทึกวิดีโอย้อนหลังทั้งหมด เพื่อนำไปพัฒนาปรับปรุงการเต้นต่อไปได้โดยรายละเอียดต่าง ๆ ตามรูปที่ 12

ตารางที่ 2 ผลลัพธ์คะแนนความเหมือนสะสมของเทคนิค Angle Difference เทียบกับวิดีโอประเภทต่าง ๆ บนเพลงเกาหลี 3 เพลง

ประเภทวิดีโอ	เปรียบเทียบความเหมือนแบบสะสม (Cumulative Similarity Score)		
	เพลง Psycho ท่าเต้นซับซ้อน	เพลง Love Dive ท่าเต้นระดับกลาง	เพลง Any Song ท่าเต้นเรียบง่าย
วิดีโอต้นฉบับเทียบกับวิดีโอต้นฉบับ (songname_original.mp4, songname_original.mp4)	99.50 %	99.48 %	99.30 %
วิดีโอต้นฉบับเทียบกับวิดีโอผู้ฝึกเต้นคัฟเวอร์คนที่ 1 (songname_original.mp4, songname_cover 1.mp4)	65.86 %	69.03 %	71.96 %
วิดีโอต้นฉบับเทียบกับวิดีโอผู้ฝึกเต้นคัฟเวอร์คนที่ 2* (songname_original.mp4, songname_cover 2.mp4)	41.83 %	41.54 %	37.65 %
วิดีโอต้นฉบับเทียบกับวิดีโอผู้ฝึกเต้นคัฟเวอร์คนที่ 3** (songname_original.mp4, songname_cover 3.mp4)	68.43 %	66.12 %	69.95 %

* ไฟล์วิดีโอของผู้ฝึกเต้นคัฟเวอร์คนที่ 2 ซึ่งจะมีการเต้นที่แตกต่างจากต้นฉบับอย่างชัดเจน

** ไฟล์วิดีโอของผู้ฝึกเต้นคัฟเวอร์คนที่ 3 มีระยะกล้องหรือมีสัดส่วนของร่างกายที่แตกต่างกันกับผู้เต้นต้นฉบับ



รูปที่ 12 รูปแสดงตัวอย่างของแอปพลิเคชัน Improving your dance

4.4 ข้อเสนอแนะอื่น ๆ

กลุ่มผู้วิจัยมีข้อเสนอแนะเพื่อต่อยอดระบบตรวจจับท่าทางสำหรับพัฒนาการเต้นเคป๊อบคัฟเวอร์แดนซ์ ดังนี้

1. ในอนาคตควรเพิ่มการทดลองประเมินเทคนิควิธีที่นำเสนอกับคลิปวิดีโอเคป๊อปคัฟเวอร์แดนซ์ที่มีจำนวนเพลงและความหลากหลายอื่น ๆ มากขึ้น เพื่อให้ได้ผลสรุปเชิงปริมาณที่มีนัยสำคัญทางสถิติ และครอบคลุมทั้งในกรณีที่นักเต้นคัฟเวอร์เต้นถูกต้องเพียงบางส่วนของเพลง หรือกรณีที่นักเต้นคัฟเวอร์มีจังหวะ องศา ความเร็ว การเปลี่ยนมุมที่ต่างกับนักเต้นต้นฉบับ
2. งานวิจัยนี้เป็นการนำเทคนิคทางคณิตศาสตร์และปัญญาประดิษฐ์ต่าง ๆ มาผสมผสานกัน เพื่อเปรียบเทียบกันว่าท่วงท่าของนักเต้นต้นฉบับกับท่วงท่าของนักเต้นคัฟเวอร์นั้นตรงกันหรือไม่ ทั้งนี้โดยที่ระบบไม่ต้องเรียนรู้ที่จะจดจำรายละเอียดของท่าเต้นต่าง ๆ หรือท่วงทำนองของเพลงนั้น ๆ ตลอดทั้งเพลง อย่างไรก็ตาม การพัฒนาระบบปัญญาประดิษฐ์ที่สามารถเรียนรู้และเข้าใจลำดับท่าเต้นที่สอดคล้องกับจังหวะเพลงแต่ละสไตล์ได้อย่างงานวิจัยของ [18] ก็น่าจะช่วยให้ระบบมีความทนต่อปัจจัยต่าง ๆ (อาทิ ความสูงที่แตกต่างของผู้เต้น มุมกล้อง ตำแหน่งการเต้นในคลิป) ได้ดีขึ้น แลกมาด้วยความซับซ้อนของระบบที่สูงขึ้น
3. ระบบตรวจจับท่าทางสำหรับพัฒนาการเต้นเคป๊อบคัฟเวอร์แดนซ์ในงานวิจัยนี้ ยังคงมุ่งเน้นการตรวจจับและวัดความเหมือนของท่าเต้นของผู้เต้นเพียงคนเดียว ซึ่งโดยส่วนมากเพลงเกาหลีต้นฉบับที่นำมาคัฟเวอร์นั้นจะเป็นเพลงของกลุ่มศิลปิน (วง) ที่มีสมาชิกหลายคน และแต่ละสมาชิกจะมีตำแหน่งและท่าเต้นที่ต่างกัน ทำให้การเต้นคัฟเวอร์เพลงเกาหลีจึงมีลักษณะเป็นการเต้นแบบหมู่คณะตามต้นฉบับของวงที่นำมาคัฟเวอร์ ซึ่งหากจะต่อยอดให้ระบบสามารถจับความเหมือนของการเต้นแบบเป็นหมู่คณะและลงรายละเอียดความเหมือนของท่าเต้นเป็นรายบุคคลได้ ผู้วิจัยคาดว่าจะทำให้ระบบสามารถตอบโจทย์กับผู้ฝึกเต้นคัฟเวอร์ได้มากยิ่งขึ้น นอกจากนี้อาจต้องเพิ่มประสิทธิภาพการคำนวณที่เกี่ยวข้องให้สูงขึ้นเพื่อรองรับการตรวจจับท่าทางของคนหลายคนพร้อมกันได้อย่างไม่มีสะดุด เช่น การใช้เทคนิคการประมวลผลแบบขนาน (Parallel computing)
4. ในงานวิจัยนี้ กลุ่มผู้วิจัยกำหนดให้ผู้ฝึกเต้นคัฟเวอร์สามารถเลือกได้ว่าต้องการจะวัดความเหมือนจากวิดีโอที่ผู้ฝึกเต้นคัฟเวอร์บันทึกไว้ หรือเต้นตามเพลงที่

ต้นฉบับแบบ Realtime ในกรณีที่ผู้ฝึกเต้นคัฟเวอร์เลือกใช้วิดีโอที่บันทึกไว้ ระบบที่กลุ่มผู้วิจัยทำนั้นยังคงมีข้อจำกัดที่จะต้องทำการตัดวิดีโอให้เวลาเริ่มเต้นในวิดีโอที่ผู้ฝึกเต้นคัฟเวอร์เริ่มเต้นพร้อมกับวิดีโอต้นฉบับ ดังนั้น หากจะพัฒนาต่อยอดระบบ ควรสามารถวัดความเหมือนของท่าเต้นแม้ผู้เต้นจะเริ่มเต้นที่เวลาไม่ตรงกันได้

5. เนื่องจากกลุ่มผู้วิจัยนำองศาของข้อต่อมาวัดเพียง 9 จุดจากทั้งหมด 33 จุดเท่านั้น เพื่อให้ระบบสามารถวัดความเหมือนของการเต้นได้ละเอียดและแม่นยำมากยิ่งขึ้น จึงควรเพิ่มจำนวนข้อต่อที่นำมาใช้วัดความเหมือนของท่าเต้น นอกจากนี้อาจมีการพิจารณานำเอกลักษณ์เฉพาะของท่าเต้นเคป๊อป เช่น ลักษณะท่าทาง ความเร็ว ฯลฯ รวมถึงการพิจารณาลำดับความต่อเนื่องของท่าเต้นมาประกอบในการสร้างระบบให้มีความเฉพาะเจาะจงกับเคป๊อปคัฟเวอร์แดนซ์มากขึ้นด้วย
6. ระบบสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับการเต้นประเภทอื่นหรือกิจกรรมอื่น ๆ ได้ เช่น การเต้นบัลเลต์ ยิมนาสติก การซ้อมท่าขว้างบอลของนักกีฬาเบสบอล เป็นต้น
7. ปัญหากรณี สัดส่วนขนาด ที่มีขนาดแตกต่างกันมาก เช่น กรณีนำวิดีโอแบบสัด 4:3 หรือวิดีโอในติ๊กต็อกมาเทียบกับ วิดีโอจากยูทูป 16:9 ซึ่งมีสัดส่วนต่างกันมากจะมีปัญหาเวลาทำการวัดความเหมือนทำให้ไม่เกิดประสิทธิภาพที่ดีในการวัด อาจจะต้องมีเทคนิคเพิ่มเติม เพื่อปรับขนาดวิดีโอหรือรูปภาพก่อนนำมาวัดความเหมือนซึ่งกันและกัน

5. สรุปผล (Conclusion)

ในงานวิจัยนี้ กลุ่มผู้วิจัยได้พัฒนาระบบตรวจจับท่าทางสำหรับพัฒนาการเต้นเคป๊อบคัฟเวอร์แดนซ์ซึ่งเป็นระบบที่สามารถตรวจจับและวิเคราะห์ความเหมือนระหว่างท่าเต้นจากวิดีโอต้นฉบับกับวิดีโอคัฟเวอร์ เมื่อทดลองเปรียบเทียบวิธีการวัดความเหมือนของท่าเต้นระหว่างการวัดพิกัดจุด Key Points ด้วย Cosine Similarity และการวัดด้วย Joint Angle Difference กลุ่มผู้วิจัยพบว่าการวัดความเหมือนของท่าเต้นด้วยวิธี Joint Angle Difference ให้ผลลัพธ์ในการวัดที่ถูกต้องมากกว่า และสามารถนำมาใช้เพื่อเปรียบเทียบความเหมือนของการเต้นได้

สำหรับการพัฒนาระบบต่อยอดในอนาคตนั้น ควรเพิ่มข้อมูลวิดีโอที่ใช้ให้มีความหลากหลายมากขึ้นเพื่อให้ครอบคลุมรูปแบบที่แตกต่างกัน ทั้งในส่วนของการเต้นเคป๊อปคัฟเวอร์แดนซ์เอง ทั้งรูปแบบของวิดีโอบนแพลตฟอร์มที่หลากหลายและทั้งลักษณะที่แตกต่างกันของผู้เต้นแต่ละราย นอกจากนี้เพื่อเพิ่มความแม่นยำควรมีการพิจารณานำองศาข้อต่อจำนวนมากขึ้นมาช่วยในการตรวจจับท่าทาง สุดท้ายคือการพัฒนาต่อยอดระบบสู่การประมวลผลแบบเรียลไทม์เพื่อให้สามารถใช้ในการวัดความเหมือนของการเต้นได้แบบทันทีทันใดโดยไม่ต้องรอการตัดต่อวิดีโอ

6. ข้อมูลจำเพาะของฮาร์ดแวร์และซอฟต์แวร์ที่ใช้ในการพัฒนาระบบฯ

6.1 ข้อมูลจำเพาะของฮาร์ดแวร์

GPU: GeForce RTX

CPU: Intel(R) Core(TM) i5-10500H CPU @ 2.50GHz 2.50 GHz

RAM: Memory 8.00 GB

System Type: 64-bit OS

6.2 ข้อมูลจำเพาะของซอฟต์แวร์

Operating System: Window 11

Architecture: x86-64

ตารางที่ 3 ซอฟต์แวร์ที่ใช้ในการเขียนโปรแกรม

Tools	Version
Python	3.8.8
OpenCV	4.5.5.64
Numpy	1.22.3
MediaPipe	0.8.9.1
ffpyplayer	4.3.5

เอกสารอ้างอิง

[1] Hajji YEO. *Analysis of the Global-Local-Global Strategy in K-pop Music Videos*. 2021. Faculty of Economics and Business of University of Barcelona 2021.

[2] Gnedash IA, Ivanov NS, Khaimina AD. The Korean wave as a tool of South Korea's soft power in 1990-2020. *Theories and Problems of Political Studies.* 2021;10(2-1):44-55.

[3] Gamra MB, Akhloufi MA. A review of deep learning techniques for 2D and 3D human pose estimation. *Image and Vision Computing*. 2021;114: 104282.

[4] Badiola- Bengoa A, Mendez - Zorrilla A. A systematic review of the application of camera-based human pose estimation in the field of sport and physical exercise. *Sensors*. 2021;21(18):5996.

[5] Šajina R, Kos MI. Pose estimation, tracking and comparison. *Croatian Science Foundation, the project*. IP-2016-06-8345 (RAASS).

[6] Peng F, Zhang H. Research on action recognition method of dance video image based on human-computer interaction. *Scientific Programming.* 2021;2021.

[7] Choi JH, Lee JJ, Nasridinov A. Dance self-learning application and its dance pose evaluations. *Proceedings of the 36th Annual ACM Symposium on Applied Computing; 2021*.

[8] Broadwell P, Tangherlini TR. Comparative k-pop choreography analysis through deep - learning pose estimation across a large video corpus. *DHQ: Digital Humanities Quarterly.* 2021;15(1).

[9] Zheng C, Wu W, Yang T, Zhu S, Chen C, Liu R, et al. *Deep learning-based human pose estimation: A survey*, Publisher, City, 2020.

[10] Cao Z, Simon T, Wei SE, Sheikh Y. Real time multi- person 2d pose estimation using part affinity fields. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition;* 2017.

[11] Wang Y, Li M, Cai H, Chen W, Han S. Lite Pose: Efficient Architecture Design for 2D Human Pose Estimation. *Proceedings of the IEEE/ CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2022: pp. 13126-13136.

[12] Sun K, Xiao B, Liu D, Wang J. Deep high-resolution representation learning for human pose estimation, in: *Proceedings of the IEEE/ CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.* 2019, pp. 5693-5703.

[13] Bazarevsky V, Grishchenko I, Raveendran K, Zhu T, Zhang F, Grundmann M. Blazepose: On-device real- time body pose tracking. *arXiv*. 2020; abs/2006.10204.

[14] Sarah M, Natalie B, Connor M, Pascale J, Albert T, Kevin C, et al. Comparing the quality of human pose estimation with BlazePose or OpenPose. *2021 4th International Conference on Bio-Engineering for Smart Technologies (BioSMART), Paris / Créteil, France.* 2021, pp. 1-4.

[15] Chan C, Ginosar S, Zhou T, Efros AA. Everybody dance now. *Proceedings of the IEEE/ CVF International Conference on Computer Vision.* 2019.

[16] Sun K, Lan C, Xing J, Zeng W, Liu D, Wang J. Human pose estimation using global and local normalization. *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision.* 2017.

[17] Kim Y, Kim D. Real-time dance evaluation by markerless human pose estimation. *Multimedia Tools and Applications.* 2018;77(23):31199-220.

[18] Broadwell PM, Tangherlini TR. Comparative K-pop choreography analysis through deep-learning pose estimation across a large video corpus. *Digital Humanities Quarterly.* 2021;15(1).

[19] Siriborvornratanakul T. A New Human Factor Study in Developing Practical Vision- Based

Applications with the Transformer-Based Deep Learning Model. *Artificial Intelligence in HCI*. 2022; 35: 436-447.

[20] Zhao C, Uchitomi H, Ogata T, Ming X, Miyake Y. Reducing the device complexity for 3D human pose estimation: A deep learning approach using monocular camera and IMUs. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2023;124: 106639.

[21] Kittipongdaja P, Siriborvornratanakul T. Automatic kidney segmentation using 2. 5D ResUNet and 2. 5D DenseUNet for malignant potential analysis in complex renal cyst based on CT images. *EURASIP J. Image Video Process*. 2022;1: 5.

[22] Liu W, Bao Q, Sun Y, Mei T. Recent advances of monocular 2D and 3D human pose estimation: A deep learning perspective. *ACM Computing Surveys*. 2023; 55(4): 80, 1-41.

[23] Pei Y, Yang W, Wei S, Cai R, Li J, Guo S, et al. Automated measurement of hip – knee– ankle angle on the unilateral lower limb X-rays using deep learning. *Physical and Engineering Sciences in Medicine*. 2021;44: 53–62.

ภาคผนวก (Appendix)

รายละเอียดและที่มาของวิดีโอที่ใช้ในการวิจัยและพัฒนาระบบต้นแบบของงานวิจัยชิ้นนี้แสดงดังหัวข้อ 8.1 ถึง 8.3 ดังต่อไปนี้ โดยสำหรับทุกวิดีโอกลุ่มผู้วิจัยได้ตัดต่อความยาววิดีโอให้มีความยาว 21 วินาทีพอดี

ก. วิดีโอคัฟเวอร์แดนซ์ Red Velvet 레드벨벳 'Psycho' MV (23 ธันวาคม 2019) มีแหล่งที่มา ดังนี้

1. https://www.youtube.com/shorts/iUT10UXmhSw Innah Bee เผยแพร่เมื่อวันที่ 30 สิงหาคม ค.ศ. 2021
2. https://www.tiktok.com/@eunjeong_1007/video/7035556633153408257?is_from_webapp=1&sender_device=pc&web_id=7005211986087331330 은정이에용 เผยแพร่เมื่อวันที่ 28 พฤศจิกายน ค.ศ. 2021
3. https://www.tiktok.com/@drcatherineding/video/6777602158301875462?is_from_webapp=1&sender_device=pc&web_id=7005211986087331330 Dr. Catherine Ding เผยแพร่เมื่อวันที่ 3 มกราคา ค.ศ. 2020
4. https://www.tiktok.com/@eunjin820/video/6777277556912704770?is_from_webapp=1&sender_device=pc&web_id=7005211986087331330 eunjin เผยแพร่เมื่อวันที่ 2 มกราคม ค.ศ. 2020
5. https://www.tiktok.com/@maichannn/video/6778434383796849921?is_from_webapp=1&sender_device=pc&web_id=7005211986087331330 **マツヤマイカ(まいちゃん)** เผยแพร่เมื่อวันที่ 5 มกราคม ค.ศ. 2020
6. https://www.tiktok.com/@goizza_/video/6788064628527172865?is_from_webapp=1&sender_device=pc&web_id=7005211986087331330 Mas Gluget2 เผยแพร่เมื่อวันที่ 31 มกราคม ค.ศ. 2020

โดยทุกวิดีโอกลุ่มผู้วิจัยได้ตัดต่อความยาววิดีโอให้มีความยาว 29 วินาที

ข. วิดีโอคัฟเวอร์แดนซ์ ZICO Any song (13 มกราคม 2020) มีแหล่งที่มา ดังนี้

1. https://www.youtube.com/watch?v=cHlhyzyxNpE MONASONG เผยแพร่เมื่อวันที่ 28 มกราคม ค.ศ. 2020
2. https://www.youtube.com/watch?v=xEp-rfYP_9I DANCER -Edel 에델 เผยแพร่เมื่อวันที่ 7 เมษายน ค.ศ. 2020
3. https://vt.tiktok.com/ZSdvbGtpX/?k=1 pearry_607 เผยแพร่เมื่อวันที่ 15 กุมภาพันธ์ ค.ศ. 2020
4. https://vt.tiktok.com/ZSdvbqcVk/?k=1 kozico0914 เผยแพร่เมื่อวันที่ 24 มีนาคม ค.ศ. 2020
5. https://vt.tiktok.com/ZSdTtDegm/?k=1 knomjeankulamas เผยแพร่เมื่อวันที่ 24 มกราคม ค.ศ. 2020
6. https://vt.tiktok.com/ZSdwMoNga/?k=1 its_ulimn เผยแพร่เมื่อวันที่ 23 มกราคม ค.ศ. 2020 โดยทุกวิดีโอกลุ่มผู้วิจัยได้ตัดต่อความยาววิดีโอให้มีความยาว 44 วินาที

ค. วิดีโอคัฟเวอร์แดนซ์ IVE 아이브 'LOVE DIVE' MV (5 เมษายน 2022) มีแหล่งที่มา ดังนี้

1. https://vt.tiktok.com/ZSdTG3FAS/?k=1
   fall.in.love เผยแพร่เมื่อวันที่ 6 เมษายน ค.ศ. 2022
2. https://www.tiktok.com/@kei_kei_m/video/
   7094746466450689285
   kei_kei_m เผยแพร่เมื่อวันที่ 7 พฤษภาคม ค.ศ. 2022
3. https://www.tiktok.com/@alizon_winder/video/
   7097352322652671238
   alizon_winder เผยแพร่เมื่อวันที่ 14 พฤษภาคม ค.ศ. 2022
4. https://www.tiktok.com/@peplinnie/video/
   7086103487125179654
   peplinnie เผยแพร่เมื่อวันที่ 13 เมษายน ค.ศ. 2022
5. https://www.tiktok.com/@ui___1632/video/
   7087095077641653505
   ui___1632 เผยแพร่เมื่อวันที่ 16 เมษายน ค.ศ. 2022