ประสิทธิภาพการจับการเคลื่อนไหวแบบปัญญาประดิษฐ์สำหรับท่าทางการต่อสู้
The Efficiency of AI Motion Capture for Fighting Poses

สุวิช ถิระโคตร[1]* วิศรุต ผลาปรีย์[2] ธนดล ลาสระคู[1] นวพล ฝ่ายไชย[1] ภูชิตากานต์ พิกุลทอง[1]
ภัทระ ประสุนิงค์[1] ทิวากร ทองดีเขียว[1] และยศพันธ์ สมเดช[1]
Suwich Tirakoat[1]*, Wisarut Phalapee[2], Thanadol Lasaku[1], Nawapol Phaiychai[1], Puchitakarn Pikulthong[1],
Pattara Prasuning[1], Thiwakorn Thongdeekiew[1] and Yotsaphan Somdet[1]
[1]ภาควิชาสื่อนฤมิต คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม
[1]Department of Creative Media, Faculty of Informatics, Mahasarakham University
[2]บริษัท แอนิเมทเต็ด สตอรี่บอร์ด (ประเทศไทย) จำกัด
[2]Animated Storyboards (Thailand) Co., Ltd., Thailand
*Corresponding author: suwich.t@msu.ac.th
Received: August 29, 2025
Revised: November 7, 2025
Accepted: November 11, 2025

บทคัดย่อ

การใช้แพลตฟอร์มการจับการเคลื่อนไหวแบบปัญญาประดิษฐ์ (AI Mocap) ต้องนำเข้าคลิปวิดีโอต้นฉบับซึ่งถูกถ่ายทำด้วยมุมกล้องต่าง ๆ ปัญหาที่เกิดขึ้น คือ ข้อมูลการเคลื่อนไหวที่ได้มาอาจความผิดพลาด การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาประสิทธิภาพของการจับการเคลื่อนไหวท่าต่อสู้ด้วยเทคโนโลยี AI Mocap ออกแบบการวิจัยเชิงทดลองแบบ 3x3 Factorials ประกอบด้วยตัวแปรต้น คือ มุมกล้องของการถ่ายทำคลิปวิดีโอต้นฉบับ 3 มุม (ด้านหน้า มุมเฉียง และด้านข้าง) และระดับความยากของท่าต่อสู้ 3 ระดับ (ง่าย ปานกลาง และยาก) ท่าการต่อสู้ทั้งหมด 9 ท่า ตัวแปรตาม คือ ประสิทธิภาพของการจับการเคลื่อนไหวโดย AI Mocap เครื่องมือที่ใช้รวบรวมข้อมูลประกอบด้วย คลิปแอนิเมชันที่สร้างจากข้อมูลการเคลื่อนไหวที่จับได้ จำนวน 27 คลิป และแบบประเมินประสิทธิภาพโดยผู้เชี่ยวชาญ 3 ด้าน คือ ความแม่นยำ ความลื่นไหล และความสมจริงของการเคลื่อนไหว ผลการวิจัย พบว่า (1) ประสิทธิภาพการจับการเคลื่อนไหวด้วยเทคโนโลยี AI Mocap กับท่าทางการต่อสู้ที่มีระดับยากง่ายแตกต่างกัน มีประสิทธิภาพอยู่ในระดับดีมาก ไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($p>.05$) และท่าทางที่ง่ายมีประสิทธิภาพด้านความลื่นไหลของการเคลื่อนไหวสูงสุด และ (2) มุมกล้องของวิดีโอต้นฉบับมีผลต่อประสิทธิภาพของการจับการเคลื่อนไหวอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ โดยมุมกล้องด้านหน้าให้ผลลัพธ์ดีที่สุดในด้านความแม่นยำและความสมจริง ในขณะที่มุมกล้องด้านข้างให้ค่าความลื่นไหลสูงสุด ขณะที่มุมเฉียงให้ประสิทธิภาพต่ำกว่าทุกด้านอย่างมีนัยสำคัญ ขณะที่มุมเฉียงให้ค่าต่ำที่สุด โดยพบความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($p<.05$) ทั้งด้านความแม่นยำ ความลื่นไหล และความสมจริงของแอนิเมชัน ผลการวิจัยนี้ชี้ให้เห็นว่า มุมกล้องเป็นปัจจัยสำคัญที่มีผลต่อความแม่นยำของ AI Mocap มากกว่าระดับความยากของท่าทาง ผลการวิจัยครั้งนี้จะเป็นแนวทางให้นักแอนิเมเตอร์กำหนดวิธีการถ่ายทำคลิปต้นฉบับและได้ข้อมูลการเคลื่อนไหวจาก AI Mocap ที่ดีสำหรับการนำไปใช้ต่อไป

คำสำคัญ: การจับการเคลื่อนไหวด้วยปัญญาประดิษฐ์ ท่าทางการต่อสู้ ความแม่นยำของแอนิเมชัน เทคโนโลยีแอนิเมชัน

Abstract

The use of Artificial Intelligence–based Motion Capture (AI Mocap) platforms requires importing original video clips recorded from various camera angles. A major challenge is the potential introduction of errors into the resulting motion data. This study aimed to examine the effectiveness of AI Mocap in capturing martial arts movements. The research employed a 3 × 3 factorial experimental design with two independent variables: (1) camera angle of the source video clips (front, diagonal, and side views) and (2) difficulty level of the martial arts movements (easy, moderate, and difficult). A total of nine distinct martial arts movements were included in the study. The dependent variable was the performance quality of the motion capture generated by the AI Mocap system. Data collection involved 27 animated clips derived from the captured motion data. These clips were evaluated by experts using an assessment form based on three criteria: accuracy, fluidity, and realism of the captured movements. The results revealed that: (1) The performance of AI Mocap technology in capturing martial arts movements across different levels of difficulty was consistently high, with no statistically significant differences observed ($p > .05$). Movements classified as easy demonstrated the highest performance in terms of motion fluidity. (2) The camera angle of the original video significantly affected motion capture performance. The front view provided the best results in terms of accuracy and realism, while the side view yielded the highest fluidity. In contrast, the diagonal angle produced significantly lower performance across all dimensions—accuracy, fluidity, and realism ($p< .05$). These findings indicate that camera angle is a more critical factor influencing AI Mocap performance than movement complexity. The results of this study provide practical guidelines for animators in selecting optimal filming angles to obtain high-quality motion data from AI Mocap systems for further application.

Keywords: AI Motion Capture, combat poses, animation accuracy, animation technology

บทนำ

เทคโนโลยีการจับการเคลื่อนไหว (Motion Capture หรือ Mocap) เป็นเครื่องมือสำคัญในกระบวนการผลิตสื่อดิจิทัล โดยเฉพาะในอุตสาหกรรมแอนิเมชัน ภาพยนตร์ และวิดีโอเกม ที่ต้องการความสมจริงของการเคลื่อนไหวของตัวละคร (Menache, 2011) เนื่องจากการใช้ Mocap สามารถช่วยลดเวลาและค่าใช้จ่ายในกระบวนการสร้างแอนิเมชันเมื่อเทียบกับการสร้างภาพเคลื่อนไหวแบบดั้งเดิม นอกจากนี้ Mocap ยังสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในสาขาอื่น ๆ เช่น การแพทย์กีฬา (Noiumkar & Tirakoat, 2013) อุตสาหกรรม (Potisarn, 2023) และการวิจัยในการออกกำลังกายเพื่อรักษาความผิดปกติทางการเคลื่อนไหว (Ma & Chen, 2022) ปัจจุบันเทคโนโลยีดังกล่าวได้พัฒนาไปสู่ระบบการใช้ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) ที่เรียกว่า AI Mocap ซึ่งไม่จำเป็นต้องใช้ชุดเซนเซอร์ ระบบกลไก หรืออุปกรณ์พิเศษ แต่สามารถประมวลผลข้อมูลการเคลื่อนไหวจากวิดีโอทั่วไปได้ เช่น การสกัดข้อมูลเชิงลึกทางวิทยาศาสตร์การกีฬาจากวิดีโอถ่ายทอดสด (Baumgartner, 2024) อย่างไรก็ตาม แม้ AI Mocap จะเพิ่มความสะดวกและเข้าถึงง่ายและเป็นที่ยอมรับในอุตสาหกรรมแอนิเมชัน (Phalapree & Tirakoat, 2024) แต่ยังคงมีข้อจำกัดด้านความแม่นยำ ความต่อเนื่องของท่าทาง และความสมจริง โดยเฉพาะในบริบทที่มีความซับซ้อนของการเคลื่อนไหว เช่น การแสดงท่าต่อสู้ที่ประกอบด้วยการเคลื่อนไหวหลากหลายมุมมองและระดับความยากที่แตกต่างกัน ซึ่งยังเป็นช่องว่างที่ควรได้รับการศึกษาเพิ่มเติม

ท่าต่อสู้จากศิลปะการต่อสู้ เช่น มวยไทย เทควันโด คาราเต้ และกังฟู เป็นตัวอย่างที่มีความซับซ้อนทางจลนศาสตร์ (kinematics) และแสดงถึงความหลากหลายในการเคลื่อนไหว เช่น การเตะ การปัดป้อง การเหวี่ยงแขน หรือการหมุนตัว ซึ่งเป็นลักษณะของการเคลื่อนไหวที่มีมิติหลายด้าน (multi-dimensional motion) ซึ่งเหมาะสมต่อการใช้เป็นข้อมูลทดสอบระบบจับการเคลื่อนไหวและการพัฒนาชุดข้อมูล (datasets) สำหรับงานวิจัยด้าน AI และแอนิเมชัน (Le & Li, 2021; Ishac & Eager, 2021) ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงเลือกใช้ท่าทางการต่อสู้เป็นข้อมูลกรณีศึกษาเพื่อศึกษาประสิทธิภาพของการจับการเคลื่อนไหวแบบ AI Mocap จากคลิปวิดีโอต้นฉบับที่ถ่ายทำท่าต่อสู้แบบง่าย ปานกลาง และยากจากมุมกล้องด้านหน้า (front) มุมเฉียง (diagonal) และด้านข้าง (side) ผลที่คาดว่าจะได้รับเป็นแนวทางสำหรับการถ่ายทำวิดีโอต้นฉบับที่มีความเหมาะสมที่สุดกับท่าทางต่าง ๆ สำหรับนำไปใช้กับ AI Mocap เพื่อผลิตงานสื่อดิจิทัลต่อไป

วัตถุประสงค์การวิจัย

1. เพื่อศึกษาและเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจับการเคลื่อนไหวด้วยปัญญาประดิษฐ์จำแนกตามระดับความยากของท่าทางการต่อสู้

2. เพื่อศึกษาและเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจับการเคลื่อนไหวด้วยปัญญาประดิษฐ์จำแนกตามมุมกล้องของการถ่ายทำคลิปต้นฉบับ

วิธีดำเนินการวิจัย

ดำเนินการวิจัยตามลำดับ ดังนี้

1. ศึกษาแนวคิดและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

ประกอบด้วย

1.1 การจับการเคลื่อนไหวแบบปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence Motion Capture: AI Mocap)

หลักการทำงานของ AI Mocap เป็นการใช้การเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการจับภาพเคลื่อนไหวโดยไม่ใช้มาร์กเกอร์แต่ใช้ภาพวีดิโอเป็นหลัก จะใช้ข้อมูลของพิกเซลที่คงที่ในแต่ละตำแหน่งและมีความแตกต่างกันไปตามช่วงเวลาสำหรับการวิเคราะห์พฤติกรรม ซึ่งการวิเคราะห์ข้อมูลจะให้ความสนใจคุณสมบัติของวัตถุในภาพแทน เช่น ตำแหน่ง ขนาดและการวางแนว ข้อมูลของพิกเซลในวิดีโอที่เคลื่อนไหวหรือมีการเปลี่ยนแปลงร่วมกัน โดยการแยกวัตถุออกเป็นกลุ่มสำคัญที่มีความหมาย เช่น ส่วนต่าง ๆ ของร่างกายในวิดีโอเป็นบุคคลหรือสัตว์ สัญญาณวิดีโอมิติสูงสามารถแปลงเป็นชุดของอนุกรมเวลาที่อธิบายการเคลื่อนไหวของจุดสำคัญแต่ละจุดได้เมื่อเทียบกับข้อมูลของภาพวิดีโอ แล้วใช้อัลกอริทึมการประเมินท่าทาง (pose estimation) เป็นฟังก์ชันที่จับคู่เฟรมจากวิดีโอเป็นพิกัดของส่วนต่าง ๆ ของร่างกาย (Mathis et al., 2020) ในงานวิจัยครั้งนี้ AI Mocap ที่ใช้สำหับการทดลองคือ Move.AI ซึ่งเป็นเทคโนโลยี AI ที่สามารถเปลี่ยนวิดีโอ 2 มิติที่ถ่ายด้วยกล้องทั่วไป (เช่น โทรศัพท์มือถือ) ให้เป็นข้อมูลการเคลื่อนไหว 3 มิติสำหรับตัวละครแอนิเมชัน โดยอัปโหลดวิดีโอไปยังแพลตฟอร์มของ Move.AI จากนั้นระบบ AI จะวิเคราะห์ภาพวิดีโอแต่ละเฟรมเพื่อระบุและติดตามตำแหน่งสำคัญของร่างกายและข้อต่อ นำหลักการทางฟิสิกส์และชีวกลศาสตร์มาใช้เพื่อพยากรณ์ข้อมูลตำแหน่งการเคลื่อนไหว

1.2 การวัดประสิทธิภาพข้อมูลการเคลื่อนไหว

การวัดประสิทธิภาพข้อมูลการจับการเคลื่อนไหวสำหรับงานวิจัยนี้ใช้ผู้เชี่ยวชาญประเมินใน 3 ด้าน ดังนี้

1) ความแม่นยำของการจับท่าทาง (motion capture accuracy)

ความแม่นยำจำแนกได้เป็น 3 ประเด็นหลัก ได้แก่ (1) การจับตำแหน่งข้อต่อของร่างกายที่ถูกต้อง (joint position accuracy) ข้อต่อ (joint) เป็นส่วนประกอบสำหรับของการเคลื่อนไหวส่วนต่าง ๆ ของร่างกาย เช่น คอ ไหล่ ข้อศอก เอว เข่า เป็นต้น ส่งผลต่อสภาวะการควบคุมที่ดีของร่างกาย (Ma & Chen, 2022) (2) องศาการเคลื่อนไหวของข้อต่อ (joint angle accuracy) เป็นการประเมินสมรรถภาพร่างกาย งานวิจัยของ Robertson et al. (2013) แสดงให้เห็นว่า ระบบ Optical Mocap สามารถบันทึกองศาการหมุนได้อย่างแม่นยำในการวัดองศาของ

ข้อ ส่วนระบบที่ใช้กล้องมีความแม่นยำในการวัดองศาต่ำกว่าทำให้ค่าการคำนวณองศาผิดเพี้ยนไป (Ma & Wang, 2020) และ (3) การจับครบทุกข้อต่อ (completeness of joint detection) อย่างสมบูรณ์ครอบคลุมทุกข้อต่อหลัก เช่น ข้อศอก หัวไหล่ เข่า สะโพก ข้อเท้า ข้อมือ รวมถึงกระดูกสันหลังและศีรษะ โดยเฉพาะในท่าทางต่อสู้ที่มีการเคลื่อนไหวพร้อมกันของหลายข้อต่อและมีการเปลี่ยนทิศทางของแรงต้าน

2) ความลื่นไหลของการเคลื่อนไหวตัวละคร (motion smoothness)

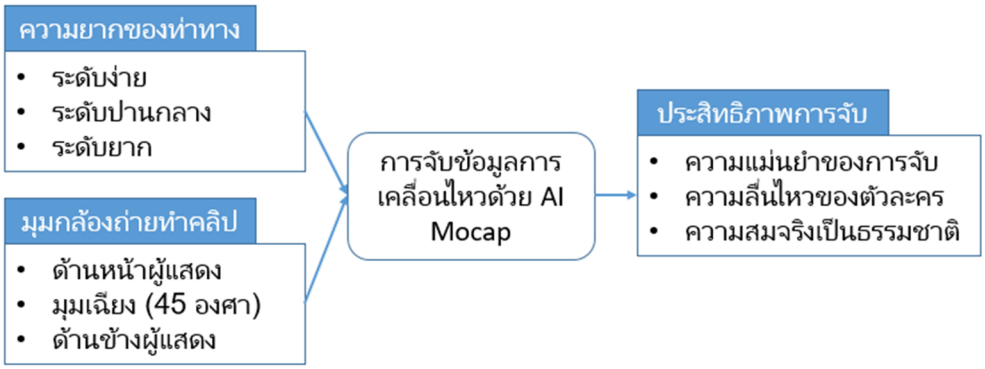
ประกอบด้วย (1) ความลื่นไหลของการเคลื่อนไหว คือ ความต่อเนื่องของการเปลี่ยนแปลงตำแหน่งและท่าทางในแต่ละเฟรม การขาดความลื่นไหลจะ “กระตุก” ไม่เป็นธรรมชาติ ซึ่งลดความสมจริง (Zhang et al., 2020) (2) การรักษาความสม่ำเสมอของความเร็วระหว่างการเคลื่อนไหวมีผลต่อความรู้สึก “เป็นธรรมชาติ” หากมีความเร่งหรือชะลออาจส่งผลให้การเคลื่อนไหวผิดปกติ (Kim et al., 2021) (3) การเปลี่ยนท่าระหว่างเฟรมอย่างอย่างกะทันหันลดความกลมกลืนของการเคลื่อนไหว (Luo et al., 2023)

3) ความสมจริงและความเป็นธรรมชาติของการเคลื่อนไหว (motion realism)

ประกอบด้วย (1) ความสมจริงของการเคลื่อนไหว เป็นความใกล้เคียงระหว่างแอนิเมชันที่สร้างขึ้นกับการเคลื่อนไหวในชีวิตจริงทำให้ผู้ชมเชื่อในความเป็นธรรมชาติ (Habibie et al., 2021) (2) การยึดพื้นของเท้าทำให้ตัวละครดูไม่ลอยสไลด์ โดยเฉพาะในการเคลื่อนไหวที่เท้าเป็นจุดยึดและตำแหน่งที่สัมผัสพื้น เช่น การเตะ หมุนตัว หรือการทรงตัว (Starke et al., 2021) (3) ความสอดคล้องของร่างกายทั้งตัว เช่น แขน ลำตัว และขา ส่งผลต่อความเป็นธรรมชาติ เช่น ในการเตะหรือหมุนตัว ต้องมีการส่งแรงอย่างต่อเนื่องจากแกนกลางสู่ปลายแขนหรือขา หากไม่สัมพันธ์กันจะดูผิดธรรมชาติ (Ling et al., 2023)

2. ออกแบบกรอบแนวคิดการวิจัย

การใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์สำหรับจับการเคลื่อนไหวท่าทางที่มีความยากและซับซ้อน รวมทั้งต้นฉบับของคลิปที่ใช้สำหรับจับการเคลื่อนไหวที่แตกต่างกัน ยังมีคำถามที่ต้องทดลองเพื่อหาคำตอบว่า ผลลัพธ์ของการจับการเคลื่อนไหวของท่าทางและที่มาของคลิปแตกต่างกันจะมีประสิทธิภาพเท่ากันหรือไม่ ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงออกแบบกรอบแนวคิการวิจัยเป็นวิจัยเชิงทดลอง โดยมีปัจจัยนำเข้า คือ คลิปที่ถ่ายทำท่าทางการต่อสู้แบบต่าง ๆ แล้วนำเข้าสู่กระบวนการจับการเคลื่อนไหวด้วยปัญญาประดิษฐ์ เพื่อวิเคราะห์ประสิทธิภาพการจับการเคลื่อนไหว ดังภาพ 1



ภาพ 1 กรอบแนวคิดการวิจัย

3. กำหนดสมมติฐานการวิจัย

จากกรอบแนวคิดการวิจัยที่กล่าวมาข้างต้น ผู้วิจัยได้กำหนดสมมติฐานการวิจัย คือ ระดับความยากง่ายของท่าทางการต่อสู้ และมุมกล้องที่ใช้สำหรับการถ่ายทำคลิปต้นฉบับเพื่อนำมาจับการเคลื่อนไหวด้วยปัญญาประดิษฐ์ (AI Mocap) จะมีประสิทธิภาพแตกต่างกัน

4. การออกแบบการวิจัย

งานวิจัยนี้ ออกแบบการวิจัยเป็นการวิจัยเชิงทดลองแบบ 3×3 Factorial Design ประกอบด้วย ท่าการต่อสู้ 3 ระดับความยาก และมุมกล้องที่ใช้สำหรับบันทึกภาพการแสดงท่าต่อสู้ จำนวน 3 มุมกล้อง

5. ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

ผู้ให้ข้อมูลหลักในงานวิจัยนี้เป็นผู้เชี่ยวชาญ 3 ด้าน ประกอบด้วยบุคคลที่เป็นแอนิเมเตอร์ อาจารย์ด้านวิทยาศาสตร์การกีฬา ครูสอนพลศึกษา และครู/ ผู้ฝึกสอนในสถาบันการฝึกด้านกีฬาและการต่อสู้ การวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยเลือกผู้เชี่ยวชาญจำนวน 5 ท่านเพื่อทำหน้าที่ประเมินประสิทธิภาพของการจับการเคลื่อนไหว

6. เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

ประกอบด้วย 2 เครื่องมือ ได้แก่ คลิปแอนิเมชันท่าทางการต่อสู้ และแบบประเมินประสิทธิภาพ มีรายละเอียดการสร้างเครื่องมือเหล่านี้ ดังต่อไปนี้

6.1 คลิปแอนิเมชันท่าทางการต่อสู้ เป็นคลิปวิดีโอการต่อสู้ที่สร้างขึ้นมาจากข้อมูลการเคลื่อนไหวของท่าต่อสู้ที่ได้จากการจับการเคลื่อนไหวด้วย AI Mocap มีขั้นตอนการดำเนินการดังนี้ดังนี้

1) คัดเลือกท่าทางการต่อสู้ตามระดับความยากง่ายของท่าทางการการต่อสู้ ตามระดับความยากของท่าต่อสู้ เป็นข้อมูลการเคลื่อนไหวของตัวอย่างสำหรับการวิจัยครั้งนี้ คือ ท่าการต่อสู้ของผู้แสดง 1 คน สำหรับงานวิจัยนี้ มี 3 ระดับความยาก จำนวนรวม 9 ท่า จำแนกตามความยาก ดังตาราง 1

2) ก่อนการถ่ายคลิปต้นฉบับของท่าต่อสู้ ภายหลังการคัดเลือกท่าทางการต่อสู้จำนวน 9 ท่าแล้ว ให้ผู้แสดงทุกคนฝึกซ้อมเพื่อให้สามารถแสดงท่าได้เหมือนกับมืออาชีพมากที่สุด ทั้งนี้ผู้วิจัยอธิบายประเด็นข้อมูลของผู้ร่วมวิจัยในมิติด้านจริยธรรมวิจัยในมนุษย์ ผู้ร่วมวิจัยรับทราบและอนุญาตเผยแพร่ จากนั้น การถ่ายคลิปวิดีโอต้นฉบับสำหรับนำเข้าสู่การจับการเคลื่อนไหว มีการควบคุมคุณภาพของแสงและพื้นหลัง ถ่ายทำด้วยกล้องประเภท DSLR กำหนดค่าความละเอียด 1080p และอัตรา 60 เฟรมต่อวินาที และถ่ายคลิปการต่อสู้แต่ละท่าด้วย 3 มุมกล้อง ได้แก่ (1) ด้านหน้า (มุมกล้องถ่ายด้านหน้าผู้แสดง) (2) มุมเฉียง (มุมกล้องถ่ายเฉียงตัวผู้แสดง 45 องศา) และ (3) ด้านข้าง (มุมกล้องถ่ายด้านข้างตัวผู้แสดง อาจเป็นด้านซ้ายมือ หรือขวามือของผู้แสดง) ได้คลิปวิดีโอทั้งสิ้น 27 คลิป ตัวอย่างดังภาพ 2 ท่าต่อสู้มือเปล่าที่มีการหมุนตัวและเปลี่ยนแปลงทิศทางของแขนและมือ

3) ภายหลังได้คลิปวิดีโอทั้งหมดแล้ว นำเข้าจับการเคลื่อนไหว AI Mocap โดยเลือกใช้ Move Ai Ltd. (2025) แบบทดลองใช้ฟรี เพื่อสร้างข้อมูลดิบของการเคลื่อนไหว (mocap data)

4) นำข้อมูลการเคลื่อนไหวไปใช้กับตัวละคร 3 มิติ (3D Character) และผลิตออกมาเป็นคลิปแอนิเมชันท่าต่อสู้ ได้ผลลัพธ์ตามตัวอย่างในภาพ 3 จากนั้นนำคลิปแอนิเมชันเหล่านี้ไปตรวจสอบประสิทธิภาพของการเคลื่อนไหวท่าต่อสู้

6.2 แบบประเมินประสิทธิภาพโดยผู้เชี่ยวชาญ เป็นแบบประเมินคะแนน โดยใช้ระดับคะแนนประสิทธิภาพ 1 ถึง 5 มีความหมาย คือ 1 หมายถึง แย่มาก 2 หมายถึง แย่ 3 หมายถึง พอใช้ 4 หมายถึง ดี 5 หมายถึง ดีมาก ประกอบด้วยตัวชี้วัดในตาราง 2 และแนวทางในการประเมินประสิทธิภาพตามเกณฑ์การคะแนนในตาราง 3

ตาราง 1

ระดับความยากและชื่อท่าการต่อสู้

ระดับความยาก	ลักษณะของท่าทางการต่อสู้	ชื่อท่าการต่อสู้
ง่าย	มีการเคลื่อนไหวช้าและชัดเจน ไม่มีการหนุนตัวหรือกระโดด มีการบังคับแขนขาเล็กน้อย	(1) ท่าต่อย (2) ท่ายิงธนู (3) ท่าเตะด้านข้าง
ปานกลาง	มีการเคลื่อนไหวเร็วขึ้น และซับซ้อนขึ้น หมุนตัว เปลี่ยนทิศ และกระโดด	(4) ท่าต่อสู้มือเปล่า (5) ท่ายิงปืน (6) ท่ากระโดดต่อยเสย
ยาก	เคลื่อนไหวเร็วและซับซ้อน หมุนตัวเร็ว และต้องบังคับร่างกายพร้อมกันหลายจุด	(7) ท่าเตะแบบหมุนตัว (8) ท่าหมุนตัวยิงธนู (9) ท่าต่อสู้ด้วยมีด



ภาพ 2 ถ่ายวิดีโอคลิปท่าต่อสู้ต้นฉบับ 3 มุมกล้อง



ภาพ 3 แอนิเมชันท่าต่อสู้

ตาราง 2

ด้านและตัวชี้วัดการประเมินประสิทธิภาพ

ด้านของประสิทธิภาพการจับการเคลื่อนไหว	**ตัวชี้วัดในแบบประเมิน**
1. ความแม่นยำของการจับท่าทาง	1.1 ตำแหน่งข้อต่อถูกต้อง
	1.2 องศาการเคลื่อนไหวของข้อต่อ
	1.3 การจับครบทุกข้อต่อ
2. ความลื่นไหลของการเคลื่อนไหวตัวละคร	2.1 ลื่นไหลของการเคลื่อนไหว
	2.2 ความสม่ำเสมอของความเร็ว
	2.3 การเปลี่ยนท่าระหว่างเฟรม
3. ความสมจริงและความเป็นธรรมชาติ	3.1 ความสมจริงของการเคลื่อนไหว
	3.2 การยึดพื้นของเท้า
	3.3 ความสอดคล้องของร่างกายทั้งตัว

7. การเก็บรวบรวมข้อมูล

การเก็บรวบรวมข้อมูลเพื่อนำมาวิเคราะห์ผลการวิจัยครั้งนี้ ดำเนินการ ดังนี้

7.1 นำคลิปวิดีโอท่าการต่อสู้ทุกท่าที่สร้างจากข้อมูลการเคลื่อนไหวที่ได้จาก AI Mocap จำนวน 27 คลิป (9 ท่าต่อสู้ แต่ละท่ามี 3 มุมกล้อง) ให้ผู้เชี่ยวชาญได้รับชมก่อนการประเมินให้คะแนน

7.2 แจ้งให้ผู้เชี่ยวชาญพิจารณาให้คะแนนการประเมิน โดยผู้วิจัยอธิบายเกณฑ์การคะแนน (rubric) ร่วมกับการใช้ดุลพินิจตามหลักวิชาการของผู้เชี่ยวชาญเพื่อประเมินประสิทธิภาพ

8. วิเคราะห์ข้อมูลและสถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล

8.1 ประสิทธิภาพของข้อมูลที่ได้จากการจับการเคลื่อนไหวโดย AI Mocap นำมาสร้างเป็นคลิปแอนิเมชันท่าทางการต่อสู้ สำหรับงานวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยวัดประสิทธิภาพดังกล่าวด้วยการประเมินด้วยผู้เชี่ยวชาญ โดยให้คะแนนเป็นแบบอัตราส่วนประมาณค่า ดังนั้นสถิติที่ใช้เพื่อการวิเคราะห์ข้อมูล ประกอบด้วย ค่าเฉลี่ย ค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน และ ANOVA

8.2 ให้ผู้เชี่ยวชาญ 3 ด้าน (อาจารย์ด้านวิทยาศาสตร์การกีฬา ครูสอนพลศึกษา และครู/ ผู้ฝึกสอนในสถาบันการฝึกด้านกีฬาและการต่อสู้) จำนวน 5 ท่าน ประเมินคะแนนประสิทธิภาพทั้ง 9 ตัวชี้วัด ในแต่ละคลิปวิดีโอท่าต่อสู้ โดยเลือกค่าคะแนนในแบบฟอร์มออนไลน์

ตาราง 3

เกณฑ์การให้คะแนนประสิทธิภาพ

ประสิทธิภาพ	**คะแนนที่ให้**				
	1	2	3	4	5
1. ความแม่นยำของการจับ	จับผิดชัดเจน	จับผิดบางส่วน	จับได้ครึ่งหนึ่ง	จับเกือบถูกหมด	จับถูกทั้งหมด
2.ความลื่นไหลของการเคลื่อนไหว	กระตุกมาก	กระตุกบ้าง	พอใช้	ค่อนข้างลื่น	ลื่นไหลตลอด
3. ความสมจริงและเป็นธรรมชาติ	ผิดจากความจริงและธรรมชาติ	ไม่สมจริง	พอสมควร	ค่อนข้างสมจริง	สมจริงมาก

ผลการวิจัยและการอภิปรายผล

ผลการวิเคราะห์ข้อมูลประสิทธิภาพ มีดังต่อไปนี้

1. ประสิทธิภาพจำแนกตามระดับความยาก มีผลการวิเคราะห์ดังแสดงในตาราง 4

ตาราง 4 แสดงให้เห็นว่า ภาพรวมของประสิทธิภาพในการจับการเคลื่อนไหวด้วย AI Mocap กับความยากของท่าทางการต่อสู้ ทุกด้านอยู่ในระดับดีมาก (ค่า M. มีค่า 4.50 ขึ้นไป) เมื่อพิจารณาที่ค่าเฉลี่ย พบว่า ประสิทธิภาพของการจับการเคลื่อนไหวด้วย AI Mocap โดยรวม ในท่าการต่อสู้อย่างง่าย มีค่าเฉลี่ยสูงสุด (M.=4.80 SD=.50) พิจารณาค่าเฉลี่ยสูงสุดของประสิทธิภาพรายด้านพบว่า ความแม่นยำในการจับข้อมูลการเคลื่อนไหวได้ดีกับท่าที่ยากปานกลาง (M.=4.82 SD=.39) ความลื่นไหลของข้อมูลการเคลื่อนไหวที่จับได้อยู่ที่ท่าต่อสู้อย่างง่าย (M.=4.80 SD=.34) และความสมจริงของแอนิเมชันที่ผลิตได้อยู่ที่ท่าต่อสู้ยากปานกลาง (M.=4.73 SD=.45) ผลการเปรียบเทียบความแตกต่างของประสิทธิภาพการจับการเคลื่อนไหวทั้ง 3 ระดับความยากของท่าทางด้วย ANOVA พบว่า ประสิทธิภาพการจับการเคลื่อนไหวท่าทางการต่อสู้ที่ยากต่างกัน ไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05

ผลข้างต้นแสดงให้เห็นถึงความสามารถของเทคโนโลยี AI Mocap ที่จับการเคลื่อนไหวของท่าทางที่ยากและซับซ้อนได้ อย่างไรก็ตาม ท่าทางที่ง่ายมีการเคลื่อนที่ไม่ซับซ้อน AI Mocap สามารถถอดรหัสข้อมูลได้แม่นยำและต่อเนื่องที่มีลักษณะของท่าทางที่มีองค์ประกอบเพียงพอให้ระบบ AI ตรวจจับจุดหลัก (ข้อต่อ) ได้ชัดเจน สอดคล้องกับ Wu et al. (2021) ซึ่งชี้ว่า การจับการเคลื่อนไหวด้วย AI จะมีเสถียรภาพมากที่สุดในท่าทางที่มีโครงสร้างทางจลนศาสตร์ที่ชัดเจนและไม่สับสนกับองค์ประกอบพื้นหลัง เช่นเดียวกับ Güler et al. (2020) ที่ระบุว่า โมเดลการเรียนรู้เชิงลึก (deep learning-based models) สำหรับการประมาณท่าทางมนุษย์ (human pose estimation) สามารถพยากรณ์ท่าทางที่หลากหลายได้ดี เมื่อมีข้อมูลภาพที่ชัดเจนและมีลักษณะเฉพาะของท่าทางที่ชัดเจน นอกจากนี้ ยังพบว่า แนวคิดเรื่อง “ระดับความยากของท่าทาง” สอดคล้องกับงานวิจัย Wongbat et al. (2024) การพัฒนาแอปพลิเคชันถ่ายทอดท่ารำมวยโบราณ จังหวัดสกลนคร ซึ่งมีการประเมินประสิทธิภาพและความพึงพอใจของผู้ใช้งาน โดยผลวิจัยระบุว่า แอปพลิเคชันที่ถ่ายทอดท่ารำมวยซึ่งมีความซับซ้อนในระดับต่าง ๆ สามารถใช้งานได้จริงและผู้ใช้ประเมินให้อยู่ในระดับ “มาก” (ประสิทธิภาพเฉลี่ย 4.43 SD = 0.60 ความพึงพอใจเฉลี่ย 4.37 SD = 0.74) ผลลัพธ์ดังกล่าวสะท้อนว่า แม้ท่ารำหรือท่าการต่อสู้จะมีระดับความยากที่ต่างกัน แต่หากออกแบบระบบถ่ายทอดข้อมูลหรือระบบตรวจจับการเคลื่อนไหวได้ดี ผู้ใช้งานยังคงรับรู้และใช้งานได้อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งสอดคล้องกับผลการวิจัยในครั้งนี้ที่พบว่า AI Mocap สามารถจับการเคลื่อนไหวได้อย่างมีคุณภาพทุกระดับความยาก แม้จะมีความแตกต่างของท่าทางแต่ก็ไม่กระทบต่อความสามารถของระบบในการถอดรหัสการเคลื่อนไหวอย่างมีนัยสำคัญ

อย่างไรก็ตาม งานวิจัยครั้งนี้ใช้ผู้แสดงเพียงคนเดียวเพื่อจับข้อมูลการเคลื่อนไหวอาจไม่สามารถเปรียบเทียบความยากของท่าทางของแต่ละบุคคลได้ การวิจัยในอนาคตอาจเพิ่มผู้แสดงหลายคนเพื่อแสดงท่าทางเดียวกันเพื่อเปรียบเทียบข้อมูลที่ได้จาก AI Mocap จากมิติความแตกต่างของรูปร่างและรูปแบบการเคลื่อนไหวที่แตกต่างกัน

2. ประสิทธิภาพจำแนกตามมุมกล้องการถ่ายทำต้นฉบับ มีผลการวิเคราะห์และอภิปรายผล ดังตารางต่อไปนี้

ตาราง 5 แสดงให้เห็นว่า ภาพรวมของประสิทธิภาพในการจับการเคลื่อนไหวด้วย AI Mocap จากคลิปวิดีโอต้นฉบับที่ถ่ายด้วยมุมกล้องต่างกัน ทุกด้านอยู่ในระดับดีมาก (ค่า M. มีค่า 4.50 ขึ้นไป) เมื่อพิจารณาที่ค่าเฉลี่ย พบว่า ประสิทธิภาพของการจับการเคลื่อนไหวด้วย AI Mocap โดยรวม จากคลิปวิดีโอต้นฉบับที่ถ่ายด้วยมุมหน้า มีค่าเฉลี่ยสูงสุด (M.=4.91 SD=.29) พิจารณาค่าเฉลี่ยสูงสุดของประสิทธิภาพแต่ละด้าน พบว่า ความแม่นยำในการจับข้อมูลการเคลื่อนไหวได้ดีกับคลิปวิดีโอมุมด้านหน้า (M.=4.98 SD=.15) ความลื่นไหลของข้อมูลการเคลื่อนไหวที่จับได้อยู่ที่คลิปวิดีโอมุมด้านข้าง (M.=4.93 SD=.25) และความสมจริงของแอนิเมชันที่ผลิตได้อยู่ที่คลิปวิดีโอมุมด้านหน้า (M.=4.89 SD=.32) ผลการเปรียบเทียบความแตกต่างของประสิทธิภาพการจับการเคลื่อนไหวทั้ง 3 ระดับความยากของท่าทางด้วย ANOVA มีผลดังตาราง 6

ตาราง 6 แสดงให้เห็นว่า คลิปวิดีโอต้นฉบับที่ถ่ายทำด้วยมุมกล้องต่างกัน (ด้านหน้า มุมเฉียง และด้านข้าง) มีผลต่อประสิทธิภาพการจับข้อมูลการเคลื่อนไหวทั้ง 3 ด้าน

แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ .05 (Sig. = .000) จึงทำการวิเคราะห์ภายหลัง ดังตาราง 7

ตาราง 7 เป็นผลการวิเคราะห์ภายหลัง (post-hoc analysis) ด้วยการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยแบบพหุคูณ (multiple comparison) ด้วยเทคนิค Bonferroni แสดงให้เห็นว่า คลิปวิดีโอต้นฉบับที่ถ่ายทำด้วยกล้องมุมเฉียงให้ค่าประสิทธิภาพน้อยกว่าคลิปวิดีโดที่ถ่ายด้วยกล้องมุมด้านด้านและด้านข้าง อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05 ในขณะที่คลิปที่ถ่ายด้วยกล้องมุมด้านหน้าและด้านข้างให้ประสิทธิภาพการจับข้อมูลการเคลื่อนไหวด้วย AI Mocap ไม่แตกต่างกัน

ข้อจำกัดในการนำไปใช้งานจริงควรพิจารณาผลการวิจัยครั้งนี้ที่พบว่า มุมกล้องเฉียงอาจทำให้เกิดการบิดเบือนของข้อต่อหลัก และการปิดบังของส่วนต่าง ๆ ของร่างกาย ซึ่งส่งผลต่อการประมวลผลของระบบ AI Mocap งานวิจัยของ Pavllo et al. (2019) ชี้ว่าการจัดตำแหน่งกล้องที่ไม่ตั้งฉากกับระนาบการเคลื่อนไหวของร่างกาย อาจทำให้เกิดปัญหาในการประมาณตำแหน่งเชิงลึกของโครงร่าง นอกจากนี้ Li et al. (2025) พบว่า มุมกล้องด้านหน้าสามารถให้ค่าความแม่นยำสูงสุดเมื่อใช้กับโมเดล AI 3D Pose Estimation ที่ต้องการข้อมูลของข้อต่อบนลำตัวที่ชัดเจน ซึ่งสอดคล้องกับผลในงานวิจัยนี้อย่างชัดเจน กล่าวโดยสรุป มุมกล้องเฉียงกับการจับข้อมูลการเคลื่อนไหวด้วย AI Mocap มีข้อจำกัดมากกว่ามุมกล้องอื่น เนื่องจากเหตุผลเกี่ยวกับการบิดของข้อต่อ และการบดบังกันของส่วนของร่างกายทำให้ AI Mocap ไม่สามารถจับข้อมูลข้อต่อที่ถูกซ่อนไว้ได้อย่างถูกต้อง

ตาราง 4

ค่าเฉลี่ย (M) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD) ของคะแนนประสิทธิภาพจำแนกตามระดับความยาก

ประสิทธิภาพ	ระดับความยากของท่าทาง					
	ง่าย		ปานกลาง		ยาก	
	M.	SD	M.	SD	M.	SD
1. ความแม่นยำของการจับ	4.71	.63	4.82	.39	4.76	.43
2. ความลื่นไหลของการเคลื่อนไหว	4.89	.34	4.78	.42	4.76	.43
3. ความสมจริงและเป็นธรรมชาติ	4.69	.63	4.73	.45	4.58	.66
โดยรวม	**4.80**	**.50**	**4.76**	**.43**	**4.74**	**.45**

ตาราง 5

ค่าเฉลี่ย (M) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD) ของคะแนนประสิทธิภาพจำแนกตามมุมกล้อง

ประสิทธิภาพ	มุมกล้องการถ่ายทำต้นฉบับ					
	ด้านหน้า		มุมเฉียง		ด้านข้าง	
	M.	SD	M.	SD	M.	SD
1. ความแม่นยำของการจับ	4.98	.15	4.44	.66	4.87	.34
2. ความลื่นไหลของการเคลื่อนไหว	4.91	.29	4.56	.50	4.93	.25
3. ความสมจริงและเป็นธรรมชาติ	4.89	.32	4.27	.75	4.84	.37
โดยรวม	**4.91**	**.29**	**4.44**	**.59**	**4.86**	**.25**

ตาราง 6

ความแตกต่างของประสิทธิภาพจำแนกตามมุมกล้อง

ประสิทธิภาพ	แหล่งความแปรปรวน	SS.	df.	MS.	F.	Sig.
1. ความแม่นยำของการจับ	ระหว่างกลุ่ม	2.77	2	1.38	6.84	.002*
	ภายในกลุ่ม	15.78	78	.20		
	รวม	18.54	80			
2. ความลื่นไหลของการเคลื่อนไหว	ระหว่างกลุ่ม	1.80	2	.90	10.10	.000*
	ภายในกลุ่ม	6.96	78	.09		
	รวม	8.77	80	1.94		
3. ความสมจริง เป็นธรรมชาติ	ระหว่างกลุ่ม	3.88	2	1.94	9.63	.000*
	ภายในกลุ่ม	15.70	78	.20		
	รวม	19.58	80			

ตาราง 7

เปรียบเทียบค่าเฉลี่ยพหุคูณระหว่างมุมกล้องที่ต่างกัน

ประสิทธิภาพ	มุมกล้อง	ด้านหน้า	มุมเฉียง	ด้านข้าง
1. ความแม่นยำของการจับ	ด้านหน้า	-	.44**	.15
	มุมเฉียง		-	-.30*
	ด้านข้าง			-
2. ความลื่นไหลของการเคลื่อนไหว	ด้านหน้า	-	.33**	.15
	มุมเฉียง		-	-.30**
	ด้านข้าง			-
3. ความสมจริงเป็นธรรมชาติ	ด้านหน้า	-	.48**	.04
	มุมเฉียง		-	-.44**
	ด้านข้าง			

สรุปผลการวิจัย

ผลการวิเคราะห์วิจัยข้างต้น สามารถสรุปได้ ดังนี้

1. การจับการเคลื่อนไหวด้วยเทคโนโลยี AI Mocap มีประสิทธิภาพในระดับดีมาก ในทุกระดับความยากของท่าทางการเคลื่อนไหวทั้งท่าทางง่าย ปานกลาง และยาก ซึ่งสะท้อนให้เห็นถึงความเสถียรและความสามารถของเทคโนโลยี AI Mocap ในการตรวจจับท่าทางการเคลื่อนไหวที่มีความหลากหลายความซับซ้อนของการเคลื่อนที่

2. มุมกล้องของวิดีโอต้นฉบับมีผลต่อประสิทธิภาพของการจับการเคลื่อนไหวอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ โดยมุมกล้องด้านหน้าให้ผลลัพธ์ดีที่สุดในด้านความแม่นยำและความสมจริง ในขณะที่มุมกล้องด้านข้างให้ค่าความลื่นไหลสูงสุด ขณะที่มุมเฉียงให้ประสิทธิภาพต่ำกว่าทุกด้านอย่างมีนัยสำคัญ จึงสรุปได้ว่า เทคโนโลยี AI Mocap สามารถจับข้อมูลการเคลื่อนไหวได้ดีกับคลิปวิดีโอท่าทางการเคลื่อนที่ต้นฉบับที่ถ่ายด้วยกล้องด้านหน้าและด้านข้าง

กิตติกรรมประกาศ

โครงการวิจัยนี้ได้รับการสนับสนุนจากเงินทุนอุดหนุนการวิจัย งบประมาณเงินรายได้ คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม ประจำปีงบประมาณ 2569

References

Baumgartner, T. (2024). *Deriving sport scientific insights from broadcast footage: Advanced computer vision for human motion analysis* [Doctoral dissertation, German Sport University]. https://bit.ly/4tgczbN

Güler, R., Neverova, N., & Kokkinos, I. (2020). DensePose: Dense human pose estimation in the wild. *International Journal of Computer Vision, 128*(2), 173–192. https://doi.org/10.1007/s11263-019-01202-8

Habibie, I., Holden, D., Schwarz, J., Jahrmann, M., & Theobalt, C. (2021). Learning realistic human motion from videos using adversarial networks. *ACM Transactions on Graphics, 40*(4), 1–13. https://doi.org/10.1145/3450626.3459794

Ishac, K., & Eager, D. (2021). Evaluating martial arts punching kinematics using a vision and inertial sensing system. *Sensors, 21*(6), 1948. https://doi.org/10.3390/s21061948

Ling, H., Zhang, C., Xu, H., & Liu, C. K. (2023). Physics-aware motion retargeting with whole-body coordination. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 29*(4), 2456–2470. https://doi.org/10.1109/TVCG.2022.3189021

Li, Q., Sun, T., & Zhang, M. (2025). Deep learning-driven animation: Enhancing real-time character motion synthesis. *IEEE Access, 13*, 181487-181506. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3623285

Luo, W., Chen, X., & Liu, Y. (2023). Motion transformer: Seamless transition of human poses in animation. *Computer Animation and Virtual Worlds, 34*(3–4), e2053. https://doi.org/10.1002/cav.2053

Ma, H., & Chen, G. (2022). Research trends and frontiers in exercise for movement disorders: A bibliometric analysis of global research from 2010 to 2021. *Frontiers in Public Health, 10*, 9491729. https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.9491729

Ma, J., & Wang, Y. (2020). Comparison of a Marker-based optical motion capture system and a markerless vision-based system for evaluating human movement. *Scientific Reports, 10*(1), 17351. https://doi.org/10.1038/s41598-020-74567-9

Mathis, A., Schneider, S., Lauer, J., & Mathis, M. W. (2020). A Primer on Motion Capture with Deep Learning: Principles, Pitfalls, and Perspectives. *Neuron, 108*(1), 44–65. https://doi.org/10.1016/j.neuron.2020.09.017

Menache, A. (2011). *Understanding motion capture for computer animation*. Elsevier Science

Move Ai Ltd. (2025). *Industry leading markerless motion capture*. https://move.ai/

Noiumkar, S., & Tirakoat, S. (2013). Use of optical motion capture in sports science: A case study of golf swing. In N. Mai, M. Zamani, N. A. Ahmad@Salleh & W. C. Onn (Eds.), *Proceedings - 2013 International Conference on Informatics and Creative Multimedia, ICICM 2013* (pp. 310–313). IEEE.

Pavllo, D., Feichtenhofer, C., Grangier, D., & Auli, M. (2019). 3D human pose estimation in video with temporal convolutions and semi-supervised training. In L. Davis, P. Torr & S. Zhu (Eds.), *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (pp. 7753–7762). IEEE.

Phalapree, W., & Tirakoat, S. (2024). Acceptance of artificial intelligence motion capture technology in animation production [In Thai]. *Journal of Applied Information Technology, 10*(2), 89–101. https://ph02.tci-thaijo.org/index.php/project-journal/article/view/253829

Potisarn, N. (2023). Applying electromagnetic motion capture equipment to create industrial 3D animations [In Thai]. *Journal of Engineering and Industrial Technology, Kalasin University, 1*(1), 1–9. https://doi.org/10.14456/jeit.2023.27

Robertson, D. G. E., Caldwell, G. E., Hamill, J., Kamen, G., & Whittlesey, S. N. (2013). *Research methods in biomechanics* (2nd ed.). Human Kinetics.

Starke, S., Zhao, Y., Zinno, F., & Komura, T. 2021. Neural animation layering for synthesizing martial arts movements. *ACM Transactions on Graphics, 40*(4), 1–16. https://doi.org/10.1145/3450626.3459881

Wongbat, S., Uypatchawong, S., & Chanamarn, N. (2024). The development of knowledge transfer application of ancient boxing dance in Sakon Nakhon Province [In Thai]. *EAU Heritage Journal Science and Technology, 18*(2), 43–58. https://he01.tci-thaijo.org/index.php/EAUHJSci/article/view/267368

Wu, J., Liu, H., Zhang, Y., & Chen, T. (2021). Efficient human pose estimation for action recognition using monocular videos. *IEEE Transactions on Multimedia, 23*, 2190–2203. https://doi.org/10.1109/TMM.2021.3051163

Zhang, X., Wang, L., Chen, M., & Li, Z. (2023). Viewpoint-robust 3D human pose estimation via depth-guided graph learning. *IEEE Transactions on Image Processing, 32*, 2941–2954. https://doi.org/10.1109/TIP.2023.3248271