บทที่ 5
สรุปและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้นำเสนอการออกแบบและพัฒนาแบบจำลองโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน เพื่อจำแนกการล้ม 4 ประเภทและการเดิน จากวีดีโอ งานวิจัยนี้ได้ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ทั้งหมด 3 แบบ คือโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 2 เลเยอร์ โครงข่ายประสาทเทียมแบบ VGG และโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Resnet 50 ฝึกฝนผ่านชุดข้อมูล 2 ชุด คือ ชุดข้อมูลวีดีโอจำลองการล้ม และชุดข้อมูลวีดีโอที่เพิ่มการประมาณการท่าทางด้วย MediaPipe

จากผลการวิจัยในบทที่ 4 พบว่าแบบจำลองแบบ 2 เลเยอร์ ที่ฝึกฝนด้วยชุดข้อมูลวีดีโอที่เพิ่มการประมาณการท่าทางด้วย MediaPipe มีค่าความถูกต้อง (Accuracy) ร้อยละ 90.62 เมื่อพิจารณาค่าการวัดประสิทธิภาพรายคลาส ได้แก่ ค่าความแม่นยำ (Precision) ค่าเรียกคืน(Recall) และค่าเฉลี่ยของความแม่นยำและค่าเรียกคืน (F1-score) พบว่าแบบจำลองสามารถจำแนกพฤติกรรมได้อย่างแม่นยำในทุกคลาส ไม่ว่าจะเป็นการล้มไปข้างหน้า (Falling Forward), ล้มไปทางขวา (Falling Right), หรือการเดินปกติ (Walking) โดยมีค่า F1-Score มากกว่า 0.90 ในทุกคลาส ซึ่งสะท้อนว่าแบบจำลองสามารถเรียนรู้ลักษณะเฉพาะของท่าทางต่าง ๆ ได้อย่างครอบคลุมและไม่ลำเอียง จากการวิเคราะห์กราฟผลการเรียนรู้ของแบบจำลอง ยังพบว่า ค่าความแม่นยำของชุดฝึกและชุดทดสอบมีแนวโน้มที่ใกล้เคียงกัน แสดงถึงการเรียนรู้ที่มีประสิทธิภาพและ ไม่มีอาการ Overfitting อย่างชัดเจน ทั้งนี้ค่า Loss ของทั้ง Training และ Validation ก็มีแนวโน้มลดลงต่อเนื่อง แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองสามารถเรียนรู้จากข้อมูลฝึก เมื่อทำการทดสอบแบบจำลองกับข้อมูลวิดีโอที่ไม่ได้อยู่ในขอบเขตของการฝึกสอน (unseen data) พบว่าแบบจำลองที่มีค่าความถูกต้องเฉลี่ยสูงที่สุด คือ 2-layer Ver.1 และ ResNet50 Ver.2 โดยมีค่าความถูกต้องเฉลี่ยเท่ากับ 38.24% และ 38.07% ตามลำดับ รองลงมาคือ ResNet50 Ver.1 ที่มีค่าความถูกต้องเฉลี่ย 34.58% สะท้อนถึงความสามารถของแบบจำลองเหล่านี้ในการเรียนรู้ลักษณะท่าทางจากข้อมูลฝึกสอนและสามารถประยุกต์ใช้กับสถานการณ์ที่ไม่เคยเห็นมาก่อนได้ในระดับหนึ่ง ขณะที่แบบจำลอง VGG Ver.1 และ VGG Ver.2 ให้ค่าความถูกต้องเฉลี่ยต่ำสุดที่ 21.09% และ 14.57% ตามลำดับ แม้ผลลัพธ์จะต่ำ แต่เมื่อพิจารณาจาก

ค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation) ซึ่งสะท้อนถึงความเสถียรของแบบจำลอง พบว่า VGG Ver.2 มีค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานต่ำที่สุดที่ 13.90% แสดงว่าแบบจำลองมีแนวโน้มให้ผลลัพธ์ที่สม่ำเสมอ แม้จะมีค่าความถูกต้องเฉลี่ยต่ำขณะเดียวกัน แบบจำลองที่ให้ค่าความถูกต้องเฉลี่ยสูง เช่น 2-layer Ver.1 และ ResNet50 Ver.2 กลับมีค่าความเบี่ยงเบนมาตรฐานในระดับสูง คือ 29.83% และ 30.79% ตามลำดับ ซึ่งแสดงถึงความไม่คงที่ในการทำนาย กล่าวคือ แบบจำลองเหล่านี้สามารถให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำมากในบางวิดีโอ แต่ในบางกรณีกลับให้ผลลัพธ์ที่ต่ำมาก หรือแทบไม่สามารถจำแนกได้เลย จากผลการวิเคราะห์ทั้งหมด สามารถสรุปได้ว่า แบบจำลอง 2-layer Ver.1 และ ResNet50 Ver.2 มีแนวโน้มที่เหมาะสมต่อการนำไปใช้งานจริงมากที่สุดในเรื่องของความแม่นยำ แม้จะยังมีข้อจำกัดสำคัญของแบบจำลองในการทำนายข้อมูลที่มีลักษณะแตกต่างจากข้อมูลฝึกสอนอย่างชัดเจน ดังนั้นในงานวิจัยต่อไปควรพิจารณาใช้เทคนิคการเพิ่มข้อมูล (Data Augmentation) และการรวมแบบจำลอง (Ensemble) เพื่อเพิ่มความสามารถในการเรียนรู้จากความหลากหลายของท่าทางและลดความผันผวนของผลลัพธ์ในการใช้งานจริง

5.2 ข้อเสนอแนะ

1) การปรับสมดุลข้อมูล แบบจำลองบางแบบยังประสิทธิภาพต่ำในคลาสที่มีจำนวนข้อมูลน้อยหรือมีลักษณะแตกต่างกันมาก เช่น Falling Right หรือ Falling Backward จึงแนะนำให้ใช้เทคนิคอย่างการถ่วงน้ำหนักคลาส (Class Weighting) หรือ Oversampling เพื่อแก้ปัญหาความไม่สมดุลของข้อมูลจำนวนชุดข้อมูลวีดีโอในแต่ละประเภทไม่สมดุล

2) ทดสอบแบบจำลองอื่น ๆเพิ่มเติมที่มีความลึกหรือน้ำหนักเบากว่าเดิม เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพและรองรับการใช้งานจริงในระบบ Real-time เช่น MobileNet, EfficientNet หรือแบบจำลองแบบ Lightweight CNN ที่ใช้ทรัพยากรน้อยแต่ให้ผลลัพธ์ใกล้เคียง เพื่อให้สามารถทำงานได้ในอุปกรณ์ฝังตัว (Embedded Systems)

3) การรวมแบบจำลอง (Ensemble) เพื่อเพิ่มความสามารถในการเรียนรู้จากความหลากหลายของท่าทาง และลดความผันผวนของผลลัพธ์ในการใช้งานจริง

4) การเพิ่มการจำแนกประเภทกิจกรรมในชีวิตประจำวันให้กับแบบจำลอง เพื่อให้เหมาะกับการใช้งานจริง