

## 1. บทคัดย่อ

การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาและเปรียบเทียบโมเดลปัญญาประดิษฐ์ (AI) ที่ใช้ในการทำนายค่ากิจกรรมไฟฟ้าของกล้ามเนื้อ (EMG) จากข้อมูลตำแหน่งมือที่ได้จาก Mediapipe การศึกษานี้ได้ทดสอบโมเดลที่หลากหลาย เช่น CNN+LSTM, Transformer, และ RNN เพื่อระบุว่าโมเดลใดให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด โดยพิจารณาจากค่าความแม่นยำ (Accuracy) และค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Mean Squared Error: MSE) ผลการวิจัยจะนำไปสู่การประยุกต์ใช้ในการแพทย์เพื่อช่วยในการวินิจฉัยและฟื้นฟูผู้ป่วย

## 2. บทนำ

ในงานวิจัยนี้ การทำนายค่ากิจกรรมไฟฟ้าของกล้ามเนื้อ (EMG) จากข้อมูลตำแหน่งมือมีบทบาทสำคัญในการแพทย์ โดยเฉพาะในการฟื้นฟูผู้ป่วยที่มีปัญหาทางการเคลื่อนไหว โมเดล AI สามารถวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างการเคลื่อนไหวของมือกับการทำงานของกล้ามเนื้อ ซึ่งเป็นประโยชน์ในการวางแผนการรักษาที่แม่นยำและมีประสิทธิภาพ

## 3. วัตถุประสงค์

เพื่อค้นหาโมเดล AI ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการทำนายค่ากิจกรรมไฟฟ้าของกล้ามเนื้อ (EMG) จากข้อมูลตำแหน่งมือที่ได้จาก Mediapipe และประเมินประสิทธิภาพของแต่ละโมเดลโดยพิจารณาจากค่าความแม่นยำและความผิดพลาด

## 4. วิธีการวิจัย

- ขั้นตอนการเก็บข้อมูล:
  - ใช้ Mediapipe ในการตรวจจับตำแหน่งจุดต่าง ๆ บนมือ (แกน X, Y, Z) และบันทึกเป็นข้อมูล time-series data
  - ใช้เครื่อง EMG เพื่อเก็บค่ากิจกรรมไฟฟ้าของกล้ามเนื้อหลายตำแหน่งที่สัมพันธ์กับการเคลื่อนไหวของมือ
- การเตรียม Data Set:
  - สร้าง Data Set ที่รวมข้อมูลตำแหน่งของมือ (แกน X, Y, Z) ที่ได้รับจาก Mediapipe และข้อมูล EMG ที่ได้จากการวัด
  - ข้อมูลที่ต้องการควรมีความถี่สูงพอที่จะจับการเปลี่ยนแปลงของตำแหน่งมือได้อย่างแม่นยำ (เช่น 30-60 เฟรมต่อวินาที)
  - บันทึกข้อมูลในรูปแบบ CSV เพื่อง่ายต่อการนำไปใช้ในการฝึกและทดสอบโมเดล

- การเลือกและเปรียบเทียบโมเดล AI:

- เลือกโมเดลที่แตกต่างกัน 3 โมเดล ได้แก่ CNN+LSTM, Transformer, และ RNN เพื่อทดสอบและเปรียบเทียบประสิทธิภาพ
- เหตุผลในการเลือกแต่ละโมเดล:
  - **CNN+LSTM:** สามารถดึงข้อมูลเชิงพื้นที่ (spatial) และเชิงเวลา (temporal) ได้ดี เหมาะสมกับข้อมูลที่เป็น time-series อย่างข้อมูล EMG
  - **Transformer:** มีความยืดหยุ่นในการจัดการข้อมูลที่มีความยาวและซับซ้อน สามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ระยะไกลได้ดี
  - **RNN:** เหมาะสมกับข้อมูลเชิงเวลา แต่มีข้อจำกัดในการเรียนรู้ข้อมูลที่ยาวเกินไป จึงถูกเลือกมาเปรียบเทียบเป็นพื้นฐาน

## 5. ข้อกำหนด (Requirements)

- Data Set:

- ข้อมูลตำแหน่งของมือจาก Mediapipe ที่มีความถี่สูง (30-60 เฟรมต่อวินาที)
- ข้อมูล EMG จากเครื่องวัดที่สามารถจับค่ากิจกรรมไฟฟ้าของกล้ามเนื้อหลายตำแหน่งพร้อมกัน

- การประมวลผล (Input/Output Process):

- **Input:** ข้อมูลตำแหน่งของมือในรูปแบบ time-series (X, Y, Z) และข้อมูล EMG ที่สอดคล้องกันในช่วงเวลาเดียวกัน
- **Output:** ค่าทำนาย EMG หลายตำแหน่งตามเวลา
- **Process:** การฝึกโมเดล AI ด้วยการใช้ข้อมูลเชิงเวลาและการทำนายผลลัพธ์

- ซอฟต์แวร์และฮาร์ดแวร์:

- Python, TensorFlow หรือ PyTorch สำหรับการพัฒนาโมเดล AI
- คอมพิวเตอร์ที่มี GPU สำหรับการเร่งประมวลผลการฝึกโมเดล

## 6. ผลการทดลองและการวิเคราะห์

- เปรียบเทียบโมเดล CNN+LSTM, Transformer, และ RNN โดยใช้เกณฑ์การประเมิน เช่น Accuracy, MSE

- นำเสนอแนวทางการวิเคราะห์ผลการทดลอง เช่น การวิเคราะห์ความผิดพลาดในการทำนายและความยากง่ายในการประมวลผลของแต่ละโมเดล

## 7. ข้อสรุปและข้อเสนอแนะ

- สรุปข้อค้นพบเกี่ยวกับโมเดลที่เหมาะสมที่สุดในการทำนายค่า EMG
- แนะนำการใช้งานจริงในทางการแพทย์ และแนวทางการวิจัยเพิ่มเติม

## 8. อ้างอิง

1. Dosovitskiy, A., et al., (2021). An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale. arXiv.
2. Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. Neural computation.