**A black and white logo

Description automatically generated**

**Offline** **MI Classification of Right Arm Flexion and Extension**   
  
  
  
  
นาย สิปปนนท์ สรณ์คุณแก้ว

โครงงานนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร

ปริญญาวิศวกรรมศาสตร์บัณฑิต  สาขาวิชาวิศวกรรมหุ่นยนต์และระบบอัตโนมัติ

สถาบันวิทยาการหุ่นยนต์ภาคสนาม

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี

ปีการศึกษา 2567

สารบัญ

[บทที่ 1 บทนำ 1](#_Toc198195864)

[1.1 ที่มาและความสำคัญ 1](#_Toc198195865)

[1.2 ประโยคปัญหางานวิจัย (Problem Statement) 2](#_Toc198195866)

[1.3 ผลผลิตและผลลัพธ์ (Outputs and Outcomes) 2](#_Toc198195867)

[1.4 ความต้องการของระบบ (Requirements) 2](#_Toc198195868)

[1.5 ขอบเขตของงานวิจัย (Scopes) 2](#_Toc198195869)

[1.6 ข้อกำหนดของงานวิจัย (Assumptions) 2](#_Toc198195870)

[1.7 ขั้นตอนการดำเนินงาน 3](#_Toc198195871)

[บทที่ 2 การทบทวนวรรณกรรม 4](#_Toc198195872)

[2.1 A survey on robots controlled by motor imagery brain-computer[] 4](#_Toc198195873)

[2.2 Controlling an Anatomical Robot hand Using the BCI based on Motor Imagery 2021[] 6](#_Toc198195874)

[2.3 A Step by Step Tutorial Motor Imagery-Based BCI[] 9](#_Toc198195875)

[บทที่ 3 ระเบียบวิธีวิจัย 11](#_Toc198195876)

[3.1 ภาพรวมของงานวิจัย 11](#_Toc198195877)

[3.2 ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย 11](#_Toc198195878)

[3.3 ขั้นตอนการทำงาน 11](#_Toc198195879)

[3.4 การออกแบบการทดลอง 12](#_Toc198195880)

[บทที่ 4 การทดลองและผลการทดลอง/วิจัย 13](#_Toc198195881)

[4.1[หัวข้อ] 14](#_Toc198195882)

[4.1.1 [หัวข้อย่อย] 14](#_Toc198195883)

[4.2[หัวข้อ] 14](#_Toc198195884)

[บทที่ 5 บทสรุป 16](#_Toc198195885)

[5.1[หัวข้อ] 16](#_Toc198195886)

[5.1.1 [หัวข้อย่อย] 16](#_Toc198195887)

[5.2[หัวข้อ] 16](#_Toc198195888)

[เอกสารอ้างอิง 17](#_Toc198195889)

# **บทที่ 1 บทนำ**

## **1.1 ที่มาและความสำคัญ**

Brain Computer Interfaces (BCIs) คือเทคโนโลยีที่สามารถแลกเปลี่ยนข้อมูลหรือถ่ายทอดเจตนารมณ์ภายในสมองออกมาในรูปแบบของคลื่นสมองเพื่อโต้ตอบกับสภาพแวดล้อมภายนอกได้โดยตรงโดยไม่พึ่งพาระบบประสาทส่วนปลายของสมองและระบบการเคลื่อนไหวจากร่างกายมนุษย์ เมื่อผนวกกับวิทยาการทางหุ่นยนต์ในปัจจุบันที่มีเครื่องจักรและหุ่นยนต์หลากกลายช่วยเอื้ออำนวยผู้ป่วยที่เผชิญกับการสูญเสียบางส่วนของร่างกายเช่น การสูญเสียแขนขา หรือผู้ป่วยอัมพาตอันเนื่องมาจาก โรคหลอดเลือดสมอง (Stroke) การผนวกรวมกันนี้จะช่วยทำให้เกิดแนวทางใหม่ในการฟื้นฟูสมรรถภาพและการช่วยเหลือผู้พิการทางการเคลื่อนไหว

BCIs สามารถรับสัญญาณไฟฟ้าจากสมองได้หลากหลายวิธีเช่น fMRI, fNIRS, EEG, MEG และ ECoG เป็นต้น โดยหนึ่งในวิธีที่ได้รับความนิยมมากคือ Electroencephalography (EEG) ซึ่งจะเก็บข้อมูลกิจกรรมทางไฟฟ้าภายในสมองซึ่งเกิดจากการส่งสัญญาณระหว่างเซลล์ประสาท (Postsynaptic Potentials) วิธีการส่วนใหญ่ที่ใช้เพื่อการควบคุมอุปกรณ์ภายนอกร่างกายมนุษย์ผ่านการใช้งาน EEG จะมี 3 ประเภทหลัก ๆ ได้แก่ Motor Imagery, P300 และ SSVEP โดยหนึ่งในประเภทที่นิยมนำมาควบคุมอุปกรณ์ภายนอกหรือหุ่นยนต์คือ Motor Imagery ซึ่งเป็นการจินตนาการการเคลื่อนไหวของร่างกายแต่ไม่ได้ทำการขยับร่างกายจริง การทำงานส่วนใหญ่ของ Motor Imagery จะอยู่บริเวณสมองส่วน Motor Cortex และมีสัญญาณหลักที่เกี่ยวข้อง 2 ชนิด คือ 1. ความถี่ Mu ช่วง 8 – 13 Hz และ 2. ความถี่ Beta ช่วง 13 – 30 Hz แต่เนื่องจากสัญญาณทางไฟฟ้าที่เก็บได้จากสมองของมนุษย์นั้นมีขนาดเล็ก (0.5 - 100) μV และมีสัญญาณรบกวน (Noise) จากการกระพริบตา การเคลื่อนไหวของกล้ามเนื้อ และสัญญาณรบกวนจากสายไฟ ดังนั้นจึงต้องพึ่งการประมวลผลสัญญาณอันได้แก่ การตัดความถี่รบกวน การลบสัญญาณอาร์ติแฟกต์ จากนั้นจึงใช้ศิลปะการถอดรหัสทางสัญญาณสมอง ด้วยอาศัยหลักการของ Machine Learning มาใช้ในการทำ Feature Extraction และ Classification

ในรายงานฉบับนี้เดิมทีผู้วิจัยมีเป้าหมายที่จะพัฒนาระบบ Motor Imagery BCIs ที่สามารถควบคุมมือเสมือนสำหรับการกำมือและแบมือของมือข้างขวา แบบ Real-time แต่เนื่องด้วยข้อจำกัดของความเข้าใจ ความซับซ้อนของระบบ และข้อมูลที่ไม่เพียงพอ ทำให้ไม่สามารถพัฒนาได้ทันจึงได้มีการปรับแนวทางเพื่อมุ่งเน้นไปที่การวิเคราะห์และจำแนกสัญญาณ Motor Imagery ของการ “งอแขน”และการ “เหยียดแขน” ในแขนข้างขวาข้างเดียว ด้วยรูปแบบการประมวณผลแบบออฟไลน์

## **1.2 ประโยคปัญหางานวิจัย (Problem Statement)**

การวิเคราะห์ Motor Imagery แบบออฟไลน์เพื่อแยกสัญญาณที่เกิดขึ้นจากการงอแขนและการเหยียดแขนในแขนขวาข้างเดียวยังคงมีความซับซ้อนในการวิเคราะห์ความชัดเจนของลักษณะคลื่นและความแม่นยำในการแยกของโมเดลที่ใช้

## **1.3 ผลผลิตและผลลัพธ์ (Outputs and Outcomes)**

**1.3.1 ผลผลิต**

1. โมเดล Machine Learning สำหรับจำแนกภาพจินตนาการ flexion และ extension

2. รายงานการวิเคราะห์ความแตกต่างระหว่าง “งอแขน” และ “เหยียดแขน” ในแขนข้างขวาข้างเดียว

**1.3.2 ผลลัพธ์**

1. ความเข้าใจที่ชัดเจนเกี่ยวกับความแตกต่างของสัญญาณสมองที่เกิดขึ้นระหว่างการจินตนาการการงอแขนและการเหยียดแขนในแขนข้างขวา

## **1.4 ความต้องการของระบบ (Requirements)**

1. ชุดข้อมูลของ Motor Imagery ในการงอแขนและเหยียดแขนของแขนขวาข้างเดียว

2. ชุดข้อมูลที่ได้รับจะต้องมีการเขียน Marker Events หรือ Label ไว้ชัดเจน

3. ระบบเป็นแบบ Offline ดังนั้นไม่สามารถประมวลผลชุดข้อมูลในรูปแบบ Real-time ได้

## **1.5 ขอบเขตของงานวิจัย (Scopes)**

1. การทดลองเป็นการทดลองแบบ offline โดยใช้ชุดข้อมูลที่ถูกเก็บมาจาก https://ieee-dataport.org/documents/upper-limb-rehabilitation-motor-imagery-eeg-signals

2. ศึกษาเฉพาะ Flexion และ Extension ของแขนข้างขวา

## **1.6 ข้อกำหนดของงานวิจัย (Assumptions)**

1. ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดลองมีคุณภาพเพียงพอและมีคุณภาพในระดับที่เพียงพอต่อการวิจัย

2. ชุดข้อมูลที่นำมานั้นมีลักษณะการกำหนด Marker Events ไว้ได้อย่างชัดเจนตลอดการจินตนาการการเคลื่อนไหว

## **1.7 ขั้นตอนการดำเนินงาน**

แผนการดำเนินงานโครงการเริ่ม ณ วันที่ 20 มกราคม พ.ศ. 2568 และสิ้นสุดวันที่ 16 พฤษภาคม พ.ศ. 2568 มีรายละเอียดการดำเนินงานดังนี้

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| หัวข้อ | ระยะเวลาดำเนินงาน (สัปดาห์) | | | | | | | | | | | | | | |
| 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 |
| 1. ศึกษาหัวข้อที่สนใจและกำหนดเป้าหมาย วัตถุประสงค์ ขอบเขตวิจัย |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 2. ศึกษาการเก็บสัญญาณ EEG และการ Pre-processing Signals |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 3. สำรวจชุดข้อมูลที่สนใจเพื่อนำมาทดลอง |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 4. เตรียมข้อมูลโดยการ Pre-processing Signals |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 5. สร้างและปรับจูนโมเดล Machine Learning เพื่อจำแนก “งอแขน” และ “เหยียดแขน” |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 6. วิเคราะห์ข้อมูลที่ได้จากการจำแนก |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 7. สรุปผลและเขียนรายงานพร้อมนำเสนอ |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |

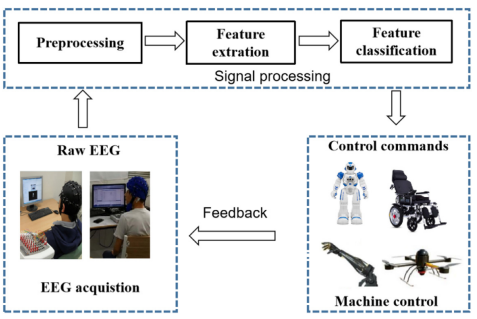
# **บทที่ 2 การทบทวนวรรณกรรม**

## **2.1 A survey on robots controlled by motor imagery brain-computer[]**

Brain-Computer Interface (BCI) เปรียบเสมือนการสร้างสะพานเชื่อมต่อแลกเปลี่ยนข้อมูลทำให้สมองสามารถตอบสนองกับสิ่งแวดล้อมภายนอกได้โดยปราศจากการใช้ระบบประสาทส่วนปลายและการขยับของร่างกาย โดย BCI จะทำหน้าที่ถอดรหัสสัญญาณคลื่นสมองและตีความเพื่อสร้างการเชื่อมต่อของสมองมนุษย์กับอุปกรณ์ภายนอก โดยแบ่งเป็น 2 ประเภทตามแหล่งที่มาของสัญญาณได้แก่

1). Exogenous BCI อาศัยตัวแปรภายนอกให้ผู้ทดสอบต้องทำการตอบสนองต่อสิ่งเร้าเพื่อกระตุ้นให้สมองสร้างรูปแบบของคลื่นสมองที่สามารถนำไปถอดรหัสได้ โดยมีรูปแบบเช่น SSVEP และ P300 ที่ใช้การกระพริบของแสงด้วยความถี่เป็นต้น

2). Endogenous BCI การใช้กระบวณการทำงานของสมองโดยไม่ใช้สิ่งเร้า หรืออุปกรณ์ภายนอกโดยใช้การจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวของร่างกาย เช่น จินตนาการว่ากำลังกำมือ หลักการของ Endogenous BCI เรียกอีกชื่อหนึ่งว่า Active BCI (Motor Imagery) ประกอบไปด้วยขั้นตอนดังนี้



รูปที่ 1 ภาพรวมของการทำระบบควบคุม MI-BCI

**2.1.1 Signal processing algorithms**

ในขั้นตอนแรกเป็นการนำสัญญาณคลื่นสมองที่เก็บได้จาก Electroencephalography (EEG) มาประมวลผลสัญญาณเบื้องต้นเพื่อแยกข้อมูลและลดสัญญาณรบกวนจากภายนอก จากนั้นนำไปทำในกระบวนการดังต่อไปนี้

**1). Feature Extractions**

เป็นกระบวณการสำคัญในการแปลงสัญญาณที่ทำการ preprocessing แล้วให้เป็น Feature vectors และกำจัดข้อมูลที่ไม่จำเป็นเน้นความสำคัญไปที่ข้อมูลเชิงความถี่ (Frequency Domain) และข้อมูลเชิงพื้นที่ (Spatial Information) โดยทั่วไปแล้วจะใช้วิธีดังนี้

* Fourier Transformation รูปแบบ Fast หรือ Discreate
* Wavelet Transformation
* Auto-regression Model (AR)
* Common spatial pattern (CSP)
* Independent component analysis Algorithm
* Principle component analysis

**2). Classification methods**

เป็นขั้นตอนการดึง Feature และแยกสัญญาณสมองให้สามารถเป็นคำสั่งควบคุมอุปกรณ์ต่าง ๆ ได้อย่างแม่นยำ โดยมีวิธีที่ใช้กันทั่วไปคือ การใช้ Machine Learning และ Deep Learning

|  |  |
| --- | --- |
| Machine Learning | Linear Discriminant Analysis (LDA) |
| Support Vector Machine (SVM) |
| K-Nearest Neighbors (KNN) |
| Random Forest (RF) |
| Deep Learning | Artificial Neural Network (ANN) |
| Convolutional Neural Networks (CNNs) |
| Recurrent Neural Networks (RNNs) |
| Long Short-Term Memory (LSTM) |

ตารางที่ 1 ตารางแสดงผลตัวอย่าง Classification methods ที่ใช้

## **2.2 Controlling an Anatomical Robot hand Using the BCI based on Motor Imagery 2021[]**

ประชากรของประเทศศรีลังกาโดย 7% พบมีความพิการของมือตามรายงานของ WHO ทางผู้จัดทำงานวิจัยจึงได้มีความสนใจในการพัฒนาแบบจำลองหุ่นยนต์มือกลเพื่อให้ผู้พิการได้สามารถใช้งานมมือได้อีกครั้ง โดยอาศัยเทคโนโลยีอย่าง Brain-Computer Interface (BCI) เข้ามาช่วยให้ผู้พิการมีความสามารถในการควบคุมมือกลได้มากขึ้น โดยใช้วิธี Motor Imagery โดยให้ผู้ป่วยทำการจินตนาการว่ากำลังกำ-แบมืออยู่

**2.2.1 Hand Anatomy**

มือของมนุษย์นั้นประกอบไปด้วยกระดูกทั้งหมด 27 ชิ้นต่อเรียงกันเป็น serial kinematic chain และใช้กลไกลของข้อต่อในการงอและเหยียด โดยมีนิ้วทั้ง 5 แบ่งดังนี้

(1) Thumb finger – นิ้วหัวแม่มือ

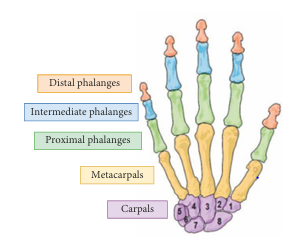
(2) Index finger - นิ้วชี้

(3) Middle finger - นิ้วกลาง

(4) Ring finger - นิ้วนาง

(5) Little finger - นิ้วก้อย

ยังมีกระดูกและข้อต่อนิ้วประกอบไปด้วย 1. กระดูกข้อมือ (Carpals) 2. กระดูกฝ่ามือ (Metacarpals bone) และกระดูกนิ้วมืออีก 3 ส่วนได้แก่ กระดูกนิ้วส่วนต้น (Proximal Phalanges) กระดูกนิ้วส่วนกลาง(Intermediate Phalanges) และกระดูกนิ้วส่วนปลาย(Distal Phalanges) ในข้อนิ้วแต่ละข้อจะมีชื่อเรียกดังต่อไปนี้ 1.DIP (Distal interphalangeal) 2.PIP (proximal interphalangeal) 3.MCP (metacarpal phalanx)



ภาพที่ 2 กายวิภาคศาสตร์ของมือมนุษย์

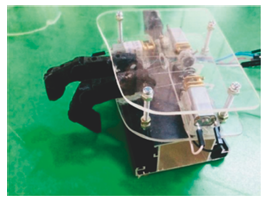
การขยับของนิ้วเกิดจากเซลล์ 2 ชนิดที่อยู่บริเวณ Motor Cortex คือ เซลล์ pyramidal และ เซลล์ nonpyramidal โดยที่เซลล์ pyramidal ส่งสัญญาณไปยังไขสันหลังจากนั้นเซลล์ประสาทใน Primary Motor cortex จะเริ่มทำงานล่วงหน้า 5 – 100 ms ก่อนที่จะเกิดการขยับของนิ้วจริง โดยการขยับนิ้วจริงแบ่งออกเป็น 3 ส่วนดังนี้

(1) Flexion finger movement - การงอนิ้ว

(2) Extension finger movement - การเหยียดนิ้ว

(3) Idle finger movement - ไม่ได้เคลื่อนไหว

ในส่วนของการสร้างโมเดลมือเทียมจะใช้ทั้งหมด 3 นิ้วและถูกพิมพ์ขึ้นด้วย 3D printer โดยใช้โครงสร้างนิ้วจริงได้แก่ นิ้วหัวแม่มือ นิ้วชี้ และนิ้วกลาง เป็นแหล่งอ้างอิง



ภาพที่ 3 ภาพของต้นแบบนิ้วมือเทียมซึ่งพิมพ์จาก 3D printer

**2.2.2 Signal Processing**

การเก็บข้อมูลถูกเก็บโดยใช้อุปกรณ์จาก OpenBCI 8 Channels electrode ที่อัตราการสุ่มตัวอย่าง (Sampling rate) 256 Hz โดยที่ผู้ทดลองมีทั้งหมด 27 คนซึ่งไม่ทราบเกี่ยวกับ BCI มาก่อนและไม่เป็นโรค มีหลากหลายช่วงอายุตั้งแต่ 15 – 55 ปี และเพศ สำหรับการวัดค่า Mu ทำการติด electrode บริเวณ C1 C2 C3 Cz C4 และสำหรับการวัดค่า Beta ติดช่วง FC3 FC4 C1 C2 C3 Cz C4 และ CPz ในการเก็บ 1 Trial เป็นเวลา 42 วินาที แบ่งออกเป็น 4 ช่วงหลัก ๆ ดังต่อไปนี้

1.Rest state (6s) - ผู้ทดลองไม่ขยับหรือทำกิริยาใด ๆ แต่สามารถคิดได้อิสระ

2.Idle state (7s) - ผู้ทดลองไม่ขยับหรือทำกิริยาใด ๆ แต่ห้ามคิดสิ่งใดและไม่ต้องจินตนาการ

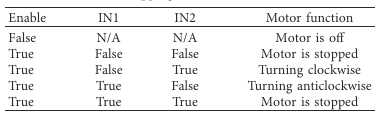
3.Flexion state (7s) - ผู้ทดลองเริ่มจินตนาการ การงอนิ้วทั้งหมด

4.Hold Flexion (15s) - ผู้ทดลองพยายามโฟกัสกับการงอนิ้วค้างไว้ตลอด 15 วินาที

5.Extension state (7s) – ผู้ทดลองเริ่มจินตนาการการเหยียดนิ้วทั้งหมด

ในการประมวลผลสัญญาณที่ได้ขั้นแรกคือการกรองความถี่ (Bandpass filtering) ของสัญญาณให้อยู่ในช่วง 6 – 35 Hz เพื่อให้พอดีช่วงความถี่ของ Motor Imagery (Mu และ Beta) และเป็นการช่วยลดสัญญาณรบกวน (Noise) จากนั้นทำการ Surface Laplacian Algorithm (SLA) ซึ่งเป็นการ spatial filtering process เพื่อลด artifacts ที่เกิดจากดวงตา หัวใจและสัญญาณรบกวนจากสายไฟ ณ ตอนเก็บข้อมูล เพิ่มความชัดเจนและความลื่นของสัญญาณได้มากขึ้น เข้าสู่ขั้นตอนการทำ Feature Extraction ด้วยเทคนิค Common Spatial Pattern (CSP) เพื่อทำการแยก features ที่เหมาะสมจาก 8 channels สำหรับการหาพลังงานที่สำคัญที่เกิดขึ้นและเกี่ยวข้องกับ electrodes ในแถบ Mu และ Beta ซึ่งมีแนวโน้มสูงที่จะมีข้อมูลจากการทำ Motor Imagery สูง หลังจากได้ features ที่สำคัญแล้วเข้าสู่กระบวนการ Classification โดยใช้โมเดล Support Vector Machine (SVM) ซึ่งมีความนิยมสูงด้านการวิจัย BCI เนื่องจากมีการสร้างเส้นแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่ม ๆ ได้

ในส่วนของการตัดสินใจเพื่อการควบคุมคำสั่งการงอและการเหยียดนิ้วจะใช้ Arduino Mega 2560 ร่วมกับ L298N Motor Driver มาคุมทิศทางการหมุนของมอเตอร์ผ่านพินควบคุม IN1 - IN4 สัญญาณที่ทำนายได้จาก SVM จะถูกแปลงตามตาราง Mapping intent to robot control เพื่อคุมมอเตอร์แต่ละตัว



ภาพที่ 4 ตาราง Mapping intent to robot control

**2.2.3 Result**

จากการทดลองพบว่าความแม่นยำในการจำแนกของแต่ละ state แบ่งได้เป็นตามนี้

|  |  |
| --- | --- |
| **กิจกรรม (state)** | **ความแม่นยำ %** |
| Resting state | 84.44 |
| Idle state | 82.96 |
| Flexion state | 81.48 |
| Hold Flexion state | 77.03 |
| Extension state | 87.40 |

ตารางที่ 2 ความแม่นยำในการจำแนกของแต่ละ state

จากตารางพบว่ากิจกรรมที่มีความแม่นยำต่ำสุดคือ Hold Flexion state ซึ่งสันนิฐานว่าผู้ทดลองไม่สามารถจดจ่ออยู่กับการจินตนาการการงอนิ้วค้างไว้ได้นาน โดยเฉลี่ยทั้งหมดความแม่นยำของการทำนายอยู่ที่ 89.34% หากวิเคราะห์ตามกลุ่มอายุพบว่าช่วงอายุ 15 – 30 ปี มีความแม่นยำโดยรวมสูงสุดซึ่งสอดคล้องกับสมมติฐานที่ว่า ผู้สูงอายุมีการกระตุ้นของ motor cortex ที่ลดลง ทำให้การจำแนกสัญญาณมีความแม่นยำต่ำกว่ากลุ่มวัยรุ่นและวัยทำงาน และจากการทดลองคำสั่งไปยังมือหุ่นพบว่าส่วนใหญ่แล้วตอบสนองได้ตามที่สัญญาณส่งเข้ามาและมี latency ที่ค่อนข้างต่ำไม่พบการ delay โดยรวมมีความเป็นไปได้ว่าระบบสามารถนำไปใช้ได้จริง

## **2.3 A Step by Step Tutorial Motor Imagery-Based BCI[]**

การทำการทดลองถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วนหลัก ๆ ได้แก่ Training Session และ Testing Session

โดยที่ Training Session นั้นจะถูกมองว่าเป็นการทดลองแบบ offline หรือก็คือการเก็บชุดข้อมูลที่ได้มานำมาเพื่อพัฒนาหรือสร้างโมเดลในการแยกแยะสัญญาณจาก Motor Imagery ส่วน Testing Session ถูกมองว่าเป็น Online เนื่องจากจะเป็นการนำโมเดลที่ได้จากการ Train นำมาใช้งานแยกแยะสัญญาณจาก Motor Imagery แบบ Real-time

**2.3.1 Training Session**

2.3.1.1 Recording MI Data

- ทำการเก็บข้อมูลจากผู้ทดลองเพื่อนำมาเป็นชุดข้อมูลสำหรับ Train โมเดล

1. Recording device and software

2. Subjects

3. Environment

4. Experimental Paradigm (Ex. Arrow paradigm)

5. MI Instruction

6. Questionnaire

2.3.1.2 Training Algorithms and Offline Analysis

- นำข้อมูลที่ได้มาทำ Signal processing และ Train โมเดล

1. Pre-processing

1.1 Offline Analysis

- คำนวณหา ERD/ERS ของคลื่น Somatosensory rhythm (SMR)

เมื่อ A เป็นค่าทุก time sample, R เป็นค่าเฉลี่ยช่วง Baseline

- วิเคราะห์หาความเด่นชัดระหว่างคลื่นจาก C3 และ C4

2. Feature Extraction

- ใช้ Common Spatial Pattern (CSP) และ log-variance ในการดึง features ที่เด่น

3. Classification

- ใช้ Fisher Linear Discriminant Analysis (FLDA) ในการจำแนกคลาส

- พบว่า Accuracy เฉลี่ยอยู่ที่ 67.46% ± 13.17%

- พบว่า SVM ทนข้อมูล outlier ได้ดีกว่า FLDA แต่ว่า FLDA เหมาะกับข้อมูลน้อยใช้ง่าย

# **บทที่ 3 ระเบียบวิธีวิจัย**

## **3.1 ภาพรวมของงานวิจัย**

งานวิจัยฉบับนี้มุ่งเน้นศึกษาถึงความสัมพันธ์ของ Flexion และ Extension ของแขนข้างขวาเพียงข้างเดียวและวิเคราะห์ความแตกต่างทางคลื่นสมอง ดังนั้นขั้นตอนของระบบโดยรวมจะประกอบไปด้วย 4 ขั้นตอนหลักดังนี้

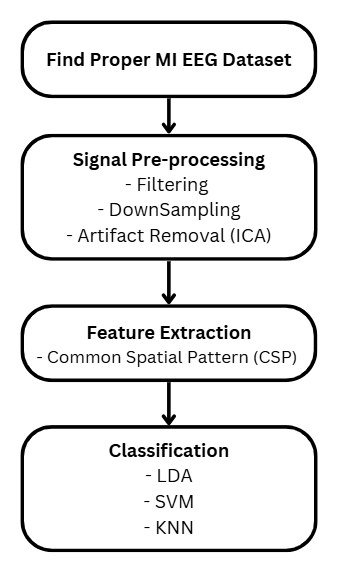
1. การหาชุดข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย

2. การทำความสะอาดชุดข้อมูลที่นำมา

3. การนำชุดข้อมูลที่ผ่านการทำนายแล้วเข้าโมเดลเพื่อฝึกการทำนายการงอแขนและเหยียดแขน

4. ประเมินผลการทำนายและวิเคราะห์ความแตกต่างของ Flexion และ Extension

**3.1.1 ภาพรวม Pipeline ของระบบ**



ภาพที่ 5 Pipeline ของระบบ

## **3.2 ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย**

ใช้ชุดข้อมูลจาก Upper Limb Rehabilitation Motor Imagery EEG Signals (<https://ieee-dataport.org/documents/upper-limb-rehabilitation-motor-imagery-eeg-signals>)

มีวัตถุประสงค์ดังนี้

- เพื่อศึกษากระบวนการทำงานของ MI BCI ที่ใช้กันโดยทั่วไป

- เพื่อศึกษาพื้นฐานของ pipeline และการตีความของข้อมูลที่ได้ระหว่างกระบวนการทำงาน

**3.2.1 รายละเอียดของชุดข้อมูลที่นำมาใช้ในการศึกษา**

ผู้ทดลองจำนวน 6 คน มีช่วงอายุระหว่าง 23 ถึง 28 ปี และมีเพศชายจำนวน 3 คน และเพศหญิงจำนวน 3 คน แต่ไม่ระบุว่าในแต่ละไฟล์คือเพศใดที่กำลังทำการทดลองครั้งนั้น ชุดข้อมูลมีลักษณะของการเคลื่อนไหวที่ใช้ในการจินตนาการมีจำนวน 6 คลาสดังนี้

1. Shoulder abduction

2. Shoulder adduction

3. Elbow flexion

4. Elbow extension

5. Forearm supination

6. Forearm pronation

อุปกรณ์ที่ใช้ในการเก็บข้อมูลคือ Open BCI CytonDaisy 16-Channel Biosensing Board และ EEG Placement 10-20 electrode system

**3.2.2 การเก็บข้อมูล**

- ชุดข้อมูลนี้ได้มีการทำ Notch filer 50 Hz เพื่อตัดสัญญาณรบกวนจากสายไฟเรียบร้อยแล้ว

- มีความถี่ในการเก็บข้อมูล (Sampling rate) อยู่ที่ 500 Hz

- มีการใช้ 8th order Chebyshev bandpass filter ที่ 0.01 - 200hz

หมายเหตุ: มีการเขียน Class ในรูปแบบของ Event code ดังตารางด้านล่าง

|  |  |
| --- | --- |
| **Class** | **Event Code** |
| Shoulder abduction | Shoulder abduction |
| Shoulder adduction | Shoulder adduction |
| Elbow flexion | Elbow flexion |
| Elbow extension | Elbow extension |
| Forearm supination | Forearm supination |
| Forearm pronation | Forearm pronation |
| Class | Event Code |
| Shoulder abduction | Shoulder abduction |

ตารางที่ 3 ตารางแสดง Event Code

## **3.3 ขั้นตอนการทำงาน**

Read data

-rename event label for concat

-combine into 1 datasets

-rename event label back

Preprocessing

-Bandpass

-DownSampling

-ICA or Autoreject or IClabel

-Epoching (6 class)

Feature Extraction

-CSP //else

Classification

-LDA SVM (linear) (6 class)

## **3.4 การออกแบบการทดลอง**

เปรียบเทียบ โมเดล

-ERD ERS ploting each class Cz C3 C4 difference(6 Class)\*

-Confusion matrix\*

-Topomap plot powerspectrum ERD\* (each 6 class)

# บทที่ 4 การทดลองและผลการทดลอง/วิจัย

Motor Imagery BCI for Virtual Hand Control เริ่มการทดลองทำการ process ของ MI BCI ในรูปแบบของ offline data โดยใช้ชุดข้อมูลจาก <https://ieee-dataport.org/documents/upper-limb-rehabilitation-motor-imagery-eeg-signals>

มีวัตถุประสงค์ดังนี้

- เพื่อศึกษากระบวนการทำงานของ MI BCI ที่ใช้กันโดยทั่วไป

- เพื่อศึกษาพื้นฐานของ pipeline และการตีความของข้อมูลที่ได้ระหว่างกระบวนการทำงาน

## 4.1[หัวข้อ]

[เนื้อหา]

### 4.1.1 [หัวข้อย่อย]

1. เนื้อหา
2. เนื้อหา

## 4.2[หัวข้อ]

[เนื้อหา]

# บทที่ 5 บทสรุป

[เนื้อหา]

## 5.1[หัวข้อ]

[เนื้อหา]

### 5.1.1 [หัวข้อย่อย]

1. เนื้อหา
2. เนื้อหา

## 5.2[หัวข้อ]

[เนื้อหา]

# เอกสารอ้างอิง