กระบวนการจำแนกการเคลื่อนไหวมือด้วยสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองสำหรับการฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง

นายอาภา สุวรรณรัตน์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ปีการศึกษา 2561

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

EEG-based Hand Movement Classification Method for Stroke Rehabilitation

Mr. Arpa Suwannarat

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

A Dissertation Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Doctor of Philosophy (Computer Engineering) in Computer Engineering

Department of Computer Engineering
Faculty of Engineering
Chulalongkorn University

Academic Year 2018

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์	กระบวนการจำแนกการเคลื่อนไหวมือด้วยสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองสำหรับการฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง
โดย	นายอาภา สุวรรณรัตน์
สาขาวิชา	วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	รองศาสตราจารย์ ดร.เศรษฐา ปานงาม
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม	ดร.พศิน อิศรเสนา ณ อยุธยา

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต

.... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์

(รองศาสตราจารย์ ดร.สุพจน์ เตชวรสินสกุล)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.... ประธานกรรมการ

(ศาสตราจารย์ ดร.ประภาส จงสถิตย์วัฒนา)

.... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

(รองศาสตราจารย์ ดร.เศรษฐา ปานงาม)

.... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม

(ดร.พศิน อิศรเสนา ณ อยุธยา)

.... กรรมการ

(อาจารย์ ดร.อภิวัฒน์ เล็กอุทัย)

.... กรรมการ

(อาจารย์ นายแพทย์วสุวัฒน์ กิติสมประยูรกุล)

.... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย

(ดร.วินัย ชนปรมัตถ์)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

อาภา สุวรรณรัตน์ : กระบวนการจำแนกการเคลื่อนไหวมือด้วยสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองสำหรับการฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง. (EEG-based Hand Movement Classification Method for Stroke Rehabilitation) อ.ที่ปรึกษาหลัก : รศ. ดร.เศรษฐา ปานงาม, อ.ที่ปรึกษาร่วม : ดร.พศิน อิศรเสนา ณ อยุธยา

เทคโนโลยีการติดต่อสื่อสารระหว่างสมองและคอมพิวเตอร์ (Brain-Computer Interfaces - BCI) คือเทคโนโลยีที่เชื่อมต่อระหว่างสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองกับอุปกรณ์ภายนอกต่างๆ การประยุกต์ใช้เทคโนโลยี BCI เพื่อการฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองได้รับความสนใจเป็นอย่างมาก โดยเฉพาะอย่างยิ่งการฟื้นฟูการการเคลื่อนไหวร่างกายส่วนรยางค์บน การฟื้นฟูด้วยเทคโนโลยี BCI มักทำโดยการฝึกจินตนาการการเคลื่อนไหว งานวิจัยนี้จึงพัฒนากระบวนการจำแนกการจินตนาการการเคลื่อนไหวด้วยสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง การจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือเป็นทั้งท่าพื้นฐานในการฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองและท่าพื้นฐานในงานวิจัยด้านนี้ ในขณะที่ท่ากระดกข้อมือขึ้นลงและท่าคว่ำและหงายมือเป็นท่าพื้นฐานในการฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองเช่นกัน จึงถูกเลือกมาใช้งานวิจัยนี้ งานวิจัยนี้มีผู้ร่วมทดลองสุขภาพดีทั้งหมด 11 คน การทดลองเริ่มจากท่ากำและแบมือ ท่ากระดกข้อมือขึ้นลง และท่าคว่ำและหงายมือตามลำดับ ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า ตัวจำแนก LDA และ SVM ให้ความแม่นยำในการจำแนกไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ การดึงคุณลักษณะ Filter Bank Common Spatial Pattern ให้ความแม่นยำในการจำแนกสูงกว่าการดึงคุณลักษณะ Whole Band Common Spatial Pattern อย่างมีนัยสำคัญ การจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลองให้ความแม่นยำในการจำแนกสูงกว่าการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลองอย่างมีนัยสำคัญ ความแม่นยำในการจำแนกมีแนวโน้มสูงขึ้นเมื่อผู้ร่วมทดลองเข้าร่วมการทดลองมากขึ้น นอกจากนี้ ความแม่นยำในการจำแนกมีค่าสูงขึ้นเมื่อติดตั้งจำนวนช่องสัญญาณมากขึ้น เมื่อพิจารณาถึงความแม่นยำในการจำแนกร่วมกับเวลาและความสะดวกในการติดตั้งอุปกรณ์ ผลการทดลองจากงานวิจัยนี้สนับสนุนให้ติดตั้งช่องสัญญาณจำนวน 9 ตำแหน่ง นอกจากนี้ ผลการทดลองยังแสดงให้เห็นถึงความเป็นไปได้ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวแต่ละท่าซึ่งเกิดการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองจากสมองซีกเดียวกัน

สาขาวิชา	วิศวกรรมคอมพิวเตอร์	ลายมือชื่อนิสิต ....
ปีการศึกษา	2561	ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก ....
		ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาร่วม ....

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

5671440021 : MAJOR COMPUTER ENGINEERING
KEYWORD: Brain-Computer Interfaces, Stroke Rehabilitation, Motor Imagery

Arpa Suwannarat : EEG-based Hand Movement Classification Method for Stroke Rehabilitation. Advisor: Assoc. Prof. Setha Pan-ngum, Ph.D. Co-advisor: Pasin Israsena, Ph.D.

Brain-Computer Interfaces (BCI) is the technology that connects brain signals with external devices. Stroke rehabilitation is one of the most promising Electroencephalogram (EEG)-based BCI applications especially in upper limb stroke rehabilitation. BCI-based rehabilitation is usually done by practicing Motor Imagery (MI). This study developed EEG-based MI hand movement classification method. Hand opening/closing is the basic exercise given to patients in conventional stroke rehabilitation. It is also the movement that has widely been chosen as MI tasks. Wrist flexion/extension and forearm pronation/supination are also the main exercises in conventional rehabilitation. This study evaluated the effectiveness of such movements for MI tasks. Eleven healthy subjects were recruited. Each subject participated in each task respectively. LDA and SVM classifiers gave comparable classification accuracies. For feature selection, Filter Bank Common Spatial Pattern achieved significantly higher accuracies compared to Whole Band Common Spatial Pattern. Session dependent training provided significantly higher accuracies than those of session independent. More training sessions improved subjects' MI performance. Moreover, higher number of electrodes gave higher classification accuracy. Considering the accuracy, setup time and the difficulty of setting up EEG headset, the group of nine electrodes would be recommended. The accuracies of classifying each MI task of left hand and right hand also indicate the possibility of classifying EEG data from same side of the brain area.

Field of Study: Computer Engineering | Student's Signature ....
Academic Year: 2018 | Advisor's Signature ....
Co-advisor's Signature ....

Chulalongkorn University

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยความอนุเคราะห์อย่างยิ่งของ รศ.ดร.เศรษฐา ปานงาม ดร.พศิน อิศรเสนา ณ อยุธยา และ คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ทุกๆท่านที่ได้ให้ความรู้ แนะนำแนวทางการวิจัย ตรวจสอบให้คำแนะนำและสนับสนุนเป็นอย่างดี

ขอขอบคุณครอบครัว รวมถึงเพื่อนๆ ที่คอยให้กำลังใจและสนับสนุนเป็นอย่างดีตลอดมา สุดท้ายนี้ ขอขอบคุณบุคคลท่านอื่นๆที่ไม่ได้กล่าวถึงไว้ ณ ที่นี้ ที่มีส่วนช่วยให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

อาภา สุวรรณรัตน์

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย .... ค
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ .... ง
กิตติกรรมประกาศ .... จ
สารบัญ .... ฉ
สารบัญตาราง .... ฌ
สารบัญภาพ .... ฏ
บทที่ 1 บทนำ 1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญ 1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย 2
1.3 ขอบเขตของการวิจัย 2
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 2
1.5 วิธีดำเนินงานวิจัย 2
1.6 ผลงานที่ได้รับการตีพิมพ์ 2
บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 3
2.1 ทฤษฎี 3
2.1.1 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง (Electroencephalogram, EEG) 3
2.1.1.1 Sensorimotor Rhythms (SMRs) 4
2.1.2 Common Spatial Pattern (CSP) 5
2.1.2.1 Filter Bank Common Spatial Pattern (FBCSP) 9
2.1.3 การจำแนก (Classification) 10
2.1.4 Interpolation 11

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 12
บทที่ 3 แนวคิดและวิธีวิจัย 19
3.1 การบันทึกสัญญาณ (Data Acquisition) 19
3.2 การประมวลผลขั้นต้น (Preprocessing) 20
3.3 การดึงคุณลักษณะ (Feature Extraction) 20
3.4 การออกแบบการทดลอง 22
3.5 การจำแนก (Classification) 25
3.6 การวิเคราะห์สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง (EEG Data Analysis) 27
บทที่ 4 ผลการทดลองและวิเคราะห์ผล 32
4.1 ผลการทดลอง 32
4.1.1 การเปรียบเทียบตัวจำแนก 34
4.1.2 การเปรียบเทียบการดึงคุณลักษณะ 39
4.1.3 การวิเคราะห์กลุ่มของช่องสัญญาณ 40
4.1.4 การเปรียบเทียบวิธีการจำแนก (Session Independent - Session Dependent) 46
4.1.5 การวิเคราะห์แนวโน้ม (Trend Analysis) 49
4.1.6 การจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวแต่ละท่า 60
4.1.7 Interpolation 63
4.2 การวิเคราะห์ผล 68
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ 83
5.1 สรุปผลการวิจัย 83
5.2 ข้อเสนอแนะ 85
บรรณานุกรม 87
ภาคผนวก 97
ภาคผนวก ก 98

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ภาคผนวก ข 103

ประวัติผู้เขียน.. 114

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 1 อัลกอริทึมที่ถูกพัฒนาต่อจากอัลกอริทึม CSP 7

ตารางที่ 2 งานวิจัย EEG-based Motor Imagery เพื่อฟื้นฟูรยางค์บน (Upper Limb) ในผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง 13

ตารางที่ 3 งานวิจัยเพื่อจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวที่เกิดขึ้นจากการจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวร่างกายด้านเดียวกัน 15

ตารางที่ 4 ภาพท่าทางการเคลื่อนไหวที่ใช้ในงานวิจัย 25

ตารางที่ 5 Confusion Matrix สำหรับการจำแนกข้อมูล 2 กลุ่ม (Binary Classification) 26

ตารางที่ 6 Confusion Matrix สำหรับการจำแนกจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวระหว่างมือซ้ายและมือขวา 32

ตารางที่ 7 Confusion Matrix สำหรับการจำแนกจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวระหว่างท่ากำและแบมือและกระดกข้อมือขึ้นลง 33

ตารางที่ 8 Confusion Matrix สำหรับการจำแนกจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวระหว่างท่ากำและแบมือและท่าคว่ำและหงายมือ 33

ตารางที่ 9 Confusion Matrix สำหรับการจำแนกจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวระหว่างท่ากำกระดกข้อมือขึ้นลงและท่าคว่ำและหงายมือ 33

ตารางที่ 10 ผลการวิเคราะห์ทางสถิติเพื่อเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการใช้ตัวจำแนก LDA และ SVM ในแต่ละท่าในการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลอง (Session Independent) 36

ตารางที่ 11 ผลการวิเคราะห์ทางสถิติเพื่อเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการใช้ตัวจำแนก LDA และ SVM ในแต่ละท่าในการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลอง (Session Dependent) .. 38

ตารางที่ 12 ผลการวิเคราะห์ทางสถิติเพื่อเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการใช้การดึงคุณลักษณะ WB และ FB ในแต่ละท่า 39

ตารางที่ 13 ความแม่นยำในการจำแนกตามกลุ่มของช่องสัญญาณที่กำหนดในการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดการทดลอง (Session Independent) 40

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ตารางที่ 14 ความแม่นยำในการจำแนกตามกลุ่มของช่องสัญญาณที่กำหนดในการจำแนกแบบขึ้นกับชุดการทดลอง (Session Dependent) 43

ตารางที่ 15 แสดงผลการวิเคราะห์ทางสถิติเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลองและการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลองในแต่ละท่า 48

ตารางที่ 16 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกของชุดทดลองแรกและชุดทดลองสุดท้ายในทุกท่า 59

ตารางที่ 17 แสดงผลการจำแนกระหว่างการจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวระหว่างมือข้างเดียวกันในแต่ละท่า 60

ตารางที่ 18 ความแม่นยำการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวแต่ละท่าระหว่างมือข้างเดียวกัน 62

ตารางที่ 19 ความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวแต่ละท่าจากมือข้างเดียวกันระหว่างมือแต่ละข้าง 63

ตารางที่ 20 ความแม่นยำในการจำแนกระหว่างกลุ่มของอิเล็กโทรดที่บันทึกจริงและกลุ่มของอิเล็กโทรดที่สร้างขึ้น 65

ตารางที่ 21 ความแม่นยำในการจำแนกระหว่างกลุ่มของอิเล็กโทรด 9 ตำแหน่งที่บันทึกจริงและกลุ่มของอิเล็กโทรดที่สร้างขึ้น 13 ตำแหน่ง, 15 ตำแหน่ง และ 25 ตำแหน่ง 67

ตารางที่ 22 ช่วงความถี่ของคลื่นสมองที่ตอบสนองต่อจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าต่างๆ 70

ตารางที่ 23 ความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือแต่ละชุดการทดลอง 98

ตารางที่ 24 ความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลงแต่ละชุดการทดลอง 99

ตารางที่ 25 ความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือแต่ละชุดการทดลอง 100

ตารางที่ 26 ความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือแต่ละช่วงความถี่ 101

ตารางที่ 27 ความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลงแต่ละช่วงความถี่ 102

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ตารางที่ 28 ความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือแต่ละช่วงความถี่......102

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

สารบัญภาพ

หน้า

รูปที่ 1 จุดกำกับตำแหน่งบนศีรษะในระบบ 10-20 [10] 3
รูปที่ 2 ช่วงคลื่นความถี่ต่างๆของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง [7] 3
รูปที่ 3 ลักษณะของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองในช่วงคลื่นความถี่ต่างๆ [11] 4
รูปที่ 4 Sensorimotor Cortex [7] 4
รูปที่ 5 การเปลี่ยนแปลงของสัญญาณมิว (8-13 Hz) [13] 5
รูปที่ 6 ภาพ 2 มิติ เปรียบเทียบข้อมูลก่อนและหลังการประมวลผลโดยใช้อัลกอริทึม CSP [14] 6
รูปที่ 7 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่ถูกประมวลผลโดยใช้อัลกอริทึม CSP [14] 7
รูปที่ 8 ขั้นตอนการประมวลผลของอัลกอริทึม FBCSP [20] 9
รูปที่ 9 สัดส่วนตัวจำแนกที่ถูกนำมาใช้ในการวิจัยด้าน EEG-based BCI ระหว่างปี 2007-2010 [31] 11
รูปที่ 10 แนวทางงานวิจัยด้าน EEG-based Motor Imagery [2] 12
รูปที่ 11 โครงสร้างการทำงานของระบบ 19
รูปที่ 12 g.Nautilus Wireless EEG Headset [71] 19
รูปที่ 13 ตำแหน่งของช่องสัญญาณที่เลือกใช้บันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง 20
รูปที่ 14 ท่ากำและแบมือ 21
รูปที่ 15 ท่ากระดกข้อมือขึ้นลง 21
รูปที่ 16 ท่าคว่ำและหงายมือ 22
รูปที่ 17 ลำดับเวลาในการจินตนาการในช่วงการฝึก 23
รูปที่ 18 ตัวอย่างสัญญาณภาพในช่วงการฝึก 23
รูปที่ 19 ลำดับเวลาในการจินตนาการในช่วงการทดลอง 24
รูปที่ 20 ตัวอย่างการแสดงผลในการทดลอง 25
รูปที่ 21 กระบวนการวิเคราะห์สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง 27
รูปที่ 22 กลุ่มของช่องสัญญาณที่กำหนด 29

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

รูปที่ 23 กลุ่มของช่องสัญญาณ 13 ตำแหน่ง, 15 ตำแหน่ง และ 25 ตำแหน่งในการทดลอง Interpolation 31

รูปที่ 24 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกโดยตัวจำแนก LDA และ SVM ของผู้ร่วมทดลองแต่ละคนในการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลอง (Session Independent) ในท่ากำและแบมือ 34

รูปที่ 25 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกโดยตัวจำแนก LDA และ SVM ของผู้ร่วมทดลองแต่ละคน ในการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลอง (Session Independent) ในท่ากระดกข้อมือขึ้นลง 35

รูปที่ 26 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกโดยตัวจำแนก LDA และ SVM ของผู้ร่วมทดลองแต่ละคน ในการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลอง (Session Independent) ในท่าคว่ำและหงายมือ 35

รูปที่ 27 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกโดยตัวจำแนก LDA และ SVM ของผู้ร่วมทดลองแต่ละคน ในการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลอง (Session Dependent) ในท่ากำและแบมือ. 37

รูปที่ 28 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกโดยตัวจำแนก LDA และ SVM ของผู้ร่วมทดลองแต่ละคน ในการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลอง (Session Dependent) ในท่ากระดกข้อมือขึ้นลง 37

รูปที่ 29 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกโดยตัวจำแนก LDA และ SVM ของผู้ร่วมทดลองแต่ละคน ในการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลอง (Session Dependent) ในท่าคว่ำและหงายมือ 38

รูปที่ 30 ความแม่นยำในการจำแนกตามกลุ่มของช่องสัญญาณในการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดการทดลอง (Session Independent) 41

รูปที่ 31 แสดงผลการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างกลุ่มของช่องสัญญาณในการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลอง (Session Independent) ในท่ากำและแบมือ 41

รูปที่ 32 แสดงผลการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างกลุ่มของช่องสัญญาณในการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลอง (Session Independent) ในท่ากระดกข้อมือขึ้นลง 42

รูปที่ 33 แสดงผลการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างกลุ่มของช่องสัญญาณในการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลอง (Session Independent) ในท่าคว่ำและหงายมือ 42

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

รูปที่ 34 ความแม่นยำในการจำแนกตามกลุ่มของช่องสัญญาณในการจำแนกแบบขึ้นกับชุดการทดลอง (Session Dependent) 44

รูปที่ 35 ผลการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างกลุ่มของช่องสัญญาณในการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลอง (Session Dependent) ในท่ากำและแบมือ 45

รูปที่ 36 ผลการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างกลุ่มของช่องสัญญาณในการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลอง (Session Dependent) ในท่ากระดกข้อมือขึ้นลง 45

รูปที่ 37 ผลการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างกลุ่มของช่องสัญญาณในการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลอง (Session Dependent) ในท่าคว่ำและหงายมือ 46

รูปที่ 38 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลองและการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลองของผู้ร่วมทดลองแต่ละคนในท่ากำและแบมือ 47

รูปที่ 39 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลองและการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลองของผู้ร่วมทดลองแต่ละคนในท่ากระดกข้อมือขึ้นลง 47

รูปที่ 40 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลองและการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลองของผู้ร่วมทดลองแต่ละคนในท่าคว่ำและหงายมือ 48

รูปที่ 41 ความแม่นยำในการจำแนกในแต่ละชุดการทดลองของผู้ร่วมทดลอง S1 ถึง S4 ในท่ากำและแบมือ 50

รูปที่ 42 ความแม่นยำในการจำแนกในแต่ละชุดการทดลองของผู้ร่วมทดลอง S5 ถึง S8 ในท่ากำและแบมือ 51

รูปที่ 43 ความแม่นยำในการจำแนกในแต่ละชุดการทดลองของผู้ร่วมทดลอง S9 ถึง S11 ในท่ากำและแบมือ 52

รูปที่ 44 ความแม่นยำในการจำแนกในแต่ละชุดการทดลองของผู้ร่วมทดลอง S1 ถึง S4 ในท่ากระดกข้อมือขึ้นลง 53

รูปที่ 45 ความแม่นยำในการจำแนกในแต่ละชุดการทดลองของผู้ร่วมทดลอง S5 ถึง S8 ในท่ากระดกข้อมือขึ้นลง 54

รูปที่ 46 ความแม่นยำในการจำแนกในแต่ละชุดการทดลองของผู้ร่วมทดลอง S9 และ S10 ในท่ากระดกข้อมือขึ้นลง 55

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

รูปที่ 47 ความแม่นยำในการจำแนกในแต่ละชุดการทดลองของผู้ร่วมทดลอง S1 ถึง S4 ในท่าคว่ำและหงายมือ....... 56

รูปที่ 48 ความแม่นยำในการจำแนกในแต่ละชุดการทดลองของผู้ร่วมทดลอง S5, S6, S8 และ S9 ในท่าคว่ำและหงายมือ....... 57

รูปที่ 49 ความแม่นยำในการจำแนกในแต่ละชุดการทดลองของผู้ร่วมทดลอง S10 ในท่าคว่ำและหงายมือ....... 58

รูปที่ 50 ผลการเปรียบเทียบการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวแต่ละท่าระหว่างมือข้างเดียวกัน 62

รูปที่ 51 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำจากอิเล็กโทรดกลุ่ม 11 ตำแหน่งที่บันทึกจริงและความแม่นยำจากอิเล็กโทรดกลุ่ม 11 ตำแหน่งที่สร้างขึ้น....... 64

รูปที่ 52 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำจากอิเล็กโทรดกลุ่ม 9 ตำแหน่งที่บันทึกจริงและความแม่นยำจากอิเล็กโทรดกลุ่ม 9 ตำแหน่งที่สร้างขึ้น....... 64

รูปที่ 53 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกระหว่างกลุ่มของอิเล็กโทรดที่บันทึกจริงและกลุ่มของอิเล็กโทรดที่สร้างขึ้น....... 65

รูปที่ 54 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกระหว่างกลุ่มของอิเล็กโทรดที่สร้างขึ้นทั้งสองกลุ่ม....... 66

รูปที่ 55 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกระหว่างกลุ่มของอิเล็กโทรดกลุ่ม 9 ตำแหน่งที่บันทึกจริงและกลุ่มของอิเล็กโทรดที่สร้างขึ้น 13 ตำแหน่ง, 15 ตำแหน่ง และ 25 ตำแหน่ง....... 66

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

รูปที่ 56 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกระหว่างกลุ่มของอิเล็กโทรด 9 ตำแหน่งที่บันทึกจริงและกลุ่มของอิเล็กโทรดที่สร้างขึ้น 13 ตำแหน่ง, 15 ตำแหน่ง และ 25 ตำแหน่ง....... 67

รูปที่ 57 กระบวนการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวแต่ละท่า....... 75

รูปที่ 58 การเปลี่ยนแปลงของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S1 ในการจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ....... 76

รูปที่ 59 การเปลี่ยนแปลงของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S7 ในการจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือ....... 76

รูปที่ 60 การเปลี่ยนแปลงของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S10 ในการจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือ....... 77

รูปที่ 61 การเปลี่ยนแปลงของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S7 ในการจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ 78

รูปที่ 62 การเปลี่ยนแปลงของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S10 ในการจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลง 79

รูปที่ 63 การเปลี่ยนแปลงของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S0 ในการจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือ 79

รูปที่ 64 การเปลี่ยนแปลงสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวด้วยมือขวาท่าต่างๆของผู้ร่วมทดลอง 80

รูปที่ 65 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S1 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ 103

รูปที่ 66 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S2 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ 103

รูปที่ 67 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S3 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ 103

รูปที่ 68 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S4 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ 104

รูปที่ 69 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S5 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ 104

รูปที่ 70 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S6 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ 104

รูปที่ 71 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S7 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ 105

รูปที่ 72 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S8 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ 105

รูปที่ 73 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S9 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ 105

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

รูปที่ 74 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S10 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ 106

รูปที่ 75 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S11 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ 106

รูปที่ 76 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S1 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลง 107

รูปที่ 77 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S2 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลง 107

รูปที่ 78 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S3 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลง 107

รูปที่ 79 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S4 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลง 108

รูปที่ 80 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S5 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลง 108

รูปที่ 81 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S6 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลง 108

รูปที่ 82 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S7 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลง 109

รูปที่ 83 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S8 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลง 109

รูปที่ 84 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S9 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลง 109

รูปที่ 85 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S10 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลง 110

รูปที่ 86 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S1 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือ 111

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

รูปที่ 87 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S2 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือ 111

รูปที่ 88 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S3 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือ 111

รูปที่ 89 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S4 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือ 112

รูปที่ 90 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S5 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือ 112

รูปที่ 91 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S6 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือ 112

รูปที่ 92 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S8 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือ 113

รูปที่ 93 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S9 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือ 113

รูปที่ 94 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S10 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือ 113

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

บทที่ 1 บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญ

Brain computer interfaces (BCI) คือเทคโนโลยีที่เชื่อมต่อระหว่างสัญญาณสมองกับอุปกรณ์ภายนอกต่างๆ ความก้าวหน้าของเทคโนโลยีทางด้าน BCI ทำให้ถูกนำไปประยุกต์ใช้ในหลายด้าน ได้แก่ การพัฒนาแอพพลิเคชันทางการศึกษา หรือการพัฒนาแอพพลิเคชันทางการแพทย์ เป็นต้น โรคหลอดเลือดสมอง (Stroke) เป็นหนึ่งในโรคที่เป็นสาเหตุการเสียชีวิตและความบกพร่องทางระบบประสาทของประชากรโลกจำนวนมาก ประกอบกับจุดเด่นของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง (Electroencephalogram, EEG) ซึ่งเป็นหนึ่งในเทคโนโลยีด้าน BCI ที่เป็นเทคโนโลยีแบบไม่รุกล้ำ (Noninvasive Technology) ติดตั้งง่าย และมีราคาถูก การประยุกต์ใช้เทคโนโลยี BCI ในการฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองจึงเป็นหนึ่งในแอพพลิชันที่ได้รับความสนใจเป็นอย่างมาก [1-3]

Motor Imagery (MI) เป็นการสร้างมโนภาพหรือจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวส่วนต่างๆของร่างกาย ถูกนำไปประยุกต์ใช้ในการฟื้นฟูการเคลื่อนไหวของร่างกายสำหรับผู้ป่วยที่มีอาการโรคหลอดเลือดสมอง การจินตนาการนี้จะทำให้เกิดปรากฏการณ์ Event-Related Desynchronization (ERD) และ Event-Related Synchronization (ERS) เกิดขึ้นบนสมองส่วน Motor Cortex ซึ่งเป็นการเปลี่ยนแปลงของคลื่นสัญญาณไฟฟ้าสมองชนิด Sensorimotor Rhythms (SMRs) ซึ่งประกอบด้วยสัญญาณคลื่น α (แอลฟ่า) หรือ μ (มิว) ที่มีความถี่ระหว่าง 8-12 Hz และสัญญาณคลื่น β (เบต้า) ซึ่งมีความถี่อยู่ในช่วง 18 – 30 Hz [4-6]

ERD และ ERS เป็นปรากฏการณ์ที่สามารถเรียนรู้ได้ โดยเป็นการเรียนรู้ที่เพิ่มหรือลดความกว้างของสัญญาณ (Amplitude) SMRs (ทั้งช่วงคลื่นแอลฟ่าและเบต้า) [7] การเรียนรู้ดังกล่าวจึงเป็นวิธีการที่ถูกนำไปประยุกต์ใช้ในการฟื้นฟูการเคลื่อนไหวของร่างกายของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง เนื่องจากการเรียนรู้ดังกล่าวเป็นการฝึกให้ผู้ป่วยสร้างคลื่นสมองแบบเดียวกับที่ใช้ในการควบคุมการเคลื่อนไหวของร่างกายส่วนที่สูญเสียไป ซึ่งส่งผลให้ส่วนที่สูญเสียการควบคุมได้รับการฟื้นฟูและใช้งานได้ดีขึ้น นอกจากนี้ เมื่อนำไปประยุกต์เข้ากับการใช้อุปกรณ์หรือหุ่นยนต์ นอกจากจะเป็นการฟื้นฟูการเคลื่อนไหวของร่างกายส่วนที่สูญเสียการควบคุมแล้ว ยังเป็นการเพิ่มการรับรู้ให้กับร่างกายส่วนที่สูญเสียการควบคุมนั้นด้วย [2]

วิทยานิพนธ์นี้มีจุดประสงค์เพื่อพัฒนาระบบการฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองด้วยสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่ทำงานร่วมกับแขนกล (Robotic Arms) โดยระบบจะควบคุมการทำงานของแขนกลด้วยคำสั่งหรือการเคลื่อนที่ที่ได้จากการจำแนกหรือตีความสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองแบบทันกาล (Real-time)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

วิทยานิพนธ์นี้มีจุดประสงค์เพื่อพัฒนาระบบฟื้นฟูการทำงานของมือในผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองด้วยสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองแบบทันกาล

1.3 ขอบเขตของการวิจัย

1) ระบบสามารถจำแนกระหว่าง Motor Imagery และสภาวะปกติ (Rest) ได้
2) ระบบสามารถจำแนก Motor Imagery ระหว่างท่ากำและแบมือ ท่ากระดกข้อมือขึ้นลง และท่าคว่ำและหงายมือได้
3) ระบบสามารถทำงานแบบทันกาลได้

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

ได้ระบบจำแนกการเคลื่อนไหวมือด้วยสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองสำหรับการฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง ที่สามารถทำงานแบบทันกาล

1.5 วิธีดำเนินงานวิจัย

1) ศึกษาเอกสารและงานวิจัยเกี่ยวกับ EEG-based Motor Imagery
2) พัฒนาและทดสอบ Common Spatial Pattern
3) พัฒนากระบวนการและระบบจำแนกท่ากำและแบมือ (Hand opening and closing)
4) พัฒนากระบวนการและระบบจำแนกท่ากระดกข้อมือขึ้นลง (Wrist Extension and Flexion)
5) พัฒนากระบวนการและระบบจำแนกท่าคว่ำและหงายมือ (Forearm Supination and Pronation)ทดสอบระบบจำแนก Motor Imagery
6) สรุปผลการวิจัย

1.6 ผลงานที่ได้รับการตีพิมพ์

- ได้รับการตอบรับให้นำเสนอผลงานในงานประชุมวิชาการระดับนานาชาติ 10th International Convention on Rehabilitation Engineering & Assistive Technology (i-CREATe 2016) ในหัวข้อ Evaluation of EEG-based Motor Imagery of Hand Flexion and Extension for Rehabilitation [8]
- บทความวิจัยระดับนานาชาติ หัวข้อ “Comparison of EEG Measurement of Upper Limb Movement in Motor Imagery Training System” โดย A.Suwannarat, S.Pan-ngum and P.Israsena ในวารสาร “BioMedical Engineering Online” (ISI Impact Factor 0.542) โดยได้รับการตอบรับให้ตีพิมพ์ในวันที่ 21 กรกฎาคม 2561 พ.ศ.2561 [9]

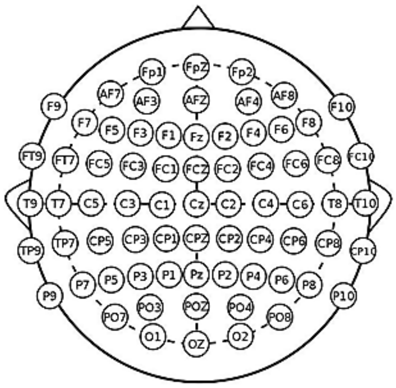
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 ทฤษฎี

2.1.1 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง (Electroencephalogram, EEG)

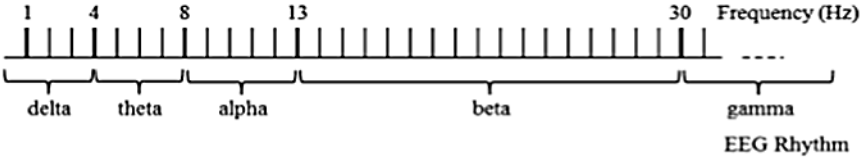
คลื่นไฟฟ้าสมอง เป็นสัญญาณที่วัดการเปลี่ยนแปลงทางไฟฟ้าซึ่งเป็นผลมาจากการของไหลกระแสไฟฟ้าระหว่างเซลล์ประสาทในสมอง การวัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองทำได้โดยการติดอิเล็กโทรดไว้ที่หนังศีรษะ ระบบ 10-20 (10-20 System) เป็นระบบที่เป็นมาตรฐานสากลที่กำหนดตำแหน่งบนหนังศีรษะ โดยกำกับด้วยตัวอักษรและตัวเลข ที่ใช้ในการศึกษาและวิจัยเกี่ยวกับสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง [10]



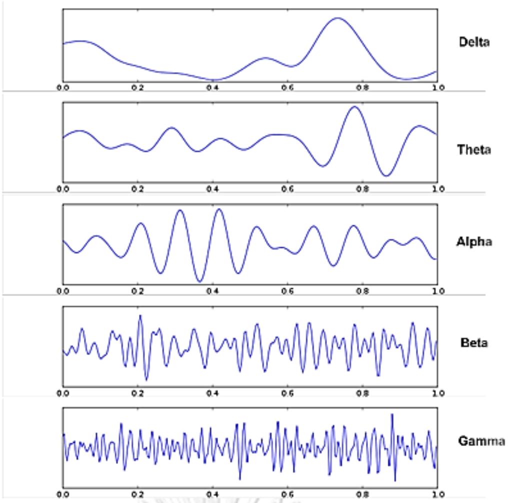
รูปที่ 1 จุดกำกับตำแหน่งบนศีรษะในระบบ 10-20 [10]

คลื่นไฟฟ้าสมองประกอบด้วย 5 ช่วงคลื่นความถี่ได้แก่ คลื่นเดลต้า (Delta, 0.5-3 Hz), คลื่นธีต้า (Theta, 4-7 Hz), คลื่นแอลฟ่า (Alpha, 8-13 Hz), คลื่นเบต้า (Beta, 14-30 Hz) และคลื่นแกมม่า (Gamma, >30 Hz) [7] ดังรูปที่ 2 และคลื่นไฟฟ้าสมองแต่ละช่วงคลื่นความถี่มีลักษณะดังรูปที่ 3 [11]

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



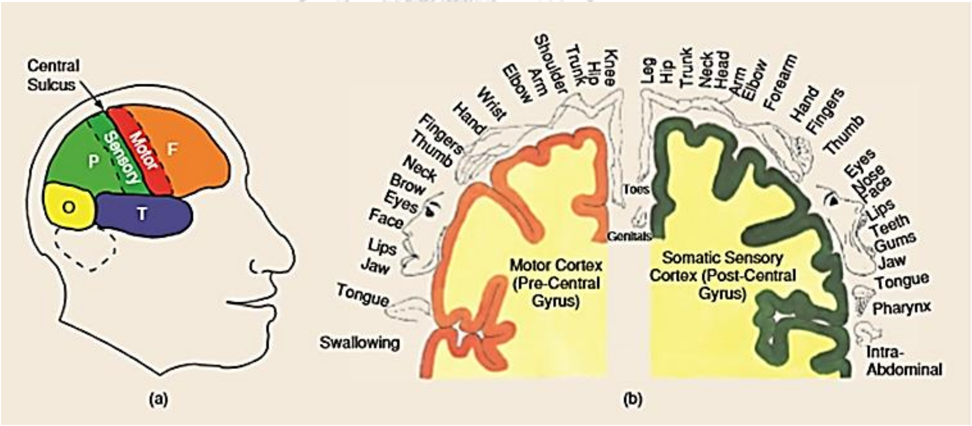
รูปที่ 2 ช่วงคลื่นความถี่ต่างๆของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง [7]



รูปที่ 3 ลักษณะของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองในช่วงคลื่นความถี่ต่างๆ [11]

2.1.1.1 Sensorimotor Rhythms (SMRs)

Sensorimotor Rhythms (SMRs) เป็นสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง ซึ่งสามารถพบได้บนสมองส่วน Sensorimotor Cortex ซึ่งประกอบด้วย สัญญาณคลื่น α (แอลฟ่า) หรือ μ (มิว) ที่มีความถี่ระหว่าง 8-13 Hz และสัญญาณคลื่น β (เบต้า) ซึ่งมีความถี่อยู่ในช่วง 14 – 30 Hz และคลื่นแกมม่า (>30 Hz) [10]

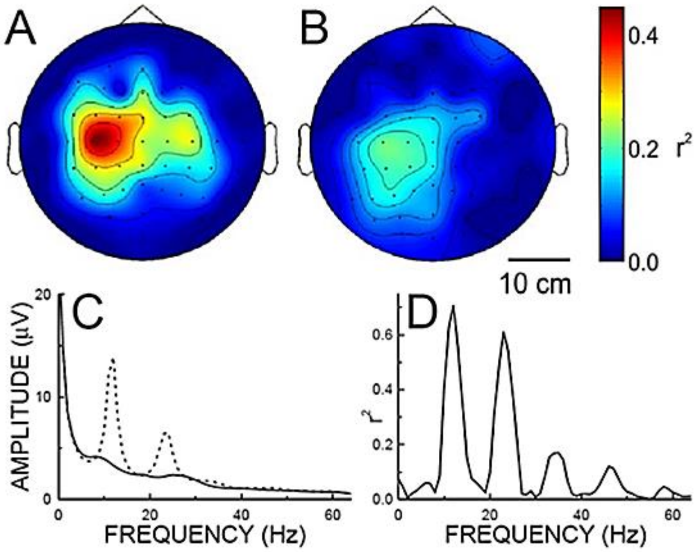


รูปที่ 4 Sensorimotor Cortex [7]

รูปที่ 4 (a) แสดงถึงตำแหน่งของ Sensory Cortex และ Motor Cortex (b) แสดงถึงบริเวณของสมองส่วนที่รับผิดชอบในการควบคุมและประมวลผลความรู้สึกของร่างกายส่วนต่างๆ [12]

คลื่นสัญญาณไฟฟ้าสมองดังกล่าวจะมีการเปลี่ยนแปลงเมื่อมีการเคลื่อนไหว, การกระตุ้นประสาทสัมผัส และการจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวส่วนต่างของร่างกาย (Motor Imager, MI) การเปลี่ยนแปลงของคลื่นสัญญาณไฟฟ้าสมอง SMRs เป็นการเพิ่มและลดของพลังงานในช่วงคลื่นความถี่แอลฟ่าและเบต้า เมื่อมีการเคลื่อนไหวหรือจินตนาการถึงการเคลื่อนไหว ระดับพลังงานในช่วงคลื่นทั้งสองจะลดลง ซึ่งเป็นปรากฏการณ์ Event-Related Desynchronization (ERD) ในขณะที่การ

เพิ่มขึ้นของระดับพลังงานในช่วงคลื่นทั้งสอง เรียกว่า Event-Related Synchronization (ERS) ดังรูปที่ 5 [6, 7]



รูปที่ 5 การเปลี่ยนแปลงของสัญญาณมิว (8-13 Hz) [13]

รูปที่ 5 แสดงการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณมิวเมื่อมีการขยับมือขวาและจินตนาการถึงการขยับมือขวา เมื่อเทียบกับภาวะปกติ (A) แสดงถึงความแตกต่างของค่าพลังงานระหว่างการขยับมือขวาและภาวะปกติที่ความถี่ 12 Hz (B) แสดงถึงความแตกต่างของค่าพลังงานระหว่างการจินตนาการถึงการขยับมือขวาและภาวะปกติที่ความถี่ 12 Hz (C) แสดงถึงค่าแรงดันของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทำการทดลองที่จุด C3 ซึ่งอยู่บนสมองส่วน Sensorimotor Cortex เปรียบเทียบระหว่างการจินตนาการถึงการเคลื่อนไหว (เส้นทึบ) และภาวะปกติ (เส้นประ) (D) แสดงค่า r^2 เปรียบเทียบความต่างของพลังงานระหว่างการจินตนาการกับภาวะปกติบนสมองส่วน Sensorimotor Cortex ที่ช่วงคลื่นแอลฟาและเบต้า [13]

2.1.2 Common Spatial Pattern (CSP)

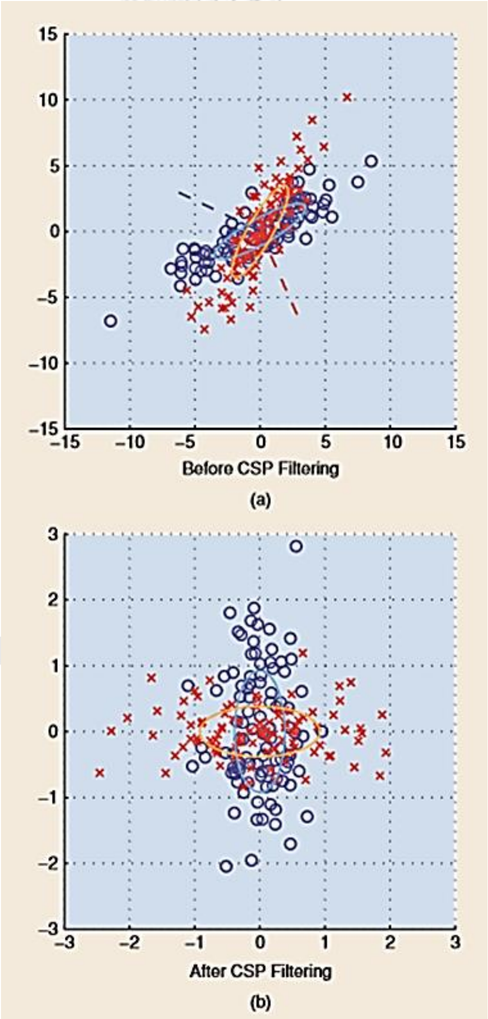
CSP เป็นเทคนิคการดึงคุณลักษณะ (Feature Extraction) ที่ได้รับความนิยมในงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับวิเคราะห์สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่เกี่ยวข้องกับการจินตนาการถึงการเคลื่อนไหว (Motor Imagery) โดยอาศัยพื้นฐานการจำแนกข้อมูลเชิงสถิติช่วยในการจำแนกข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่ม (Two Classes) จากข้อมูลหลายช่องสัญญาณ (Multichannel Data) และทำการจำแนกข้อมูลในลักษณะ Supervised Learning [12, 14]

CSP ประกอบด้วยขั้นตอนการทำงาน 2 ขั้นตอน ได้แก่ การหาคุณลักษณะที่จะนำมาใช้ในการแยกแยะคุณสมบัติของชุดข้อมูล และ การนำคุณลักษณะดังกล่าวไปใช้ในการแยกแยะชุดข้อมูล

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ในการดึงคุณลักษณะนั้น ข้อมูลตัวอย่างจากทั้งสองกลุ่มซึ่งถูกเรียกว่า Calibration Data จะถูกนำมาประมวลผลเพื่อหาข้อมูลร่วมจากข้อมูลตัวอย่างทั้งสองชุด และสามารถแยกแยะความแตกต่างของข้อมูลทั้งสองชุดได้ และคุณสมบัตินี้จึงทำให้ข้อมูลชุดดังกล่าวถูกเรียกว่า Common Spatial Pattern [14]

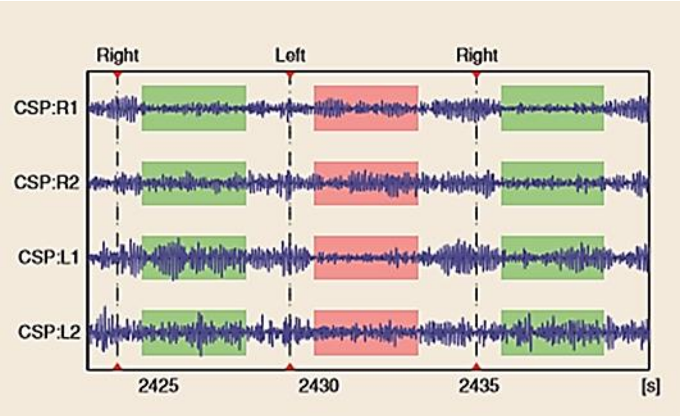
ผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนการหาคุณลักษณะ คือ ตัวกรองเชิงพื้นที่ (Spatial Filter) ซึ่งทำหน้าที่ในการแปลงสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่เป็นข้อมูลดิบ (Raw Data) ให้อยู่ในปริภูมิคุณลักษณะ (Feature Space) ที่เป็นค่าความแปรปรวน (Variance) ของข้อมูลดิบชุดดังกล่าว ซึ่งคุณลักษณะที่สำคัญคือ ค่าความแปรปรวนจะมีค่ามากที่สุดเมื่อเทียบกับค่าความแปรปรวนของข้อมูลตัวอย่างชุดหนึ่ง และจะมีค่าน้อยที่สุดเมื่อเทียบกับข้อมูลตัวอย่างอีกชุดหนึ่ง [12, 14]



รูปที่ 6 ภาพ 2 มิติ เปรียบเทียบข้อมูลก่อนและหลังการประมวลผลโดยใช้อัลกอริทึม CSP [14]

รูปที่ 6 แสดงภาพเปรียบเทียบข้อมูลก่อนและหลังการคำนวณโดยใช้ CSP ในรูปแบบ 2 มิติ (a) ก่อนการคำนวณโดยใช้ CSP ข้อมูลทั้งสองชุดอยู่ในลักษณะที่ปะปนกัน วงรีและเส้นประในภาพแสดงถึงคุณลักษณะและทิศทางของข้อมูลทั้งสองชุด (b) เมื่อผ่านการคำนวณโดยใช้ CSP ข้อมูลทั้ง

สองชุดจะถูกหมุน (Rotate) ให้ตั้งฉาก และปรับ (Scale) ให้ Variance ของข้อมูลทั้งสองชุดแตกต่างกัน [14]



รูปที่ 7 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่ถูกประมวลผลโดยใช้อัลกอริทึม CSP [14]

รูปที่ 7 แสดงตัวอย่างของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่ถูกประมวลผลโดยใช้ CSP ซึ่งจะเห็นได้ว่าในช่วงแถบสีเขียว สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง CSP:L1 และ CSP:L2 มีค่า Variance ที่มากกว่าเมื่อเทียบกับ CSP:R1 และ CSP:R2 เมื่อพิจารณาในช่วงแถบสีแดง จะเห็นได้ว่าสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง CSP:R1 และ CSP:R2 มีค่า Variance ที่มากกว่า เมื่อเทียบกับ CSP:L1 และ CSP:L2 [14]

จุดเด่นที่สำคัญของ CSP คือ ใช้การคำนวณต่ำ (Low computational cost) และสามารถอธิบายคุณลักษณะที่ถูกเลือกมาใช้ในการจำแนกได้ (Interpretability) นั่นคือ ค่าความแปรปรวน (Variances) ของข้อมูลทั้งสองกลุ่มมีค่าแตกต่างกัน ในขณะที่ข้อด้อยของ CSP คือ ได้รับผลกระทบอย่างมากเมื่อมีสัญญาณรบกวนประเภทค่าผิดปกติ (Outlier) ทำให้ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล (Preprocessing) ไม่ว่าจะเป็นกรองสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่ต้องการ (Bandpass Filtering) และการกำจัดสัญญาณรบกวน (Artifact Removals) เป็นขั้นตอนสำคัญอย่างมาก นอกจากนี้ การเลือกช่วงเวลาของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่จะนำมาคำนวณ (Time Interval) ล้วนเป็นพารามิเตอร์ที่สำคัญเช่นกัน เพราะส่งผลอย่างมากต่อการสร้างตัวกรองเชิงพื้นที่ (Spatial Filter) ที่ใช้ในการคำนวณ [14]

สำหรับการจำแนกข้อมูลมากกว่า 2 กลุ่มด้วย CSP จะทำการจำแนกในลักษณะ One-Versus-Rest (OVR)

ตารางที่ 1 อัลกอริทึมที่ถูกพัฒนาต่อจากอัลกอริทึม CSP

Ref.	Year	Algorithm	Dataset	Results
[15]	2005	Common Spatio-Spectral Pattern (CSSP)	8 subjects	Improved information transfer rate (bits/trials) compared to CSP
[16]	2006	Common Sparse Spectral	22 subjects	Median classification error was

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย CHULALONGKORN UNIVERSITY

		Spatial Pattern (CSSSP)		decrease by 11% compared to CSP
[17]	2007	Sub-band Common Spatial Pattern (SBCSP)	BCI Competition III, Dataset IVa	Achieved similar result as CSP. Outer perform CSSP and CSSSP.
[18]	2008	Iterative Spatio-Spectral Patterns Learning (ISSPL)	BCI Competition III, Dataset IVa	99.64%
[19] [20]	2008 2012	Filter Bank Common Spatial Pattern (FBCSP)	BCI Competition III, Dataset Iva BCI Competition IV, Dataset 2a and 2b	90.3%
[21]	2009	Discriminative Filter-Bank CSP (DFBCSP)	BCI Competition III, Dataset IVa	92.61%
[22]	2011	Wavelet Common Spatial Pattern (WCSP)	Data Set I of the Berlin BCI group [23]	Outperforms CSP with an average Kappa increase of 0.4.
[24]	2013	Analytic Common Spatial Pattern	BCI Competition IV, Dataset 2a	Yields a higher kappa value of 0.61 compared to 0.57 for multiclass FBCSP algorithm. Improves the performance achieving a mean kappa of 0.63.
[25]	2013	Multivariate Empirical Mode Decomposition (MEMD-Based CSP)	BCI Competition IV Dataset I The Physiobank Motor/Mental [26]	Average accuracy of 77.7%
[27]	2014	Augmented Complex Common Spatial Patterns	The Physiobank Motor/Mental Imagery (MMI) Database	SUTCCSP gave the best classification performance of 72.37%, a 4.29% improvement over CSP.
[28]	2016	Separable Common Spatio-Spectral Patterns	BCI Competition III, Dataset V	Outer perform FBCSP if enough training data are

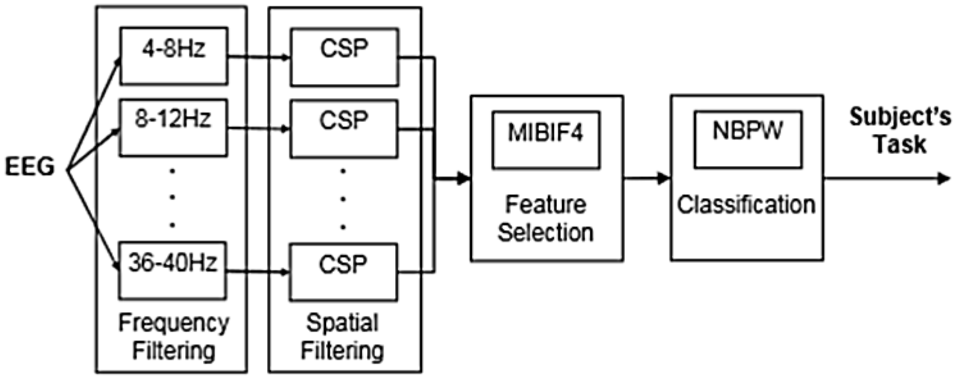
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

		(SCSSP)	BCI Competition IV, Dataset 2a	available

ตารางที่ 1 แสดงรายการอัลกอริทึมที่ถูกพัฒนาต่อยอดจาก CSP เพื่อใช้ในงานวิจัย Motor Imagery-Based BCI โดย Filter Bank Common Spatial Pattern (FBCSP) เป็นอัลกอริทึมที่ถูกนำไปประยุกต์ใช้มากที่สุด

2.1.2.1 Filter Bank Common Spatial Pattern (FBCSP)

FBCSP เป็นอัลกอริทึมที่ได้รับการพัฒนาต่อจาก CSP ที่ถูกนำไปใช้อย่างกว้างขวางในงานวิจัย Motor Imagery-Based BCI และให้ผลการจำแนกที่สูงเมื่อเทียบกับอัลกอริทึมอื่น [19, 20] โดยประกอบด้วย 4 ขั้นตอน ได้แก่ Frequency Filtering, Spatial Filtering, Feature Selection และ Classification



รูปที่ 8 ขั้นตอนการประมวลผลของอัลกอริทึม FBCSP [20]

รูปที่ 8 แสดงให้เห็นถึงขั้นตอนการคำนวณของ FBCSP ที่แบ่งการคำนวณออกเป็น 4 ขั้นตอน ได้แก่

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

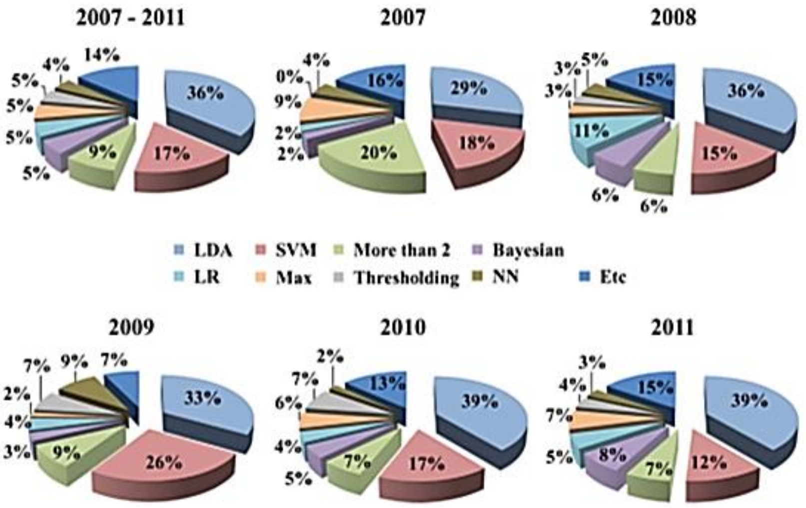
- Frequency Filtering เป็นการแบ่งข้อมูลออกเป็นช่วงความถี่ ช่วงละ 4 Hz
- Spatial Filtering เป็นการคำนวณเพื่อสร้าง Spatial Filter สำหรับข้อมูลแต่ละช่วงความถี่ด้วยอัลกอริทึม CSP
- Feature Selection เป็นการเลือกคุณลักษณะหรือข้อมูลในช่วงความถี่ที่จะให้ผลดีที่สุดในการจำแนก Motor Imagery ด้วย The Mutual Information based Best Individual Feature (MIBIF) ซึ่งเป็นเทคนิคทางเทคโนโลยีสารสนเทศ (Information Theory) ชนิดหนึ่ง
- Classification เป็นขั้นตอนการจำแนก Motor Imagery ด้วย Naïve Bayes Parzen Window (NBPW) ซึ่งเป็นอัลกอริทึมการจำแนกที่พัฒนาต่อยอดจาก Naïve Bayes และเหมาะสำหรับการจำแนกข้อมูล 2 กลุ่ม

2.1.3 การจำแนก (Classification)

ในงานวิจัยด้าน BCI ปัญหาสำคัญที่มักพบในการนำตัวจำแนก (Classifiers) มาใช้ในการจำแนกข้อมูล ได้แก่

- ปัญหาคำสาปของมิติ (Curse of Dimensionality) เป็นปัญหาที่มีขนาดของชุดคุณลักษณะมากเกินไป อันเนื่องมากจากสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองเป็นข้อมูลที่มีคุณสมบัติเป็นข้อมูลที่มีมิติสูง (High Dimensionality) ซึ่งส่งผลให้ความแม่นยำในการจำแนกต่ำ
- ปัญหา Bias-Variance Tradeoff เป็นปัญหาที่เกิดจากความพยายามในการลดความผิดพลาดที่เกิดจากความพยายามในการจำแนกข้อมูล ความเอนเอียง (Bias) หมายถึงความแตกต่างระหว่างค่าจริงและค่าที่ได้จากการประมาณ ซึ่งขึ้นกับวิธีที่ใช้ในการประมาณ เช่น Linear, Quadratic เป็นต้น ในขณะที่ ความแปรปรวน (Variance) แสดงถึง ความไวต่อความแต่งต่างของข้อมูลในแต่ละชุด เพื่อให้ความผิดพลาดในการจำแนกต่ำที่สุดควรมีค่าความเอนเอียงต่ำและแปรปรวนต่ำ ซึ่งปัญหาที่พบคือไม่สามารถทำให้ค่าทั้งสองลดลงได้ในเวลาเดียวกัน สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองเป็นสัญญาณที่มีคุณสมบัติไม่นิ่ง (Non-Stationary) นั่นคือ มีความเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วในแต่ละช่วงเวลา นั่นคือความแปรปรวนสูง [29]

ตัวจำแนกเชิงเส้น (Linear Classifiers) เป็นตัวจำแนกที่ได้รับความนิยมในงานวิจัยด้าน EEG-based BCI เมื่อเทียบกับตัวจำแนกแบบไม่เชิงเส้น (Non-linear Classifiers) โดยเฉพาะอย่างยิ่ง Motor Imagery-Based BCI สำหรับตัวจำแนกเชิงเส้นที่ได้รับความนิยม ได้แก่ Linear Discriminant Analysis (LDA) และ Support Vector Machine (SVM) ตามลำดับ ดังรูปที่ 9 [30, 31] ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัย [29] ซึ่งเสนอให้เลือกใช้ SVM มาใช้ในการจำแนกข้อมูลในงานวิจัยด้าน BCI เนื่องจาก SVM มีคุณสมบัติสม่ำเสมอ (Regularized) และทนทานต่อมิติขนาดใหญ่ (High Dimension Robust) ซึ่งสามารถจัดการกับปัญหาการปรับเหมาะเกินไป (Overfitting) และปัญหาคำสาปของมิติ (Curse of Dimensionality) ซึ่งเป็นผลจากคุณสมบัติของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่มีสัญญาณรวบกวน มีค่าผิดปกติ (Outlier) และมีมิติสูง (High Dimensionality) นอกจากนี้ด้วยคุณสมบัติ Regularized ของตัวจำแนก SVM ทำให้เหมาะสำหรับการจำแนกข้อมูลที่มีความแปรปรวนสูง ซึ่งเป็นอีกคุณลักษณะหนึ่งของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง



รูปที่ 9 สัดส่วนตัวจำแนกที่ถูกนำมาใช้ในการวิจัยด้าน EEG-based BCI ระหว่างปี 2007-2010 [31]

นอกจากนี้ งานวิจัย [32] เสนอให้เลือกใช้ตัวจำแนกตามลำดับดังนี้

Linear Classifier -> Linear Classifier + Regularization -> Kernel-Feature Space Classifier -> Non-linear Classifier

เนื่องจากตัวจำแนกเชิงเส้นมีข้อดีที่มีพารามิเตอร์ที่ต้องปรับน้อยกว่า แต่มีโอกาสที่จะเกิดปัญหาการปรับเหมาะเกินไป ซึ่งสามารถแก้ไขได้ด้วยการทำ Regularization รวมถึงตัวจำแนกแบบไม่เชิงเส้น (Non-linear Classifier) จะใช้เวลาและหน่วยความจำในการคำนวณมากกว่า [32]

2.1.4 Interpolation

Interpolation เป็นกระบวนการสร้างสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองขึ้นมาทดแทนสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองตำแหน่งที่ถูกพิจารณาว่ามีปัญหาหรือมีคุณภาพต่ำ โดยอาศัยสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองจากอิเล็กโทรดตำแหน่งรอบๆสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองจากอิเล็กโทรดตำแหน่งเดิม [33] โดยปกติแล้ว สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองจะถูกพิจารณาว่าคุณภาพต่ำในกระบวนการการเตรียมข้อมูล (Preprocessing) ซึ่งลักษณะของสัญญาณที่มีคุณภาพต่ำ ได้แก่

- ลักษณะสัญญาณราบเรียบหรือมีสัญญาณรบกวนอย่างชัดเจน เมื่อเทียบกับสัญญาณจากตำแหน่งใกล้เคียง
- ลักษณะสัญญาณมีความแตกต่างจากสัญญาณในตำแหน่งใกล้เคียงอย่างชัดเจน

ในบางครั้ง การพิจารณาว่าสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองในตำแหน่งใดมีคุณภาพต่ำนั้น สามารถทำได้ยาก Power Spectrum Density (PSD) หรือ 2D Sensor Topography จึงถูกนำมาใช้ในการพิจารณาคุณภาพของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง [33]

อัลกอริทึมสำหรับการทำ Interpolation ได้แก่ Nearest-neighbor, Thin-plate Spline Interpolation, Spherical Spline Interpolation (SSI) และ 3-D Spline Interpolation เป็นต้น

[34-37] โดย SSI อัลกอริทึมที่ได้รับความนิยม และเป็นส่วนหนึ่งในกล่องเครื่องมือ (Toolbox) ที่ได้รับความนิยมในการวิจัยเกี่ยวกับสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง ได้แก่ EEGLAB และ ERPLAB [38, 39]

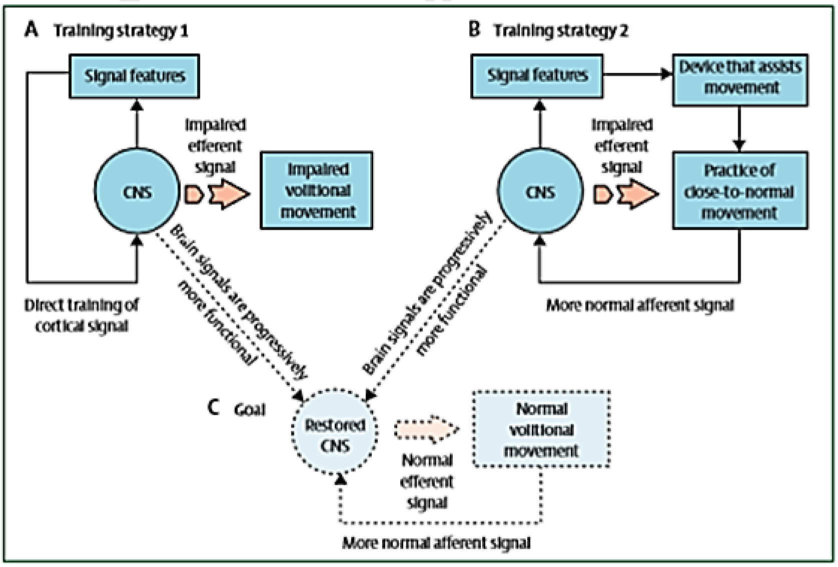
จุดเด่นของอัลกอริทึม SSI คือ มีการคำนวณที่ไม่ซับซ้อน ซึ่งประกอบด้วย 2 ขั้นตอนหลัก ได้แก่

- การประมาณ Scalp Current Densities (SCDs) เป็นการฉายภาพพื้นผิวของลักษณะของหนังศีรษะจริงลงบนทรงกลม โดยตำแหน่งของอิเล็กโทรดแต่ละตำแหน่ง เป็นการคำนวณสัดส่วนตามระยะความโค้งของหนังศีรษะ และความแตกต่างของมุมองศาระหว่างอิเล็กโทรดแต่ละตำแหน่ง [36]
- คำนวณสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่ตำแหน่งต่างๆลงบนตำแหน่งต่างบนทรงกลมที่คำนวณได้จากขั้นตอนที่หนึ่ง [36]

2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

เทคโนโลยี EEG-based Motor Imagery เป็นเทคโนโลยีที่ได้รับความสนใจอย่างมากในการนำมาฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง เนื่องจากเป็นหนึ่งในเทคโนโลยีด้าน BCI ที่เป็นเทคโนโลยีแบบไม่รุกล้ำ (Non-invasive Technology) ติดตั้งง่าย และมีราคาถูก

การนำเทคโนโลยี EEG-based Motor Imagery มาประยุกต์ใช้ในการฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองประกอบด้วยงานวิจัยใน 2 ประเภท ได้แก่ การฝึกฝนผู้ป่วยให้สร้างคลื่นสมองในลักษณะเดียวกับการเคลื่อนไหวปกติ และการใช้คลื่นสมองสั่งงานอุปกรณ์เพื่อช่วยในการเคลื่อนไหวที่อวัยวะด้านที่สูญเสียการควบคุม ซึ่งงานวิจัยทั้งสองประเภทดังกล่าว จะส่งผลให้เกิดการฟื้นฟูการเคลื่อนไหว (Motor Function) ของผู้ป่วยในอวัยวะด้านที่สูญเสียการควบคุม นอกจากนี้ งานวิจัยในลักษณะที่สอง ยังเป็นกระตุ้นการรับรู้ที่อวัยวะของผู้ป่วยอีกด้วย



รูปที่ 10 แนวทางงานวิจัยด้าน EEG-based Motor Imagery [2]

รูปที่ 10 แสดงแนวทางและผลลัพธ์ที่ได้จากงานวิจัยในการฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองด้วยเทคโนโลยี EEG-based Motor Imagery ซึ่งแบ่งได้เป็นสองประเภท นั่นคือ งานวิจัยเพื่อจำแนกท่าทางของจินตนาการการเคลื่อนไหว (Motor Imagery Task) และงานวิจัยเพื่อฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองโดยใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองร่วมกับอุปกรณ์ต่างๆ

งานวิจัยประเภทแรก เป็นงานวิจัยที่มุ่งเน้นไปยังการจำแนกท่าของจินตนาการการเคลื่อนไหว ดังนั้นผู้เข้าร่วมการทดลองสามารถเป็นได้ทั้งผู้ที่มีร่างกายสมบูรณ์และผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง งานวิจัยเกี่ยวกับ CSP ในตารางที่ 1 หรืองานวิจัยเกี่ยวกับการดึงคุณลักษณะ (Feature Extraction) ชนิดอื่นๆล้วนจัดอยู่ในงานวิจัยประเภทนี้เช่นกัน โดยมากท่าทางสำหรับจินตนาการการเคลื่อนไหวที่ใช้ในการจำแนก มักเป็นการจินตนาการถึงการกำและแบมือเป็นหลัก โดยทำการจำแนกจินตนาการระหว่างมือซ้ายและมือขวา

นอกจากนี้ งานวิจัยประเภทนี้สามารถนำไปประยุกต์ในการควบคุมอุปกรณ์ชนิดอื่นได้ เช่น เกมหรือโดรน เป็นต้น ซึ่งลักษณะเด่นของงานลักษณะนี้จะอยู่ที่การเพิ่มจำนวนคำสั่งในการควบคุมอุปกรณ์โดยการเพิ่มจำนวนท่าทางสำหรับจินตนาการการเคลื่อนไหวที่ผู้ทดลองต้องจินตนาการ ได้แก่ การกระดกลิ้น และขยับเท้า เป็นต้น

งานวิจัย [40-42] เป็นตัวอย่างของงานวิจัยเพื่อควบคุมโดรนด้วยคลื่นสมองในช่วง SMRs โดยอาศัยการฝึกฝนการจินตนาการของผู้เข้าร่วมทำการทดลอง โดยการฝึกเพื่อเพิ่มจำนวนคำสั่ง เป็นการจินตนาการถึงการกระดกลิ้นและขยับเท้า เพื่อเพิ่มคำสั่งที่ใช้ในการควบคุมทิศทางของโดรน [41, 42]

งานวิจัย [43-45] เป็นตัวอย่างงานวิจัยประเภทที่สอง ซึ่งประยุกต์ฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองโดยใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองร่วมกับอุปกรณ์ โดยงานวิจัย [43] เป็นงานวิจัยเพื่อฟื้นฟูแขนของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง โดยการขยับแขนตามสัญลักษณ์สีที่แสดงในจอมอนิเตอร์ซึ่งมีลักษณะเป็นหน้าปัดนาฬิกาที่มีจุดเป้าหมาย 8 จุด ในขณะที่งานวิจัย [44] เป็นงานวิจัยเพื่อฟื้นฟูข้อมือของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองใน 2 รูปแบบ ได้แก่ การกำและแบมือ และการหมุนข้อมือ ซึ่งผลการทดลองของงานวิจัยทั้งสองชิ้น แสดงให้เห็นถึงการฟื้นฟูที่ดีขึ้นในกลุ่มผู้ป่วยที่ทำการฟื้นฟูด้วยแขนกลร่วมกับการฟื้นฟูมาตรฐานเมื่อเทียบกับกลุ่มผู้ป่วยที่ทำการฟื้นฟูด้วยการฟื้นฟูมาตรฐานเพียงอย่างเดียว

ตารางที่ 2 งานวิจัย EEG-based Motor Imagery เพื่อฟื้นฟูรยางค์บน (Upper Limb) ในผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง

Ref.	ปี	การดึงคุณลักษณะ	วิธีการจำแนก	ท่าทางการเคลื่อนไหว	ผลการจำแนก	Feedback	ความแม่นยำในการจำแนก
[46]	2008	ERD	ERD Threshold	Hand Opening	MI Hand-Rest	Visual, Robot	-

				Hand Closing			
[47]	2012	CSP	FLD	‘Wrist	MI Wrist-Rest	Visual, FES	< 20% error rate.
[48]	2011	FBCSP	NBWPZ	Finger Tapping	MI-Rest	Visual, Robot	87%
[49]	2011	ERD	LDA	Finger Extension	-	Visual, Orthosis	-
[50]	2011	CSP	FLD	Wrist Extension	MI Wrist-Rest	Visual, FES	91.5%
[51]	2012	FBCSP	NBWPZ	Hand movemen t	MI Hand-Rest	Visual, Robot	-
[52]	2012	Spectral Change	-	Grasping	-	Visual	-
[53]	2012	ERD	-	Grasping	-	-	-
[54]	2013	ERD	-	Reaching Grasping	MI-Rest	-	-
[43]	2014	FBCSP	NBWPZ	Reaching	MI Hand-Rest	Visual, Robot	-
[44]	2014	FBCSP	NBWPZ	Hand Opening Hand Closing Hand Flexion Hand Extension	MI Hand-Rest	Visual, Robot	-

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 2 แสดงให้เห็นว่า CSP และ FBCSP ซึ่งเป็นอัลกอริทึมที่พัฒนาจาก CSP รวมถึงตัวจำแนกแบบเชิงเส้นต่างๆ เป็นวิธีการดึงคุณลักษณะและตัวจำแนกที่ให้ผลดีในงานวิจัยเพื่อฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง นอกจากนี้ หากมีการใช้ในการฟื้นฟูผู้ป่วยร่วมกับอุปกรณ์อื่นเพื่อช่วยในการเคลื่อนไหว เช่น แขนกล การจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวของผู้ร่วมทดลอง การจำแนกจะเป็นการจำแนกระหว่างท่าที่ผู้ร่วมทดลองจินตนาการและสภาวะปกติ (Rest) ซึ่งแตกต่างจากงานวิจัยในลักษณะแรกที่มักจะจำแนกระหว่างซ้ายและขวา นอกจากนี้ ในการฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองใน

ส่วนของมือนั้น มักเป็นงานวิจัยเพื่อฟื้นฟูการทำงานของมือเพื่อหยิบจับสิ่งของเป็นหลัก การกำและแบมือจึงเป็นท่าทางสำหรับจินตนาการการเคลื่อนไหวในงานวิจัยลักษณะนี้

นอกจากงานวิจัยเพื่อจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวระหว่างด้านซ้ายและขวาแล้ว งานวิจัยที่กำลังได้รับความสนใจ คือ การจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวที่แตกต่างกันที่เกิดขึ้นจากการจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวร่างกายด้านเดียวกัน ดังแสดงในตารางที่ 3

ตารางที่ 3 งานวิจัยเพื่อจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวที่เกิดขึ้นจากการจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวร่างกายด้านเดียวกัน

Ref.	Year	Feature Extraction	Classification Algorithm	Movements	Results
[55]	2005	Frequency Band Features + David Bouldin Index (DBI)	LDA QDA NN-BP NN-LM RBFNN	Wrist Flexion Wrist Extension Wrist Pronation Wrist Supination	35% 34% 35% 32%
[56]	2011	Spectral features based on ERD/ERS + The Bhattacharyya distance (BD) feature selection	Mahalanobis Distance (MD) Artificial Neural Network (ANN)	Wrist Extension Wrist Flexion Finger Extension Finger Flexion Tripod Pinch	Average accuracies of 65 % and 71 % for MD and ANN respectively.
[57]	2012	Gabor Coefficients (GC) + David Bouldin Index (DBI)	Neural Network (NN)	Wrist Extension Wrist Flexion	63%±10%
[58]	2013	Spectral PCA Decomposition	Support vector machine (SVM)	Individual Fingers	An average decoding accuracy of 45.2%
[59]	2014	CAR Laplacian CSP	Linear Discriminant Analysis (LDA)	Shoulder flexion-extension Shoulder external-internal rotation Elbow flexion-	Percentages of correctly anticipated trials ranged from 75% to 40% (with

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

				extension Elbow supination-pronation Wrist extension-flexion Wrist radial-ulnar deviation	chance level being around 20%)
[60]	2015	Spectral Principal Component analysis (PCA) Spatial Patterns of New Spectral Features	Support vector machine (SVM)	Individual Fingers	91%
[61]	2015	Power Spectral Density (PSD)	Support vector machine (SVM)	Arm movement	Motor imagery, 82.9±14.5% in healthy, 65.3±9.0% in patients. Movement intention, 76.7±13.2% in healthy, 71.6±15.8% in patients
[62]	2016	EEG Source Imaging (ESI) + Mahalanobis Distance (MD)	MD-based classifier	Wrist Extension Wrist Flexion Wrist Pronation Wrist Supination	12.7% improvement for overall classification compared to sensor-based method.

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ตารางที่ 3 แสดงให้เห็นว่า ตัวจำแนกเชิงเส้นยังเป็นตัวเลือกที่ดีในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวที่ยากและซับซ้อนมากขึ้น โดยเฉพาะอย่างยิ่งตัวจำแนก LDA และ SVM [58-61]

จากข้อมูลเหล่านี้ สามารถสรุปเป็นประเด็นสำคัญได้ดังนี้

- ท่าทางสำหรับจินตนาการการเคลื่อนไหว (Motor Imagery Task)

ท่ากำและแบมือ (Hand Opening and Closing) เป็นท่าทางพื้นฐานที่ใช้ในงานวิจัยด้าน EEG-based Motor Imagery ในการฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง [63, 64] ในขณะที่การกระดกข้อมือ (Wrist Flexion and Extension) และการคว่ำหงายมือ (Forearm Pronation and Supination) ล้วนเป็นท่าทางในการฟื้นฟูข้อมือผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองเช่นเดียวกับการฝึกกำและแบมือเพื่อหยิบจับสิ่งของ [63-65] งานวิจัยนี้จึงเลือกท่าทางเหล่านี้เป็นท่าทางในการจินตนาการ

- การดึงคุณลักษณะ (Feature Extraction)

ตารางที่ 1 แสดงให้เห็นว่า CSP และอัลกอริทึมที่พัฒนาต่อจาก CSP เป็นอัลกอริทึมที่ให้ผลลัพธ์ในการจำแนกที่ดี [12, 14-17, 19-21, 24, 28, 43, 44, 47, 48, 50, 51] โดยใช้เวลาในการคำนวณต่ำ และทำการลดมิติข้อมูลลง (Dimensional Reduction) ซึ่งเหมาะกับสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่มีมิติขนาดใหญ่ ทำให้ได้รับความนิยมเป็นอย่างมากในงานวิจัยด้าน EEG-based Motor Imagery อีกทั้งยังได้รับการพัฒนาอย่างต่อเนื่องมาจนกระทั่งปัจจุบัน จากงานวิจัยในตารางที่ 2 และ 3 การเกิดปรากฏการณ์ ERD/ERS มีความแตกต่างกันในผู้ร่วมการทดลองแต่ละคน ทั้งตำแหน่งและช่วงความถี่ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง [17, 19, 20, 40-44, 48, 51]

- ตัวจำแนก (Classifiers)

หลายอัลกอริทึมทางการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ได้ถูกนำมาใช้เป็นตัวจำแนก Motor Imagery แต่ตัวจำแนกเชิงเส้น (Linear Classifier) ซึ่งได้แก่ Linear Discriminant Analysis (LDA) เป็นตัวจำแนกที่ได้รับความนิยมสูงสุด เช่นเดียวกับตัวจำแนก Support Vector Machine (SVM) ซึ่งมีคุณสมบัติเหมาะสมในการใช้จำแนกข้อมูลสัญญาณคลื่นสมอง นั่นคือ ทนทานต่อข้อมูลที่มีมิติขนาดใหญ่ มีคุณสมบัติเสถียร รวมถึงมีพารามิเตอร์ที่ต้องปรับน้อยและใช้เวลาและทรัพยากรในการคำนวณน้อย [29] นอกจากนี้ ตารางที่ 3 แสดงให้เห็นว่า ถึงแม้การจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวที่เกิดขึ้นจากการจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวร่างกายด้านเดียวกันเป็นการจำแนกที่ยากขึ้น เนื่องจากตำแหน่งที่มีการเปลี่ยนแปลงสัญญาณสมองใกล้เคียงกัน ตัวจำแนกเชิงเส้นยังได้รับความได้รับความนิยมและให้ผลการทดลองที่ดี โดยเฉพาะตัวจำแนก SVM [58-61] ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงเลือกใช้ LDA และ SVM เป็นตัวจำแนก

นอกจากนี้ ตารางที่ 2 และ 3 แสดงให้เห็นว่า การประยุกต์ใช้งานร่วมกับอุปกรณ์อื่น เช่น หุ่นยนต์ หรือแขนกล นอกจากต้องประมวลผลในแบบทันกาลแล้ว สัญญาณ (Cue) ที่กำหนดให้ผู้เข้าร่วมการทดลองจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวมักเป็นสัญญาณภาพ โดยเฉพาะอย่างยิ่งรูปลูกศรที่

กำหนดให้ชี้ไปทางทิศทางที่กำหนด เพื่อให้ง่ายต่อการจินตนาการ การทดลองนี้จึงเลือกใช้สัญญาณภาพ เป็นรูปมือตามท่าที่กำหนด เพื่อช่วยในการเกิดปรากฏการณ์ ERD/ERS ในผู้เข้าร่วมการทดลอง [66]

- ผู้เข้าร่วมการทดลอง (Participants)

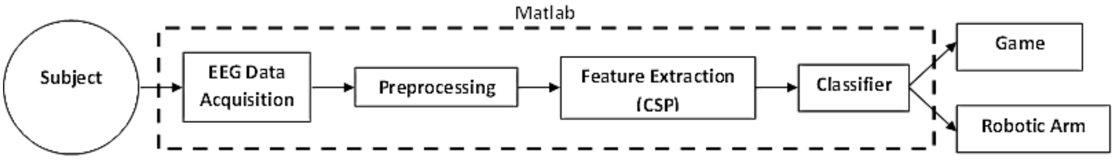
ผู้เข้าร่วมการทดลองในงานวิจัย MI-based BCI มี 2 ลักษณะ ได้แก่ ผู้เข้าร่วมการทดลองที่มีสุขภาพดี (Healthy Subjects) และผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง (Stroke Patients) ซึ่งสามารถแบ่งตามลักษณะงานวิจัยได้ดังนี้ งานวิจัยที่ต้องการควบคุมอุปกรณ์ต่างๆ ไม่ว่าจะเป็นเกมหรือโดรน [40-42] และงานวิจัยที่มุ่งเน้นไปยังความแม่นยำในการจำแนก ซึ่งมักเลือกใช้ผู้ร่วมทดลองที่มีสุขภาพดี งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง [43, 44, 46-48, 51, 52] มักใช้ผู้ร่วมวิจัยที่เป็นผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง เพราะ ต้องการดูพัฒนาการของผู้ป่วยหลังเข้าร่วมการทดลองมากกว่าพิจารณาความแม่นยำในการจำแนกเพียงอย่างเดียว อย่างไรก็ตาม ผู้เข้าร่วมการทดลองที่มีสุขภาพดี สามารถถูกคัดเลือกเข้ามาร่วมในการทดลองแทนผู้ร่วมการทดลองที่เป็นผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองได้เช่นเดียวกัน [67] เนื่องจากในขณะที่ผู้ร่วมการทดลองจินตนาการถึงเคลื่อนไหวในท่าต่างๆ ปรากฏการณ์ ERD/ERS เกิดขึ้นในผู้เข้าร่วมการทดลองทั้งสองกลุ่ม [6, 68-70] งานวิจัย [69] เลือกผู้ร่วมการทดลองทั้งสองกลุ่มทำการทดลองในลักษณะเดียวกัน ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าปรากฏการณ์ ERD/ERS เกิดขึ้นในผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองเช่นเดียวกับผู้ที่มีสุขภาพดี สำหรับในผู้เข้าร่วมการทดลองที่มีสุขภาพดี

ปรากฏการณ์ ERD/ERS ที่เกิดขึ้นในผู้ร่วมการทดลองทั้งสองกลุ่ม โดยเฉพาะผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง สามารถใช้การดึงคุณลักษณะด้วยอัลกอริทึม CSP ซึ่งเหมาะกับข้อมูลซึ่งเป็นสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองจากหลายช่องสัญญาณ (ปรากฏการณ์ ERD/ERS ในผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองสามารถเกิดขึ้นในตำแหน่งที่ต่างจากผู้เข้าร่วมการทดลองที่มีสุขภาพดี) ซึ่งครอบคลุมตำแหน่งของช่องสัญญาณที่มีอิเล็กโทรดในตำแหน่งต่างๆที่ปรากฏการณ์ ERD/ERS จะเกิดขึ้น

ดังนั้น จึงเป็นเหตุผลให้งานวิจัยนี้เลือกผู้เข้าร่วมการทดลองที่มีสุขภาพดี โดยเลือกตำแหน่งของอิเล็กโทรดให้ครอบคลุมตำแหน่งต่างๆบนศีรษะทั้งสมองกลีบหน้า (Frontal Lobe) กลีบข้าง (Parietal Lobe) รวมถึงกลีบขมับ (Temporal Lobe) และเลือกใช้อัลกอริทึมที่มีคุณสมบัติพื้นฐานของอัลกอริทึม CSP

บทที่ 3 แนวคิดและวิธีวิจัย

ระบบจำแนกการเคลื่อนไหวมือด้วยสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองสำหรับฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองมีลักษณะการทำงานดังรูปที่ 11



รูปที่ 11 โครงสร้างการทำงานของระบบ

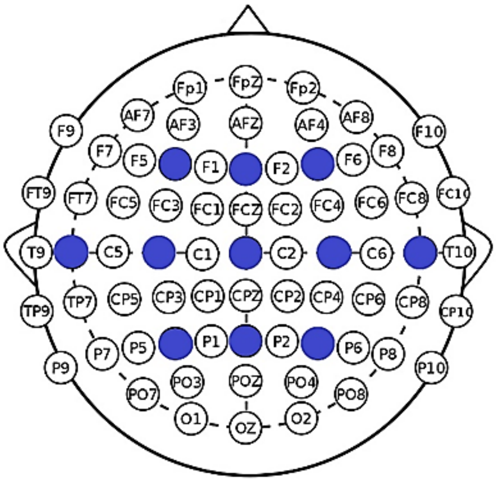
3.1 การบันทึกสัญญาณ (Data Acquisition)

งานวิจัยนี้ใช้อุปกรณ์บันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง คือ G.Nautilus [71] ของบริษัท G.tec ซึ่งมีจำนวนช่องสัญญาณ 16 ช่องสัญญาณ และเชื่อมต่อกับคอมพิวเตอร์แบบไร้สายด้วยเทคโนโลยีบลูทูธ เพื่อให้ง่ายต่อการติดตั้ง และไม่รบกวนผู้เข้าร่วมการทดลอง ดังรูปที่ 12

รูปที่ 12 g.Nautilus Wireless EEG Headset [71]

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ในงานวิจัยนี้ บันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองจาก 11 ช่องสัญญาณ ตามมาตรฐาน 10-20 System ได้แก่ F3, Fz, F4, T7, C3, Cz, C4, T8, P3, Pz และ P4 ซึ่งครอบคลุมพื้นที่บริเวณกลางศีรษะรวมถึงบริเวณใกล้เคียง ดังรูปที่ 13



รูปที่ 13 ตำแหน่งของช่องสัญญาณที่เลือกใช้บันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง

สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองจะถูกบันทึก ที่อัตราการชักตัวอย่าง (Sampling Rate) เท่ากับ 250 Hz

3.2 การประมวลผลขั้นต้น (Preprocessing)

สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองจะถูกกรองให้อยู่ในย่านความถี่ SMRs นั่นคือ 8-30 Hz [4, 6]

3.3 การดึงคุณลักษณะ (Feature Extraction)

เป็นกระบวนการดึงคุณลักษณะ (Feature) ที่เป็นตัวแทนสัญญาณเพื่อใช้ในการจำแนกท่าการเคลื่อนไหวของผู้ป่วย

- คุณลักษณะพื้นฐาน (Basic Feature)

คุณลักษณะพื้นฐานของงานวิจัยด้าน EEG-based Motor Imagery เป็นการคำนวณความเปลี่ยนแปลงความกว้างของสัญญาณคลื่นสมอง ซึ่งเป็นผลจากปรากฏการณ์ ERD และ ERS ซึ่งสามารถคำนวณได้ดังนี้ [6, 14]

กำหนดให้

A = power (C3) หรือ power (C4) ในขณะที่เกิดปรากฏการณ์ ERD

R = power (C3) หรือ power (C4) ในขณะสภาวะปกติ (Rest)

% ERD Change = (A-R)/R*100

*power (x) คือ กำลังของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่ตำแหน่งของอิเล็กโทรดที่ต้องการบันทึก (x)

- คุณลักษณะเพิ่มเติม (Advance Feature)

การดึงคุณลักษณะเพิ่มเติม จะเลือกใช้ CSP ซึ่งเป็นกระบวนการซึ่งได้รับความนิยมในงานวิจัยด้าน EEG-based Motor Imagery ซึ่งพารามิเตอร์ที่สำคัญดังนี้ [12, 14]

- จำนวนตำแหน่งของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง

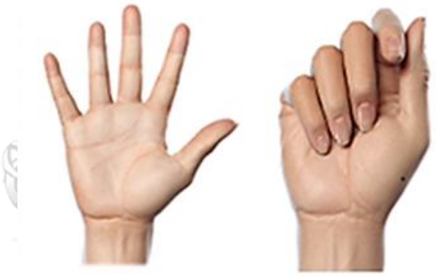
- ช่วงเวลาของสัญญาณคลื่นสมอง (ปรากฏการณ์ ERD จะเกิดขึ้นหลังจากผู้เข้าร่วมทดลองเห็นสัญญาณภาพ และจินตนาการถึงท่าที่กำหนดไว้ จะอยู่ในช่วง 0.5-1 วินาที [2])

งานวิจัยนี้ แบ่งการดึงคุณลักษณะซึ่งมีพื้นฐานอยู่บนกระบวนการ CSP ออกเป็น 2 วิธี ได้แก่

- วิธีที่หนึ่ง ใช้การกรองสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองตามช่วงความถี่ของ SMRs นั่นคือ 8-30 Hz เรียกว่า Whole Band (WB)
- วิธีที่สอง สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองจะถูกกรองและแบ่งออกเป็น 6 ช่วงความถี่ ได้แก่ 8-12 Hz, 12-16 Hz, 16-20 Hz, 20-24 Hz, 24-28 Hz และ 28-30 Hz สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองทั้งหกช่วงความถี่ดังกล่าว จะถูกนำไปคำนวณ Spatial Filter ตามกระบวนการ CSP ต่อไป ในที่นี้เรียกว่า Filter Bank (FB)

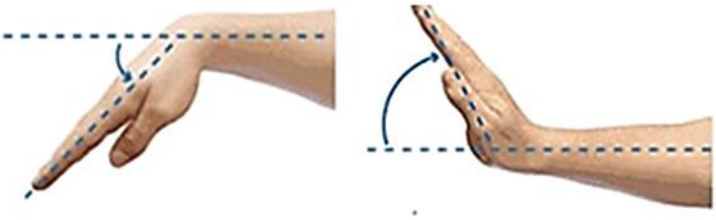
■ การจินตนาการถึงการเคลื่อนไหว (Motor Imager, MI)

ในงานวิจัยนี้ เลือกกำหนดให้ผู้ร่วมทดลองจินตนาการถึงท่าการเคลื่อนไหวแขนและข้อมือ 3 ท่า ได้แก่ ท่ากำและแบมือ (Hand Opening and Closing), ท่ากระดกข้อมือขึ้นลง (Wrist Flexion and Extension) และ ท่าคว่ำและหงายมือ (Forearm Pronation and Supination) ดังรูปที่ 11-13 ตามลำดับ



รูปที่ 14 ท่ากำและแบมือ

ท่ากำและแบมือ (Hand Opening and Closing) เป็นหนึ่งในสามท่าพื้นฐานในการฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง [63, 64] เนื่องจากเป็นท่าพื้นฐานในการหยิบจับสิ่งของ นอกจากนี้ ยังเป็นเป็นท่าพื้นฐานที่ใช้ในงานวิจัยด้าน EEG-based Motor Imagery อีกด้วย [65] โดยผู้ร่วมทดลองมักได้รับคำแนะนำให้จินตนาการถึงการถือลูกเทนนิสในมือ แล้วจึงบีบและปล่อยลูกเทนนิสดังกล่าว [13]



รูปที่ 15 ท่ากระดกข้อมือขึ้นลง

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ท่ากระดกข้อมือขึ้นลง (Wrist Flexion and Extension) เป็นหนึ่งในสามท่าหลักในการฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง เพื่อให้ผู้ป่วยสามารถใช้งานข้อมือได้อย่างเต็มที่ [63, 64] แบ่งเป็นการเคลื่อนไหว 2 ลักษณะ คือ การกระดกข้อมือขึ้นและการกระดกข้อมือลง การกระดกข้อมือลง คือ การดึงฝ่ามือเข้าหาข้อมือ ในขณะที่การกระดกข้อมือขึ้น คือ การยกหลังมือขึ้น โดยผู้ร่วมทดลองได้รับคำแนะนำให้เริ่มจินตนาการจากตำแหน่งปกติ นั่นคือ ฝ่ามือและข้อมือขนานกับพื้น แล้วจึงจินตนาการถึงการกระดกข้อมือขึ้นลงขึ้นและลงให้มากที่สุด (ประมาณ 90 องศา) [57]

รูปที่ 16 ท่าคว่ำและหงายมือ

ท่าคว่ำและหงายมือ (Forearm Pronation and Supination) แม้ว่าจะไม่ใช่ท่าพื้นฐานในการฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองและระบบประสาท แต่เป็นหนึ่งในท่าที่ผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองมักได้รับการแนะนำให้ฝึกเพื่อฟื้นฟูการเคลื่อนไหวของข้อมือและแขนส่วนปลาย [63, 64] โดยผู้ร่วมทดลองได้รับคำแนะนำให้เริ่มจินตนาการจากตำแหน่งปกติ นั่นคือ ฝ่ามือและข้อมือขนานกับพื้น จากนั้นจึงจินตนาการถึงการหมุนให้ฝ่ามือหงายขึ้นและคว่ำลง (ประมาณ 180 องศา) [57]

3.4 การออกแบบการทดลอง

การทดลองประกอบด้วย 2 ส่วน ได้แก่

- ช่วงการฝึก (Training Session)

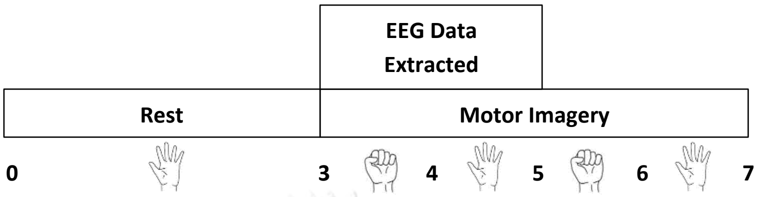
เป็นการฝึกให้ผู้เข้าร่วมการทดลองฝึกการจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวในท่าที่กำหนด เพื่อให้ผู้เข้าร่วมการทดลองสามารถจินตนาการ และเกิดปรากฏการณ์ ERD/ERS ขึ้นได้ในช่วงเวลาที่จินตนาการ เนื่องจากงานวิจัยด้าน EEG-based Motor Imagery มีเงื่อนไขสำคัญ 2 ข้อ ได้แก่ ผู้ร่วมทดลองมีความสามารถ นั่นคือ สามารถจินตนาการแล้วทำให้เกิดปรากฏการณ์ ERD/ERS ในช่วงเวลาที่จินตนาการได้ และมีระบบที่ฉลาด นั่นคือ สามารถจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวได้อย่างถูกต้อง [2] นอกจากนี้ งานวิจัยในตารางที่ 2 และ 3 แสดงให้เห็นว่า ปริมาณการฝึกส่งผลถึงความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหว [40-42]

การฝึกเป็นรูปแบบการทดลองแบบไม่ป้อนกลับ (Non-feedback) มีเป้าหมายเพื่อเก็บข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองของผู้ร่วมการทดลอง และนำไปสร้างตัวกรองเชิงพื้นที่ (Spatial Filter) ในอัลกอริทึม CSP เพื่อใช้ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวในขั้นตอนการทดลอง

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

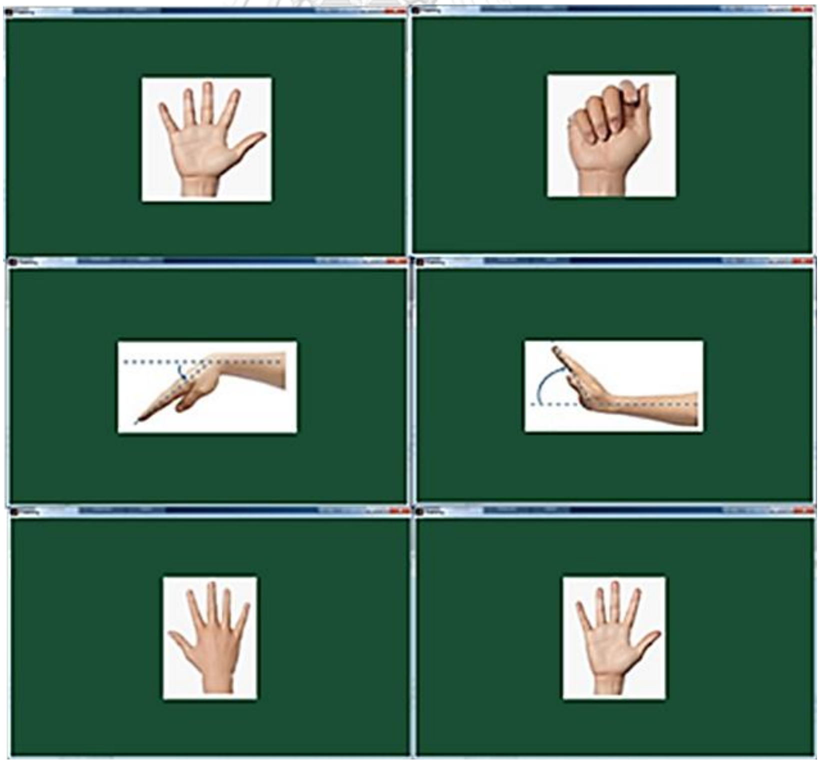
- ผู้เข้าร่วมการทดลองต้องผ่านการฝึก 8 ครั้ง ในแต่ละท่า จำนวน 2 ครั้งต่อสัปดาห์ [40-42]
- การฝึก 1 ครั้ง ประกอบด้วยการฝึก 8 ชุด
- การฝึก 1 ชุด ประกอบด้วยการจินตนาการ 20 ครั้ง (ใช้เวลาประมาณ 4 นาที)

ดังนั้น การฝึก 1 ครั้ง ใช้เวลาประมาณ 30 นาที (ไม่รวมเวลาติดตั้งอุปกรณ์)



รูปที่ 17 ลำดับเวลาในการจินตนาการในช่วงการฝึก

รูปที่ 17 แสดงลำดับในการฝึกจินตนาการหนึ่งครั้ง เป็นระยะเวลา 7 วินาที เป็นสภาวะปกติ 3 วินาที และจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวเป็นเวลา 4 วินาที โดยผู้ร่วมทดลองจะจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวดังรูปที่ 16 นั่นคือ ผู้ร่วมทดลองจะจินตนาการถึงการกำและแบมือสลับกันไประหว่างวินาทีที่ 3-7 ในท่ากำและแบมือ จินตนาการถึงการกระดกข้อมือขึ้นลงขึ้นและลงในท่ากระดกข้อมือขึ้นลง และจินตนาการถึงการคว่ำและหงายมือในท่าคว่ำและหงายมือ



รูปที่ 18 ตัวอย่างสัญญาณภาพในช่วงการฝึก

รูปที่ 18 แสดงถึงภาพการเคลื่อนไหวในท่าต่างๆ เพื่อส่งสัญญาณให้ผู้ร่วมทดลองจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวท่าต่างๆ เช่น ในท่ากำและแบมือ ในช่วงสภาวะปกติ 3 วินาทีแรก ผู้ร่วมทดลอง

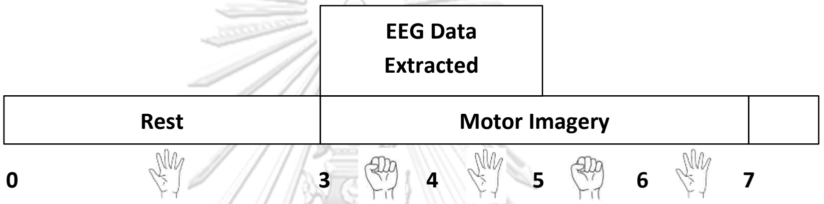
ได้รับคำแนะนำให้เริ่มต้นด้วยการนึกถึงการแบมือ และไม่คิดหรือจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวใดๆ ของมือข้างดังกล่าว ในขณะที่วินาทีที่ 3-7 ภาพการเคลื่อนไหวจะเปลี่ยนเป็นภาพการกำมือและแสดงภาพดังกล่าวไปตลอดช่วงเวลาวินาทีที่ 3-7

- ช่วงการทดลอง (Experimental Session)

เป็นการทดลองในรูปแบบป้อนกลับ (Feedback) และออนไลน์ (Online) และผลการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวไปใช้เป็นคำสั่งให้ตัวละครในหน้าจอเคลื่อนที่และสั่งให้แขนกลทำงาน รายละเอียดและขั้นตอนในการทดลอง กำหนดให้เหมือนกับการฝึก 1 ครั้ง นั่นคือ

- การทดลอง 1 ครั้ง ประกอบด้วยการทดลอง 8 ชุด
- การทดลอง 1 ชุด ประกอบด้วยการจินตนาการ 20 ครั้ง (ใช้เวลาประมาณ 4 นาที)

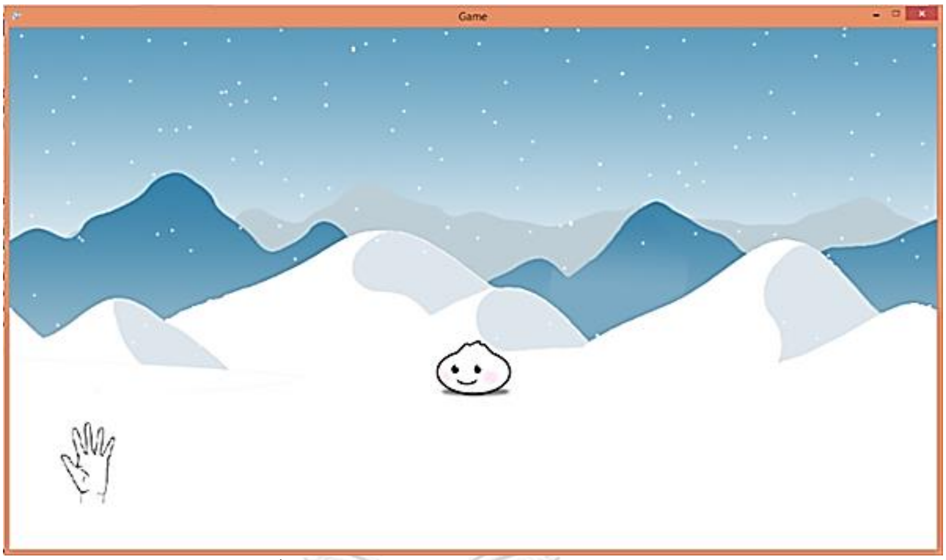
ดังนั้น การทดลอง 1 ครั้ง ใช้เวลาประมาณ 30 นาที (ไม่รวมเวลาติดตั้งอุปกรณ์)



รูปที่ 19 ลำดับเวลาในการจินตนาการในช่วงการทดลอง

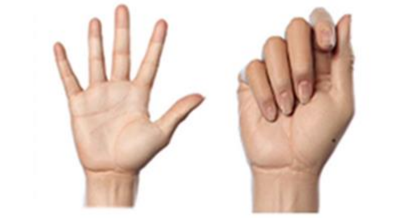
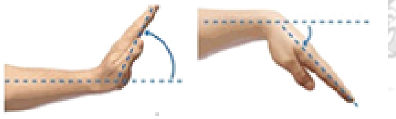
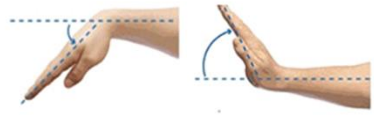
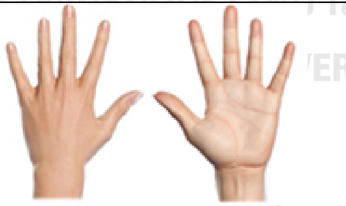
รูปที่ 19 แสดงลำดับในการจินตนาการหนึ่งครั้งในการทดลอง เป็นระยะเวลา 7 วินาที เช่นเดียวกันกับช่วงการฝึก นั่นคือ ประกอบด้วยสภาวะปกติ 3 วินาที และจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวเป็นเวลา 4 วินาที โดยผู้ร่วมทดลองจะจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวดังรูปที่ 18 นั่นคือ ผู้ร่วมทดลองจะจินตนาการถึงการกำและแบมือสลับกันไประหว่างวินาทีที่ 3-7 ในท่ากำและแบมือ จินตนาการถึงการกระดกข้อมือขึ้นลงขึ้นและลงในท่ากระดกข้อมือขึ้นลง และจินตนาการถึงการคว่ำและหงายมือในท่าคว่ำและหงาย จากนั้นจึงประมวลผลและส่งคำสั่งไปยังแขนกลและตัวละครแบบทันกาล

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY



รูปที่ 20 ตัวอย่างการแสดงผลในการทดลอง

ตารางที่ 4 ภาพท่าทางการเคลื่อนไหวที่ใช้ในงานวิจัย

Motor Imager Task	**มือซ้าย**	**มือขวา**
กำและแบมือ (Hand Opening and Closing)		
กระดกข้อมือขึ้นลง (Wrist Extension and Flexion)		
คว่ำและหงายมือ (Forearm Pronation and Supination)		

3.5 การจำแนก (Classification)

การจำแนกโดยอาศัยการดึงคุณลักษณะที่มีอัลกอริทึม CSP เป็นพื้นฐานเป็นการจำแนกข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่ม (Binary Classification) ในกรณีที่ต้องการจำแนกข้อมูลมากกว่า 2 กลุ่ม จะใช้วิธีการจำแนกในลักษณะ One-Versus-Rest (OVR) หรือการจำแนกข้อมูลทีละ 2 กลุ่มจนกระทั่งจำแนกข้อมูลตามจำนวนกลุ่มของข้อมูล

ผลลัพธ์จากการจำแนกในงานวิจัยนี้ คือ ค่าความแม่นยำในการจำแนก ซึ่งหมายถึง สัดส่วนการทำนายที่ถูกต้องของข้อมูล โดยใช้โมเดลที่ถูกสร้างขึ้นด้วยชุดตัวอย่างสอน (Training Samples) [72]

ความแม่นยำ = จำนวนครั้งที่ทำนายถูกต้อง / จำนวนครั้งในการทำนาย [72]

ตารางที่ 5 Confusion Matrix สำหรับการจำแนกข้อมูล 2 กลุ่ม (Binary Classification)

	ผลการทำนาย: Y=1	ผลการทำนาย: Y=0
ค่าจริง: Y=1	True Positive (TP)	False Positive (FP)
ค่าจริง: Y=0	False Negative (FN)	True Negative (TN)

ตารางที่ 5 แสดง Confusion Matrix สำหรับการจำแนกข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่ม ค่าต่างๆใน Confusion Matrix สามารถอธิบายได้ดังนี้

- True Positive (TP) คือ การทำนายว่า Y=1 เมื่อค่าจริง Y=1 ซึ่งพิจารณาได้ว่าทำนายถูกต้อง
- True Positive (TN) คือ การทำนายว่า Y=0 เมื่อค่าจริง Y=0 ซึ่งพิจารณาได้ว่าทำนายถูกต้อง
- True Positive (FP) คือ การทำนายว่า Y=0 เมื่อค่าจริง Y=1 ซึ่งพิจารณาได้ว่าทำนายไม่ถูกต้อง
- True Positive (FN) คือ การทำนายว่า Y=1 เมื่อค่าจริง Y=0 ซึ่งพิจารณาได้ว่าทำนายไม่ถูกต้อง

จากนิยามของความแม่นยำที่กล่าวถึงข้างต้น ทำให้สามารถพิจารณาความแม่นยำในการจำแนกได้ดังนี้

ความแม่นยำ = *(TP+TN) / (TP+TN+FP+FN)*

ในงานวิจัยด้าน MI-based BCI ตัวจำแนกแบบเชิงเส้นได้รับความนิยมมากกว่าตัวจำแนกแบบไม่เชิงเส้น [30, 31] เนื่องจากสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองเป็นสัญญาณที่มีความแปรปรวนสูง (Non-stationary) และยังเป็นข้อมูลที่มีมิติสูง (High Dimensionality) [29] นอกจากนี้ ตัวจำแนกเชิงเส้นยังมีจำนวนน้อยกว่า ซึ่งถึงแม้ว่าจะมีโอกาสมากกว่าที่นำไปสู่ปัญหาการปรับเหมาะเกินไป แต่ปัญหาดังกล่าวสามารถจัดการได้ด้วยการทำ Regularization และเนื่องจากมีพารามิเตอร์น้อยกว่า ทำให้ใช้เวลาและหน่วยความจำในการคำนวณน้อยกว่าเมื่อเทียบกับตัวจำแนกแบบไม่เชิงเส้น [32]

Linear Discriminant Analysis (LDA) เป็นตัวจำแนกแบบเชิงเส้นที่ได้รับความนิยมในการนำมาใช้มากที่สุดในงานวิจัยด้าน MI-based BCI [30, 31]

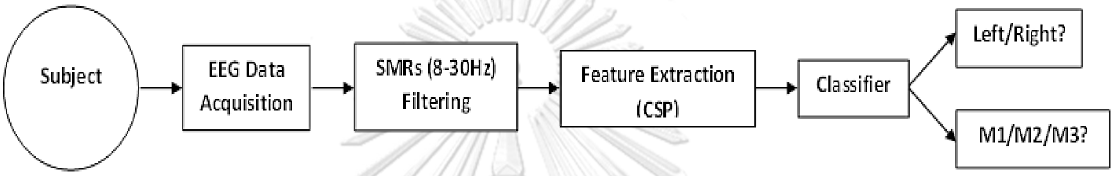
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

Support Vector Machine (SVM) เป็นตัวจำแนกแบบเชิงเส้นที่มีคุณสมบัติหลายอย่างที่เหมาะกับสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง ไม่ว่าจะเป็นความทนทานต่อสัญญาณรบกวน (Noise Tolerance) และความทนทานต่อข้อมูลหลายมิติ (High-Dimensionality Robustness) ดังนั้น SVM จึงเป็นตัวจำแนกที่เหมาะสมกับการนำมาใช้ในการจำแนกข้อมูลสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่มีสัญญาณรบกวนสูง และมีความแปรปรวนสูง [29]

งานวิจัยนี้จึงเลือกใช้ LDA และ SVM เป็นตัวจำแนก แล้วประมวลผลเป็นคำสั่งส่งไปยังเกมหรือแขนกลเพื่อใช้ในการฟื้นฟูผู้ป่วยต่อไป

3.6 การวิเคราะห์สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง (EEG Data Analysis)

กระบวนการวิเคราะห์สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง มีขั้นตอนดังรูปที่ 21



รูปที่ 21 กระบวนการวิเคราะห์สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง

เพื่อให้สอดคล้องกับขอบเขตของงานวิจัย การจำแนกสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองในการพัฒนาระบบฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองด้วยสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง จึงแบ่งเป็นการจำแนก 2 ลักษณะ ได้แก่

- การจำแนกการสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองจากการจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวระหว่างมือซ้ายและมือขวา
- การจำแนกสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองจากการจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวในแต่ละท่าด้วยมือข้างเดียวกัน

สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่บันทึกได้ จะถูกประมวลผลและวิเคราะห์โดยซอฟท์แวร์ Matlab (The Mathworks Inc., Natick MA, USA). โดยข้อมูลสัญญาณคลื่นไฟฟ้าที่ถูกเลือกมาใช้คือสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองช่วงวินาทีที่ 3 และ 4 ของแต่ละครั้งในการจินตนาการถึงการเคลื่อนไหว (Trial) ดังรูปที่ 17

สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองทีถูกเลือกจะถูกกรองให้อยู่ในช่วงความถี่ 8-30 Hz นั่นคือ ช่วงความถี่ SMRs จากนั้นสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่ถูกกรองแล้วจะถูกดึงคุณลักษณะและจำแนกด้วยตัวจำแนกต่อไป

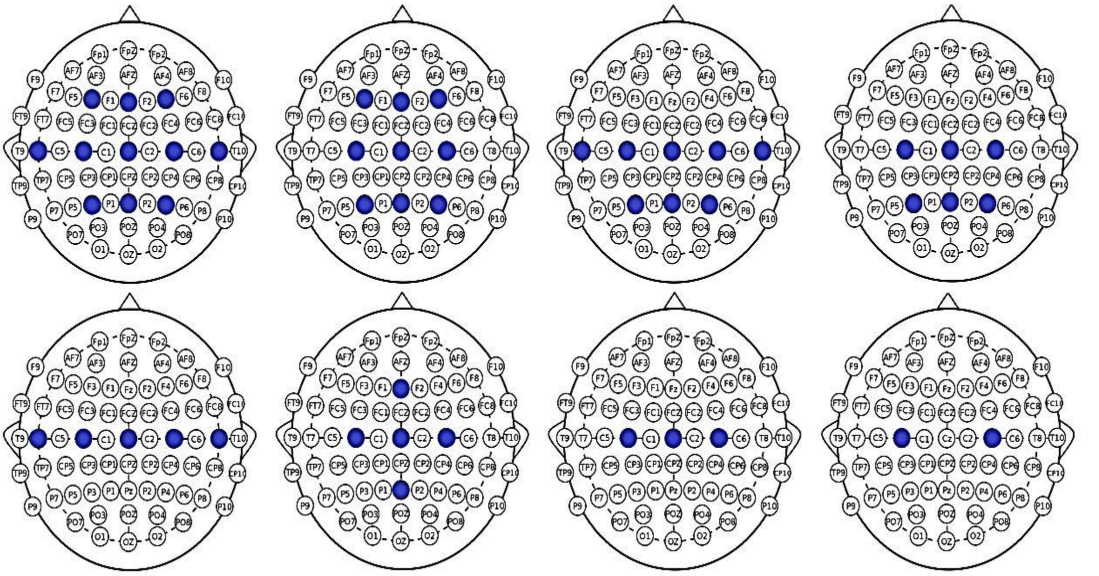
ในงานวิจัยนี้ ซอฟท์แวร์ SPSS (IBM Corp., New York, USA) ถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์ทางสถิติ โดย Paired T-test ถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์ความแตกต่างระหว่างผลการจำแนกด้วยพารามิเตอร์ 2 ตัว ได้แก่ การวิเคราะห์ตัวจำแนก LDA และ SVM และการวิเคราะห์ความแตกต่างระหว่างผลการจำแนกที่ถูกดึงคุณลักษณะด้วย WB และ FB สำหรับการวิเคราะห์ความแตกต่าง

ระหว่างผลการจำแนกด้วยกลุ่มต่างๆของตำแหน่งของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง และการวิเคราะห์ความแตกต่างระหว่างผลการจำแนกในแต่ละช่วงของการทดลอง (Experimental Session) จะถูกวิเคราะห์โดยใช้การวิเคราะห์การแปรปรวนร่วม (Analysis of Variance, ANOVA, with Bonferroni Correction) โดยกำหนดให้ ค่านัยสำคัญทางสถิติของการวิเคราะห์ทางสถิติทั้งหมดเท่ากับ 0.05

เพื่อศึกษาถึงสิ่งที่ส่งผลถึงความแม่นยำในการจำแนก พารามิเตอร์ต่างๆที่กำหนดขึ้นในการทดลอง ได้แก่ จำนวนของอิเล็กโทรด (Number of Electrodes), ชนิดของตัวจำแนก (Classifiers), ชนิดของการดึงคุณลักษณะ (Feature Extraction) และวิธีวิเคราะห์ข้อมูล (Session Dependent/Session Independent)

- ตำแหน่งของอิเล็กโทรดที่ใช้บันทึกสัญญาณคลื่นสมอง ได้แก่ F3, Fz, F4, T7, C3, Cz, C4, T8, P3, Pz และ Pz เป็นจำนวนทั้งหมด 11 จุด ซึ่งอยู่บนพื้นที่ของสมองบริเวณ Sensorimotor Cortex ที่สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองมีการเปลี่ยนแปลงตามปรากฏการณ์ ERD/ERS โดยในการวิเคราะห์ผลของจำนวนของอิเล็กโทรดที่ส่งผลต่อความแม่นยำในการจำแนก จึงทำการจัดกลุ่มของอิเล็กโทรดดังกล่าว ออกเป็นกลุ่ม ดังนี้
    - กลุ่มที่มีอิเล็กโทรด 2 ตำแหน่ง ได้แก่ C3 และ C4
    - กลุ่มที่มีอิเล็กโทรด 3 ตำแหน่ง ได้แก่ C3, Cz และ C4
    - กลุ่มที่มีอิเล็กโทรด 5 ตำแหน่ง ได้แก่ T7, C3, Cz, C4 และ T8 เรียกว่า กลุ่ม 5A
    - กลุ่มที่มีอิเล็กโทรด 5 ตำแหน่ง ได้แก่ Fz, C3, Cz, C4 และ Pz เรียกว่า กลุ่ม 5B
    - กลุ่มที่มีอิเล็กโทรด 6 ตำแหน่ง ได้แก่ C3, Cz, C4, P3, Pz และ P4
    - กลุ่มที่มีอิเล็กโทรด 8 ตำแหน่ง ได้แก่ T7, C3, Cz, C4, T8, P3, Pz และ P4
    - กลุ่มที่มีอิเล็กโทรด 9 ตำแหน่ง ได้แก่ F3, Fz, F4, C3, Cz, C4, P3, Pz และ P4
    - กลุ่มที่มีอิเล็กโทรด 11 ตำแหน่ง ได้แก่ F3, Fz, F4, T7, C3, Cz, C4, T8, P3, Pz และ Pz

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY



รูปที่ 22 กลุ่มของช่องสัญญาณที่กำหนด

- ชนิดของตัวจำแนก (Classifiers) เป็นการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการจำแนกด้วย LDA และ SVM
- วิธีการดึงคุณลักษณะ เป็นการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการดึงคุณลักษณะด้วย WB และ FB
- พารามิเตอร์วิธีการจำแนกโดยชุดการทดลอง (Session Parameters)
    - Session Independent หมายถึง การรวมเอาข้อมูลสัญญาณคลื่นสมองจากทุกชุดการทดลอง (Session) มาใช้ในการสร้างโมเดลเพื่อทำการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหว
    - Session Dependent หมายถึง การนำสัญญาณคลื่นสมองจากแต่ละชุดการทดลอง (Session) มาใช้ในการสร้างโมเดลที่เหมาะสำหรับการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวที่ได้จากการบันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองจากแต่ละชุดการทดลอง (Session Specific)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

เพื่อศึกษาความเป็นไปได้ในการพัฒนาระบบจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวที่มีความแม่นยำในระดับที่เป็นที่ยอมรับได้โดยใช้จำนวนช่องสัญญาณน้อยที่สุด ด้วยการประยุกต์ใช้อัลกอริทึมในการทำ Interpolation เรียกว่า Spherical Spline Interpolation (SSI) ในการสร้างข้อมูลสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองจากตำแหน่งที่บันทึกไว้ในการทดลอง

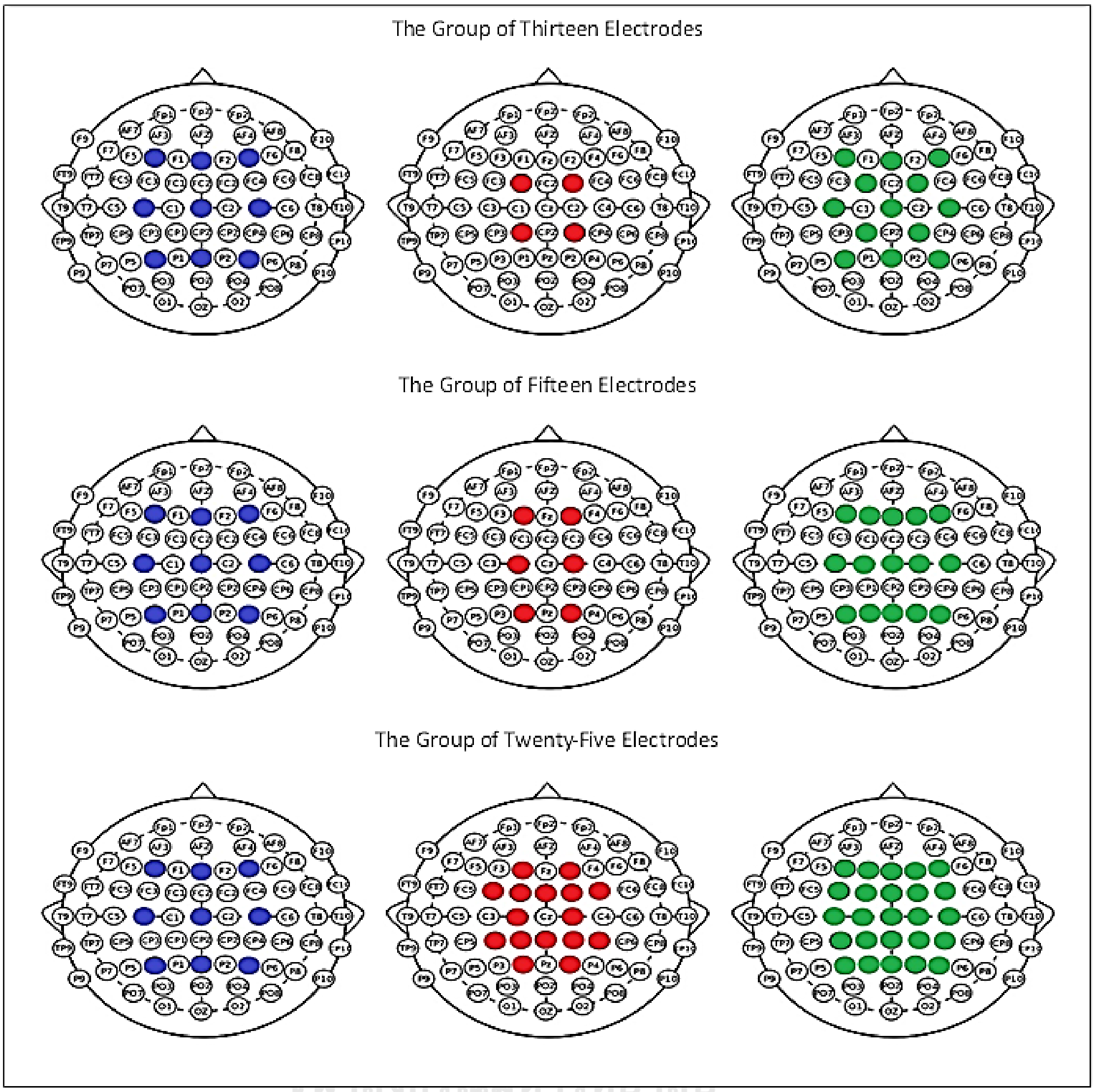
- การสร้างสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองนอกกลุ่มของตำแหน่งที่บันทึกไว้ ได้แก่ การนำสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองกลุ่ม 5B ซึ่งครอบคลุมตำแหน่งบริเวณกลางศีรษะ ได้แก่ Fz,

C3, Cz, C4 และ Pz มาสร้างหรือ interpolate เป็นสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองกลุ่ม 11 ตำแหน่ง และกลุ่ม 9 ตำแหน่ง

- สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองกลุ่ม 11 ตำแหน่ง สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองตำแหน่ง F3, F4, T7, T8, P3 และ P4 ถูกสร้างหรือ interpolate จากตำแหน่ง Fz, C3, Cz, C4 และ Pz
- สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองกลุ่ม 9 ตำแหน่ง สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองตำแหน่ง F3, F4, P3 และ P4 ถูกสร้างหรือ interpolate จากตำแหน่ง F3, C3, Cz, C4 และ Pz

- การสร้างสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองในกลุ่มของตำแหน่งที่บันทึกไว้ เพื่อเพิ่มความหนาแน่นของจำนวนช่องสัญญาณที่จะนำมาใช้ในการจำแนกสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง ได้แก่ การนำสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองจากกลุ่ม 9 ตำแหน่ง ได้แก่ F3, Fz, F4, C3, Cz, C4, P3, Pz และ P4 มาสร้างหรือ interpolate สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองกลุ่ม 13 ตำแหน่ง, กลุ่ม 15 ตำแหน่ง และกลุ่ม 25 ตำแหน่ง

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



รูปที่ 23 กลุ่มของช่องสัญญาณ 13 ตำแหน่ง, 15 ตำแหน่ง และ 25 ตำแหน่งในการทดลอง Interpolation

CHULALONGKORN UNIVERSITY

- สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองกลุ่ม 13 ตำแหน่ง สร้างสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองเพิ่ม 4 ตำแหน่ง ได้แก่ ตำแหน่ง FC1, FC2, CP1 และ CP2
- สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองกลุ่ม 15 ตำแหน่ง สร้างสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองเพิ่ม 6 ตำแหน่ง ได้แก่ ตำแหน่ง F1, F2, C1, C2, P1 และ P2
- สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองกลุ่ม 25 ตำแหน่ง สร้างสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองเพิ่ม 16 ตำแหน่ง ได้แก่ ตำแหน่ง F1, F2, FC3, FC1, FCz, FC2, FC4, C1, C2, CP3, CP1, CPz, CP2, CP4, P1 and P2

บทที่ 4 ผลการทดลองและวิเคราะห์ผล

4.1 ผลการทดลอง

การทดลองประกอบด้วยท่าการเคลื่อนไหวที่ผู้ร่วมทดลองต้องจินตนาการ 3 ท่า ได้แก่ ท่ากำและแบมือ ท่ากระดกข้อมือขึ้นลง และท่าคว่ำและหงายมือ โดยกำหนดให้ผู้ร่วมทดลอง เข้าร่วมการทดลองในท่ากำและแบมือเป็นท่าแรก จากนั้นจึงทำการทดลองในท่ากระดกข้อมือขึ้นลง และท่าคว่ำและหงายมือตามลำดับ

ผู้ร่วมทดลองทั้งหมด 11 คน (S1, S2, S3, S4, S5, S6, S7, S8, S9, S10, S11) ผ่านการทดลองในท่ากำและแบมือ ผู้ร่วมทดลอง 10 คน (S1, S2, S3, S4, S5, S6, S7, S8, S9, S10) ผ่านการทดลองในท่ากำและมือ และท่ากระดกข้อมือขึ้นลง ผู้ร่วมทดลอง 9 คน (S1, S2, S3, S4, S5, S6, S8, S9, S10) ผ่านการทดลองครบทั้งสามท่า โดยผู้ร่วมทดลอง S7 และ S11 ไม่สามารถเข้าร่วมการทดลองได้ครบตามรูปแบบการทดลองที่ออกแบบได้

ผลการทดลองจะถูกนำเสนอในรูปแบบของค่าความแม่นยำในการจำแนก ซึ่งเกิดจากการจำแนก 2 ลักษณะ ได้แก่

- ความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวระหว่างมือซ้ายและมือขวาในแต่ละท่า ซึ่งนำเสนอในหัวข้อการเปรียบเทียบตัวจำแนก, การเปรียบเทียบการดึงคุณลักษณะ, การเปรียบเทียบวิธีการจำแนก (Session Independent – Session Dependent), การเปรียบเทียบกลุ่มของช่องสัญญาณ และการวิเคราะห์แนวโน้ม ซึ่งสามารถสร้าง Confusion Matrix โดยอ้างอิงจาก Confusion Matrix จากตารางที่ 5 ได้ดังนี้

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ตารางที่ 6 Confusion Matrix สำหรับการจำแนกจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวระหว่างมือซ้ายและมือขวา

	ผลการจำแนก: มือซ้าย	ผลการจำแนก: มือขวา
จินตนาการการเคลื่อนไหวจริง: มือซ้าย	TP	FP
จินตนาการการเคลื่อนไหวจริง: มือขวา	FN	TN

- ความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวแต่ละท่าที่เกิดจากการจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวของมือข้างเดียวกัน เช่น การจำแนกระหว่างท่ากำและแบมือด้วยมือซ้าย และท่ากระดกข้อมือขึ้นลงด้วยมือซ้าย เป็นต้น ซึ่งนำเสนอในหัวข้อการ

จำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวแต่ละท่า ซึ่งสามารถสร้าง Confusion Matrix โดยอ้างอิงจาก Confusion Matrix จากตารางที่ 5 ได้ดังนี้

ตารางที่ 7 Confusion Matrix สำหรับการจำแนกจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวระหว่างท่ากำและแบมือและกระดกข้อมือขึ้นลง

	ผลการจำแนก: ท่ากำและแบมือ	ผลการจำแนก: ท่ากระดกข้อมือขึ้นลง
จินตนาการการเคลื่อนไหวจริง: ท่ากำและแบมือ	TP	FP
จินตนาการการเคลื่อนไหวจริง: ท่ากระดกข้อมือขึ้นลง	FN	TN

ตารางที่ 8 Confusion Matrix สำหรับการจำแนกจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวระหว่างท่ากำและแบมือและท่าคว่ำและหงายมือ

	ผลการจำแนก: ท่ากำและแบมือ	ผลการจำแนก: ท่าคว่ำและหงายมือ
จินตนาการการเคลื่อนไหวจริง: ท่ากำและแบมือ	TP	FP
จินตนาการการเคลื่อนไหวจริง: ท่าคว่ำและหงายมือ	FN	TN

ตารางที่ 9 Confusion Matrix สำหรับการจำแนกจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวระหว่างท่ากำกระดกข้อมือขึ้นลงและท่าคว่ำและหงายมือ

	ผลการจำแนก: ท่ากระดกข้อมือขึ้นลง	ผลการจำแนก: ท่าคว่ำและหงายมือ
จินตนาการการเคลื่อนไหวจริง: ท่ากระดกข้อมือขึ้นลง	TP	FP
จินตนาการการเคลื่อนไหวจริง: ท่าคว่ำและหงายมือ	FN	TN

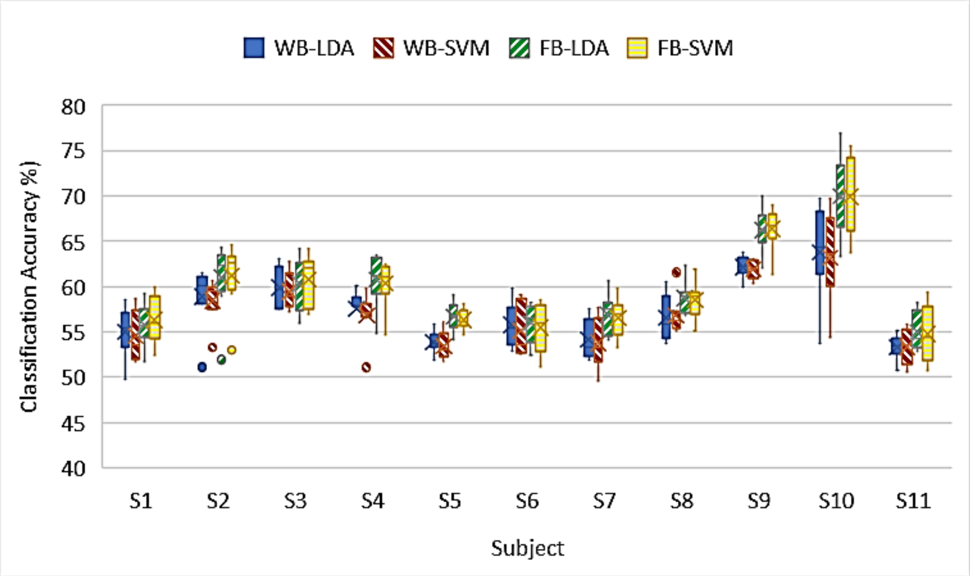
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ความแม่นยำในการจำแนกที่เสนอในงานวิจัยสามารถคำนวณได้ตามสมการที่ได้กล่าวถึงในบทที่ 3 แนวคิดและวิธีวิจัย หัวข้อ 3.5 การจำแนก ดังนี้

ความแม่นยำ = (TP+TN) / (TP+TN+FP+FN)

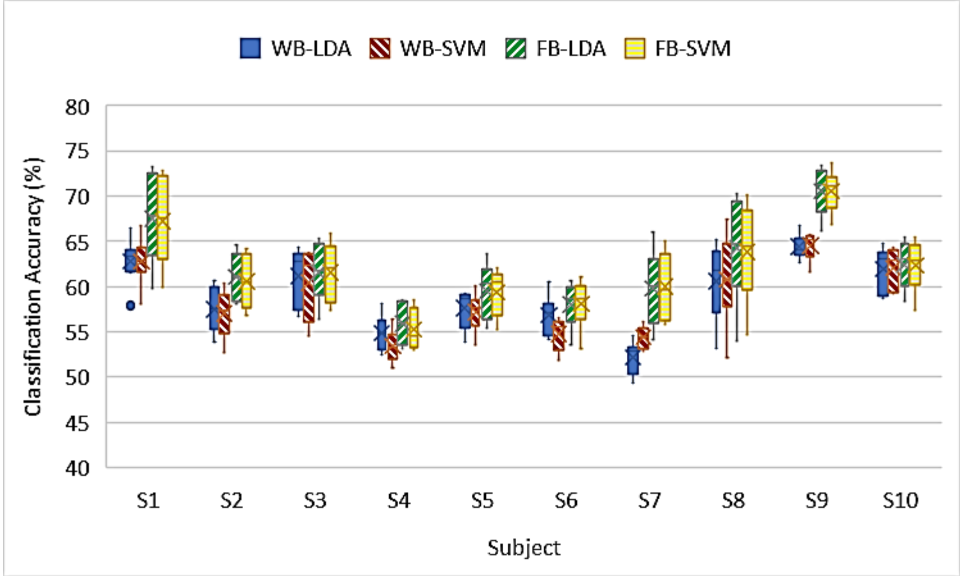
4.1.1 การเปรียบเทียบตัวจำแนก

Linear Discriminant Analysis (LDA) และ Support Vector Machine (SVM) เป็นตัวจำแนกที่ใช้ในงานวิจัยนี้ เพื่อศึกษาถึงชนิดของตัวจำแนกต่อความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวแต่ละท่าของมือซ้ายและมือขวา

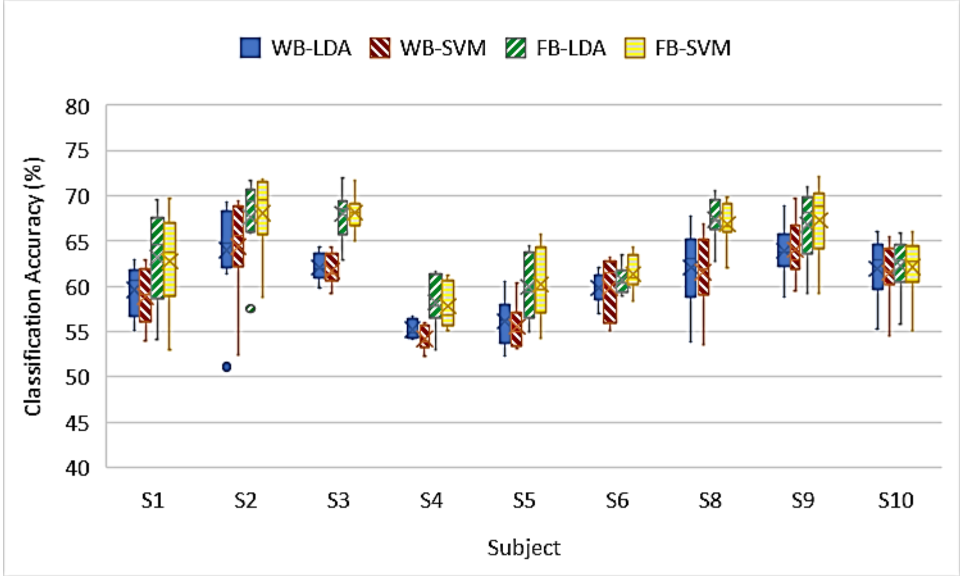


รูปที่ 24 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกโดยตัวจำแนก LDA และ SVM ของผู้ร่วมทดลองแต่ละคนในการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลอง (Session Independent) ในท่ากำและแบมือ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY



รูปที่ 25 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกโดยตัวจำแนก LDA และ SVM ของผู้ร่วมทดลองแต่ละคน ในการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลอง (Session Independent) ในท่ากระดกข้อมือขึ้นลง



รูปที่ 26 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกโดยตัวจำแนก LDA และ SVM ของผู้ร่วมทดลองแต่ละคน ในการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลอง (Session Independent) ในท่าคว่ำและหงายมือ

รูปที่ 24-26 แสดงผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกโดยตัวจำแนก LDA และ SVM ของผู้ร่วมทดลองแต่ละคน โดยใช้ผลการทดลองจากทุกกลุ่มของช่องสัญญาณในการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลอง ในท่ากำและแบมือ ท่ากระดกข้อมือขึ้นลง และท่าคว่ำและหงายมือ ตามลำดับ

สัญลักษณ์ “x” หมายถึง ค่าเฉลี่ยของความแม่นยำในการจำแนก สัญลักษณ์ “-“ หมายถึง ค่ากลางของความแม่นยำในการจำแนก ในขณะที่ค่าที่เป็นค่าผิดปกติ (outlier) จะถูกแสดงในสัญลักษณ์ “•”

กราฟสีน้ำเงิน แสดงค่าความแม่นยำในการจำแนกเมื่อใช้การดึงคุณลักษณะ WB และตัวจำแนก LDA กราฟสีแดง แสดงค่าความแม่นยำในการเมื่อใช้การดึงคุณลักษณะ WB และตัวจำแนก SVM กราฟสีเขียว แสดงค่าความแม่นยำในการจำแนกเมื่อใช้การดึงคุณลักษณะ FB และตัวจำแนก LDA กราฟสีเหลือง แสดงค่าความแม่นยำในการจำแนกเมื่อใช้การดึงคุณลักษณะ FB และตัวจำแนก SVM

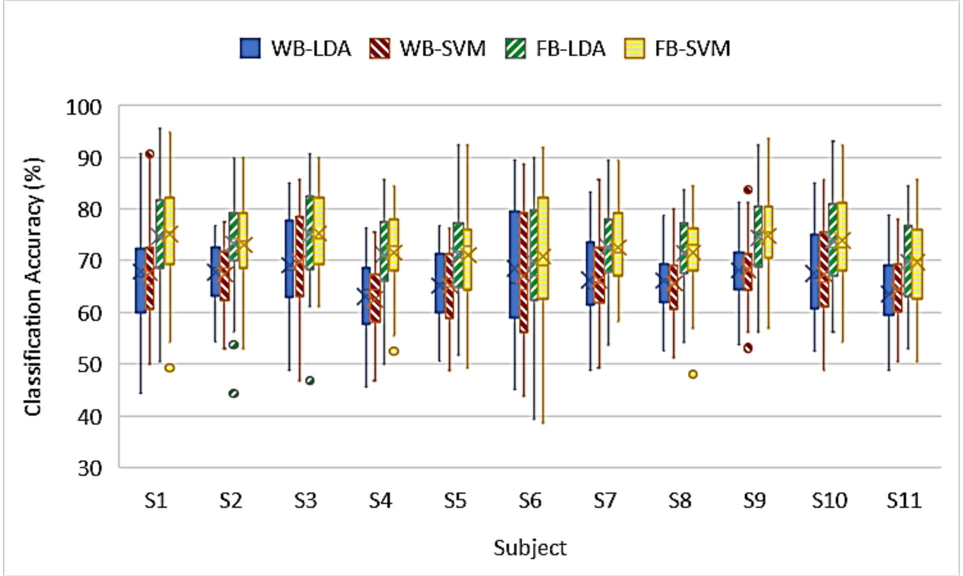
การเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างตัวจำแนก LDA และ SVM เป็นการเปรียบเทียบกันระหว่างกราฟสีน้ำเงินและกราฟสีแดงซึ่งใช้การดึงคุณลักษณะ WB และการเปรียบเทียบกันระหว่างกราฟสีเขียวและกราฟสีเหลืองซึ่งใช้การดึงคุณลักษณะ FB ซึ่งเห็นได้ว่า ความแม่นยำในการจำแนกโดยใช้ตัวจำแนกทั้งสองตัวมีค่าใกล้เคียงกันในการใช้การดึงคุณลักษณะทั้งสองชนิด

ตารางที่ 10 ผลการวิเคราะห์ทางสถิติเพื่อเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการใช้ตัวจำแนก LDA และ SVM ในแต่ละท่าในการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลอง (Session Independent)

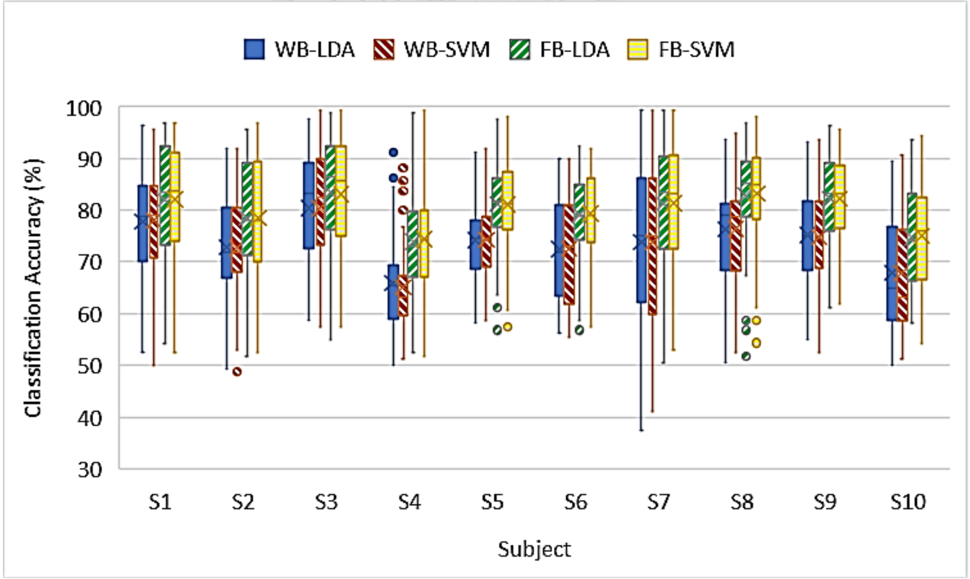
ท่า	**ความแม่นยำในการจำแนก (%) ± ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน**			
	WB		FB	
	LDA	SVM	LDA	SVM
กำและแบมือ	57.36 ± 4.18	57.02 ± 4.10	59.77 ± 5.21	59.71 ± 5.31
กระดกข้อมือ	58.98 ± 4.36	58.76 ± 4.46	62.08 ± 5.32	61.90 ± 5.30
คว่ำและหงายมือ	60.35 ± 4.38	60.04 ± 4.75	59.17 ± 4.014	59.12 ± 4.09

P-value < 0.05 (*), P-value < 0.001 (**)

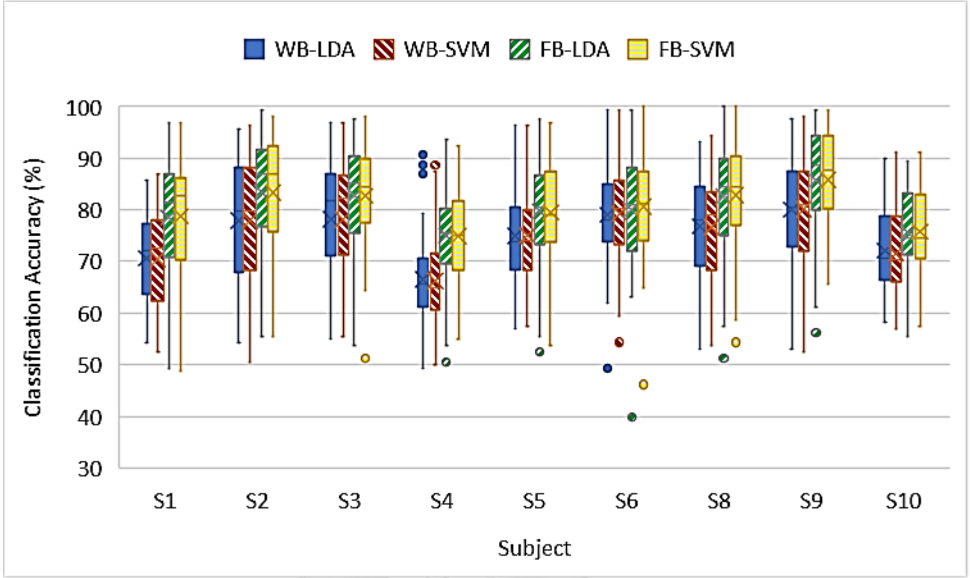
ตารางที่ 10 แสดงผลการวิเคราะห์ทางสถิติ เพื่อเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการใช้ตัวจำแนก LDA และ SVM ในแต่ละท่า ในการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลอง ซึ่งแสดงให้เห็นว่า ความแม่นยำในการจำแนกด้วยตัวจำแนก LDA และ SVM มีค่าไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทั้งในกรณีที่ใช้การดึงคุณลักษณะ WB และ การดึงคุณลักษณะ FB



รูปที่ 27 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกโดยตัวจำแนก LDA และ SVM ของผู้ร่วมทดลองแต่ละคน ในการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลอง (Session Dependent) ในท่ากำและแบมือ



รูปที่ 28 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกโดยตัวจำแนก LDA และ SVM ของผู้ร่วมทดลองแต่ละคน ในการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลอง (Session Dependent) ในท่ากระดกข้อมือขึ้นลง



รูปที่ 29 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกโดยตัวจำแนก LDA และ SVM ของผู้ร่วมทดลองแต่ละคน ในการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลอง (Session Dependent) ในท่าคว่ำและหงายมือ

รูปที่ 27-29 แสดงผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกโดยตัวจำแนก LDA และ SVM ของผู้ร่วมทดลองแต่ละคน โดยใช้ผลการทดลองจากทุกกลุ่มของช่องสัญญาณในการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลอง ในท่ากำและแบมือ ท่ากระดกข้อมือขึ้นลง และท่าคว่ำและหงายมือ ตามลำดับ

การเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างตัวจำแนก LDA และ SVM เป็นการเปรียบเทียบกันระหว่างกราฟสีน้ำเงินและกราฟสีแดงซึ่งใช้การดึงคุณลักษณะ WB และการเปรียบเทียบกันระหว่างกราฟสีเขียวและกราฟสีเหลืองซึ่งใช้การดึงคุณลักษณะ FB ซึ่งเห็นได้ว่า ความแม่นยำในการจำแนกโดยใช้ตัวจำแนกทั้งสองตัวมีค่าใกล้เคียงกันในการใช้การดึงคุณลักษณะทั้งสองชนิด

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 11 ผลการวิเคราะห์ทางสถิติเพื่อเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการใช้ตัวจำแนก LDA และ SVM ในแต่ละท่าในการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลอง (Session Dependent)

ท่า	**ความแม่นยำในการจำแนก (%) ± ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน**			
	WB		FB	
	LDA	SVM	LDA	SVM
กำและแบมือ	66.61 ± 8.18	66.50 ± 8.32	72.45 ± 8.83	72.68 ± 8.73
กระดกข้อมือ	73.68 ± 11.24	73.62 ± 11.37	79.92 ± 10.49	80.06 ± 10.40
คว่ำและหงายมือ	75.05 ± 10.67	75.01 ± 10.97	80.28 ± 10.86	80.43 ± 10.59

P-value < 0.05 (*), P-value < 0.001 (**)

ตารางที่ 11 แสดงผลการวิเคราะห์ทางสถิติ เพื่อเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการใช้ตัวจำแนก LDA และ SVM ในแต่ละท่า ในการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลอง ซึ่งแสดงให้เห็นว่า ความแม่นยำในการจำแนกด้วยตัวจำแนก LDA และ SVM มีค่าไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ ทั้งในกรณีที่ใช้การดึงคุณลักษณะ WB และ การดึงคุณลักษณะ FB

ดังนั้น จากรูปที่ 24-29 และตารางที่ 10 และ ตารางที่ 11 แสดงให้เห็นว่า ค่าความแม่นยำในการจำแนกจากการจำแนกด้วยตัวจำแนก LDA และ SVM มีค่าใกล้เคียงกันในการทดลองทุกท่า จึงสามารถเลือกใช้ตัวจำแนก LDA หรือ SVM ในการพัฒนาระบบฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองที่มีการทำงานแบบทันกาล

4.1.2 การเปรียบเทียบการดึงคุณลักษณะ

รูปที่ 24-26 แสดงผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกโดยใช้การดึงคุณลักษณะ WB และ FB ของผู้ร่วมทดลองแต่ละคน โดยใช้ผลการทดลองจากทุกกลุ่มของช่องสัญญาณในการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลอง ในท่ากำและแบมือ ท่ากระดกข้อมือขึ้นลง และท่าคว่ำและหงายมือตามลำดับ

รูปที่ 27-39 แสดงผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกโดยใช้การดึงคุณลักษณะ WB และ FB ของผู้ร่วมทดลองแต่ละคน โดยใช้ผลการทดลองจากทุกกลุ่มของช่องสัญญาณในการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลอง ในท่ากำและแบมือ ท่ากระดกข้อมือขึ้นลง และท่าคว่ำและหงายมือตามลำดับ

การเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการใช้การดึงคุณลักษณะ WB และ FB เป็นการเปรียบเทียบกันระหว่างกราฟสีน้ำเงินและกราฟสีเขียว ซึ่งใช้ตัวจำแนก LDA และการเปรียบเทียบกันระหว่างกราฟสีแดงและกราฟสีเหลือง ซึ่งใช้ตัวจำแนก SVM ซึ่งเห็นได้ว่า ความแม่นยำในการจำแนกโดยใช้การดึงคุณลักษณะ FB มีค่ามากกว่าความแม่นยำในการจำแนกโดยการใช้คุณลักษณะ WB ทั้งในการจำแนกแบบไม่ขึ้นชุดทดลอง และการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลอง

ตารางที่ 12 ผลการวิเคราะห์ทางสถิติเพื่อเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการใช้การดึงคุณลักษณะ WB และ FB ในแต่ละท่า

ท่า	**ความแม่นยำในการจำแนก (%) ± ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน**			
	Session Independent		Session Dependent	
	WB	FB	WB	FB
กำและแบมือ	57.19 ±4.13**	59.74 ± 5.25**	66.56 ± 8.24**	72.56 ± 8.78**
กระดกข้อมือ	58.87 ± 4.40**	61.99 ± 5.29**	73.65 ± 11.30**	79.99 ± 10.44**

คว่ำและหงายมือ	60.19 ± 4.55**	64.03 ± 5.05**	75.03 ±10.82**	80.35 ± 10.72**

P-value < 0.05 (*), P-value < 0.001 (**)

ตารางที่ 12 แสดงผลการวิเคราะห์ทางสถิติเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกโดยใช้การดึงคุณลักษณะ WB และ FB ในแต่ละท่า ซึ่งความแม่นยำในการจำแนกโดยใช้การดึงคุณลักษณะ FB มีค่ามากกว่าความแม่นยำในการจำแนกโดยใช้การดึงคุณลักษณะ WB อย่างมีนัยสำคัญ ทั้งในการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลองและการจำแนกแบบขึ้นกับชุดการทดลอง

ดังนั้น จากรูปที่ 24-29 และตารางที่ 12 แสดงให้เห็นว่า ค่าความแม่นยำในการจำแนกโดยใช้การดึงคุณลักษณะ FB มีค่ามากกว่าค่าความแม่นยำจากการจำแนกโดยใช้การดึงคุณลักษณะ WB จึงควรเลือกใช้การดึงคุณลักษณะ FB ในการพัฒนาระบบฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองที่มีการทำงานแบบทันกาล

4.1.3 การวิเคราะห์กลุ่มของช่องสัญญาณ

เพื่อศึกษาถึงตำแหน่งของช่องสัญญาณหรืออิเล็กโทรดที่ส่งผลต่อความแม่นยำในการจำแนก ตารางที่ 13 และตารางที่ 14 แสดงความแม่นยำในการจำแนกตามกลุ่มของช่องสัญญาณที่กำหนดในการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดการทดลองและการจำแนกแบบขึ้นกับชุดการทดลอง ตามลำดับ

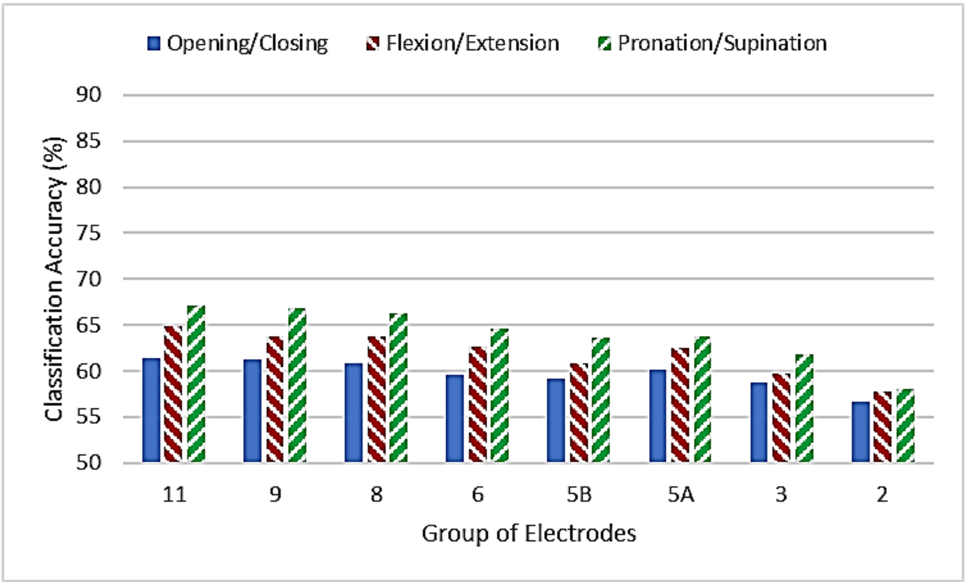
ตารางที่ 13 ความแม่นยำในการจำแนกตามกลุ่มของช่องสัญญาณที่กำหนดในการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดการทดลอง (Session Independent)

กลุ่มของช่องสัญญาณ	**ความแม่นยำในการจำแนก (%) ± ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน**		
	กำและแบมือ	**กระดกข้อมือขึ้นลง**	**คว่ำและหงายมือ**
11	61.39 ± 4.70	64.95 ± 5.50	67.17 ± 4.12
9	61.30 ± 6.24	63.76 ± 5.29	66.88 ± 4.64
8	60.78 ± 4.43	63.70 ± 5.08	66.24 ± 4.45
6	59.60 ± 5.45	62.68 ± 4.39	64.60 ± 4.61
5A	60.19 ± 5.55	62.47 ± 5.47	63.80 ± 4.17
5B	59.19 ± 3.96	60.88 ± 4.23	63.66 ± 4.80
3	58.82 ± 5.88	59.74 ± 4.82	61.82 ± 3.80
2	56.63 ± 4.47	57.75 ± 4.26	58.10 ± 3.77

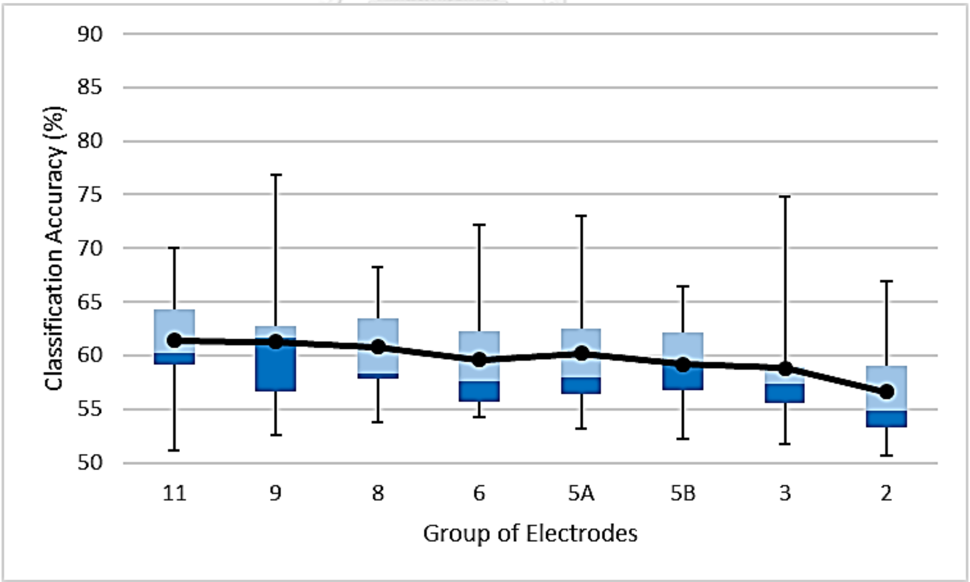
ความแม่นยำในการจำแนกตามกลุ่มของช่องสัญญาณในการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดการทดลอง แสดงให้เห็นว่า ความแม่นยำในการจำแนกมีค่าสูงขึ้นเมื่อจำนวนตำแหน่งของช่องสัญญาณมากขึ้น นั่นคือ กลุ่มของช่องสัญญาณที่มีอิเล็กโทรด 2 ตำแหน่ง ให้ความแม่นยำในการจำแนกต่ำที่สุด และกลุ่มของช่องสัญญาณที่มีอิเล็กโทรด 11 ตำแหน่ง ให้ความแม่นยำในการจำแนกสูงที่สุดในทุกท่า

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

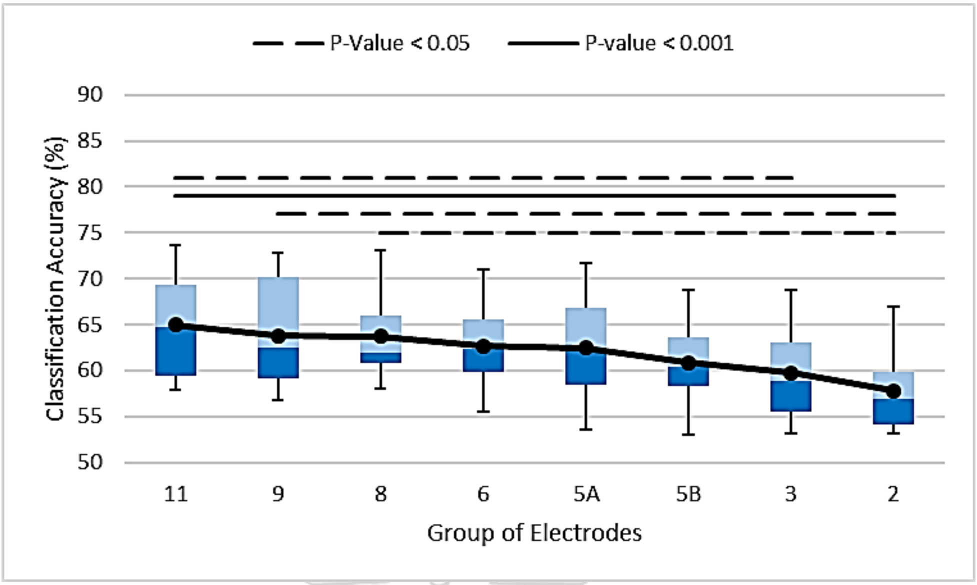
ในขณะที่การจำแนกท่ากำและแบมือให้ค่าความแม่นยำในการจำแนกต่ำที่สุด การจำแนกท่ากระดกข้อมือขึ้นลงให้ความแม่นยำที่สูงขึ้น และท่าคว่ำและหงายมือให้ค่าความแม่นยำในการจำแนกสูงที่สุด ดังรูปที่ 30



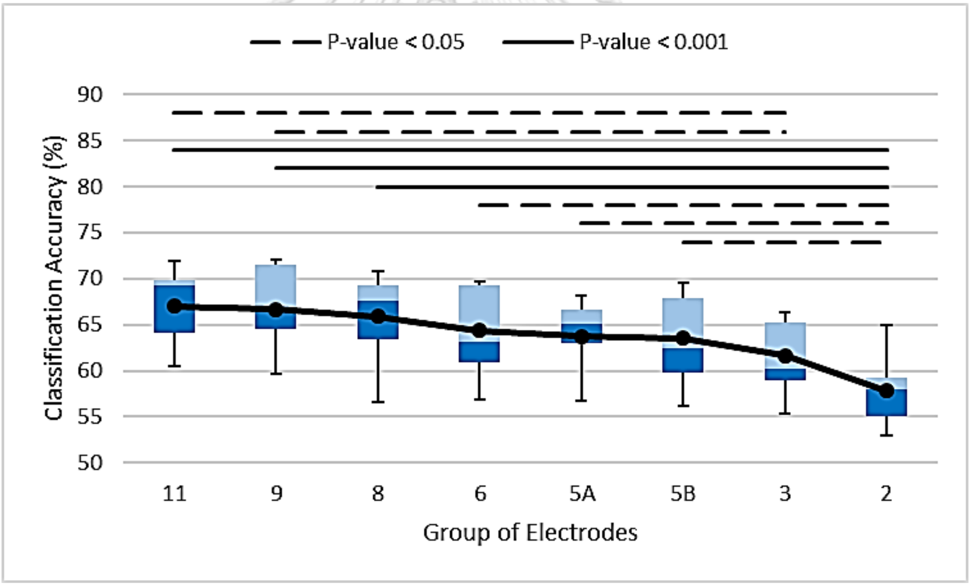
รูปที่ 30 ความแม่นยำในการจำแนกตามกลุ่มของช่องสัญญาณในการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดการทดลอง (Session Independent)



รูปที่ 31 แสดงผลการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างกลุ่มของช่องสัญญาณในการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลอง (Session Independent) ในท่ากำและแบมือ



รูปที่ 32 แสดงผลการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างกลุ่มของช่องสัญญาณในการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลอง (Session Independent) ในท่ากระดกข้อมือขึ้นลง



รูปที่ 33 แสดงผลการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างกลุ่มของช่องสัญญาณในการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลอง (Session Independent) ในท่าคว่ำและหงายมือ

รูปที่ 30-33 แสดงผลการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างกลุ่มของอิเล็กโทรดในการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลองในท่ากำและแบมือ ท่ากระดกข้อมือขึ้นลง และท่าคว่ำและหงายมือ ตามลำดับ สัญลักษณ์ “o” แสดงค่าเฉลี่ยของความแม่นยำในการจำแนกของแต่ละกลุ่มของช่องสัญญาณ สัญลักษณ์ “---” แสดงให้เห็นว่า ความแม่นยำในการจำแนกจากแต่ละกลุ่มของช่องสัญญาณมีค่าแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญโดยมีค่านัยสำคัญทางสถิติน้อยกว่า 0.05 สัญลักษณ์ “ — ” แสดงให้เห็นว่า ความแม่นยำในการจำแนกจากแต่ละกลุ่มของช่องสัญญาณมีค่าแตกต่างกัน

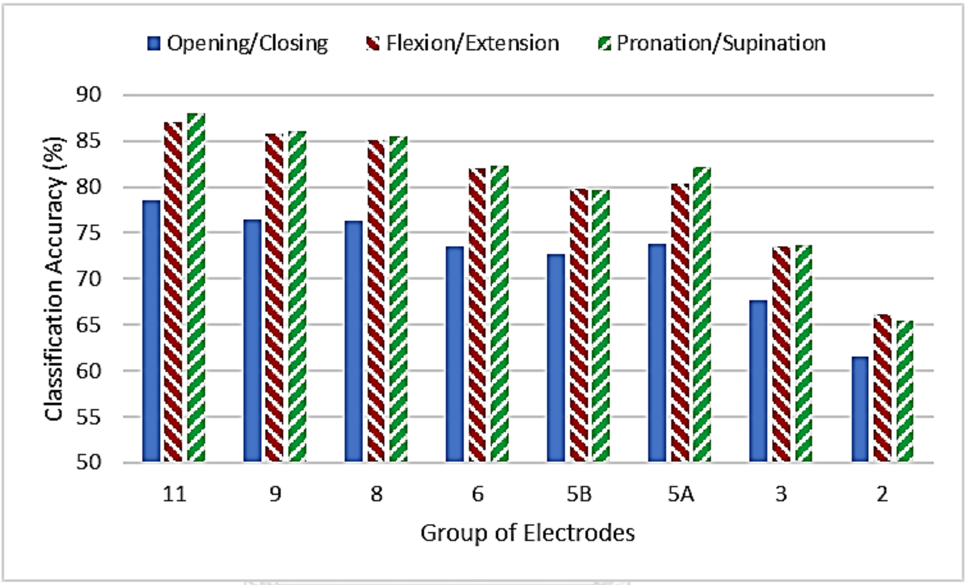
อย่างมีนัยสำคัญโดยมีค่านัยสำคัญทางสถิติน้อยกว่า 0.001 ยกตัวอย่างเช่น ความแม่นยำในการจำแนกของกลุ่มของช่องสัญญาณที่มีอิเล็กโทรด 2 ตำแหน่งและกลุ่มของช่องสัญญาณ 5B ของท่าคว่ำและหงายมือ มีค่าแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ ดังรูปที่ 33

ความแม่นยำในการจำแนกจากแต่ละกลุ่มของช่องสัญญาณไม่มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญในท่ากำและแบมือดังรูปที่ 31 ผลการทดลองของการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือแสดงให้เห็นว่ากลุ่มของช่องสัญญาณที่มีอิเล็กโทรด 2 ตำแหน่ง มีค่าความแม่นยำในการจำแนกแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญกับความแม่นยำในการจำแนกจากกลุ่มของช่องสัญญาณ 8 ตำแหน่ง, กลุ่ม 9 ตำแหน่งและกลุ่ม 11 ตำแหน่ง ในขณะที่กลุ่มของช่องสัญญาณที่มีอิเล็กโทรด 3 ตำแหน่งมีค่าความแม่นยำในการจำแนกแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญกับความแม่นยำในการจำแนกจากกลุ่มของช่องสัญญาณที่มีอิเล็กโทรด 11 ตำแหน่งเท่านั้น ส่วนความแม่นยำจากกลุ่มของช่องสัญญาณอื่นๆไม่มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ ดังรูปที่ 32 สำหรับผลการทดลองของการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือ ความแม่นยำในการจำแนกจากอิเล็กโทรดกลุ่ม 2 ตำแหน่งมีค่าแตกต่างจากความแม่นยำในการจำแนกจากกลุ่มของช่องสัญญาณกลุ่มอื่นๆอย่างมีนัยสำคัญ ยกเว้นความแม่นยำในการจำแนกจากกลุ่มของช่องสัญญาณที่มีอิเล็กโทรด 3 ตำแหน่ง ในขณะที่ความแม่นยำในการจำแนกจากกลุ่มของช่องสัญญาณที่มีอิเล็กโทรด 3 ตำแหน่งมีค่าแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญกับความแม่นยำในการจำแนกจากกลุ่มของช่องสัญญาณที่มีอิเล็กโทรด 9 ตำแหน่งและ 11 ตำแหน่งเท่านั้น ส่วนความแม่นยำในการจำแนกจากกลุ่มของช่องสัญญาณกลุ่มอื่นๆมีค่าไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ ดังรูปที่ 33

ตารางที่ 14 ความแม่นยำในการจำแนกตามกลุ่มของช่องสัญญาณที่กำหนดในการจำแนกแบบขึ้นกับชุดการทดลอง (Session Dependent)

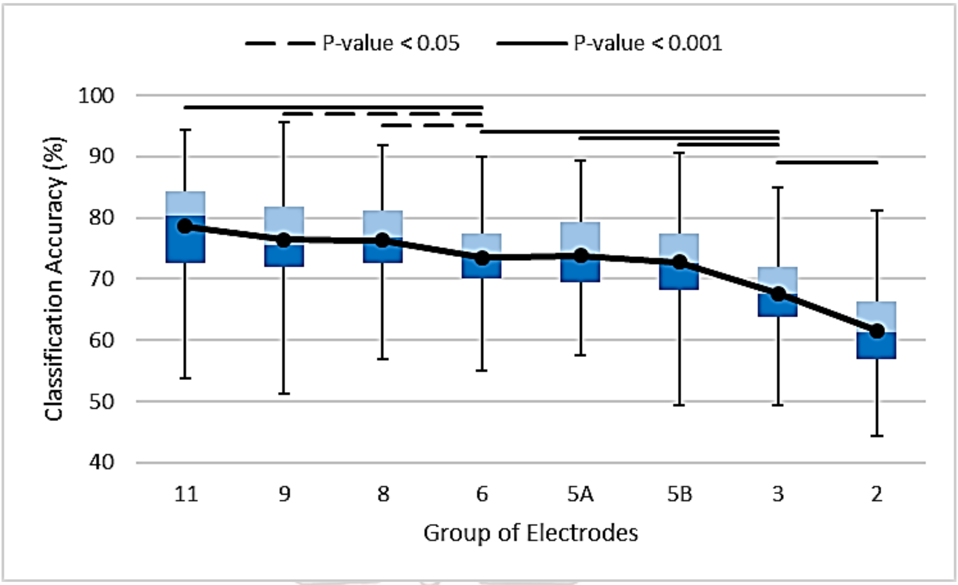
กลุ่มของช่องสัญญาณ	**ความแม่นยำในการจำแนก (%) ± ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน**		
	กำและแบมือ	**กระดกข้อมือขึ้นลง**	**คว่ำและหงายมือ**
11	78.58 ± 8.15	87.06 ± 8.70	87.99 ± 7.54
9	76.40 ± 7.94	85.84 ± 8.47	86.11 ± 7.76
8	76.32 ± 7.10	85.09 ± 7.84	85.51 ± 8.16
6	73.49 ± 6.83	82.06 ± 8.18	82.32 ± 8.07
5A	73.81 ± 6.96	80.35 ± 8.20	82.24 ± 7.75
5B	72.70 ± 6.72	79.78 ± 7.49	79.63 ± 7.92
3	67.61 ± 6.33	73.57 ± 8.01	73.64 ± 8.31
2	61.57 ± 6.73	66.17 ± 8.06	65.38 ± 9.33

ตารางที่ 14 แสดงผลการทดลองของการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลอง ซึ่งให้ผลเช่นเดียวกับการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดการทดลอง นั่นคือ ความแม่นยำในการจำแนกมีค่าสูงขึ้นเมื่อจำนวนตำแหน่งของอิเล็กโทรดมากขึ้น นั่นคือ กลุ่มของช่องสัญญาณที่มีอิเล็กโทรด 2 ตำแหน่ง ให้ความแม่นยำในการจำแนกต่ำที่สุด และกลุ่มของสัญญาณที่มีอิเล็กโทรด 11 ตำแหน่ง ให้ความแม่นยำในการจำแนกสูงที่สุดในทุกท่า ในขณะที่การจำแนกท่ากำและแบมือให้ค่าความแม่นยำในการจำแนกต่ำที่สุด การจำแนกท่ากระดกข้อมือขึ้นลงให้ความแม่นยำที่สูงขึ้น และท่าคว่ำและหงายมือให้ค่าความแม่นยำในการจำแนกสูงที่สุดดังรูปที่ 34

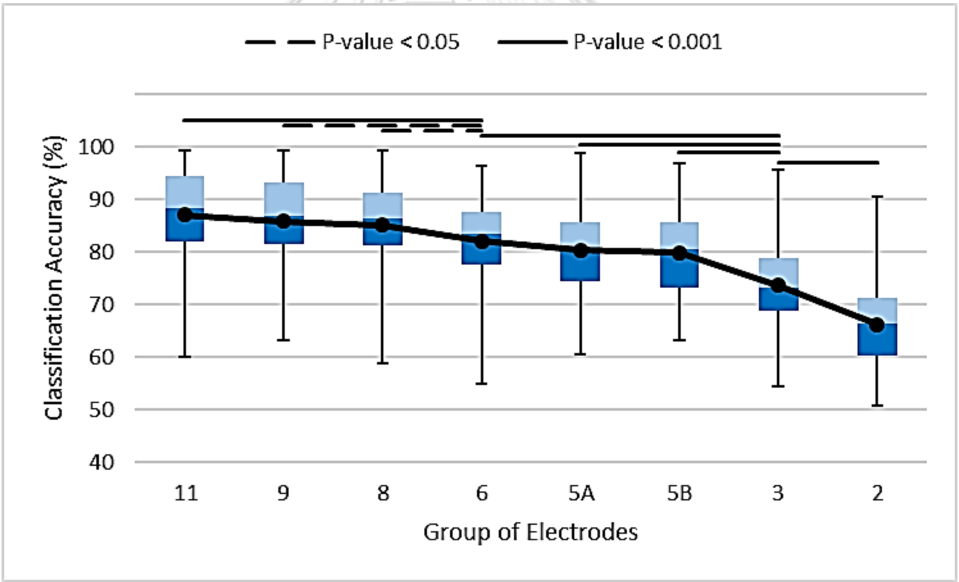


รูปที่ 34 ความแม่นยำในการจำแนกตามกลุ่มของช่องสัญญาณในการจำแนกแบบขึ้นกับชุดการทดลอง (Session Dependent)

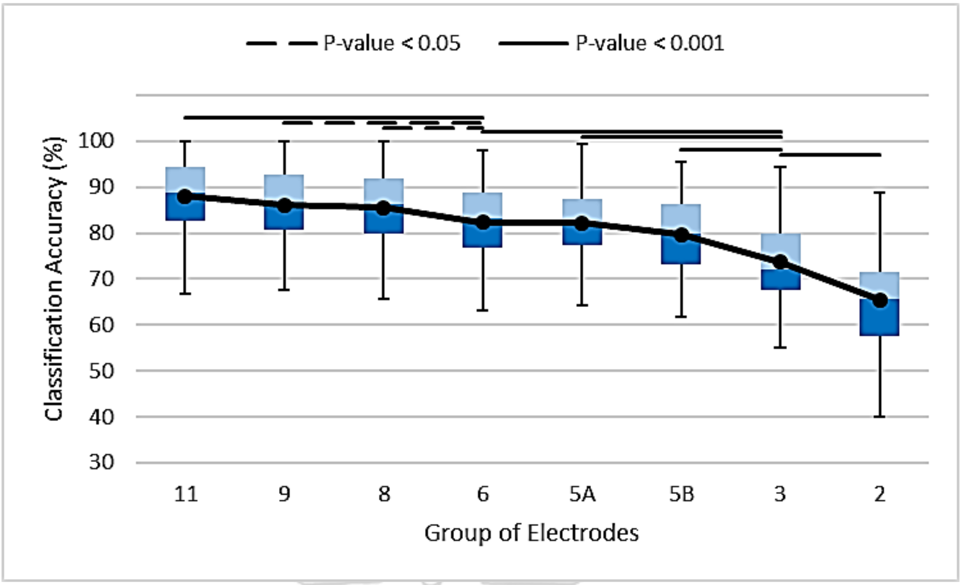
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



รูปที่ 35 ผลการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างกลุ่มของช่องสัญญาณในการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลอง (Session Dependent) ในท่ากำและแบมือ



รูปที่ 36 ผลการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างกลุ่มของช่องสัญญาณในการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลอง (Session Dependent) ในท่ากระดกข้อมือขึ้นลง



รูปที่ 37 ผลการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างกลุ่มของช่องสัญญาณในการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลอง (Session Dependent) ในท่าคว่ำและหงายมือ

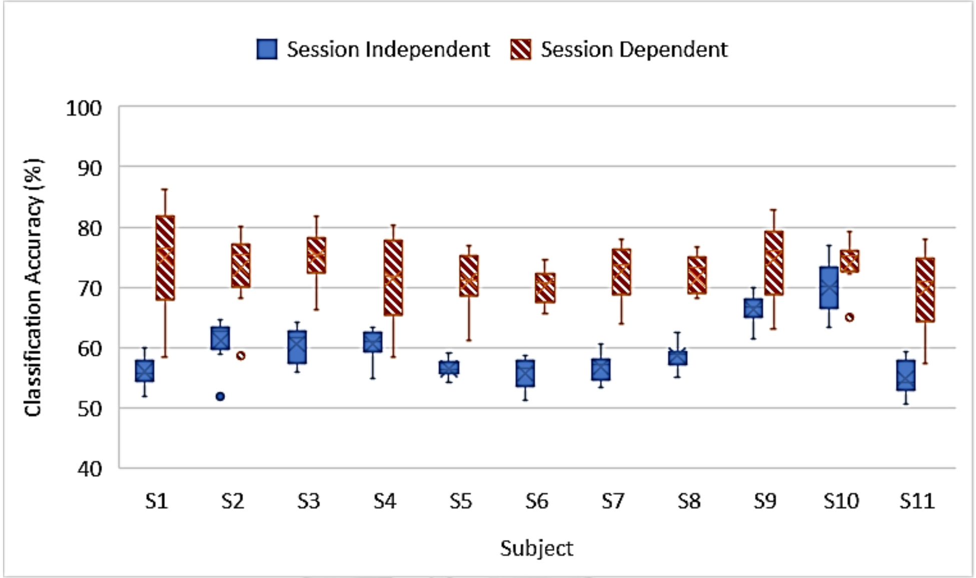
ในการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลอง การทดลองจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวทุกท่าทางให้ผลการทดลองลักษณะเดียวกันดังรูปที่ 35-37 นั่นคือ ความแม่นยำในการจำแนกจากกลุ่มของช่องสัญญาณที่มีอิเล็กโทรด 2 ตำแหน่งและ 3 ตำแหน่ง มีค่าแตกต่างกับความแม่นยำในการจำแนกจากกลุ่มของช่องสัญญาณกลุ่มอื่นๆอย่างมีนัยสำคัญ ความแม่นในการจำแนกจากกลุ่มของช่องสัญญาณที่มีอิเล็กโทรด 5 ตำแหน่งและ 6 ตำแหน่งมีค่าไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ แต่มีค่าแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญกับความแม่นยำในการจำแนกจากกลุ่มของช่องสัญญาณกลุ่มอื่นๆ เช่นเดียวกับความแม่นยำในการจำแนกจากกลุ่มของช่องสัญญาณที่มีอิเล็กโทรด 8 ตำแหน่ง, 9 ตำแหน่งและ 11 ตำแหน่ง มีค่าไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ แต่มีค่าแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญกับความแม่นยำในการจำแนกจากกลุ่มของช่องสัญญาณกลุ่มอื่นๆ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

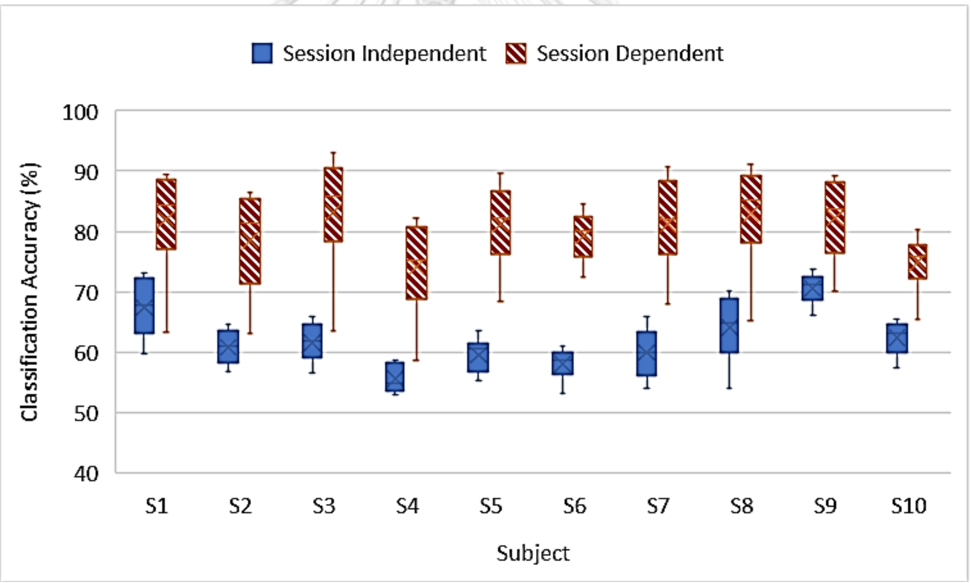
จากผลการทดลองเหล่านี้ เมื่อพิจารณาจากความแม่นยำในการจำแนกเป็นหลัก จึงควรเลือกพิจารณากลุ่มของช่องสัญญาณที่มีอิเล็กโทรด 11 ตำแหน่ง, 9 ตำแหน่งและ 8 ตำแหน่ง ในการพัฒนาระบบฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองด้วยสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองแบบทันกาล

4.1.4 การเปรียบเทียบวิธีการจำแนก (Session Independent - Session Dependent)

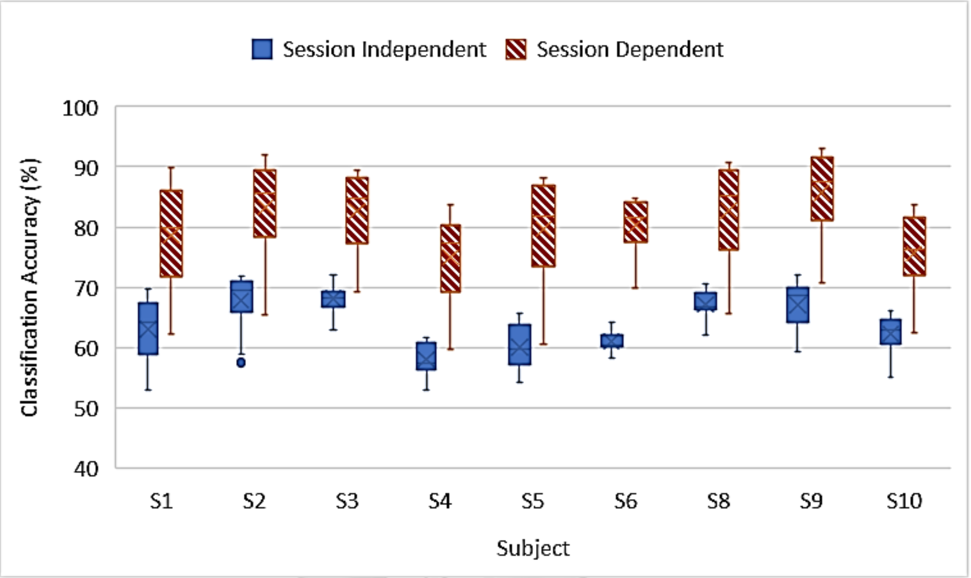
การทดลองแต่ละท่าประกอบด้วยการทดลอง 8 ชุดการทดลอง (8 sessions) การจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดข้อมูล ใช้ข้อมูลจากทุกชุดการทดลองของผู้ร่วมทดลองแต่ละคนมาคำนวณหาค่าความแม่นยำในการจำแนก ในขณะที่การจำแนกแบบขึ้นกับชุดการทดลอง ใช้ข้อมูลจากแต่ละชุดการทดลองและคำนวณหาค่าความแม่นยำในการจำแนกในแต่ละชุดการทดลอง โดยการจำแนกทั้งสองชนิดใช้เทคนิคการจำแนกแบบ 8-folds cross validation



รูปที่ 38 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลอง และการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลองของผู้ร่วมทดลองแต่ละคนในท่ากำและแบมือ



รูปที่ 39 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลอง และการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลองของผู้ร่วมทดลองแต่ละคนในท่ากระดกข้อมือขึ้นลง



รูปที่ 40 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลอง และการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลองของผู้ร่วมทดลองแต่ละคนในท่าคว่ำและหงายมือ

รูปที่ 38-40 แสดงผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลองและการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลองของผู้ร่วมทดลองแต่ละคนในท่ากำและแบมือ ท่ากระดกข้อมือขึ้นลง และท่าคว่ำและหงายมือ ตามลำดับ โดยใช้ผลการทดลองจากการใช้ตัวจำแนก LDA และ SVM ที่ใช้การดึงคุณลักษณะ FB จากทุกกลุ่มของช่องสัญญาณ

ตารางที่ 15 แสดงผลการวิเคราะห์ทางสถิติเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลองและการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลองในแต่ละท่า

ท่า	ความแม่นยำในการจำแนก (%) ± ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน	
	Session Independent	Session Dependent
กำและแบมือ	59.74 ± 5.25**	72.56 ± 8.78**
กระดกข้อมือขึ้นลง	61.99 ± 5.29**	79.99 ± 10.44**
คว่ำและหงายมือ	64.03 ± 5.05**	80.35 ± 10.72**

P-value < 0.05 (*), P-value < 0.001 (**)

ตารางที่ 15 แสดงผลการวิเคราะห์ทางสถิติเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลองและการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลองในแต่ละท่า ซึ่งแสดงให้เห็นว่า การจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลองให้ความแม่นยำในการจำแนกมากกว่าการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลองอย่างมีนัยสำคัญในทุกท่า ดังนั้น จึงควรออกแบบและพัฒนาระบบฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองที่มีการประมวลผลแบบขึ้นกับชุดทดลอง

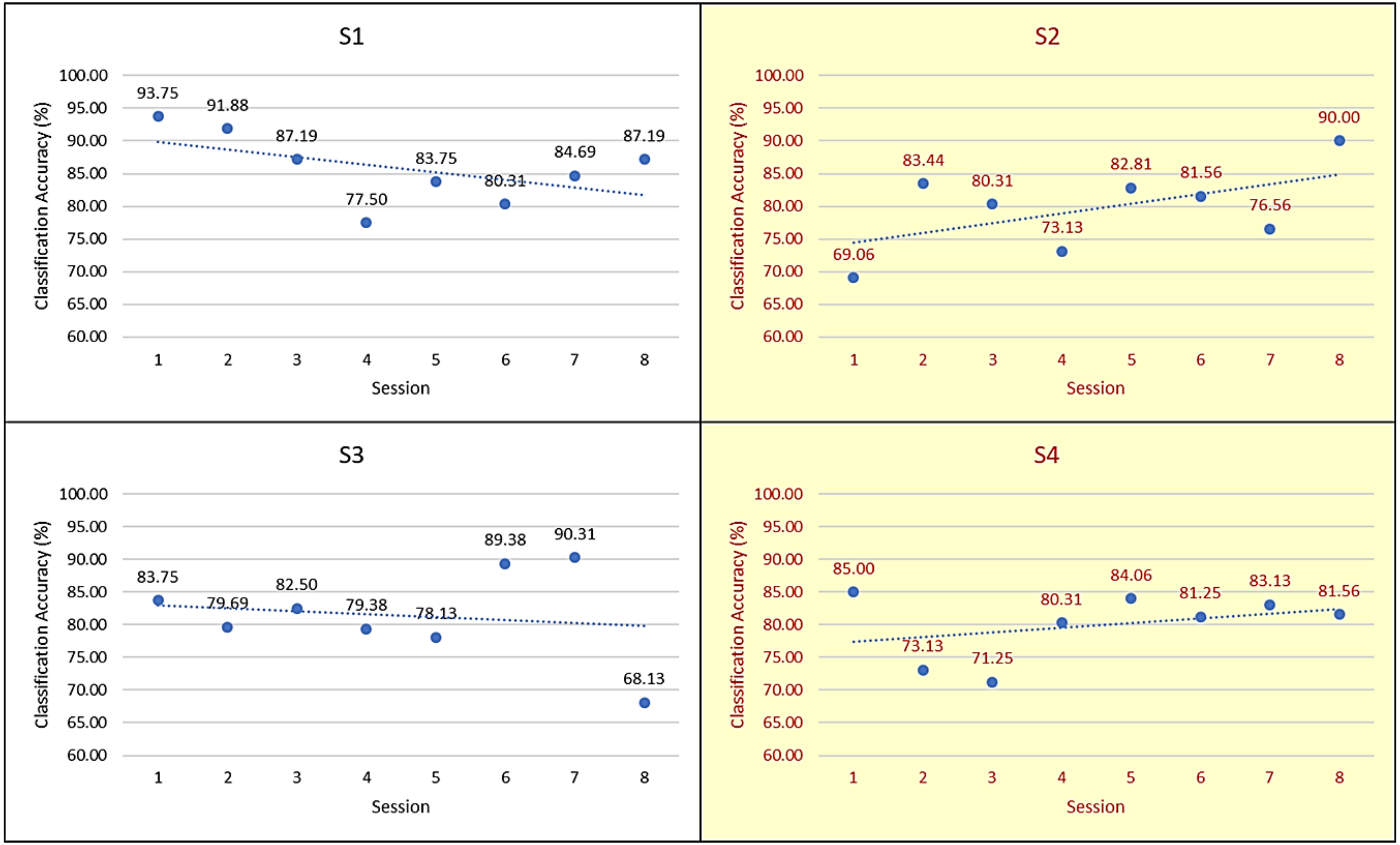
4.1.5 การวิเคราะห์แนวโน้ม (Trend Analysis)

ความแม่นยำในการจำแนก สามารถพิจารณาได้ว่า เป็นความสามารถในการจินตนาการการการเคลื่อนไหวของผู้ร่วมทดลอง ซึ่งความสามารถดังกล่าว ผู้ร่วมทดลองสามารถพัฒนาได้ด้วยการเข้าร่วม session การทดลองที่มากขึ้น [16, 17]

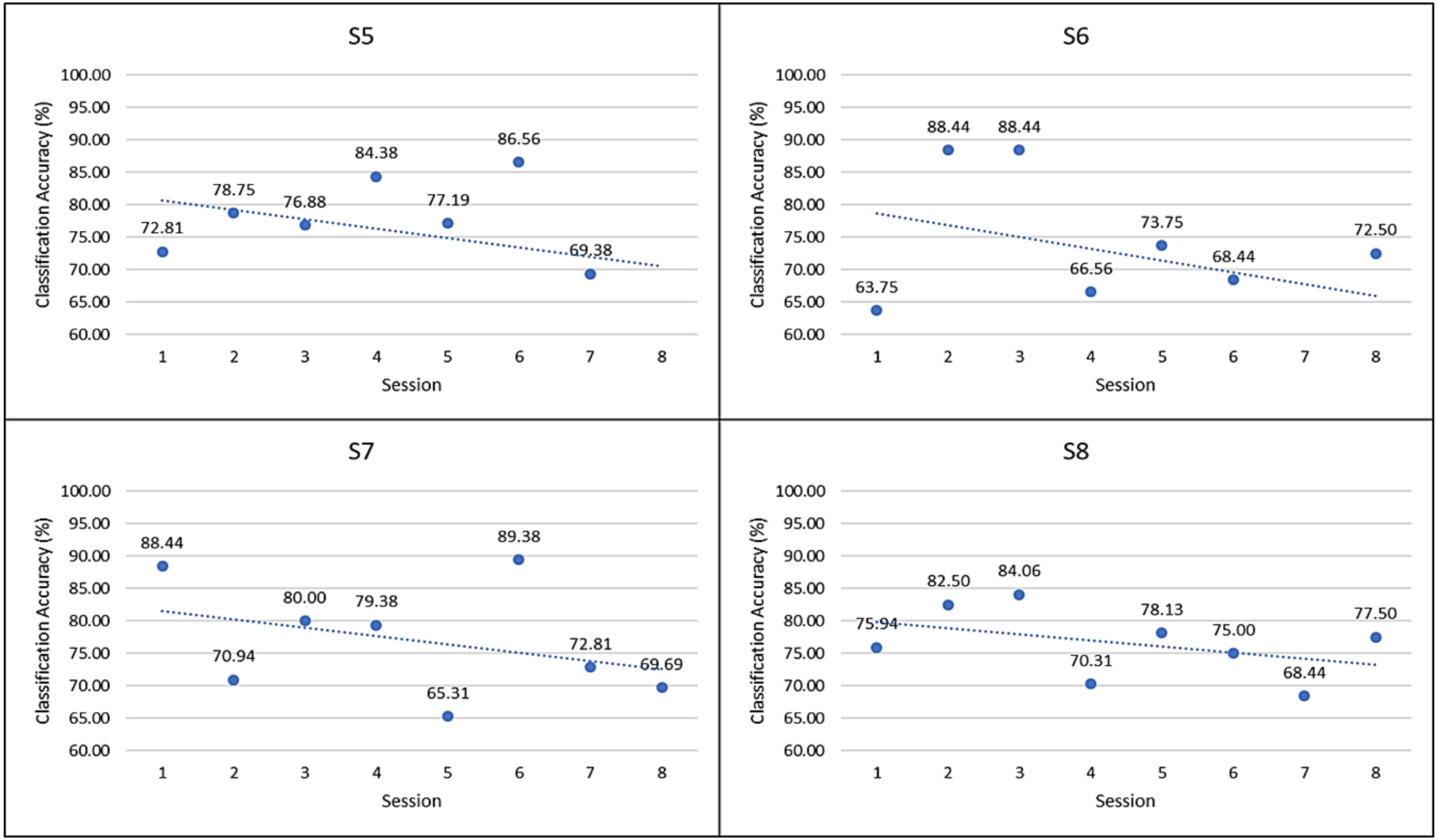
การวิเคราะห์แนวโน้ม เป็นการพิจารณาความแม่นยำในการจำแนกในแต่ละชุดการทดลองของผู้ร่วมทดลองแต่ละคน ซึ่งสรุปจากผลการทดลองที่แสดงในตารางที่ 23-25 ในภาคผนวก ก และแสดงผลดังรูปที่ 41-49 ในท่ากำและแบมือ ท่ากระดกข้อมือขึ้นลง และท่าคว่ำและหงายมือตามลำดับ โดยพารามิเตอร์ที่ใช้ในการจำแนก ได้แก่ ใช้การดึงคุณลักษณะ FB ใช้ตัวจำแนก LDA และ SVM และใช้ข้อมูลจากของช่องสัญญาณที่มีอิเล็กโทรด 11 ตำแหน่ง

ทดลองท่ากำและแบมือ ผู้ร่วมการทดลอง 4 คน ได้แก่ S2, S4, S9 และ S11 แสดงแนวโน้มของค่าความแม่นยำในการจำแนกที่สูงขึ้น ซึ่งในจำนวนดังกล่าว ความแม่นยำในการจำแนกของผู้ร่วมทดลอง 3 คน ได้แก่ S2, S9 และ S11 มีค่าสูงขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ เมื่อเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกระหว่างชุดการทดลองแรกและชุดการทดลองสุดท้าย ดังตารางที่ 16 ในขณะที่ผู้ร่วมการทดลอง 7 คน ได้แก่ S1, S3, S5, S6, S7, S8 และ S10 แสดงแนวโน้มของค่าความแม่นยำในการจำแนกที่ลดลง

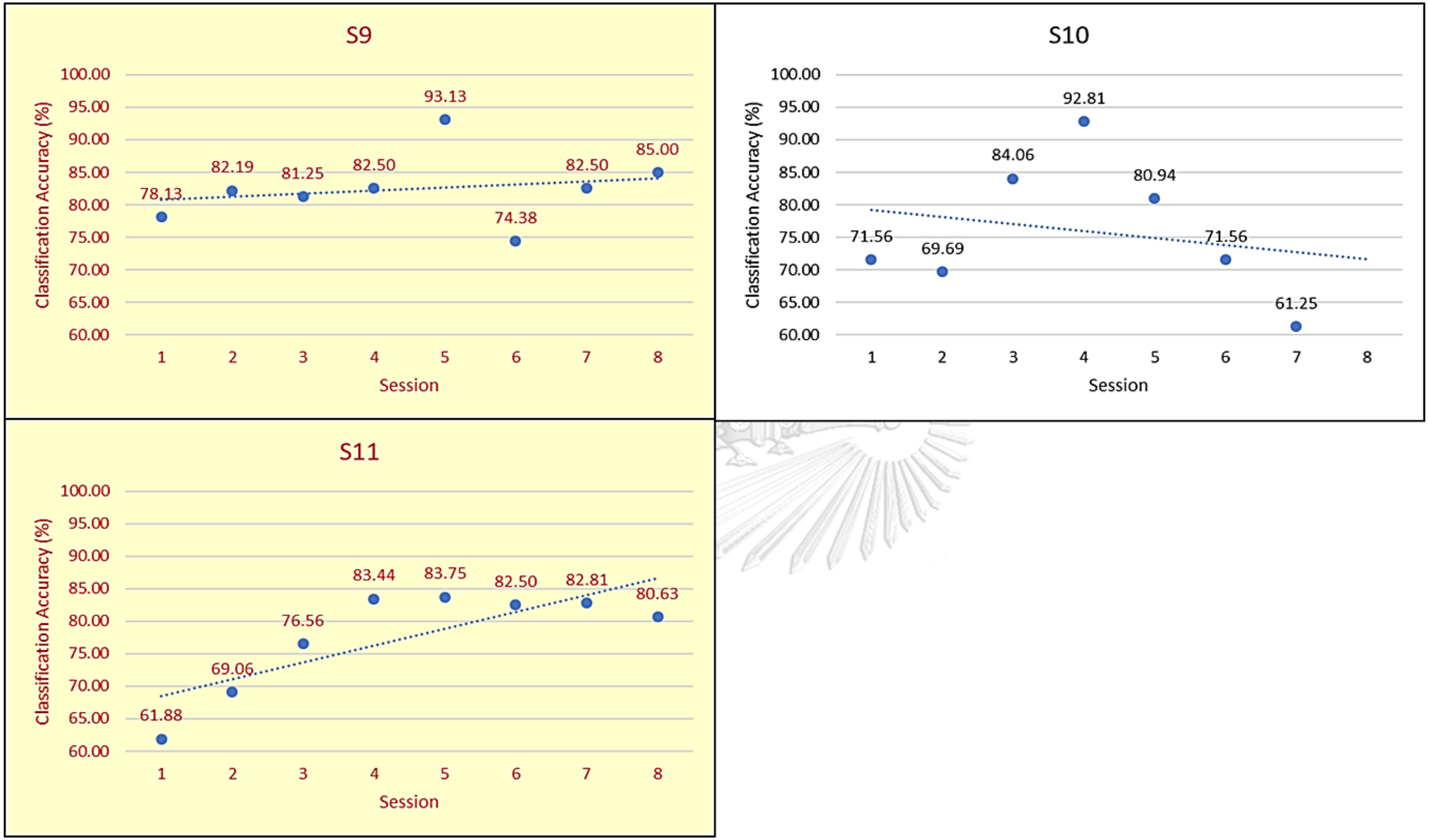
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



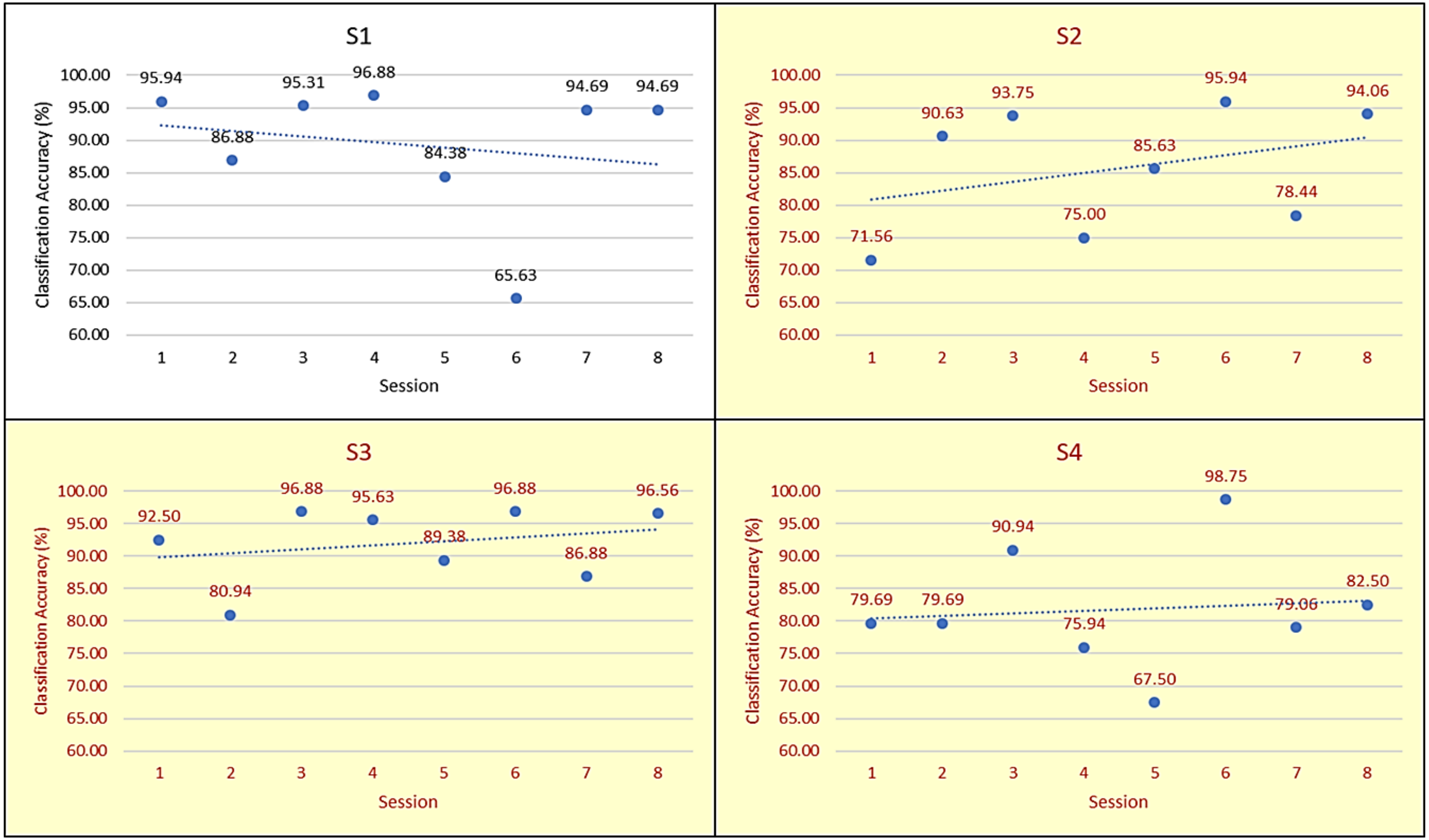
รูปที่ 41 ความแม่นยำในการจำแนกในแต่ละชุดการทดลองของผู้ร่วมทดลอง S1 ถึง S4 ในท่ากำและแบมือ



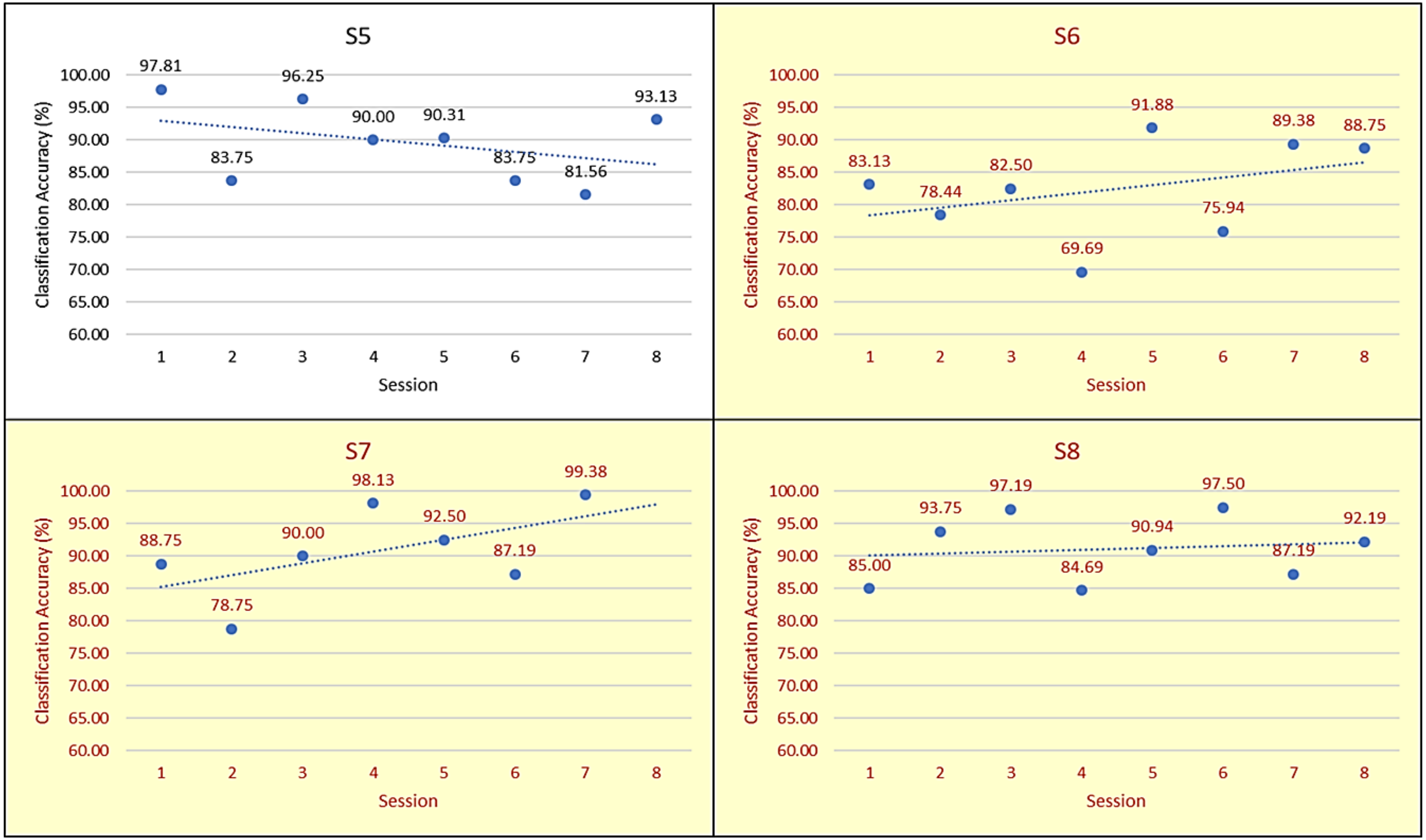
รูปที่ 42 ความแม่นยำในการจำแนกในแต่ละชุดการทดลองของผู้ร่วมทดลอง S5 ถึง S8 ในท่ากำและแบมือ



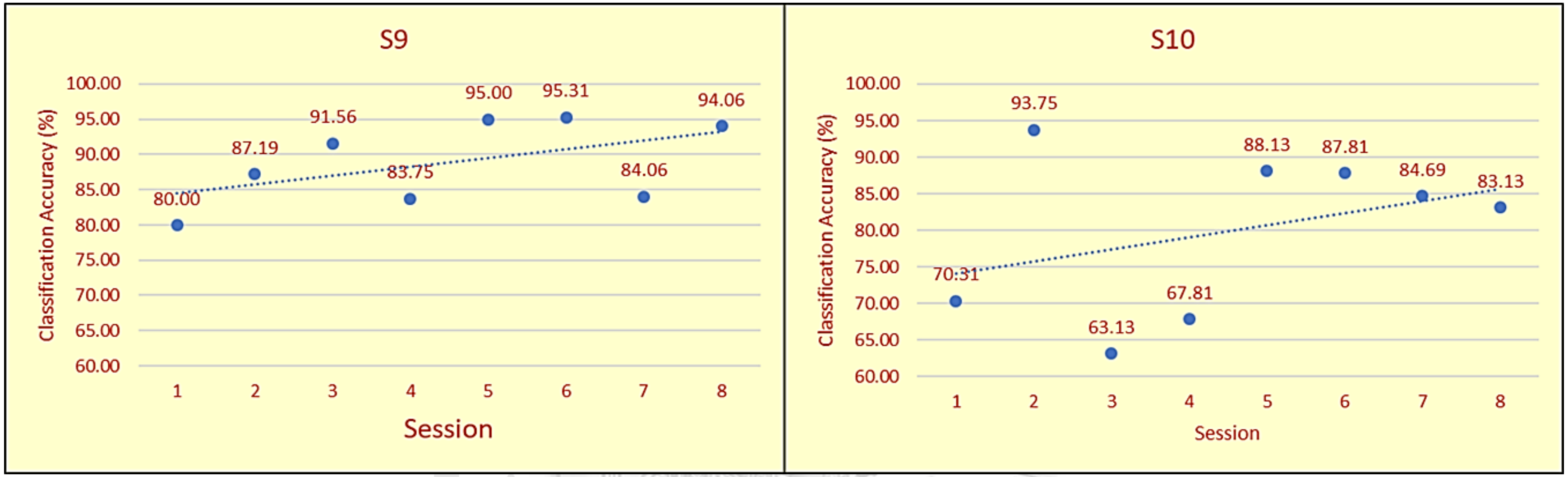
รูปที่ 43 ความแม่นยำในการจำแนกในแต่ละชุดการทดลองของผู้ร่วมทดลอง S9 ถึง S11 ในท่ากำและแบมือ



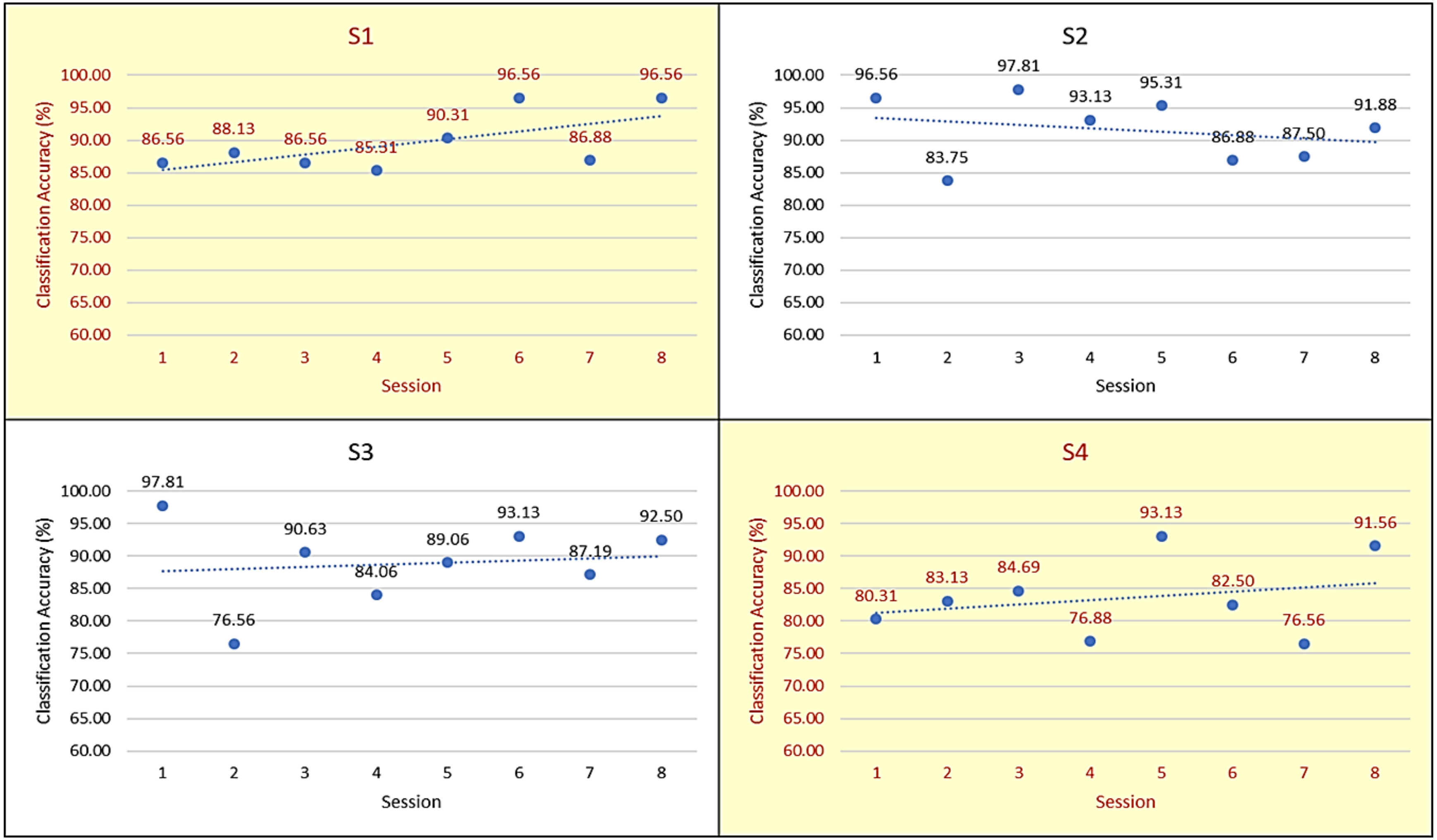
รูปที่ 44 ความแม่นยำในการจำแนกในแต่ละชุดการทดลองของผู้ร่วมทดลอง S1 ถึง S4 ในท่ากระดกข้อมือขึ้นลง



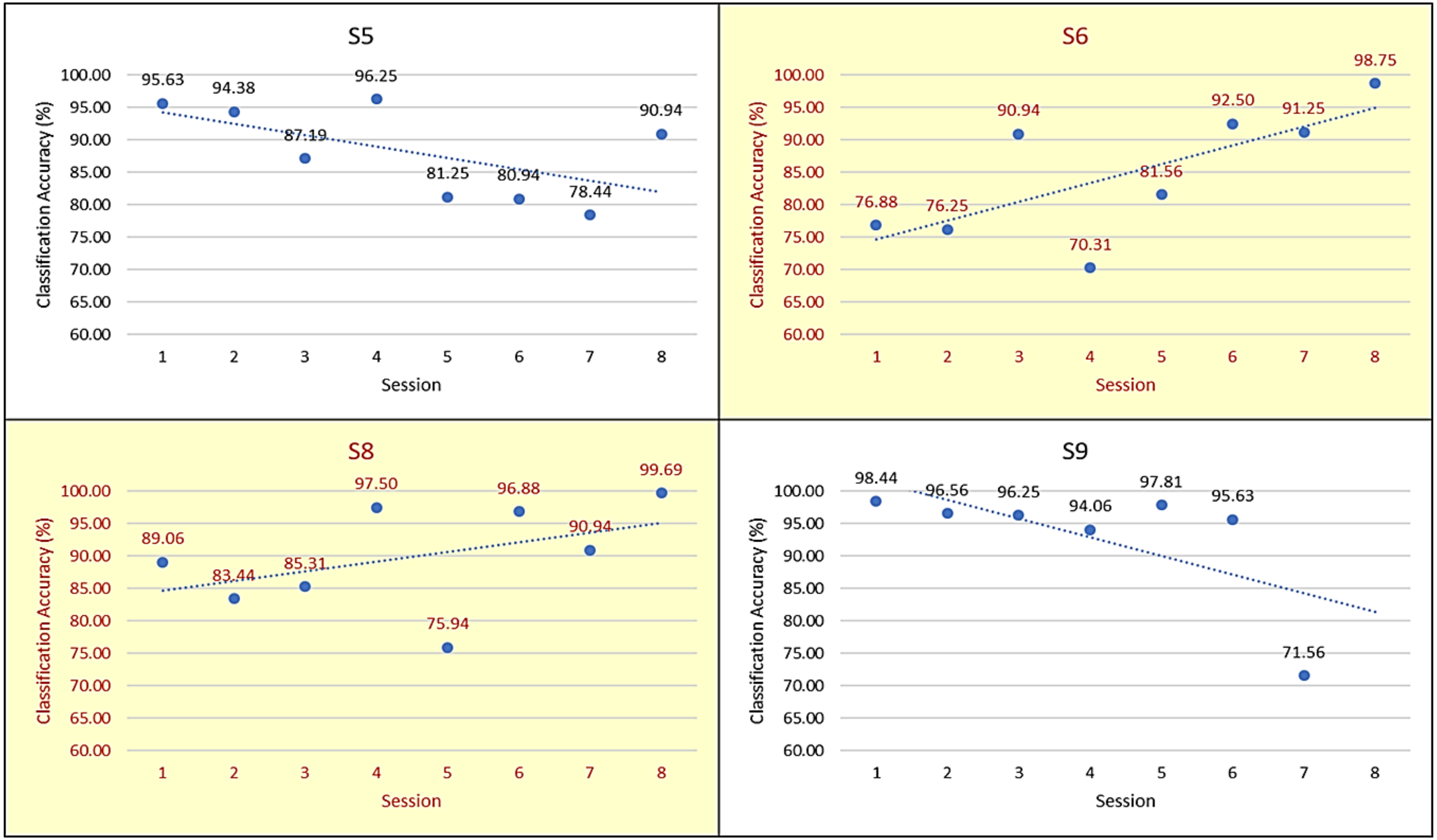
รูปที่ 45 ความแม่นยำในการจำแนกในแต่ละชุดการทดลองของผู้ร่วมทดลอง S5 ถึง S8 ในท่ากระดกข้อมือขึ้นลง



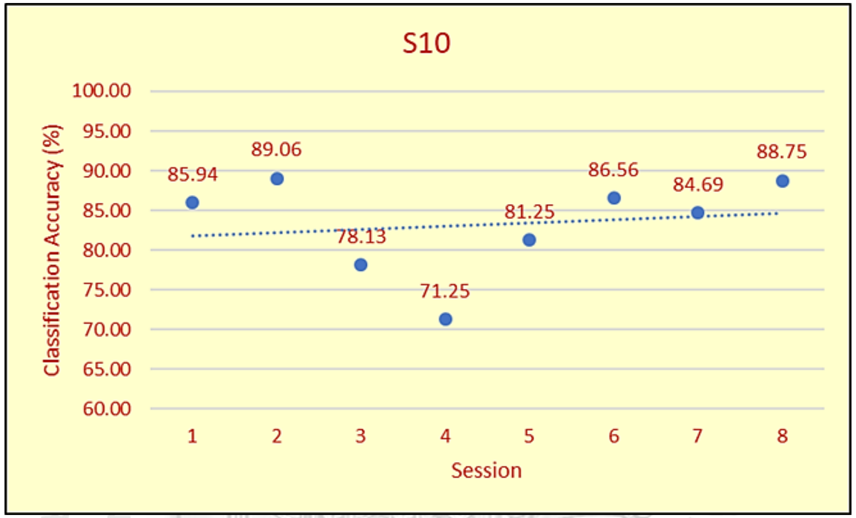
รูปที่ 46 ความแม่นยำในการจำแนกในแต่ละชุดการทดลองของผู้ร่วมทดลอง S9 และ S10 ในท่ากระดกข้อมือขึ้นลง



รูปที่ 47 ความแม่นยำในการจำแนกในแต่ละชุดการทดลองของผู้ร่วมทดลอง S1 ถึง S4 ในท่าคว่ำและหงายมือ



รูปที่ 48 ความแม่นยำในการจำแนกในแต่ละชุดการทดลองของผู้ร่วมทดลอง S5, S6, S8 และ S9 ในท่าคว่ำและหงายมือ



รูปที่ 49 ความแม่นยำในการจำแนกในแต่ละชุดการทดลองของผู้ร่วมทดลอง S10 ในท่าคว่ำและหงายมือ

การทดลองท่ากระดกข้อมือขึ้นลง ผู้ร่วมการทดลอง 8 คน ได้แก่ S2, S3, S4, S6, S7, S8, S9 และ S10 แสดงแนวโน้มของค่าความแม่นยำในการจำแนกที่สูงขึ้น ซึ่งในจำนวนดังกล่าว ความแม่นยำในการจำแนกของผู้ร่วมทดลอง 6 คน ได้แก่ S2, S6, S7, S8, S9 และ S10 มีค่าสูงขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ เมื่อเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกระหว่างชุดการทดลองแรกและชุดการทดลองสุดท้าย ดังตารางที่ 16 ในขณะที่ผู้ร่วมการทดลอง 2 คน ได้แก่ S1 และ S5 แสดงแนวโน้มของค่าความแม่นยำในการจำแนกที่ลดลง

การทดลองท่าคว่ำและหงายมือ ผู้ร่วมการทดลอง 6 คน ได้แก่ S1, S3, S4, S6, S8 และ S10 แสดงแนวโน้มของค่าความแม่นยำในการจำแนกที่สูงขึ้น ในจำนวนดังกล่าว ความแม่นยำในการจำแนกของผู้ร่วมทดลอง 4 คน ได้แก่ S1, S4, S6 และ S8 มีค่าสูงขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ เมื่อเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกระหว่างชุดการทดลองแรกและชุดการทดลองสุดท้าย ดังตารางที่ 16 ในขณะที่ผู้ร่วมการทดลอง 3 คน ได้แก่ S2, S5 และ S9 แสดงแนวโน้มของค่าความแม่นยำในการจำแนกที่ลดลง

ตารางที่ 16 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกของชุดทดลองแรกและชุดทดลองสุดท้ายในทุกท่า

ผู้ร่วมทดลอง	ความแตกต่างระหว่างความแม่นยำในการจำแนกระหว่างชุดทดลองแรกและชุดทดลองสุดท้าย (%)		
	กำและแบมือ	กระดกข้อมือขึ้นลง	คว่ำและหงายมือ
S1	-6.56	-1.25	+10.00**
S2	+20.94**	+22.50**	-4.69
S3	-15.62	+4.06	-5.31
S4	-3.44	+2.81	+11.25**
S5	-13.75	-4.69	-4.69
S6	+8.75*	+5.63*	+21.88*
S7	-18.75	+10.63**	-
S8	+1.56	+7.19*	+10.63**
S9	+6.87	+14.06**	-26.88
S10	-10.31	+12.81*	+2.81
S11	+18.75**	-	-

P-value < 0.05 (*), P-value < 0.001 (**)

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

อย่างไรก็ตาม ในผู้ร่วมการทดลองบางคนที่มีแนวโน้มค่าความแม่นยำในการจำแนกลดลง มีบางช่วงของการทดลองที่มีค่าความแม่นยำในการจำแนกที่สูงขึ้น เช่น ความแม่นยำจากชุดการทดลองที่ 4 ถึงชุดการทดลองที่ 8 ของ S1 ในการทดลองท่ากำและแบมือ เป็นต้น

เมื่อสรุปรวมผลการทดลองของทุกท่า ผู้ร่วมทดลอง 10 คน ได้แก่ S1, S2, S3, S4, S6, S7, S8, S9, S10 และ S11 แสดงแนวโน้มของค่าความแม่นยำในการจำแนกสูงขึ้น ซึ่งในจำนวนดังกล่าวความแม่นยำในการจำแนกของผู้ร่วมทดลอง 9 คน ได้แก่ S1, S2, S4, S6, S7, S8, S9, S10 และ S11 มีค่าสูงขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ เมื่อเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกของชุดทดลองแรกและชุดทดลองสุดท้ายในทุกท่า ในขณะที่ S3 ให้แนวโน้มของความแม่นยำในการจำแนกที่สูงขึ้นในท่ากระดกข้อมือขึ้นลงและท่าคว่ำและหงายมือ มีเพียงผู้ร่วมทดลอง 1 คน ได้แก่ S5 เท่านั้น ที่ไม่แสดงแนวโน้มของค่าความแม่นยำในการจำแนกที่สูงขึ้นในทุกท่า

4.1.6 การจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวแต่ละท่า

การจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวแต่ละท่า เป็นการจำแนกการจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าต่างๆที่ใช้มือข้างเดียวกัน ยกตัวอย่างเช่น การจำแนกการจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและมือด้วยมือซ้ายและท่ากระดกข้อมือขึ้นลงด้วยมือซ้าย โดยพารามิเตอร์ที่ใช้ในการจำแนก ได้แก่ ใช้การดึงคุณลักษณะ FB ใช้ตัวจำแนก LDA และ SVM และใช้ข้อมูลจากกลุ่มของช่องสัญญาณที่มีอิเล็กโทรด 11 ตำแหน่ง

ตารางที่ 17 แสดงผลการจำแนกระหว่างการจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวระหว่างมือข้างเดียวกันในแต่ละท่า

ผู้ร่วมทดลอง	มือ	M1M2		M1M3		M2M3	
		LDA	SVM	LDA	SVM	LDA	SVM
S1	ซ้าย	87.58	87.11	88.28	88.44	73.13	73.05
	ขวา	85.31	85.39	83.75	83.05	79.53	79.77
S2	ซ้าย	83.67	83.75	84.30	84.38	78.75	79.61
	ขวา	85.63	86.33	86.02	86.25	81.41	81.41
S3	ซ้าย	83.67	83.75	84.30	84.38	78.75	79.61
	ขวา	85.63	86.33	86.02	86.25	81.41	81.41
S4	ซ้าย	94.61	94.84	96.09	96.25	74.30	73.44
	ขวา	94.22	94.61	96.80	96.80	78.05	78.44
S5	ซ้าย	78.05	78.13	89.14	88.28	81.95	83.36
	ขวา	80.08	80.55	85.31	85.63	84.14	84.30

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

S6	ซ้าย	87.73	88.05	88.67	91.17	97.50	97.81
	ขวา	74.45	74.61	89.77	88.75	92.34	92.34
S7	ซ้าย	85.27	85.36	-	-	-	-
	ขวา	87.59	89.46	-	-	-	-
S8	ซ้าย	83.20	84.84	92.97	93.13	89.92	91.02
	ขวา	87.03	87.03	95.78	95.94	93.36	94.14
S9	ซ้าย	85.45	85.45	80.27	80.98	87.59	87.32
	ขวา	83.75	84.29	85.63	86.16	86.96	86.79
S10	ซ้าย	76.88	76.43	79.38	81.25	86.70	85.89
	ขวา	81.16	81.52	85.09	85.00	78.66	79.02

ตารางที่ 17 แสดงผลการจำแนกระหว่างการจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวในแต่ละท่า โดยเป็นการจำแนกในลักษณะของการจำแนกข้อมูล 2 กลุ่ม (Binary Classification) เนื่องจากงานวิจัยนี้ใช้การดึงคุณลักษณะที่ใช้ในงานวิจัยนี้มีพื้นฐานอยู่บนอัลกอริทึม CSP ซึ่งท่ากำและแบมือแทนด้วย M1 ท่ากระดกข้อมือขึ้นลงแทนด้วย M2 และท่าคว่ำและหงายมือแทนด้วย M3 ดังนั้น M1M2 หมายถึง การจำแนกระหว่างท่ากำและแบมือและท่ากระดกข้อมือขึ้นลง M1M3 หมายถึง การจำแนกระหว่างท่ากำและแบมือและท่าคว่ำและหงายมือ M2M3 หมายถึง การจำแนกระหว่างท่ากระดกข้อมือขึ้นลงและท่าคว่ำและหงายมือ

ในการจำแนกระหว่างท่ากำและแบมือและท่ากระดกข้อมือขึ้นลง (M1M2) ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า ค่าความแม่นยำทีจำแนกด้วยตัวจำแนก LDA และ SVM มีค่าใกล้เคียงกัน ในขณะที่ค่าความแม่นยำที่ได้จากการดึงคุณลักษณะ FB มีค่าสูงกว่าการจำแนกด้วยการดึงคุณลักษณะ WB นอกจากนี้ ค่าความแม่นยำในการจำแนกแต่ละท่าด้วยมือซ้ายและมือขวามีค่าใกล้เคียงกัน

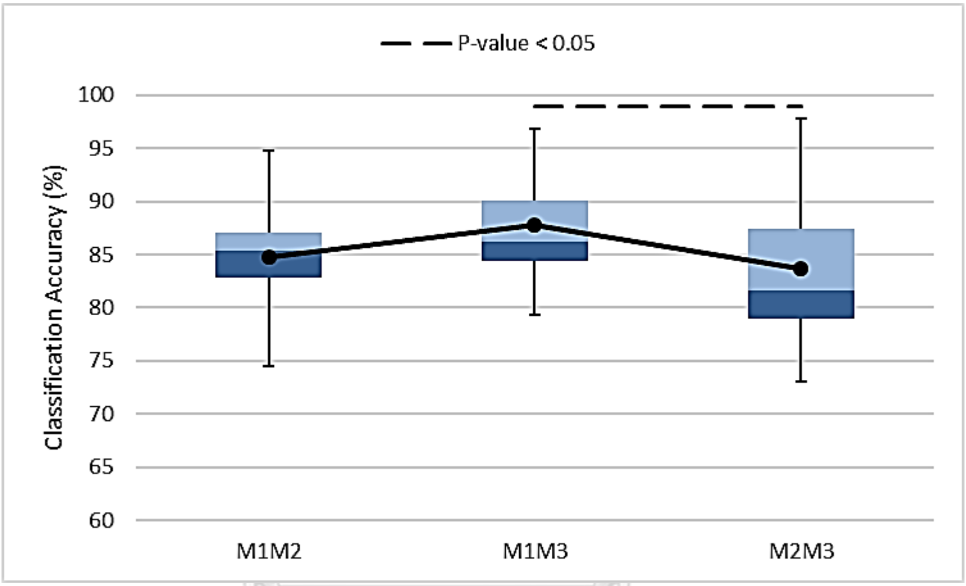
การจำแนกระหว่างท่ากำและแบมือและท่าคว่ำและหงายมือ (M1M3) และการจำแนกระหว่างท่ากระดกข้อมือขึ้นลงและท่าคว่ำและหงายมือ (M2M3) ให้ผลการทดลองไปในทิศทางเดียวกับการจำแนกระหว่างท่ากำและแบมือและท่ากระดกข้อมือขึ้นลง (M1M2) นั่นคือ การจำแนกด้วยตัวจำแนก LDA และ SVM ให้ค่าความแม่นยำในการจำแนกใกล้เคียงกัน การจำแนกโดยใช้การดึงคุณลักษณะ FB ให้ค่าความแม่นยำในการจำแนกสูงกว่าใช้การดึงคุณลักษณะ WB และค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างมือซ้ายและมือขวามีค่าใกล้เคียงกัน นอกจากนี้ ผลการจำแนกระหว่างแต่ละท่าทางในการจินตนาการการเคลื่อนไหวด้วยมือข้างเดียวกัน มีค่าประมาณ 80-90 %

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 18 ความแม่นยำการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวแต่ละท่าระหว่างมือข้างเดียวกัน

ความแม่นยำในการจำแนก (%) ± ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน		
M1M2	M1M3	M2M3
84.72 ± 4.98	87.77 ± 4.94	83.70 ± 6.68 *

P-value < 0.05 (*), P-value < 0.001 (**)



รูปที่ 50 ผลการเปรียบเทียบการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวแต่ละท่าระหว่างมือข้างเดียวกัน

ตารางที่ 18 และรูปที่ 50 ค่าความแม่นยำเฉลี่ยในการจำแนกระหว่างท่าทางต่างๆในการจินตนาการการเคลื่อนไหวของมือข้างเดียวกัน การจำแนกระหว่างท่ากำและแบมือและท่ากระดกข้อมือขึ้นลง (M1M2) ไม่แตกต่างอย่างมีนัยสำคัญกับค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างท่ากำและแบมือและท่าคว่ำและหงายมือ (M1M3) รวมถึงการจำแนกระหว่างท่ากระดกข้อมือและท่าคว่ำและหงายมือ (M2M3) อย่างไรก็ตาม การจำแนกระหว่างท่ากำและแบมือและท่าคว่ำและหงายมือมีความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญกับการจำแนกระหว่างท่ากระดกข้อมือและท่าคว่ำและหงายมือ

ตารางที่ 19 ความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวแต่ละท่าจากมือข้างเดียวกัน ระหว่างมือแต่ละข้าง

ความแม่นยำในการจำแนก (%) ± ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน					
M1M2		M1M3		M2M3	
ซ้าย	ขวา	ซ้าย	ขวา	ซ้าย	ขวา
84.69 ± 4.92	84.75 ± 5.17	87.31 ± 5.26	88.22 ± 4.71	83.32 ± 7.77	84.08 ± 5.59

P-value < 0.05 (*), P-value < 0.001 (**)

ตารางที่ 19 แสดงค่าความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวแต่ละท่าระหว่างการจินตนาการการเคลื่อนไหวด้วยมือซ้ายและมือขวา โดยแสดงในรูปของค่าเฉลี่ยของความแม่นยำในการจำแนก และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ซึ่งแสดงให้เห็นว่า ความแม่นยำในการจำแนกแต่ละท่าทางระหว่างมือซ้ายและมือขวาไม่มีความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญ

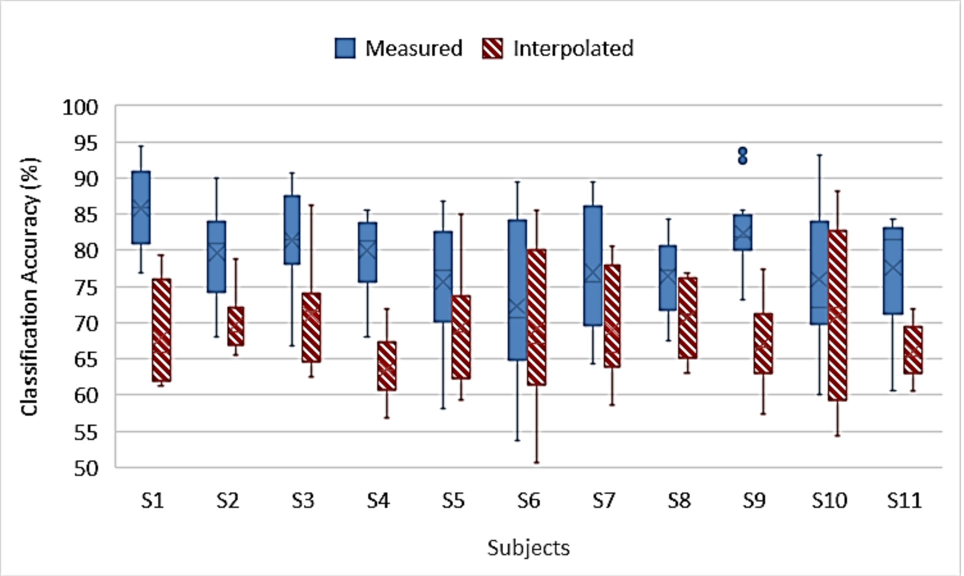
4.1.7 Interpolation

อีกประเด็นที่น่าสนใจคือ การประยุกต์ใช้อัลกอริทึม Interpolation เพื่อศึกษาความเป็นไปได้ในการพัฒนาระบบการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวที่มีความแม่นยำในระดับที่ยอมรับได้ โดยใช้จำนวนติดตั้งอิเล็กโทรดที่น้อยช่องที่สุดและใช้ข้อมูลที่มีสร้างข้อมูลอิเล็กโทรดเพิ่มเติม โดยการทดลองนี้ประยุกต์ใช้อัลกอริทึม Spherical Spline Interpolation (SSI) กับสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองจากการทดลองในท่ากำและแบมือ

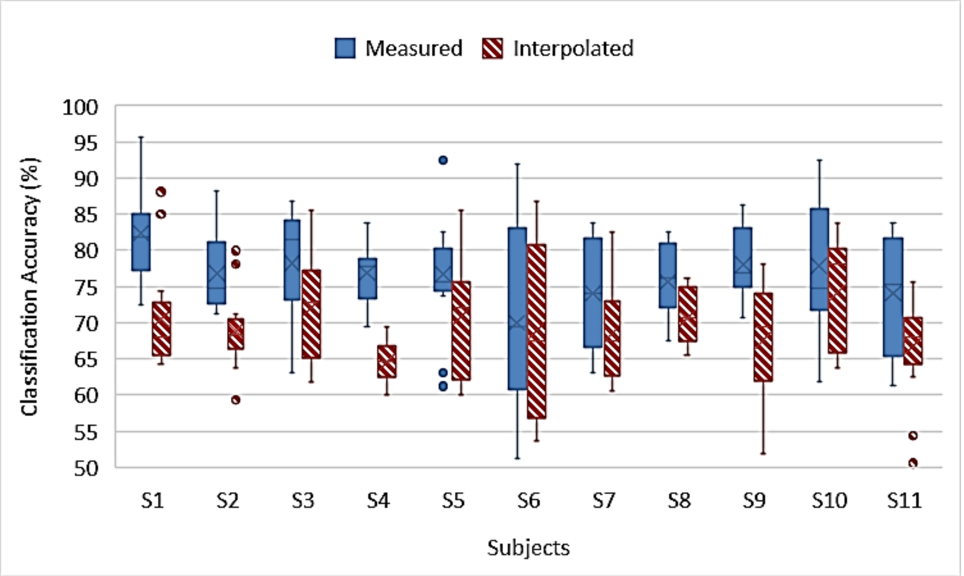
อัลกอริทึม SSI ถูกนำมาประยุกต์ใช้กับสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองดิบ (Raw Data) เพื่อสร้างสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองในตำแหน่งที่ต้องการ จากนั้นสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่สร้างได้รวมกับสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองในตำแหน่งที่บันทึกไว้ถูกนำไปดึงคุณลักษณะด้วย FB ผลลัพธ์จากการดึงคุณลักษณะจะถูกจำแนกด้วยตัวจำแนก SVM ต่อไป

การสร้างสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองกลุ่ม 11 ตำแหน่ง และกลุ่ม 9 ตำแหน่ง จากสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่บันทึกจริงกลุ่ม 5B ซึ่งครอบคลุมตำแหน่งบริเวณกลางศีรษะ ได้แก่ Fz, C3, Cz, C4 และ Pz มา

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



รูปที่ 51 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำจากอิเล็กโทรดกลุ่ม 11 ตำแหน่งที่บันทึกจริงและความแม่นยำจากอิเล็กโทรดกลุ่ม 11 ตำแหน่งที่สร้างขึ้น



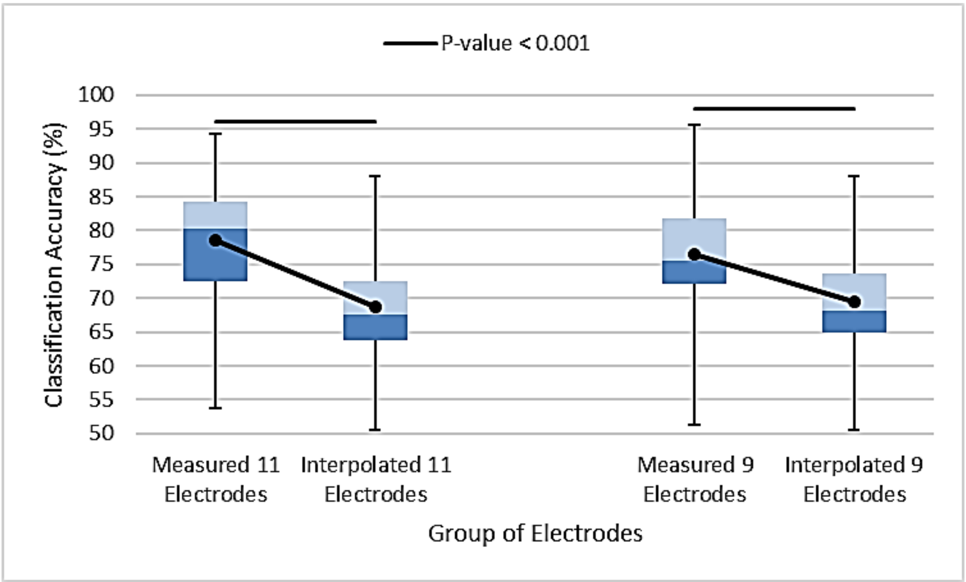
รูปที่ 52 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำจากอิเล็กโทรดกลุ่ม 9 ตำแหน่งที่บันทึกจริงและความแม่นยำจากอิเล็กโทรดกลุ่ม 9 ตำแหน่งที่สร้างขึ้น

รูปที่ 51 และรูปที่ 52 เปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าคลื่นสมองที่บันทึกได้จริงและการใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่สร้างขึ้นของอิเล็กโทรดกลุ่ม 11 ตำแหน่ง และกลุ่ม 9 ตำแหน่ง ตามลำดับ ซึ่งแสดงให้เห็นว่า ความแม่นยำในการจำแนกที่ใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่บันทึกจริง มีค่าสูงกว่ากลุ่มของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าที่สร้างขึ้นในผู้ร่วมการทดลองทุกคน

ตารางที่ 20 ความแม่นยำในการจำแนกระหว่างกลุ่มของอิเล็กโทรดที่บันทึกจริงและกลุ่มของอิเล็กโทรดที่สร้างขึ้น

กลุ่มของอิเล็กโทรด	**ความแม่นยำในการจำแนก (%) ± ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน**	
	บันทึกจริง	**Interpolation**
11	78.58 ± 8.15 **	68.62 ± 7.29 **
9	76.40 ± 7.94 **	69.38 ± 7.34 **

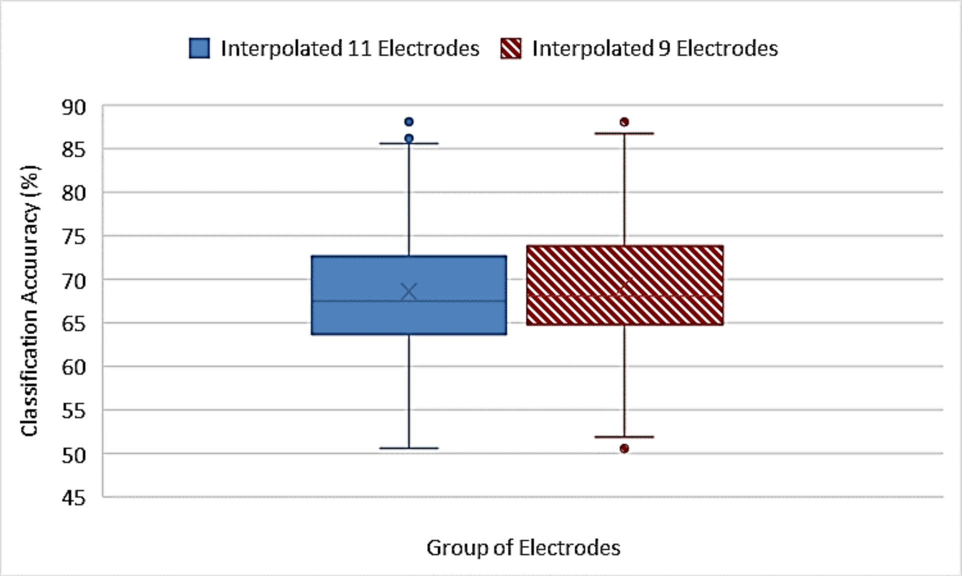
P-value < 0.001 (**)



รูปที่ 53 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกระหว่างกลุ่มของอิเล็กโทรดที่บันทึกจริงและกลุ่มของอิเล็กโทรดที่สร้างขึ้น

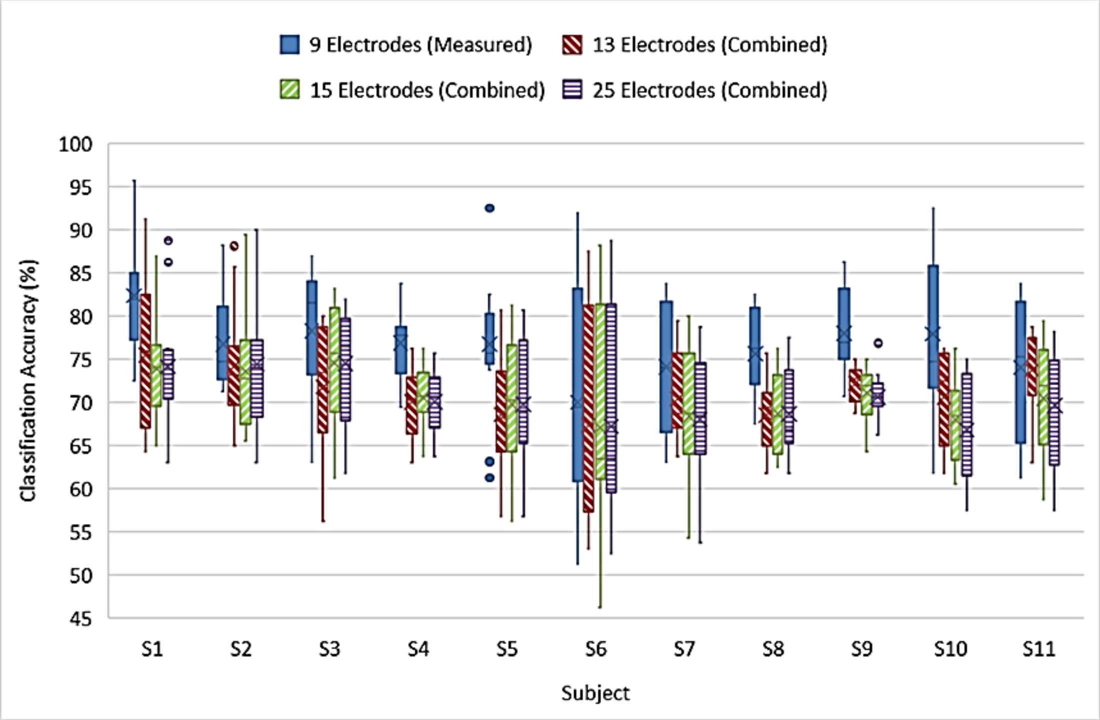
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 20 และรูปที่ 53 แสดงผลการวิเคราะห์ทางสถิติโดยการใช้การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA with Bonferroni Correction) และกำหนดค่านัยสำคัญทางสถิติเท่ากับ 0.05 เปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่บันทึกจริงและสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่สร้างขึ้น ซึ่งแสดงให้เห็นว่า ความแม่นยำในการจำแนกโดยใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่บันทึกจริงมีค่าสูงกว่าความแม่นยำในการจำแนกโดยใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่สร้างขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ ในขณะที่เมื่อเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกระหว่างกลุ่มของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่สร้างขึ้นทั้งสองกลุ่ม พบว่า ความแม่นยำในการจำแนกแตกต่างกันอย่างไม่มีนัยสำคัญ ดังรูปที่ 54



รูปที่ 54 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกระหว่างกลุ่มของอิเล็กโทรดที่สร้างขึ้นทั้งสองกลุ่ม

การสร้างสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองกลุ่ม 13 ตำแหน่ง, กลุ่ม 15 ตำแหน่ง และกลุ่ม 25 ตำแหน่ง จากสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่บันทึกจริงจากกลุ่ม 9 ตำแหน่ง ได้แก่ F3, Fz, F4, C3, Cz, C4, P3, Pz และ P4 มาสร้างสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง ดังรูปที่ 55



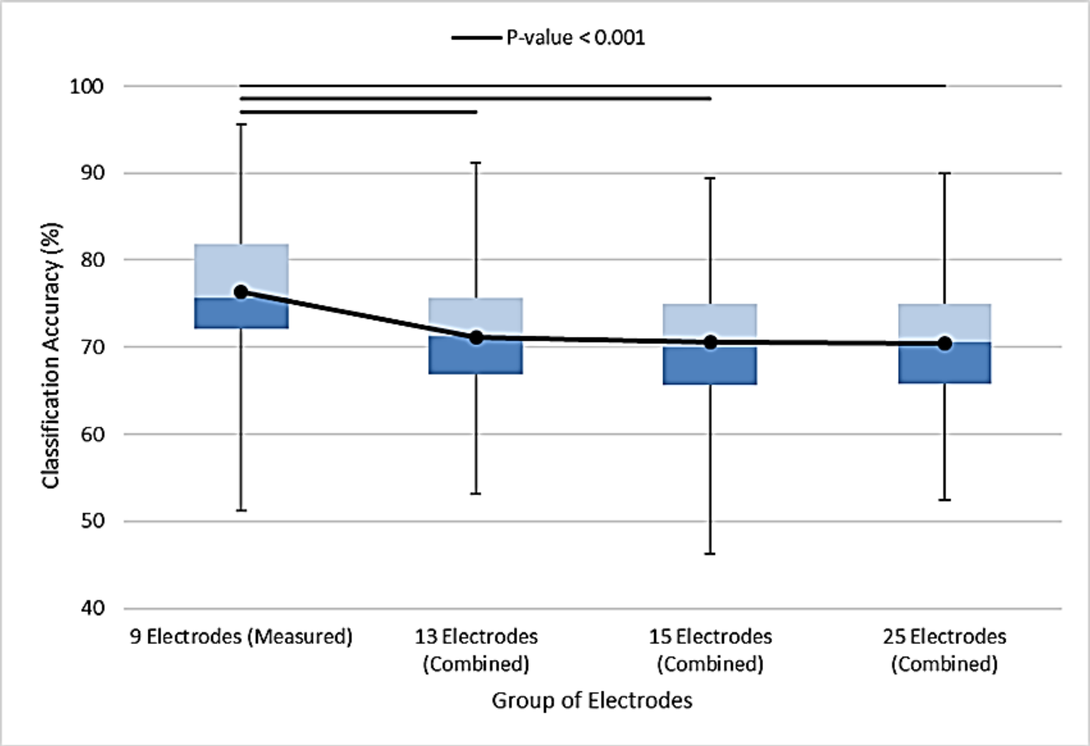
รูปที่ 55 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกระหว่างกลุ่มของอิเล็กโทรดกลุ่ม 9 ตำแหน่งที่บันทึกจริงและกลุ่มของอิเล็กโทรดที่สร้างขึ้น 13 ตำแหน่ง, 15 ตำแหน่ง และ 25 ตำแหน่ง

รูปที่ 55 เปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าคลื่นสมองที่บันทึกได้จริง 9 ตำแหน่ง และการใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่สร้างขึ้นของอิเล็กโทรดกลุ่ม 13 ตำแหน่ง, กลุ่ม 15 ตำแหน่ง และกลุ่ม 25 ตำแหน่ง ตามลำดับ ซึ่งแสดงให้เห็นว่า ความแม่นยำในการจำแนกที่ใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่บันทึกจริง มีค่าสูงกว่ากลุ่มของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าที่สร้างขึ้นในผู้ร่วมการทดลองทุกคน ในขณะที่ความแม่นยำในการจำแนกที่ใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่สร้างขึ้นมีค่าใกล้เคียงกันในผู้ร่วมการทดลองทุกคน

ตารางที่ 21 ความแม่นยำในการจำแนกระหว่างกลุ่มของอิเล็กโทรด 9 ตำแหน่งที่บันทึกจริงและกลุ่มของอิเล็กโทรดที่สร้างขึ้น 13 ตำแหน่ง, 15 ตำแหน่ง และ 25 ตำแหน่ง

กลุ่มของอิเล็กโทรด	ความแม่นยำในการจำแนก (%) ± ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน
9	76.40 ± 7.94 **
13	71.19 ± 6.94 **
15	70.60 ± 7.23 **
25	70.41 ± 7.29 **

P-value < 0.001 (**)



รูปที่ 56 ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกระหว่างกลุ่มของอิเล็กโทรด 9 ตำแหน่งที่บันทึกจริงและกลุ่มของอิเล็กโทรดที่สร้างขึ้น 13 ตำแหน่ง, 15 ตำแหน่ง และ 25 ตำแหน่ง

ตารางที่ 21 และรูปที่ 56 แสดงผลการวิเคราะห์ทางสถิติ เปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่บันทึกจริงและสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่สร้างขึ้น ซึ่งแสดงให้เห็นว่า ความแม่นยำในการจำแนกโดยใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่บันทึกจริงมีค่าสูงกว่าความแม่นยำในการจำแนกโดยใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่สร้างขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ ในขณะที่ค่าความแม่นยำในการจำแนกที่ได้จากกลุ่มของช่องสัญญาณที่สร้างขึ้นมีค่าไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ แต่กลุ่ม 13 ตำแหน่ง ให้ค่าความแม่นยำที่สูงกว่ากลุ่มอื่นๆ

4.2 การวิเคราะห์ผล

ผู้ร่วมทดลองที่มีสุขภาพดีถูกคัดเลือกมาร่วมในงานวิจัยนี้ เนื่องจากปรากฏการณ์ EDR/ERS เป็นปรากฏการณ์ที่เกิดขึ้นทั้งในผู้ที่มีสุขภาพดีและผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง [6, 68-70] ในผู้ที่มีสุขภาพดี ปรากฏการณ์นี้เกิดขึ้นในฝั่งตรงข้ามกับการเคลื่อนไหวที่เกิดขึ้น เช่น หากผู้ร่วมทดลองขยับมือซ้าย จะเกิดการเปลี่ยนแปลของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่สมองซีกขวา เรียกว่า “Contralateral Activation” [6, 73] ในผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง ปรากฏการณ์นี้เกิดขึ้นได้ทั้งในสมองซีกตรงข้ามกับการเคลื่อนไหวที่เกิดขึ้นเช่นเดียวกับผู้ที่มีสุขภาพ หรือสามารถเกิดขึ้นได้ในสมองซีกเดียวกับการเคลื่อนไหว เรียกว่า “Ipsilateral Activation” [46, 50, 74, 75] นอกจากนี้ ยังมีงานวิจัยหลายชิ้นที่แสดงให้เห็นว่า ความเสียหายของสมองที่เกิดจากโรคหลอดเลือดสมองไม่ส่งผลอย่างมีนัยสำคัญต่อความสามารถในการใช้งาน MI-based BCI [68, 69, 76] และการตอบสนองของสมองในส่วน Somatosensory cortex ของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองมีลักษณะเช่นเดียวกับผู้ที่มีสุขภาพดีในงานวิจัยโดย Gomez-Rodriguez และคณะ [69] แต่ยังมีงานวิจัยที่แสดงให้เห็นว่า สัญญาณ ERD ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง มีค่าเฉลี่ยต่ำกว่าสัญญาณ ERD ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ที่มีสุขภาพดี [70] ซึ่งปรากฏการณ์นี้สามารถจัดการได้ด้วยการใช้การดึงคุณลักษณะ โดยเฉพาะอย่างยิ่งการดึงคุณลักษณะที่มีพื้นฐานอยู่บนอัลกอริทึม CSP [12, 14-25, 27, 28, 70] นอกจากนี้ การพัฒนาระบบฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองที่พัฒนาขึ้นโดยเลือกผู้ที่มีสุขภาพดีมาเป็นผู้ร่วมทดลองสามารถทำได้ดังที่แสดงให้เห็นในงานวิจัย [67]

สำหรับรูปแบบการทดลองที่ออกแบบให้ระบบแสดงสัญญาณภาพ เพื่อเป็นสัญญาณให้ผู้ร่วมทดลองเริ่มจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวในท่าต่างๆ รูปที่ 17 และ 18 แสดงถึงลำดับของการเคลื่อนไหวที่ผู้ร่วมทดลองต้องจินตนาการถึง โดยจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวสลับกันไปในแต่ละวินาทีในช่วงวินาทีที่ 3-7 ในขณะที่ภาพที่แสดงบนจอมอนิเตอร์เพื่อใช้เป็นสัญญาณนั้น ไม่ได้ถูกกำหนดให้แสดงภาพสลับกันในแต่ละวินาทีในช่วงเวลาดังกล่าว แต่เป็นการแสดงภาพทีเปลี่ยนไปจากที่แสดงในช่วง 3 วินาทีแรก แล้วแนะนำให้ผู้ร่วมประมาณระยะเวลา 1 วินาที และจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวเองโดยใช้สัญญาณภาพที่เปลี่ยนไปในวินาที่ 3 เป็นสัญญาณเพื่อเริ่มต้นการจินตนาการ

การออกแบบการทดลองในลักษณะนี้ เพื่อหลีกเลี่ยงสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่เปลี่ยนแปลงไปเนื่องจากการมองเห็นภาพที่เปลี่ยนแปลงในทุกวินาที ซึ่งเรียกว่า Visual Evoked Potentials (VEPs) ซึ่งอาจจะเกิดขึ้นแล้วส่งผลต่อสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่เกิดจากการจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวในท่าต่างๆที่กำหนด

Paired t-test ถูกเลือกมาใช้ในการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกที่มีการใช้พารามิเตอร์ซึ่งมีตัวแปร 2 ชนิด ได้แก่ การเปรียบเทียบความแม่นยำระหว่างการใช้ตัวจำแนก LDA และ SVM, การเปรียบความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการดึงคุณลักษณะ WB และ FB และการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลองและการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลอง ในขณะที่การวิเคราะห์ความแปรปรวนร่วม (ANOVA with Bonferroni Correction) ถูกเลือกมาใช้ในการเปรียบเทียบความแม่นยำในการจำแนกที่มีการใช้พารามิเตอร์ซึ่งมีตัวแปรมากกว่า 2 ชนิด ได้แก่ การวิเคราะห์ความแม่นยำในการจำแนกด้วยตำแหน่งของช่องสัญญาณ, การวิเคราะห์ความแม่นยำในการจำแนกจากแต่ละชุดการทดลอง, การวิเคราะห์แนวโน้ม และการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวแต่ละท่า โดยกำหนดค่านัยสำคัญทางสถิติเท่ากับ 0.05 ซึ่งหมายถึงค่าความแม่นยำในการจำแนกดังกล่าวมีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ

ตารางที่ 10 และ 11 แสดงค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของความแม่นยำในการจำแนกในการทดลองแต่ละท่าโดยการใช้ตัวจำแนก LDA และ SVM ทั้งการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลองและการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลอง ตามลำดับ แสดงให้เห็นว่า ความแม่นยำในการจำแนกด้วยการใช้ตัวจำแนก LDA และ SVM ในการจำแนกทั้งสองแบบ ไม่มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ ซึ่งเกิดจากการดึงคุณลักษณะที่มีพื้นฐานอยู่บนอัลกอริทึม CSP ทำหน้าที่ลดขนาดมิติของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองและให้ผลลัพธ์ในการจำแนกที่อยู่ในปริภูมิคุณลักษณะเป็นค่าความแปรปรวนของข้อมูลที่สามารถใช้จำแนกข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่มได้ ทำให้ตัวจำแนกเชิงเส้นจำแนกข้อมูลได้ดี ความแม่นยำในการจำแนกจากตัวจำแนก LDA และ SVM จึงมีค่าไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ ดังนั้น ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวในแต่ละท่า สามารถเลือกใช้ได้ทั้งตัวจำแนก LDA และ SVM

ตารางที่ 12 แสดงค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของความแม่นยำในการจำแนกในการทดลองแต่ละท่าโดยใช้การดึงคุณลักษณะ WB และ FB ทั้งการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลองและการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลอง ตามลำดับ แสดงให้เห็นว่า ความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการใช้การดึงคุณลักษณะ WB และ FB ในการทดลองแต่ละท่าในการทดลองทั้งสองแบบ การจำแนกโดยการใช้การดึงคุณลักษณะ FB ให้ค่าความแม่นยำที่สูงกว่าการจำแนกโดยใช้การดึงคุณลักษณะ WB อย่างมีนัยสำคัญ ซึ่งอาจเนื่องมาจาก การกรองและแบ่งสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองออกเป็นช่วงๆ เป็นการเพิ่มคุณลักษณะที่ใช้ในการจำแนกถึงแม้จะมีแนวโน้มที่จะทำให้เกิดปัญหาการปรับเหมาะเกินไป (Overfitting) เพื่อทดสอบว่าค่าความแม่นยำที่ได้จากการทดลองเกิดปัญหาการปรับเหมาะเกินไป

หรือไม่ จึงแบ่งข้อมูลออกเป็น Validation Set และคำนวณหารค่าความแม่นยำในการจำแนกโดยอาศัยข้อมูลซึ่งเป็น Validation Set ดังกล่าว แล้วนำผลการทดลองหรือค่าความแม่นยำในการจำแนกมาเปรียบเทียบกับผลการทดลองเดิมที่ใช้ 8-folds cross validation ผลการทดลองที่ได้คือ ความแม่นยำในการจำแนกทั้งสองวิธีมีค่าใกล้เคียงกัน นั่นคือ ปัญหาการปรับเหมาะเกินไปไม่ส่งผลกระทบกับผลการทดลองในงานวิจัยนี้ ดังนั้น จึงควรเลือกใช้การดึงคุณลักษณะ FB ในการพัฒนาระบบการฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองด้วยคลื่นไฟฟ้าสมอง นอกจากนี้ ผลการทดลองนี้ยังสอดคล้องกับผลของงานวิจัยอื่นๆที่แสดงให้เห็นว่า แต่ละช่วงคลื่นของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองตอบสนองกับกิจกรรมของสมองที่แตกต่างกัน [6, 62] และแต่ละคนมีสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่ตอบสนองต่อกิจกรรมหรือการเคลื่อนไหวต่างๆแตกต่างกัน (Subject Specific) [40, 41, 43, 44] การแบ่งสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองออกเป็นช่วงคลื่นความถี่ต่างๆ จึงเป็นการเพิ่มข้อมูลที่จะใช้ในการจำแนกท่าต่างๆจากสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่บันทึกได้ ซึ่งเป็นผลการใช้การดึงคุณลักษณะ FB ให้ความแม่นยำในการจำแนกสูงกว่าการจำแนกโดยใช้การดึงคุณลักษณะ WB

เนื่องจากแต่ละคนมีสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่ตอบสนองต่อกิจกรรมหรือการเคลื่อนไหวต่างๆแตกต่างกัน (Subject Specific) ตารางที่ 22 จึงสรุปช่วงความถี่ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่ตอบสนองต่อจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าต่างๆของผู้ร่วมทดลองจากผลการทดลองในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าต่างๆซึ่งแสดงในตารางที่ 26-28 ในส่วนของภาคผนวก ก

ตารางที่ 22 แสดงความถี่ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลองแต่ละคนในแต่ละท่าทางที่ให้ความแม่นยำในการจำแนกสูงเมื่อเทียบกับความถี่อื่นๆ โดยกำหนดให้ช่วงความถี่ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่ถูกแบ่งไว้ตามการดึงคุณลักษณะ FB ถูกแทนด้วยสัญลักษณ์ ดังนี้ ช่วงความถี่ 8-12Hz แทนด้วย B1, ช่วงความถี่ 12-16Hz แทนด้วย B2, ช่วงความถี่ 16-20Hz แทนด้วย B3, ช่วงความถี่ 20-24Hz แทนด้วย B4, ช่วงความถี่ 24-28Hz แทนด้วย B5 และช่วงความถี่ 26-30Hz แทนด้วย B6

ตารางที่ 22 ช่วงความถี่ของคลื่นสมองที่ตอบสนองต่อจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าต่างๆ

ผู้ร่วมทดลอง	**ช่วงความถี่ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่ตอบสนองต่อจินตนาการการเคลื่อนไหว**		
	ท่ากำและแบมือ	**ท่ากระดกข้อมือ**	**ท่าคว่ำและหงายมือ**
S1	B2,B4	B4,B5,B6	B4,B5
S2	B5,B6	B5,B6	B1
S3	B1	B1	B6
S4	B3,B5	B6	B5

S5	B5	B6	B3
S6	B2	B6	B2
S7	B5,B6	B6	-
S8	B1	B4,B5,B6	B6
S9	B5,B6	B1,B2,B4	B5,B6
S10	B1	B6	B2,B3
S11	B3,B6	-	-

เมื่อพิจารณาช่วงความถี่ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองในแต่ละท่าทาง พบว่าช่วงความถี่ 8-12Hz, 12-16Hz และ 16-20Hz เป็นช่วงความถี่ที่พบว่าตอบสนองต่อจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือมากกว่าที่พบในการจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าอื่น ในขณะที่ช่วงความถี่ 16-20Hz, 20-24Hz, 24-28Hz และ 26-30Hz เป็นช่วงความถี่ที่พบว่าตอบสอบสนองต่อจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือและท่าคว่ำและหงายมือในผู้ร่วมทดลองส่วนใหญ่

สำหรับช่วงความถี่ 12-30Hz โดยเฉพาะอย่างยิ่ง 20-24Hz, 24-28Hz และ 26-30Hz ซึ่งพบในผลการทดลองการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวทุกท่าทางนั้นเป็นช่วงความถี่ที่อยู่ในช่วงคลื่นเบต้า ซึ่งเป็นสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองช่วงความถี่ตอบสนองเมื่อมีความตั้งความมีสมาธิหรือความตั้งใจรวมถึงเมื่อเกิดความเครียด [77] ซึ่งเป็นเหตุการณ์ที่สามารถเกิดขึ้นได้กับผู้ร่วมทดลองในขณะทำการทดลอง

นอกจากนี้ ตารางที่ 22 ยังแสดงให้เห็นว่า ความถี่ของคลื่นไฟฟ้าสมองที่ตอบสนองต่อการจินตนาการการเคลื่อนไหวแต่ละท่าทางของผู้ร่วมทดลองแต่ละคนมักจะเป็นคลื่นความถี่เดียวกัน เช่น S1 มีช่วงความถี่ 20-24Hz ที่ให้ความแม่นยำในการจำแนกสูงในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวทุกท่าทาง หรือในผลการทดลองของผู้ร่วมทดลอง S2, S3, S4, S6, S7 และ S9 ที่มีช่วงความถี่ที่ให้ความแม่นยำในการจำแนกสูงสุด 2 ใน 3 ท่าทาง อย่างไรก็ตาม ถึงแม้ผลการจำแนกของผู้ร่วมทดลอง S5, S8 และ S10 จะไม่มีช่วงความถี่ใดที่ซ้ำกันเลย แต่เมื่อพิจารณาถึงความในแต่ละช่วงความถี่พบว่า ความแม่นยำในการจำแนกแต่ละช่วงความถี่ไม่แตกต่างกันมากนัก และความแตกต่างของช่วงความถี่ที่ตอบสนองต่อการเคลื่อนไหวที่เกิดขึ้นนี้ อาจเกิดขึ้นได้เนื่องจากมีการเคลื่อนไหวหรือการจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าทางหรือบริเวณที่แตกต่างกัน [62, 78]

การวิเคราะห์กลุ่มของช่องสัญญาณแสดงให้เห็นว่า จำนวนตำแหน่งของช่องสัญญาณส่งผลถึงความแม่นยำในการจำแนกของระบบ โดยความแม่นยำในการจำแนกแปรผันตามจำนวนอิเล็กโทรด นั่นคือ ข้อมูลจากกลุ่มของช่องสัญญาณที่มีอิเล็กโทรด 2 ตำแหน่ง ให้ความแม่นยำในการจำแนกต่ำที่สุดในทุกท่า ความแม่นยำในการจำแนกมีค่าสูงขึ้นเมื่อใช้ข้อมูลจากกลุ่มของช่องสัญญาณที่มี

อิเล็กโทรดจำนวนมากขึ้น และข้อมูลจากกลุ่มของช่องสัญญาณที่มีอิเล็กโทรด 11 ตำแหน่งให้ความแม่นยำในการจำแนกสูงที่สุด ทั้งการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลองดังรูปที่ 30 และการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลองดังรูปที่ 34

เมื่อพิจารณาผลการทดลองจากการจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลอง สามารถพิจารณากลุ่มของช่องสัญญาณตามความแม่นยำในการจำแนกได้เป็น 4 กลุ่ม ซึ่งกลุ่มของช่องสัญญาณซึ่งเป็นสมาชิกในกลุ่มดังกล่าวมีค่าความแม่นยำในการจำแนกไม่แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ แต่มีค่าแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญกับความแม่นยำในการจำแนกจากกลุ่มของช่องสัญญาณซึ่งเป็นสมาชิกของกลุ่มอื่น ซึ่งได้แก่ กลุ่มที่หนึ่ง ประกอบด้วยกลุ่มของช่องสัญญาณที่มีอิเล็กโทรด 11 ตำแหน่ง, 9 ตำแหน่งและ 8 ตำแหน่ง กลุ่มที่สอง ประกอบด้วยกลุ่มของช่องสัญญาณที่มีอิเล็กโทรด 5 ตำแหน่ง (5A และ 5B) และ 6 ตำแหน่ง กลุ่มที่สาม คือ กลุ่มของช่องสัญญาณที่มีอิเล็กโทรด 3 ตำแหน่ง และกลุ่มที่สี่ คือ กลุ่มของช่องสัญญาณที่มีอิเล็กโทรด 2 ตำแหน่ง ซึ่งผลการทดลองเหล่านี้ สามารถนำมาพิจารณาในการพัฒนาระบบที่มีเงื่อนไขหรือข้อจำกัดในการพัฒนา เช่น ต้องการใช้อุปกรณ์ (EEG Headset) ที่มีจำนวนตำแหน่งของช่องสัญญาณน้อยหรือต้องการใช้จำนวนช่องสัญญาณน้อยที่สุดเพื่อลดเวลาในการติดตั้งอุปกรณ์ เป็นต้น

ผลการทดลองของการวิเคราะห์กลุ่มของช่องสัญญาณที่มีผลต่อความแม่นยำในการจำแนกเกิดจากกลุ่มของอิเล็กโทรดที่ประกอบด้วยอิเล็กโทรดจำนวนมากกว่า ครอบคลุมพื้นที่ต่างๆของสมองมากกว่า ทำให้มีข้อมูลที่สามารถนำมาใช้ในการจำแนกจินตนาการเคลื่อนไหวแต่ละท่าทางได้แม่นยำกว่า อย่างไรก็ตาม ในขณะเดียวกัน กลุ่มของช่องสัญญาณที่ประกอบด้วยอิเล็กโทรดจำนวนมากขึ้นทำให้ใช้เวลาในการติดตั้งมากขึ้น ซึ่งจะส่งผลต่อความสามารถในการจินตนาการการเคลื่อนไหวของการผู้ร่วมทดลอง

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ในงานวิจัยนี้ เวลาในการติดตั้งอุปกรณ์โดยใช้อิเล็กโทรดจำนวน 11 ตำแหน่ง ใช้เวลาเฉลี่ยอย่างน้อย 15 นาที ในขณะที่การติดตั้งอุปกรณ์โดยใช้อิเล็กโทรดจำนวน 8-9 ตำแหน่ง ใช้เวลาประมาณ 10-15 นาที และการติดตั้งอุปกรณ์โดยใช้อิเล็กโทรดจำนวน 2-5 ตำแหน่ง ใช้เวลาไม่เกิน 10 นาที ดังนั้น เมื่อพิจารณาถึงความแม่นยำในการจำแนกและเวลาที่ใช้ในการติดตั้งอุปกรณ์ จึงควรเลือกติดตั้งอุปกรณ์โดยใช้อิเล็กโทรดจำนวน 8 หรือ 9 ตำแหน่ง อย่างไรก็ตาม การติดตั้งอุปกรณ์ซึ่งประกอบด้วยตำแหน่ง T7 และ T8 ซึ่งอยู่ในบริเวณสมองส่วน Temporal Lobe หรือบริเวณใกล้ขมับและเหนือใบหู มักใช้เวลาในการติดตั้งมากกว่า การติดตั้งอุปกรณ์ที่อิเล็กโทรดครอบคลุมบริเวณกลางศีรษะเพียงอย่างเดียว ดังนั้น จากกลุ่มของอิเล็กโทรดที่กำหนดในการงานวิจัยนี้ การติดตั้งอุปกรณ์โดยใช้กลุ่มอิเล็กโทรดจำนวน 9 ตำแหน่ง จึงเป็นทางเลือกที่ผู้วิจัยแนะนำในการพัฒนาระบบฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองด้วยสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง

ตารางที่ 15 และรูปที่ 38-40 แสดงค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานในการจำแนกของการทดลองทุกท่า ซึ่งแสดงให้เห็นว่า การจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลองมีค่าสูงกว่าการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลองอย่างมีนัยสำคัญ ซึ่งอาจเนื่องจาก สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองเป็นสัญญาณที่มีคุณสมบัติ Non-Stationary นั่นคือ มีความเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วในแต่ละช่วงเวลา ทำให้การจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลองให้ความแม่นยำในการจำแนกสูงกว่าการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลอง เนื่องจากสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่บันทึกได้จากการทดลองชุดทดลองเดียวกัน มีความใกล้เคียงกันมากกว่าสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่บันทึกได้จากชุดทดลองที่ต่างกัน ดังนั้น ในการพัฒนาระบบฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองด้วยสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง ควรเลือกใช้การจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลอง

ตารางที่ 16 แสดงค่าความแตกต่างระหว่างค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการทดลองช่วงแรกและการทดลองช่วงสุดท้ายของแต่ละท่า ซึ่งคำนวณทางสถิติด้วยการคำนวณความแปรปรวนร่วม (ANOVA with Bonferroni Correction) ประกอบกับผลการทดลองดังรูปที่ 42-50 แสดงให้เห็นว่า การจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ มีแนวโน้มของค่าความแม่นยำเพิ่มขึ้นในผู้ร่วมทดลอง 4 คน ได้แก่ S2, S4, S9 และ S11 แต่ด้วยการวิเคราะห์ทางสถิติพบว่า มีแนวโน้มของค่าความแม่นยำในการจำแนกเพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญในผู้ร่วมทดลอง 2 คน ได้แก่ S2 และ S11 ในขณะที่การทดลองท่ากระดกข้อมือขึ้นลง ผลการทดลองของผู้ร่วมทดลอง 6 คน ได้แก่ S2, S6, S7, S8, S9 และ S10 มีแนวโน้มของค่าความแม่นยำในการจำแนกสูงขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ ในขณะที่ท่าคว่ำและหงายมือ ผลการทดลองของผู้ร่วมทดลอง 2 คน ได้แก่ S1 และ S4 มีแนวโน้มของค่าความแม่นยำในการจำแนกสูงขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ

เมื่อสรุปรวมการทดลองของทุกท่า พบว่า ผู้ร่วมทดลอง 9 คน ได้แก่ S1, S2, S4, S6, S7, S8, S9, S10 และ S11 มีแนวโน้มของค่าความแม่นยำในการจำแนกสูงขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ เมื่อเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการทดลองช่วงแรกและช่วงสุดท้าย มีเพียงผู้ร่วมทดลอง S5 เท่านั้น ที่มีค่าความแม่นยำในการจำแนกลดลงอย่างมีนัยสำคัญในการทดลองทุกท่า ในขณะที่ผู้ร่วมทดลอง S3 มีค่าความแม่นยำในการจำแนกลดลงอย่างมีนัยสำคัญในการทดลองท่ากำและแบมือและท่าคว่ำและหงายมือ จึงอาจจะสรุปได้ว่า ผู้ร่วมทดลอง 2 คน ได้แก่ S3 และ S5 อาจจะไม่ตอบสนองต่อการฝึกฝนการจินตนาการการเคลื่อนไหว ในขณะที่ผู้ร่วมทดลองอีก 9 คน มีความเป็นไปได้ที่จะตอบสนองต่อการฝึกฝนการจินตนาการการเคลื่อนไหว

นอกจากนี้ เมื่อพิจารณาค่าเฉลี่ยความแม่นยำในการจำแนกในการทดลองแต่ละท่า ค่าความแม่นยำในการจำแนกการเคลื่อนไหวท่าต่างๆสูงกว่า 60% ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัย [48] ซึ่งแสดงให้เห็นว่า ค่าความแม่นยำในการจำแนกที่สูงกว่า 60% ถือว่า ผู้ร่วมทดลองมีความสามารถในการจินตนาการการเคลื่อนไหว นอกจากนี้ ค่าความแม่นยำในการจำแนกของท่ากระดกข้อมือขึ้นลงและท่าคว่ำและหงายมือ มีค่าสูงกว่าค่าความแม่นยำในการจำแนกท่ากำและแบมือ ดังรูปที่ 31 และ 35

ความชำนาญในการจินตนาการการเคลื่อนไหวอาจเป็นสาเหตุของผลการทดลองนี้ ทำให้ผู้ร่วมทดลองสามารถจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือและท่าคว่ำและหงายมือได้ดีกว่าท่ากำและแบมือ หรืออาจจะสามารถพิจารณาได้ว่า ท่าการเคลื่อนไหวข้อมือไม่ว่าจะเป็นท่ากระดกข้อมือหรือท่าคว่ำและหงายมือ เป็นอีกท่าที่เหมาะสมสำหรับการฝึกฝนการจินตนาการการเคลื่อนไหว เนื่องจากให้ผลลัพธ์ซึ่งเป็นค่าความแม่นยำในการจำแนกสูงกว่าท่ากำและแบมือ ซึ่งเป็นท่าทางการเคลื่อนไหวพื้นฐานในงานวิจัย MI-Based BCI และ Stroke Rehabilitation Based BCI

หลังจบการทดลอง ผู้ร่วมทดลองให้ความเห็นเกี่ยวกับการทดลองว่าค่อนข้างน่าเบื่อและง่วงนอน นอกจากนี้ ผู้ร่วมทดลองยังรู้สึกหงุดหงิดในบางครั้ง เมื่อต้องใช้เวลาในการติดตั้งอุปกรณ์นาน ซึ่งความน่าเบื่อและความง่วงนี้ อาจเป็นสาเหตุให้ค่าความแม่นยำในการจำแนกต่ำในผู้ร่วมทดลองโดยเฉพาะผู้ร่วมทดลอง S5 ซึ่งยอมรับว่า มีอาการง่วงนอนระหว่างการทดลอง

ในงานวิจัยนี้ การติดตั้งอุปกรณ์ใช้เวลาน้อยที่สุดประมาณ 10 นาที และใช้เวลามากที่สุดประมาณ 1 ชั่วโมง ซึ่งเมื่อรวมกับการทดลองแล้ว ใช้เวลาประมาณ 1 ชั่วโมง 40 นาที ซึ่งแม้จะไม่มีข้อกำหนดชัดเจน เกี่ยวกับเวลาที่ใช้ในการทดลองเกี่ยวกับการจินตนาการการเคลื่อนไหว แต่งานวิจัยส่วนใหญ่ใช้เวลาประมาณ 1 ชั่วโมงรวมเวลาติดตั้ง [43, 44, 46]

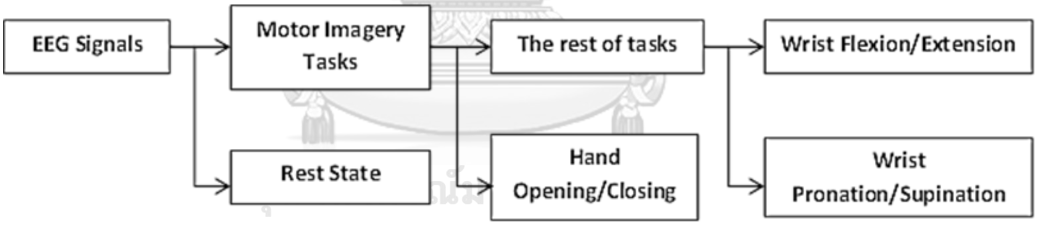
อย่างไรก็ตาม สมาธิที่ลดลงระหว่างการทดลองอาจจะเป็นอีกสาเหตุของค่าความแม่นยำในการจำแนกที่ลดลงในผู้ร่วมทดลองบางคน รวมถึงในแต่ละชุดทดลองของการทดลองแต่ละท่าทาง หรือบางกรณีอาจจะมีผู้ร่วมทดลองบางคนที่ไม่ตอบสนองต่อการฝึกฝนการจินตนาการการเคลื่อนไหว ซึ่งสอดคล้องกับผลการวิจัยในงาน [43, 44] ดังนั้น ในงานวิจัยหลายชิ้นจึงมี screening procedure ก่อนเริ่มทำการทดลอง [2, 40-44, 48]

เนื่องจากค่าความแม่นยำในการจำแนก แสดงถึงความสามารถในการจำแนกการจินตนาการการเคลื่อนไหวของระบบ และความสามารถในการจินตนาการการเคลื่อนไหวของผู้ร่วมทดลอง การวิเคราะห์แนวโน้มและเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างชุดการทดลองจึงเป็นสิ่งที่น่าสนใจ

จากผลการเปรียบเทียบการดึงคุณลักษณะและการวิเคราะห์แนวโน้ม (Trend Analysis) เมื่อวิเคราะห์ถึงความแม่นยำในการจำแนกในแต่ละชุดการทดลองในแต่ละท่าทางของผู้ร่วมทดลองแต่ละคน พบว่าความแม่นยำในการจำแนกมีการเปลี่ยนแปลงในแต่ละชุดการทดลอง ซึ่งอาจจะเกิดจากคุณสมบัติความเป็น non-stationary ของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่มีการเปลี่ยนแปลงในทุกช่วงของการทดลอง เรียกว่า ความแปรปรวนระหว่างชุดการทดลอง (Session Variations) ซึ่งเหล่านี้สามารถเกิดขึ้นได้จากหลายสาเหตุ โดยเฉพาะอย่างยิ่งสาเหตุที่เกี่ยวข้องกับผู้ร่วมทดลอง เช่น การพักผ่อนไม่เพียงพอ อารมณ์ในขณะทำการทดลอง การดื่มกาแฟหรือเครื่องดื่มที่มีคาเฟอีน หรือแม้กระทั่งการไม่ได้รับประทานอาหารเช้า [79] หากกำหนดให้ผู้ร่วมทดลองต้องเข้าร่วมหลายชุดการทดลอง

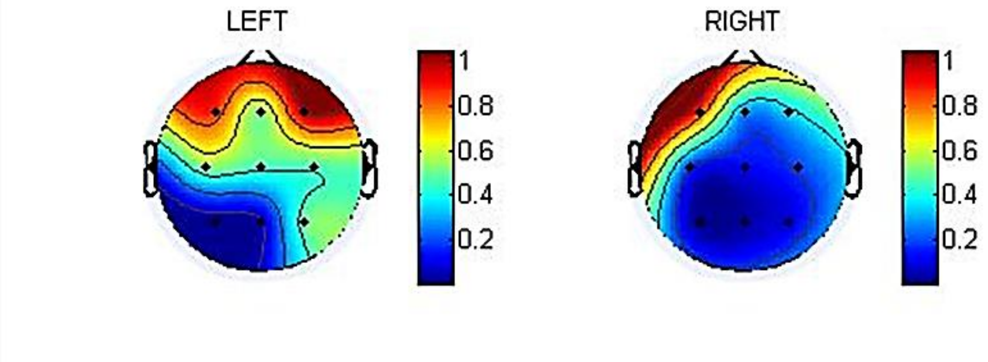
(Experimental Sessions) ที่ไม่ได้ทดลองในวันและเวลาเดียวกัน จะทำให้เกิดความแปรปรวนระหว่างชุดการทดลอง ซึ่งเป็นส่งผลต่อความแปรปรวนของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่วัดได้ ซึ่งความแปรปรวนที่สำคัญคือ Covariance Shift นั่นคือ คุณสมบัติทางสถิติของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่บันทึกได้จากแต่ละชุดการทดลองเปลี่ยนไป ได้แก่ ค่าเฉลี่ยของสัญญาณและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน [80-82] จึงทำให้การจำแนกแบบขึ้นกับชุดทดลองให้ความแม่นยำในการจำแนกที่สูงกว่าการจำแนกแบบไม่ขึ้นกับชุดทดลองอย่างมีนัยสำคัญ

ผลการทดลองจากตารางที่ 18 และตารางที่ 19 แสดงให้เห็นว่า การจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวของมือข้างเดียวกันระหว่างท่าทางกระดกข้อมือและท่าทางคว่ำและหงายมือ (M2M3) ให้ค่าความแม่นยำในการจำแนกต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับการจำแนกระหว่างท่ากำและแบมือและท่ากระดกข้อมือ (M1M2) และการจำแนกระหว่างท่ากำและแบมือและท่าคว่ำและหงายมือ (M1M3) โดยความแม่นยำในการจำแนกระหว่างท่ากระดกข้อมือและท่าคว่ำและหงายมือ (M2M3) ต่ำกว่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างท่ากำและแบมือและท่าคว่ำและหงายมือ (M1M3) อย่างมีนัยสำคัญ ซึ่งแสดงให้เห็นว่า หากต้องการพัฒนาระบบที่สามารถจำแนกจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวแต่ละท่าควรออกแบบให้ระบบทำการจำแนกในลักษณะ One-Versus-the-Rest (OVS) โดยจำแนกจินตนาการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือเป็นท่าแรก จากนั้นจึงทำการจำแนกระหว่างจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลงและท่าคว่ำและหงายมือเป็นลำดับถัดไป ดังรูปที่ 57



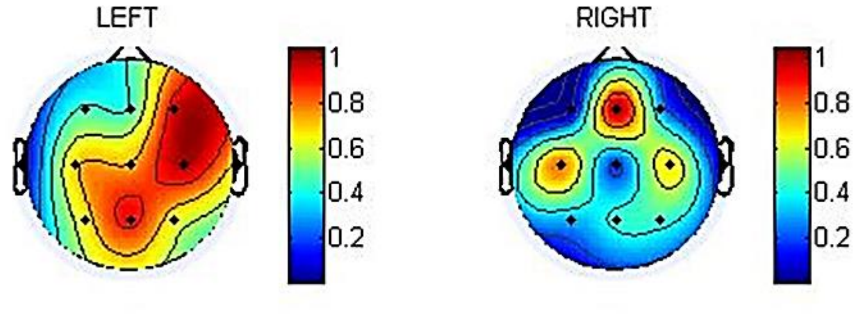
รูปที่ 57 กระบวนการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวแต่ละท่า

รูปที่ 57 แสดงลำดับการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวแต่ละท่าของผู้ร่วมการทดลองโดยทำการจำแนกในลักษณะเป็นลำดับชั้น นั่นคือ จำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวกับสภาวะปกติในชั้นแรก จำแนกท่ากำและแบมือกับการเคลื่อนไหวของข้อมือในชั้นที่สอง และจำแนกการกระดกข้อมือขึ้นลงและการคว่ำและหงายมือในชั้นสุดท้าย



รูปที่ 58 การเปลี่ยนแปลงของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S1 ในการจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ

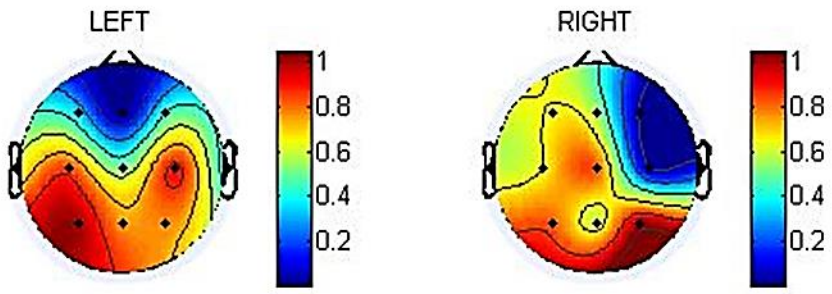
รูปที่ 58 แสดงการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S1 ในการจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ แถบสีแสดงถึงบริเวณที่สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองมีการเปลี่ยนแปลง สีน้ำเงินแสดงว่า สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองบริเวณดังกล่าวมีการเปลี่ยนแปลงน้อยที่สุด ในขณะที่สีแดงแสดงว่า สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองบริเวณดังกล่าวมีการเปลี่ยนแปลงมากที่สุด ซึ่งให้ผลใกล้เคียงกับทฤษฎีที่อ้างถึงในงานวิจัย [7] ทั้งมือซ้ายและมือขวา นั่นคือ มีการเปลี่ยนแปลของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่สมองซีกขวาใกล้เคียงกับตำแหน่ง C4 รวมถึงตำแหน่ง F4 ในการจินตนาการการเคลื่อนไหวมือซ้าย ในขณะที่การจินตนาการการเคลื่อนไหวมือขวา มีการเปลี่ยนแปลงสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองฝั่งซ้าย ใกล้เคียงกับตำแหน่ง C3 รวมถึง F3 และ T7



รูปที่ 59 การเปลี่ยนแปลงของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S7 ในการจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือ

รูปที่ 59 แสดงการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S7 ในการจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลง ซึ่งให้ผลใกล้เคียงกับทฤษฎีที่อ้างถึงในงานวิจัย [7] ทั้งมือซ้ายและมือขวา นั่นคือ การเคลื่อนไหวข้อมือจะมีการเปลี่ยนแปลงคลื่นสมองที่บริเวณใกล้เคียง

กับตำแหน่งกลางสมองหรือ Cz รวมถึงตำแหน่งตามแนวเส้นกึ่งกลางสมอง ได้แก่ Pz หรือ Fz โดยการจินตนาการการเคลื่อนไหวมือซ้ายมีการเปลี่ยนแปลงจากตำแหน่งแนวกลางสมองไปยังสมองซีกขวา ได้แก่ ตำแหน่ง C4, F4 และ P4 อีกด้วย ในขณะที่การจินตนาการการเคลื่อนไหวมือขวามีการเปลี่ยนแปลงจากตำแหน่งแนวกลางสมองไปสมองซีกซ้าย ได้แก่ ตำแหน่ง C3



รูปที่ 60 การเปลี่ยนแปลงของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S10 ในการจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือ

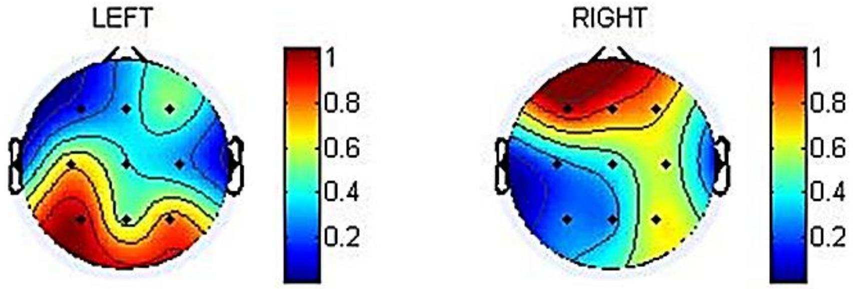
รูปที่ 60 แสดงการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S10 ในการจินตนาการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือ ซึ่งให้ผลใกล้เคียงกับทฤษฎีที่อ้างถึงในงานวิจัย [7] ทั้งมือซ้ายและมือขวา นั่นคือ การเคลื่อนไหวข้อมือหรือปลายแขนจะมีการเปลี่ยนแปลงคลื่นสมองที่บริเวณใกล้เคียงกับตำแหน่งกลางสมองหรือ Cz รวมถึงตำแหน่งตามแนวเส้นกึ่งกลางสมอง ได้แก่ Pz หรือ Fz ใกล้เคียงกับการเคลื่อนไหวในท่ากระดกข้อมือขึ้นลง โดยการจินตนาการการเคลื่อนไหวมือซ้ายมีการเปลี่ยนแปลงจากตำแหน่งแนวกลางสมองไปยังสมองซีกขวา ได้แก่ตำแหน่ง C4 และ P4 อีกด้วย ในขณะที่การจินตนาการการเคลื่อนไหวมือขวามีการเปลี่ยนแปลงจากตำแหน่งแนวกลางสมองไปสมองซีกซ้าย ได้แก่ ตำแหน่ง C3 และ P3

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

รูปที่ 58-60 แสดงการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองในทุกท่าของการทดลอง ซึ่งผลการทดลองของ S1, S7 และ S10 ซึ่งใกล้เคียงกับทฤษฎีของการเปลี่ยนแปลงสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองจากการจินตนาการการเคลื่อนไหวมือทั้งสองข้างอย่างชัดเจน นั่นคือ มีการเปลี่ยนแปลงสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองบริเวณตำแหน่ง C3 และ C4 ในการทดลองท่ากำและแบมือ และมีการเปลี่ยนแปลงสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองบริเวณตำแหน่ง Cz ในการทดลงท่ากระดกข้อมือขึ้นลงและท่าคว่ำและหงายมือ

ผลการทดลองในการจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือจากผู้ร่วมทดลองคนอื่นมีการเปลี่ยนแปลงในลักษณะ Contralateral Activation เช่นเดียวกัน นั่นคือ สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองมี

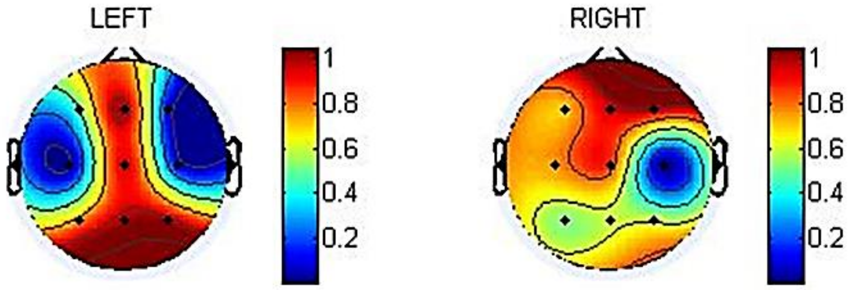
การเปลี่ยนแปลงในสมองซีกตรงข้ามกับการจินตนาการการเคลื่อนไหว แต่มีการเปลี่ยนแปลงตำแหน่งที่เกิดการเปลี่ยนแปลงดังกล่าวออกไปใกล้เคียงกับตำแหน่ง T7, T8, F3, F4, P3 และ P4 ซึ่งสามารถเกิดขึ้นได้ดังที่แสดงให้เห็นในงานวิจัย [40-44] เช่นผลการทดลองของผู้ร่วมทดลอง S7 ดังรูปที่ 61 เป็นต้น



รูปที่ 61 การเปลี่ยนแปลงของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S7 ในการจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ

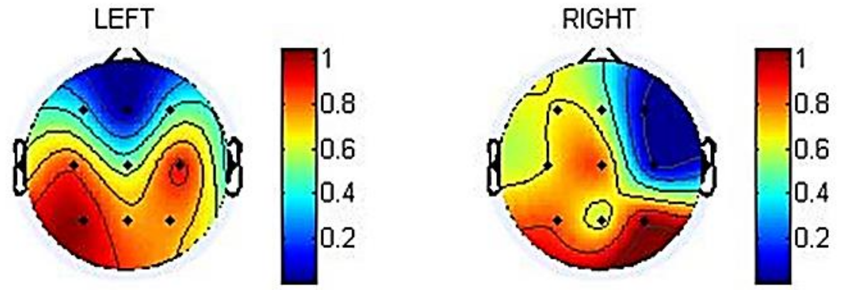
ผลการทดลองในการจินตนาการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลง มีการเปลี่ยนแปลงในตำแหน่งใกล้เคียงกับแนวกลางของสมองในผู้ร่วมทดลองคนอื่น ยกตัวอย่างเช่น ผลการทดลองของผู้ร่วมทดลอง S10 ดังรูปที่ 62 ซึ่งมีการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณคลื่นสมองในตำแหน่งแนวกลางของคลื่นสมอง ไม่ว่าจะเป็นตำแหน่ง Fz และ Pz ในขณะที่การเปลี่ยนแปลงที่ตำแหน่งอื่น อาจเกิดความชำนาญในการจินตนาการในการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลงของผู้ร่วมทดลอง และเนื่องจากตำแหน่งที่มีการเปลี่ยนแปลงคลื่นไฟฟ้าสมองที่เปลี่ยนแปลงของผู้ร่วมทดลอง S10 ทั้งมือซ้ายและมือขวามีตำแหน่งใกล้เคียงกันมาก ทำให้ความแม่นยำในการจำแนกในการทดลองท่ากระดกข้อมือของผู้ร่วมทดลอง S10 ต่ำกว่าความแม่นยำในการจำแนกของผู้ร่วมทดลองคนอื่น ดังรูปที่ 26

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



รูปที่ 62 การเปลี่ยนแปลงของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S10 ในการจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลง

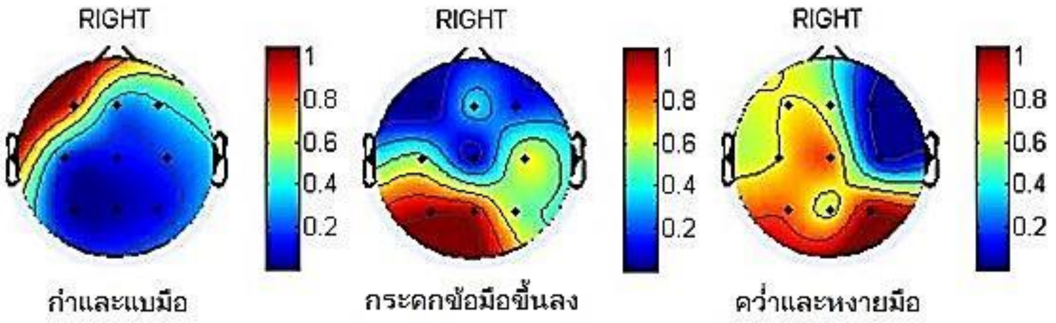
ผลการทดลองในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือ ให้ผลการทดลองในลักษณะเช่นเดียวกับผลการทดลองจากการทดลองท่ากระดกข้อมือขึ้นลง นั่นคือมีการเปลี่ยนแปลงในตำแหน่งใกล้เคียงกับแนวกลางของสมองในผู้ร่วมทดลองคนอื่น ยกตัวอย่างเช่น ผลการทดลองของผู้ร่วมทดลอง S1 ดังรูปที่ 63



รูปที่ 63 การเปลี่ยนแปลงของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S0 ในการจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือ

นอกจากนี้ จากรูปที่ 58-63 รวมถึงภาคผนวก ยังแสดงให้เห็นอย่างว่า การเปลี่ยนแปลงของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองในบริเวณตำแหน่ง C3 และ C4 และตำแหน่งใกล้เคียงกับตำแหน่ง T7 และ T8 จะพบในผลการทดลองของการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือมากกว่าผลการทดลองจากอีกสองท่า ในขณะที่การเปลี่ยนแปลงสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองบริเวณแนวกลางศีรษะสามารถพบได้ในผลการทดลองของการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลงและท่าคว่ำและหงายมือมากกว่าผลการทดลองท่ากำและแบมือ ซึ่งอาจอธิบายได้ว่า ท่ากำและแบมือเป็น

การจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวมือ ซึ่งสมองส่วนที่ตอบสนองต่อการเคลื่อนไหวดังกล่าวอยู่ในตำแหน่ง C3 และ C4 รวมถึงตำแหน่งใกล้เคียง T7, T8, F3, F4, P3 และ P4 [7] ในขณะที่ท่ากระดกข้อมือเป็นการจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวข้อมือ และท่าคว่ำและหงายมือเป็นการจินตนาการถึงการเคลื่อนไหวข้อมือและปลายแขน ซึ่งสมองส่วนที่ตอบสนองต่อการเคลื่อนไหวทั้งสองส่วนดังกล่าว อยู่ใกล้กับตำแหน่ง Cz หรือแนวกลางศีรษะ รวมถึงตำแหน่งใกล้เคียงอย่าง F3, F4, C3, C4, P3 และ Pz [7] ดังนั้น เมื่อพิจารณาถึงตำแหน่งที่เกิดการเปลี่ยนแปลงสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่ตอบสนองต่อการเคลื่อนไหวท่าต่างๆ อาจหนึ่งในเป็นสาเหตุให้ค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างท่ากระดกข้อมือขึ้นลงและท่าคว่ำและหงายมือ (M2M3) จึงต่ำที่สุด เมือเทียบกับการจำแนกระหว่างท่ากำและแบมือและท่ากระดกข้อมือขึ้นลง (M1M2) และการจำแนกระหว่างท่ากำและแบมือและท่าคว่ำและหงายมือ (M1M3) ดังรูปที่ 64



รูปที่ 64 การเปลี่ยนแปลงสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวด้วยมือขวาท่าต่างๆของผู้ร่วมทดลอง

รูปที่ 64 เปรียบเทียบบริเวณของสมองที่ตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของการจินตนาการการเคลื่อนไหวมือขวาท่าต่างๆของผู้ร่วมทดลอง S1 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าตำแหน่งที่ตอบสนองต่อการจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือและท่าคว่ำและหงายมือใกล้เคียงกัน และแตกต่างกับตำแหน่งที่ตอบสนองต่อจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมืออย่างชัดเจน ทำให้ผลการจำแนกระหว่างการจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลงและท่าคว่ำและหงายมือ (M2M3) ต่ำกว่าการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวอีกสองท่า ดังตารางที่ 18

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

นอกจากนี้ ผลการทดลองยังแสดงให้เห็นว่า ความแม่นยำในการจำแนกการจินตนาการการเคลื่อนไหวระหว่างมือซ้ายและมือขวา มีค่าใกล้เคียงกันในการจินตนาการการเคลื่อนไหวจากมือทั้งสองข้าง ซึ่งถึงแม้ว่าผู้ร่วมการทดลองทุกคนจะเป็นผู้ถนัดขวา และค่าเฉลี่ยความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวด้วยมือขวาจะมีค่าสูงกว่าค่าเฉลี่ยความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวด้วยมือซ้ายในทุกท่า แต่ความแม่นยำในการจำแนกระหว่างการจินตนาการการเคลื่อนไหวด้วยมือทั้งสองข้าง ไม่มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ ซึ่งอาจจะเป็นเพราะท่าทั้งหมด

ในงานวิจัยนี้ เป็นท่าการเคลื่อนไหวพื้นฐานสำหรับมือและข้อมือ ซึ่งผู้ร่วมทดลองสามารถทำได้ไม่ยาก ทั้งมือซ้ายและมือขวา และอาจจะสรุปได้ว่า ความถนัดไม่มีผลต่อความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหว

เมื่อเปรียบเทียบการจำแนกทั้งสองลักษณะ นั่นคือ การจำแนกการจินตนาการการเคลื่อนไหวของมือซ้ายและมือขวาในแต่ละท่า และการจำแนกการจินตนาการการเคลื่อนไหวแต่ละท่าของมือแต่ละข้าง การจำแนกในลักษณะที่สองมีความท้าทายในการจำแนกมากกว่า เพราะสมองส่วนที่ตอบสนองต่อการเคลื่อนไหวดังกล่าวอยู่ใกล้เคียงกัน อย่างไรก็ตาม ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า มีความเป็นไปได้ในการจำแนกลักษณะที่สอง เนื่องจากถึงแม้สมองส่วนที่ตอบสนองต่อการเคลื่อนไหวอยู่ในตำแหน่งใกล้เคียง แต่ช่วงความถี่ที่ตอบสนองต่อการเคลื่อนไหวอยู่ในช่วงที่แตกต่างกัน ดังตารางที่ 18 และรูปที่ 58-60

ในการทดลอง Interpolation ผลการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำในการจำแนกระหว่างกลุ่มของช่องสัญญาณที่สร้างขึ้นและกลุ่มของช่องสัญญาณที่บันทึกจริง ถูกคำนวณด้วย Paired t-test และการคำนวณความแปรปรวนร่วม (ANOVA with Bonferroni Correction) ที่มีค่านัยสำคัญทางสถิติเท่ากับ 0.05

เนื่องจากผลการทดลองเปรียบเทียบกลุ่มของช่องสัญญาณ แสดงให้เห็นว่ากลุ่มของช่องสัญญาณที่มีอิเล็กโทรด 11 ตำแหน่ง และ 9 ตำแหน่ง ให้ความแม่นยำในการจำแนกสูงกว่ากลุ่มของช่องสัญญาณกลุ่มอื่นอย่างมีนัยสำคัญ การทดลอง Interpolation ในกรณีแรกจึงทำการสร้างสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองกลุ่ม 11 ตำแหน่ง และ 9 ตำแหน่งขึ้นจากสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่บันทึกจริงกลุ่ม 5B ซึ่งครอบคลุมพื้นที่กลางสมอง

เนื่องจากผลความแม่นยำในการจำแนกของอิเล็กโทรดกลุ่ม 11 ตำแหน่ง และ 9 ตำแหน่งให้ความแม่นยำในการจำแนกสูงสุดเมื่อเทียบกับความแม่นยำในการจำแนกที่ได้จากอิเล็กโทรดกลุ่มอื่นๆ ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า กลุ่มของอิเล็กโทรดที่บันทึกจริงให้ความแม่นยำในการจำแนกสูงกว่ากลุ่มของอิเล็กโทรดที่สร้างขึ้นทั้งสองกลุ่มอย่างมีนัยสำคัญดังตารางที่ 20 และรูปที่ 53 อย่างไรก็ตาม ความแม่นยำในการจำแนกจากกลุ่มของอิเล็กโทรดที่สร้างขึ้นทั้งสองกลุ่มดังกล่าวให้ความแม่นยำในการจำแนกไม่ต่างกันอย่างมีนัยสำคัญดังรูปที่ 54

การทดลอง Interpolation ในกรณีที่สองให้ผลการทดลองที่สอดคล้องกับการประยุกต์ใช้อัลกอริทึม SSI กรณีแรก นั่นคือ กลุ่มของช่องสัญญาณที่สร้างขึ้นทุกกลุ่ม ให้ค่าความแม่นยำในการจำแนกใกล้เคียงกัน ดังตารางที่ 21 และรูปที่ 56

ผลการทดลองนี้ อาจอธิบายได้ว่า การ Interpolation ถูกออกแบบมาเพื่อแก้ไขสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่ถูกประเมินว่าไม่ดี โดยทั่วไป การ Interpolation นั้น มักทำกับช่องสัญญาณที่ไม่ดีเพียงช่องเดียวโดยอาศัยสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองจากตำแหน่งรอบๆช่องสัญญาณดังกล่าว ในการ

ทดลองนี้ การ Interpolation ถูกใช้เพื่อสร้างสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง 4 ตำแหน่งหรือมากกว่า จาก 5 ตำแหน่งของช่องสัญญาณที่บันทึกจริง ซึ่งอาจจะเป็นการสร้างจากสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่มีน้อยเกินไป นอกจากนี้ ในกรณีของกลุ่มของช่องสัญญาณ 13 ตำแหน่ง, 15 ตำแหน่งและ 25 ตำแหน่ง ซึ่งเป็นการ Interpolation เพื่อเพิ่มความหนาแน่นของช่องสัญญาณ ช่องสัญญาณที่ถูกสร้างขึ้น อาจจะถูกนำไปใช้เพื่อสร้างช่องสัญญาณอื่นต่อไป นี่อาจจะเป็นเหตุผลทำให้ค่าความแม่นยำในการจำแนกของกลุ่มของช่องสัญญาณในกรณีนี้มีค่าต่ำ

กลุ่มของช่องสัญญาณ 13 ตำแหน่ง คลื่นสัญญาณไฟฟ้าสมองที่สร้างขึ้น 1 ตำแหน่ง จะถูกสร้างจากช่องสัญญาณรอบๆ เช่น ตำแหน่ง FC1 จะถูกสร้างจากตำแหน่ง F3, Fz, C3 และ Cz ในขณะที่กลุ่มของสัญญาณ 15 ตำแหน่ง และ 25 ตำแหน่ง คลื่นสัญญาณไฟฟ้าสมองที่สร้างขึ้นหนึ่งตำแหน่ง อาจจะถูกสร้างจากตำแหน่งที่ถูกสร้างขึ้นมาก่อนหน้า ซึ่งอาจเป็นสาเหตุให้ความแม่นยำในการจำแนกที่ได้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองจากกลุ่มของช่องสัญญาณ 13 ตำแหน่ง จะให้ค่าความแม่นยำสูงกว่าสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองจากกลุ่มอื่นๆ แต่อย่างไรก็ตาม ความแม่นนำในการจำแนกจากกลุ่มของช่องสัญญาณ 13 ไม่มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญกับความความแม่นยำในการจำแนกจากกลุ่มของช่องสัญญาณอื่นๆ

ดังนั้น การประยุกต์ใช้อัลกอริทึม Interpolation เพื่อใช้สร้างสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองเพิ่มจากช่องสัญญาณที่บันทึกจริง ไม่เหมาะกับการนำมาใช้เพื่อพัฒนาระบบฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองด้วยสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่ใช้จำนวนช่องสัญญาณน้อยจุดได้ เนื่องจากให้ความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าทางต่างๆต่ำกว่าการใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองจากช่องสัญญาณที่บันทึกจริงอย่างมีนัยสำคัญ นั่นคือ ไม่สามารถใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองจากช่องสัญญาณที่สร้างหรือ interpolate ขึ้นมาใช้แทนสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่บันทึกจริงเพื่อการสร้างระบบที่มีสามารถจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวอย่างแม่นยำได้

นอกจากนี้ จากผลการทดลองของงานวิจัยนี้ ระบบฟื้นฟูการเคลื่อนไหวมือของผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองด้วยสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่จะถูกพัฒนาขึ้นเหมาะสำหรับการนำไปใช้เพื่อฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองที่ไม่สามารถขยับหรือเคลื่อนไหวมือได้ โดยมีข้อสังเกตในการพัฒนาระบบคือ สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ป่วยอาจจะมีความแปรปรวนมากกว่าผู้ร่วมทดลองที่มีสุขภาพดี [83] ที่ถูกคัดเลือกมาร่วมในงานวิจัยนี้

บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

ระบบการจำแนกที่พัฒนาขึ้นในงานวิจัยนี้ มีเป้าหมายที่จะนำไปใช้กับแขนหุ่นยนต์เพื่อฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง [84] เพื่อพัฒนาระบบฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองด้วยสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง เพื่อช่วยให้ผู้ป่วยกลับมามีความสามารถในการควบคุมมือและแขนอีกครั้ง โดยระบบประมวลสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ป่วย และส่งสัญญาณไปยังแขนหุ่นยนต์ เพื่อช่วยในการเคลื่อนไหว หรือออกแรงต้าน ขึ้นกับสภาพของผู้ป่วย

จากผลการทดลองซึ่งจะนำไปใช้ในการพัฒนาระบบฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองต่อไป พบว่า ระบบสามารถใช้ตัวจำแนก LDA และ SVM เป็นตัวจำแนกก็ได้ เนื่องจากค่าความแม่นยำในการจำแนกไม่มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ

ค่าความแม่นยำในการจำแนก แสดงให้เห็นว่า การดึงคุณลักษณะ FB เหมาะสำหรับการจำแนกการจินตนาการการเคลื่อนไหวมากกว่าการดึงคุณลักษณะ WB จุดประสงค์ของการดึงคุณลักษณะ FB ในงานวิจัยนี้ คือเพื่อศึกษาผลของการเพิ่มจำนวนคุณลักษณะซึ่งส่งผลต่อความแม่นยำในการจำแนก จากผลการทดลอง แม้ว่ากระบวนการเลือกคุณลักษณะจะไม่ถูกเลือกมาใช้ในงานวิจัยนี้ การเพิ่มจำนวนคุณลักษณะควรจะทำให้ค่าความแม่นยำในการจำแนกสูงขึ้น การดึงคุณลักษณะ WB สามารถมองได้ว่า เป็นการดึงคุณลักษณะด้วยอัลกอริทึม CSP แบบดั้งเดิม ในขณะที่การดึงคุณลักษณะ FB เป็นการเพิ่มจำนวนคุณลักษณะด้วยการแบ่งสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองออกเป็น 6 ช่วงความถี่ ซึ่งผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า แม้ว่าจะไม่มีกระบวนการเลือกคุณลักษณะที่เหมาะสมที่สุด ค่าความแม่นในการจำแนกด้วยการดึงคุณลักษณะ FB ยังให้ความแม่นยำในการจำแนกสูงกว่าการจำแนกด้วยการดึงคุณลักษณะ WB

สำหรับแนวคิดที่ว่า หากผู้ร่วมทดลองเข้าร่วมการทดลองมากขึ้น จะทำให้ผู้ร่วมทดลองมีความสามารถในการจินตนาการการเคลื่อนไหวมากขึ้น ซึ่งสังเกตได้การวิเคราะห์แนวโน้มของผู้ร่วมทดลอง 9 คน ผลการทดลองยังแสดงให้เห็นความเป็นไปได้ในการเลือก 3 ท่าในงานวิจัยนี้ไปใช้ในการฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง นอกจากนี้ ยังแสดงให้เห็นถึงความเป็นไปได้ในการจำแนกสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่เกิดจากสมองซีกเดียวกันและบริเวณใกล้เคียงกัน

นอกจากนี้ เพื่อพัฒนาระบบฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองด้วยสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่สามารถใช้งานได้จริง เวลาที่แนะนำในการทดลองควรไม่เกิน 1 ชั่วโมง เพื่อหลีกเลี่ยงอาการเบื่อ ง่วงนอน และความรู้สึกรำคาญ ซึ่งอาจเป็นผลให้สมาธิในการทำการทดลองลดลง อีกปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่อระยะเวลาในการทดลอง คือ จำนวนช่องสัญญาณ (EEG Channels) หรือจำนวนตำแหน่งของอิเล็กโทรด (Electrodes) ที่ใช้เพื่อบันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง เนื่องจากจำนวนช่องสัญญาณที่

เพิ่มขึ้น จะทำให้ใช้เวลาในการติดตั้งอุปกรณ์มากขึ้น ซึ่งจากผลการทดลองพบว่า การติดตั้งอิเล็กโทรดซึ่งครอบคลุมตำแหน่ง C3, C4 และบริเวณกลางศีรษะ (Cz) โดยใช้อิเล็กโทรดจำนวน 11 ตำแหน่ง ให้ผลความแม่นยำในการจำแนกที่สูงที่สุด

สำหรับอุปกรณ์ที่สามารถพกพาได้ หนึ่งในปัจจัยสำคัญในการใช้งานคือ ความสามารถในการติดตั้งและพกพา ซึ่งจำนวนตำแหน่งของช่องสัญญาณส่งผลอย่างมากถึงคุณสมบัติดังกล่าว การประยุกต์ Interpolation อัลกอริทึมเพื่อใช้สร้างสัญญาณคลื่นสมองเพิ่มจากช่องสัญญาณที่บันทึกไว้จริง อาจจะไม่เหมาะกับการนำมาใช้ในงานวิจัยลักษณะนี้ เพราะให้ความแม่นยำในการจำแนกต่ำกว่าสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่ได้จากการบันทึกจริงอย่างมีนัยสำคัญ นั่นคือ ไม่สามารถใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองจากช่องสัญญาณที่สร้างหรือ interpolate ขึ้นมาใช้แทนสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่บันทึกจริงเพื่อการสร้างระบบที่มีสามารถจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวอย่างแม่นยำได้

โดยทั่วไปแล้ว ระบบฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองด้วยสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง จะแบ่งการทำงานออกเป็น 2 ช่วง ได้แก่

ช่วงฝึก (Training/Calibration Session) มีเป้าหมายเพื่อให้ผู้ร่วมทดลองฝึกจินตนาการการเคลื่อนไหว และบันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองดังกล่าวมาคำนวณเพื่อสร้างคุณลักษณะที่จำเป็นในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหว

ช่วงฟื้นฟู (Experimental/Rehabilitation Session) มีเป้าหมายฟื้นฟูการเคลื่อนไหวของผู้ป่วย โดยอาจจะทำงานร่วมกับแขนหุ่นยนต์ (Robotic Arm) หรือมีสัญญาณป้อนกลับตามจินตนาการการเคลื่อนไหวของผู้ร่วมทดลอง

จากผลการทดลองของงานวิจัยนี้ เพื่อที่จะสามารถพัฒนาระบบฟื้นฟูผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมองด้วยสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่มีความแม่นยำในการจำแนกสูง จึงควรมีคุณสมบัติเป็น Session Dependent กล่าวคือ ให้ส่วนฝึกมีเป้าหมายแค่ฝึกให้ผู้ร่วมทดลองมีทักษะในการจินตนาการการเคลื่อนไหวเท่านั้น ไม่ต้องนำสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองในช่วงนี้มาสร้างคุณลักษณะที่จะใช้ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหว เมื่อครบระยะเวลาการฝึกที่กำหนดแล้ว ผู้ร่วมทดลองจึงเข้าร่วมส่วนฟื้นฟูต่อไป โดยกำหนดให้แต่ละครั้งของการฟื้นฟูมีช่วงการฝึกย่อยของตนเอง เพื่อสร้างคุณลักษณะที่จะใช้จำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวที่เหมาะสมสำหรับการฟื้นฟูในครั้งนั้น

นอกจากนี้ การพัฒนาระบบที่มีการทำงานในลักษณะ Adaptive หรือ Co-adaptive นับเป็นอีกทางเลือกในการพิจารณา เนื่องจาก ที่มีการทำงานในลักษณะ Adaptive หรือ Co-adaptive จะนำสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองในการทดลองล่าสุด มาสร้างคุณลักษณะที่สำคัญร่วมกับ สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่ได้จากการทดลองก่อนหน้า [85-88]

5.2 ข้อเสนอแนะ

- จากผลการทดลองในงานวิจัยนี้ รวมถึงผลงานวิจัยอื่น แสดงให้เห็นว่า สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่ตอบสนองต่อจินตนาการการเคลื่อนไหวของผู้ร่วมทดลองแต่ละคนแตกต่างกัน (Subject Specific) และเลือกช่วงถี่ที่เหมาะสมสำหรับการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหว เพื่อที่จะได้ความแม่นยำในการจำแนกสูงสุด ซึ่งทฤษฎีน่าจะสามารถนำมาประยุกต์ใช้ ได้แก่ Information Theory โดยเฉพาะอย่างยิ่ง Mutual Information ซึ่งใช้หลักการทางสถิติวิเคราะห์หาความใกล้เคียง รวมถึงความแตกต่างของสัญญาณต่างๆ [89-91] ถึงแม้ว่าระบบอาจจะต้องใช้เวลามากขึ้นในการคำนวณขั้นตอนนี้ แต่อย่างไรก็ตาม เพื่อให้สามารถพัฒนาระบบที่มีความสามารถในการจำแนกที่แม่นยำ การประยุกต์ใช้ Information Theory ต่างๆเพื่อเลือกช่วงความถี่ที่เหมาะสมต่อการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าต่างๆ จึงเป็นสิ่งที่น่าสนใจและพัฒนาต่อไปในอนาคต
- ในงานวิจัยด้านการเรียนรู้จำของเครื่อง (Machine Learning) หรือปัญญาประดิษฐ์ ตัวจำแนกที่กำลังเป็นที่สนใจและได้ความนิยมเป็นอย่างมาก ได้แก่ ตัวจำแนกในกลุ่มของการเรียนรู้แบบลึก (Deep Learning) ซึ่งได้มีงานวิจัยหลายชิ้นที่นำตัวจำแนกกลุ่มนี้ไปทดลองกับงานวิจัย EEG-based BCI ได้แก่ P300, SSVEP รวมถึง Motor Imagery ด้วยเช่นกัน [92-94] ข้อจำกัดสำคัญของการใช้ตัวจำแนกของการเรียนรู้แบบลึก ได้แก่ ใช้เวลาในการเรียนรู้นาน ทำให้เหมาะกับงานวิจัย MI-based BCI ที่มีลักษณะการทำงานแบบ Offline นอกจากนี้ จำนวนขนาดของชุดข้อมูลตัวอย่างสอน (Training Dataset) เป็นข้อจำกัดอีกหนึ่งข้อ โดยเฉพาะกับงานวิจัยลักษณะเดียวกับงานวิจัยนี้ ที่ทำการทดลองกับจินตนาการการเคลื่อนไหวในท่าอื่นนอกจากท่ากำและแบมือ ทำให้มีข้อจำกัดเรื่องจำนวนข้อมูลที่จะนำมาเป็นตัวอย่างสอนมากขึ้น ทำให้ประสิทธิภาพในการจำแนกสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองยังไม่มีประสิทธิภาพมากนักเมื่อเทียบกับ การใช้อัลกอริทึมที่พัฒนาจาก CSP ร่วมกับตัวจำแนกเชิงเส้น รวมถึงตัวจำแนก Shallow Convolutional Neural Networks [72] อย่างไรก็ตาม ถึงแม้จะยังมีข้อจำกัดในหลายด้าน แต่การประยุกต์ใช้ตัวจำแนกในกลุ่มการเรียนรู้แบบลึกแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่ดีในหลายงานวิจัย [94-97] ทำให้การประยุกต์ใช้การเรียนรู้แบบลึกในงานวิจัย MI-based BCI ยังเป็นแนวทางงานวิจัยที่น่าสนใจและพัฒนาต่อไปในอนาคต
- เนื่องจากลักษณะเฉพาะของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่มีสัญญาณรบกวนสูง, มีจำนวนมิติมาก และมีความแปรปรวนสูง (Non-stationary) แล้ว คุณลักษณะของงานวิจัยที่สำคัญและจำเป็นต่องานวิจัยด้าน EEG-based BCI ในอนาคตคือ มีการทำงานแบบ Online และสามารถทำงานได้ดีในกรณีที่มีข้อจำกัดด้านชุดข้อมูลตัวอย่างสอน ในปัจจุบันเพื่อให้ระบบ

สามารถจำแนกข้อมูลสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองได้อย่างแม่นยำ จำเป็นต้องใช้ข้อมูลเพื่อมาเป็นตัวอย่างสอนจำนวนมาก และเพื่อให้ได้ข้อมูลดังกล่าวต้องใช้เวลามากในการบันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองจากผู้ร่วมทดลอง ซึ่งนอกจากจะยุ่งยากสำหรับผู้ร่วมทดลองในแง่ของเวลาในการร่วมการทดลองแล้ว ยังเป็นการยากสำหรับผู้ร่วมทดลองที่จะควบคุมให้ได้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองลักษณะเดียวกับที่เคยบันทึกไว้ จึงจำเป็นต้องมีช่วงของการฝึก (Calibration Session) งานวิจัยที่เรียกว่า Transfer Learning [98] จึงเป็นงานวิจัยอีกลักษณะหนึ่งที่กำลังได้รับความสนใจในงานวิจัยด้าน EEG-based BCI ซึ่งมีคุณลักษณะสำคัญคือ Calibration-free นั่นคือ ไม่มีช่วงการฝึก โดยจะอาศัยการเรียนรู้จากโมเดลที่มีอยู่แล้วมาสร้างโมเดลใหม่ที่สามารถนำมาใช้ในการจำแนกสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองได้ การสร้างโมเดลในลักษณะนี้ สามารถพิจารณาได้ว่า เป็นการสร้างโมเดลในการจำแนกสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองในลักษณะแบบไม่ขึ้นกับตัวผู้ร่วมทดลอง (Subject Independent) ซึ่งแปลงการแจกแจงทางสถิติของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองจากโมเดลเดิมไปสู่การแจกแจงทางสถิติของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองทางสถิติสำหรับโมเดลใหม่ ซึ่งเรียกว่า การแปลงโดเมน (Domain) อย่างไรก็ตาม งานวิจัยในลักษณะนี้อาจทำให้ระบบมีความสามารถในการจำแนกลดลง เนื่องจากคุณลักษณะของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่ตอบสนองต่อการเคลื่อนไหวมีคุณลักษณะขึ้นกับบุคคล (Subject Specific) ระบบที่ไม่มีช่วงการฝึก (Calibration-free) เป็นคุณลักษณะของระบบ EEG-based BCI ที่สำคัญต่อการพัฒนาและนำระบบไปใช้งาน [99, 100]

- งานวิจัยอีกลักษณะที่ได้รับการยอมรับว่าเป็นมาตรฐานใหม่สำหรับงานวิจัยด้าน MI-based BCI ในขณะนี้ ได้แก่ Riemannian Geometry Classifiers (RGC) ซึ่งได้ผลที่ได้ในงานวิจัยหลายประเภท ไม่ว่าจะเป็น Motor Imagery, P300 และ SSVEP เป็นต้น [101-103] การประยุกต์ใช้ Riemannian Geometry ในงานด้านนี้ เป็นการปรับสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองไปสู่ข้อกำหนดทางเรขาคณิตที่กำหนด ซึ่งเป็นพื้นที่โค้งที่มีความเรียบ (Smooth Curved Space) ที่สามารถทำการประมาณในลักษณะเชิงเส้นในบริเวณที่กำหนดได้ [104] ซึ่งมีข้อดีที่สำคัญคือ ใช้จำนวนช่องสัญญาณ (EEG Channels) หรือจำนวนตำแหน่งของอิเล็กโทรด (Electrodes) ไม่มากให้ความแม่นยำในการจำแนกที่ดี และสามารถ generalized ได้ดี ทำให้สามารถพัฒนาไปสู่ระบบที่เป็น Calibration-free หรือ Transfer Learning ได้ อย่างไรก็ตาม การประยุกต์ใช้ Riemannian Geometry มีข้อจำกัดสำคัญ คือ ใช้เวลาในการคำนวณสูง (High Computation Complexity) ซึ่งจะเพิ่มขึ้นตามจำนวนช่องสัญญาณหรือจำนวนตำแหน่งของอิเล็กโทรด [72]

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

บรรณานุกรม

1. Silvoni, S., et al., *Brain-Computer Interface in Stroke: a Review of Progress.* Clinical Eeg and Neuroscience, 2011. **42**(4): p. 245-252.
2. Daly, J.J. and J.R. Wolpaw, *Brain-computer interfaces in neurological rehabilitation.* Lancet Neurol, 2008. **7**(11): p. 1032-43.
3. Mohanty, R., et al., *Machine learning classification to identify the stage of brain-computer interface therapy for stroke rehabilitation using functional connectivity.* Frontiers in neuroscience, 2018. **12**.
4. Yuan, H. and B. He, *Brain-Computer Interfaces Using Sensorimotor Rhythms: Current State and Future Perspectives.* Ieee Transactions on Biomedical Engineering, 2014. **61**(5): p. 1425-1435.
5. He, B., et al., *Noninvasive Brain-Computer Interfaces Based on Sensorimotor Rhythms.* Proceedings of the Ieee, 2015. **103**(6): p. 907-925.
6. Pfurtscheller, G. and F.H.L. da Silva, *Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles.* Clinical Neurophysiology, 1999. **110**(11): p. 1842-1857.
7. He, B., et al., *Brain–computer interfaces*, in *Neural Engineering*. 2013, Springer. p. 87-151.
8. Suwannarat, A., S. Pan-ngum, and P. Israsena. *Evaluation of EEG-Based Motor Imagery of Hand Flexion and Extension for Rehabilitation*. in *Proceedings of the international Convention on Rehabilitation Engineering & Assistive Technology*. 2016. Singapore Therapeutic, Assistive & Rehabilitative Technologies (START) Centre.
9. Suwannarat, A., S. Pan-ngum, and P. Israsena, *Comparison of EEG measurement of upper limb movement in motor imagery training system.* Biomedical Engineering Online, 2018. **17**.
10. Nomenclature, S.E.P., *American Electroence phalographic Society Guidelines for.* Journal of clinical Neurophysiology, 1991. **8**(2): p. 200-202.
11. Wikipedia. *Electroencephalography*. [cited 2019; Available from:

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

https://en.wikipedia.org/wiki/Electroencephalography.

12. Müller-Gerking, J., G. Pfurtscheller, and H. Flyvbjerg, *Designing optimal spatial filters for single-trial EEG classification in a movement task.* Clinical neurophysiology, 1999. **110**(5): p. 787-798.
13. Neurotechnologies, N.C.f.A. *BCI2000 Wiki*. [cited 2019; Available from: https://www.bci2000.org/mediawiki/index.php/User_Tutorial:Introduction_to_the_Mu_Rhythm.
14. Blankertz, B., et al., *Optimizing spatial filters for robust EEG single-trial analysis.* IEEE Signal processing magazine, 2008. **25**(1): p. 41-56.
15. Lemm, S., et al., *Spatio-spectral filters for improving the classification of single trial EEG.* IEEE transactions on biomedical engineering, 2005. **52**(9): p. 1541-1548.
16. Dornhege, G., et al., *Combined optimization of spatial and temporal filters for improving brain-computer interfacing.* IEEE transactions on biomedical engineering, 2006. **53**(11): p. 2274-2281.
17. Novi, Q., et al. *Sub-band common spatial pattern (SBCSP) for brain-computer interface*. in *2007 3rd International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering*. 2007. IEEE.
18. Wu, W., et al., *Classifying single-trial EEG during motor imagery by iterative spatio-spectral patterns learning (ISSPL).* IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2008. **55**(6): p. 1733-1743.
19. Ang, K.K., et al. *Filter bank common spatial pattern (FBCSP) in brain-computer interface*. in *2008 IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IEEE World Congress on Computational Intelligence)*. 2008. IEEE.
20. Ang, K.K., et al., *Filter bank common spatial pattern algorithm on BCI competition IV datasets 2a and 2b.* Frontiers in neuroscience, 2012. **6**: p. 39.
21. Thomas, K.P., et al., *A new discriminative common spatial pattern method for motor imagery brain–computer interfaces.* IEEE transactions on biomedical engineering, 2009. **56**(11): p. 2730-2733.
22. Mousavi, E.A., et al., *Wavelet common spatial pattern in asynchronous offline brain computer interfaces.* Biomedical Signal Processing and Control, 2011. **6**(2): p. 121-128.

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

23. Blankertz, B., et al., *The non-invasive Berlin brain–computer interface: fast acquisition of effective performance in untrained subjects.* NeuroImage, 2007. **37**(2): p. 539-550.

24. Nicolas-Alonso, L.F., et al. *Analytic common spatial pattern and adaptive classification for multiclass motor imagery-based BCI*. in *Neural Engineering (NER), 2013 6th International IEEE/EMBS Conference on*. 2013. IEEE.

25. Park, C., et al., *Classification of motor imagery BCI using multivariate empirical mode decomposition.* IEEE Transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 2013. **21**(1): p. 10-22.

26. Schalk, G., et al., *BCI2000: a general-purpose brain-computer interface (BCI) system.* IEEE Transactions on biomedical engineering, 2004. **51**(6): p. 1034-1043.

27. Park, C., C.C. Took, and D.P. Mandic, *Augmented complex common spatial patterns for classification of noncircular EEG from motor imagery tasks.* IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2014. **22**(1): p. 1-10.

28. Aghaei, A.S., M.S. Mahanta, and K.N. Plataniotis. *Separable common spatio-spectral pattern algorithm for classification of EEG signals*. in *2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. 2013. IEEE.

29. Lotte, F., et al., *A review of classification algorithms for EEG-based brain–computer interfaces.* Journal of neural engineering, 2007. **4**(2): p. R1.

30. Bashashati, A., et al., *A survey of signal processing algorithms in brain–computer interfaces based on electrical brain signals.* Journal of Neural engineering, 2007. **4**(2): p. R32.

31. Hwang, H.-J., et al., *EEG-based brain-computer interfaces: a thorough literature survey.* International Journal of Human-Computer Interaction, 2013. **29**(12): p. 814-826.

32. Muller, K.-R., C.W. Anderson, and G.E. Birch, *Linear and nonlinear methods for brain-computer interfaces.* IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 2003. **11**(2): p. 165-169.

33. Schalk, G. and J. Mellinger, *A practical guide to brain–computer interfacing with*

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

BCI2000: General-purpose software for brain-computer interface research, data acquisition, stimulus presentation, and brain monitoring. 2010: Springer Science & Business Media.

34. Shepard, D. *A two-dimensional interpolation function for irregularly-spaced data*. in *Proceedings of the 1968 23rd ACM national conference*. 1968. ACM.
35. Harder, R.L. and R.N. Desmarais, *Interpolation using surface splines.* Journal of aircraft, 1972. **9**(2): p. 189-191.
36. Perrin, F., et al., *Spherical splines for scalp potential and current density mapping.* Electroencephalography and clinical neurophysiology, 1989. **72**(2): p. 184-187.
37. Law, S.K., P.L. Nunez, and R.S. Wijesinghe, *High-resolution EEG using spline generated surface Laplacians on spherical and ellipsoidal surfaces.* IEEE transactions on Biomedical engineering, 1993. **40**(2): p. 145-153.
38. Delorme, A. and S. Makeig, *EEGLAB: an open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis.* Journal of neuroscience methods, 2004. **134**(1): p. 9-21.
39. Lopez-Calderon, J. and S.J. Luck, *ERPLAB: an open-source toolbox for the analysis of event-related potentials.* Frontiers in human neuroscience, 2014. **8**: p. 213.
40. Royer, A.S., et al., *EEG control of a virtual helicopter in 3-dimensional space using intelligent control strategies.* IEEE Transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 2010. **18**(6): p. 581-589.
41. Doud, A.J., et al., *Continuous three-dimensional control of a virtual helicopter using a motor imagery based brain-computer interface.* PloS one, 2011. **6**(10): p. e26322.
42. LaFleur, K., et al., *Quadcopter control in three-dimensional space using a noninvasive motor imagery-based brain–computer interface.* Journal of neural engineering, 2013. **10**(4): p. 046003.
43. Ang, K.K., et al., *A randomized controlled trial of EEG-based motor imagery brain-computer interface robotic rehabilitation for stroke.* Clinical EEG and neuroscience, 2015. **46**(4): p. 310-320.

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

44. Ang, K.K., et al., *Brain-computer interface-based robotic end effector system for wrist and hand rehabilitation: results of a three-armed randomized controlled trial for chronic stroke.* Frontiers in neuroengineering, 2014. **7**: p. 30.

45. Nourmohammadi, A., M. Jafari, and T.O. Zander, *A survey on unmanned aerial vehicle remote control using brain–computer interface.* IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 2018. **48**(4): p. 337-348.

46. Buch, E., et al., *Think to move: a neuromagnetic brain-computer interface (BCI) system for chronic stroke.* Stroke, 2008. **39**(3): p. 910-917.

47. Meng, F., et al. *BCI-FES training system design and implementation for rehabilitation of stroke patients*. in *2008 IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IEEE World Congress on Computational Intelligence)*. 2008. IEEE.

48. Ang, K.K., et al., *A large clinical study on the ability of stroke patients to use an EEG-based motor imagery brain-computer interface.* Clinical EEG and Neuroscience, 2011. **42**(4): p. 253-258.

49. Shindo, K., et al., *Effects of neurofeedback training with an electroencephalogram-based brain–computer interface for hand paralysis in patients with chronic stroke: a preliminary case series study.* Journal of rehabilitation medicine, 2011. **43**(10): p. 951-957.

50. Tam, W.-K., et al., *A minimal set of electrodes for motor imagery BCI to control an assistive device in chronic stroke subjects: a multi-session study.* IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2011. **19**(6): p. 617-627.

51. Ang, K.K., et al. *Transcranial direct current stimulation and EEG-based motor imagery BCI for upper limb stroke rehabilitation*. in *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. 2012. IEEE.

52. Cincotti, F., et al. *EEG-based Brain-Computer Interface to support post-stroke motor rehabilitation of the upper limb*. in *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. 2012. IEEE.

53. Kaiser, V., et al., *Relationship between electrical brain responses to motor imagery and motor impairment in stroke.* Stroke, 2012. **43**(10): p. 2735-2740.

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

54. Ramos‑Murguialday, A., et al., *Brain–machine interface in chronic stroke rehabilitation: a controlled study.* Annals of neurology, 2013. **74**(1): p. 100-108.

55. Navarro, I., B. Hubais, and F. Sepulveda. *A comparison of time, frequency and ICA based features and five classifiers for wrist movement classification in EEG signals*. in *2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference*. 2006. IEEE.

56. Mohamed, A., T. Marwala, and L. John. *Single-trial EEG discrimination between wrist and finger movement imagery and execution in a sensorimotor BCI*. in *2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. 2011. IEEE.

57. Vučković, A. and F. Sepulveda, *A two-stage four-class BCI based on imaginary movements of the left and the right wrist.* Medical engineering & physics, 2012. **34**(7): p. 964-971.

58. Xiao, R. and L. Ding, *Evaluation of EEG features in decoding individual finger movements from one hand.* Computational and mathematical methods in medicine, 2013. **2013**.

59. López-Larraz, E., et al., *Continuous decoding of movement intention of upper limb self-initiated analytic movements from pre-movement EEG correlates.* Journal of neuroengineering and rehabilitation, 2014. **11**(1): p. 153.

60. Xiao, R. and L. Ding, *EEG resolutions in detecting and decoding finger movements from spectral analysis.* Frontiers in neuroscience, 2015. **9**: p. 308.

61. Hortal, E., et al., *Using a brain-machine interface to control a hybrid upper limb exoskeleton during rehabilitation of patients with neurological conditions.* Journal of neuroengineering and rehabilitation, 2015. **12**(1): p. 92.

62. Edelman, B.J., B. Baxter, and B. He, *EEG source imaging enhances the decoding of complex right-hand motor imagery tasks.* IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2015. **63**(1): p. 4-14.

63. สถาบันประสาทวิทยา, แนวทางฟื้นฟูสมรรถภาพผู้ป่วยโรคหลอดเลือดสมอง. ฉบับปรับปรุงครั้งที่ 3. 2016, นนทบุรี: สถาบันประสาทวิทยา กรมการแพทย์ กระทรวงสาธารณสุข.

64. Stroke, P., *Robotic devices and brain–machine interfaces for hand rehabilitation post-stroke.* J Rehabil Med, 2017. **49**: p. 449-460.

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

65. Carr, J.H., *Neurological rehabilitation, 2/e*. 2011: Elsevier India.

66. Osuagwu, B.A. and A. Vuckovic, *Similarities between explicit and implicit motor imagery in mental rotation of hands: an EEG study.* Neuropsychologia, 2014. **65**: p. 197-210.

67. Xu, B., et al., *Robotic neurorehabilitation system design for stroke patients.* Advances in Mechanical Engineering, 2015. **7**(3): p. 1687814015573768.

68. Stępień, M., et al., *Event-related desynchronization of sensorimotor EEG rhythms in hemiparetic patients with acute stroke.* Neuroscience letters, 2011. **488**(1): p. 17-21.

69. Gomez-Rodriguez, M., et al., *Closing the sensorimotor loop: haptic feedback facilitates decoding of motor imagery.* Journal of neural engineering, 2011. **8**(3): p. 036005.

70. Kasashima, Y., et al., *Modulation of event-related desynchronization during motor imagery with transcranial direct current stimulation (tDCS) in patients with chronic hemiparetic stroke.* Experimental brain research, 2012. **221**(3): p. 263-268.

71. GmbH, g.t.m.e. *g.Nautilus Wireless EEG.* [cited 2019; Available from: http://www.gtec.at/Products/Hardware-and-Accessories/g.Nautilus-Specs-Features.

72. Lotte, F., et al., *A review of classification algorithms for EEG-based brain–computer interfaces: a 10 year update.* Journal of neural engineering, 2018. **15**(3): p. 031005.

73. McFarland, D.J., et al., *Mu and beta rhythm topographies during motor imagery and actual movements.* Brain topography, 2000. **12**(3): p. 177-186.

74. Erik Ween, J., *Functional imaging of stroke recovery: an ecological review from a neural network perspective with an emphasis on motor systems.* Journal of Neuroimaging, 2008. **18**(3): p. 227-236.

75. Feydy, A., et al., *Longitudinal study of motor recovery after stroke: recruitment and focusing of brain activation.* Stroke, 2002. **33**(6): p. 1610-1617.

76. Ang, K.K., et al. *A clinical evaluation of non-invasive motor imagery-based brain-computer interface in stroke*. in *2008 30th Annual International*

Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. 2008. IEEE.

77. James, W., *The principles of psychology*. Vol. 1. 2013: Read Books Ltd.
78. Vidaurre, R.S.a.C. *Smart Wheelchairs and Brain-Computer Interfaces*. Chapter 8 - Motor imagery based brain-computer interfaces 2018 [cited 2019; Available from: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B978012812892300008X.
79. Luck, S.J., *An introduction to the event-related potential technique*. 2014: MIT press.
80. Moreno-Torres, J.G., et al., *A unifying view on dataset shift in classification.* Pattern Recognition, 2012. **45**(1): p. 521-530.
81. Ditzler, G., et al., *Learning in nonstationary environments: A survey.* IEEE Computational Intelligence Magazine, 2015. **10**(4): p. 12-25.
82. Alippi, C., G. Boracchi, and M. Roveri, *Just-in-time classifiers for recurrent concepts.* IEEE transactions on neural networks and learning systems, 2013. **24**(4): p. 620-634.
83. Sun, R., et al., *Changes in electroencephalography complexity using a brain computer interface-motor observation training in chronic stroke patients: a fuzzy approximate entropy analysis.* Frontiers in human neuroscience, 2017. **11**: p. 444.
84. Chonnaparamutt, W. and W. Supsi, *SEFRE: semiexoskeleton rehabilitation system.* Applied bionics and biomechanics, 2016. **2016**.
85. Sannelli, C., et al., *Ensembles of adaptive spatial filters increase BCI performance: an online evaluation.* Journal of neural engineering, 2016. **13**(4): p. 046003.
86. Vidaurre, C., et al., *Machine-learning-based coadaptive calibration for brain-computer interfaces.* Neural computation, 2011. **23**(3): p. 791-816.
87. Acqualagna, L., et al., *Large-scale assessment of a fully automatic co-adaptive motor imagery-based brain computer interface.* PloS one, 2016. **11**(2): p. e0148886.
88. Schwarz, A., et al. *A co-adaptive sensory motor rhythms brain-computer interface based on common spatial patterns and random forest*. in *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and*

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

Biology Society (EMBC). 2015. IEEE.

89. Ray, A.M., et al., *A subject-independent pattern-based Brain-Computer Interface.* Frontiers in behavioral neuroscience, 2015. **9**: p. 269.

90. Peng, H., F. Long, and C. Ding, *Feature selection based on mutual information: criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy.* IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2005(8): p. 1226-1238.

91. Vergara, J.R. and P.A. Estévez, *A review of feature selection methods based on mutual information.* Neural computing and applications, 2014. **24**(1): p. 175-186.

92. Manor, R. and A.B. Geva, *Convolutional neural network for multi-category rapid serial visual presentation BCI.* Frontiers in computational neuroscience, 2015. **9**: p. 146.

93. Kwak, N.-S., K.-R. Müller, and S.-W. Lee, *A convolutional neural network for steady state visual evoked potential classification under ambulatory environment.* PloS one, 2017. **12**(2): p. e0172578.

94. Lu, N., et al., *A deep learning scheme for motor imagery classification based on restricted boltzmann machines.* IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 2017. **25**(6): p. 566-576.

95. Schirrmeister, R.T., et al., *Deep learning with convolutional neural networks for EEG decoding and visualization.* Human brain mapping, 2017. **38**(11): p. 5391-5420.

96. Sturm, I., et al., *Interpretable deep neural networks for single-trial EEG classification.* Journal of neuroscience methods, 2016. **274**: p. 141-145.

97. Tabar, Y.R. and U. Halici, *A novel deep learning approach for classification of EEG motor imagery signals.* Journal of neural engineering, 2016. **14**(1): p. 016003.

98. Pan, S.J. and Q. Yang, *A survey on transfer learning.* IEEE Transactions on knowledge and data engineering, 2009. **22**(10): p. 1345-1359.

99. Jayaram, V., et al., *Transfer learning in brain-computer interfaces.* IEEE Computational Intelligence Magazine, 2016. **11**(1): p. 20-31.

100. Fazli, S., et al., *Subject-independent mental state classification in single trials.* Neural networks, 2009. **22**(9): p. 1305-1312.

101. Barachant, A., et al., *Multiclass brain–computer interface classification by*

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

Riemannian geometry. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2012. **59**(4): p. 920-928.

102. Barachant, A. and M. Congedo, *A plug&play P300 BCI using information geometry.* arXiv preprint arXiv:1409.0107, 2014.

103. Chevallier, S., et al., *Riemannian classification for SSVEP based BCI: offline versus online implementations*. 2018.

104. Congedo, M., A. Barachant, and R. Bhatia, *Riemannian geometry for EEG-based brain-computer interfaces; a primer and a review.* Brain-Computer Interfaces, 2017. **4**(3): p. 155-174.

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ภาคผนวก

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ภาคผนวก ก

ตารางที่ 23 ความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือแต่ละชุดการทดลอง

ผู้ร่วมทดลอง	ตัวจำแนก	ความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือแต่ละชุดการทดลอง							
		1	2	3	4	5	6	7	8
S1	LDA	93.13	91.88	86.88	76.88	81.88	80.63	84.38	86.25
	SVM	94.38	91.88	87.50	78.13	85.63	80.00	85.00	88.13
S2	LDA	70.00	84.38	80.63	73.75	84.38	81.88	75.63	90.00
	SVM	68.13	82.50	80.00	72.50	81.25	81.25	77.50	90.00
S3	LDA	83.75	78.75	83.13	77.50	78.13	88.75	90.63	66.88
	SVM	83.75	80.63	81.88	81.25	78.13	90.00	90.00	69.38
S4	LDA	85.63	72.50	68.13	81.25	84.38	81.25	83.75	80.63
	SVM	84.38	73.75	74.38	79.38	83.75	81.25	82.50	82.50
S5	LDA	72.50	78.75	77.50	85.00	76.88	86.88	69.38	60.00
	SVM	73.13	78.75	76.25	83.75	77.50	86.25	69.38	58.13
S6	LDA	64.38	88.75	89.38	66.88	73.75	68.13	53.75	72.50
	SVM	63.13	88.13	87.50	66.25	73.75	68.75	58.75	72.50
S7	LDA	89.38	72.50	78.13	80.00	64.38	89.38	72.50	70.63
	SVM	87.50	69.38	81.88	78.75	66.25	89.38	73.13	68.75
S8	LDA	73.13	81.25	83.75	71.25	78.13	76.25	67.50	78.75
	SVM	78.75	83.75	84.38	69.38	78.13	73.75	69.38	76.25
S9	LDA	75.63	83.13	80.63	81.88	92.50	75.63	80.00	85.63
	SVM	80.63	81.25	81.88	83.13	93.75	73.13	85.00	84.38
S10	LDA	72.50	70.00	83.75	93.13	80.63	71.88	60.00	-
	SVM	70.63	69.38	84.38	92.50	81.25	71.25	62.50	-
S11	LDA	63.13	70.00	78.13	84.38	83.13	81.88	82.50	80.00
	SVM	60.63	68.13	75.00	82.50	84.38	83.13	83.13	81.25

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 24 ความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลงแต่ละชุดการทดลอง

ผู้ร่วมทดลอง	**ตัวจำแนก**	**ความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลงแต่ละชุดการทดลอง**							
		1	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**	**8**
S1	LDA	95.63	87.50	95.00	96.88	82.50	65.63	95.00	95.00
	SVM	96.25	86.25	95.63	96.88	86.25	65.63	94.38	94.38
S2	LDA	71.88	91.25	93.75	73.75	86.88	95.63	78.13	93.13
	SVM	71.25	90.00	93.75	76.25	84.38	96.25	78.75	95.00
S3	LDA	92.50	81.25	97.50	95.63	88.75	94.38	87.50	96.25
	SVM	92.50	80.63	96.25	95.63	90.00	99.38	86.25	96.88
S4	LDA	80.63	79.38	90.63	76.88	68.75	98.75	79.38	83.13
	SVM	78.75	80.00	91.25	75.00	66.25	98.75	78.75	81.88
S5	LDA	97.50	84.38	96.25	90.00	91.25	83.13	81.25	94.38
	SVM	98.13	83.13	96.25	90.00	89.38	84.38	81.88	91.88
S6	LDA	81.88	79.38	81.88	69.38	92.50	76.25	90.63	88.13
	SVM	84.38	77.50	83.13	70.00	91.25	75.63	88.13	89.38
S7	LDA	88.75	78.75	89.38	98.13	93.13	86.88	99.38	-
	SVM	88.75	78.75	90.63	98.13	91.88	87.50	99.38	-
S8	LDA	85.63	93.13	96.25	84.38	90.63	96.88	88.13	93.13
	SVM	84.38	94.38	98.13	85.00	91.25	98.13	86.25	91.25
S9	LDA	79.38	86.88	91.25	83.13	95.00	96.25	83.13	93.75
	SVM	80.63	87.50	91.88	84.38	95.00	94.38	85.00	94.38
S10	LDA	70.63	93.75	60.00	66.25	87.50	87.50	86.25	83.13
	SVM	70.00	93.75	66.25	69.38	88.75	88.13	83.13	83.13

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 25 ความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือแต่ละชุดการทดลอง

ผู้ร่วมทดลอง	**ตัวจำแนก**	**ความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือแต่ละชุดการทดลอง**							
		1	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**	**8**
S1	LDA	86.88	86.88	88.13	86.25	90.63	96.25	86.88	96.88
	SVM	86.25	89.38	85.00	84.38	90.00	96.88	86.88	96.25
S2	LDA	97.50	85.00	97.50	93.13	96.25	85.63	83.75	91.25
	SVM	95.63	82.50	98.13	93.13	94.38	88.13	91.25	92.50
S3	LDA	97.50	75.63	91.25	85.63	89.38	93.13	86.88	92.50
	SVM	98.13	77.50	90.00	82.50	88.75	93.13	87.50	92.50
S4	LDA	79.38	83.75	85.00	77.50	93.75	81.88	77.50	91.25
	SVM	81.25	82.50	84.38	76.25	92.50	83.13	75.63	91.88
S5	LDA	95.63	94.38	86.25	96.88	81.25	81.25	80.00	90.63
	SVM	95.63	94.38	88.13	95.63	81.25	80.63	76.88	91.25
S6	LDA	77.50	77.50	91.88	66.88	81.25	92.50	91.88	99.38
	SVM	76.25	75.00	90.00	73.75	81.88	92.50	90.63	98.13
S8	LDA	88.13	83.13	86.25	97.50	75.63	96.25	91.25	99.38
	SVM	90.00	83.75	84.38	97.50	76.25	97.50	90.63	100.00
S9	LDA	99.38	97.50	96.25	93.75	96.25	95.63	70.00	-
	SVM	97.50	95.63	96.25	94.38	99.38	95.63	73.13	-
S10	LDA	86.25	88.75	78.13	71.25	80.63	85.00	85.00	88.75
	SVM	85.63	89.38	78.13	71.25	81.88	88.13	84.38	88.75

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ตารางที่ 26 ความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือแต่ละช่วงความถี่

ผู้ร่วมทดลอง	**ความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือแต่ละช่วงความถี่**					
	8-12Hz	**12-16Hz**	**16-20Hz**	**20-24Hz**	**24-28Hz**	**26-30Hz**
S1	70.90	74.30	72.38	74.02	72.81	71.60
S2	68.13	69.41	69.80	71.95	73.28	74.18
S3	74.33	72.29	69.75	72.33	69.50	72.13
S4	66.09	68.13	70.55	69.84	70.23	69.84
S5	63.01	66.13	65.23	66.48	70.04	68.44
S6	67.62	71.05	68.95	67.73	67.66	67.73
S7	67.70	68.28	67.27	69.53	71.21	71.68
S8	70.82	66.76	67.15	68.24	68.79	67.93
S9	71.29	69.10	70.51	70.94	73.36	73.91
S10	71.38	64.78	63.66	67.86	67.19	68.13
S11	67.58	69.30	70.43	68.55	69.80	70.20

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ตารางที่ 27 ความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลงแต่ละช่วงความถี่

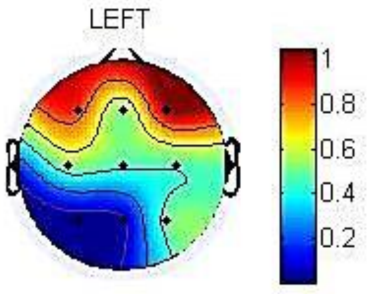
ผู้ร่วมทดลอง	ความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลงแต่ละช่วงความถี่					
	8-12Hz	12-16Hz	16-20Hz	20-24Hz	24-28Hz	26-30Hz
S1	76.33	77.15	76.80	80.16	80.51	80.66
S2	74.41	73.91	73.52	76.95	78.75	78.05
S3	86.75	81.63	81.50	81.58	80.63	80.38
S4	64.92	69.45	72.30	73.59	73.28	75.66
S5	74.65	73.44	75.63	77.73	78.32	79.18
S6	71.45	70.51	72.93	72.93	74.18	75.43
S7	76.07	75.04	76.74	78.44	80.76	81.61
S8	80.66	81.02	83.44	81.72	81.25	81.52
S9	78.95	78.98	74.92	78.05	77.54	75.04
S10	68.44	70.74	71.64	71.33	71.68	73.55

ตารางที่ 28 ความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือแต่ละช่วงความถี่

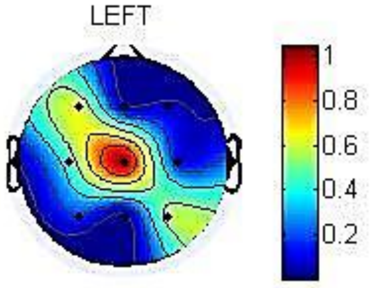
ผู้ร่วมทดลอง	ความแม่นยำในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือแต่ละช่วงความถี่					
	8-12Hz	12-16Hz	16-20Hz	20-24Hz	24-28Hz	26-30Hz
S1	69.61	70.08	73.40	78.32	78.01	77.42
S2	80.27	76.13	78.13	78.01	77.77	77.85
S3	80.42	81.08	80.29	80.71	79.38	81.21
S4	67.66	70.47	73.67	72.85	74.10	73.91
S5	76.72	75.39	79.53	78.40	78.24	78.95
S6	77.85	81.68	78.79	78.67	79.45	80.78
S8	81.29	79.06	80.74	79.61	81.68	82.89
S9	80.54	79.24	82.63	83.62	85.31	85.27
S10	74.57	76.25	76.45	73.09	74.10	74.84

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University

ภาคผนวก ข

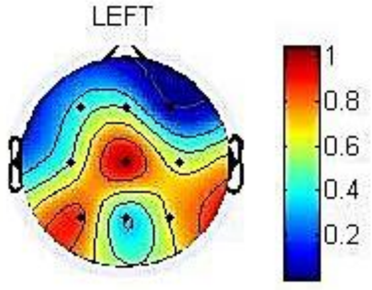


รูปที่ 65 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S1 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ

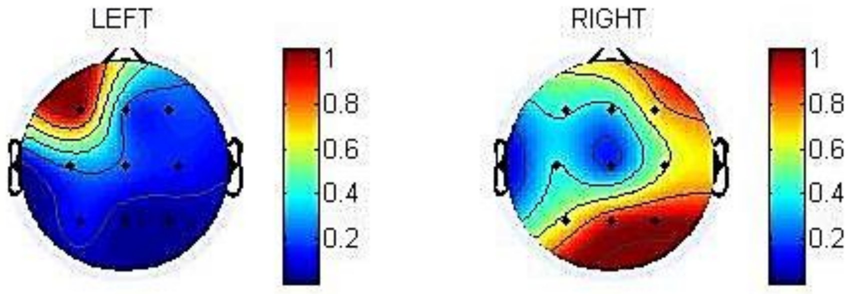


รูปที่ 66 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S2 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ

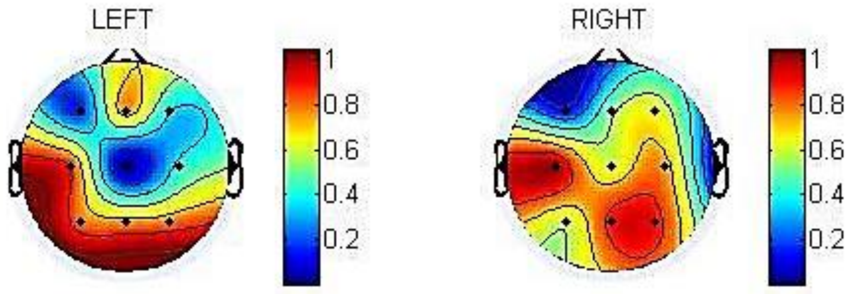
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 67 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S3 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ

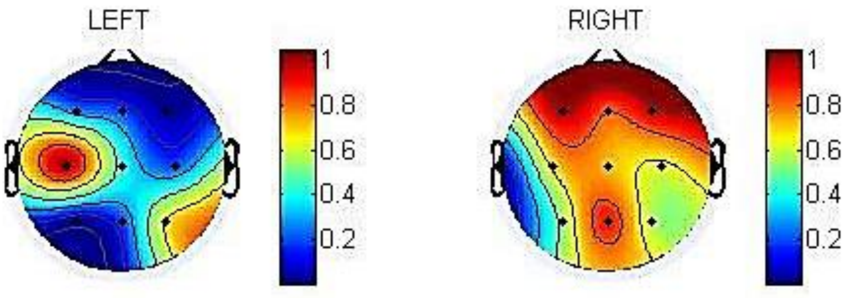


รูปที่ 68 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S4 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ

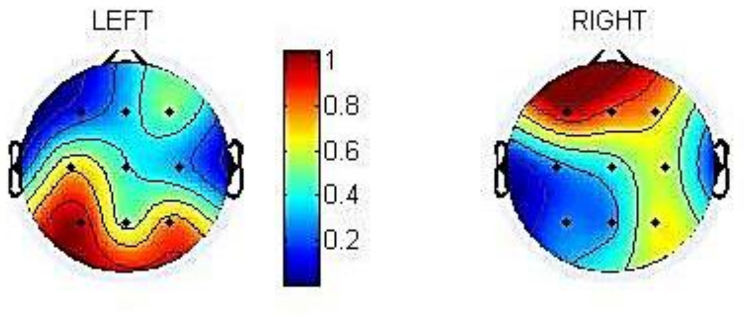


รูปที่ 69 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S5 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ

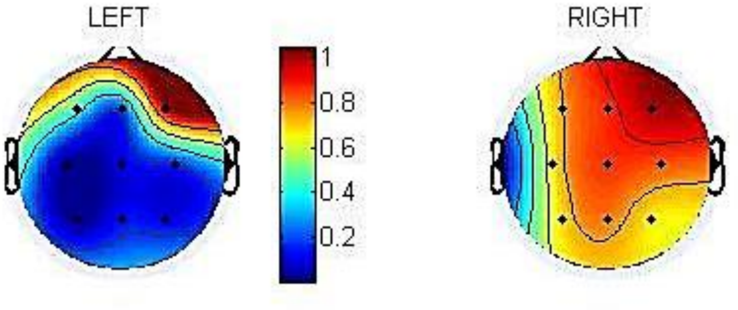
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY



รูปที่ 70 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S6 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ

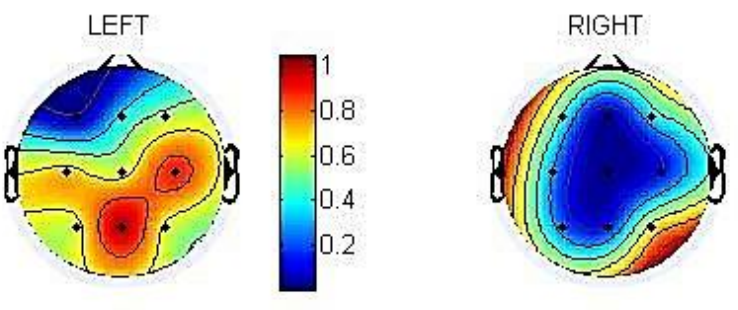


รูปที่ 71 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S7 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ

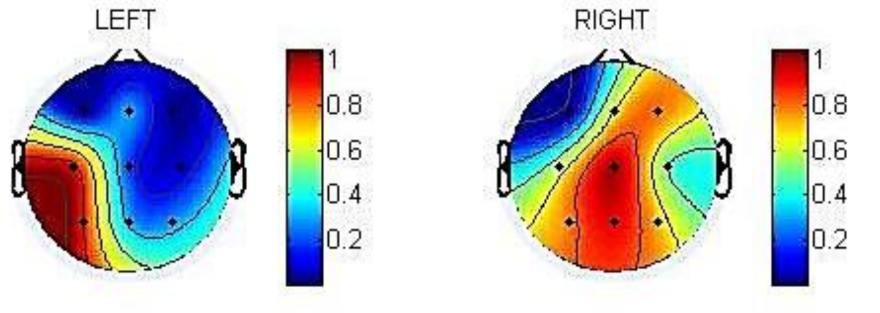


รูปที่ 72 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S8 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ

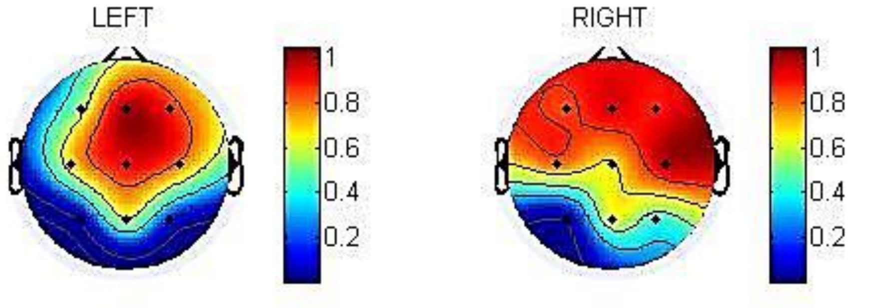
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY



รูปที่ 73 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S9 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ

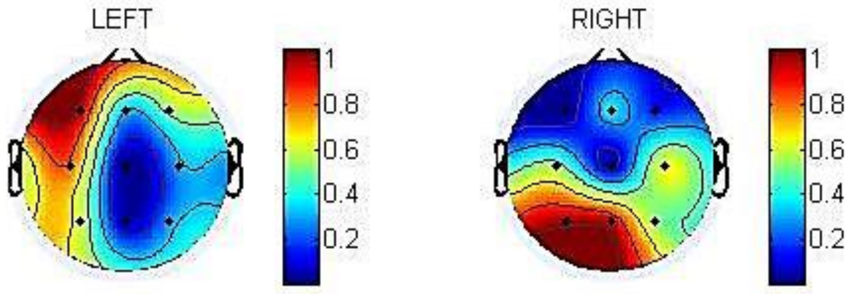


รูปที่ 74 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S10 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ

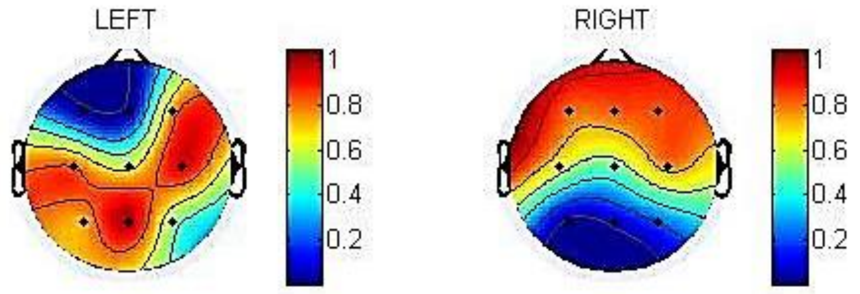


รูปที่ 75 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S11 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากำและแบมือ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

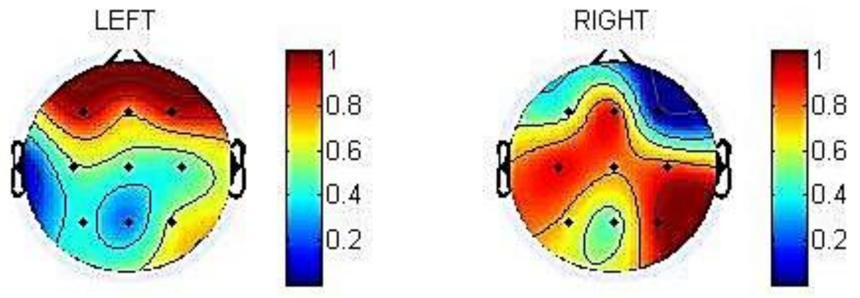


รูปที่ 76 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S1 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลง

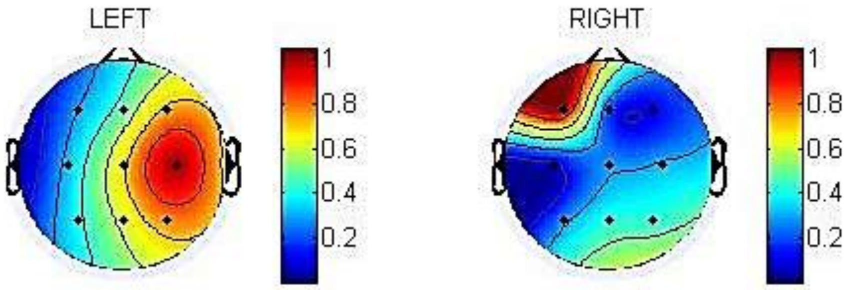


รูปที่ 77 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S2 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลง

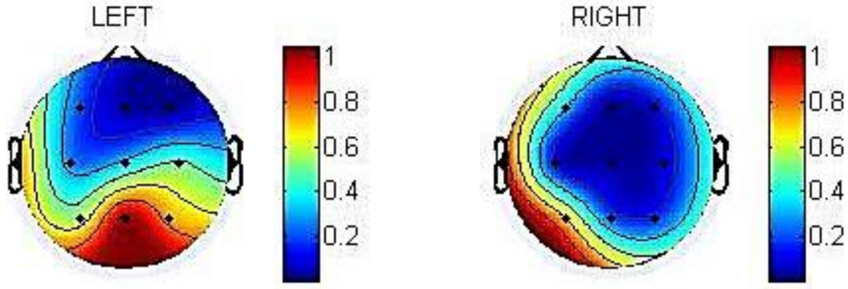
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



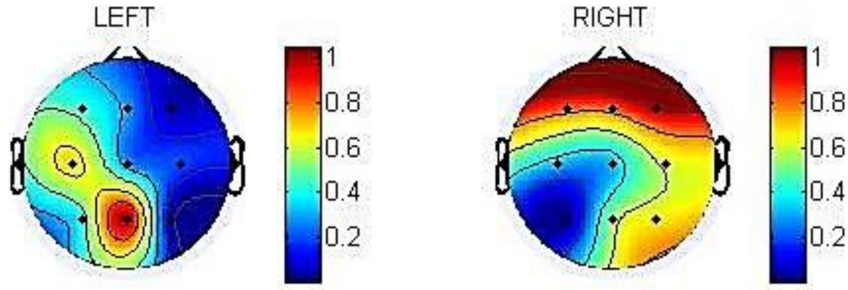
รูปที่ 78 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S3 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลง



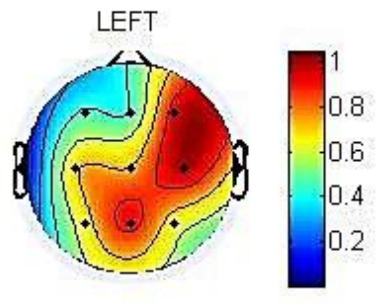
รูปที่ 79 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S4 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลง



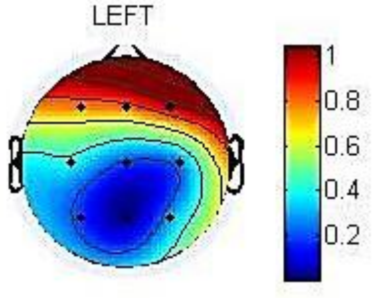
รูปที่ 80 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S5 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลง



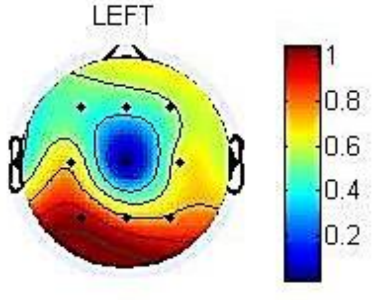
รูปที่ 81 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S6 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลง



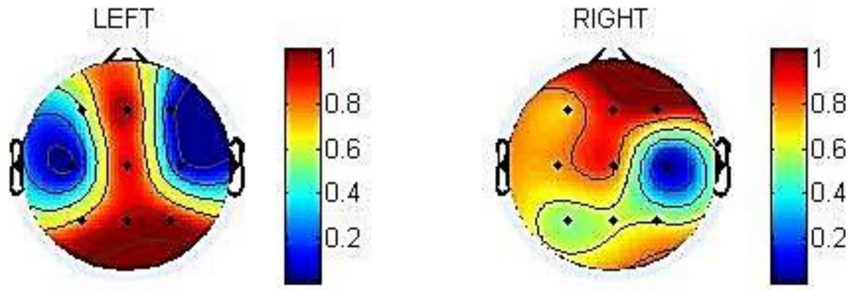
รูปที่ 82 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S7 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลง



รูปที่ 83 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S8 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลง

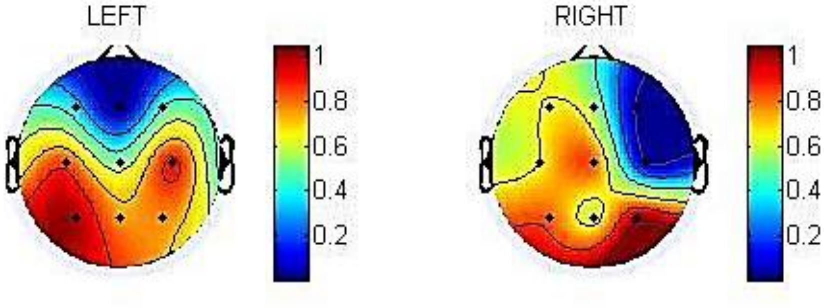


รูปที่ 84 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S9 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลง

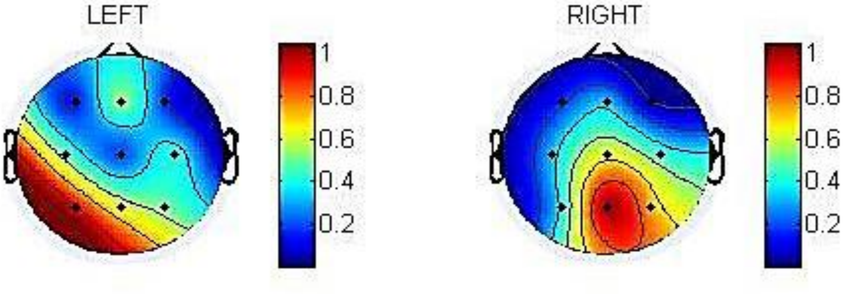


รูปที่ 85 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S10 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่ากระดกข้อมือขึ้นลง

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY

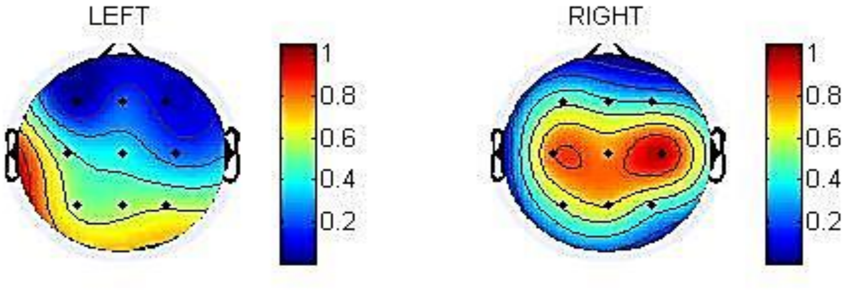


รูปที่ 86 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S1 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือ

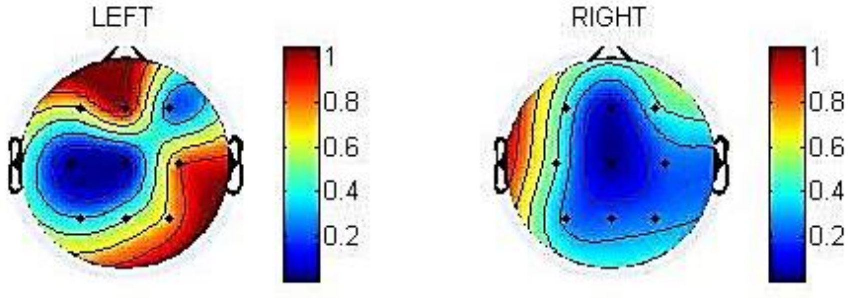


รูปที่ 87 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S2 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือ

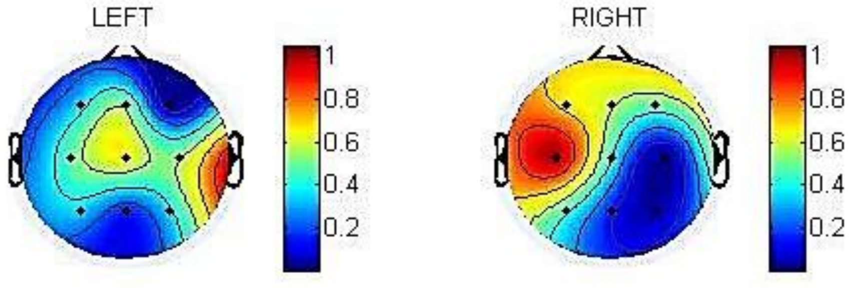
CHULALONGKORN UNIVERSITY



รูปที่ 88 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S3 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือ

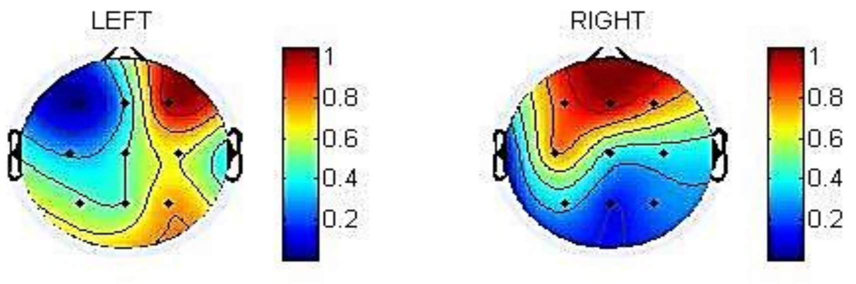


รูปที่ 89 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S4 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือ

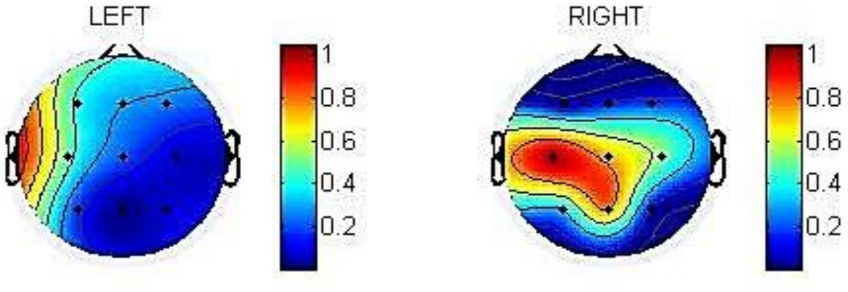


รูปที่ 90 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S5 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือ

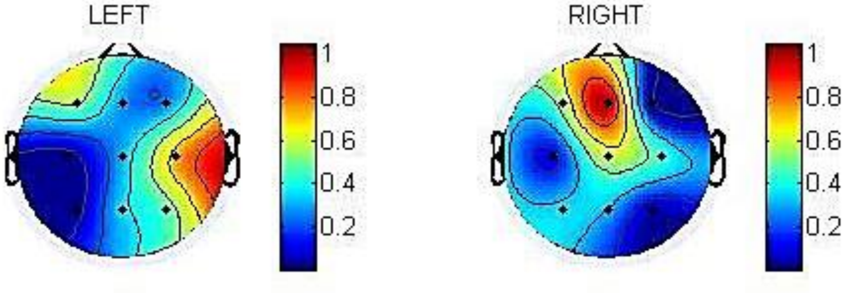
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
Chulalongkorn University



รูปที่ 91 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S6 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือ

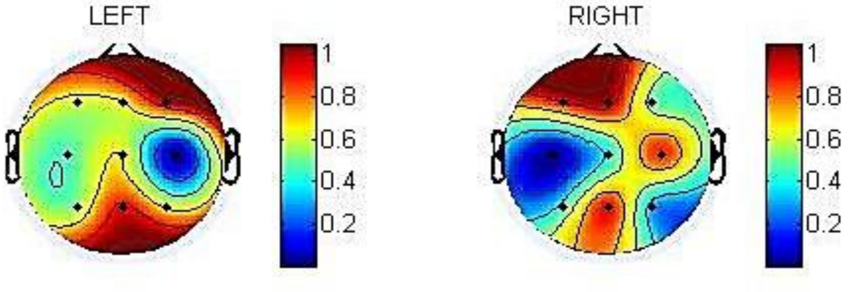


รูปที่ 92 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S8 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือ



รูปที่ 93 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S9 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือ

CHULALONGKORN UNIVERSITY



รูปที่ 94 สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองของผู้ร่วมทดลอง S10 ในการจำแนกจินตนาการการเคลื่อนไหวท่าคว่ำและหงายมือ

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล	อาภา สุวรรณรัตน์
วัน เดือน ปี เกิด	8 พฤษภาคม 2528
สถานที่เกิด	อำเภอหาดใหญ่ จังหวัดสงขลา
วุฒิการศึกษา	วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต: ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต: ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ที่อยู่ปัจจุบัน	105/55 ซ.เพชรเกษม 63 ถ.เพชรเกษม แขวงหลักสอง เขตบางแค กรุงเทพ 10160
ผลงานตีพิมพ์	Comparison of EEG Measurement of Upper Limb Movement in Motor Imagery Training System

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
CHULALONGKORN UNIVERSITY