

**Project No.29**

**การสื่อสารระหว่างสมองกับคอมพิวเตอร์สำหรับผู้ป่วยโรคแอลไอเอส  
(Brain Computer Interface for Locked-In Syndrome)**

**จัดทำโดย**

- |                   |                 |             |
|-------------------|-----------------|-------------|
| 1. นางสาวชนิกานต์ | วิทยถาวรวงศ์    | 58070501013 |
| 2. นางสาวอนัญญา   | จินดาทองสกุล    | 58070501083 |
| 3. นางสาวรัชชนก   | หุ่นกักดีวิจิตร | 58070501091 |

**ที่ปรึกษา**

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุรชาติ มณีวงศ์วัฒนา

“ข้าพเจ้ายอมรับว่าได้อ่านเนื้อหาภายในรายงานฉบับนี้แล้ว”

.....

(.ผศ.ดร.สุรชาติ มณีวงศ์วัฒนา.....)

อาจารย์ที่ปรึกษา

การสื่อสารระหว่างสมองกับคอมพิวเตอร์สำหรับผู้ป่วยโรคแอลไอเอส  
(Brain Computer Interface for Locked-In Syndrome)

นางสาวชนิกานต์	วิทยถาวรวงศ์
นางสาวอนัญญา	จินดาทองสกุล
นางสาวรัชชนก	หุ้ณภักดีจิตร

โครงการนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต  
ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์  
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี  
ปีการศึกษา 2561

การสื่อสารระหว่างสมองกับคอมพิวเตอร์สำหรับผู้ป่วยโรคแอลไอเอส

นางสาวชนิกานต์	วิทยถาวรวงศ์
นางสาวอณัญญา	จินดาทองสกุล
นางสาวรัชชนก	หุ่นภักดีจิตร

โครงการนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต  
ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์  
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี  
ปีการศึกษา 2561  
ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี

คณะกรรมการสอบโครงการ

..... ที่ปรึกษา  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุชาติพิทย์ มณีวงศ์วัฒนา)

..... กรรมการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สันติธรรม พรหมอ่อน)

..... กรรมการ  
(ดร.อัญชลิสรา แท้ตระกูล)

..... กรรมการ  
(รองศาสตราจารย์ ดร.พีรพล ศิริพงษ์วุฒิเกร)

## Brain Computer Interface for Locked-In Syndrome

Miss Chanikan	Withayatawornwong
Miss Ananya	Jindathongsakul
Miss Thanchanok	Hoonpakdeevichitr

A Project Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of Bachelor of Engineering

Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering

King Mongkut's University of Technology Thonburi

Academic Year 2018

### Project Committee

..... Advisor  
(Asst. Prof. Suthathip Maneewongvatana)

..... Committee  
(Asst. Prof. Santitham Prom-on)

..... Committee  
(Dr.Unchalisa Taetragool)

..... Committee  
(Asst. Prof. Peerapon Siripongwutikorn)

หัวข้อโครงการ	การสื่อสารระหว่างสมองกับคอมพิวเตอร์สำหรับผู้ป่วยโรคแอลไอเอส	
หน่วยกิตของโครงการ	3 หน่วยกิต	
จัดทำโดย	นางสาวชนิกานต์	วิทยถาวรวงศ์
	นางสาวอนัญญา	จินดาทองสกุล
	นางสาวรัชชนก	หุ่นกัคดีวิจิตร
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุรชาติพิฐ มณีวงศ์วัฒนา	
ระดับการศึกษา	วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต	
ภาควิชา	วิศวกรรมคอมพิวเตอร์	
ปีการศึกษา	2561	

### บทคัดย่อ

ในปัจจุบัน ระบบการสื่อสารระหว่างสมองกับคอมพิวเตอร์ได้ถูกนำมาใช้เพื่อช่วยเหลือผู้ป่วยที่ประสบปัญหาอาการบาดเจ็บทางสมองให้สามารถตอบสนอง และสื่อสารกับบุคคลรอบข้างได้ด้วยตนเอง ผู้ป่วยโรคแอลไอเอส หรือกลุ่มผู้ป่วยที่มีอาการอัมพาตทั้งร่างกายจึงเป็นอีกกลุ่มเป้าหมายที่ระบบการสื่อสารระหว่างสมองกับคอมพิวเตอร์ดังกล่าวเข้ามามีบทบาท

โครงการนี้จึงมีจุดประสงค์เพื่อศึกษา ระบบการสื่อสารระหว่างสมองกับคอมพิวเตอร์ทำให้ผู้ป่วยโรคแอลไอเอสสามารถที่จะสื่อสารหรือบอกความต้องการพื้นฐาน เช่น การบอกอารมณ์ ความต้องการเบื้องต้น และความเจ็บปวดที่เกิดขึ้นกับร่างกาย โดยใช้การวิเคราะห์คลื่นสมอง P300 จากการนำค่าศักย์ไฟฟ้าสมองมาหาความสัมพันธ์ระหว่างเหตุการณ์การ กระพริบของภาพบนจอกับศักย์ไฟฟ้าสมองที่ตรวจวัดได้ ซึ่งจะทำให้เราสามารถทราบได้ว่าผู้ป่วยต้องการจะสื่อสารอะไร ทั้งนี้เพื่อให้เป็นประโยชน์ต่อการลดภาระของผู้ดูแลและเกิดประโยชน์ต่อแพทย์ในการรักษาอาการของผู้ป่วยต่อไป

Project Title	Brain Computer Interface for Locked-In Syndrome	
Project Credit	3 credits	
Project Participant	Miss Chanikan	Withayatawornwong
	Miss Ananya	Jindathongsakul
	Miss Thanchanok	Hoonpakdeevichitr
Advisor	Asst. Prof. Suthathip	Manee Wongvatana
Degree of Study	Bachelor's Degree	
Department	Computer Engineering	
Academic Year	2018	

### Abstract

Nowadays, Brain Computer Interface is used for helping patients who suffer from brain injury. It allows those patients to tell their basic need and be able to communicate with people surrounding. Locked-In Syndrome (LIS) or paralysed patients are also one of the patients which Brain Computer Interface is needed to help improving their living standard.

This project aims to study Brain Computer Interface in order to help LIS patients to communicate or tell what they want and feel such as emotions, basic need and feeling of pain. The relationship between blinking interface and inspected signal is found to identify that need of patients. This project can be useful for reducing caregivers' burdens and doctor's treatment in the future.

## กิตติกรรมประกาศ

การทำโครงการครั้งนี้ไม่อาจสำเร็จลงได้ด้วยดี หากไม่ได้รับความช่วยเหลือจาก ผศ.ดร. สุรชาติพษ์ มณีวงศ์วัฒนา ที่ปรึกษาโครงการ ที่กรุณาสละเวลาให้ความรู้ แนวคิด คำปรึกษา คำแนะนำ และข้อเสนอแนะ ที่เป็นประโยชน์อย่างยิ่งต่อการทำโครงการนี้ ตลอดจนคอยติดตามดูแลเอาใจใส่ต่อการทำโครงการจนโครงการนี้สำเร็จลุล่วงลงได้ด้วยดี ผู้จัดทำโครงการจึงขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง ณ ที่นี้ด้วย

ขอขอบพระคุณ รศ.ดร.พีรพล ศิริพงษ์วุฒิกร ผศ.ดร.สันติธรรม พรหมอ่อน และ ดร.อัญชลิสา แต่ตระกูล ที่ได้สละเวลามาร่วมเป็นคณะกรรมการตรวจสอบโครงการในครั้งนี้ และคอยให้คำแนะนำในการพัฒนาโครงการนี้

ขอขอบคุณพี่ ๆ และเพื่อน ๆ ในภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ทุกคนที่คอยให้คำแนะนำ ข้อเสนอแนะ และให้ความช่วยเหลือเกี่ยวกับโครงการ จนโครงการนี้สำเร็จไปได้ด้วยดี

คณะผู้จัดทำ

## สารบัญ

	หน้า
<b>บทที่ 1 บทนำ</b>	<b>1</b>
1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา	1
1.2 วัตถุประสงค์	1
1.3 ขอบเขตของโครงการ	1
1.4 งานและตารางการทำงาน	2
<b>บทที่ 2 ทบทวนวรรณกรรม หรือ ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง</b>	<b>5</b>
2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง	5
2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	17
<b>บทที่ 3 วิธีการดำเนินงาน</b>	<b>21</b>
3.1 ภาพรวมของกระบวนการทำงาน	21
3.2 กระบวนการทำงาน	22
3.3 การออกแบบระบบ	23
3.4 ซอฟต์แวร์และฮาร์ดแวร์ที่ใช้	26
3.5 การทดลอง	31
<b>บทที่ 4 ผลการทดลอง</b>	<b>47</b>
4.1 ผลจากการทำ Signal Processing	47
4.2 ผลการทดลอง	53
4.3 ผลการทดลองจาก Machine Learning	54
<b>บทที่ 5 การสรุปผล</b>	<b>63</b>
5.1 ปัญหาที่พบ	63
5.2 สรุปผล	64
<b>บรรณานุกรม</b>	<b>65</b>
<b>ภาคผนวก</b>	<b>68</b>



## รายการรูปภาพประกอบ

รูปภาพ	หน้า
รูปที่ 2.1 Brain part	5
รูปที่ 2.2 Forebrain	5
รูปที่ 2.3 Midbrain	6
รูปที่ 2.4 Hindbrain	7
รูปที่ 2.5 Delta waves	8
รูปที่ 2.6 Theta waves	8
รูปที่ 2.7 Alpha waves	8
รูปที่ 2.8 Beta waves	8
รูปที่ 2.9 Gamma waves	9
รูปที่ 2.10 Electroencephalogram	9
รูปที่ 2.11 Event related potential	10
รูปที่ 2.12 P300	10
รูปที่ 2.13 การทำงานของ BCI	12
รูปที่ 2.14 Machine Learning	13
รูปที่ 2.15 Machine Learning	14
รูปที่ 2.16 เซลล์ประสาท	16
รูปที่ 2.17 สมองส่วนพอนส์ (Pons)	16
รูปที่ 2.18 ภาพ 6x6 P300 matrix display	17
รูปที่ 2.20 ส่วนต่อประสานกราฟิกกับผู้ใช้ของ AIRLab-BCI	19
รูปที่ 3.1 ภาพรวมของระบบการทำงาน	21
รูปที่ 3.2 Architecture Diagram	22
รูปที่ 3.3 Activity Diagram	22

รูปที่ 3.4 หน้าจอกระพริบที่สร้าง	23
รูปที่ 3.5 หน้าจอกระพริบหมวดอารมณ์	24
รูปที่ 3.6 หน้าจอกระพริบหมวดทั่วไป	24
รูปที่ 3.7 หน้าจอกระพริบหมวดความเจ็บปวดทางร่างกาย	25
รูปที่ 3.8 หน้าจอกระพริบ	25
รูปที่ 3.9 เครื่อง Neurosky Mindwave Headset [24]	26
รูปที่ 3.10 NodeMCU ESP8266	26
รูปที่ 3.11 FlashForge 3D Printers	27
รูปที่ 3.12 Laser Cutting Machine	27
รูปที่ 3.13 โปรแกรม MATLAB	28
รูปที่ 3.14 โปรแกรม ThinkGear Connector	28
รูปที่ 3.15 โปรแกรม Arduino	29
รูปที่ 3.16 โปรแกรม LINE Notify	29
รูปที่ 3.17 โปรแกรม 123d Design	30
รูปที่ 3.18 โปรแกรม Adobe illustrator	30
รูปที่ 3.19 ระยะห่างระหว่างรูปบนหน้าจอกระพริบ	31
รูปที่ 3.20 ระยะห่างระหว่างรูปเป็น 3.5 เซนติเมตร ทั้งด้านกว้าง และด้านยาว	33
รูปที่ 3.21 ระยะห่างระหว่างรูปเป็น 5.75 เซนติเมตร ทั้งด้านกว้าง และด้านยาว	33
รูปที่ 3.22 ระยะห่างระหว่างรูปเป็น 15.75 เซนติเมตร (ยาว) 5.75 เซนติเมตร (กว้าง)	34
รูปที่ 3.23 หน้าจอกระพริบพื้นหลังสีดำ (ซ้าย) หน้าจอกระพริบพื้นหลังสีขาว (ขวา)	34
รูปที่ 3.24 รูปแบบของ Peak model	37
รูปที่ 3.25 ตัวอย่าง Neural Network	46
รูปที่ 3.26 ผลลัพธ์ที่ออกมาจาก Machine Learning	46
รูปที่ 4.1 ภาพแสดง Event ทั้งหมด ขณะที่ user มองภาพที่ 3	47

รูปที่ 4.2 ภาพแสดง Event ที่ 1-3 ขณะที่ user มองภาพที่ 3	48
รูปที่ 4.3 ภาพแสดง Event ที่ 4-6 ขณะที่ user มองภาพที่ 3	48
รูปที่ 4.4 ภาพแสดง Event ทั้งหมด ขณะที่ user มองภาพที่ 5	49
รูปที่ 4.5 ภาพแสดง Event ที่ 1-3 ขณะที่ user มองภาพที่ 5	50
รูปที่ 4.6 ภาพแสดง Event ที่ 4-6 ขณะที่ user มองภาพที่ 5	50
รูปที่ 4.7 ภาพแสดง Event ทั้งหมด ขณะที่ user มองภาพที่ 9	51
รูปที่ 4.8 ภาพแสดง Event ที่ 1-3 ขณะที่ user มองภาพที่ 9	52
รูปที่ 4.9 ภาพแสดง Event ที่ 4-6 ขณะที่ user มองภาพที่ 9	52
รูปที่ 4.10 ตัวอย่างผลลัพธ์	54
รูปที่ 4.11 ตัวอย่างผลลัพธ์ที่ทำนายออกมา	55
รูปที่ 4.12 รูปและค่าที่ควรจะเป็นของผลในแถวแรก	55
รูปที่ 4.13 ตัวอย่างผลที่ทำนายออกมา	56
รูปที่ 4.14 ผลลัพธ์จาก Confusion Matrix	56
รูปที่ 4.15 ผลลัพธ์จาก Classification report	57
รูปที่ 4.16 ตัวอย่างข้อมูลที่ถูกละเล	57
รูปที่ 4.17 รูปที่ไม่สามารถหาจุดต่ำสุดที่ 1 ได้	58
รูปที่ 4.18 รูปที่แสดงผลลัพธ์ที่ผู้ใช้ต้องมอง	59
รูปที่ 4.19 รูปกราฟแสดงผลค่าความแม่นยำหลังจากการเพิ่มข้อมูลที่ไม่ดี	62
รูปที่ 5.1 ตัวอย่างการแจ้งเตือนผู้ดูแล	64

## รายการตารางประกอบ

ตาราง	หน้า
ตารางที่ 1.1 ตารางการทำงาน ภาคเรียนที่ 1	2
ตารางที่ 1.2 ตารางการทำงาน ภาคเรียนที่ 2	3
ตารางที่ 1.3 ตารางการรับผิดชอบงาน ภาคเรียนที่ 1	4
ตารางที่ 1.4 ตารางการรับผิดชอบงาน ภาคเรียนที่ 2	4
ตารางที่ 3.1 ตารางระยะห่างระหว่างรูปภาพบนหน้าจอกระป๋ป	32
ตารางที่ 3.2 ตารางแสดงสมการและลักษณะของค่าสูงสุด	39
ตารางที่ 3.3 ตารางแสดงประเภทของจุดสูงสุดที่พบในคลื่น	43
ตารางที่ 3.4 ตารางแสดงชื่อและความหมายของแต่ละคุณลักษณะ	44
ตารางที่ 4.1 ตารางแสดงผลการทดลองเมื่อทดสอบระยะห่างระหว่างรูป	53
ตารางที่ 4.2 ตารางแสดงผลการทดลองเมื่อทดสอบหน้าจอพื้นหลังสีขาวและสีดำ	53
ตารางที่ 4.3 ตารางแสดงผลการทดลองจาก Feature selection	54
ตารางที่ 4.4 ตารางแสดงผลการทดลองหลังจากการเพิ่มข้อมูลและใช้คุณลักษณะเพียง 4 ลักษณะ	56
ตารางที่ 4.5 ตารางแสดงผลการทดลองหลังจากการทำให้จำนวนข้อมูลสมดุลกัน	58
ตารางที่ 4.6 ตารางแสดงผลการทดลองหลังจากการคัดข้อมูล	60
ตารางที่ 4.7 ตารางแสดงผลการทดลองหลังจากเพิ่มความซับซ้อนให้กับโมเดล	60
ตารางที่ 4.8 ตารางแสดงผลการทดลองหลังจากเพิ่มข้อมูล	61

## บทที่ 1

### บทนำ

#### 1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา

ความสามารถในการสื่อสารถือเป็นสิ่งหนึ่งที่มีความสำคัญต่อสังคมมนุษย์ในปัจจุบัน แต่ว่าความสามารถดังกล่าวกลับเป็นสิ่งที่ผู้ป่วยกลุ่มหนึ่งไม่สามารถที่จะทำได้ และผู้ป่วยกลุ่มนั้นคือผู้ป่วยโรค Locked-in Syndrome (LIS)

โรคดังกล่าว ผู้ป่วยจะมีขีดจำกัดในการเคลื่อนไหวมือ แขน หรือขา ยกเว้นสมอง และดวงตาที่ยังคงสามารถทำงานได้อย่างปกติ ได้แก่ ผู้ป่วยที่เป็นอัมพาต ผู้ป่วยที่เป็นโรค Amyotrophic Lateral Sclerosis (ALS) ผู้ป่วยที่ได้รับบาดเจ็บที่ไขสันหลัง (Spinal cord injury) หรือระบบประสาทเสียหายอย่างรุนแรง ทำให้ไม่สามารถที่จะสื่อสารหรือเคลื่อนไหวได้ตามที่ต้องการ จึงกลายเป็นภาระทั้งต่อครอบครัว ผู้ดูแล ในการที่จะต้องมาคอยดูแลผู้ป่วยเกือบตลอด 24 ชั่วโมง รวมไปถึงตัวคนไข้เองที่อาจจะเกิดความคิดที่ว่าตนเองนั้นเป็นภาระต่อผู้อื่น เนื่องจากตนเองนั้นไม่สามารถช่วยเหลือตนเองได้

โครงการนี้จึงมีความคิดที่จะช่วยเหลือผู้ป่วยโดยจะทำการนำการประมวลผลทางคลื่นสมอง เพื่อช่วยให้ผู้ป่วยสามารถช่วยเหลือตัวเองในด้านการบอกความต้องการของตนเองได้ในระดับหนึ่งผ่านการจ้องมองรูปที่เกี่ยวข้องกับความต้องการ เช่น เมื่อจ้องรูปภาพอาหารจะสามารถบอกได้ว่าตนเองหิว หรือมองที่รูปภาพเกี่ยวกับเหตุฉุกเฉินเพื่อร้องขอความช่วยเหลือจากคนรอบข้าง เป็นต้น จากนั้นคลื่นสมองจะทำการส่งสัญญาณไปที่อุปกรณ์แจ้งเตือนให้ผู้ที่เกี่ยวข้องรับทราบ เพื่อให้ผู้ดูแลหรือครอบครัวมีเวลาที่จะไปทำกิจกรรมอื่น ๆ ไม่ต้องมาดูแลผู้ป่วยตลอดเวลา และตัวผู้ป่วยเองจะได้เกิดกำลังใจที่ว่าอย่างน้อยก็มีบางอย่างที่ตนเองสามารถทำได้

#### 1.2 วัตถุประสงค์

- เพื่อวิจัยและศึกษาเกี่ยวกับBCI (brain computer interface)
- เพื่อศึกษาค้นสมอง P300เกี่ยวกับประโยชน์และการนำไปใช้
- เพื่อสร้างระบบที่ทำให้ผู้ป่วยโรค LIS (Locked-in syndrome) สามารถสื่อสารและแสดงอารมณ์ได้

#### 1.3 ขอบเขตของโครงการ

ผู้ป่วยที่เป็นโรค LIS (Locked-in syndrome) ผู้ป่วยที่เป็นโรค Amyotrophic Lateral Sclerosis (ALS) ผู้ป่วยที่ได้รับบาดเจ็บที่ไขสันหลัง (Spinal cord injury) หรือระบบประสาทเสียหายอย่างรุนแรง ทำให้ไม่สามารถที่จะสื่อสารหรือเคลื่อนไหวได้ โครงการนี้ทำให้ผู้ป่วยสามารถบอกความต้องการและสื่อสารอารมณ์ โดยจะมีการเก็บคลื่นไฟฟ้าสมอง จากเครื่อง Neurosky เพื่อนำคลื่นสมอง(P300)มาวิเคราะห์ว่าผู้ใช้ได้กำลังมองตัวเลือกใดอยู่

## 1.4 งานและตารางการทำงาน

### 1.4.1 ตารางการทำงาน (Gantt Chart)

- ตารางงานภาคเรียนที่ 1

งานที่ต้องทำ	ระยะเวลาในการดำเนินการ																			
	สิงหาคม				กันยายน				ตุลาคม				พฤศจิกายน				ธันวาคม			
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1. ศึกษาหัวข้อที่สนใจ																				
2. วางแผนการทำโครงการ																				
3. ศึกษาทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง																				
3.1 การทำงานของสมองส่วนต่าง ๆ																				
3.2 Locked-in Syndrome																				
3.3 Brain Computer Interface																				
3.4 คลื่นสมอง																				
3.5 Neural Network																				
3.6 Machine Learning																				
3.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับ Brain Speller																				
4. หน้าจอกระพริบ																				
4.1 ออกแบบหน้าจอกระพริบ																				
4.2 ศึกษาวิธีการทำหน้าจอกระพริบ																				
4.3 ทำหน้าจอกระพริบ																				
5. ทดลอง Dataset																				
6. ศึกษาและทดลองใช้อุปกรณ์บันทึกคลื่นไฟฟ้าจากสมอง																				
7. ศึกษาวิธีเก็บข้อมูลจาก Neurosky																				

ตารางที่ 1.1 ตารางการทำงาน ภาคเรียนที่ 1

- ตารางงานภาคเรียนที่ 2

งานที่ต้องทำ	ระยะเวลาในการดำเนินการ																			
	มกราคม				กุมภาพันธ์				มีนาคม				เมษายน				พฤษภาคม			
	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40
8. อุปกรณ์สำหรับการ การแจ้งเตือนผู้ดูแล																				
8.1 ออกแบบ อุปกรณ์สำหรับการ แจ้งเตือนผู้ดูแล																				
8.2 สร้างอุปกรณ์																				
9. ทดลอง และ บันทึกผล																				
10. ปรับปรุง แก้ไข เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ ต้องการ																				
11. ผู้ใช้ทดลองการ ใช้งาน																				
12. ปรับปรุงเพื่อให้ เหมาะสมกับการใช้ งาน																				
13. ทำรายงานการ ทำงาน																				

ตารางที่ 1.2 ตารางการทำงาน ภาคเรียนที่ 2

### 1.4.2 ตารางการรับผิดชอบงาน (Workload)

#### - ตารางงานภาคเรียนที่ 1

งานที่ต้องทำ	ผู้รับผิดชอบ
1. ศึกษาหัวข้อโครงการที่สนใจ	ชนิกานต์, อนัญญา , รัชชนก
2. วางแผนการทำโครงการ	ชนิกานต์, อนัญญา , รัชชนก
3. ศึกษาทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง	
3.1 การทำงานของสมองส่วนต่าง ๆ	รัชชนก
3.2 Locked-in Syndrome	ชนิกานต์
3.3 Brain Computer Interface	อนัญญา
3.4 คลื่นสมอง	รัชชนก
3.5 Neural Network	ชนิกานต์
3.6 Machine Learning	ชนิกานต์
3.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับ Brain Speller	อนัญญา
4. หน้าจอกระพริบ	
4.1 ออกแบบหน้าจอกระพริบ	ชนิกานต์, อนัญญา , รัชชนก
4.2 ศึกษาวิธีสำหรับทำหน้าจอกระพริบ	ชนิกานต์, อนัญญา , รัชชนก
4.3 ทำหน้าจอกระพริบ	ชนิกานต์, อนัญญา , รัชชนก
5. ทดลอง Dataset	ชนิกานต์, อนัญญา , รัชชนก
6. ศึกษาและทดลองใช้อุปกรณ์บันทึกคลื่นไฟฟ้าจากสมอง	ชนิกานต์, อนัญญา , รัชชนก
7. ศึกษาวิธีเก็บข้อมูลจาก Neurosky	ชนิกานต์, อนัญญา , รัชชนก

ตารางที่ 1.3 ตารางการรับผิดชอบงาน ภาคเรียนที่ 1

#### - ตารางงานภาคเรียนที่ 2

งานที่ต้องทำ	ผู้รับผิดชอบ
8. อุปกรณ์สำหรับการแจ้งเตือนผู้ดูแล	
8.1 ออกแบบอุปกรณ์สำหรับการแจ้งเตือนผู้ดูแล	ชนิกานต์, อนัญญา , รัชชนก
8.2 สร้างอุปกรณ์	ชนิกานต์, อนัญญา , รัชชนก
9. ทดลอง และบันทึกผล	ชนิกานต์, อนัญญา , รัชชนก
10. ปรับปรุงแก้ไข เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ต้องการ	ชนิกานต์, อนัญญา , รัชชนก
11. ผู้ใช้ทดลองการใช้งาน	ชนิกานต์, อนัญญา , รัชชนก
12. ปรับปรุงเพื่อให้เหมาะสมกับการใช้งาน	ชนิกานต์, อนัญญา , รัชชนก
13. ทำรายงานการทำงาน	ชนิกานต์, อนัญญา , รัชชนก

ตารางที่ 1.4 ตารางการรับผิดชอบงาน ภาคเรียนที่ 2

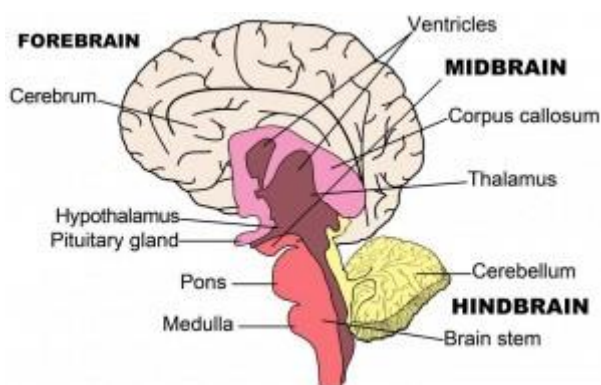


## บทที่ 2

### ทบทวนวรรณกรรม หรือ ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

#### 2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

##### 2.1.1 หน้าที่การทำงานของสมองส่วนต่าง ๆ

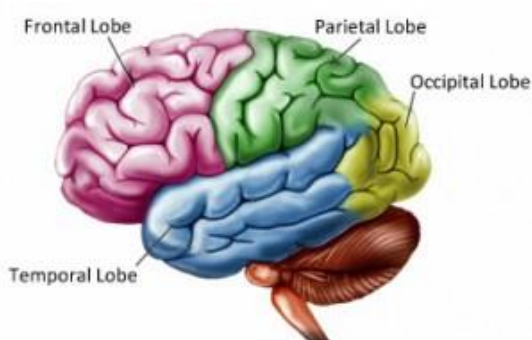


รูปที่ 2.1 Brain part [1]

สมองจะแบ่งเป็น 3 ส่วนใหญ่ๆ คือ ส่วนหน้า ส่วนกลาง และส่วนหลัง โดยส่วนหน้าจะแบ่งเป็น

##### 2.1.1.1 Cerebrum

เป็นส่วนที่ใหญ่ที่สุดของมนุษย์ สมองส่วนนี้จะทำงานเกี่ยวกับการเรียนรู้เป็นศูนย์รวมการทำงานต่าง ๆ เช่น กล้ามเนื้อ การพูด การมองเห็น โดยจะแบ่งเป็นส่วน ๆ ดังนี้



รูปที่ 2.2 Forebrain [1]

##### 2.1.1.1.1 Frontal Lobe

ทำหน้าที่เชื่อมการทำงานของสมอง ควบคุมการเคลื่อนไหวที่ การพูด การแสดงสีหน้า การแก้ปัญหา การจำ และการควบคุมอารมณ์

#### 2.1.1.1.2 Parietal Lobe

จะควบคุมพฤติกรรมที่ซับซ้อน ความรู้สึกด้านการสัมผัส การพูด และการรับรส การรับรู้เกี่ยวกับตัวเลข ความเข้าใจภาษา การเคลื่อนไหวร่างกาย

#### 2.1.1.1.3 Occipital Lobe

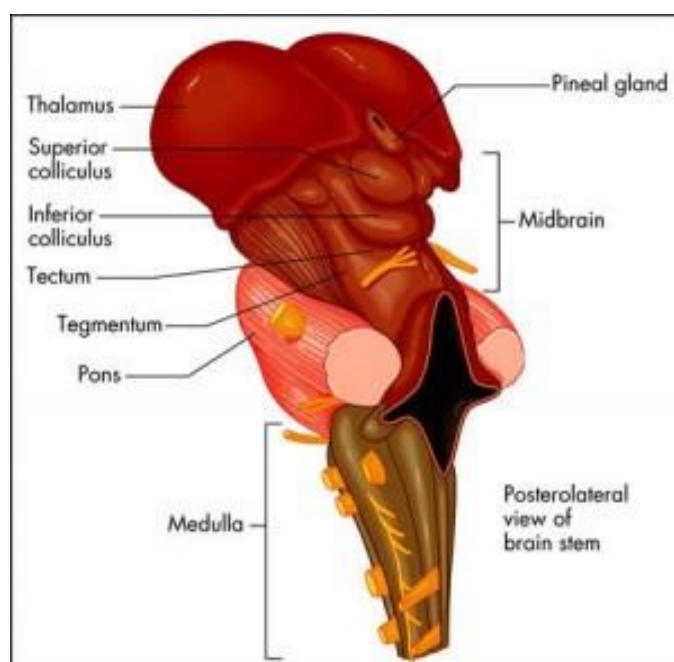
ทำงานเกี่ยวกับการประมวลผลภาพที่เรามองเห็น

#### 2.1.1.1.4 Temporal Lobe

จะทำงานเกี่ยวกับการรับรู้เกี่ยวกับสิ่งเร้าที่เป็นเสียง การเข้าใจภาษาพูด จากเสียง ความจำภาพ การนึกคำพูด และความรู้ทั่วไป

### 2.1.1.2 Midbrain (สมองส่วนกลาง)

จะทำหน้าที่เกี่ยวกับการรับส่งสัญญาณประสาทระหว่างสมองส่วนหน้าและสมองส่วนหลัง โดยสมองส่วนกลางนั้นจะแบ่งได้ดังนี้



รูปที่ 2.3 Midbrain [1]

#### 2.1.1.2.1 Limbic

เรียกอีกอย่างว่า emotional brain จะทำงานเกี่ยวกับอารมณ์และพฤติกรรมต่างของมนุษย์

#### 2.1.1.2.2 Hypothalamus

ทำงานเกี่ยวกับการควบคุมการทำงานของต่อมใต้สมองและต่อมไร้ท่อ  
ทำงานเกี่ยวกับระบบอุณหภูมิของร่างกาย การนอนหลับ ความกระหาย

#### 2.1.1.2.3 Amygdala

ทำหน้าที่ประมวลผลเกี่ยวกับความรู้สึกและความจำ

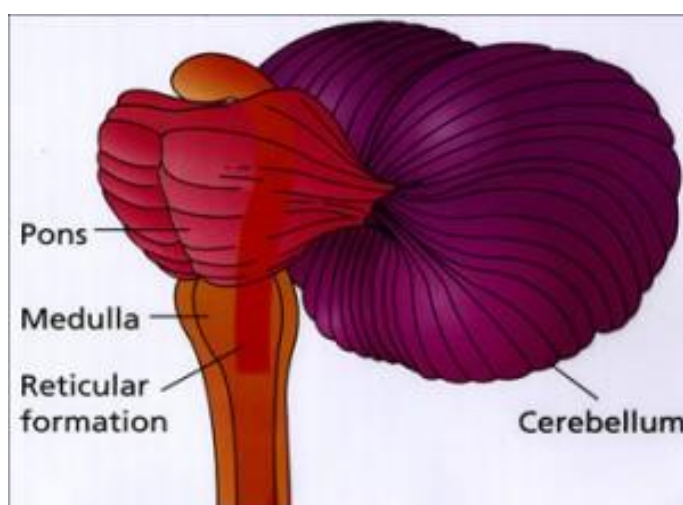
#### 2.1.1.2.4 Hippocampus

ทำหน้าที่เกี่ยวกับความจำระยะยาว จัดระเบียบความจำมีความสำคัญมาก  
ในการสร้างความทรงจำใหม่ ๆ และมีผลต่ออารมณ์ความรู้สึกต่าง ๆ เช่น กลิ่น  
และเสียง

#### 2.1.1.2.5 Pituitary Gland

ทำหน้าที่ผลิตฮอร์โมนหลายชนิดที่ทำหน้าที่โดยตรงซึ่งมีผลต่อการ  
เจริญเติบโตและระบบ metabolism ระบบสืบพันธุ์และกระตุ้นการทำงานของต่อม  
ไร้ท่ออื่น ๆ ด้วย โดย Pituitary Gland จะทำงานร่วมกับสมองส่วน Hypothalamus

### 2.1.1.3 Hindbrain (สมองส่วนท้าย)



รูปที่ 2.4 Hindbrain [1]

#### 2.1.1.3.1 Cerebellum

ทำงานเกี่ยวกับการเคลื่อนไหว สมดุลการทรงตัว และการทำงานของ  
หัวใจและระบบทางเดินหายใจ

#### 2.1.1.3.2 Pons

ควบคุมกล้ามเนื้อใบหน้ากล้ามเนื้อที่ใช้ในการกัด เคี้ยวและการกลืน การ  
หายใจ การนอน

### 2.1.1.3.3 Medulla

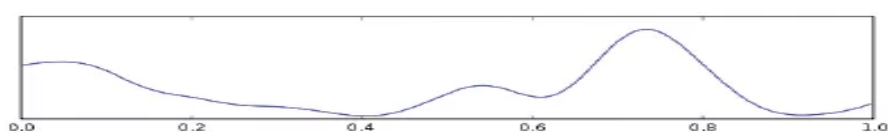
ทำหน้าที่เกี่ยวกับการหายใจ การกลืน และอัตราการเต้นของหัวใจ

## 2.1.2 คลื่นสมอง

### 2.1.2.1 ประเภทของคลื่นสมอง

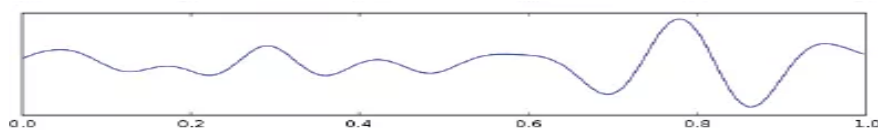
2.1.2.1.1 Infra low ( $< 0.5$  Hz) เป็นคลื่นสมองที่สามารถตรวจวัดได้ก่อนข้างชัก มีบทบาทสำคัญในการกำหนดจังหวะการทำงานของสมอง

2.1.2.1.2 Delta waves (0.5 - 3 Hz) เป็นคลื่นสมองที่ช้าที่สุด จะเกิดขึ้นเมื่อมีสมาธิ หรือการนอนหลับลึกที่ไม่มีความฝัน



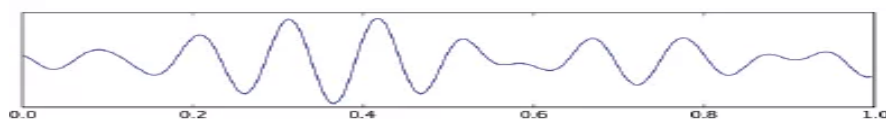
รูปที่ 2.5 Delta waves [3]

2.1.2.1.3 Theta waves (3 - 8 Hz) เป็นคลื่นสมองที่เกิดบ่อยที่สุดในการนอน และการทำสมาธิ คลื่นนี้จะเกี่ยวกับการเรียนรู้ ความจำ และจิตใจสำนึก



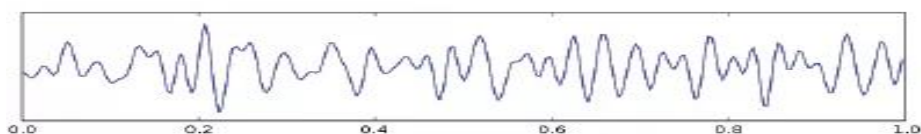
รูปที่ 2.6 Theta waves [3]

2.1.2.1.4 Alpha waves (8 - 12 Hz) จะเกิดเมื่อพักผ่อนและมีความสงบแต่จะเป็นตอนที่ยังรู้สึกตัวอยู่ สมองจะอยู่ในภาวะพักผ่อน คลื่นนี้จะช่วยในการทำงานทางด้านจิต ร่างกายและการเรียนรู้



รูปที่ 2.7 Alpha waves [3]

2.1.2.1.5 Beta waves (12 - 38 Hz) จะควบคุมในภาวะตื่นตัวโดยปกติของเรา จะเกิดขึ้นเมื่อเรามีความสนใจจดจ่อ หรือตั้งใจจะแก้ปัญหา



รูปที่ 2.8 Beta waves [3]

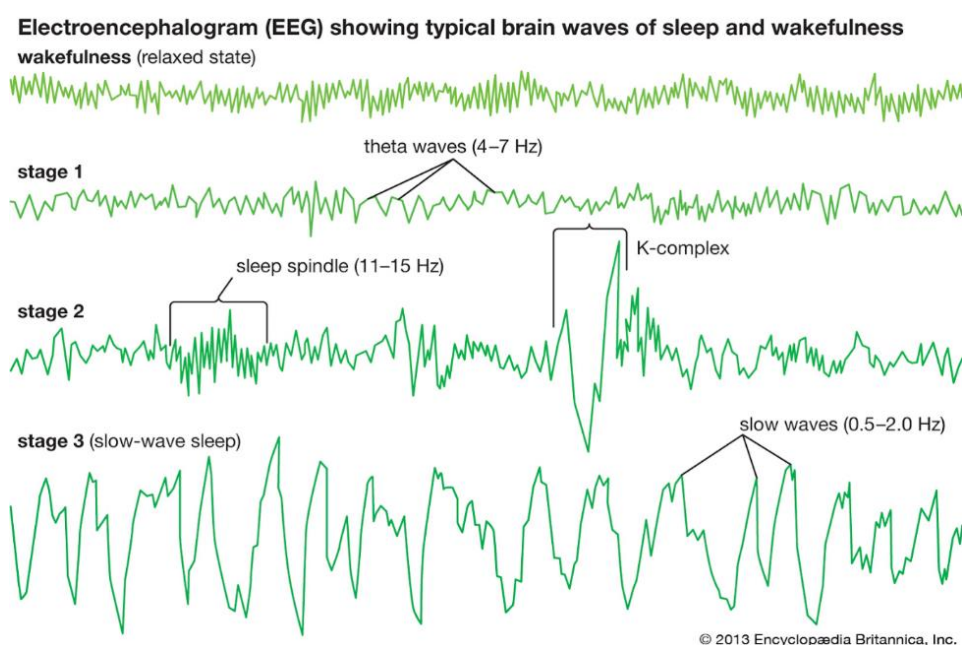
2.1.2.1.6 Gamma waves (38 - 42 HZ) เป็นคลื่นสมองที่เร็วที่สุด จะเกี่ยวข้องกับ การประมวลผลข้อมูลจากพื้นที่สมองที่แตกต่างกันไป โดยคลื่นสมองเกรมมาจะ ส่งข้อมูลรวดเร็ว



รูปที่ 2.9 Gamma waves [3]

### 2.1.2.2 Electroencephalography (EEG)

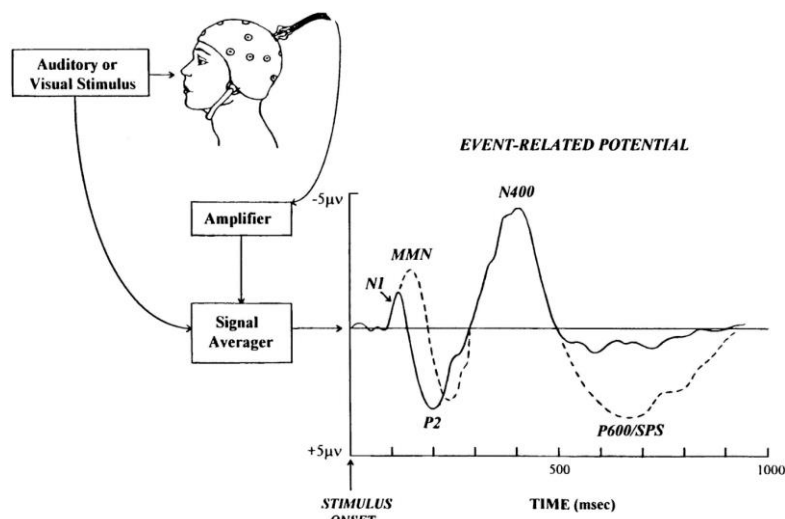
เป็นเทคนิคการบันทึกและตีความคลื่นไฟฟ้าของสมอง โดยเซลล์ประสาทสมอง จะสร้างแรงกระตุ้นไฟฟ้า สามารถวัดสัญญาณไฟฟ้าได้จากหนังศีรษะหรือสมอง



รูปที่ 2.10 Electroencephalogram [5]

### 2.1.2.3 Event related potential (ERP)

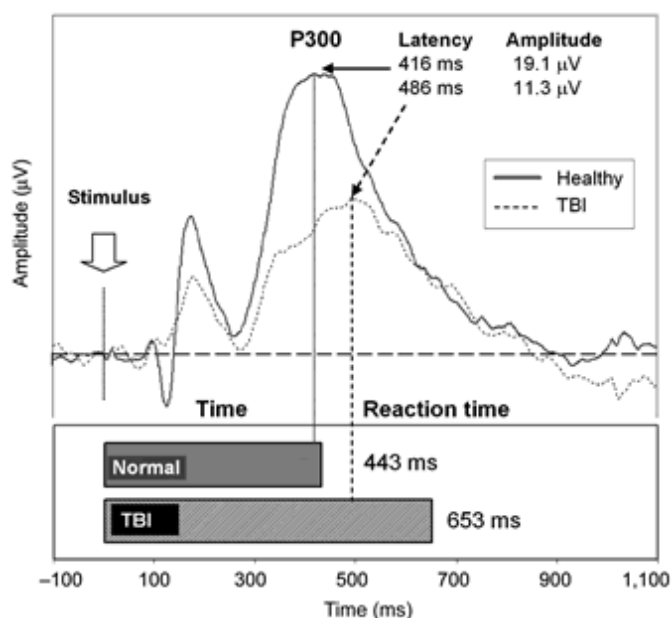
เป็นการเปลี่ยนแปลงใน electroencephalogram ที่บันทึกจากหนังศีรษะเมื่อเกิดการกระตุ้นทางประสาทสัมผัสหรือการใช้กล้ามเนื้อการขยับ สามารถนำมาใช้ตรวจสอบว่าข้อมูลที่ถูกประมวลผลโดยสมองในช่วงเวลาตั้งแต่เกิดการประมวลผลทางประสาทสัมผัสจนถึงการรับรู้



รูปที่ 2.11 Event related potential [7]

### 2.1.2.4 P300 wave

คือคลื่นที่เกิดขึ้นหลังจากที่เกิดการกระตุ้น ในช่วงเวลา 300-500 มิลลิวินาที หลังจากเกิดการกระตุ้น



**Figure.**  
Grand-average event-related potential (ERP) waveforms and reaction times. TBI = traumatic brain injury.

รูปที่ 2.12 P300 [9]

### 2.1.2.5 Oddball Paradigm

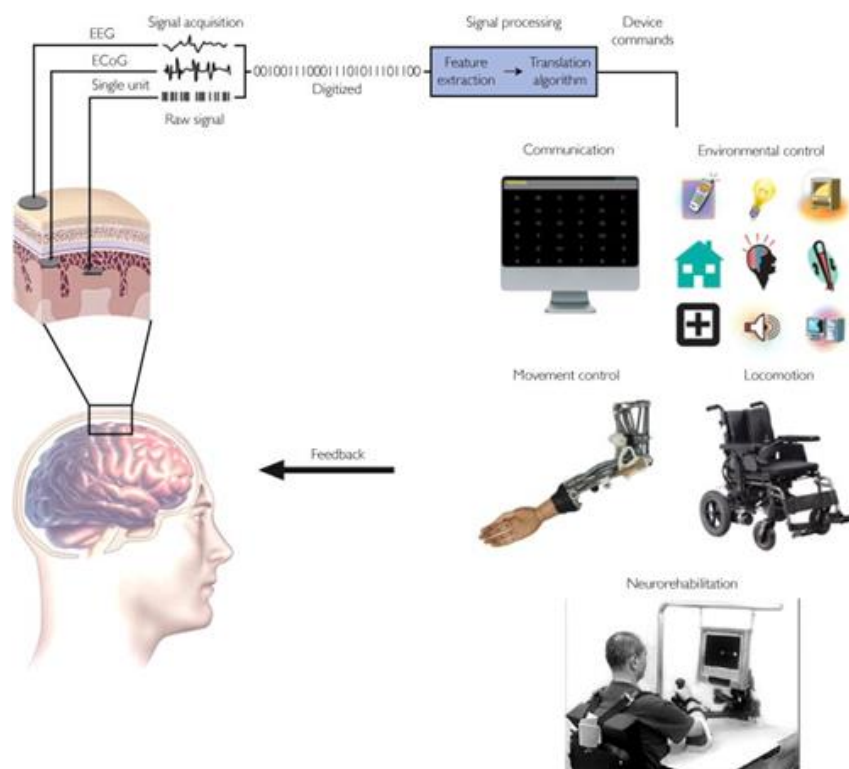
เป็นแบบทดสอบที่ใช้ประเมินความตั้งใจจดจ่อโดยใช้การตรวจคลื่นไฟฟ้าสมองชนิดอีอาร์พี โดยแบบทดสอบนี้ ผู้ถูกทดสอบจะต้องมีสมาธิจดจ่ออยู่กับสิ่งกระตุ้นที่เป็นเป้าหมาย (Target stimuli) ซึ่งคลื่นไฟฟ้าสมองที่เกิดขึ้นในขณะที่สิ่งกระตุ้นที่เป็นเป้าหมายปรากฏในแต่ละครั้งจะถูกนำมาวิเคราะห์เพื่อหาค่าเฉลี่ย โดยทั่วไปการประเมินผลของความตั้งใจจดจ่อโดยการวัดคลื่นไฟฟ้าสมองชนิดอีอาร์พี มักจะเน้นที่การศึกษาคลื่น P300 ซึ่งเป็นคลื่นที่มีศักย์ไฟฟ้าเป็นบวก (Positive) และพบในช่วงระยะเวลา 300 มิลลิวินาทีหลังการกระตุ้นในแต่ละครั้ง เนื่องจากคลื่น P300 จะมีการเปลี่ยนแปลงเมื่อบุคคลนั้นมีความตั้งใจจดจ่ออยู่กับกิจกรรมที่ทำในขณะนั้น

## 2.1.3 BCI (Brain Computer Interface)

### 2.1.3.1 ความหมายของการสื่อสารระหว่างสมองกับคอมพิวเตอร์

การสื่อสารระหว่างสมองกับคอมพิวเตอร์ (Brain-Computer Interface: BCI) คือระบบคอมพิวเตอร์ที่รับสัญญาณสมองเพื่อนำมาวิเคราะห์ และแปลเป็นคำสั่งที่จะส่งผ่านอุปกรณ์แสดงผลเพื่อให้กระทำสิ่งที่ต้องการ โดยขอบเขตของการสื่อสารระหว่างสมองกับคอมพิวเตอร์จะทำการวัดและใช้สัญญาณที่มาจากระบบประสาทส่วนกลาง (Central Nervous System: CNS) ดังนั้นจะไม่สนใจการทำงานของเส้นประสาทและกล้ามเนื้อส่วนปลาย เช่น ระบบการสื่อสารด้วยเสียงหรือกล้ามเนื้อไม่ใช่การสื่อสารระหว่างสมองกับคอมพิวเตอร์ นอกจากนี้การตรวจคลื่นไฟฟ้าในสมอง (Electroencephalogram: EEG) เพียงอย่างเดียวยังไม่ใช่ BCI เพราะเป็นเพียงการบันทึกสัญญาณสมอง ไม่ได้มีการสร้างผลลัพธ์ที่ส่งผลต่อผู้ใช้ ซึ่ง BCI และผู้ใช้จะทำงานร่วมกัน โดยผู้ใช้จะเป็นคนสร้างสัญญาณสมอง และ BCI จะทำการแปลสัญญาณสมองเป็นคำสั่งที่จะส่งผ่านอุปกรณ์แสดงผลเพื่อทำตามสิ่งที่ผู้ใช้อยู่ต้องการ ซึ่งเป้าหมายหลักของ BCI คือการแทนที่หรือเรียกคืนการทำงานที่มีประโยชน์ให้กับผู้ใช้งานที่มีความผิดปกติของกล้ามเนื้อ เช่น เอแอลเอส อัมพาตสมอง โรคหลอดเลือดสมอง หรือเส้นประสาทไขสันหลังบาดเจ็บ

### 2.1.3.2 ส่วนประกอบของระบบ BCI



รูปที่ 2.13 การทำงานของ BCI [10]

ระบบ BCI ประกอบด้วย 4 ส่วนประกอบ โดยส่วนประกอบเหล่านี้จะถูกควบคุมด้วยการดำเนินงานที่มีการกำหนดระยะเวลาในการดำเนินงาน รายละเอียดในการประมวลผลสัญญาณ ลักษณะของคำสั่งที่ใช้กับอุปกรณ์ และการควบคุมประสิทธิภาพการทำงาน ซึ่งส่วนประกอบของ BCI ได้แก่

#### 2.1.3.2.1 Signal Acquisition

เป็นการวัดสัญญาณสมองโดยใช้เซ็นเซอร์เฉพาะทาง เช่น ขั้วไฟฟ้าวางบนหนังศีรษะหรือวางภายในหนังศีรษะสำหรับกิจกรรมที่เกี่ยวข้องกับสรีรวิทยาของสมองเกี่ยวกับกระแสไฟฟ้า (Electrophysiologic Activity) หรือ fMRI สำหรับกิจกรรมการเผาผลาญ (Metabolic Activity) ซึ่งสัญญาณที่ได้มาจะขยายให้เหมาะสมสำหรับการประมวลผลทางอิเล็กทรอนิกส์ และอาจจะกรองสัญญาณเพื่อนำสัญญาณที่รบกวนหรือสัญญาณที่ไม่ต้องออก หลังจากนั้นสัญญาณจะถูกแปลงเป็นสัญญาณดิจิทัลและส่งไปยังเครื่องคอมพิวเตอร์



#### 2.1.3.2.2 Feature Extraction

เป็นกระบวนการที่ใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณดิจิทัลเพื่อทำการแยกแยะสัญญาณที่เกี่ยวข้อง เช่น สัญญาณที่เกี่ยวข้องกับความต้องการของผู้ใช้ เพื่อให้เหมาะสำหรับการแปลเป็นคำสั่งที่จะใช้แสดงผล หลังจากแยกแยะสัญญาณเสร็จแล้วจะทำการส่งสัญญาณเข้าสู่กระบวนการ Feature Translation

#### 2.1.3.2.3 Feature Translation

เป็นการแปลงคุณสมบัติต่าง ๆ (Features) ให้เหมาะสมสำหรับอุปกรณ์แสดงผล เช่น การลดพลังงานในช่วงเวลาที่กำหนด อาจถูกแปลเป็นการเลื่อนขึ้นของตัวชี้ตำแหน่ง (Cursor) หรือใช้การเกิด P300 แปลเป็นตัวอักษรที่ถูกเลือก

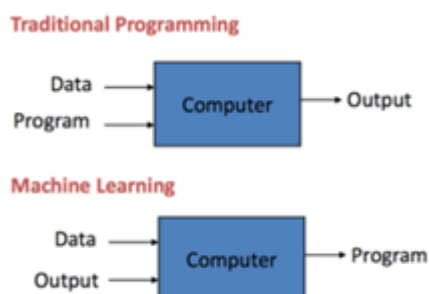
กระบวนการแปลควรเป็นแบบไดนามิกเพื่อรองรับและปรับให้เข้ากับการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นเองหรือเรียนรู้เกี่ยวกับคุณลักษณะของสัญญาณ เพื่อให้แน่ใจว่าช่วงของค่า Feature ที่เป็นไปได้ของผู้ใช้ สามารถครอบคลุมช่วงที่ใช้ในการควบคุมอุปกรณ์ทั้งหมดได้

#### 2.1.3.2.4 Device Output

เป็นการนำผลลัพธ์คำสั่งที่ได้จากกระบวนการ Feature Translation ไปใช้ควบคุมหรือสั่งการอุปกรณ์ภายนอก เช่น การเลือกตัวอักษร การควบคุมตัวชี้ตำแหน่ง (Cursor) การทำงานของแขนหุ่นยนต์ และอื่น ๆ ซึ่งการทำงานของอุปกรณ์จะตอบรับกับผู้ใช้

### 2.1.4 Machine Learning

คือการทำให้คอมพิวเตอร์เกิดการเรียนรู้ด้วยตนเองผ่านทางสิ่งที่เรียกว่าข้อมูล โดยการที่จะทำเช่นนั้นได้ จำเป็นที่จะต้องป้อนผลลัพธ์หรือคำตอบที่ต้องการ และป้อนข้อมูลเข้าไปภายในระบบ เพื่อให้คอมพิวเตอร์ประมวลผลเป็นกฎหรือโปรแกรมออกมา ซึ่งกฎดังกล่าวจะสามารถนำไปใช้กับข้อมูลอื่นๆเพื่อหาคำตอบต่อไปได้ [1]



รูปที่ 2.14 Machine Learning [11]

Machine Learning นั้นสามารถจำแนกออกได้เป็น 2 ประเภท ดังนี้

#### 2.1.4.1 Supervised Learning หรือการเรียนรู้แบบมีผู้สอน

ระบบจำเป็นอย่างยิ่งที่ต้องมีผู้ให้ข้อมูลว่าหากป้อนข้อมูลแบบนี้ จะได้ผลลัพธ์เป็นอีกแบบหนึ่ง ซึ่งอาจกล่าวได้อีกทางว่าการเรียนรู้แบบนี้ต้องมีผู้สอนระบบ โดยการเรียนรู้ประเภทนี้จะประกอบไปด้วยโมเดลที่สามารถทำได้ [1] เช่น

- Linear Logistic Regression (LR)

การเรียนรู้แบบนี้ถือเป็นหนึ่งในการเรียนรู้พื้นฐานที่เป็นที่แพร่หลายสำหรับการแก้ปัญหาเกี่ยวกับการจำแนก (Classification problem) ซึ่งปัญหาดังกล่าวมักจะใช้ในการจำแนกข้อมูลออกเป็นหมวดหมู่ อย่างเช่น การแยกเป็น 2 หมวดหมู่ คือ ‘ใช่’ หรือ ‘ไม่’ (Two class classification problem) เป็นต้น

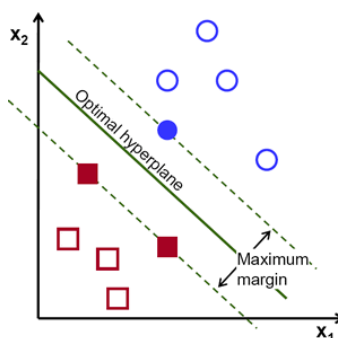
Logistic Regression จะใช้ sigmoid function โดย sigmoid function นั้นจะมีลักษณะเป็น S-curve ในการคำนวณ ซึ่งมีสมการดังนี้

$$\sigma(t) = \frac{e^t}{e^t + 1}$$

- Linear Support Vector Machines (SVM)

SVM เป็นอีกหนึ่งอัลกอริทึมที่ให้ค่าความแม่นยำ (Accuracy) ที่ค่อนข้างสูง และไม่ต้องอาศัยการคำนวณมาก เหมาะสำหรับปัญหาประเภท Regression และ Classification แต่มักจะเป็นที่นิยมสำหรับปัญหาการจำแนกหมวดหมู่มากกว่า

ในการทำงาน SVM จะหา Hyperplane ใน N-dimension (N คือจำนวนลักษณะที่จะใช้ในการจำแนก) ที่สามารถแยกแยะจุดของข้อมูลได้ดีที่สุด ซึ่งการจะหา Hyperplane ที่เหมาะสม จำเป็นจะต้องเลือกตัวที่มีระยะห่างมากที่สุด (Maximum margin) เพื่อให้สามารถจำแนกข้อมูลได้อย่างถูกต้องและชัดเจน



รูปที่ 2.15 Machine Learning [20]

- Linear Discriminant Analysis (LDA)

LDA นั้นมีขึ้นมาเพื่อใช้ในการแก้ปัญหาที่พบใน Logistic regression เนื่องจากในบางครั้งหากจำนวนของข้อมูลมีจำนวนน้อยเกินไป ผลที่ได้จาก Logistic regression จะไม่คงที่ อัลกอริทึมนี้จึงไม่ใช่ตัวที่ดีที่สุดในการจำแนกหมวดหมู่ที่มีมากกว่า 2 หมวด

LDA นั้นจะพิจารณาแยกการกระจายตัวของแต่ละกลุ่มข้อมูล โดยจะทำการวิเคราะห์ให้กลุ่มของข้อมูลที่แตกต่างกันอยู่กระจายห่างกันมากที่สุดเท่าที่จะเป็นไปได้

#### 2.1.4.2 Unsupervised Learning หรือการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน

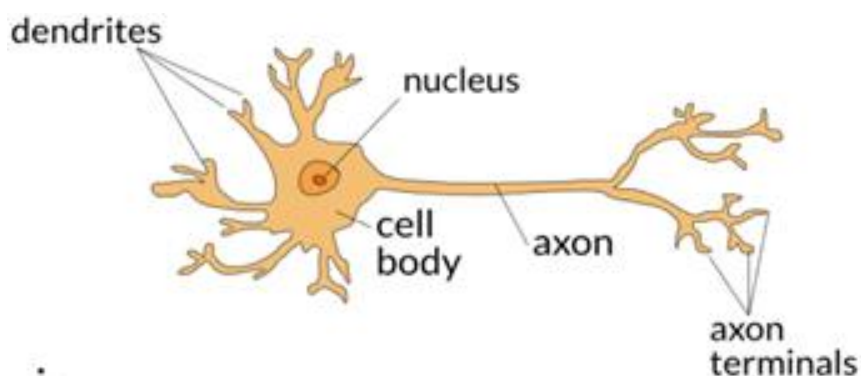
ระบบจะมีเพียงข้อมูลที่ถูกป้อนเข้าไป จากนั้นระบบจะสามารถแยกแยะข้อมูลดังกล่าวออกมาเป็นผลลัพธ์ได้เองโดยอาศัยการแบ่งกลุ่ม ซึ่งวิธีที่สามารถทำได้ [1] เช่น

- K-means

จะเป็นการแบ่งกลุ่มของข้อมูล โดยจำนวนกลุ่มนั้นขึ้นอยู่กับผู้ใช้งานที่ต้องการกี่กลุ่ม เมื่อกำหนดจำนวนกลุ่มได้แล้วจึงสุ่มตำแหน่งให้กับกลุ่ม และทำการดูตำแหน่งของข้อมูลต่างๆว่ามีตำแหน่งใกล้เคียงกับข้อมูลอื่น ๆ มากกว่ากัน ข้อมูลที่มีตำแหน่งใกล้เคียงกันมากกว่าจะถือว่าอยู่กลุ่มๆนั้น จากนั้นจึงปรับตำแหน่งของกลุ่มให้มาอยู่ตรงกลาง และเริ่มกระบวนการพิจารณาตำแหน่งของข้อมูลไปจนกว่าตำแหน่งของข้อมูลจะไม่เกิดการเปลี่ยนแปลงอีก

#### 2.1.5 Neuron Network

คือโครงข่ายของระบบประสาทที่จำลองมาจากสมองของมนุษย์ ซึ่งภายในระบบดังกล่าวจะประกอบไปด้วยหน่วยประมวลผลขนาดเล็กอยู่เป็นจำนวนมากเพื่อช่วยในการคิดวิเคราะห์ได้อย่างรวดเร็ว ทางระบบคอมพิวเตอร์ซึ่งอาศัยการประมวลผลก็เช่นกัน จึงเกิดการจำลองการเรียนรู้ของมนุษย์ผ่านทางโครงข่ายประสาทมาประยุกต์ใช้กับระบบคอมพิวเตอร์เพื่อให้เกิดความสามารถในการวิเคราะห์ประมวลผลที่ดีขึ้น



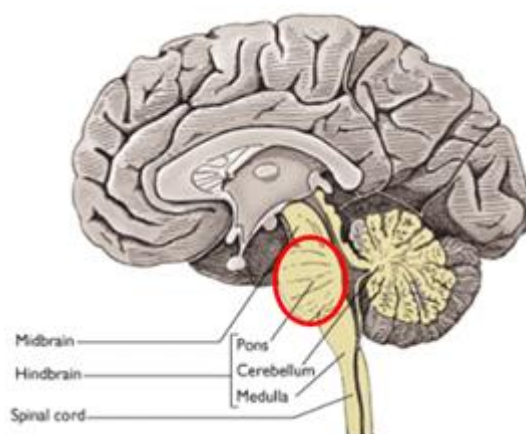
รูปที่ 2.16 เซลล์ประสาท [12]

Neuron Network จะอาศัยส่วนที่เล็กที่สุดซึ่งก็คือ Neuron หรือ Node ในการคำนวณค่า Input ที่ถูกใส่เข้ามาภายในระบบ ซึ่งมีส่วนประกอบสำคัญดังนี้

- Input คือ ค่าที่ส่งเข้ามาที่ Neuron
- Weight คือ เป็นการให้น้ำหนักของ Input แต่ละตัวที่ถูกส่งเข้ามาภายในระบบโดยจะมีค่าระหว่าง 0-1 เมื่อเริ่มต้นจะเป็นการสุ่มตัวเลขขึ้นมา จากนั้น Neuron จะทำการเรียนรู้ และปรับค่าน้ำหนักให้ได้ผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงที่สุด
- Bias คือ ค่าที่จะช่วยเข้ามาทำให้ค่าที่เข้ามาอยู่ในระหว่าง 0 - 1 ได้ โดยจะเป็นการสุ่มตัวเลขที่มีการปรับค่าทุกครั้งที่เราเรียนรู้
- Output คือ ผลลัพธ์
- Back Propagation คือ การนำค่าความผิดพลาดมาปรับค่า Weight และ Bias ให้มีความเหมาะสมเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่มีความถูกต้องเพิ่มมากขึ้น

### 2.1.6 Locked-In Syndrome (LIS)

โรคแอลไอเอสหรือกลุ่มผู้ป่วยที่มีอาการอัมพาตทั้งร่างกาย เกิดจากความผิดปกติของสมองส่วนท้ายในส่วนที่เรียกว่า พอนส์ (Pons) ซึ่งจะส่งผลให้ผู้ป่วยเกิดขีดจำกัดในการเคลื่อนไหวร่างกาย และความผิดปกติทางการสื่อสาร มีเพียงดวงตาและสมองที่ยังคงสามารถทำงานได้เป็นปกติ [13]



รูปที่ 2.17 สมองส่วนพอนส์ (Pons) [14]

โดยผู้ป่วยที่อยู่ในกลุ่มโรคแอลไอเอสนั้น ได้แก่ ผู้ป่วยที่เป็นอัมพาต ผู้ป่วยที่เป็นโรค Amyotrophic Lateral Sclerosis (ALS) ผู้ป่วยที่ได้รับบาดเจ็บที่ไขสันหลัง (Spinal cord injury) หรือระบบประสาทเสียหายอย่างรุนแรง

กลุ่มอาการดังกล่าวสามารถแบ่งออกได้เป็น 3 ประเภท ดังนี้

#### 2.1.6.1 Classic

- มีภาวะอาการอัมพาต และความบกพร่องทางการพูด แต่ยังคงมีสติสัมปชัญญะ และสามารถเคลื่อนไหวเปลือกตา และกรอกตาได้

#### 2.1.6.2 Incomplete

- มีลักษณะเหมือนประเภท Classic แต่จะมีขีดจำกัดทางการเคลื่อนไหวของดวงตามากกว่า

#### 2.1.6.3 Total

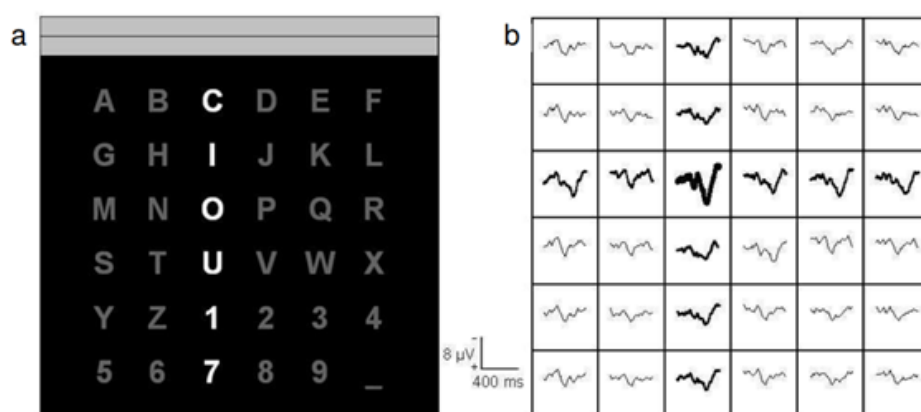
- ไม่สามารถเคลื่อนไหวใด ๆ ได้เลย แต่ยังคงมีสติสัมปชัญญะครบถ้วน

## 2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

### 2.2.1 Brain Speller

#### 2.2.1.1 การสะกดคำด้วย P300 (Spellers based on P300)

การตรวจศักยภาพไฟฟ้าสมองสัมพันธ์กับเหตุการณ์ (Event related potentials: ERP) เป็นวิธีหนึ่งที่ใช้ในการสร้าง BCI โดยตัวอย่างของ ERP ที่เกี่ยวข้องกับ BCI คือการสะกดคำด้วย P300 ซึ่งเป็นหนึ่งใน BCI ตัวแรกที่ได้รับการเผยแพร่ในปี ค.ศ. 1988 โดย Farwell et. al



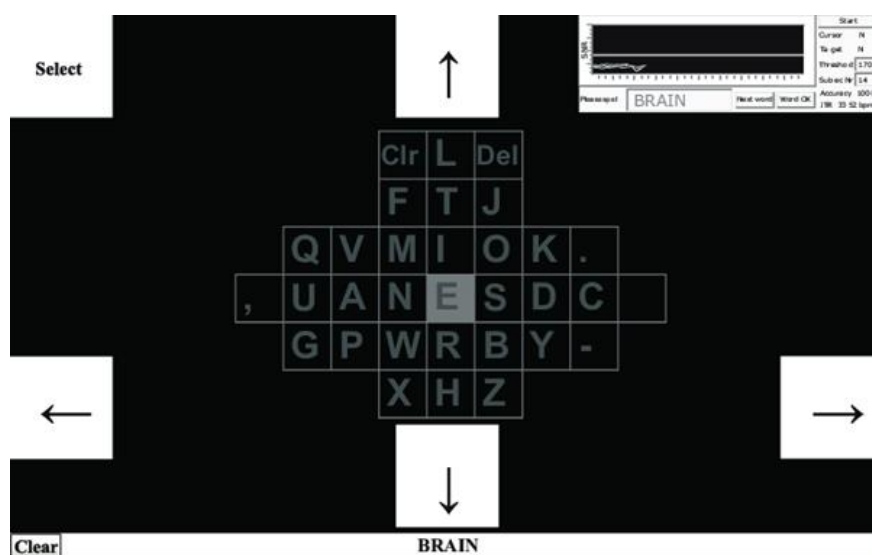
**Figure 2.4** (a) A  $6 \times 6$  P300 matrix display. The rows and columns are randomly highlighted as indicated by column 3. (b) Average waveforms for each of the 36 cells contained in the matrix from electrode Pz. The target letter “O” (thick waveform) elicited the largest P300 response, and a smaller P300 response is evident for the other characters in column 3 or row 3 (medium waveforms) because these stimuli are highlighted simultaneously with the target. All other cells indicate nontarget stimuli (thin waveforms). Each response is the average of 30 stimulus presentations.

รูปที่ 2.18 ภาพ 6x6 P300 matrix display [15]

การสะกดคำด้วย P300 (P300 Speller) เป็นกระบวนการทัศน์ของการพิมพ์อักษรภาษาอังกฤษ ซึ่งประกอบด้วยเมตริกขนาด 6 x 6 ที่บรรจุอักขระ 36 ตัว (ตัวอักษรและสัญลักษณ์พิเศษ) เมตริกนี้จะถูกนำมาแสดงผลบนหน้าจอคอมพิวเตอร์ และทำการตรวจจับด้วยวิธีการบันทึกลักษณะเด่นของสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองประเภท P300 จากการจ้องมองการกระพริบของตัวอักษรที่กระพริบเป็นแถวและคอลัมน์แบบสลับ (Row/ Column Paradigm)

### 2.2.1.2 การสะกดคำด้วย SSVEP (Spellers based on SSVEP)

ระบบ BCI ที่นำ Steady State Visual Evoked Potentials (SSVEP) มาใช้ จะแสดงให้เห็นถึงความสนใจของผู้ใช้จากการกระตุ้นภาพ โดยจะใช้หลักการไฟกระพริบที่มีความถี่ต่างกันเป็นการกระตุ้น ซึ่งถูกนำมาประยุกต์ใช้มากมาย เช่น อุปกรณ์ควบคุมระบบประสาทช่วยให้ผู้ป่วยที่เส้นประสาทไขสันหลังบาดเจ็บสามารถจับต้องสิ่งของได้ และวิดีโอเกมส์

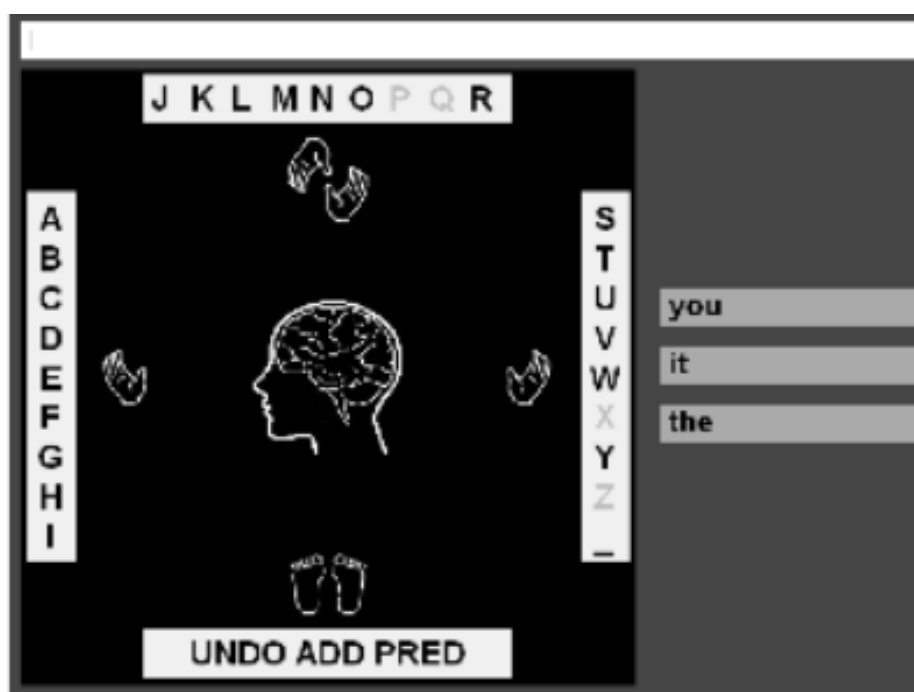


รูปที่ 2.19 ส่วนต่อประสานกราฟิกกับผู้ใช้ของ Bremen-BCI speller [16]

การสะกดคำด้วย SSVEP โดยใช้ Bremen-BCI speller ซึ่งส่วนต่อประสานกราฟิกกับผู้ใช้ (Graphical User Interface: GUI) ของ Bremen-BCI speller จะประกอบด้วยเป็นพิมพ์เสมือนจริงที่มีอักขระ 32 ตัว (ตัวอักษรและสัญลักษณ์พิเศษ) อยู่กลางหน้าจอ และมีช่องสีขาว 5 ช่องสำหรับคำสั้งขึ้น ลง ซ้าย ขวา และเลือกตัวอักษร ที่ขอบด้านนอกและมุมซ้ายบนของจอภาพ ซึ่งทำการกระพริบด้วยความถี่ที่ต่างกัน

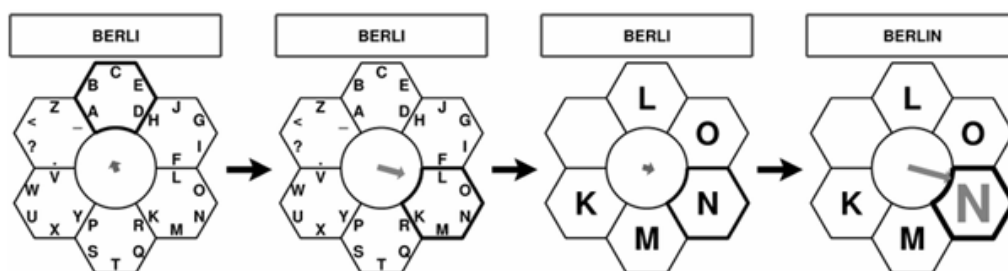
การทำงานของกระดคำด้วย SSVEP โดยใช้ Bremen-BCI speller จะใช้วิธีการเคลื่อนย้ายเคอร์เซอร์ (สีเทา) ไปยังอักษรที่ต้องการด้วยการจ้องที่ตัวกระตุ้น ในที่นี้คือช่องสี่เหลี่ยมสีขาว 5 ช่องที่กระพริบด้วยความถี่ที่ต่างกัน โดยจ้องลูกศรที่ชี้ไปทางซ้ายเมื่อต้องการให้เคอร์เซอร์เคลื่อนไปทางซ้าย จ้องลูกศรที่ชี้ไปทางขวาเมื่อต้องการให้เคอร์เซอร์เคลื่อนไปทางขวา จ้องลูกศรที่ชี้ไปด้านบนเมื่อต้องการให้เคอร์เซอร์เคลื่อนไปด้านบน จ้องลูกศรที่ชี้ไปด้านล่างเมื่อต้องการให้เคอร์เซอร์เคลื่อนไปด้านล่าง และจ้องคำว่า Select เมื่อต้องการเลือกตัวอักษรที่เคอร์เซอร์วางอยู่

### 2.2.1.3 การสะกดคำด้วย Motor Imagery (Spellers based on motor imagery)



รูปที่ 2.20 ส่วนต่อประสานกราฟิกกับผู้ใช้ของ AIRLab-BCI

การทำงานของกระดคำด้วย Motor Imagery จะส่วนต่อประสานกราฟิกกับผู้ใช้ (Graphical User Interface: GUI) ของ AIRLab-BCI ซึ่งประกอบด้วย 27 ตัวอักษรในแนวนอน 1 แถวและแนวตั้ง 2 แถวและมีแถวคำสั่งพิเศษ 1 แถว โดยกลยุทธ์ในการสะกดคำจะใช้วิธีการจินตนาการการเคลื่อนไหวเช่น ยกแขนซ้าย ยกแขนขวา ปรบมือและขยับเท้าเพื่อใช้ในการเคลื่อนย้ายเคอร์เซอร์ไปที่เป้าหมาย 4 ทิศทางเพื่อเลือกตัวอักษรสำหรับสะกดคำที่ต้องการ



รูปที่ 2.21 ส่วนต่อประสานกราฟิกกับผู้ใช้ของ Hex-o-Spell [17]

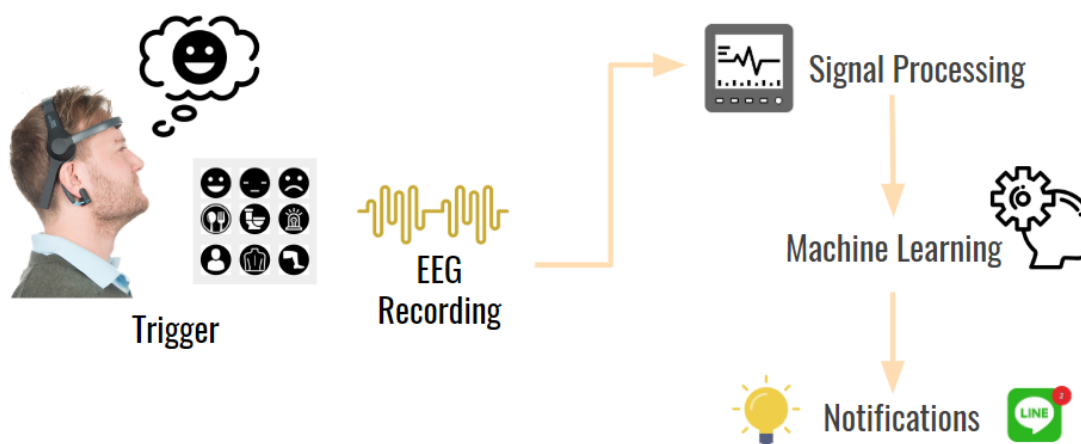
กลุ่มวิจัย BCI จาก Fraunhofer FIRST (IDA), Berlin, Germany ได้นำเสนอ Hex-o-Spell โดยส่วนต่อประสานกราฟิกกับผู้ใช้ (Graphical User Interface: GUI) จะประกอบด้วยรูป 6 เหลี่ยม 6 ช่องล้อมรอบวงกลม ซึ่งภายใน 6 เหลี่ยมจะมีอักขระหรือสัญลักษณ์อื่น ๆ รวมกัน 5 ตัว และมีลูกศรอยู่ตรงกลางเพื่อทำการเลือกตัวอักษร โดยจะทำการควบคุมด้วยการจินตนาการเพียง 2 คำสั่ง คือ เมื่อจินตนาการว่าเคลื่อนไหวมือขวา ลูกศรจะหมุนตามเข็มนาฬิกา แต่ถ้าจินตนาการว่าเคลื่อนไหวเท้าขวา การหมุนจะหยุดลงแล้วทำการขยายช่อง 6 เหลี่ยมที่เลือก โดยทำหน้าที่เหมือนปุ่ม Enter ของแป้นพิมพ์คอมพิวเตอร์



## บทที่ 3

### วิธีการดำเนินงาน

#### 3.1 ภาพรวมของกระบวนการทำงาน

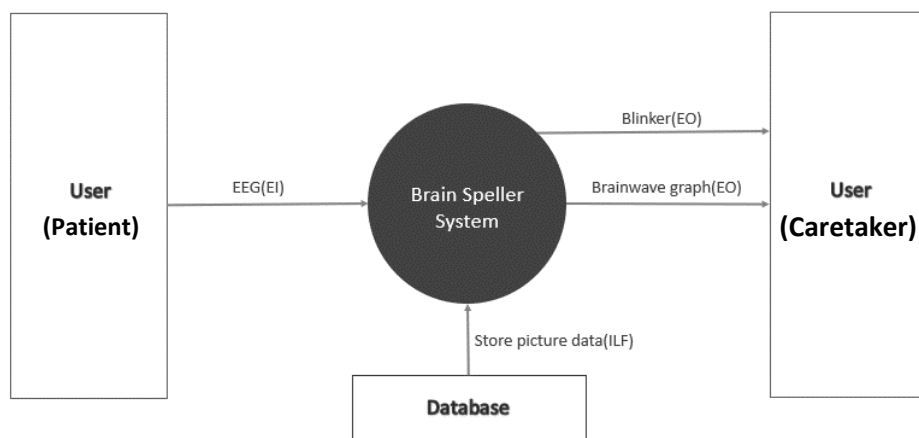


รูปที่ 3.1 ภาพรวมของระบบการทำงาน

การทำงานจะเริ่มจากให้ User มองหน้าจอโดยมองไปยังภาพที่ต้องการจาก 9 ภาพ หลังจากนั้น จะมีการเก็บรวบรวมคลื่นสมองจากเครื่อง NeuroSky Mindwave Headset แล้วส่งไปที่ EEG recorder ต่อมา นำสัญญาณที่ได้รับมากรองสัญญาณรบกวนออก จากนั้นนำมาวิเคราะห์ (signal processing) และใช้ Machine Learning เพื่อทำการจัดกลุ่มโดยจะมี 2 กลุ่ม คือ กลุ่มที่มีสัญญาณ P300 และไม่มีสัญญาณ P300 และทำการ train data ให้ Machine จากนั้นเราจะนำสัญญาณที่ได้ไปควบคุมอุปกรณ์แจ้งเตือนเพื่อแสดงผลให้ผู้ดูแลทราบว่า User ต้องการจะสื่อสารอะไร โดยการแจ้งเตือนนั้นจะมีอยู่ 2 รูปแบบ คือ การแจ้งเตือนผ่านบอร์ดแจ้งเตือนซึ่งจะมีการแสดงผลเป็นไฟแจ้งเตือนและมีเสียงแจ้งเตือน อีกรูปแบบหนึ่งคือการแจ้งเตือนผ่าน Line Application ของผู้ดูแล

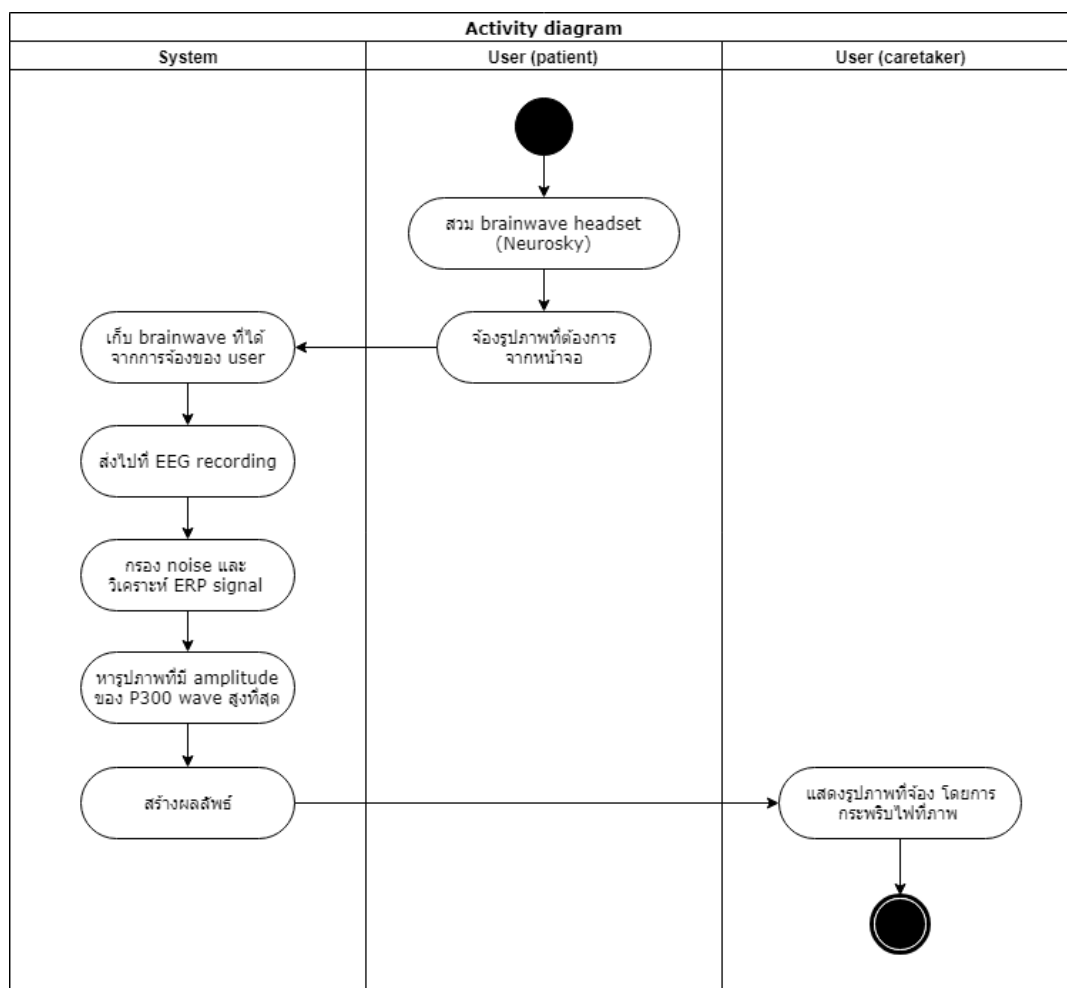
## 3.2 กระบวนการทำงาน

### 3.2.1 Architecture diagram



รูปที่ 3.2 Architecture Diagram

### 3.2.2 Activity diagram



รูปที่ 3.3 Activity Diagram

### 3.3 การออกแบบระบบ

#### 3.3.1 การออกแบบซอฟต์แวร์

จากการศึกษาพบว่า Donchin paradigm นั้นถูกใช้อย่างแพร่หลายในหลายงานวิจัยเรื่อง Brain Speller โดย paradigm ดังกล่าว ผู้ใช้จำเป็นต้องจ้องหน้าจอเมทริกซ์ขนาด 6x6 ที่จะเกิดการกระพริบตามหลักและแถวเพื่อกระตุ้นให้เกิดคลื่น P300 เพื่อให้ได้ข้อมูลมาพิจารณาว่า ณ ขณะเวลาใด ๆ ผู้ใช้จ้องมองที่ตัวอักษรใด และเมื่อทำการเรียงตัวอักษรที่ได้ ผู้ใช้ต้องการสื่อสารเป็นคำว่าอะไร

แต่ถ้าวิธีดังกล่าว ผู้ใช้จำเป็นต้องจ้องที่หน้าจอกระพริบเป็นเวลานาน จึงจะได้ผลลัพธ์เป็นคำที่ต้องการสื่อสารออกมา และการจ้องเป็นเวลานานนั้นก็อาจส่งผลเสียต่อดวงตา ทำให้เกิดความเมื่อยล้าของกล้ามเนื้อตา และอาจทำให้ตาพร่าได้ ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงเปลี่ยนจากตัวอักษรเป็นรูปภาพ เพื่อความง่ายในการสื่อสารของผู้ใช้



รูปที่ 3.4 หน้าจอกระพริบที่สร้าง

หน้าจอในงานวิจัยนี้ถูกสร้างขึ้นจากการดัดแปลงจาก Donchin paradigm โดยจะเป็นหน้าจอเมทริกซ์ขนาด 3x3 และทำการเปลี่ยนจากตัวอักษรเป็นรูปภาพเพื่อความรวดเร็วในการสื่อสารของผู้ใช้ ซึ่งรูปภาพดังกล่าวจะถูกแบ่งออกเป็น 3 หมวดตามแถว ดังนี้

### 3.3.1.1 หมวดอารมณ์



รูปที่ 3.5 หน้าจอกระป๋องหมวดอารมณ์ คือ มีความสุข เฉยๆ และไม่มีความสุข  
(จากซ้ายไปขวา)

เพื่อใช้ในการวัดค่าอารมณ์ความรู้สึกของผู้ใช้ ประกอบไปด้วย

- มีความสุข คือ เมื่อผู้ใช้รู้สึกมีความสุข
- เฉยๆหรือปานกลาง คือ เมื่อผู้ใช้รู้สึกเฉยๆ ไม่ได้มีความสุขหรือไม่มีความสุข
- ไม่มีความสุข คือ เมื่อผู้ใช้รู้สึกเศร้า ไม่ดี หรือเสียใจ

### 3.3.1.2 หมวดทั่วไป



รูปที่ 3.6 หน้าจอกระป๋องหมวดทั่วไป คือความหิว ห้องน้ำ และฉุกเฉิน (จากซ้ายไปขวา)

สำหรับกิจกรรมประจำวันต่าง ๆ ทั่วไปในชีวิตประจำวัน ประกอบด้วย

- ความหิว คือ เมื่อผู้ใช้รู้สึกหิว และมีความต้องการที่จะรับประทานอาหาร
- ห้องน้ำ คือ เมื่อผู้ใช้ต้องการที่จะขับถ่าย โดยในกรณีนี้ผู้ป่วยโรคแอลไอเอสส่วนใหญ่ต้องสวมผ้าอ้อมสำเร็จรูป หรือต่อท่อเพื่อใช้ในการขับถ่าย การจ้องที่รูปนี้จึงสามารถใช้เป็นอีกแง่หนึ่งก็คือผู้ใช้มีความรู้สึกว่าผ้าอ้อมนั้นเปียกชื้นจนเกินไปต้องการที่จะเปลี่ยน หรือเกิดปัญหาเกี่ยวกับการขับถ่าย
- ฉุกเฉิน คือ เมื่อผู้ใช้เกิดความผิดปกติบางอย่าง และต้องการความช่วยเหลืออย่างเร่งด่วน

### 3.3.1.3 หมวดความเจ็บปวดทางร่างกาย



รูปที่ 3.7 หน้าจอกระพริบหมวดความเจ็บปวดทางร่างกาย คือ ช่วงบน ช่วงกลาง และช่วงล่าง (จากซ้ายไปขวา)

การวัดความเจ็บปวดตามร่างกายโดยแบ่งเป็นช่วงต่าง ๆ ประกอบไปด้วย

- ช่วงบน คือ เมื่อผู้ใช้รู้สึกเจ็บปวดบริเวณตั้งแต่ช่วงศีรษะลงมาถึงบริเวณไหล่
- ช่วงกลาง คือ เมื่อผู้ใช้รู้สึกเจ็บปวดบริเวณตั้งแต่ช่วงไหล่ลงมาถึงสะโพก
- ช่วงล่าง คือ เมื่อผู้ใช้รู้สึกเจ็บปวดบริเวณตั้งแต่ช่วงสะโพกลงมาถึงปลายเท้า



รูปที่ 3.8 หน้าจอกระพริบ

ในการสร้างหน้าจอกระพริบนั้นจะมีรูปแบบการกระพริบจาก 1 ถึง 6 โดยที่การกระพริบนั้นจะแบ่งเป็น 2 แบบ คือ การกระพริบตามหลัก (1-3) และการกระพริบตามแถว (4-6) จึงสามารถกล่าวได้ว่าการที่จะสามารถระบุภาพที่ผู้ใช้มองเห็นได้นั้น จะต้องเกิดจากการมองเห็นการกระพริบทั้ง 2 แบบ เช่น หากผู้ใช้ทำการมองภาพ ‘ห้องน้ำ’ จะต้องเกิดจากการกระพริบหลักที่ 2 และแถวที่ 5 เป็นต้น

### 3.4 ซอฟต์แวร์และฮาร์ดแวร์ที่ใช้

#### 3.4.1 ฮาร์ดแวร์ที่ใช้

##### 3.4.1.1 Neurosky Mindwave Headset



รูปที่ 3.9 เครื่อง Neurosky Mindwave Headset [24]

ในโครงการนี้จะมีการใช้ NeuroSky Mindwave Headset เพื่อทำการเก็บข้อมูลคลื่นไฟฟ้าสมอง และใช้งานผ่านโปรแกรม MATLAB โดยในการเก็บคลื่นไฟฟ้าสมองนั้นใช้ EGG sensors หลังจากผู้ใช่มองหน้าจอกะพริบจะมีการส่งสัญญาณผ่านบลูทูธเข้าเครื่องคอมพิวเตอร์

##### 3.4.1.2 NodeMCU ESP8266



รูปที่ 3.10 NodeMCU ESP8266 [21]

NodeMCU คือ บอร์ดพัฒนาที่มีลักษณะคล้ายกับบอร์ด Arduino แต่สามารถเชื่อมต่อกับ WiFi ได้ และสามารถเขียนคำสั่งควบคุมบอร์ดโดยใช้โปรแกรม Arduino IDE ได้เช่นเดียวกับ Arduino ภายในบอร์ดของ NodeMCU จะประกอบไปด้วย ESP8266 ซึ่งเป็นไมโครคอนโทรลเลอร์ที่สามารถเชื่อมต่อ WiFi ได้ พร้อมอุปกรณ์อำนวยความสะดวกต่าง ๆ เช่น micro USB port สำหรับจ่ายไฟหรืออัปโหลดโปรแกรม ขาสำหรับเชื่อมต่ออุปกรณ์ภายนอก เป็นต้น โดยโปรเจกต์ได้นำ NodeMCU มาใช้ในการควบคุมบอร์ดแจ้งเตือน และแจ้งเตือนผ่านทาง Line

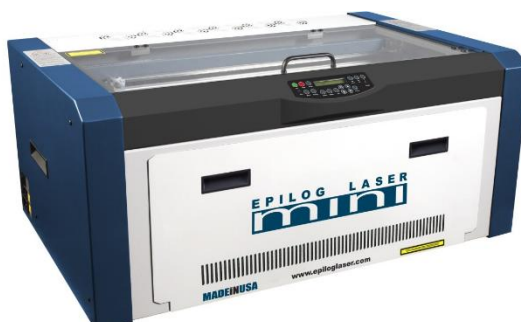
### 3.4.1.3 FlashForge 3D Printers



รูปที่ 3.11 FlashForge 3D Printers [25]

FlashForge 3D Printers คือ เครื่องพิมพ์ 3 มิติ ที่สามารถสร้างสิ่งของออกมาผ่านการออกแบบในคอมพิวเตอร์ ซึ่งในโปรเจกต์นี้ ใช้ในการทำรูปที่สื่อถึงความต้องการของผู้ป่วยบนบอร์ดแจ้งเตือนผู้ดูแล

### 3.4.1.4 Laser Cutting Machine



รูปที่ 3.12 Laser Cutting Machine [26]

เครื่องตัดเลเซอร์ เป็นเครื่องที่อำนวยความสะดวกในการตัดวัตถุ โดยวิธีการตัดจะใช้เลเซอร์ที่มีช่วงความถี่แคบ มีพลังงานและความเข้มสูง ซึ่งในโปรเจกต์นี้จะนำมาใช้ในการตัดแผ่นอะคริลิกที่จะใช้ในการทำบอร์ดแจ้งเตือนผู้ดูแล

### 3.4.2 ซอฟต์แวร์ที่ใช้

#### 3.4.2.1 MATLAB



รูปที่ 3.13 โปรแกรม MATLAB [18]

เป็นโปรแกรมที่ช่วยในการคำนวณทางคณิตศาสตร์ทำให้สามารถทำการคำนวณที่ซับซ้อนได้โดยใช้เวลาที่รวดเร็ว และสามารถแสดงเป็นกราฟฟิกได้ ในโครงงานนี้จะนำมามันที่สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองที่ได้จากเครื่อง NeuroSky Mindwave Headset และทำการกรองเพื่อลดสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นขณะทำการเก็บข้อมูล เช่น การกระพริบตา หลังจากนั้นจะใช้วิเคราะห์ประมวลผลสัญญาณ (Signal Processing) แล้วนำมา plot เพื่อหา P300 ได้สะดวกมากขึ้น นอกจากนั้นยังใช้ในการทำ Machine Learning เพื่อนำมาใช้ Classify ว่าสัญญาณนั้นๆเกิดค่า P300 ขึ้นหรือไม่

#### 3.4.2.2 ThinkGear Connector



รูปที่ 3.14 โปรแกรม ThinkGear Connector [19]

เป็นโปรแกรมที่ช่วยในการถ่ายโอนข้อมูลจาก headset ไปที่ serial port บนคอมพิวเตอร์ สามารถใช้ได้ทั้งในระบบปฏิบัติการ Window และ IOS โดยในโครงงานนี้ได้นำ ThinkGear Connector มาใช้ในการควบคุม NeuroSky Mindwave Headset เพื่อให้สามารถเชื่อมต่อกับเครื่องคอมพิวเตอร์ผ่านทางระบบบลูทูธ



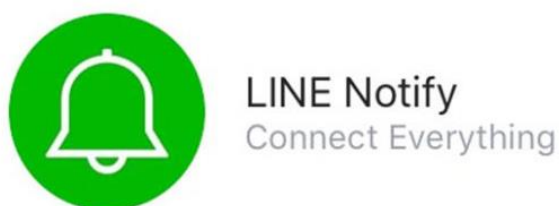
### 3.4.2.3 ARDUINO IDE



รูปที่ 3.15 โปรแกรม Arduino [22]

เป็นซอฟต์แวร์ที่ใช้ในการเขียนโปรแกรมควบคุมการทำงานของบอร์ด arduino ซึ่งในโปรเจกต์นี้ใช้ควบคุม NodeMCU เพื่อให้สามารถติดต่อสื่อสารและควบคุมการทำงานของอุปกรณ์แจ้งเตือนผู้ดูแล

### 3.4.2.4 LINE Notify



รูปที่ 3.16 โปรแกรม LINE Notify [23]

เป็นบริการของ Line ที่เรียกใช้ผ่าน API โดยมีการเชื่อมต่อผ่าน HTTP POST ซึ่งทำให้สามารถส่งข้อความแจ้งเตือนผ่านทาง Line แต่จะส่งแจ้งเตือนได้เฉพาะผู้ที่ขอใช้ หรือกลุ่มที่ผู้ขอใช้เป็นสมาชิกเท่านั้น โดยโปรเจกต์นี้ได้นำมาใช้เพื่อส่งข้อความแจ้งเตือนหาผู้ดูแล

### 3.4.2.5 123d Design



รูปที่ 3.17 โปรแกรม 123d Design [27]

เป็นโปรแกรมสำหรับการออกแบบโมเดล ชิ้นส่วน หรืออะไหล่เพื่อนำไปพิมพ์กับ 3D Printer ได้ โดยสามารถตัด เจาะ และประกอบได้ง่าย จึงนำมาใช้ในการออกแบบชิ้นรูป หมวกการแข่งเดือนสำหรับบอร์ดการแข่งเดือนผู้ดูแลที่มีทั้งหมด 9 รูป

### 3.4.2.6 Adobe illustrator



รูปที่ 3.18 โปรแกรม Adobe illustrator [28]

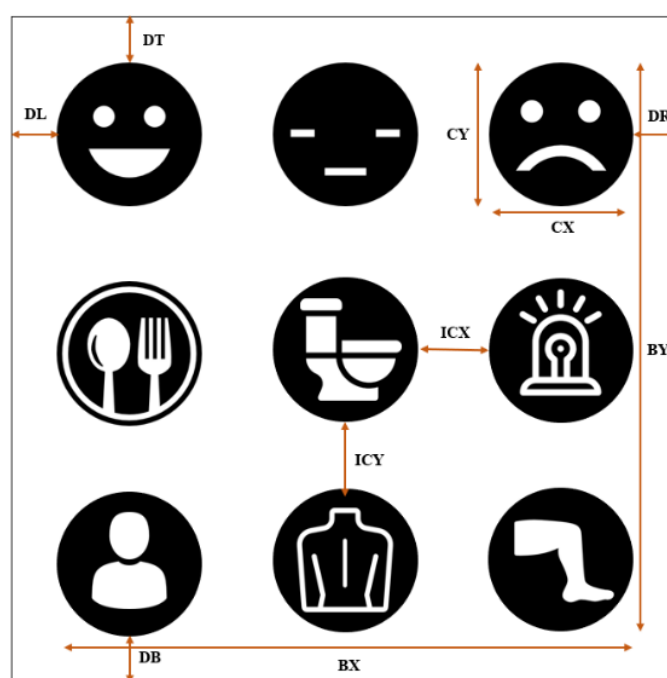
โปรแกรมที่ใช้ในการออกแบบต่าง ๆ เช่น สิ่งพิมพ์ บรรจุภัณฑ์ ซึ่งในโปรเจกต์นี้จะใช้โปรแกรมนี้ในการออกแบบรอยตัดบนบอร์ดแข่งเดือนผู้ดูแล เพื่อนำไปใช้ในการตัดด้วยเลเซอร์

### 3.5 การทดลอง

การทดลองแบ่งออกเป็น 4 การทดลอง และมีวัตถุประสงค์ ดังนี้

- การทดลองระยะห่างระหว่างรูปภาพ (Interface distance) เพื่อทำการทดลองว่าระยะห่างระหว่างรูปภาพขนาดใดที่ทำให้ P300 เห็นชัดเจนที่สุด
- การทดลองสีพื้นหลังของหน้าจอกระพริบ (Interface background) เพื่อทำการทดลองว่าสีพื้นหลังของหน้าจอกระพริบสีใดที่ทำให้ P300 เห็นชัดเจนที่สุด
- การทดลองเลือกคุณลักษณะ (Feature selection) แบบต่าง ๆ เพื่อทำการทดลองว่าคุณลักษณะใดเหมาะสมกับโมเดลและคุณลักษณะนั้นจะใช้จำนวนกี่ลักษณะ
- การทดลองเลือก Machine learning แบบต่าง ๆ เพื่อทำการทดลองว่า Machine learning ตัวใดจะเหมาะสมและให้ค่าความแม่นยำมากที่สุด

#### 3.5.1 หน้าจอกระพริบ



รูปที่ 3.19 ระยะห่างระหว่างรูปบนหน้าจอกระพริบ

หัวข้อ	อักษรย่อ	พื้นที่ดำ (ซม)	พื้นที่ขาว (ซม)	ช่องว่างมาก (ซม)	ช่องว่างกลาง (ซม)	ช่องว่างน้อย (ซม)
Distance top	DT	0.75	0.75	0.75	0.75	3
Distance bottom	DB	0.75	0.75	0.75	0.75	3
Distance right	DR	1	1	1	11	13.25
Distance left	DL	1	1	1	11	13.25
Character X	CX	3.5	3.5	3.5	3.5	3.5
Character Y	CY	3.5	3.5	3.5	3.5	3.5
Inter-character X	ICX	15.75	15.75	15.75	5.75	3.5
Inter-character Y	ICY	5.75	5.75	5.75	5.75	3.5
Board X	BX	42	42	42	22	17.5
Board Y	BY	22	22	22	22	17.5

ตารางที่ 3.1 ตารางระยะห่างระหว่างรูปภาพบนหน้าจอกระปิบ

การทดลองจะทำการเก็บผลจากผู้ใช้งาน 10 คน โดยผู้ใช้งานจะถูกแบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม คือ กลุ่มแรกจะมี 8 คน ซึ่งแต่ละคนจะทำการไล่มองรูปภาพบนหน้าจอจนครบ 9 รูปเพื่อใช้ในการ training ส่วนกลุ่มที่ 2 ที่มีผู้ใช้อีก 2 คน จะมองรูปภาพเพียง 3 ภาพเพื่อใช้ในการทดสอบ ประสิทธิภาพ (testing)

ทั้งนี้ ผู้ใช้จะต้องจ้องที่รูปภาพในหน้าจอที่มีระยะห่างจากผู้ใช้งาน 60 เซนติเมตรโดยประมาณ เป็นเวลา 10 วินาทีโดยไม่ขยับหน้าผากหรือศีรษะเพื่อไม่ให้เกิดการรบกวนคลื่นสมอง เนื่องจากอาจทำให้ผลการทดลองคลาดเคลื่อน และระยะห่างระหว่างผู้ใช้งานกับหน้าจอประมาณ 60 เซนติเมตร

### 3.5.1.1 ขนาดของระยะห่างระหว่างรูปภาพ

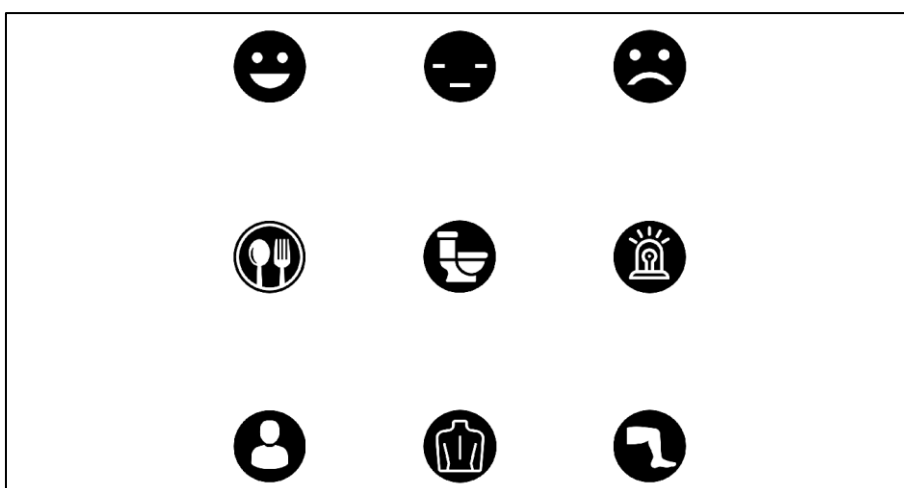
ทดลองว่าขนาดของระยะห่างระหว่างรูปภาพส่งผลให้เกิดความคลาดเคลื่อนของผลลัพธ์หรือไม่ โดยกำหนดขนาดรูปภาพเป็น 3.5 x 3.5 เซนติเมตร และมีพื้นหลังเป็นสีขาว โดยแบ่งเป็น 3 การทดลอง คือ

- ระยะห่างระหว่างรูปบนหน้าจอกระปิบเป็น 3.5 เซนติเมตร ทั้งด้านกว้างและด้านยาว



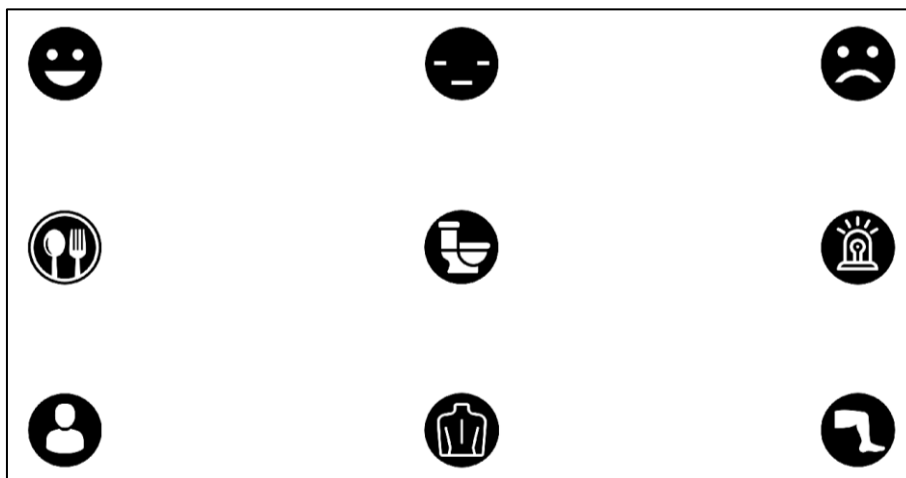
รูปที่ 3.20 ระยะห่างระหว่างรูปเป็น 3.5 เซนติเมตร ทั้งด้านกว้าง และด้านยาว

- ระยะห่างระหว่างรูปบนหน้าจอกระปิบเป็น 5.75 เซนติเมตร ทั้งด้านกว้างและด้านยาว



รูปที่ 3.21 ระยะห่างระหว่างรูปเป็น 5.75 เซนติเมตร ทั้งด้านกว้าง และด้านยาว

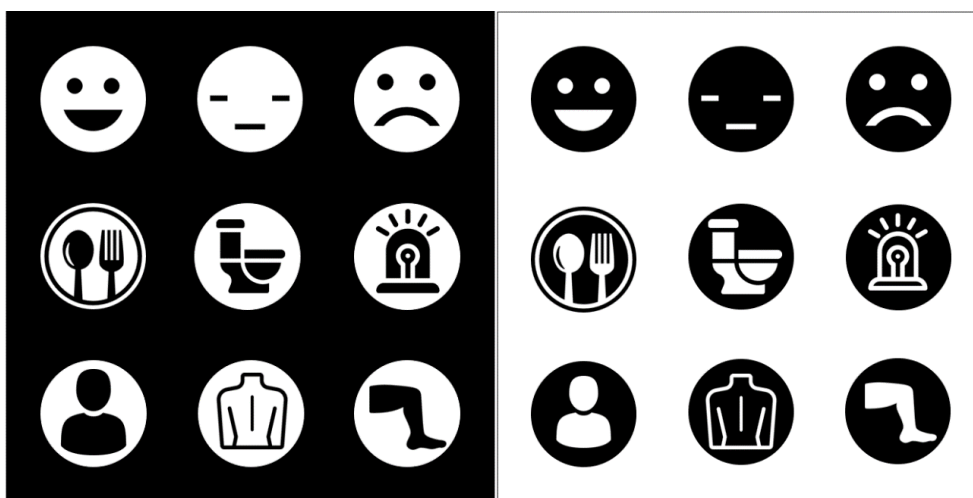
- ระยะห่างระหว่างรูปบนหน้าจอกะพริบเป็น 15.75 เซนติเมตรในด้านยาว 5.75 เซนติเมตรในด้านกว้าง



รูปที่ 3.22 ระยะห่างระหว่างรูปเป็น 15.75 เซนติเมตร (ยาว) 5.75 เซนติเมตร (กว้าง)

### 3.5.1.2 สีพื้นหลังของหน้าจอ

ทดลองว่าสีพื้นหลังของหน้าจอจะส่งผลให้เกิดความคลาดเคลื่อนของผลลัพธ์หรือไม่ โดยจะทดลอง 2 แบบ คือ พื้นหลังสีขาว และสีดำ



รูปที่ 3.23 หน้าจอกะพริบพื้นหลังสีดำ (ซ้าย) หน้าจอกะพริบพื้นหลังสีขาว (ขวา)

### 3.5.2 Data Gathering

ในการเก็บข้อมูลคลื่นสมองนั้น ทางผู้จัดทำได้ทำการเก็บข้อมูลจากกลุ่มผู้ทดลองทั้งหมดจำนวน 15 คน โดยทำการกระจายหญิง ซึ่งในจำนวนดังกล่าว จะแบ่งผู้ทดลองออกเป็น 2 กลุ่มอีกครั้งหนึ่ง เพื่อใช้สำหรับการทำ Machine Learning ต่อไป ดังนี้

- กลุ่มสำหรับ Training จำนวน 10 คน
- กลุ่มสำหรับ Testing จำนวน 5 คน

โดยในการเก็บข้อมูลนั้นได้ทำการเก็บทั้งหมด 2 แบบ ดังนี้

#### 3.5.2.1 Non-realtime Analysis

เริ่มแรกได้ทำการทดลองในแบบออฟไลน์ คือการทดลองที่จะทำการรันโปรแกรมของหน้าจอกระพริบแยกกับโปรแกรมหลัก สามารถกล่าวได้อีกอย่างคือจะต้องใช้คอมพิวเตอร์ 2 เครื่องในการเก็บค่า โดยเครื่องหนึ่งจะทำการเก็บค่าของสัญญาณคลื่นสมองที่ออกมาจาก NeuroSky ในขณะที่อีกเครื่องหนึ่งจะใช้สำหรับเก็บค่าการกระพริบแฉว-หลักของหน้าจอกระพริบ เนื่องจากไม่สามารถรัน GUI ของ MATLAB พร้อมกับโปรแกรมเก็บข้อมูลได้

หลังจากที่ทำ Non-realtime Analysis พบปัญหาว่าเมื่อทำการรันสองเครื่องพร้อมกัน คือเวลาที่แต่ละเครื่องคอมพิวเตอร์ใช้ในการรันโปรแกรมไม่เท่ากันและไม่คงที่(Delay) ซึ่งเป็นผลให้ไม่สามารถวิเคราะห์ผลได้อย่างแม่นยำ เนื่องจากเวลาในการรันแต่ละครั้งเกิดการคลาดเคลื่อน

#### 3.5.2.2 Realtime Analysis

ในการแก้ปัญหาของ Non-realtime Analysis นั้น เราได้สร้างหน้าจอกระพริบขึ้นมาใหม่โดยจะไม่เรียกใช้ GUI ของ MATLAB และนำส่วนของหน้าจอกระพริบมาเชื่อมต่อกับส่วนของการอ่านคลื่นสมองจากเครื่อง NeuroSky จึงทำให้การเก็บข้อมูลสามารถทำได้พร้อมกันในเครื่องคอมพิวเตอร์เพียงเครื่องเดียว ทั้งนี้ขั้นตอนดังกล่าวสามารถทำได้สำเร็จแล้ว

หลังจากที่ได้ทำการเก็บสัญญาณคลื่นสมองแล้ว ได้นำสัญญาณคลื่นสมองมาเข้า EEGLAB และดู ERP signal เพื่อตรวจเช็คสัญญาณคลื่นสมองว่าช่วงที่มีการเกิดคลื่นสมอง P300 นั้นตรงกับกรกระพริบในแฉวและหลักใด และผลลัพธ์ตรงกับที่ผู้ใช้ได้มองตัวเลือกนั้นหรือไม่

### 3.5.3 Signal Processing

หลังจากที่ได้ทำการเก็บข้อมูลคลื่นสมองแล้ว ทางผู้จัดทำได้นำข้อมูลคลื่นสมองมา Preprocessing Signal เพื่อนำไปวิเคราะห์หาช่วงที่เกิด P300 ดังนี้

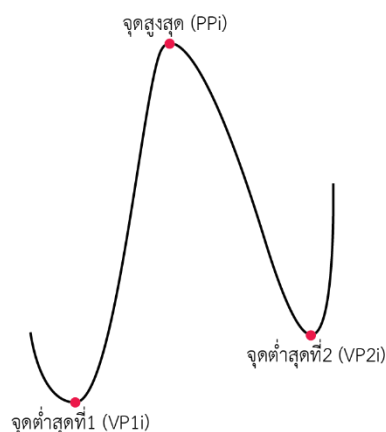
- Event identification ทำการเก็บข้อมูล Event ทั้ง 6 Event ที่ได้ทำการสุ่มกระพริบ เพื่อให้ทราบว่า ณ ตำแหน่งของสัญญาณคลื่นสมองนี้ เป็นการกระพริบของ Event ใด
- Clipping Epoch การนำสัญญาณคลื่นสมองมาตัดเฉพาะช่วงที่สนใจ โดยจะทำการตัดที่เวลาก่อนจะเกิด Event 0.01 วินาที ไปจนถึงหลังเกิด Event 0.5 วินาที
- Grouping Set เนื่องจากในการทดลองได้มีผู้ทำการกระพริบทั้งในแนวดิ่งและแนวนอนทุกแถวจนครบทั้งหมด ซึ่งจะทำเช่นนี้ 5 ครั้ง จึงได้ทำการจัดกลุ่มแบ่งข้อมูลออกเป็น 5 แถว (1 แถว = 1 ครั้ง) โดยได้ทำการจัดเรียงสัญญาณคลื่นสมองใหม่ จากเดิมที่มีการเรียง Event 1 ถึง Event 6 แบบสลับเปลี่ยนเป็นเรียงตามลำดับ เพื่อเตรียมข้อมูลสำหรับนำไปหาค่าเฉลี่ยต่อ
- Average DataSet เป็นการหาค่าเฉลี่ยของข้อมูล โดยจะนำสัญญาณคลื่นสมองที่เป็น Event เดียวกันทั้ง 5 ครั้ง มาทำการหาค่าเฉลี่ย เพื่อให้สามารถเห็นคลื่นสมอง P300 ได้ชัดเจนขึ้น
- Ungrouping Process เป็นการทำให้ข้อมูลสามารถนำไปกรองความถี่ที่ไม่ต้องการได้สะดวกมากขึ้น
- Frequency filter เป็นการนำข้อมูลมากรองความถี่หรือสัญญาณที่รบกวนออก โดยจะทำการกรองความถี่ที่มากกว่า 10 Hz หรือน้อยกว่า 0.5 Hz ออก เพื่อให้สามารถเห็นคลื่นสมอง P300 ชัดเจนขึ้น

### 3.5.4 Feature extraction

ในการตรวจจับหาค้น P300 นั้น มีความจำเป็นที่จะต้องทำกระบวนการเปลี่ยนแปลงข้อมูลที่ออกมาจากขั้นตอนก่อนหน้า เพื่อให้สามารถใช้เป็นคุณลักษณะสำคัญ ในการตรวจจับคลื่นที่ต้องการออกมาได้อย่างถูกต้องแม่นยำ โครงการนี้จึงใช้การพิจารณาจุดสูงสุด และจุดต่ำสุดของสัญญาณ (Peak model) เพื่อใช้เป็นคนลักษณะสำคัญ (Features) เพื่อใช้สำหรับการจำแนกสัญญาณ (Classify) ต่อไป

ซึ่ง Peak model นั้นจะใช้อ้างอิงจากงานวิจัยที่มีชื่อว่า "Feature Selection and Classifier Parameters Estimation for EEG Signals Peak Detection Using Particle Swarm Optimization" โดย Asrul Adam, Mohd Ibrahim Shapiai, Mohd Zaidi Mohd Tumari, Mohd Saberi Mohamad, and Marizan Mubin ที่กล่าวถึงการใช้ลักษณะของคลื่นมาเป็นคุณลักษณะในการหา Peak โดยจะใช้จุดสูงสุดและต่ำสุดเป็นหลัก





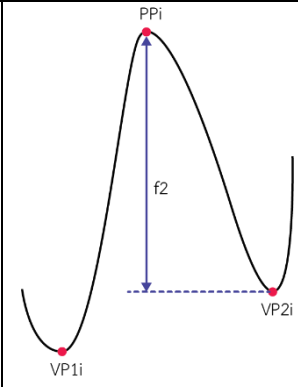
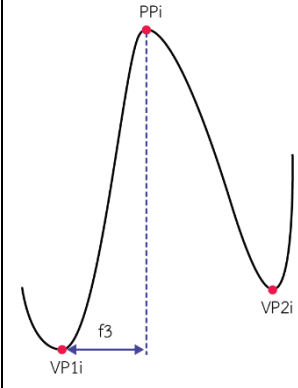
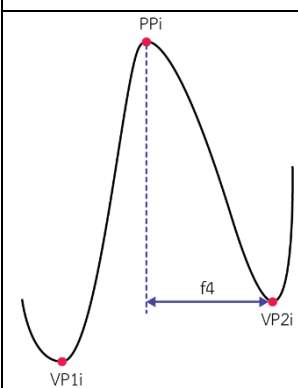
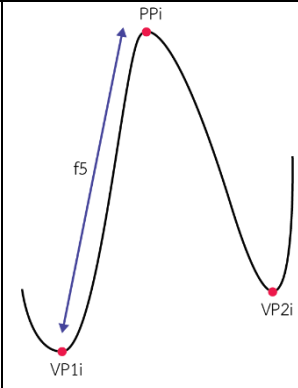
รูปที่ 3.24 รูปแบบของ Peak model

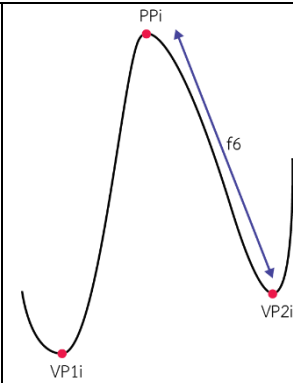
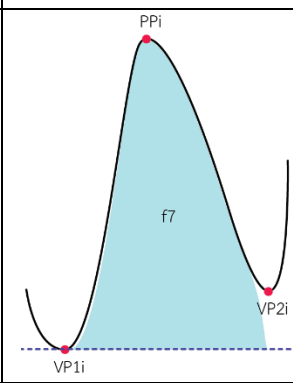
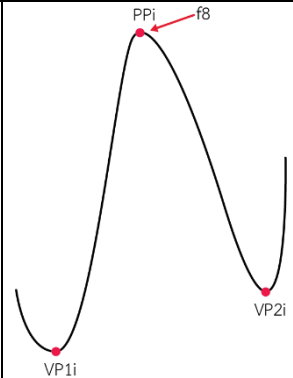
จากภาพ ค่าจุดสูงสุดในที่นี้นั้นหมายถึงจุดสูงสุดที่สุดของคลื่น (PPi) ขณะที่จุดต่ำสุดที่ 1 (VP1i) และ 2 (VP2i) ตามลำดับนั้นหมายถึงจุดต่ำสุดก่อนหน้าและหลังของจุดสูงสุดของคลื่นเท่านั้น

ทั้ง 3 ค่านี้นี้จะใช้สำหรับการหาคุณลักษณะของจุดสูงสุด ซึ่งจะสามารถแบ่งได้ตามคุณลักษณะของคลื่น ได้แก่ แอมพลิจูด ความกว้าง ความชัน พื้นที่ใต้กราฟ และจุดสูงสุดของคลื่น ทั้งนี้แอมพลิจูด ความกว้าง และความชันนั้นสามารถแบ่งลักษณะได้อีกอย่างละ 2 ลักษณะ จึงทำให้คุณลักษณะที่ใช้สำหรับการตรวจจับ P300 มีทั้งหมดรวม 8 คุณลักษณะ โดยมีภาพตัวอย่างและสมการดังนี้

- สมการและลักษณะของค่าสูงสุด

ลักษณะ	ภาพตัวอย่าง	สมการ
1. แอมพลิจูด		$f_1 =  x(PPi) - x(VP1i) $

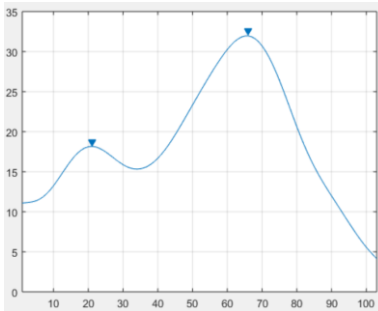
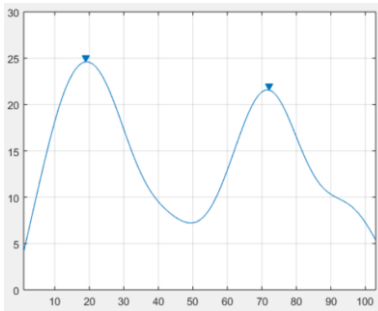
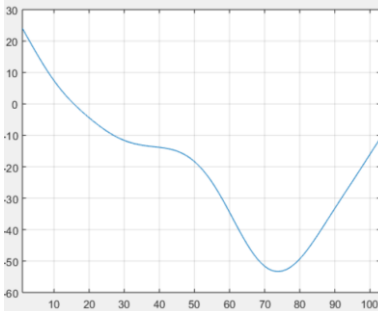
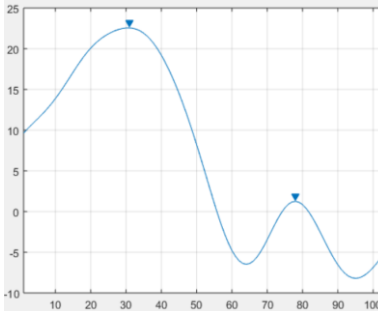
		$f_2 =  x(PPi) - x(VP2i) $
2. ความกว้าง		$f_3 =  PPi - VP1i $
		$f_4 =  PPi - VP2i $
3. ความชัน		$f_5 = \left  \frac{x(PPi) - x(VP1i)}{PPi - VP1i} \right $

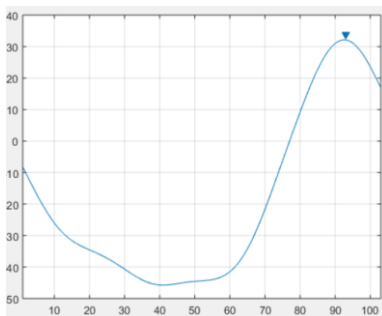
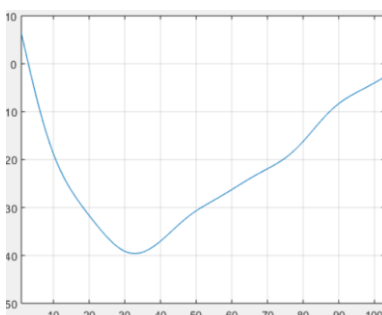
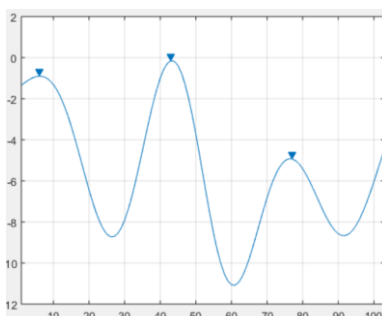
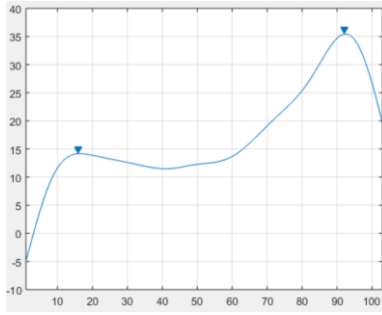
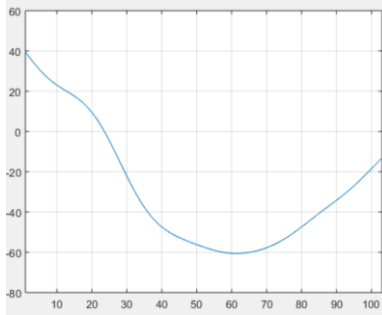
		$f_6 = \left  \frac{x(PPi) - x(VP2i)}{PPi - VP2i} \right $
4. พื้นที่ใต้กราฟ		$f_7 = \text{sum}(\text{ทุกจุดของกราฟ})$
5. จุดสูงสุด		$f_8 = PPi$

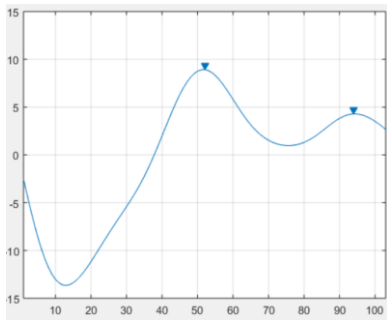
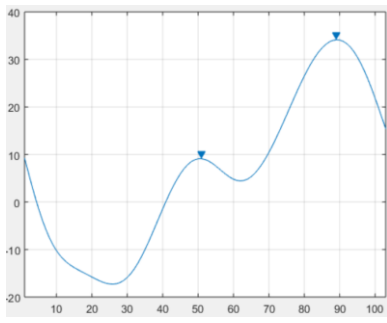
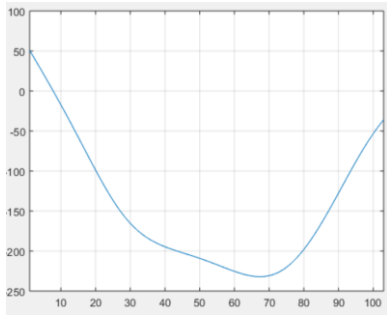
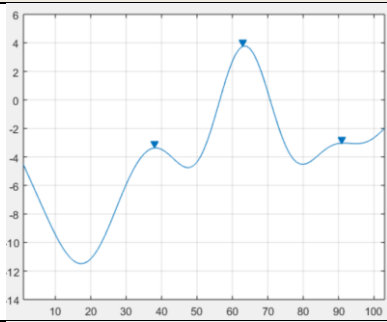
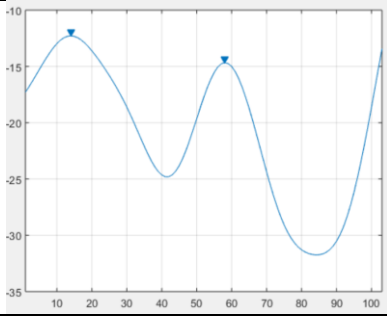
ตารางที่ 3.2 ตารางแสดงสมการและลักษณะของค่าสูงสุด

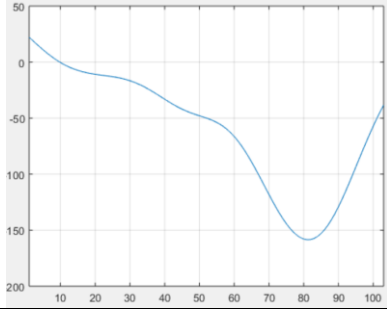
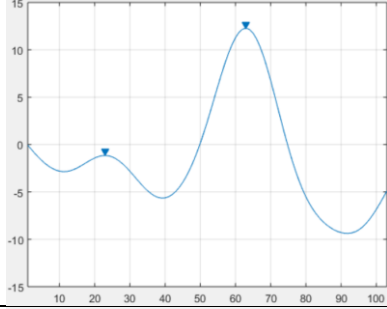
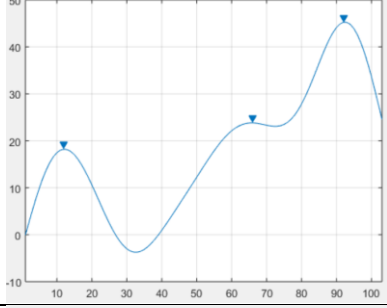
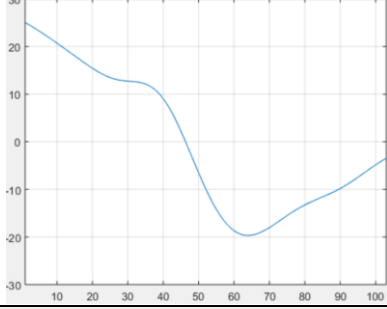
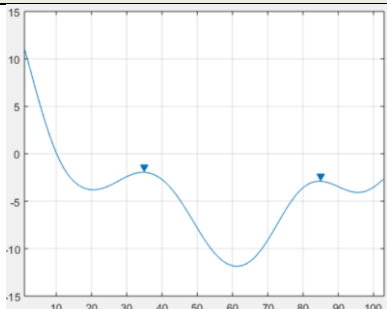
หลังจากที่ทำการกำหนดแจกแจงลักษณะของคลื่นออกมาได้ทั้งหมด 8 ลักษณะแล้ว เนื่องจากว่าคลื่นที่ทำการ Clipping ออกมานั้น จะใช้เฉพาะช่วงที่คาดว่าจะเกิด P300 ขึ้น (ช่วง 300 – 500 ms) ดังนั้นจึงทำให้เมื่อลองนำค่าออกมาพล็อตเป็นรูป จะมีบางรูปที่ไม่สามารถหาลักษณะตามที่ต้องการได้ เช่น คลื่นบางรูปนั้นมีจุดต่ำสุดที่ 1 และ 2 เพียงแค่จุดใดจุดหนึ่ง ทำให้ไม่สามารถหาลักษณะบางอย่างออกมาได้ จึงได้จำแนกประเภทของคลื่นโดยอ้างอิงจากจุดสูงสุดที่พบ ดังนี้

- ประเภทของจุดสูงสุดที่พบในคลื่น

ลักษณะของ จุดสูงสุด	ประเภทที่พบ	ภาพตัวอย่าง	คำอธิบาย
1. แอมพลิจูด			
ครึ่งแรกของคลื่น ที่มีจุดสูงสุด	ปกติ		สามารถหาค่าของแอมพลิจูดครึ่งแรกของคลื่นที่มีจุดสูงสุดได้ตามปกติ เนื่องจากคลื่นดังกล่าวมีทั้งจุดสูงสุดและต่ำสุดที่หาค่าได้
	ไม่มีค่าครึ่งแรก		ไม่สามารถหาค่าครึ่งแรกของคลื่นที่มีจุดสูงสุดได้ เนื่องจากไม่มีจุดต่ำสุดครึ่งแรกของคลื่น จึงจำเป็นต้องใช้ค่าของครึ่งหลังของคลื่นที่มีจุดสูงสุดแทน
	ไม่พบจุดสูงสุดหรือจุดต่ำสุด		ไม่สามารถหาจุดสูงสุดหรือต่ำสุดของกราฟได้ จึงจำเป็นต้องใช้ผลต่างของค่าสูงสุดและต่ำสุดของกราฟแทน
ครึ่งหลังของคลื่น ที่มีจุดสูงสุด	ปกติ		สามารถหาค่าของแอมพลิจูดครึ่งหลังของคลื่นที่มีจุดสูงสุดได้ตามปกติ เนื่องจากคลื่นดังกล่าวมีทั้งจุดสูงสุดและต่ำสุดที่หาค่าได้

	ไม่มีค่าครึ่งหลัง		ไม่สามารถหาค่าครึ่งหลังของคลื่นที่มีจุดสูงสุดได้ เนื่องจากไม่มีจุดต่ำสุดครึ่งหลังของคลื่น จึงจำเป็นต้องใช้ค่าของครึ่งแรกของคลื่นที่มีจุดสูงสุดแทน
	ไม่พบจุดสูงสุดหรือจุดต่ำสุด		ไม่สามารถหาจุดสูงสุดหรือต่ำสุดของกราฟได้ จึงจำเป็นต้องใช้ผลต่างของค่าสูงสุดและต่ำสุดของกราฟแทน
2. ความกว้าง			
ครึ่งแรกของคลื่นที่มีจุดสูงสุด	ปกติ		สามารถหาค่าความกว้างครึ่งแรกของคลื่นที่มีจุดสูงสุดได้ตามปกติ เนื่องจากคลื่นดังกล่าวมีทั้งจุดสูงสุดและต่ำสุดที่หาค่าได้
	ไม่มีค่าครึ่งแรก		ไม่สามารถหาค่าครึ่งแรกของคลื่นที่มีจุดสูงสุดได้ เนื่องจากไม่มีจุดต่ำสุดครึ่งแรกของคลื่น จึงจำเป็นต้องใช้ค่าของครึ่งหลังของคลื่นที่มีจุดสูงสุดแทน
	ไม่พบจุดสูงสุดหรือจุดต่ำสุด		ไม่สามารถหาจุดสูงสุดหรือต่ำสุดของกราฟได้ จึงจำเป็นต้องใช้ผลต่างของค่าสูงสุดและต่ำสุดของกราฟแทน

ครั้งหลังของคลื่น ที่มีจุดสูงสุด	ปกติ		สามารถหาค่าความกว้างครั้ง หลังของคลื่นที่มีจุดสูงสุดได้ ตามปกติ เนื่องจากคลื่น ดังกล่าวมีทั้งจุดสูงสุดและ ต่ำสุดที่หาค่าได้
	ไม่มีค่าครั้งหลัง		ไม่สามารถหาค่าครั้งหลังของ คลื่นที่มีจุดสูงสุดได้ เนื่องจาก ไม่มีจุดต่ำสุดครั้งหลังของคลื่น จึงจำเป็นต้องใช้ค่าของครั้ง แรกของคลื่นที่มีจุดสูงสุดแทน
	ไม่พบจุดสูงสุด หรือจุดต่ำสุด		ไม่สามารถหาจุดสูงสุดหรือ ต่ำสุดของกราฟได้ จึงจำเป็น ต้องใช้ผลต่างของค่าสูงสุดและ ต่ำสุดของกราฟแทน
3. ความชัน			
ครั้งแรกของคลื่น ที่มีจุดสูงสุด	ปกติ		สามารถหาค่าความชันครั้งแรก ของคลื่นที่มีจุดสูงสุดได้ ตามปกติ เนื่องจากคลื่น ดังกล่าวมีทั้งจุดสูงสุดและ ต่ำสุดที่หาค่าได้
	ไม่มีค่าครั้งแรก		ไม่สามารถหาค่าครั้งแรกของ คลื่นที่มีจุดสูงสุดได้ เนื่องจาก ไม่มีจุดต่ำสุดครั้งแรกของคลื่น จึงจำเป็นต้องใช้ค่าของครั้ง หลังของคลื่นที่มีจุดสูงสุดแทน

	ไม่พบจุดสูงสุดหรือจุดต่ำสุด		ไม่สามารถหาจุดสูงสุดหรือต่ำสุดของกราฟได้ จึงจำเป็นต้องใช้ผลต่างของค่าสูงสุดและต่ำสุดของกราฟแทน
ครึ่งหลังของคลื่นที่มีจุดสูงสุด	ปกติ		สามารถหาค่าความชันครึ่งหลังของคลื่นที่มีจุดสูงสุดได้ตามปกติ เนื่องจากคลื่นดังกล่าวมีทั้งจุดสูงสุดและต่ำสุดที่หาค่าได้
	ไม่มีค่าครึ่งหลัง		ไม่สามารถหาค่าครึ่งหลังของคลื่นที่มีจุดสูงสุดได้ เนื่องจากไม่มีจุดต่ำสุดครึ่งหลังของคลื่น จึงจำเป็นต้องใช้ค่าของครึ่งแรกของคลื่นที่มีจุดสูงสุดแทน
	ไม่พบจุดสูงสุดหรือจุดต่ำสุด		ไม่สามารถหาจุดสูงสุดหรือต่ำสุดของกราฟได้ จึงจำเป็นต้องใช้ผลต่างของค่าสูงสุดและต่ำสุดของกราฟแทน
4. กรณีพิเศษ			
	ค่าสูงสุดมีค่ามากกว่าจุดสูงสุดของกราฟ		ถึงแม้ว่ากราฟจะสามารถหาจุดสูงสุดและต่ำสุดได้ แต่ว่าค่าสูงสุดกลับมีค่ามากกว่าจุดสูงสุด จึงใช้ค่าสูงสุดในการคำนวณแทน

ตารางที่ 3.3 ตารางแสดงประเภทของจุดสูงสุดที่พบในคลื่น

เมื่อจัดการข้อมูลจนเสร็จสิ้น จึงได้ข้อมูลค่าตัวเลขที่จะใช้สำหรับการ Train ต่อไป โดยที่ชื่อคุณลักษณะแต่ละค่าจะถูกเรียกใหม่ ดังนี้

ชื่อ	ความหมาย
peak	ค่าจุดสูงสุดของคลื่น
area	พื้นที่ใต้กราฟ
am_first	ค่าแอมพลิจูดของคลื่นครั้งแรก
am_sec	ค่าแอมพลิจูดของคลื่นครั้งหลัง
wid_first	ค่าความกว้างของคลื่นครั้งแรก
wid_sec	ค่าความกว้างของคลื่นครั้งหลัง
slo_first	ค่าความชันของคลื่นครั้งแรก
slo_sec	ค่าความกว้างของคลื่นครั้งหลัง

ตารางที่ 3.4 ตารางแสดงชื่อและความหมายของแต่ละคุณลักษณะ

peak	area	am_first	am_sec	wid_first	wid_sec	slo_first	slo_sec
102.26	5631.6	127.21	127.21	75	75	1.6961	1.6961
31.961	1907	16.638	16.638	32	32	0.51994	0.51994
62.16	1183.9	83.74	83.74	50	50	1.6748	1.6748
-1.1473	-1394	24.795	16.029	22	38	1.127	0.42181
-22.624	-5079.8	24.906	14.826	19	18	1.3108	0.82367
89.094	6144.4	19.52	19.52	20	20	0.976	0.976

ตารางที่ 3.5 ตารางแสดงตัวอย่างค่าตัวเลขของคุณลักษณะทั้ง 8 ลักษณะ

### 3.5.4.1 Feature selection

เนื่องจากคุณลักษณะบางตัวอาจไม่ทำให้ค่าความถูกต้องของโมเดลสูงขึ้น ตรงกันข้าม คุณลักษณะนั้น ๆ อาจทำให้ค่าความถูกต้องลดลง ดังนั้นจึงต้องมีการตัดคุณลักษณะบางอย่างออกเพื่อให้ค่าของความถูกต้องมีความแม่นยำมากขึ้น

การที่จะหาคุณลักษณะที่มีความเหมาะสมกับโมเดลนั้นจำเป็นต้องทำการทดลอง ทั้งนี้จะแบ่งออกเป็นทั้ง 3 ชุด ซึ่งชุดการทดลองนั้นจะใช้อ้างอิงจากงานวิจัยที่มีชื่อว่า

"Feature Selection and Classifier Parameters Estimation for EEG Signals Peak Detection Using Particle Swarm Optimization" โดย Asrul Adam, Mohd Ibrahim Shapiai, Mohd ZaidiMohd Tumari, Mohd Saberi Mohamad, and MarizanMubin ดังนี้



	ชุดคุณลักษณะที่เลือก	จำนวน
1.	$f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_6, f_7, f_8$	8
2.	$f_1, f_3, f_5, f_8$	4
3.	$f_1, f_3, f_5, f_6, f_8$	5

ตารางที่ 3.6 ตารางแสดงจำนวนฟังก์ชันของแต่ละการทดลอง

โดยคุณลักษณะแต่ละแบบ จะใช้ลักษณะที่ได้ทำการจำแนกไว้ในขั้นตอนของการทำ Feature extraction ตามตารางสมการและลักษณะของค่าสูงสุดที่ได้กล่าวข้างต้น

**ชุดที่ 1** จะประกอบไปด้วยคุณลักษณะทั้ง 8 ลักษณะ คือ ค่าแอมพลิจูดครั้งแรก ค่าแอมพลิจูดครั้งหลัง ค่าความกว้างช่วงแรก ค่าความกว้างช่วงหลัง ค่าความชันช่วงแรก ค่าความชันช่วงหลัง พื้นที่ใต้กราฟ และจุดสูงสุด

**ชุดที่ 2** จะประกอบไปด้วยคุณลักษณะ 4 ลักษณะ คือ ค่าแอมพลิจูดครั้งแรก ค่าความกว้างช่วงแรก ค่าความชันช่วงแรก และจุดสูงสุด

**ชุดที่ 3** จะประกอบไปด้วยคุณลักษณะ 5 ลักษณะ คือ ค่าแอมพลิจูดครั้งแรก ค่าความกว้างช่วงแรก ค่าความชันช่วงแรก ค่าความชันช่วงหลัง และจุดสูงสุด

### 3.5.5 Machine Learning

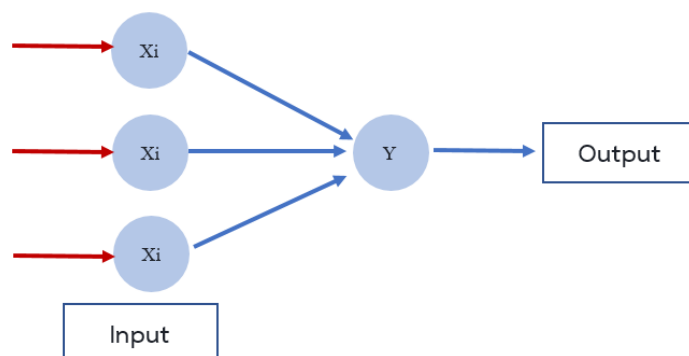
การ Train ข้อมูลนั้น จะทำการแบ่งข้อมูลที่ได้จากการทำ Feature extraction ออกเป็น 2 ส่วน ในอัตราส่วน 9:1 กล่าวคือ จะทำการแบ่งข้อมูลที่ใช้สำหรับการ Train ทั้ง 90% ส่วนอีก 10% ที่เหลือจะใช้สำหรับการ Test

ข้อมูลจะถูกเก็บจากผู้ทดลอง 2 กลุ่ม คือ กลุ่มสำหรับการ Training 10 คน และกลุ่มสำหรับ Testing อีกจำนวน 5 คน โดยจำนวนของข้อมูลเริ่มแรกมีจำนวนทั้งหมด 222 ข้อมูล จึงถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ส่วนแรก 204 Input ใช้เป็นสำหรับการ Train ส่วนอีก 18 Input ใช้สำหรับการ Test

Feature Input ที่จะใช้ในการ Train ใช้เป็นช่วงคลื่นที่เกิดคลื่น P300 คือช่วงระหว่าง 300-500 ms และใช้ Feature selection ที่ทำการเลือกไว้เป็น Input

ในการทำ Machine Learning นั้น สามารถทำได้หลายวิธี ในโครงงานนี้จะใช้วิธี ดังนี้

1. Linear Logistic Regression (LR)
2. Linear Support Vector Machines (SVM)
3. Linear Discriminant Analysis (LDA)
4. Neuron Network (NN)



รูปที่ 3.25 ตัวอย่าง Neural Network

สำหรับ Neural Network นั้น จะใช้รูปแบบที่เรียบง่ายที่สุด ซึ่งก็คือจะไม่มี Hidden layer โดยชั้นของ Input จะใช้ Neural node ทั้งหมด 64 node และมี TRAINLM เป็น learning function ส่วน Output layer นั้น มี TANSIG เป็น transfer function และมี 2 node เพื่อใช้ในการทำนายว่ามีคลื่น P300 หรือไม่

และในส่วนของ Output ก็แบ่งเป็น 2 แบบเช่นกัน คือ

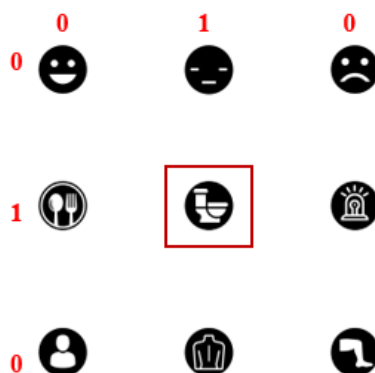
- 0 หมายถึง ไม่เกิดคลื่น P300
- 1 หมายถึง เกิดคลื่น P300

0	1	0	0	1	0
---	---	---	---	---	---

ตารางที่ 3.7 ตารางแสดงตัวอย่างผลลัพธ์ที่ออกมาจาก Machine Learning

ผลที่ออกมานั้นจะอยู่ในรูปแบบของแถว 1 แถว ที่มี 6 หลัก การทำนายนั้นจะแบ่งหลักออกเป็น 2 ส่วน ส่วนละ 3 หลัก จากภาพด้านบนจึงได้ส่วนที่ 1 คือ 0 1 0 และส่วนที่ 2 คือ 0 1 0

ในการพิจารณา จากภาพตัวอย่าง ส่วนที่ 1 นั้นหมายถึงหลักของรูปภาพ ส่วนที่ 2 นั้นหมายถึงแถวของรูปภาพ ค่า 1 ที่ปรากฏหากอยู่ที่แถวหรือหลักใด นั้นหมายถึงว่าเกิดคลื่น P300 ขึ้น ในที่นี้จะเห็นได้ว่าเกิดค่า 1 ที่หลักที่ 2 ในส่วนที่ 1 และเกิดอีกค่าในหลักที่ 2 ของส่วนที่ 2 จึงได้ว่ารูปภาพที่สามารถตรวจจับได้มาผู้ใช้กำลังมองอยู่ คือรูปที่อยู่ตรงกลาง หรือรูปห้องน้ำ



รูปที่ 3.26 ผลลัพธ์ที่ออกมาจาก Machine Learning

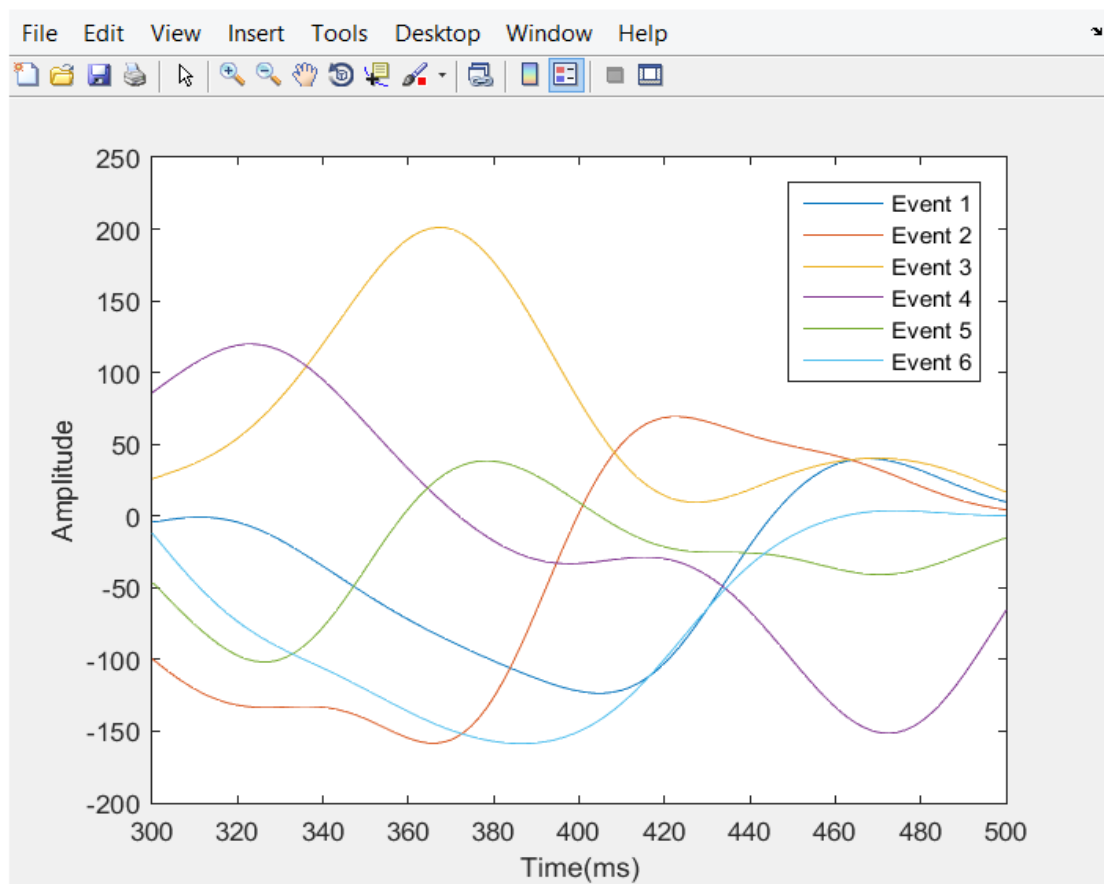
## บทที่ 4

### ผลการทดลอง

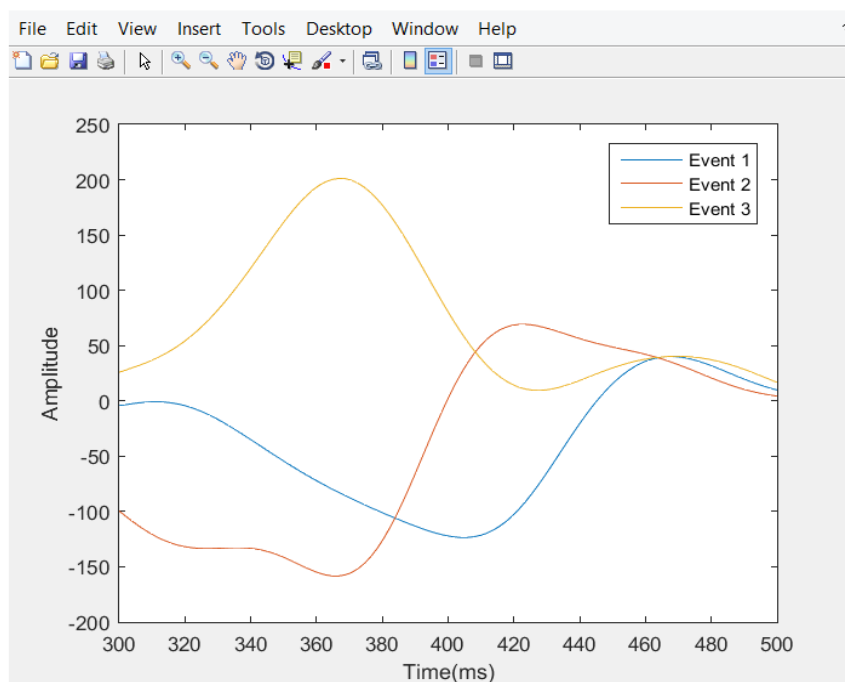
#### 4.1 ผลจากการทำ Signal Processing

หลังจากที่นำคลื่นสมองที่ได้จากการเก็บข้อมูลระหว่างที่ user ชี้อมองรูปภาพ มาผ่านขั้นตอน Preprocessing Signal จะได้กราฟคลื่นสมอง ดังภาพ

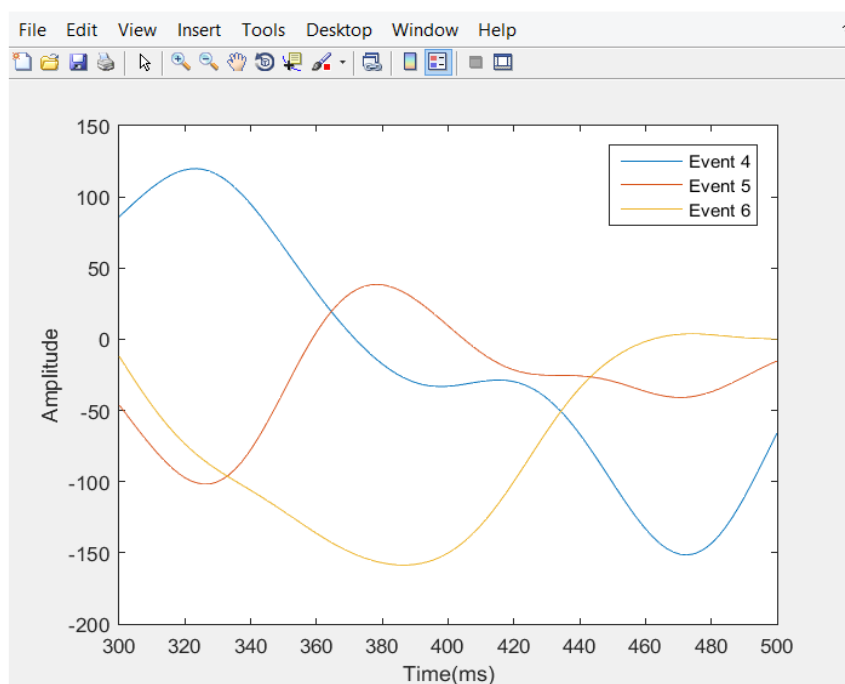
- user ชี้อมองภาพที่ 3



รูปที่ 4.1 ภาพแสดง Event ทั้งหมด ขณะที่ user มองภาพที่ 3



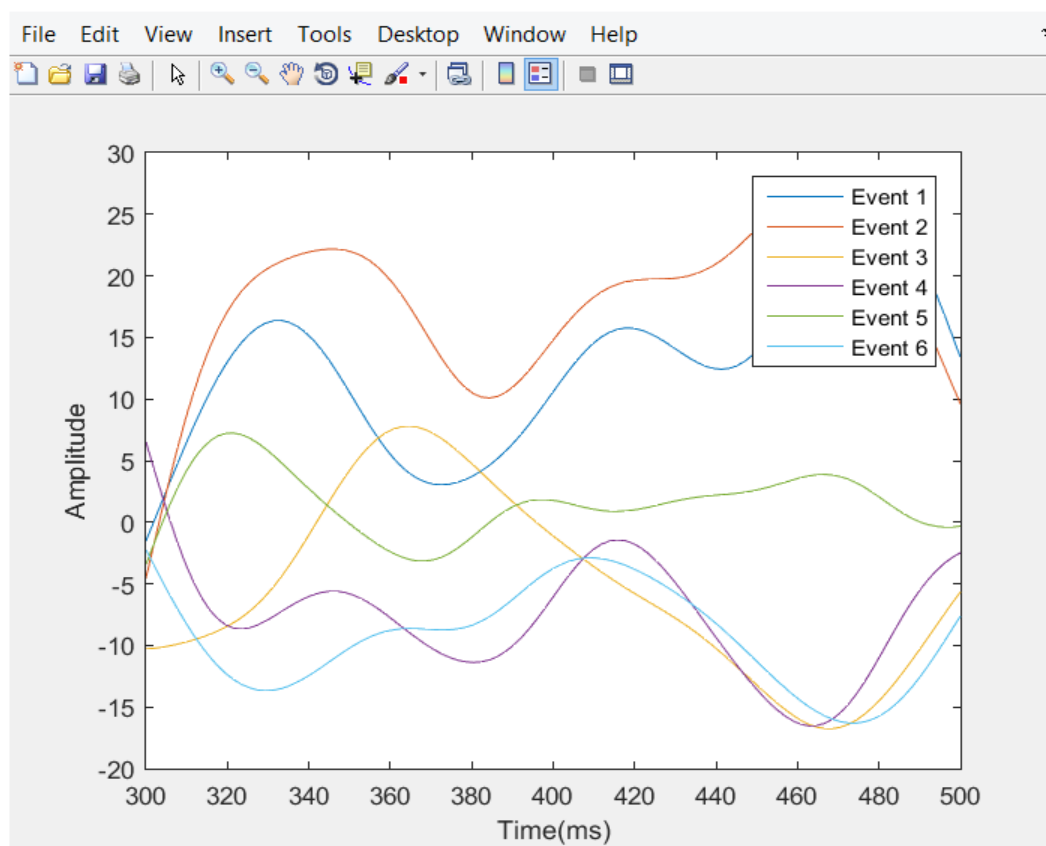
รูปที่ 4.2 ภาพแสดง Event ที่ 1-3 ขณะที่ user มองภาพที่ 3



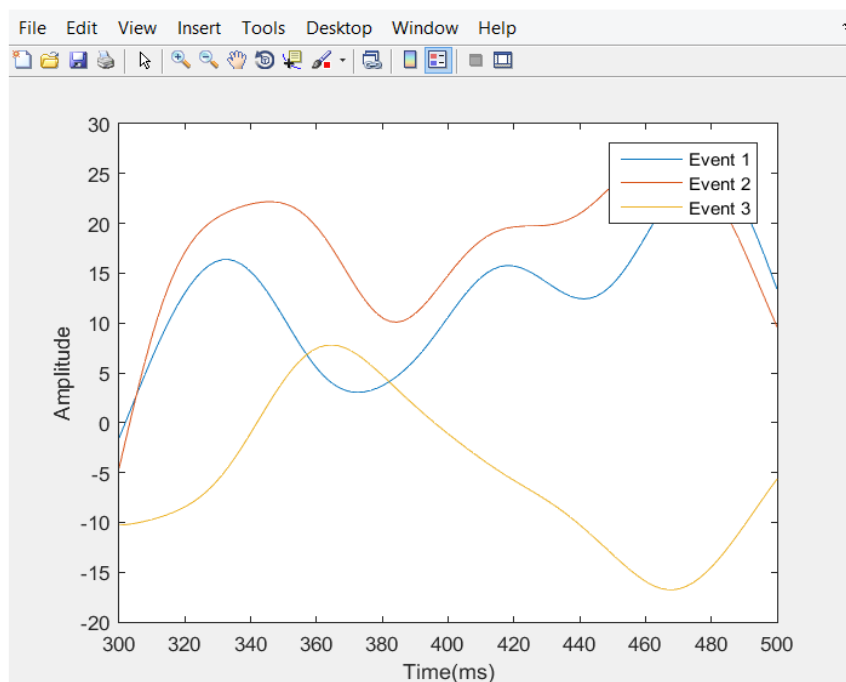
รูปที่ 4.3 ภาพแสดง Event ที่ 4-6 ขณะที่ user มองภาพที่ 3

จากผลการทดลองเมื่อ user มองภาพที่ 3 จะเห็นได้ว่า ในช่วง 300-500 ms ของสัญญาณ คลื่นสมอง Event ที่มี amplitude สูงที่สุดใน 3 Event แรก (Event 1-3) คือ Event ที่ 3 (กระพริบที่คอลัมน์ที่ 3) และใน 3 Event หลัง (Event 4-6) คือ Event ที่ 4 (กระพริบที่แถวที่ 1) ซึ่งผลของสัญญาณที่ออกมาตรงกับภาพที่ user มอง

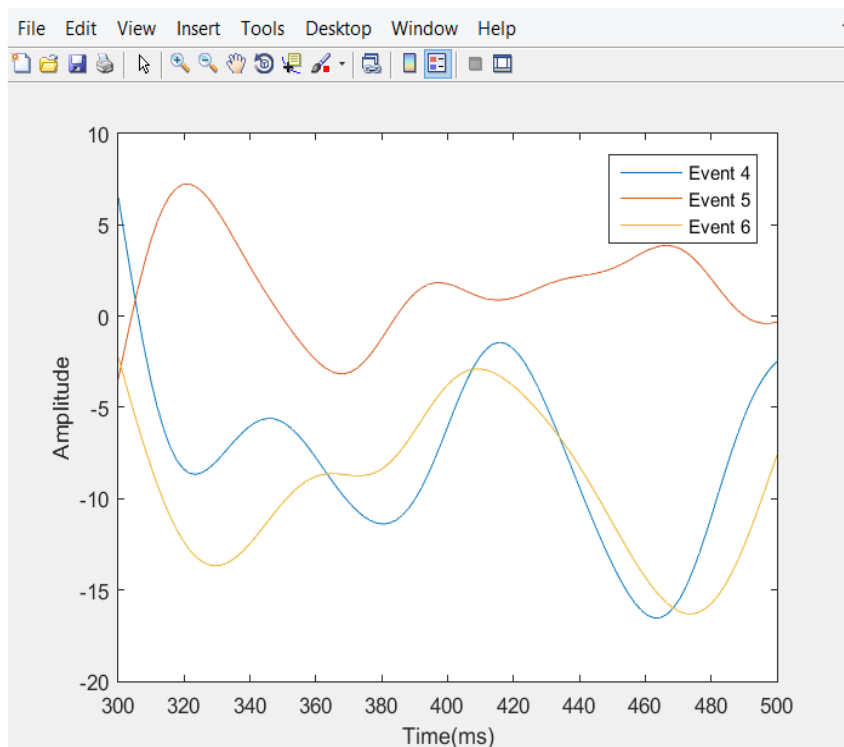
- user จ้องมองภาพที่ 5



รูปที่ 4.4 ภาพแสดง Event ทั้งหมด ขณะที่ user มองภาพที่ 5



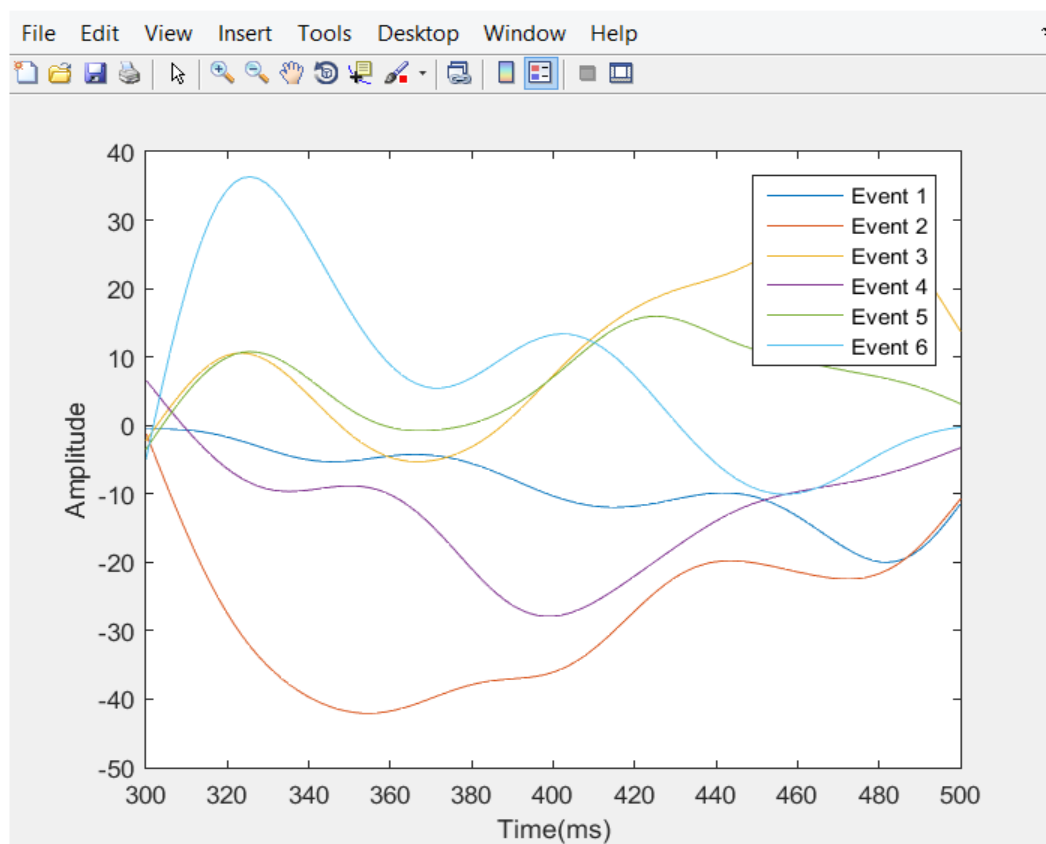
รูปที่ 4.5 ภาพแสดง Event ที่ 1-3 ขณะที่ user มองภาพที่ 5



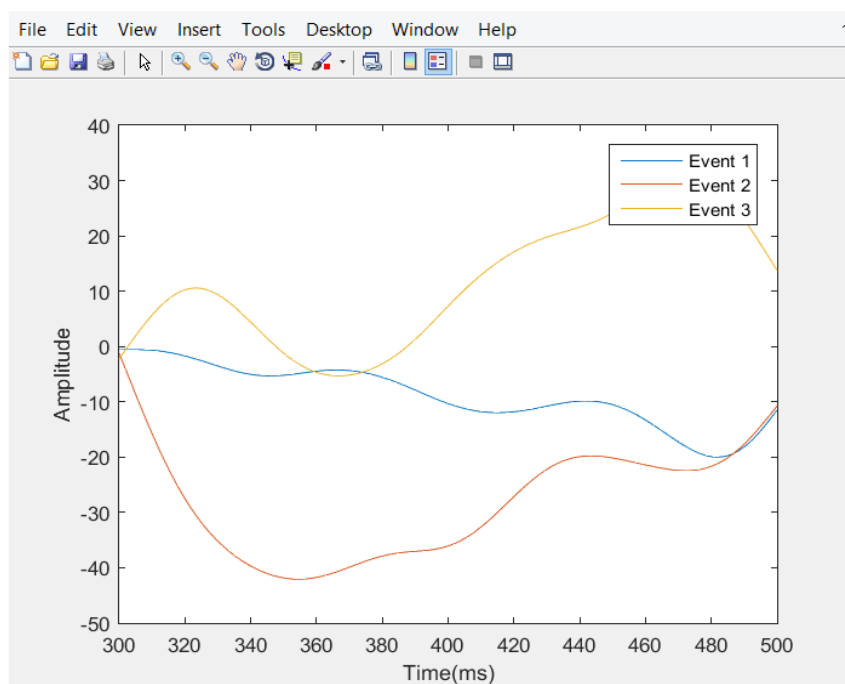
รูปที่ 4.6 ภาพแสดง Event ที่ 4-6 ขณะที่ user มองภาพที่ 5

จากผลการทดลองเมื่อ user มองภาพที่ 5 จะเห็นได้ว่า ในช่วง 300-500 ms ของสัญญาณ คลื่นสมอง Event ที่มี amplitude สูงที่สุดใน 3 Event แรก (Event 1-3) คือ Event ที่ 2 (กระพริบที่คอลัมน์ที่ 2) และใน 3 Event หลัง (Event 4-6) คือ Event ที่ 5 (กระพริบที่แถวที่ 2) ซึ่งผลของสัญญาณที่ออกมาตรงกับภาพที่ user มอง

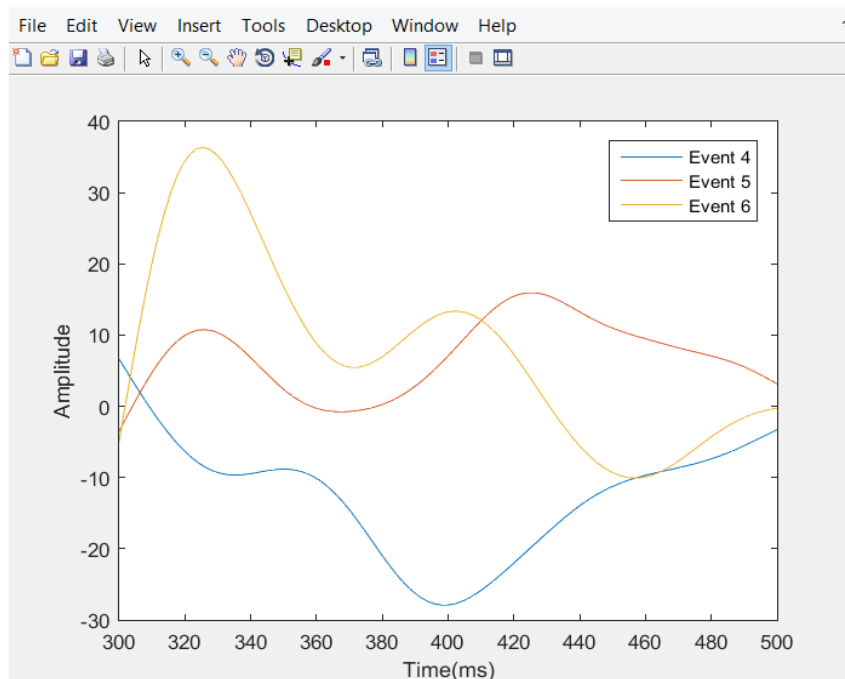
- user ต้องการมองภาพที่ 9



รูปที่ 4.7 ภาพแสดง Event ทั้งหมด ขณะที่ user มองภาพที่ 9



รูปที่ 4.8 ภาพแสดง Event ที่ 1-3 ขณะที่ user มองภาพที่ 9



รูปที่ 4.9 ภาพแสดง Event ที่ 4-6 ขณะที่ user มองภาพที่ 9

จากผลการทดลองเมื่อ user มองภาพที่ 9 จะเห็นได้ว่า ในช่วง 300-500 ms ของสัญญาณ คลื่นสมอง Event ที่มี amplitude สูงที่สุดใน 3 Event แรก (Event 1-3) คือ Event ที่ 3 (กระพริบที่ คอลัมน์ที่ 3) และใน 3 Event หลัง (Event 4-6) คือ Event ที่ 6 (กระพริบที่แถวที่ 3) ซึ่งผลของ สัญญาณที่ออกมาตรงกับภาพที่ user มอง



## 4.2 ผลการทดลอง

นำคลื่นสมองที่ผ่านการทำ Preprocessing Signal มาวิเคราะห์ห้วงมองรูปอะไรอยู่ โดยใช้วิธี Event related potential (ERP) ซึ่งเป็นวิธีการวิเคราะห์คลื่นไฟฟ้าสมองขณะที่เกิดการกระตุ้น เพื่อการจำแนกรูปแบบของคลื่น P300 (P300 Component Extraction) โดยจะทำการกรองคลื่นสมอง ซึ่งในการทดลองนี้จะใช้ความถี่ 2 ช่วง คือ 0.5 - 10 Hz และ 0.5 - 15 Hz เพื่อให้ทราบว่าช่วงความถี่ไหนให้ผลดีกว่า

### 4.2.1 ทดสอบระยะห่างระหว่างรูป

ขนาดรูป	ระยะห่างระหว่างรูป (cm)		ความถี่ที่ใช้ Filter (Hz)	ความแม่นยำ (%)	
	ด้านยาว	ด้านกว้าง		คนที่ 1	คนที่ 2
ระยะห่างระหว่างรูปน้อย	3.5	3.5	0.5 – 10	11.11	8.89
			0.5 – 15	13.33	8.89
ระยะห่างระหว่างรูปกลาง	5.75	5.75	0.5 – 10	11.11	11.11
			0.5 – 15	6.67	4.44
ระยะห่างระหว่างรูปมาก	15.75	5.75	0.5 – 10	22.22	24.44
			0.5 – 15	28.89	20

ตารางที่ 4.1 ตารางแสดงผลการทดลองเมื่อทดสอบระยะห่างระหว่างรูป

### 4.2.2 ทดสอบหน้าจอพื้นหลังสีขาวและสีดำ

พื้นหลัง	ระยะห่างระหว่างรูป (cm)		ความถี่ที่ใช้ Filter (Hz)	ความแม่นยำ (%)	
	ด้านยาว	ด้านกว้าง		คนที่ 1	คนที่ 2
สีขาว	15.75	5.75	0.5 – 10	22.22	24.44
			0.5 – 15	28.89	20
สีดำ	15.75	5.75	0.5 – 10	37.78	28.89
			0.5 – 15	37.78	40

ตารางที่ 4.2 ตารางแสดงผลการทดลองเมื่อทดสอบหน้าจอพื้นหลังสีขาวและสีดำ

จากการทดลองระยะห่างระหว่างรูปน้อย กลาง และมาก พบว่าภาพหน้าจอกระพริบที่มีระยะห่างระหว่างรูปมากมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องมากที่สุด เมื่อเทียบกับระยะห่างระหว่างรูปน้อยและกลาง เนื่องจากภาพที่มีระยะห่างระหว่างรูปน้อยทำให้เมื่อ user จ้องที่ภาพใดภาพหนึ่งใน 9 ภาพ user จะเห็นการกระพริบของแถวใกล้เคียง ซึ่งเป็นผลให้ผลลัพธ์ที่ได้มีความคลาดเคลื่อน

จากการทดลองสีพื้นหลังของหน้าจอรหัสสีดำและสีขาว พบว่าภาพหน้าจอกระพริบที่มีพื้นหลังสีดำมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องมากที่สุด เมื่อเทียบกับพื้นหลังสีขาว

### 4.3 ผลการทดลองจาก Machine Learning

#### 4.3.1 ผลการทดลองจาก Feature selection

Feature	Machine Learning	Train accuracy	Test accuracy
1. (8 features)	LR	67.65	66.67
	SVM	49.51	66.67
	LDA	69.12	66.67
	NN	68.13	66.67
2. (4 features)	LR	67.65	66.67
	SVM	48.53	44.44
	LDA	67.16	66.67
	NN	79.41	55.55
3. (5 features)	LR	67.65	66.67
	SVM	42.65	38.89
	LDA	66.18	66.67
	NN	78.89	50.00

ตารางที่ 4.3 ตารางแสดงผลการทดลองจาก Feature selection

จากผลการทดลองพบว่า เมื่อลองทำการทดสอบกับ Machine Learning ที่แตกต่างกัน ผลลัพธ์ที่ได้ก็มีค่าแตกต่างกันเช่นกัน โดยที่ผลที่ได้จากการเลือกคุณลักษณะแบบที่ 2 (4 features) นั้นให้ผลลัพธ์ที่มีค่าดีที่สุดออกมา แต่ทั้งนี้ถึงแม้ว่า Linear Regression (LR), Linear Support Vector Machines (SVM) และ Linear Discriminant Analysis(LDA) จะให้ค่าความแม่นยำ (Accuracy) อยู่ในช่วงประมาณ 67% แต่ว่าเมื่อทำการทดสอบกับ Test set จึงพบว่าค่าที่ออกมานั้น แทบจะไม่พบค่า 1 ที่หมายถึงตรวจจับพบคลื่น P300 เลย

0 0 0 0 0 0

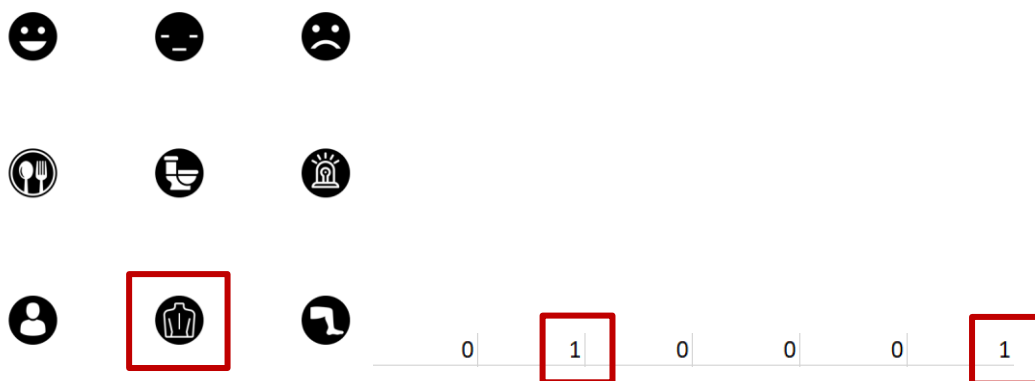
รูปที่ 4.10 ตัวอย่างผลลัพธ์

เมื่อนำมาเทียบกับผลที่ได้จาก Neural Network (NN) จะเห็นได้ว่าโมเดลสามารถที่จะทำนายค่า 1 ออกมาได้ในบางแถวและหลัก ซึ่งทำนายออกมาได้มากกว่า Machine Learning ที่กล่าวมาในช่วงต้น จึงน่าจะสามารถนำไปพัฒนาไปมากกว่า ณ ขณะนี้ ทางผู้จัดทำจึงตัดสินใจที่จะพัฒนาโดยใช้ Machine Learning ดังกล่าวต่อไป โดยสาเหตุที่ทำให้ค่าความแม่นยำไม่สูงมากเท่าที่ควรอาจเป็นเพราะจำนวนข้อมูลที่ไม่มากพอ และอาจเป็นเพราะการจำแนกลักษณะของคลื่นที่ผิดพลาด เนื่องจากว่าข้อมูลของคลื่นที่นำมาใช้นั้นอาจมีประเภทของคลื่นบางอย่างที่อยู่นอกเหนือประเภทที่ได้เคยจำแนกเอาไว้ข้างต้น ทำให้ผลลัพธ์ที่ออกมาไม่ถูกต้องเท่าที่ควรจะเป็น

นอกจากนั้นเมื่อลองทดสอบกับ Test set เมื่อพิจารณาจากผลโดยแถวแต่ละแถวนั้นคือค่าที่ทำนายได้ของแต่ละ Input พบว่าค่าที่ทำนายออกมาทั้งหมด มีค่า 1 มากกว่าที่ควรจะเป็น (ควรมีแค่ 2 ค่าต่อ 1 แถว)

→	1	1	1	0	1	0
→	1	1	0	0	0	1
→	1	0	0	0	1	0

รูปที่ 4.11 ตัวอย่างผลลัพธ์ที่ทำนายออกมา



รูปที่ 4.12 รูปและค่าที่ควรจะเป็นของผลในแถวแรก

เมื่อกลับมาพิจารณาที่ค่าความแม่นยำจาก Train และ Test จาก NN จึงพบว่ามีค่าความต่างที่ห่างกันมากถึง 23.86% (79.41-55.55) ซึ่งถือว่าต่างกันมากจนเกินไป หรือสามารถเรียกได้อีกอย่างว่าเกิดการ Overfitting ขึ้น โดยปัญหาดังกล่าว คือการที่ค่าความแม่นยำของ Train นั้นมีค่าสูงกว่า Test ทั้งที่ตอน Train นั้นให้ค่าความถูกต้องที่ค่อนข้างแม่นยำ แต่เมื่อเจอข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อนอย่าง Test กลับทำนายออกมาได้ผิดพลาด สาเหตุนี้น่าจะมาจากการที่จำนวนข้อมูลที่ใช้นั้นน้อยจนเกินไป ทำให้เมื่อทำการ Train โมเดลจึงรู้จักข้อมูลที่ใช้ฝึกจนเกินไป ทำให้เมื่อเจอข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน จึงทำนายผิดพลาด ในการแก้ปัญหาดังกล่าว จึงได้ลองพิจารณาและทำการเก็บข้อมูลเพิ่มจากเดิม

การเพิ่มข้อมูลจึงได้ทำการเพิ่มข้อมูลจาก 222 ข้อมูล เป็น 1080 ข้อมูล โดยเป็นข้อมูลที่มาจากผู้ทดลอง 10 คน ทำการถ่ายภาพที่หน้าจอกระพริบทีละภาพจนครบ 9 ภาพ เป็นจำนวน 2 ครั้ง ซึ่งเมื่อได้ข้อมูลเพิ่มแล้วจึงทำการแบ่งเป็น Train และ Test ในอัตราส่วน 9:1 เช่นเดิม จึงได้ข้อมูลสำหรับการ Train 972 Input และได้ข้อมูลสำหรับการ Test 108 Input

#### 4.3.2 ผลการทดลองหลังจากการเพิ่มข้อมูลและใช้คุณลักษณะเพียง 4 ลักษณะ

Feature	Machine Learning	Train accuracy	Test accuracy
4 features	LR	66.77	66.67
	SVM	66.67	66.67
	LDA	66.77	67.59
	NN	69.34	64.81

ตารางที่ 4.4 ตารางแสดงผลการทดลองหลังจากการเพิ่มข้อมูลและใช้คุณลักษณะเพียง 4 ลักษณะ

จากผลการทดลอง จะเห็นได้ว่าผลต่างระหว่าง Train และ Test มีค่าเท่ากับ 4.53% (69.34-64.81) ซึ่งถือว่าลดน้อยลงมากเมื่อเทียบกับการทดลองที่ผ่านมา แสดงให้เห็นว่าจำนวนของข้อมูลนั้นมีผลต่อการเกิด Overfitting ของข้อมูล

แต่ถึงแม้การ Overfitting จะเกิดน้อยลง แต่ว่าค่าความแม่นยำยังไม่มากเท่าที่ควรคาดว่าจะเกิดจากการที่โมเดลอาจไม่ซับซ้อนมากพอ จึงทำให้โมเดลไม่สามารถตรวจจับแพทเทิร์นของ P300 ได้

0          1          0          0          0          0

รูปที่ 4.13 ตัวอย่างผลที่ทำนายออกมา

จากผลที่ทำนายออกมาพบว่า ไม่เกิดปัญหาการมีค่า 0 หรือ 1 ที่มากเกินไป แต่ว่า ปัญหาที่พบกลับเป็นเรื่องการที่มีค่า 1 น้อยเกินไป และในบางการคำนวณก็มีค่าเป็น 0 ทั้งหมด ซึ่งสอดคล้องกับค่าความแม่นยำที่ค่อนข้างต่ำที่ออกมา

ประกอบกับเมื่อพิจารณาค่าจาก Confusion Matrix และ Classification report พบว่าได้ผลลัพธ์ ดังนี้

```
[[84 24]
 [ 0  0]]
```

รูปที่ 4.14 ผลลัพธ์จาก Confusion Matrix

	precision	recall	f1-score	support
0	1.00	0.78	0.88	108
1	0.00	0.00	0.00	0
avg / total	1.00	0.78	0.88	108

รูปที่ 4.15 ผลลัพธ์จาก Classification report

พบว่าผลของ Confusion Matrix มีค่า True positive 84 และค่าของ False positive 24 เช่นเดียวกับผลของ Classification report ที่แสดงค่าอัตราส่วนที่สามารถทำนายได้จริง (Recall) คิดเป็นร้อยละ 0.78 หรือเทียบเท่าร้อยละที่โมเดลทำนายค่า 0 ซึ่งสอดคล้องกับค่าความแม่นยำของโมเดล (f1-score) ที่ชี้ชัดว่า โมเดลสามารถทำนายค่า 0 ได้ค่อนข้างแม่นยำ (ร้อยละ 0.88) ตรงกันข้ามกับการทำนายค่า 1 ที่ไม่มีความแม่นยำใด ๆ

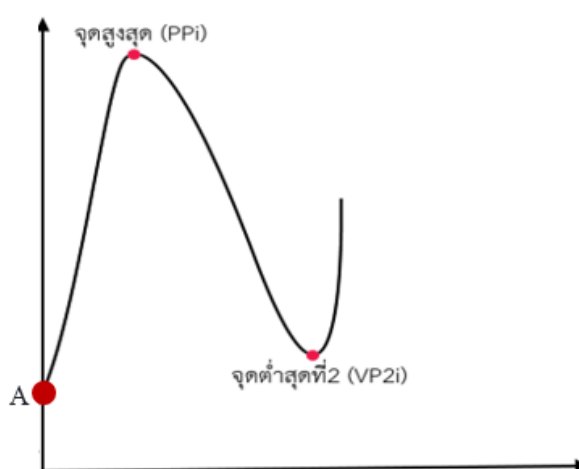
คาดว่าสาเหตุที่ทำให้ค่าความแม่นยำที่ออกมาไม่ได้ประสิทธิภาพเท่าที่ควรนั้นเป็นเพราะโมเดลของ Neural Network นั้นไม่ได้มีความซับซ้อนมากเพียงพอ เนื่องจากยังเป็นรูปแบบที่เรียบง่ายที่สุด กล่าวคือการทำโมเดลที่มีความซับซ้อนที่ไม่มากเพียงพอ จะทำให้โมเดลอาจไม่สามารถตรวจจับรูปแบบของคลื่น P300 ได้ นอกจากนั้นเหตุผลอาจเป็นเพราะจำนวนของข้อมูลที่ถูก Label ให้เป็น 0 และ 1 เพื่อใช้ในการ Train นั้นมีจำนวนที่ไม่สมดุลกัน (Unbalance data)

1	1
2	0
3	0
4	1
5	0
6	0
7	1
8	0
9	0
10	1
11	0
12	0

รูปที่ 4.16 ตัวอย่างข้อมูลที่ถูก Label

หากพิจารณาถึงจำนวนข้อมูลที่ถูก Label จะเห็นได้อย่างชัดเจนจากตัวอย่างภาพว่า เมื่อมีข้อมูล 12 Input จะมีค่าที่ถูก Label เป็น 1 เพียงแค่ 4 ค่า ในขณะที่ค่า 0 มีมากถึง 8 ค่า ซึ่งมีจำนวนมากกว่าถึง 2 เท่า และยังเป็นเช่นนี้ไปจนถึงสิ้นสุดข้อมูล

อีกเหตุผลหนึ่งที่ทำให้ประสิทธิภาพของโมเดลไม่ดีเท่าที่ควร อาจเกิดจากการทำ Feature extraction ที่ยังไม่ดีพอ เนื่องจากที่ได้ระบุไว้ข้างต้นว่า ถ้าคลื่นมีรูปแบบที่ไม่ปกติ ไม่สามารถหาค่าบางค่าออกมาได้ จำเป็นจะต้องใช้ค่าอีกค่าที่มีอยู่แทน เช่น หากไม่มีค่าของความชันครั้งแรก ก็จะใช้ค่าของความชันครั้งหลังแทน เป็นต้น การคลาดเคลื่อนของข้อมูลจึงอาจเกิดขึ้นได้ในกรณีที่ถ้าไม่มีค่าของครั้งหลัง และใช้ค่าของครั้งหน้าแทน ค่าของครั้งหลังที่แท้จริงอาจจะมีค่ามากกว่า หรือน้อยกว่าค่าครั้งหน้ามาก ๆ ก็เป็นไปได้ ซึ่งกรณีนี้ก็สามารถเกิดขึ้นได้กับการใช้ค่าครั้งหลังแทนค่าครั้งหน้าเช่นกัน ดังนั้นในการแก้ปัญหาคาดว่าควรที่จะเปลี่ยนแปลงกรณีการทำ Feature extraction เล็กน้อย คือจากการใช้ค่าของอีกครั้งหนึ่งแทนค่าที่ไม่มี เป็นการใส่ค่าเท่าที่มีอยู่แทน



รูปที่ 4.17 รูปที่ไม่สามารถหาจุดต่ำสุดที่ 1 ได้

ตัวอย่างคือ จากภาพจะเห็นได้ว่าไม่มีจุดต่ำสุดที่ 1 โดยปกติจะใช้ค่าที่ได้จากการหาจุดต่ำสุดที่ 2 แต่ในกรณีนี้ ค่าครั้งแรกจะใช้ค่าจากจุดสูงสุดถึงค่า A แทน

การปรับปรุงโมเดลให้มีความซับซ้อนมากขึ้น และการปรับเปลี่ยนข้อมูลที่ใช้ในการ Train ให้มีจำนวนของค่า 0 และ 1 ในจำนวนที่เท่ากัน พร้อมกับการปรับปรุงการทำ Feature extraction เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการตรวจจับคลื่น P300 อาจช่วยแก้ไขปัญหาดังกล่าวได้

#### 4.3.3 ผลการทดลองหลังจากการทำให้จำนวนข้อมูลสมดุลกัน (Balance Data)

Machine Learning	Train accuracy	Test accuracy
NN	60.80	50.67

ตารางที่ 4.5 ตารางแสดงผลการทดลองหลังจากการทำให้จำนวนข้อมูลสมดุลกัน

จากตารางผลลัพธ์จะเห็นได้ว่าเมื่อทำให้ข้อมูลมีความสมดุลกัน โดยในการทำให้ข้อมูลสมดุลกันนั้น จะทำการสุ่มข้อมูลที่มีค่าเป็น 0 (label) บางตัวออกไป เพื่อให้สุดท้ายแล้วมีจำนวนของข้อมูลที่มีค่าเป็น 0 เท่ากับจำนวนของข้อมูลที่มีค่าเป็น 1 หลังจากทำการทดลองพบว่าความแม่นยำไม่เกิดการเพิ่มขึ้น และเกิดปัญหาอีกอย่างหนึ่งที่เราเห็นได้อย่างชัดเจนคือเกิดการ Overfitting ขึ้นอีกครั้ง

เมื่อลองพิจารณา ปัญหาการที่ Overfitting เกิดขึ้นอีกครั้ง อาจจะเกิดเพราะเมื่อทำให้ข้อมูลสมดุล จึงจำเป็นต้องตัดข้อมูลส่วนที่มีจำนวนมากเกินไปออก ในที่นี้คือค่า 0 เพื่อให้มีจำนวนเท่ากับจำนวนของค่า 1 จึงทำให้จำนวนของข้อมูลจากเดิมที่มี 1080 Input ลดลงเหลือเพียง 720 Input เท่านั้น ซึ่งอาจเป็นจำนวนที่น้อยเกินไปสำหรับการ Train ข้อมูล

นอกจากนั้นเมื่อทำการพิจารณาอีกครั้ง ข้อมูลที่นำมาใช้ในการ Train อาจจะเป็นข้อมูลที่ไม่ดีเพียงพอก็เป็นได้ เนื่องจากเมื่อย้อนดูผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองหาระยะห่างที่เหมาะสมสำหรับหน้าจอ กระพริบพบว่าเมื่อทำการวิเคราะห์จากหลัก ERP กับผลลัพธ์ที่ควรจะเป็น พบว่าค่าที่ควรจะเป็นไม่สอดคล้องกับค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ ERP เช่น หากผู้ใช้ทำการจ้องภาพที่ 1 อยู่ นั่น ค่าที่ได้จาก ERP กลับบ่งชี้ว่าผู้ใช้จ้องภาพอื่นอยู่

'aom1.1.mat'	7
'aom1.10.mat'	8
'aom1.2.mat'	9
'aom1.3.mat'	4
'aom1.4.mat'	2
'aom1.5.mat'	8
'aom1.6.mat'	5
'aom1.7.mat'	2
'aom1.8.mat'	8
'aom1.9.mat'	1

รูปที่ 4.18 รูปที่แสดงผลลัพธ์ที่ผู้ใช้จ้องมอง

จากตารางที่ใช้เก็บข้อมูล ตารางนี้จะบรรจุข้อมูลของผู้ใช้ที่ทำการจ้องภาพที่ 1 เป็นจำนวน 10 ครั้ง โดยหลักแรกจะแสดงไฟล์ 10 ไฟล์ตามจำนวนรอบที่ผู้ใช้จ้องภาพ ส่วนหลักที่สองนั้นจะใช้แสดงค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ด้วย ERP โดยหากค่าทั้งสองได้ผลลัพธ์เหมือนกันจะทำการไฮไลต์เอาไว้ จะเห็นได้ว่าจากการจ้องทั้งหมด 10 ครั้ง มีเพียงแค่ครั้งเดียวเท่านั้นที่ได้ผลลัพธ์ของค่าที่ควรจะเป็นสอดคล้องกับผลลัพธ์จาก ERP

ทั้งนี้คาดว่าสาเหตุน่าจะเกิดจากเครื่อง NeuroSky ที่ใช้ในการวัดคลื่นสมองนั้นจะเป็นการวัดเพียงจุดเดียว (1 Channel) และจุดดังกล่าวยังเป็นบริเวณหน้าผากของผู้ใช้ ซึ่งทำให้การขยับหน้าผาก หรือการกระพริบตาล้วนมีผลต่อผลลัพธ์ในการทำนาย จึงทำให้ค่าที่ควรจะเป็นไปสัมพันธ์กับค่าจาก ERP

การจัดการข้อมูลใหม่อีกครั้งอาจเป็นแนวทางที่ทำให้ค่าความแม่นยำสูงขึ้น โดยจากข้อมูลทั้งหมด จะทำการคัดข้อมูลออกมาเฉพาะข้อมูลที่ค่าที่ควรจะเป็นมีความสอดคล้องกับค่าจาก ERP ซึ่งในการคัดข้อมูลจะทำการวิเคราะห์ทีละข้อมูลจนกว่าจะครบทุกข้อมูล และเมื่อเจอข้อมูลที่มีความสอดคล้องกันของผลลัพธ์ระหว่างผลการวิเคราะห์ ERP กับภาพที่ผู้ใช้จ้องมอง จึงนำข้อมูลนั้นมาเก็บบันทึกเป็นข้อมูลในการ Train ต่อไป

#### 4.3.4 ผลการทดลองหลังจากการคัดข้อมูลให้ค่าที่ควรจะเป็นสอดคล้องกับค่าจากการวิเคราะห์ ERP

Machine Learning	Train accuracy	Test accuracy
NN	82.99	83.33

ตารางที่ 4.6 ตารางแสดงผลการทดลองหลังจากการคัดข้อมูลให้ค่าที่ควรจะเป็นสอดคล้องกับค่าจากการวิเคราะห์ ERP

จากการทดลอง พบว่าผลลัพธ์ที่ออกมานั้นมีค่าความแม่นยำที่ค่อนข้างเป็นที่น่าพอใจ ซึ่งแสดงให้เห็นว่าข้อมูลที่ไม่นั้นมีผลต่อการทำนายผลลัพธ์ แต่ว่าเมื่อทำการเปรียบเทียบระหว่าง Train และ Test จะเห็นได้ว่าผลลัพธ์จาก Test นั้นมีค่าความแม่นยำที่สูงมากกว่าค่าจาก Train ใน NN หรือก็คือผลการทดลองนี้เกิดการ Underfitting ขึ้น คาดว่าสาเหตุอาจเกิดจากโมเดลที่ใช้มีความซับซ้อนไม่มากเพียงพอ จึงทำให้การหารูปแบบของโมเดลทำได้ไม่ละเอียดเพียงพอ

จึงได้ทำการเพิ่มชั้นของ Hidden layer ขึ้น 1 ชั้นระหว่าง Input layer และ Output layer โดยมี Neural node จำนวน 32 node จากเดิมที่ไม่มีชั้นดังกล่าวเลย เพื่อให้โมเดลสามารถคิดคำนวณได้ซับซ้อนมากยิ่งขึ้น

#### 4.3.5 ผลการทดลองหลังจากเพิ่มความซับซ้อนให้กับโมเดล

Machine Learning	Train accuracy	Test accuracy
NN	86.09	83.34

ตารางที่ 4.7 ตารางแสดงผลการทดลองหลังจากเพิ่มความซับซ้อนให้กับโมเดล

จากการทดลอง พบว่าไม่เกิดการ Underfitting ขึ้นแล้ว และผลต่างของค่าความแม่นยำที่ได้ออกมาทั้งจาก Train และ Test นั้นมีความใกล้เคียงกัน คือประมาณ 2.75% (86.09-83.34) ซึ่งถือว่าเป็นค่าความแม่นยำที่อยู่ในเกณฑ์ดี

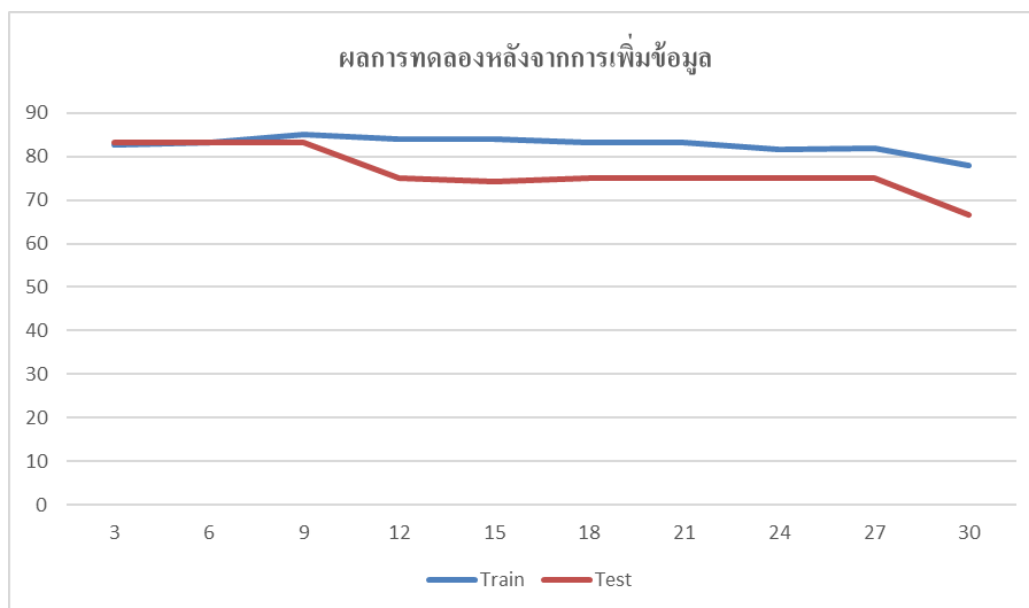


ถึงแม้จากการทดลองก่อนหน้านี้จะชี้ว่าคุณภาพของข้อมูลนั้นมีผลต่อค่าความแม่นยำ จึงทำให้ตัดสินใจคัดเพียงแต่ข้อมูลที่ได้ออกมาใช้ในการ Train นั้นหมายความว่าตอนนี้โมเดลจะรู้จักเพียงแต่ข้อมูลที่ดีเท่านั้น ซึ่งในสถานการณ์จริงเครื่องที่ใช้วัดคลื่นสมองยังคงเป็นเครื่องเดิมที่มีเพียง 1 Channel สิ่งรบกวนอย่างการกระพริบตาหรือการขยับหน้าผากยังเป็นสิ่งที่สามารถเกิดขึ้นได้ ดังนั้นจึงต้องทำการทดลองเพิ่มข้อมูลที่เสียกลับเข้าไปในข้อมูลหลักทีละน้อย เพื่อหาสัดส่วนระหว่างข้อมูลที่ดีและไม่ดีที่ไม่ก่อให้เกิดผลกระทบต่อค่าความแม่นยำของผลลัพธ์

#### 4.3.6 ผลการทดลองหลังจากเพิ่มข้อมูล

Machine Learning	จำนวนที่เพิ่ม	Train accuracy	Test accuracy
NN	3	82.82	83.33
	6	83.33	83.33
	9	85.14	83.31
	12	83.98	75.0
	15	84.14	74.33
	18	83.33	75.0
	21	83.17	75.0
	24	81.76	75.0
	27	81.93	75.0
	30	78.08	66.67

ตารางที่ 4.8 ตารางแสดงผลการทดลองหลังจากเพิ่มข้อมูล



รูปที่ 4.19 รูปกราฟแสดงผลค่าความแม่นยำหลังจากการเพิ่มข้อมูลที่ไม่ดี

จากผลการทดลองพบว่า การเพิ่มข้อมูลที่ไม่ดีกลับเข้าไปนั้นส่งผลกระทบต่อค่าความแม่นยำ โดยยิ่งเพิ่มจำนวนมากขึ้นเท่าไร ค่าความแม่นยำก็ยิ่งลดต่ำลงเท่านั้น จะเห็นได้ว่าในช่วงของการเพิ่มข้อมูลช่วง 3-9 ข้อมูล จะยังไม่ส่งผลต่อค่าความแม่นยำเท่าไรนัก แต่เมื่อจำนวนข้อมูลที่เพิ่มกลายเป็น 12 ข้อมูลจะเห็นได้ว่าค่าความแม่นยำของ Test ลดต่ำลงอย่างรวดเร็ว และยังคงลดต่ำลงจนกระทั่งผลต่างระหว่าง Train และ Test ในช่วงการเพิ่มข้อมูลที่ 30 ข้อมูล มีมากถึงร้อยละ 11.41 (78.08-66.67) หรือก็คือเกิดการ Overfitting ขึ้น

## บทที่ 5

### การสรุปผล

#### 5.1 ปัญหาที่พบ

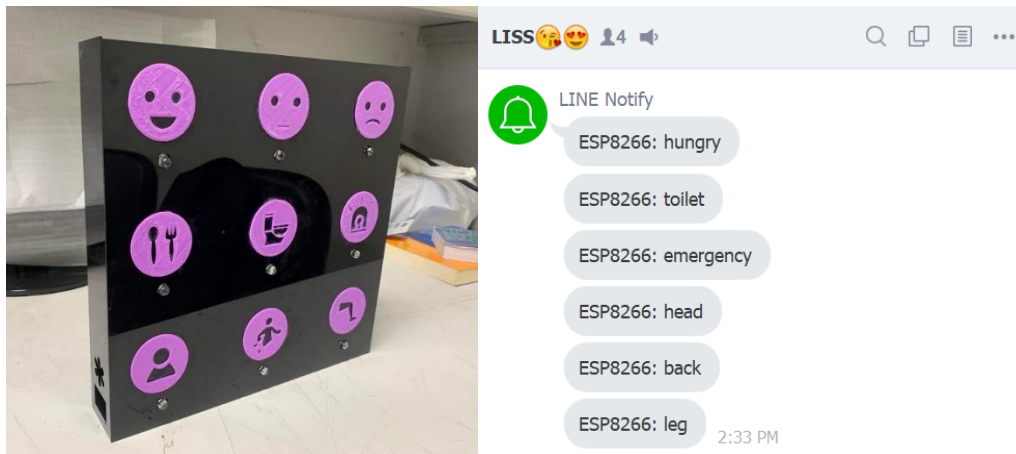
- การสร้าง GUI ด้วย GUIDE ซึ่งเป็นเครื่องมือที่ใช้สร้าง GUI บน MATLAB ทำให้ไม่สามารถทำงานพร้อมกับส่วนของการเก็บข้อมูลได้ ดังนั้นจึงสร้าง GUI ใหม่ โดยไม่ใช้ GUIDE
- การใช้เครื่อง NeuroSky Mindwave Headset นั้น จะเป็นการเก็บข้อมูลคลื่นไฟฟ้าสมองที่จุดเดียวที่บริเวณหน้าผาก ซึ่งเมื่อมีการกระพริบตาจะส่งผลกับคลื่นไฟฟ้าสมอง
- เนื่องจากโปรแกรม MATLAB ที่ใช้ในการทำโปรเจกนั้นจำเป็นต้องใช้รุ่นที่รองรับกับอุปกรณ์สำหรับวัดคลื่นสมองหรือเครื่อง NeuroSky Mindwave Headset จึงทำให้โปรแกรมต้องใช้เป็นรุ่นเก่า (2015a) การทำ Classify คลื่นสมองโดยการใช้ Machine Learning จึงมีข้อจำกัดไม่สามารถปรับค่าหรือเพิ่มใด ๆ ได้มากนัก เพราะโปรแกรมไม่รองรับการทำ
- สืบเนื่องจากคลื่นรบกวนจากการวัดคลื่นสมอง จึงทำให้ข้อมูลที่เก็บได้สำหรับการนำเอามา Train หรือ Test นั้นไม่ใช่ข้อมูลที่ดี กล่าวคือข้อมูลที่ควรจะเป็นไม่มีความสอดคล้องกับข้อมูลที่ได้จากการวิเคราะห์จาก ERP จึงทำให้ผลจากการ Train และ Test ได้ค่าความแม่นยำที่ไม่มากเท่าที่ควรจะเป็น ดังนั้นในการแก้ปัญหาจึงต้องใช้ข้อมูลที่มีความสอดคล้องกันของค่าที่ควรจะเป็นกับค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ ERP

## 5.2 สรุปผล

จากที่ได้ทำการทดลองจะเห็นว่า ภาพหน้าจอกะพริบที่มีพื้นหลังสีดำและระยะห่างระหว่างรูปมากที่สุด จะมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องมากที่สุด ดังนั้นผู้จัดทำจึงเลือกภาพหน้าจอกะพริบที่มีพื้นหลังสีดำและระยะห่างระหว่างรูปมากที่สุด

ในส่วนของ Machine Learning นั้น เนื่องจากจากการทดลองทั้งหมด พบว่า Neural Network นั้น ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดจาก Machine Learning ทั้งหมดที่ใช้ และเมื่อนำมาพัฒนาต่อ พบว่าจำนวนข้อมูล และ คุณลักษณะที่ใช้ในการ Train นั้นมีผลต่อประสิทธิภาพของการทำนายผล เมื่อลองปรับเปลี่ยนข้อมูลที่ใช้ในการ Train ให้มีจำนวนของค่า 0 และ 1 ในจำนวนที่เท่ากันพบว่าไม่ทำให้ค่าความแม่นยำเพิ่มขึ้น คาดว่าสาเหตุอาจจะเกิดจากข้อมูลที่นำมาใช้ในการ Train เป็นข้อมูลที่ไม่ดี จึงได้ทำการคัดข้อมูลจนเหลือเพียงข้อมูลที่มีความสอดคล้องระหว่างค่าที่ควรจะเป็นกับค่าที่ได้จากการวิเคราะห์ ERP ผลจากการทดลองที่ได้ค่าความแม่นยำที่เพิ่มสูงขึ้นชี้ชัดว่าสมมติฐานดังกล่าวเป็นความจริง

ทางด้านของการแจ้งเตือน ในตอนแรกโปรเจกของเรามีเพียงการแจ้งเตือนผ่านบอร์ดแจ้งเตือนเท่านั้น แต่ภายหลังได้ทำการเพิ่มการแจ้งเตือนผ่านทาง Line ของผู้ดูแล เนื่องจากได้รับคำแนะนำว่าการแจ้งเตือนผ่านบอร์ดแจ้งเตือนเพียงอย่างเดียวมันไม่เพียงพอ เพราะผู้ดูแลอาจจะไม่ได้อยู่ในบริเวณบอร์ดแจ้งเตือนตลอดเวลา จึงได้เพิ่มการแจ้งเตือนใน Line เพื่อให้ผู้ดูแลสามารถรับข้อความแจ้งเตือนได้ตลอดเวลา



รูปที่ 5.1 ตัวอย่างการแจ้งเตือนผู้ดูแล

## บรรณานุกรม

- [1] Brain Structure And Function [ออนไลน์], เข้าถึงได้จาก: <http://nbia.ca/brain-structure-function/>  
[1 กันยายน 2561].
- [2] WHAT ARE BRAINWAVES? [ออนไลน์], เข้าถึงได้จาก:  
<https://brainworksneurotherapy.com/what-are-brainwaves> [15 กันยายน 2561].
- [3] The Science of Brainwave Entrainment [ออนไลน์], เข้าถึงได้จาก:  
<https://rewiringtinnitus.com/science-brainwave-entrainment/> [15 กันยายน 2561].
- [4] Electroencephalography physiology [ออนไลน์], เข้าถึงได้จาก:  
<https://www.britannica.com/science/electroencephalography> [18 กันยายน 2561].
- [5] Electroencephalogram(EEG) showing typical brain waves of sleep and wakefulness wakefulness  
(relaxed state) [ออนไลน์], เข้าถึงได้จาก:  
<https://www.britannica.com/science/electroencephalography/media/183075/155239>  
[18 กันยายน 2561].
- [6] Event-related/Evoked Potentials [ออนไลน์], เข้าถึงได้จาก:  
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B0080430767034100> [19 กันยายน 2561].
- [7] What are ERPs? [ออนไลน์], เข้าถึงได้จาก:[http://faculty.washington.edu/losterho/erp\\_tutorial.htm](http://faculty.washington.edu/losterho/erp_tutorial.htm)  
[19 กันยายน 2561].
- [8] P300 (neuroscience) [ออนไลน์], เข้าถึงได้จาก:  
<https://www.sciencedirect.com/topics/neuroscience/p300-neuroscience> [22 กันยายน 2561].
- [9] Event-related potential in facial affect recognition: Potential clinical utility in patients with traumatic  
brain injury [ออนไลน์], เข้าถึงได้จาก:<https://www.rehab.research.va.gov/jour/05/42/1/lew.html>  
[22 กันยายน 2561].
- [10] Brain-Computer Interfaces in Medicine [ออนไลน์], เข้าถึงได้จาก:  
<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3497935/> [3 กันยายน 2561].
- [11] Machine Learning คืออะไร [ออนไลน์], เข้าถึงได้จาก: <https://blog.finnomena.com/machine-learning>  
[22 กันยายน 2561].
- [12] Deep Learning [ออนไลน์], เข้าถึงได้จาก: <https://blog.finnomena.com/deep-learning>  
[22 กันยายน 2561].
- [13] Locked-In Syndrome [ออนไลน์], เข้าถึงได้จาก:  
<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC549115/> [22 กันยายน 2561].

- [14] General overview of brain sections [ออนไลน์], เข้าถึงได้จาก:  
<https://sites.google.com/site/lockedinsyndrome365r/home/relevant-physiology>
- [15] Hubert Cecotti. Spelling with brain-computer interface - current trends and prospects. Proceedings of the 5th French Conference on Computational Neuroscience (Neurocomp'10), pp.215-220, 2010.
- [15] Sellers, E.W., Krusienski, D.J., McFarland, D.J., & Wolpaw, J.R. (2007). Non-Invasive Brain-Computer Interface Research at the Wadsworth Center. In G. Dornhege, J. Millan, T. Hinterberger, D. McFarland, K. Müller (Eds.), Toward Brain-Computer Interfacing, (pp. 31-42)
- [16] Hubert Cecotti. Spelling with brain-computer interface - current trends and prospects. Proceedings of the 5th French Conference on Computational Neuroscience (Neurocomp'10), pp.215-220, 2010.
- [17] Hubert Cecotti. Spelling with brain-computer interface - current trends and prospects. Proceedings of the 5th French Conference on Computational Neuroscience (Neurocomp'10), pp.215-220, 2010.
- [18] WHAT IS MATLAB? [ออนไลน์], เข้าถึงได้จาก:  
<https://www.liquidinstruments.com/software-overview/> [25 พฤศจิกายน 2561].
- [19] ThinkGear Connector [ออนไลน์], เข้าถึงได้จาก:  
<https://thinkgear-connector.software.informer.com/3.2/> [26 พฤศจิกายน 2561].
- [20] Machine Learning [ออนไลน์], เข้าถึงได้จาก:  
<https://towardsdatascience.com/support-vector-machine-introduction-to-machine-learning-algorithms> [26 พฤศจิกายน 2561].
- [21] NodeMCU ESP8266 [ออนไลน์], เข้าถึงได้จาก:  
<https://www.jsumo.com/nodemcu-lolin-esp8266-development-board-ch340-usb-driver> [26 พฤศจิกายน 2561].
- [22] โปรแกรม Arduino [ออนไลน์], เข้าถึงได้จาก:  
[https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Arduino\\_Logo.svg](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Arduino_Logo.svg) [26 พฤศจิกายน 2561].
- [23] Line notify [ออนไลน์], เข้าถึงได้จาก:  
<https://engineering.thinknet.co.th/สร้างการแจ้งเตือนด้วย-line-notify> [26 พฤศจิกายน 2561].
- [24] neurosky mindwave headset [ออนไลน์], เข้าถึงได้จาก:  
<https://www.sparkfun.com/products/14758> [26 พฤศจิกายน 2561].
- [25] FlashForge 3D Printers [ออนไลน์], เข้าถึงได้จาก:  
<https://www.3dprima.com/3d-printers/all-3d-printers/flashforge-adventurer-3/a-23388/> [26 พฤศจิกายน 2561].

[26] Laser Cutting Machine headset [ออนไลน์], เข้าถึงได้จาก:

<https://makezine.com/2012/09/19/makey-awards-2012-nominee-16-epilog-laser-repair-friendly/>

[26 พฤศจิกายน 2561].

[27] 123d Design [ออนไลน์], เข้าถึงได้จาก:

<https://autodesk-123d-design.en.lo4d.com/windows> [26 พฤศจิกายน 2561].

[28] โปรแกรม Adobe illustrator [ออนไลน์], เข้าถึงได้จาก:

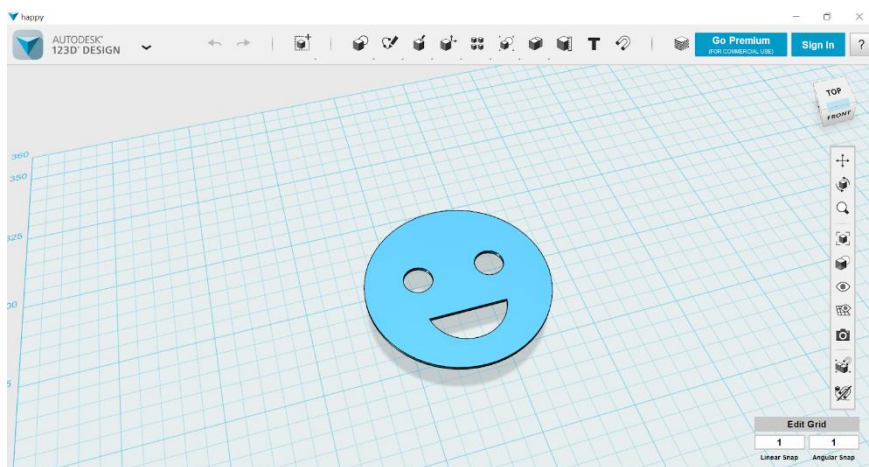
<https://th.pngtree.com/free-png-vectors/> [26 พฤศจิกายน 2561].

ภาคผนวก

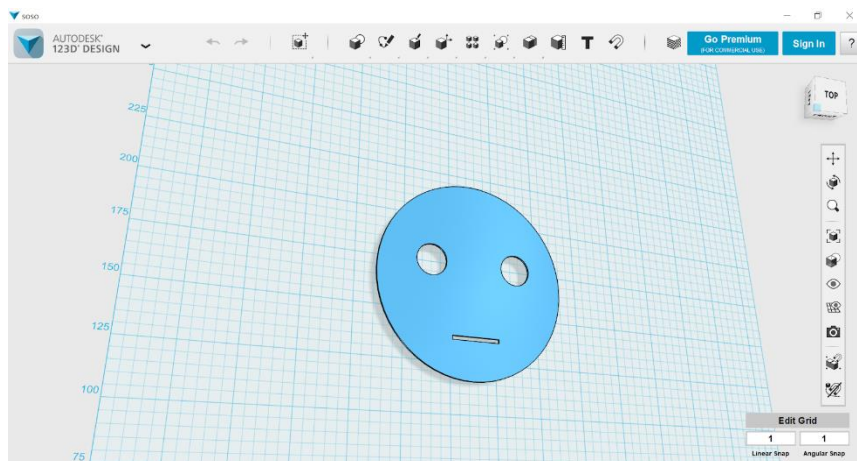


## 1. การออกแบบบอร์ดการแจ้งเตือนผู้ดูแล

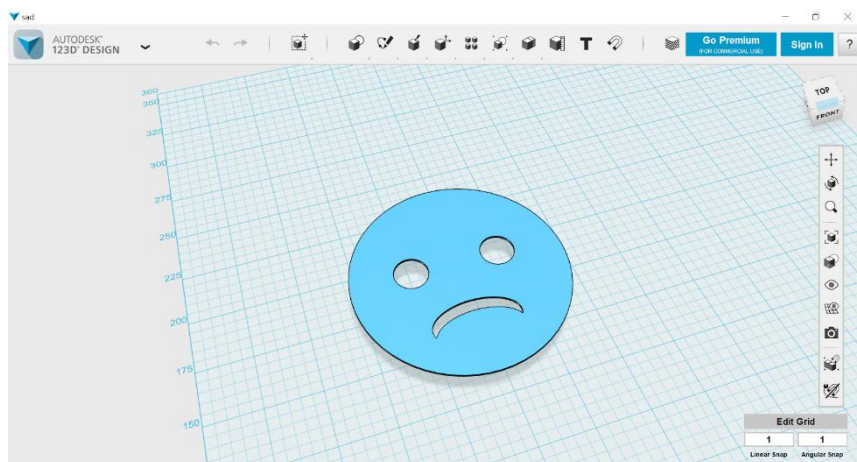
### 1.1 การออกแบบบอร์ดแจ้งเตือนหมวดอารมณ์: มีความสุข



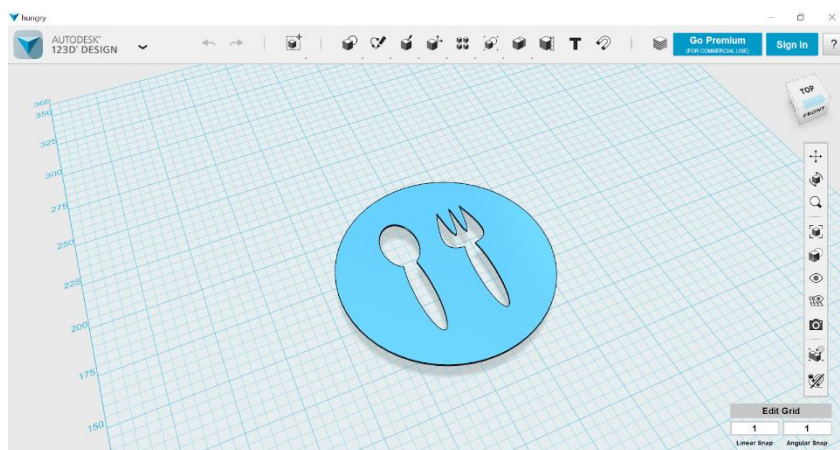
### 1.2 การออกแบบบอร์ดแจ้งเตือนหมวดอารมณ์: เฉยๆ



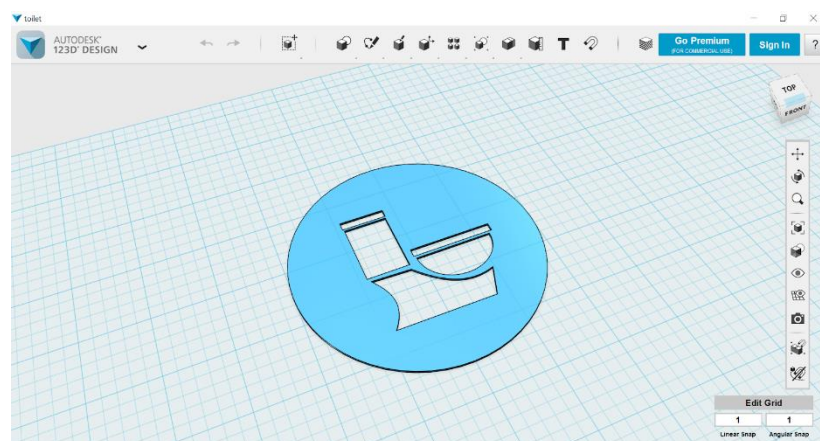
### 1.3 การออกแบบบอร์ดแจ้งเตือนหมวดอารมณ์: ไม่มีความสุข



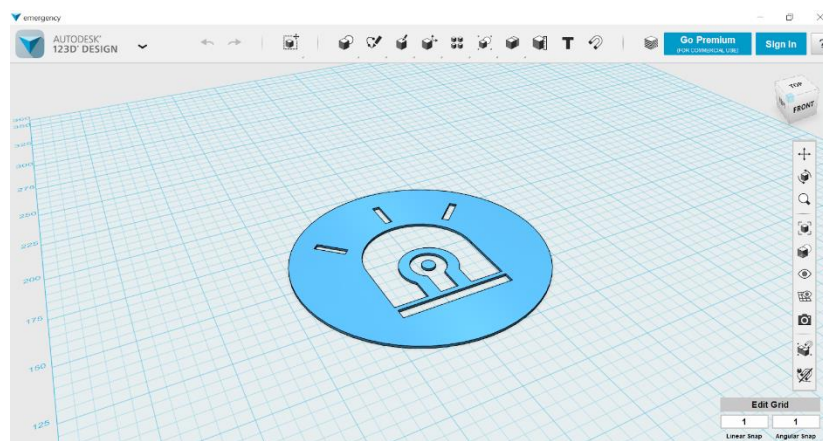
#### 1.4 การออกแบบบอร์ดแจ้งเตือนหมวดทั่วไป: หิว



#### 1.5 การออกแบบบอร์ดแจ้งเตือนหมวดทั่วไป: หิองน้ำ

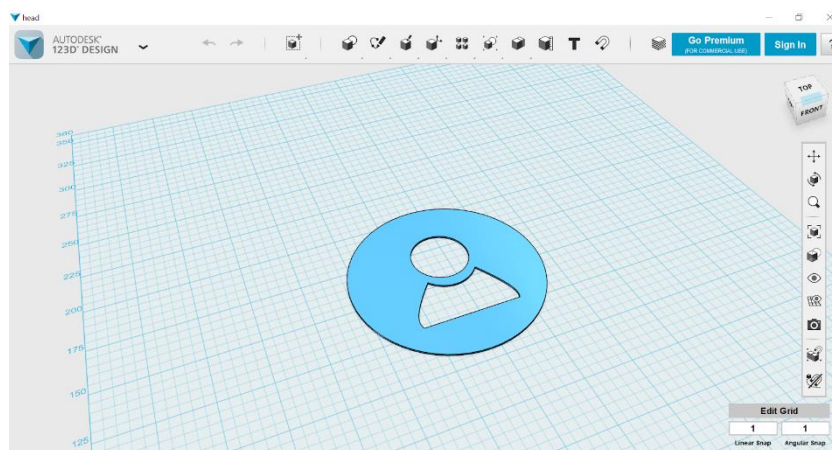


#### 1.6 การออกแบบบอร์ดแจ้งเตือนหมวดทั่วไป: จุกเงิน

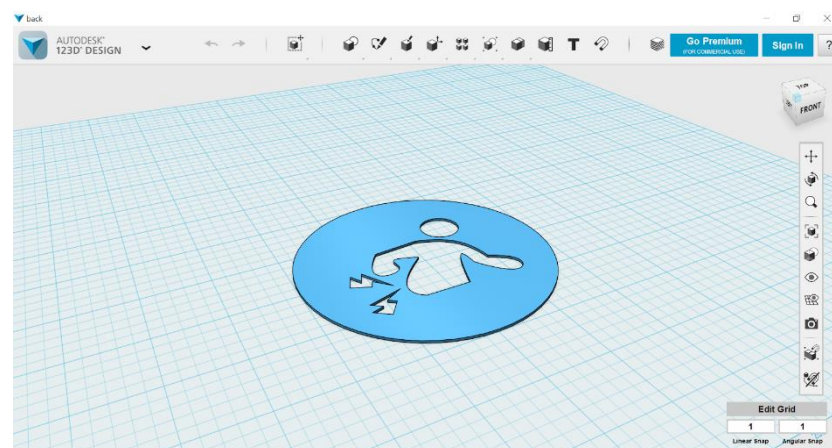




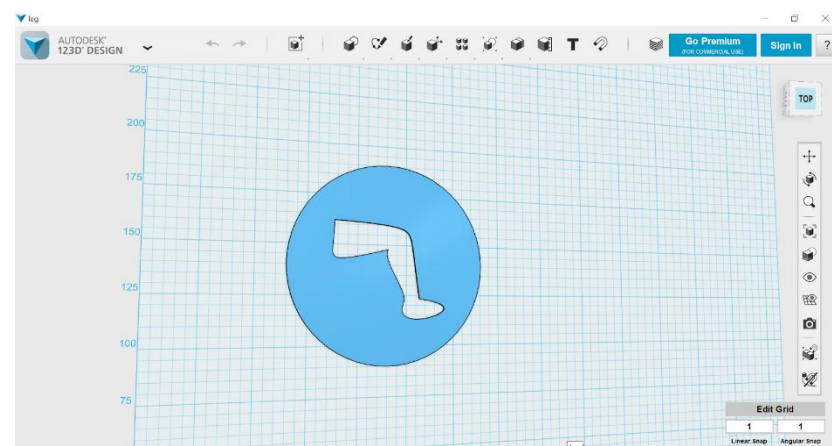
### 1.7 การออกแบบบอร์ดแจ้งเตือนความเจ็บปวดทางด้านร่างกาย: ช่วงบน



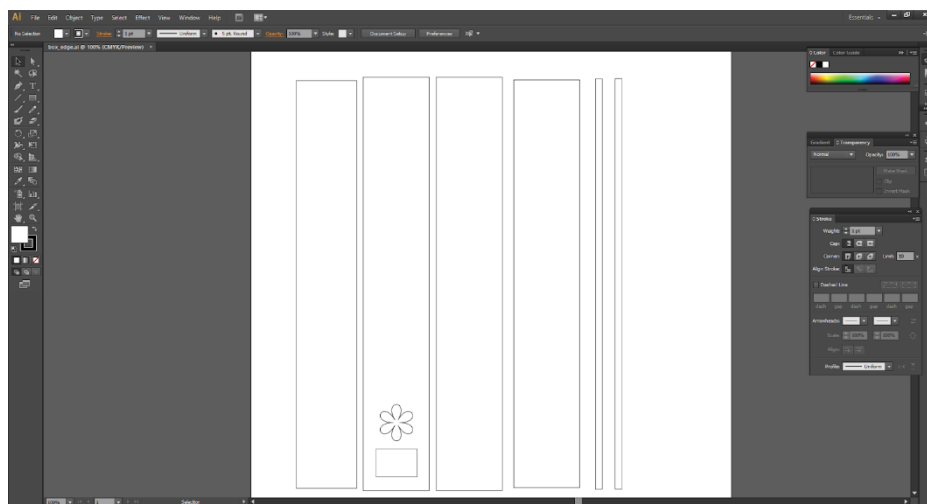
### 1.8 การออกแบบบอร์ดแจ้งเตือนความเจ็บปวดทางด้านร่างกาย: ช่วงกลาง



### 1.9 การออกแบบบอร์ดแจ้งเตือนความเจ็บปวดทางด้านร่างกาย: ช่วงล่าง



### 1.10 แบบตัดบอร์ดการแจ้งเตือนในรูปแบบกล่อง



## 2. ชิ้นงานบอร์ดการแจ้งเตือนที่เสร็จสิ้น



### 3. ตัวอย่างหน้าจอแสดงผลใน Line

