

การพัฒนาเทคโนโลยีเพื่อการปฏิสัมพันธ์ระหว่างมนุษย์และคอมพิวเตอร์โดยใช้สัญญาณสมองร่วมกับ  
สัญญาณอื่นๆหลายรูปแบบ



บทคัดย่อและแฟ้มข้อมูลฉบับเต็มของวิทยานิพนธ์ตั้งแต่ปีการศึกษา 2554 ที่ให้บริการในคลังปัญญาจุฬาฯ (CUIR)  
เป็นแฟ้มข้อมูลของนิสิตเจ้าของวิทยานิพนธ์ ที่ส่งผ่านทางบัณฑิตวิทยาลัย

The abstract and full text of theses from the academic year 2011 in Chulalongkorn University Intellectual Repository (CUIR)  
are the thesis authors' files submitted through the University Graduate School.

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต  
สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์  
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย  
ปีการศึกษา 2557  
ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

DEVELOPMENT OF BRAIN-ASSISTED MULTIMODAL  
HUMAN COMPUTER INTERACTION TECHNOLOGY

Mr. Noppadon Jatupaiboon



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

Department of Computer Engineering

Faculty of Engineering

Chulalongkorn University

Academic Year 2014

Copyright of Chulalongkorn University

|                                 |   |
|---------------------------------|---|
| หัวข้อวิทยานิพนธ์               | การพัฒนาเทคโนโลยีเพื่อการปฏิสัมพันธ์ระหว่างมนุษย์และคอมพิวเตอร์โดยใช้สัญญาณสมองร่วมกับสัญญาณอื่นๆหลายรูปแบบ |
| โดย                             | นายนพดล จตุไพบูลย์  |
| สาขาวิชา                        | วิศวกรรมคอมพิวเตอร์   |
| อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก | ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.เศรษฐา ปานงาม   |
| อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม | ดร.พศิน อิศรเสนา ณ อยุธยา   |

---

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้บัณฑิตวิทยาลัย  
หนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาตรีบัณฑิต

.....คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์  
(ศาสตราจารย์ ดร.บัณฑิต เอื้ออาภรณ์)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

.....ประธานกรรมการ  
(ศาสตราจารย์ ดร.ประภาส จงสฤษดิ์วัฒนา)

.....อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.เศรษฐา ปานงาม)

.....อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม  
(ดร.พศิน อิศรเสนา ณ อยุธยา)

.....กรรมการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุกรี สินธุภิญโญ)

.....กรรมการ  
(อาจารย์ ดร.พีรพล เวทีกุล)

.....กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุรภา เทียมจรัส)

นพดล จตุไพบุลย์ : การพัฒนาเทคโนโลยีเพื่อการปฏิสัมพันธ์ระหว่างมนุษย์และคอมพิวเตอร์โดยใช้สัญญาณสมองร่วมกับสัญญาณอื่นๆหลายรูปแบบ (DEVELOPMENT OF BRAIN-ASSISTED MULTIMODAL HUMAN COMPUTER INTERACTION TECHNOLOGY) อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก: ผศ. ดร.เศรษฐา ปานงาม, อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม: ดร.พศิน อิศรเสนา ณ อยุธยา, 119 หน้า.

ในปัจจุบันคอมพิวเตอร์ส่วนใหญ่อยังขาดการรับรู้ในเรื่องของอารมณ์ ส่งผลให้คอมพิวเตอร์ไม่สามารถตัดสินใจกระทำกรที่เหมาะสมเพื่อตอบสนองอารมณ์ความต้องการของมนุษย์ได้ มีเพียงไม่กี่งานวิจัยที่นำเสนอระบบจำแนกอารมณ์แบบเรียลไทม์โดยใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองร่วมกับสัญญาณทางสรีรวิทยาอื่นๆ เราจึงได้พัฒนากระบวนการจำแนกอารมณ์ โดยใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองคลื่นไฟฟ้าหัวใจ และ ความนำไฟฟ้าของผิวหนัง ตัวกระตุ้นที่ใช้ คือ ภาพและเสียง ตัวจำแนกที่ใช้ คือ SVM จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า ในการจำแนกอารมณ์แบบขึ้นอยู่กับตัวบุคคล ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์เชิงบวกและอารมณ์ตื่นเต้น อยู่ที่ 77.50% และ 77.50% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์เชิงบวกและอารมณ์ตื่นเต้น อยู่ที่ 71.75% และ 68.75% ตามลำดับ เมื่อใช้วินโดว์เวลาที่เพิ่มขึ้น พบว่าค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์มีแนวโน้มที่จะเพิ่มขึ้นด้วย เมื่อใช้ข้อมูลเฉพาะการกระตุ้นอารมณ์รอบแรก พบว่าค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์มีค่าเพิ่มขึ้นเกือบทั้งหมด เมื่อใช้เฉพาะคุณลักษณะที่มีนัยสำคัญ พบว่าค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์มีค่าลดลงจากการใช้คุณลักษณะทั้งหมดเล็กน้อย เมื่อใช้จำนวนช่วงเวลาที่ใช้เป็นข้อมูลฝึกเพิ่มขึ้นในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับช่วงเวลา และ เมื่อใช้จำนวนคนที่ใช้เป็นข้อมูลฝึกเพิ่มขึ้นในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล พบว่าค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์มีแนวโน้มที่จะเพิ่มขึ้นด้วย เมื่อใช้ค่าขีดแบ่งอารมณ์ที่เพิ่มขึ้น พบว่าค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์มีแนวโน้มที่จะเพิ่มขึ้นด้วย จากผลการทดลองเหล่านี้ เราได้พัฒนาระบบจำแนกอารมณ์แบบเรียลไทม์ ซึ่งสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในอุตสาหกรรมการแพทย์และอุตสาหกรรมบริการ เช่น ระบบดูแลสุขภาพ และ เกม เป็นต้น

ภาควิชา วิศวกรรมคอมพิวเตอร์  
สาขาวิชา วิศวกรรมคอมพิวเตอร์  
ปีการศึกษา 2557

ลายมือชื่อนิสิต .....  
ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก .....  
ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาร่วม .....

# # 5571429121 : MAJOR COMPUTER ENGINEERING

KEYWORDS: HUMAN COMPUTER INTERACTION / EMOTION /  
ELECTROENCEPHALOGRAM / PHYSIOLOGICAL SIGNAL / MULTIMODAL

NOPPADON JATUPAIBOON: DEVELOPMENT OF BRAIN-ASSISTED MULTIMODAL  
HUMAN COMPUTER INTERACTION TECHNOLOGY. ADVISOR: ASST. PROF.  
SETHA PAN-NGUM, Ph.D., CO-ADVISOR: PASIN ISRASENA, Ph.D., 119 pp.

Because most computers lack an understanding of emotions, sometimes they are unable to respond to the user's needs appropriately. There are few studies that presented real-time multimodal emotion classification based on EEG. So we developed the process to classify emotion using EEG, ECG, and SC signals. The stimuli are pictures and music. The classifier is SVM. The results are as follows. In subject-dependence, the valence and arousal accuracy are 77.50% and 77.50% respectively. In subject-independence, the valence and arousal accuracy are 71.75% and 68.75% respectively. Considering the time window, when the longer time window is used in training, the accuracy tends to increase. Using only data from the first trial usually gives higher accuracy than using all data. Using only significant features usually gives a little lower accuracy than using all features. Considering the number of sessions and subjects in session-independence and subject-independence respectively, when the more number of sessions or subjects are used, the accuracy tends to increase. Considering the emotion threshold, when the more threshold value is used, the accuracy tends to increase. From all of these results, we developed real-time emotion classification system that can be applied to fit in medical and service industries such as healthcare system and game applications.

|                                      |                              |
|--------------------------------------|------------------------------|
| Department: Computer Engineering     | Student's Signature .....    |
| Field of Study: Computer Engineering | Advisor's Signature .....    |
| Academic Year: 2014                  | Co-Advisor's Signature ..... |

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยความอนุเคราะห์อย่างยิ่งของ ผศ.ดร.เศรษฐา ปานงาม ดร.พศิน อิศรเสนา ณ อยุธยา และ คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ทุกท่าน ที่ได้ให้ความรู้ แนะนำแนวทางการวิจัย ตรวจสอบให้คำแนะนำและสนับสนุนเป็นอย่างดี

ขอขอบคุณอาจารย์ทุกท่านที่ได้เคยประสิทธิ์ประสาทวิชา ขอขอบคุณผู้เข้าร่วมการทดลองทุกคนที่สละเวลาเป็นส่วนหนึ่งของการทดลอง ขอขอบคุณนางสาวนรินทร์ช คุณากร ที่ช่วยตรวจสอบงานเขียนภาษาอังกฤษ ขอขอบคุณครอบครัวที่คอยติดตาม ให้กำลังใจและสนับสนุนเป็นอย่างดี สุดท้ายนี้ ขอขอบคุณบุคคลท่านอื่นๆ ที่มีได้กล่าวถึงไว้ ณ ที่นี้ ที่มีส่วนช่วยให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

งานวิจัยนี้ได้รับทุนสนับสนุนจาก โครงการพัฒนาศักยภาพบุคลากรเพื่อการวิจัยและพัฒนา สำหรับภาคอุตสาหกรรม (NUI-RC) สำนักงานพัฒนาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีแห่งชาติ (สวทช.)



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย  
CHULALONGKORN UNIVERSITY

## สารบัญ

|   | หน้า |
|---|------|
| บทคัดย่อภาษาไทย.....                            | ง    |
| บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....                         | จ    |
| กิตติกรรมประกาศ.....                            | ฉ    |
| สารบัญ.....                                     | ช    |
| สารบัญตาราง.....                                | ญ    |
| สารบัญภาพ .....                                 | ฎ    |
| บทที่ 1 บทนำ .....                              | 1    |
| 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา .....        | 1    |
| 1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย .....               | 1    |
| 1.3 ขอบเขตของการวิจัย.....                      | 2    |
| 1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....              | 2    |
| 1.5 วิธีดำเนินการวิจัย.....                     | 2    |
| 1.6 ผลงานที่ได้รับการตีพิมพ์จากการทำวิจัย ..... | 2    |
| บทที่ 2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....      | 4    |
| 2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง .....                    | 4    |
| 2.1.1 อารมณ์.....                               | 4    |
| 2.1.1.1 ความรู้ทั่วไปเกี่ยวกับอารมณ์ .....      | 4    |
| 2.1.1.2 แบบจำลองอารมณ์ .....                    | 5    |
| 2.1.2 สัญญาณทางสรีรวิทยา.....                   | 7    |
| 2.1.2.1 คลื่นไฟฟ้าสมอง.....                     | 7    |
| 2.1.2.2 สัญญาณทางสรีรวิทยาอื่นๆ .....           | 10   |
| 2.1.3 การจำแนก (Classification) .....           | 12   |

|         |   |    |
|---------|---|----|
| 2.1.3.1 | ตัวจำแนก (Classifier) .....   | 12 |
| 2.1.3.2 | การเลือกคุณลักษณะ (Feature Selection).....                          | 16 |
| 2.1.3.3 | แผนภาพกล่อง (Boxplot).....  | 18 |
| 2.1.3.4 | การรวมหลายรูปแบบ (Multimodal Fusion).....                           | 18 |
| 2.2     | งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....  | 19 |
| บทที่ 3 | วิธีดำเนินการวิจัย.....   | 25 |
| 3.1     | การออกแบบการทดลอง.....  | 25 |
| 3.1.1   | การกระตุ้นอารมณ์ (Stimulus).....                                    | 26 |
| 3.1.2   | การบันทึกสัญญาณ (Recording).....                                    | 27 |
| 3.1.3   | การประมวลผลขั้นต้น (Preprocessing).....                             | 28 |
| 3.1.4   | การดึงคุณลักษณะ (Feature Extraction).....                           | 29 |
| 3.1.5   | การจำแนก (Classification).....                                      | 30 |
| บทที่ 4 | ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผล.....                                    | 33 |
| 4.1     | ผลการทดลอง.....   | 33 |
| 4.1.1   | การกระตุ้นอารมณ์.....   | 33 |
| 4.1.2   | การจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับช่วงเวลา (Session-Independent).....  | 35 |
| 4.1.2.1 | การใช้ข้อมูลเฉพาะการกระตุ้นอารมณ์รอบแรก (First Trial).....          | 36 |
| 4.1.2.2 | การเลือกคุณลักษณะ (Feature Selection).....                          | 37 |
| 4.1.2.3 | การรวมสองสัญญาณ (Bimodal Fusion).....                               | 44 |
| 4.1.2.4 | วินโดว์เวลา (Time Window).....                                      | 46 |
| 4.1.2.5 | จำนวนช่วงเวลาที่ใช้เป็นข้อมูลฝึก (Number of Training Sessions)..... | 48 |
| 4.1.2.6 | การกำหนดค่าขีดแบ่งอารมณ์ (Emotion Threshold).....                   | 50 |
| 4.1.3   | การจำแนกอารมณ์แบบขึ้นอยู่กับช่วงเวลา (Session-Dependent).....       | 52 |



|  |     |
|--|-----|
| 4.1.4 การจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล (Subject-Independent)..... | 55  |
| 4.1.4.1 การใช้ข้อมูลเฉพาะการกระตุ้นอารมณ์รอบแรก (First Trial).....       | 56  |
| 4.1.4.2 การเลือกคุณลักษณะ (Feature Selection).....                       | 57  |
| 4.1.4.3 การรวมสองสัญญาณ (Bimodal Fusion).....                            | 64  |
| 4.1.4.4 วินโดว์เวลา (Time Window).....                                   | 66  |
| 4.1.4.5 จำนวนคนที่ใช้เป็นข้อมูลฝึก (Number of Training Subjects) .....   | 68  |
| 4.1.4.6 การกำหนดค่าขีดแบ่งอารมณ์ (Emotion Threshold) .....               | 70  |
| 4.1.5 การจำแนกอารมณ์แบบขึ้นอยู่กับตัวบุคคล (Subject-Dependent) .....     | 72  |
| 4.2 การวิเคราะห์ผล .....   | 75  |
| 4.3 ระบบจำแนกอารมณ์.....   | 77  |
| บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ .....                                | 79  |
| 5.1 สรุปผลการวิจัย.....  | 79  |
| 5.2 ข้อเสนอแนะ .....   | 79  |
| รายการอ้างอิง .....  | 81  |
| ภาคผนวก.....   | 88  |
| ภาคผนวก ก .....  | 89  |
| ภาคผนวก ข .....  | 97  |
| ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์ .....   | 119 |

## สารบัญตาราง

|  | หน้า |
|--|------|
| ตารางที่ 1 เปรียบเทียบคุณสมบัติของอัลกอริทึมต่างๆ ที่ถูกใช้เป็นตัวจำแนก [29].....  | 14   |
| ตารางที่ 2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกอารมณ์โดยใช้สัญญาณทางสรีรวิทยา .....  | 20   |
| ตารางที่ 3 รูปภาพและเพลงคลาสสิกที่ใช้ในการกระตุ้นอารมณ์ต่างๆ.....  | 26   |
| ตารางที่ 4 ค่า p ของแต่ละคุณลักษณะของสัญญาณ EEG ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กั<br>วันที่ทดลอง .....  | 38   |
| ตารางที่ 5 ค่า p ของแต่ละคุณลักษณะของสัญญาณ ECG ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กั<br>วันที่ทดลอง .....  | 41   |
| ตารางที่ 6 ค่า p ของแต่ละคุณลักษณะของสัญญาณ SC ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กั<br>วันที่ทดลอง .....   | 42   |
| ตารางที่ 7 ค่า p ของแต่ละคุณลักษณะของสัญญาณ EEG ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กั<br>ตัวบุคคล.....  | 58   |
| ตารางที่ 8 ค่า p ของแต่ละคุณลักษณะของสัญญาณ ECG ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กั<br>ตัวบุคคล.....  | 61   |
| ตารางที่ 9 ค่า p ของแต่ละคุณลักษณะของสัญญาณ SC ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กั<br>ตัวบุคคล.....   | 62   |
| ตารางที่ 10 Confusion Matrix ของการจำแนก 4 อารมณ์ แบบไม่ขึ้นอยู่กัวันที่ทดลอง (ก)<br>EEG, (ข) ECG, (ค) SC, (ง) Feature-Level, (จ) Decision-Level .....   | 89   |
| ตารางที่ 11 Confusion Matrix ของการจำแนก 4 อารมณ์ แบบไม่ขึ้นอยู่กัวันที่ทดลอง เมื่อใช้<br>ข้อมูลเฉพาะการกระตุ้นอารมณ์รอบแรก (ก) EEG, (ข) ECG, (ค) SC, (ง) Feature-Level, (จ)<br>Decision-Level ..... | 90   |
| ตารางที่ 12 Confusion Matrix ของการจำแนก 4 อารมณ์ แบบไม่ขึ้นอยู่กัวันที่ทดลอง เมื่อใช้<br>เฉพาะคุณลักษณะที่มีนัยสำคัญ (ก) EEG, (ข) ECG, (ค) SC, (ง) Feature-Level, (จ) Decision-<br>Level.....       | 91   |

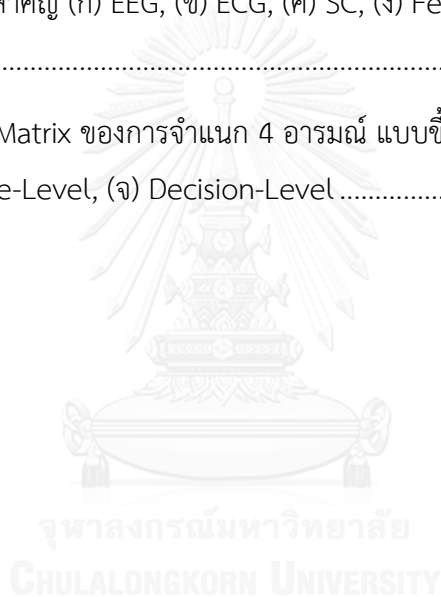
ตารางที่ 13 Confusion Matrix ของการจำแนก 4 อารมณ์ แบบขึ้นอยู่กับวันที่ทดลอง (ก) EEG, (ข) ECG, (ค) SC, (ง) Feature-Level, (จ) Decision-Level ..... 92

ตารางที่ 14 Confusion Matrix ของการจำแนก 4 อารมณ์ แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล (ก) EEG, (ข) ECG, (ค) SC, (ง) Feature-Level, (จ) Decision-Level ..... 93

ตารางที่ 15 Confusion Matrix ของการจำแนก 4 อารมณ์ แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล เมื่อใช้ข้อมูลเฉพาะการกระตุ้นอารมณ์รอบแรก (ก) EEG, (ข) ECG, (ค) SC, (ง) Feature-Level, (จ) Decision-Level ..... 94

ตารางที่ 16 Confusion Matrix ของการจำแนก 4 อารมณ์ แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล เมื่อใช้เฉพาะคุณลักษณะที่มีนัยสำคัญ (ก) EEG, (ข) ECG, (ค) SC, (ง) Feature-Level, (จ) Decision-Level..... 95

ตารางที่ 17 Confusion Matrix ของการจำแนก 4 อารมณ์ แบบขึ้นอยู่กับตัวบุคคล (ก) EEG, (ข) ECG, (ค) SC, (ง) Feature-Level, (จ) Decision-Level ..... 96



## สารบัญภาพ

|  | หน้า |
|--|------|
| รูปที่ 1 ส่วนประกอบหลักของสมองส่วนต่างๆ [13].....  | 5    |
| รูปที่ 2 แบบจำลองอารมณ์แบบหลายมิติ [20] .....  | 6    |
| รูปที่ 3 แบบประเมินอารมณ์ด้วยตัวเอง (ก) อารมณ์เชิงบวก, (ข) อารมณ์ตื่นเต้น [21] .....   | 7    |
| รูปที่ 4 จุดกำกับบนศีรษะในระบบ 10-20 [23].....   | 8    |
| รูปที่ 5 สัญญาณ EEG ในย่านความถี่ต่างๆ (ก) เดลตา, (ข) ทีตา, (ค) แอลฟา, (ง) บีตา, (จ) แกมมา [25] .....  | 9    |
| รูปที่ 6 ตำแหน่งการติดตั้งอุปกรณ์การวัดและกราฟของสัญญาณชนิดต่างๆ (ก) ECG, (ข) EMG, (ค) RSP, (ง) SC, (จ) BVP, (ช) ST [28].....                                | 12   |
| รูปที่ 7 ตัวจำแนก SVM [29].....  | 15   |
| รูปที่ 8 คอนทัวร์ของค่าการตัดสินใจ ในการจำแนกข้อมูล 2 กลุ่ม [32] .....   | 15   |
| รูปที่ 9 ตัวอย่างการกระจายของคุณลักษณะหนึ่งจากข้อมูล 3 กลุ่ม (ก) คุณลักษณะที่มีนัยสำคัญมาก (ค่า p น้อย), (ข) คุณลักษณะที่มีนัยสำคัญน้อย (ค่า p มาก) [3]..... | 17   |
| รูปที่ 10 แผนภาพกล่อง [37] .....   | 18   |
| รูปที่ 11 การรวมหลายรูปแบบในระดับต่างๆ (ก) ระดับคุณลักษณะ, (ข) ระดับการตัดสินใจ [39]... ..   | 19   |
| รูปที่ 12 กราฟแสดงการแบ่งกลุ่มของอารมณ์.....   | 25   |
| รูปที่ 13 กระบวนการในการจำแนกอารมณ์ [27] .....   | 26   |
| รูปที่ 14 อุปกรณ์การวัดสัญญาณ EEG ของบริษัท Emotiv [63].....   | 27   |
| รูปที่ 15 อุปกรณ์การวัดสัญญาณของบริษัท Shimmer (ก) ECG, (ข) SC [64] .....  | 27   |
| รูปที่ 16 ขั้นตอนการกระตุ้นอารมณ์ต่างๆ .....   | 28   |
| รูปที่ 17 ค่าเฉลี่ยของอารมณ์เชิงบวกและอารมณ์ตื่นเต้นจากแบบประเมินอารมณ์ด้วยตัวเอง .....  | 34   |
| รูปที่ 18 แผนภาพกล่องของอารมณ์เชิงบวกจากแบบประเมินอารมณ์ด้วยตัวเอง .....   | 34   |
| รูปที่ 19 แผนภาพกล่องของอารมณ์ตื่นเต้นจากแบบประเมินอารมณ์ด้วยตัวเอง .....  | 35   |

|   |    |
|---|----|
| รูปที่ 20 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กัช่วงเวลา.....  | 36 |
| รูปที่ 21 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กัช่วงเวลา เมื่อใช้ข้อมูลเฉพาะการกระตุ้นอารมณ์รอบแรก.....  | 37 |
| รูปที่ 22 ภูมิภาคัษณะจากค่านัยสำคัญของแต่ละคุณลักษณะของสัญญาณ EEG ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กัช่วงเวลา (0 คือ มีนัยสำคัญต่ำที่สุด และ 1 คือ มีนัยสำคัญสูงที่สุด)..... | 43 |
| รูปที่ 23 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กัช่วงเวลา เมื่อใช้เฉพาะคุณลักษณะที่มีนัยสำคัญ.....  | 44 |
| รูปที่ 24 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กัช่วงเวลา เมื่อใช้การรวมสองสัญญาณแบบต่างๆ.....  | 46 |
| รูปที่ 25 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก แบบไม่ขึ้นอยู่กัช่วงเวลา เมื่อใช้วินโดว์เวลาต่างๆกัน.....   | 47 |
| รูปที่ 26 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น แบบไม่ขึ้นอยู่กัช่วงเวลา เมื่อใช้วินโดว์เวลาต่างๆกัน.....  | 47 |
| รูปที่ 27 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ แบบไม่ขึ้นอยู่กัช่วงเวลา เมื่อใช้วินโดว์เวลาต่างๆกัน.....   | 48 |
| รูปที่ 28 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก แบบไม่ขึ้นอยู่กัช่วงเวลา เมื่อใช้ข้อมูลฝึกตั้งแต่ 1 ช่วงเวลา ถึง 9 ช่วงเวลา.....                          | 49 |
| รูปที่ 29 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น แบบไม่ขึ้นอยู่กัช่วงเวลา เมื่อใช้ข้อมูลฝึกตั้งแต่ 1 ช่วงเวลา ถึง 9 ช่วงเวลา.....                         | 49 |
| รูปที่ 30 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ แบบไม่ขึ้นอยู่กัช่วงเวลา เมื่อใช้ข้อมูลฝึกตั้งแต่ 1 ช่วงเวลา ถึง 9 ช่วงเวลา.....                        | 50 |
| รูปที่ 31 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก แบบไม่ขึ้นอยู่กัช่วงเวลา เมื่อใช้ค่าขีดแบ่งอารมณ์ต่างๆกัน.....  | 51 |
| รูปที่ 32 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น แบบไม่ขึ้นอยู่กัช่วงเวลา เมื่อใช้ค่าขีดแบ่งอารมณ์ต่างๆกัน.....   | 51 |
| รูปที่ 33 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ แบบไม่ขึ้นอยู่กัช่วงเวลา เมื่อใช้ค่าขีดแบ่งอารมณ์ต่างๆกัน.....  | 52 |

|   |    |
|---|----|
| รูปที่ 34 การเปลี่ยนแปลงของจำนวนตัวอย่างที่เหลือ ในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ แบบไม่ขึ้นอยู่กับช่วงเวลา เมื่อใช้ค่าขีดแบ่งอารมณ์ต่างๆกัน.....                                | 52 |
| รูปที่ 35 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์เชิงบวกของแต่ละช่วงเวลา .....  | 53 |
| รูปที่ 36 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้นของแต่ละช่วงเวลา .....   | 53 |
| รูปที่ 37 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ ของแต่ละช่วงเวลา .....   | 54 |
| รูปที่ 38 ค่าความแม่นยำเฉลี่ยในการจำแนกอารมณ์แบบขึ้นอยู่กับช่วงเวลา .....   | 55 |
| รูปที่ 39 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล.....   | 56 |
| รูปที่ 40 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล เมื่อใช้ข้อมูลเฉพาะการกระตุ้นอารมณ์รอบแรก.....   | 57 |
| รูปที่ 41 ภูมิลักษณะจากค่านัยสำคัญของแต่ละคุณลักษณะของสัญญาณ EEG ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล (0 คือ มีนัยสำคัญต่ำที่สุด และ 1 คือ มีนัยสำคัญสูงที่สุด)..... | 63 |
| รูปที่ 42 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล เมื่อใช้เฉพาะคุณลักษณะที่มีนัยสำคัญ.....   | 64 |
| รูปที่ 43 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล เมื่อใช้การรวมสองสัญญาณแบบต่างๆ.....   | 66 |
| รูปที่ 44 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์เชิงบวกแบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล เมื่อใช้วินโดว์เวลาต่างๆกัน.....   | 67 |
| รูปที่ 45 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้นแบบไม่ขึ้นอยู่กับช่วงเวลา เมื่อใช้วินโดว์เวลาต่างๆกัน.....  | 67 |
| รูปที่ 46 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ แบบไม่ขึ้นอยู่กับช่วงเวลา เมื่อใช้วินโดว์เวลาต่างๆกัน.....  | 68 |
| รูปที่ 47 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์เชิงบวกแบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล เมื่อใช้ข้อมูลฝึกตั้งแต่ 1 คน ถึง 19 คน.....                                     | 69 |
| รูปที่ 48 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้นแบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล เมื่อใช้ข้อมูลฝึกตั้งแต่ 1 คน ถึง 19 คน.....                                    | 69 |

|   |     |
|---|-----|
| รูปที่ 49 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ แบบไม่ขึ้นอยู่กับ<br>ตัวบุคคล เมื่อใช้ข้อมูลฝึกตั้งแต่ 1 คน ถึง 19 คน.....        | 70  |
| รูปที่ 50 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์เชิงบวกแบบไม่ขึ้นอยู่กับตัว<br>บุคคล เมื่อใช้ขนาดของ เมื่อใช้ค่าขีดแบ่งอารมณ์ต่างๆกัน ..... | 71  |
| รูปที่ 51 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้นแบบไม่ขึ้นอยู่กับตัว<br>บุคคล เมื่อใช้ค่าขีดแบ่งอารมณ์ต่างๆกัน .....                | 71  |
| รูปที่ 52 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ แบบไม่ขึ้นอยู่กับ<br>ตัวบุคคล เมื่อใช้ค่าขีดแบ่งอารมณ์ต่างๆกัน.....               | 72  |
| รูปที่ 53 การเปลี่ยนแปลงของจำนวนตัวอย่างที่เหลือ ในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ แบบไม่<br>ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล เมื่อใช้ค่าขีดแบ่งอารมณ์ต่างๆกัน .....     | 72  |
| รูปที่ 54 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์เชิงบวกของแต่ละคน.....   | 73  |
| รูปที่ 55 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้นของแต่ละคน .....   | 73  |
| รูปที่ 56 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ ของแต่ละคน .....   | 74  |
| รูปที่ 57 ค่าความแม่นยำเฉลี่ยในการจำแนกอารมณ์แบบขึ้นอยู่กับตัวบุคคล .....   | 75  |
| รูปที่ 58 ระบบจำแนกอารมณ์.....  | 78  |
| รูปที่ 59 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 1-10 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับวันที่<br>ทดลอง .....  | 97  |
| รูปที่ 60 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 11-20 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับวันที่<br>ทดลอง .....   | 98  |
| รูปที่ 61 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 21-30 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับวันที่<br>ทดลอง .....   | 99  |
| รูปที่ 62 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 31-40 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับวันที่<br>ทดลอง .....   | 100 |
| รูปที่ 63 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 41-50 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับวันที่<br>ทดลอง .....   | 101 |

|   |     |
|---|-----|
| รูปที่ 64 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 51-60 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับวันที่<br>ทดลอง .....   | 102 |
| รูปที่ 65 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 61-70 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับวันที่<br>ทดลอง .....   | 103 |
| รูปที่ 66 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 71-80 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับวันที่<br>ทดลอง .....   | 104 |
| รูปที่ 67 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 81-90 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับวันที่<br>ทดลอง .....   | 105 |
| รูปที่ 68 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 91-100 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับวันที่<br>ทดลอง .....  | 106 |
| รูปที่ 69 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 101-109 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับวันที่<br>ทดลอง ..... | 107 |
| รูปที่ 70 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 1-10 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล .               | 108 |
| รูปที่ 71 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 11-20 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัว<br>บุคคล .....      | 109 |
| รูปที่ 72 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 21-30 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัว<br>บุคคล .....      | 110 |
| รูปที่ 73 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 31-40 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัว<br>บุคคล .....      | 111 |
| รูปที่ 74 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 41-50 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัว<br>บุคคล .....      | 112 |
| รูปที่ 75 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 51-60 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัว<br>บุคคล .....      | 113 |
| รูปที่ 76 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 61-70 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัว<br>บุคคล .....      | 114 |
| รูปที่ 77 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 71-80 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัว<br>บุคคล .....      | 115 |



|  |     |
|--|-----|
| รูปที่ 78 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 81-90 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล .....   | 116 |
| รูปที่ 79 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 91-100 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล .....  | 117 |
| รูปที่ 80 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 101-109 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล ..... | 118 |



## บทที่ 1

### บทนำ

#### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

เทคโนโลยีเพื่อการปฏิสัมพันธ์ระหว่างมนุษย์และคอมพิวเตอร์ (Human Computer Interaction) มีจุดมุ่งหมายเพื่อพัฒนาการปฏิสัมพันธ์ระหว่างผู้ใช้และคอมพิวเตอร์ โดยทำให้คอมพิวเตอร์สามารถทำงานได้ตรงตามความต้องการของผู้ใช้ และเป็นการออกแบบระบบที่ลดช่องว่างระหว่างมนุษย์และคอมพิวเตอร์ให้เหลือน้อยที่สุด โดยจำลองการทำงานและการรับรู้ของมนุษย์ออกมา เพื่อให้คอมพิวเตอร์สามารถเข้าใจผู้ใช้ได้ แต่ในปัจจุบันคอมพิวเตอร์ส่วนใหญ่ยังขาดการรับรู้ในเรื่องของอารมณ์ (Emotion) ส่งผลให้คอมพิวเตอร์ไม่สามารถตัดสินใจกระทำที่เหมาะสมเพื่อตอบสนองอารมณ์ความต้องการของมนุษย์ได้ [1, 2]

การศึกษาที่เกี่ยวกับการจำแนกอารมณ์ของมนุษย์ที่ผ่านมาส่วนใหญ่จะเน้นการจับการแสดงออกทางใบหน้า หรือการจับเสียงพูด แต่อย่างไรก็ตาม สัญญาณเหล่านี้อาจจะไม่ได้เกิดขึ้นตลอดเวลา เพราะผู้ใช้อาจจะไม่ได้อยู่นิ่งหรือพูดตลอดเวลา ต่างกับการใช้สัญญาณทางสรีรวิทยา (Physiological Signal) ซึ่งเกิดขึ้นตลอดเวลา [3] ในปัจจุบันการศึกษาเกี่ยวกับการจำแนกอารมณ์โดยใช้สัญญาณทางสรีรวิทยา จึงเป็นที่สนใจมากขึ้น โดยเฉพาะอย่างยิ่งการจำแนกอารมณ์โดยใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง (Electroencephalogram: EEG) เนื่องจากสมองเป็นส่วนที่ควบคุมการเกิดอารมณ์โดยตรง [4]

แม้ว่างานวิจัยที่เกี่ยวกับการจำแนกอารมณ์โดยใช้สัญญาณทางสรีรวิทยาอื่นๆ จะได้รับความสนใจศึกษากันมาหลายสิบปีแล้ว [3] แต่สำหรับการจำแนกอารมณ์โดยใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองนั้น เพิ่งได้รับความสนใจศึกษากันมาประมาณสิบปี และงานวิจัยส่วนใหญ่จะอยู่ในลักษณะการเก็บสัญญาณต่างๆ แล้วนำมาวิเคราะห์หาความสัมพันธ์กับอารมณ์ต่างๆ เท่านั้น มีเพียงไม่กี่งานวิจัยที่นำมาประยุกต์ใช้งานจริง โดยการนำเสนอออกมาเป็นระบบจำแนกอารมณ์แบบเรียลไทม์ (Real Time) [5-7]

#### 1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

วิทยานิพนธ์นี้มีจุดประสงค์เพื่อศึกษาแนวทางการสื่อสารระหว่างมนุษย์และคอมพิวเตอร์ โดยใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมองแบบน้อยช่องสัญญาณร่วมกับสัญญาณทางสรีรวิทยาอื่นๆ พร้อมพัฒนาระบบการและระบบการจำแนกอารมณ์แบบเรียลไทม์ โดยคำนึงถึงความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์และความสะดวกในการติดตั้งอุปกรณ์การวัด

### 1.3 ขอบเขตของการวิจัย

- 1) ระบบจำแนกอารมณ์สามารถทำงานโดยใช้สัญญาณ EEG แบบน้อยช่องสัญญาณ
- 2) ระบบจำแนกอารมณ์สามารถทำงานโดยใช้สัญญาณ EEG ร่วมกับสัญญาณทางสรีรวิทยาอื่นๆ
- 3) ระบบจำแนกอารมณ์สามารถทำงานแบบเรียลไทม์

### 1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

ได้ระบบจำแนกอารมณ์ที่ใช้สัญญาณ EEG แบบน้อยช่องสัญญาณ ร่วมกับสัญญาณทางสรีรวิทยาอื่นๆ แบบเรียลไทม์ ซึ่งสามารถนำไปพัฒนาต่อยอดให้เป็นระบบที่มีศักยภาพเพื่อจะนำไปใช้ในอุตสาหกรรมการแพทย์ รวมไปถึงอุตสาหกรรมบริการอื่นๆ

### 1.5 วิธีดำเนินการวิจัย

- 1) ศึกษาเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกอารมณ์
- 2) พัฒนาระบบการและระบบจำแนกอารมณ์โดยใช้สัญญาณ EEG แบบน้อยช่องสัญญาณ
- 3) ทดสอบระบบจำแนกอารมณ์โดยใช้สัญญาณ EEG แบบน้อยช่องสัญญาณ
- 4) พัฒนาระบบการและระบบจำแนกอารมณ์โดยใช้สัญญาณ EEG ร่วมกับสัญญาณทางสรีรวิทยาอื่นๆ
- 5) ทดสอบระบบจำแนกอารมณ์โดยใช้สัญญาณ EEG ร่วมกับสัญญาณทางสรีรวิทยาอื่นๆ
- 6) สรุปผลการวิจัย

### 1.6 ผลงานที่ได้รับการตีพิมพ์จากการทำวิจัย

- บทความวิจัยในหนังสือสรุปการประชุมวิชาการระดับนานาชาติ หัวข้อเรื่อง "Emotion classification using minimal EEG channels and frequency bands" โดย N. Jatupaiboon, S. Pan-ngum, and P. Israsena ในงานประชุมวิชาการ Computer Science and Software Engineering (JCSSE) จัดที่ประเทศไทย ในวันที่ 29-31 พฤษภาคม พ.ศ.2556 [8]
- บทความวิจัยในวารสารระดับนานาชาติ หัวข้อเรื่อง "Real-Time EEG-Based Happiness Detection System" โดย N. Jatupaiboon, S. Pan-ngum, and P.

Israsena ในวารสาร The Scientific World Journal (ISI Impact Factor 1.730) โดยได้รับการตอบรับให้ตีพิมพ์ ในวันที่ 15 มิถุนายน พ.ศ.2556 [9]

- บทความวิจัยในวารสารระดับนานาชาติ หัวข้อเรื่อง “Subject-Dependent and Subject-Independent Emotion Classification Using Unimodal and Multimodal Physiological Signals” โดย N. Jatupaiboon, S. Pan-ngum, and P. Israsena ในวารสาร Journal of Medical Imaging and Health Informatics (ISI Impact Factor 0.623) โดยได้รับการตอบรับให้ตีพิมพ์ ในวันที่ 11 กุมภาพันธ์ พ.ศ.2558 [10]



## บทที่ 2

### ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

#### 2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

##### 2.1.1 อารมณ์

##### 2.1.1.1 ความรู้ทั่วไปเกี่ยวกับอารมณ์

อารมณ์เป็นความรู้สึกภายในที่เร้าให้บุคคลกระทำหรือเปลี่ยนแปลงภายในตัวของเขาเอง อารมณ์เป็นสิ่งที่ไม่คงที่ มีการแปรเปลี่ยนอยู่ตลอดเวลา โดยองค์ประกอบของอารมณ์แบ่งเป็น 3 อย่าง ดังนี้ [11]

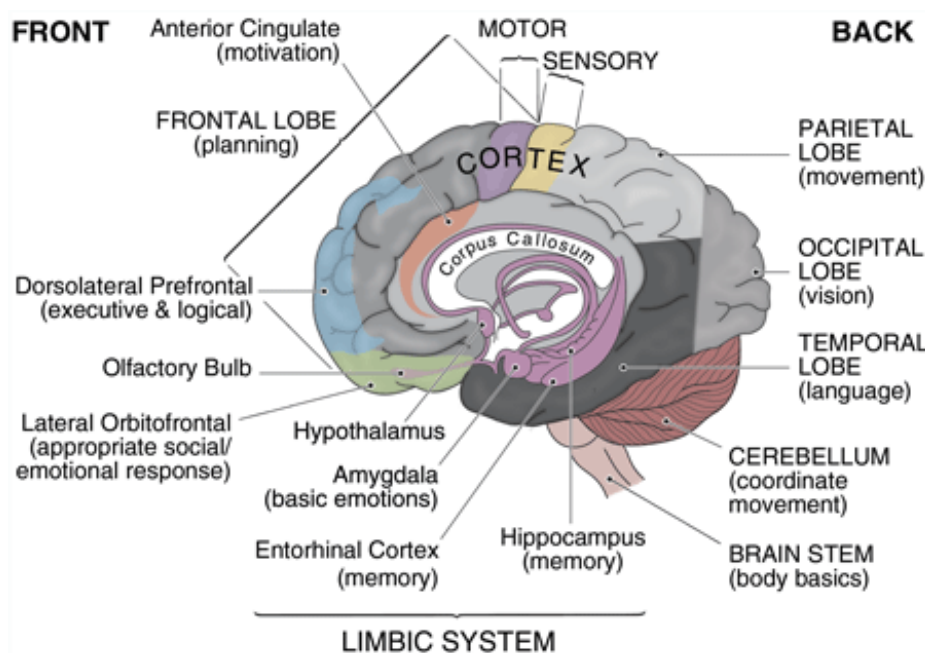
- สภาวะการรู้คิด (Cognitive States) เป็นความรู้สึกที่เกิดขึ้น เช่น ตีใจ พอใจ เสียใจ เป็นต้น
- ปฏิกริยาทางสรีรวิทยา (Physiological Reactions) เป็นการเกิดการเปลี่ยนแปลงภายในร่างกาย เช่น หัวใจเต้นเร็ว เหงื่อออก เป็นต้น
- พฤติกรรมที่แสดงออกมา (Expressive Behavior) เป็นการแสดงออกทางภายนอก เช่น ยิ้ม ตะโกน เป็นต้น

ศูนย์กลางของการเกิดอารมณ์นั้นอยู่ที่สมองส่วนระบบลิมบิก (Limbic System) [4] ซึ่งประกอบไปด้วยอมิกดาลา (Amygdala) และ ไฮโปทาลามัส (Hypothalamus) ดังแสดงในรูปที่ 1 โดยที่อมิกดาลาจะทำหน้าที่กระตุ้นให้เกิดอารมณ์พื้นฐานของมนุษย์ ส่วนไฮโปทาลามัสจะทำหน้าที่เหมือนเป็นศูนย์ประสานงานของระบบประสาท โดยจะกระตุ้นระบบประสาทอิสระ (Autonomic Nervous System) ทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงทางร่างกายอันเนื่องมาจากอารมณ์ โดยระบบประสาทอิสระสามารถแยกออกได้เป็น 2 ระบบ ดังนี้ [12]

- ระบบประสาทซิมพาเทติก (Sympathetic Nervous System) จะทำงานในกรณีที่บุคคลตกอยู่ในสภาวะฉุกเฉิน ร่างกายจะเกิดปฏิกิริยาตื่นตัวเพื่อเตรียมพร้อมที่จะสู้หรือหนีจากสถานการณ์เหล่านั้น ปฏิกิริยาของร่างกายที่เกิดขึ้นเมื่อระบบประสาทซิมพาเทติกทำงานได้แก่ ขนลุกตั้งชัน ซิพจรเต้นเร็วกว่าปกติ เหงื่อออกมาก ความดันโลหิตเพิ่มขึ้น หัวใจเต้นเร็วและรัว เป็นต้น
- ระบบประสาทพาราซิมพาเทติก (Parasympathetic Nervous System) จะทำงานควบคู่กับระบบประสาทซิมพาเทติก กล่าวคือ เมื่อระบบประสาทซิมพาเทติก ทำงานสิ้นสุดลง ร่างกายพ้นจากสภาวะฉุกเฉินไปแล้ว ระบบประสาทพาราซิมพาเทติก จะช่วยทำให้ร่างกาย

กลับคืนสู่สภาวะปกติ เช่น เส้นขนจะราบลง ชีพจรหัวใจและความดันโลหิตจะกลับคืนสภาพเดิม เป็นต้น

นอกจากสมองส่วนระบบลิมบิกที่ทำหน้าที่เป็นศูนย์กลางของการเกิดอารมณ์แล้ว สมองส่วนหน้า (Frontal Lobe) ซึ่งเป็นสมองส่วนที่ใช้ในการวางแผน ก็ยังมีบทบาทสำคัญในการควบคุมอารมณ์ให้เป็นอย่างเหมาะสม เพื่อไม่ให้แสดงพฤติกรรมที่ไม่พึงประสงค์ทางสังคมออกมา [13]



รูปที่ 1 ส่วนประกอบหลักของสมองส่วนต่างๆ [13]

### 2.1.1.2 แบบจำลองอารมณ์

แบบจำลองอารมณ์สามารถแบ่งออกเป็น 2 แบบ หลักๆ ดังนี้ [14]

- แบบพื้นฐาน (Basic Emotion)

แบบจำลองอารมณ์แบบพื้นฐานจะใช้ชื่ออารมณ์ในการแบ่งอารมณ์ โดยใช้เกณฑ์ต่างๆ เช่น

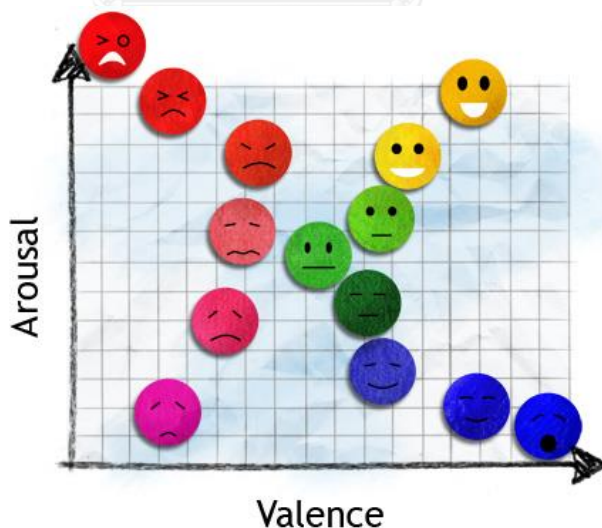
- Ekman [15] ได้แบ่งอารมณ์เป็น 6 อารมณ์ คือ โกรธ (Anger), ขยะแขยง (Disgust), กลัว (Fear), สุขสันต์ (Joy), เสียใจ (Sadness) และ ประหลาดใจ (Surprise) โดยใช้เกณฑ์การแสดงออกทางใบหน้าที่เป็นสากล (Universal Facial Expressions)
- Mowrer [16] ได้แบ่งอารมณ์ออกเป็น 2 อารมณ์ คือ เจ็บปวด (Pain) และ ยินดี (Pleasure) โดยใช้เกณฑ์สภาวะอารมณ์ที่ไม่ต้องเรียนรู้ (Unlearned Emotional States)

- James [17] ได้แบ่งอารมณ์ออกเป็น 4 อารมณ์ คือ กลัว (Fear), เศร้าโศก (Grief), รัก (Love) และ เดีือดดาล (Rage) โดยใช้เกณฑ์ที่เกี่ยวกับร่างกาย (Bodily Involvement)
- McDougall [18] ได้แบ่งอารมณ์ออกเป็น 7 อารมณ์ คือ โกรธ (Anger), ขยะแขยง (Disgust), ปิติยินดี (Elation), กลัว (Fear), เอาชนะ (Subjection), อ่อนโยน (Tender-Emotion) และ แปลกใจ (Wonder) โดยใช้เกณฑ์ที่มีความสัมพันธ์กับสัญชาตญาณ (Relation to Instincts)

■ แบบหลายมิติ (Multidimensional Emotion)

แบบจำลองอารมณ์แบบหลายมิติจะใช้แกนอารมณ์ในการบอกลักษณะของอารมณ์แทนการใช้ชื่ออารมณ์ เพื่อเป็นการหลีกเลี่ยงการใช้ชื่ออารมณ์ที่อาจจะมีคำจำกัดความที่คลุมเครือหรือเข้าใจไม่ตรงกัน ลักษณะของอารมณ์จะถูกอธิบายโดยตำแหน่งในแกนอารมณ์ต่างๆ ดังแสดงในรูปที่ 2 ดังนี้ [19]

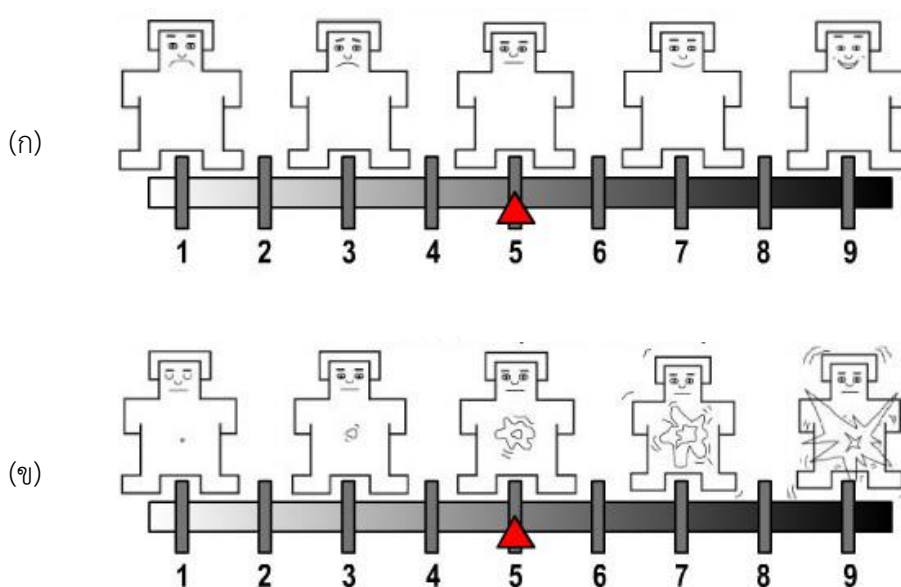
- แกนอารมณ์เชิงบวก (Valence) จะแทนระดับของอารมณ์จากเชิงลบ (Negative) ไปถึงเชิงบวก (Positive)
- แกนอารมณ์ตื่นเต้น (Arousal) จะแทนระดับของอารมณ์จากสงบ (Calm) ไปถึงตื่นเต้น (Excited)



รูปที่ 2 แบบจำลองอารมณ์แบบหลายมิติ [20]

การวัดระดับของอารมณ์นั้นสามารถวัดได้โดยใช้แบบประเมินอารมณ์ด้วยตัวเอง (Self-Assessment Manikin) ทั้งนี้เพื่อเป็นการตรวจสอบอารมณ์ที่เกิดขึ้นหลังการถูกกระตุ้นอารมณ์ว่ามี

อารมณ์เป็นเช่นไร เพราะอารมณ์ที่เกิดขึ้นหลังถูกกระตุ้นของแต่ละคนอาจจะแตกต่างกัน เนื่องจากประสบการณ์ในอดีตของแต่ละคนที่ไม่เหมือนกัน [21] โดยแบบประเมินนี้จะมีลักษณะเป็นรูปหุ่นจำลองแสดงระดับของอารมณ์ เชิงบวกและตื่นเต้น ดังแสดงในรูปที่ 3



รูปที่ 3 แบบประเมินอารมณ์ด้วยตัวเอง (ก) อารมณ์เชิงบวก, (ข) อารมณ์ตื่นเต้น [21]

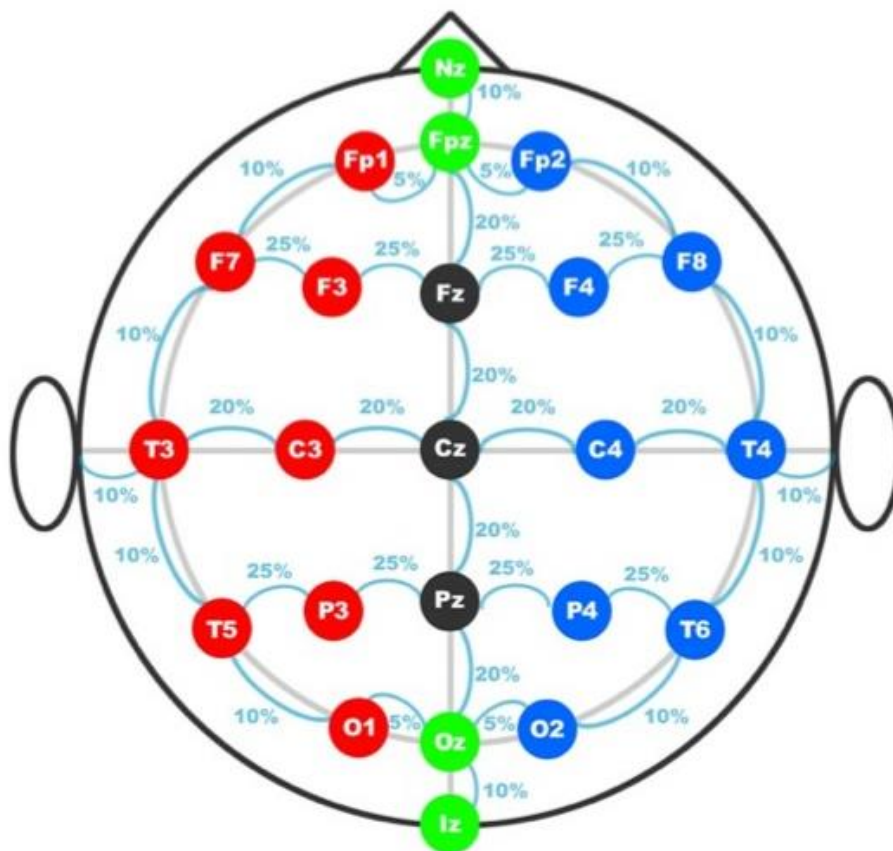
## 2.1.2 สัญญาณทางสรีรวิทยา

### 2.1.2.1 คลื่นไฟฟ้าสมอง

คลื่นไฟฟ้าสมอง (EEG) เป็นสัญญาณที่วัดการเปลี่ยนแปลงทางไฟฟ้าที่เกิดจากการทำงานของสมอง โดยอุปกรณ์ที่ใช้ในการวัดจะติดไว้ที่หนังศีรษะที่จุดต่างๆ ดังแสดงในรูปที่ 4 ซึ่งในแต่ละจุดจะถูกกำกับด้วยตัวอักษรและตัวเลขเพื่อบ่งบอกถึงพื้นที่สมองส่วนต่างๆ ตัวอักษรหลักที่ใช้กำกับจุดต่างๆ มีดังนี้ [22]

- สมองส่วนหน้าบริเวณหน้าผาก (Frontal Pole: Fp)
- สมองส่วนหน้า (Frontal Lobe: F)
- สมองส่วนขมับ (Temporal Lobe: T)
- สมองส่วนกลาง (Central Lobe: C)
- สมองส่วนบน (Parietal Lobe: P)
- สมองส่วนท้ายทอย (Occipital Lobe: O)



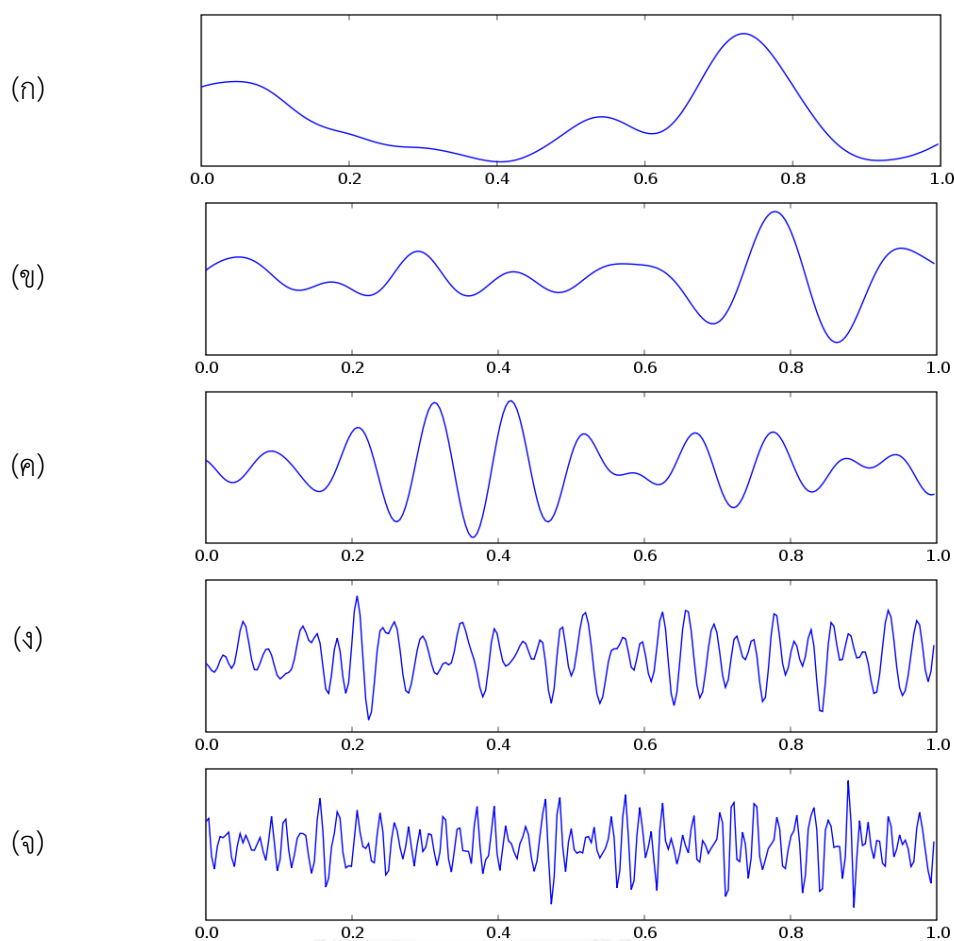


รูปที่ 4 จุดกำกับบนศีรษะในระบบ 10-20 [23]

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สัญญาณ EEG จะครอบคลุมความถี่ในย่านประมาณ 0–100 Hz ซึ่งสามารถแบ่งเป็นย่านความถี่ต่างๆ จากย่านความถี่ต่ำไปย่านความถี่สูง ดังแสดงในรูปที่ 5 แต่ละย่านความถี่จะเกิดชัดเจนขึ้นโดยมีความสัมพันธ์กับสภาวะการทำงานของสมอง ดังนี้ [24]

- เดลตา (Delta) 0-4 Hz เกิดในช่วงการหลับลึก สภาวะไม่รู้สึกรู้ตัว
- थीटा (Theta) 4-8 Hz เกิดในช่วงการหลับ ความฝัน การทำสมาธิขั้นสูง
- แอลฟา (Alpha) 8-12 Hz เกิดในช่วงการผ่อนคลาย ภาวะก่อนการนอนหลับ
- บีตา (Beta) 12-30 Hz เกิดในช่วงการทำสมาธิ การรับรู้ การครุ่นคิดในสิ่งรอบตัว ความวิตกกังวล
- แกมมา (Gamma) 30-100 Hz เกิดในช่วงการแก้ปัญหา การใช้สมองคิดอย่างหนัก ความตื่นกลัว



รูปที่ 5 สัญญาณ EEG ในย่านความถี่ต่างๆ (ก) เดลตา, (ข) ทีตา, (ค) แอลฟา, (ง) บีตา, (จ) แกมมา

[25]

จากการศึกษาความสัมพันธ์ของสัญญาณ EEG กับแกนอารมณ์เชิงบวกและตื่นเต้น พบว่ามีความสัมพันธ์กันดังนี้ [26, 27]

- สำหรับอารมณ์เชิงบวก การทำงานของสมองส่วนหน้าซีกซ้ายจะสัมพันธ์กับอารมณ์เชิงบวก และการทำงานของสมองส่วนหน้าซีกขวาจะสัมพันธ์กับอารมณ์เชิงลบ
- สำหรับอารมณ์ตื่นเต้น พลังงานในย่านบีตาจะสัมพันธ์กับสภาวะจิตใจที่ตื่นตัวและพลังงานในย่านแอลฟาจะสัมพันธ์กับสภาวะจิตใจที่ผ่อนคลาย

### 2.1.2.2 สัญญาณทางสรีรวิทยาอื่นๆ

สัญญาณทางสรีรวิทยาอื่นๆ ที่นิยมนำมาใช้ในการจำแนกอารมณ์ นอกเหนือจากสัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง (EEG) ได้แก่ คลื่นไฟฟ้าหัวใจ (Electrocardiogram: ECG) คลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ (Electromyogram: EMG) การหายใจ (Respiration: RSP) ความนำไฟฟ้าของผิวหนัง (Skin Conductance: SC) ปริมาณความดันเลือด (Blood Volume Pressure: BVP) และ อุณหภูมิของผิวหนัง (Skin Temperature: ST) โดยมีตำแหน่งการติดตั้งอุปกรณ์การวัดและกราฟของสัญญาณชนิดต่างๆ ดังแสดงในรูปที่ 6 และมีความสัมพันธ์กับอารมณ์ต่างๆ ดังนี้

#### ■ คลื่นไฟฟ้าหัวใจ

คลื่นไฟฟ้าหัวใจ (ECG) เป็นสัญญาณที่วัดการเปลี่ยนแปลงทางไฟฟ้าที่เกิดจากการทำงานของหัวใจ โดยอุปกรณ์ที่ใช้ในการวัดจะติดไว้ที่หน้าอกหรือแขนและขา สัญญาณนี้สามารถนำมาใช้หาค่าอัตราการหัวใจเต้น (Heart Rate: HR) จากการศึกษาพบว่า ค่า HR มีความสัมพันธ์ทางบวกกับอารมณ์ตื่นเต้น ซึ่งหมายความว่า เมื่อมีอารมณ์ตื่นเต้นมากขึ้น ค่าอัตราหัวใจเต้นจะเพิ่มขึ้น [1, 3]

#### ■ คลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

คลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ (EMG) เป็นสัญญาณที่วัดการเปลี่ยนแปลงทางไฟฟ้าที่เกิดจากการทำงานของกล้ามเนื้อซึ่งผู้ถูกวัดสามารถควบคุมได้ โดยอุปกรณ์ที่ใช้ในการวัดจะติดไว้ที่ส่วนที่ต้องการวัด เช่น มุมปาก (Zygomatic EMG: zEMG) และ คิ้ว (Corrugator EMG: cEMG) เป็นต้น จากการศึกษาพบว่า แอมพลิจูดของสัญญาณ zEMG มีความสัมพันธ์ทางบวกกับอารมณ์เชิงบวก ซึ่งหมายความว่า เมื่อมีอารมณ์เชิงบวกมากขึ้น แอมพลิจูดของสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อบริเวณมุมปากจะเพิ่มขึ้น ส่วนแอมพลิจูดของสัญญาณ cEMG มีความสัมพันธ์ทางลบกับอารมณ์เชิงบวก ซึ่งหมายความว่า เมื่อมีอารมณ์เชิงบวกมากขึ้น แอมพลิจูดของสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อบริเวณคิ้วจะลดลง [1, 3]

#### ■ การหายใจ

การหายใจ (RSP) เป็นสัญญาณที่วัดการหายใจเข้าและออกซึ่งผู้ถูกวัดสามารถควบคุมได้ โดยอุปกรณ์ที่ใช้ในการวัดจะคาดไว้ที่หน้าอกหรือท้อง จากการศึกษาพบว่า แอมพลิจูดของสัญญาณ RSP มีความสัมพันธ์ทางลบกับอารมณ์ตื่นเต้น ซึ่งหมายความว่า เมื่อมีอารมณ์ตื่นเต้นมากขึ้น แอมพลิจูดของสัญญาณการหายใจจะลดลง นอกจากนี้ ค่าอัตราหายใจ ก็มีความสัมพันธ์ทางบวกกับอารมณ์ตื่นเต้น ซึ่งหมายความว่า เมื่อมีอารมณ์ตื่นเต้นมากขึ้น ค่าอัตราหายใจจะเพิ่มขึ้น [2, 3]

- ความนำไฟฟ้าของผิวหนัง

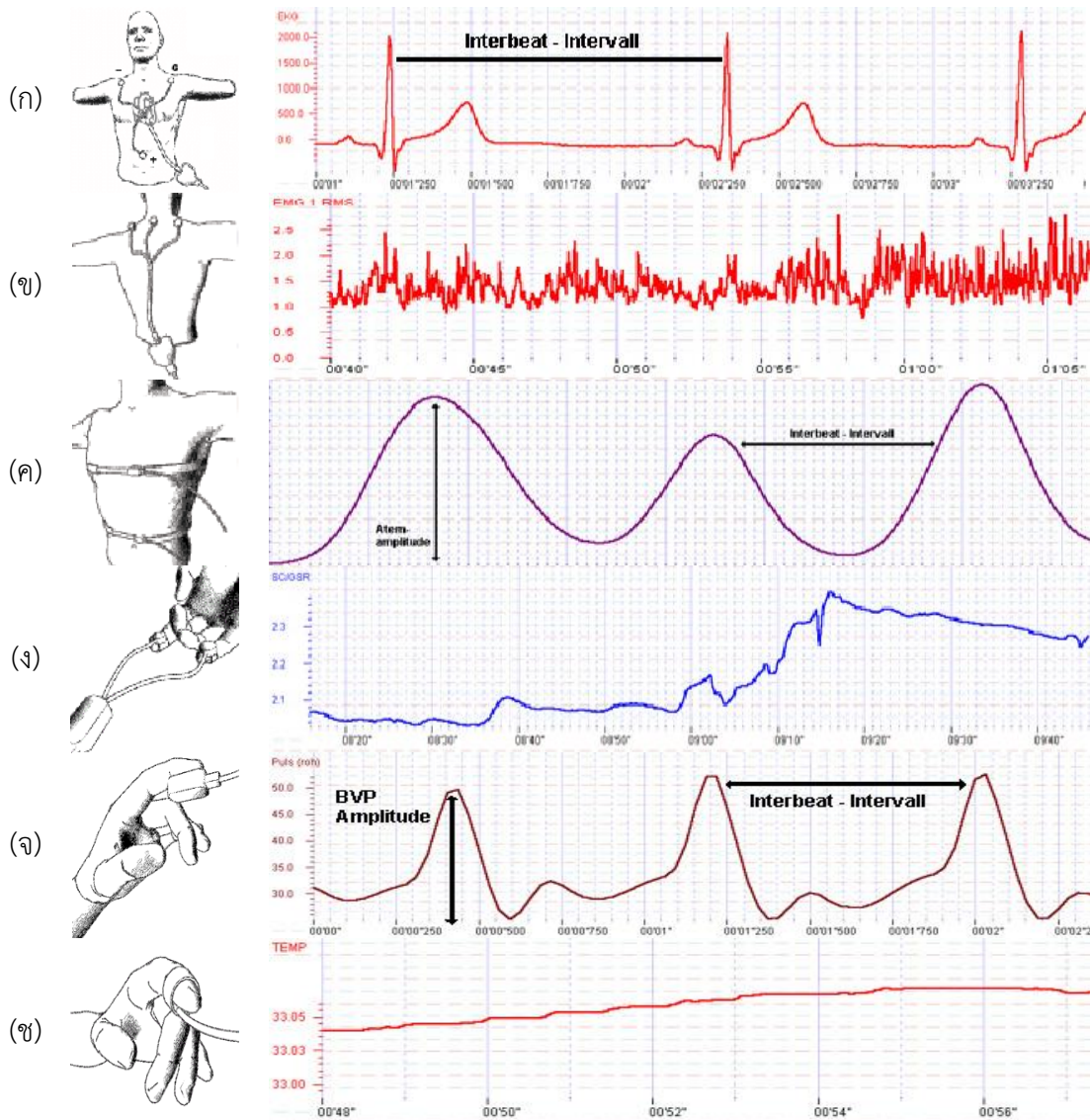
ความนำไฟฟ้าของผิวหนัง (SC) เป็นสัญญาณที่วัดความนำไฟฟ้าของผิวหนังซึ่งสัมพันธ์กับการทำงานของต่อมเหงื่อ โดยถ้าต่อมเหงื่อทำงานมาก ค่า SC จะมาก ในทางกลับกัน ถ้าต่อมเหงื่อทำงานน้อย ค่า SC จะน้อย โดยอุปกรณ์ที่ใช้ในการวัดจะติดไว้ที่นิ้วสองนิ้ว จากการศึกษาพบว่า ค่า SC มีความสัมพันธ์ทางบวกกับอารมณ์ตื่นเต้น ซึ่งหมายความว่า เมื่อมีอารมณ์ตื่นเต้นมากขึ้น ค่าความนำไฟฟ้าของผิวหนังจะเพิ่มขึ้น [1, 3]

- ปริมาณความดันเลือด

ปริมาณความดันเลือด (BVP) เป็นสัญญาณที่วัดปริมาณการไหลของเลือด โดยอุปกรณ์ที่ใช้ในการวัดจะติดไว้ที่นิ้วใดนิ้วหนึ่ง สัญญาณนี้สามารถนำมาใช้หาค่าอัตราหัวใจเต้น (HR) ได้เช่นเดียวกับสัญญาณ ECG แต่มีความแม่นยำน้อยกว่า จากการศึกษาพบว่า แอมพลิจูดของสัญญาณ BVP มีความสัมพันธ์ทางลบกับอารมณ์ตื่นเต้น ซึ่งหมายความว่า เมื่อมีอารมณ์ตื่นเต้นมากขึ้น แอมพลิจูดของสัญญาณปริมาณความดันเลือดจะลดลง [2, 3]

- อุณหภูมิของผิวหนัง

อุณหภูมิของผิวหนัง (ST) เป็นสัญญาณที่วัดอุณหภูมิของผิวหนัง โดยอุปกรณ์ที่ใช้ในการวัดจะติดไว้ที่นิ้วใดนิ้วหนึ่ง จากการศึกษาพบว่า ค่า ST มีความสัมพันธ์ทางลบกับอารมณ์ตื่นเต้น ซึ่งหมายความว่า เมื่อมีอารมณ์ตื่นเต้นมากขึ้น ค่าอุณหภูมิของผิวหนังจะลดลง ค่าอุณหภูมิของผิวหนังมีการเปลี่ยนแปลงช้าเมื่อเทียบกับสัญญาณทางสรีรวิทยาอื่นๆ และยังเปลี่ยนแปลงตามสภาพอากาศแวดล้อมได้ง่าย [1, 3]



รูปที่ 6 ตำแหน่งการติดตั้งอุปกรณ์การวัดและกราฟของสัญญาณชนิดต่างๆ (ก) ECG, (ข) EMG, (ค) RSP, (ง) SC, (จ) BVP, (ช) ST [28]

### 2.1.3 การจำแนก (Classification)

#### 2.1.3.1 ตัวจำแนก (Classifier)

หลายอัลกอริทึมทางการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning) ได้ถูกนำมาใช้เป็นตัวจำแนก การที่จะเลือกตัวจำแนกได้เหมาะสม เราจึงศึกษาคุณสมบัติของตัวจำแนกชนิดต่างๆ ตัวจำแนกที่ถูกนำมาใช้งานทางด้าน การต่อประสานระหว่างสมองและคอมพิวเตอร์ (Brain Computer Interface:

BCI) สามารถสรุปคุณสมบัติได้ดังแสดงในตารางที่ 1 (รายละเอียดของตัวจำแนกต่างๆ สามารถดูได้ในงานวิจัย [29]) โดยมีคุณสมบัติหลักๆ ให้พิจารณาดังนี้ [29]

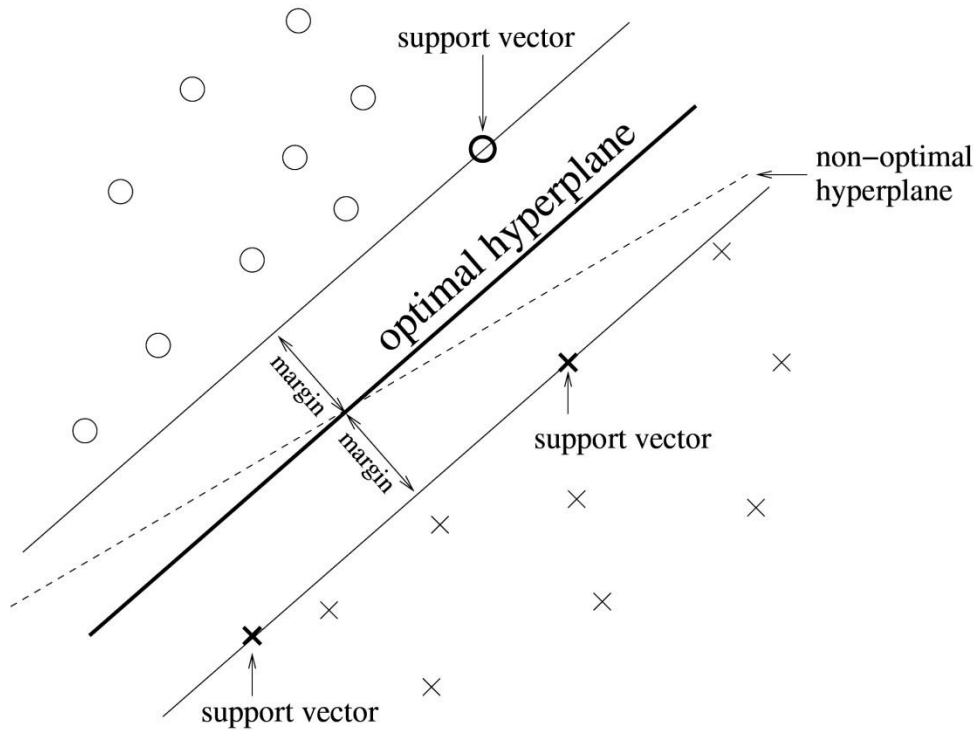
- ตัวจำแนกที่มีคุณสมบัติเชิงเส้น (Linear) จะทำการจำแนกแบบเชิงเส้น ส่วนตัวจำแนกที่มีคุณสมบัติไม่เชิงเส้น (Non Linear) จะทำการจำแนกแบบที่ไม่ใช่เชิงเส้น
- ตัวจำแนกที่มีคุณสมบัติแบ่งแยก (Discriminative) จะเลือกผลการจำแนกโดยใช้การแบ่งกลุ่ม ส่วนตัวจำแนกที่มีคุณสมบัติเพิ่มพูน (Generative) จะเลือกผลการจำแนกโดยคำนวณความเป็นไปได้ของการจำแนกของแต่ละกลุ่มและเลือกกลุ่มที่เหมาะสมที่สุด
- ตัวจำแนกที่มีคุณสมบัติสถิต (Static) จะสามารถจำแนกชุดคุณลักษณะได้ที่ละชุด ส่วนตัวจำแนกที่มีคุณสมบัติพลวัต (Dynamic) จะสามารถจำแนกลำดับของชุดคุณลักษณะที่ได้มาจากหลายช่วงเวลาได้
- ตัวจำแนกที่มีคุณสมบัติสม่ำเสมอ (Regularized) จะมีความสามารถในการป้องกันการเกิดปัญหาการปรับเหมาะเกินไป (Overfitting) หรือการที่โมเดลการจำแนกใช้ได้ดีกับข้อมูลฝึกเท่านั้น
- ตัวจำแนกที่มีคุณสมบัติเสถียร (Stable) เมื่อมีการเปลี่ยนแปลงข้อมูลฝึกเพียงเล็กน้อยจะไม่ส่งผลกระทบต่อโมเดลการจำแนกมากนัก ส่วนตัวจำแนกที่มีคุณสมบัติไม่เสถียร (Unstable) เมื่อมีการเปลี่ยนแปลงข้อมูลฝึกเพียงเล็กน้อยอาจจะส่งผลกระทบต่อโมเดลการจำแนกได้มาก
- ตัวจำแนกที่มีคุณสมบัติทนทานต่อมิติขนาดใหญ่ (High Dimension Robust) จะมีความสามารถในการป้องกันการเกิดปัญหาคำสาปของมิติ (Curse of Dimensionality) หรือการที่มีขนาดของชุดคุณลักษณะที่ใหญ่เกินไป

ตัวจำแนก SVM มักถูกนำมาประยุกต์ใช้ในงานวิจัยทางด้าน BCI เนื่องจากตัวจำแนกนี้มีคุณสมบัติสม่ำเสมอและทนทานต่อมิติขนาดใหญ่ ทำให้มีความสามารถในการป้องกันการเกิดปัญหาการปรับเหมาะเกินไปและคำสาปของมิติ ตามลำดับ [29]

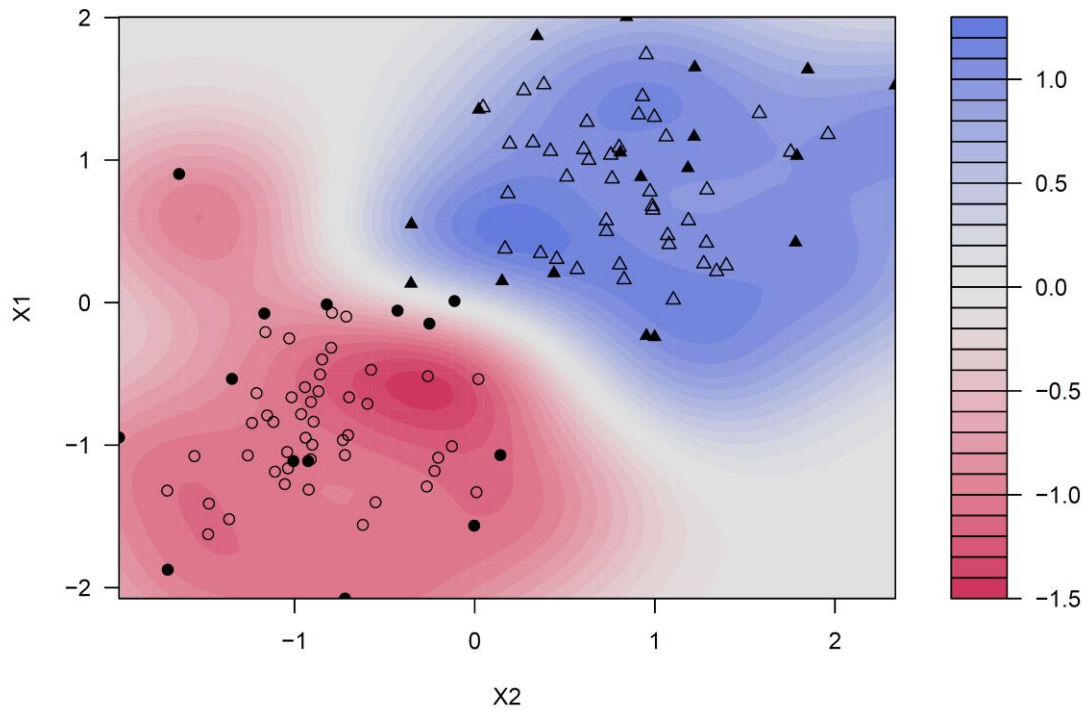
ตารางที่ 1 เปรียบเทียบคุณสมบัติของอัลกอริทึมต่างๆ ที่ถูกใช้เป็นตัวจำแนก [29]

|             | Linear | Non    | Gene-  | Discri | Dynamic | Static | Regu-   | Stable | Un-    | High      |
|-------------|--------|--------|--------|--------|---------|--------|---------|--------|--------|-----------|
|             | Linear | Linear | rative | minant |         |        | larized |        | stable | dimension |
|             |        |        |        |        |         |        |         |        |        | robust    |
| FLDA        | X      |        |        | X      |         | X      |         | X      |        |           |
| RFLDA       | X      |        |        | X      |         | X      | X       | X      |        |           |
| linear-SVM  | X      |        |        | X      |         | X      | X       | X      |        | X         |
| RBF-SVM     |        | X      |        | X      |         | X      | X       | X      |        | X         |
| MLP         |        | X      |        | X      |         | X      |         |        | X      |           |
| BLR NN      |        | X      |        | X      |         | X      |         |        | X      |           |
| ALN NN      |        | X      |        | X      |         | X      |         |        | X      |           |
| TDNN        |        | X      |        | X      | X       |        |         |        | X      |           |
| FIRNN       |        | X      |        | X      | X       |        |         |        | X      |           |
| GDNN        |        | X      |        | X      | X       |        |         |        | X      |           |
| Gaussian NN |        | X      |        | X      |         | X      |         |        | X      |           |
| LVQ NN      |        | X      |        | X      |         | X      |         |        | X      |           |
| Perceptron  | X      |        |        | X      |         | X      |         | X      |        |           |
| RBF-NN      |        | X      |        | X      |         | X      |         |        | X      |           |
| PeGNC       |        | X      |        | X      |         | X      | X       |        | X      |           |
| fuzzy       |        | X      |        | X      |         |        | X       |        | X      |           |
| ARTMAP      |        |        |        |        |         |        |         |        |        |           |
| NN          |        |        |        |        |         |        |         |        |        |           |
| HMM         |        | X      | X      |        | X       |        |         |        | X      |           |
| IOHMM       |        | X      |        | X      | X       |        |         |        | X      |           |
| Bayes       |        | X      | X      |        |         | X      |         |        | X      |           |
| quadratic   |        |        |        |        |         |        |         |        |        |           |
| Bayes       |        | X      | X      |        |         | X      |         |        | X      |           |
| graphical   |        |        |        |        |         |        |         |        |        |           |
| network     |        |        |        |        |         |        |         |        |        |           |
| k-NN        |        | X      |        | X      |         | X      |         |        | X      |           |
| Mahalanobis |        | X      |        | X      |         | X      |         |        | X      |           |
| distance    |        |        |        |        |         |        |         |        |        |           |

พื้นฐานการทำงานของตัวจำแนก SVM คือ การหาระนาบหลายมิติ (Hyperplane) ที่ดีที่สุด ซึ่งทำให้ผลการจำแนกมีความผิดพลาดน้อยที่สุด ระนาบหลายมิติที่ดีควรมีระยะขอบ (Margin) ที่มาก [30] ดังแสดงในรูปที่ 7 ระยะขอบนี้จะมีความสัมพันธ์กับการปรับค่าความสม่ำเสมอ (Regularization Parameter:  $C$ ) [31] โดยระยะทางจากข้อมูลใดๆ ไปถึงระนาบหลายมิติที่ดีที่สุด จะสัมพันธ์กับผลของค่าการตัดสินใจ (Decision Value) ดังแสดงในรูปที่ 8



รูปที่ 7 ตัวจำแนก SVM [29]



รูปที่ 8 คอนทัวร์ของค่าการตัดสินใจ ในการจำแนกข้อมูล 2 กลุ่ม [32]



แม้ว่าเริ่มต้น ตัวจำแนก SVM จะสามารถจำแนกข้อมูลที่เป็นเชิงเส้นได้เท่านั้น แต่ด้วยการใช้เคอร์เนล (Kernel) ซึ่งจะทำให้การเปลี่ยนแปลงมิติของข้อมูล (Dimensional Space) ให้สูงขึ้น เพื่อช่วยในการเรียงตัวของข้อมูลเสียใหม่ ทำให้ตัวจำแนก SVM สามารถจำแนกข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้นได้ด้วย ตัวอย่างเคอร์เนลที่เป็นที่นิยมใช้ ได้แก่ [31]

- เชิงเส้น (Linear)

$$K(x_i, x_j) = x_i^T x_j \quad (1)$$

- โพลีโนเมียล (Polynomial)

$$K(x_i, x_j) = (\gamma x_i^T x_j + r)^d \quad (2)$$

- เรเดียลเบสิสฟังก์ชัน (Radial Basis Function: RBF)

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (3)$$

- ซิกมอยด์ (Sigmoid)

$$K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T x_j + r) \quad (4)$$

โดยที่  $\gamma$ ,  $r$  และ  $d$  คือ ค่าพารามิเตอร์ต่างๆ

เคอร์เนลเชิงเส้นนั้นนิยมนำมาใช้เป็นเคอร์เนลเส้นฐาน (Baseline) เนื่องจากใช้การคำนวณที่ไม่ซับซ้อน และ ค่าพารามิเตอร์ที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการจำแนกมีเพียงค่าเดียว คือ ค่าความสม่ำเสมอ ( $C$ ) ทำให้ง่ายต่อการปรับค่าพารามิเตอร์ให้เหมาะสม ส่วนเคอร์เนลที่ไม่เป็นเชิงเส้น ซึ่งได้แก่ โพลีโนเมียล เรเดียลเบสิสฟังก์ชัน และ ซิกมอยด์ แม้ว่าจะใช้การคำนวณที่ซับซ้อนกว่า แต่มักจะให้ประสิทธิภาพการจำแนกที่ดีกว่าการใช้เคอร์เนลเชิงเส้น โดยเฉพาะอย่างยิ่งเคอร์เนลแบบเรเดียลเบสิสฟังก์ชัน ซึ่งมักจะให้ประสิทธิภาพการจำแนกที่ดีกว่าเคอร์เนลที่ไม่เป็นเชิงเส้นแบบอื่นๆ [31]

### 2.1.3.2 การเลือกคุณลักษณะ (Feature Selection)

การเลือกคุณลักษณะ เป็นการวิเคราะห์และคัดเลือกคุณลักษณะ (Feature) ที่มีผลดีต่อการจำแนก ส่วนคุณลักษณะที่มีผลดีน้อยกว่าหรือไม่ดีจะถูกตัดทิ้ง เป็นการลดมิติของข้อมูล (Dimensionality Reduction) ส่งผลให้ข้อมูลที่ต้องใช้ในการประมวลผลลดลง โดยสามารถแบ่งได้เป็น 2 วิธีหลักๆ ดังนี้ [33]

#### ■ วิธีแรปเปอร์ (Wrapper Method)

จะใช้ค่าความแม่นยำในการจำแนกที่ได้จากการสร้างโมเดลการจำแนกโดยคุณลักษณะต่างๆ เพื่อเลือกชุดคุณลักษณะที่ให้ค่าความแม่นยำในการจำแนกสูงที่สุด ดังนั้นวิธีนี้จะ

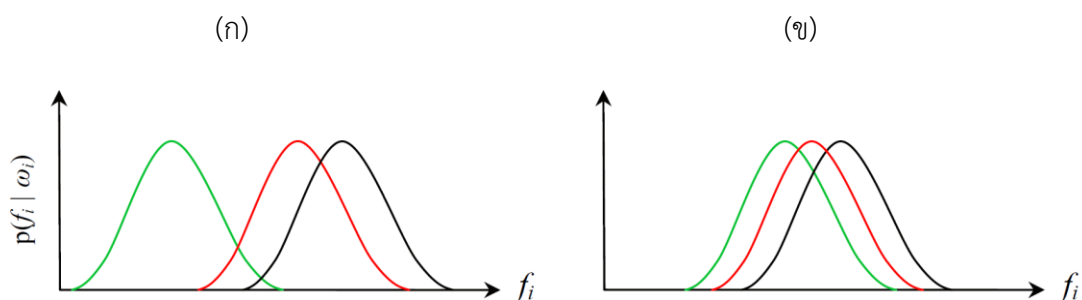
ทำให้ได้ชุดคุณลักษณะที่เหมาะสมกับโมเดลการจำแนกมากที่สุด แต่จะใช้เวลาคำนวณค่อนข้างมาก

- วิธีฟิลเตอร์ (Filter Method)

จะใช้ค่าทางสถิติแทนค่าความแม่นยำในการจำแนก เพื่อให้ลำดับความสำคัญของคุณลักษณะต่างๆ เช่น การทดสอบแบบที (T-test) และ การวิเคราะห์ความแปรปรวน (Analysis of Variance: ANOVA) เป็นต้น วิธีนี้จะใช้การคำนวณที่น้อยกว่าวิธีแรปเปอร์ เนื่องจากไม่ต้องทำการสร้างโมเดลการจำแนก แต่วิธีนี้มักจะให้ลำดับความสำคัญของคุณลักษณะต่างๆ มากกว่าที่จะให้ชุดคุณลักษณะที่เหมาะสมกับโมเดลการจำแนกมากที่สุด

วิธีการวิเคราะห์ความแปรปรวน มักถูกนำมาใช้ในการเลือกคุณลักษณะในหลายๆงานวิจัย เนื่องจากสามารถทำงานได้รวดเร็วแม้ว่าจะใช้คุณลักษณะจำนวนมาก เพราะวิธีนี้มีอัตราการเติบโตของฟังก์ชันการทำงานเป็นเชิงเส้นเมื่อเทียบกับจำนวนคุณลักษณะ และวิธีนี้สามารถเปรียบเทียบกลุ่มข้อมูลได้มากกว่า 2 กลุ่ม ต่างกับการทดสอบแบบทีที่จะสามารถเปรียบเทียบกลุ่มข้อมูลได้แค่ 2 กลุ่ม เท่านั้น [3, 34]

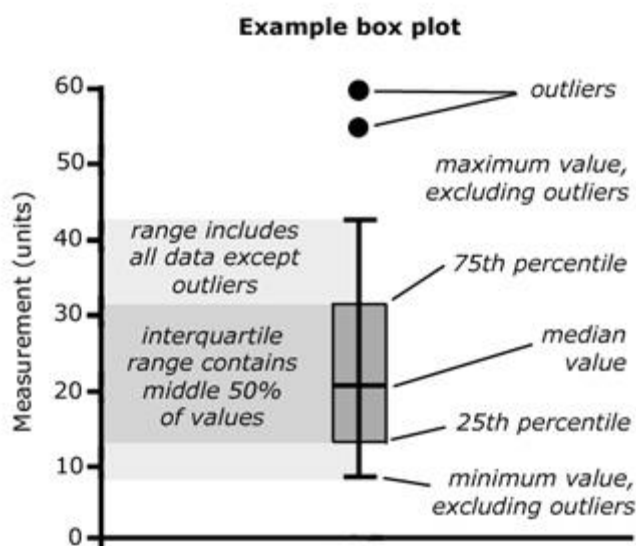
การวิเคราะห์ความแปรปรวน ใช้สำหรับทดสอบสมมติฐานเกี่ยวกับความแตกต่างระหว่างค่าเฉลี่ยของกลุ่มข้อมูล โดยการแยกความแปรปรวนออกเป็น 2 ส่วน ซึ่งได้แก่ ความแปรปรวนระหว่างกลุ่ม (Between Group Variability) และความแปรปรวนภายในกลุ่ม (Within Group Variability) แล้วนำมาคำนวณหาค่าการทดสอบแบบเอฟ (F-test) ซึ่งคำนวณได้จากอัตราส่วนระหว่างความแปรปรวนระหว่างกลุ่มต่อความแปรปรวนภายในกลุ่ม จากนั้นจึงนำค่าการทดสอบแบบเอฟที่ได้ไปทดสอบสมมติฐานโดยการเปรียบเทียบกับขอบเขตวิกฤติที่ได้มาจากการแจกแจงแบบเอฟ (F-distribution) หรืออาจจะนำมาคำนวณหาค่าพี (p) เพื่อสรุปว่า ค่าเฉลี่ยของกลุ่มข้อมูลมีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญหรือไม่ หรือมีนัยสำคัญมากน้อยเพียงใด (โดยทั่วไปแล้วระดับนัยสำคัญทางสถิติจะกำหนดไว้ที่ 0.05) [35] ดังแสดงในรูปที่ 9



รูปที่ 9 ตัวอย่างการกระจายของคุณลักษณะหนึ่งจากข้อมูล 3 กลุ่ม (ก) คุณลักษณะที่มีนัยสำคัญมาก (ค่า p น้อย), (ข) คุณลักษณะที่มีนัยสำคัญน้อย (ค่า p มาก) [3]

### 2.1.3.3 แผนภาพกล่อง (Boxplot)

แผนภาพกล่องเป็นแผนภาพที่แสดงการกระจายของข้อมูล โดยจะแสดงสาระสำคัญของข้อมูล ซึ่งได้แก่ ค่ากลาง ค่าการกระจาย สัดส่วนข้อมูลที่มากกว่าหรือน้อยกว่าค่ากลาง รวมไปถึงข้อมูลที่อยู่ห่างจากกลุ่มมากๆ ดังแสดงในรูปที่ 10 ส่วนประกอบหลักของแผนภาพกล่องสามารถอธิบายได้ดังนี้ เส้นกลางของกล่อง คือ ค่ามัธยฐาน (Median) ของข้อมูล ขอบด้านล่างและขอบด้านบนของกล่อง คือ เปอร์เซ็นไทล์ที่ 25% และ 75% ของข้อมูล ตามลำดับ (ควอร์ไทล์ที่ 1 และ 3 ของข้อมูล ตามลำดับ) เส้นตามแนวตั้ง 2 เส้น ที่ขยายออกจากกล่องจะแสดงให้เห็นถึงข้อมูลที่อยู่นอกกล่องแต่ยังไม่ถูกพิจารณาว่าเป็นข้อมูลที่มีค่าผิดปกติ (Outlier) ส่วนจุดที่เหลือตามแนวตั้ง คือ ข้อมูลที่มีค่าผิดปกติ [36]



รูปที่ 10 แผนภาพกล่อง [37]

### 2.1.3.4 การรวมหลายรูปแบบ (Multimodal Fusion)

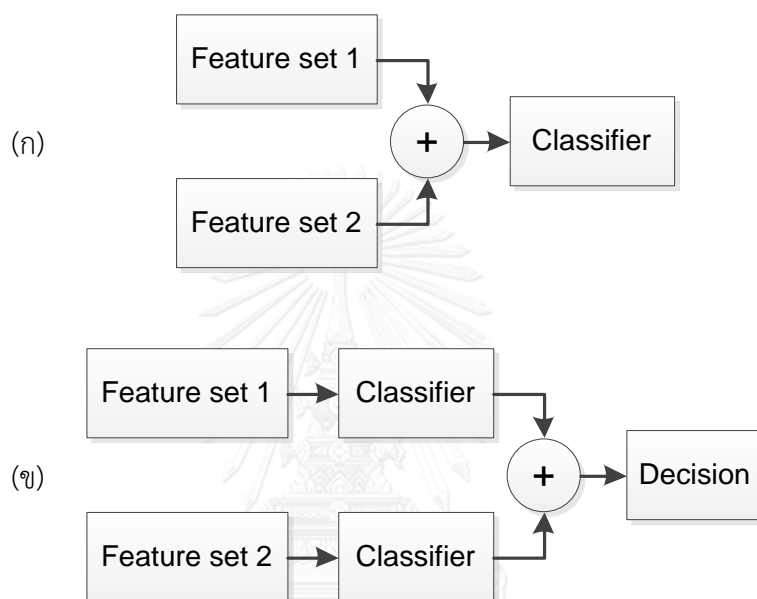
การรวมหลายรูปแบบ เป็นการนำคุณลักษณะ (Feature) ของสัญญาณชนิดต่างๆร่วมกัน เพื่อให้ผลการจำแนกดีขึ้น [38] โดยสามารถแบ่งตามระดับของการจำแนก ดังแสดงในรูปที่ 11 ดังนี้

- ระดับคุณลักษณะ (Feature-Level)

จะรวมชุดคุณลักษณะของทุกสัญญาณเข้าด้วยกัน แล้วนำมาจำแนก เป็นแบบที่ไม่ซับซ้อน ตรงไปตรงมา แต่อาจจะส่งผลให้เกิดปัญหาค่าสลิปของมิติได้ เนื่องจากขนาดของชุดคุณลักษณะอาจจะใหญ่เกินไป

- ระดับการตัดสินใจ (Decision-Level)

จะแยกชุดคุณลักษณะของแต่ละสัญญาณ นำมาจำแนกแยกกัน แล้วจึงนำผลการจำแนกของแต่ละสัญญาณ มาตัดสินใจจำแนกอีกที (Decision) เป็นแบบที่สามารถจะเลือกใช้ตัวจำแนกของแต่ละสัญญาณแยกกันได้ และสามารถปรับน้ำหนัก (Weight) ผลการจำแนกของแต่ละสัญญาณได้ ขึ้นอยู่กับว่าจะให้ความสำคัญกับผลการจำแนกของสัญญาณชนิดใดมากกว่ากัน



รูปที่ 11 การรวมหลายรูปแบบในระดับต่างๆ (ก) ระดับคุณลักษณะ, (ข) ระดับการตัดสินใจ [39]

## 2.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกอารมณ์พบว่า งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกอารมณ์โดยใช้สัญญาณทางสรีรวิทยาอื่นๆ ได้รับความสนใจศึกษากันมาหลายสิบปีแล้ว แต่สำหรับการจำแนกอารมณ์โดยใช้สัญญาณสมองซึ่งเป็นส่วนที่ควบคุมการเกิดอารมณ์โดยตรงนั้น เพิ่งได้รับความสนใจศึกษากันมาประมาณสิบปี ดังแสดงในตารางที่ 2

ตารางที่ 2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกอารมณ์โดยใช้สัญญาณทางสรีรวิทยา

| Ref. | Year | Signal                                     | Participant       | Emotion Model   | Window | Stimulus    | Classifier | Result                                   | Real Time |
|------|------|--|-------------------|---|--------|-------------|------------|--|-----------|
| [40] | 2004 | EEG,<br>SC,<br>BVP                         | 12<br>-           | 3 classes (joy,<br>anger, relax)  | -      | film        | SVM        | 66.7%                                    | No        |
| [41] | 2006 | EEG,<br>RSP,<br>SC,<br>BVP,<br>ST          | 4<br>dependent    | 3 arousal classes   | 6s     | picture     | NB         | 58%                                      | No        |
| [42] | 2008 | EEG  | 26<br>independent | 4 classes (joy,<br>anger, sadness,<br>pleasure)                               | 1s     | music       | SVM        | 92.73%                                   | No        |
| [5]  | 2008 | EEG,<br>ECG,<br>SC, ST                     | 52<br>-           | 2 valence classes<br>2 arousal classes  | -      | imagination | Fuzzy      | -  | Yes       |
| [43] | 2009 | EEG  | 10<br>dependent   | 2 valence classes   | 3s     | picture     | SVM        | 93.5%                                    | No        |
| [44] | 2009 | EEG,<br>RSP,<br>SC,<br>BVP                 | 10<br>-           | 3 classes<br>(negatively<br>excited, positively<br>excited, calm-<br>neutral) | 8s     | recall      | SVM        | 70%                                      | No        |
| [45] | 2009 | EEG,<br>SC,<br>BVP,<br>ST                  | 1<br>dependent    | 3 classes<br>(positively excited,<br>negatively excited,<br>calm)             | -      | picture     | QDA        | 66.66%                                   | No        |
| [46] | 2010 | EEG  | 26<br>dependent   | 4 classes (joy,<br>anger, sadness,<br>pleasure)                               | 1s     | music       | SVM        | 82.29%                                   | No        |
| [47] | 2010 | EEG,<br>ECG,<br>EMG,<br>RSP,<br>SC,<br>BVP | 6<br>dependent    | 2 valence classes<br>2 arousal classes  | 30s    | music video | SVM        | 58.8%<br>(valence)<br>58.9%<br>(arousal) | No        |
| [48] | 2011 | EEG  | 6<br>dependent    | 2 valence classes   | 1s     | movie clip  | SVM        | 87.53%                                   | No        |
| [49] | 2011 | EEG,<br>RSP,<br>SC,<br>BVP,<br>ST          | 20<br>independent | 3 classes<br>(boredom,<br>engagement,<br>anxiety)                             | 300s   | game        | LDA, QDA   | 63%                                      | No        |
| [50] | 2011 | EEG  | 5<br>dependent    | 4 classes (joy,<br>relax, sad, fear)  | -      | movie       | SVM        | 66.51%                                   | No        |
| [51] | 2011 | EEG  | 11<br>-           | 3 valence classes   | -      | picture     | KNN        | 82%                                      | No        |

| Ref. | Year | Signal                                    | Participant                    | Emotion Model  | Window | Stimulus             | Classifier | Result   | Real Time |
|------|------|---|--------------------------------|--|--------|----------------------|------------|--|-----------|
| [52] | 2012 | EEG,<br>EMG,<br>RSP,<br>SC,<br>BVP,<br>ST | 32<br>-                        | 2 valence classes<br>2 arousal classes<br>2 liking classes | -      | music video          | NB         | 62.7%<br>(valence)<br>62.0%<br>(arousal)<br>59.1%<br>(liking)        | No        |
| [53] | 2012 | EEG                                       | 4<br>-                         | 2 valence classes<br>2 arousal classes                     | 6s     | video clip           | NB         | 62.49%<br>(valence)<br>77.32%<br>(arousal)                           | No        |
| [54] | 2012 | EEG,<br>ECG,<br>RSP,<br>SC, ST            | 27<br>independent              | 3 valence classes<br>3 arousal classes                     | -      | video                | SVM        | 57.0%<br>(valence)<br>52.4%<br>(arousal)                             | No        |
| [8]  | 2013 | EEG                                       | 11<br>dependent                | 2 valence classes  | 1s     | picture              | SVM        | 85.41%   | No        |
| [9]  | 2013 | EEG                                       | 10<br>dependent<br>independent | 2 valence classes  | 1s     | picture and<br>music | SVM        | 75.62%<br>(dependent)<br>65.12%<br>(independent)                     | Yes       |
| [55] | 2103 | EEG                                       | 7<br>dependent                 | 2 valence classes<br>2 arousal classes                     | 7s     | picture              | SVM        | 73.42%<br>(valence)<br>73.57%<br>(arousal)                           | No        |
| [56] | 2014 | EEG                                       | 26<br>dependent                | 2 valence classes<br>2 arousal classes                     | 1s     | music                | SVM        | 76%<br>(valence)<br>74%<br>(arousal)                                 | No        |
| [6]  | 2014 | EEG                                       | 4<br>dependent                 | 4 classes<br>(pleasant, happy,<br>angry, fear)             | 4s     | sound                | SVM        | 49.79-83.59%   | Yes       |
| [7]  | 2014 | EEG                                       | 14<br>dependent                | 2 classes  | 4s     | sound                | SVM        | 87.02%   | Yes       |
| [57] | 2014 | EEG                                       | 32<br>independent              | 2 valence classes<br>2 arousal classes                     | -      | video                | SVM        | 80.43%<br>(valence)<br>71.11%<br>(arousal)                           | No        |
| [58] | 2014 | EEG                                       | 32<br>dependent                | 3 valence classes<br>3 arousal classes                     | 60s    | video                | DLN        | 49.52%<br>(valence)<br>46.03%<br>(arousal)                           | No        |
| [10] | 2015 | EEG,<br>ECG,<br>SC                        | 9<br>dependent<br>independent  | 2 valence classes<br>2 arousal classes                     | 30s    | picture and<br>music | SVM        | 84.44%<br>(dependent<br>valence)<br>79.44%<br>(dependent<br>arousal) | No        |

| Ref. | Year | Signal | Participant | Emotion Model | Window | Stimulus | Classifier | Result   | Real Time |
|------|------|--------|-------------|---------------|--------|----------|------------|--|-----------|
|      |      |        |             |               |        |          |            | 75.00%<br>(independent valence)<br>69.44%<br>(independent arousal) |           |

จากตารางที่ 2 จะเห็นว่าจะมีปัจจัยต่างๆ ที่แตกต่างกันในแต่ละงานวิจัย ส่งผลให้ผลการทดลองที่ได้จากการจำแนกอารมณ์ของแต่ละงานวิจัยแตกต่างกันและเปรียบเทียบกันโดยตรงได้ลำบาก โดยสามารถสรุปเป็นประเด็นสำคัญต่างๆ ได้ดังนี้

#### ■ สัญญาณ (Signal)

หลายสัญญาณทางสรีรวิทยาได้ถูกนำมาใช้ในการจำแนกอารมณ์ เช่น คลื่นไฟฟ้าสมอง (EEG) คลื่นไฟฟ้าหัวใจ (ECG) คลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ (EMG) การหายใจ (RSP) ความนำไฟฟ้าของผิวหนัง (SC) ปริมาณความดันเลือด (BVP) และ อุณหภูมิของผิวหนัง (ST) ซึ่งแต่ละสัญญาณก็มีความสัมพันธ์กับอารมณ์ที่แตกต่างกันดังที่กล่าวมาแล้ว การใช้สัญญาณที่ผู้ถูกวัดสามารถควบคุมได้ เช่น EMG และ RSP อาจทำให้ระบบการจำแนกอารมณ์ไม่สามารถจำแนกอารมณ์ที่แท้จริงได้ และการใช้สัญญาณที่มีการเปลี่ยนแปลงช้า เช่น ST อาจทำให้ระบบการจำแนกอารมณ์ไม่สามารถตอบสนองอารมณ์ความต้องการของผู้ใช้ได้อย่างทันท่วงที ส่วนในเรื่องของอุปกรณ์การวัดสัญญาณต่าง ๆ นั้น ไม่ควรที่จะสร้างความไม่สะดวกสบายให้แก่ผู้ใช้ เพราะอาจจะทำให้เกิดอารมณ์ที่ไม่พึงประสงค์ เช่น รำคาญ อึดอัด หรือ ไม่พอใจ [3] ในงานวิจัยนี้เราเลือกใช้สัญญาณ EEG, ECG และ SC เป็นสัญญาณทางสรีรวิทยาที่จะนำไปใช้ในจำแนกอารมณ์

#### ■ ผู้เข้าร่วมการทดลอง (Participant)

จำนวนผู้เข้าร่วมการทดลองที่มากกว่าย่อมให้ผลการทดลองที่มีความน่าเชื่อถือมากกว่า อีกจุดหนึ่งคือ เป็นการจำแนกอารมณ์ที่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคลหรือไม่ การจำแนกอารมณ์แบบขึ้นอยู่กับตัวบุคคล (Subject-Dependent) จะใช้จำแนกอารมณ์ได้กับบุคคลนั้นๆ เท่านั้น ส่วนการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล (Subject-Independent) จะใช้จำแนกอารมณ์ได้กับทุกคน แต่การจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคลก็ทำได้ยากกว่าเนื่องจากความแตกต่างระหว่างสัญญาณของแต่ละตัวบุคคล [59] ในงานวิจัยนี้เราจะเปรียบเทียบการจำแนกอารมณ์แบบขึ้นอยู่กับตัวบุคคลและแบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล เพื่อหารูปแบบที่เหมาะสมที่จะนำไปใช้ในการจำแนกอารมณ์

- **แบบจำลองอารมณ์ (Emotion Model)**  
 จำนวนอารมณ์ที่มากขึ้นย่อมส่งผลให้การจำแนกอารมณ์ทำได้ยากขึ้น เนื่องจากการซ้อนทับกันของอารมณ์ต่างๆ หลายแบบจำลองอารมณ์ได้ถูกนำเสนอ ทั้งแบบพื้นฐานและแบบหลายมิติ แบบจำลองอารมณ์แบบหลายมิติได้ถูกนำมาใช้ในหลายงานวิจัย เพื่อเป็นการหลีกเลี่ยงการใช้ชื่ออารมณ์ที่อาจจะมีคำจำกัดความที่คลุมเครือหรือเข้าใจไม่ตรงกัน [19] ในงานวิจัยนี้เราจึงเลือกใช้แบบจำลองอารมณ์แบบหลายมิติ โดยใช้แกนอารมณ์เชิงบวกและแกนอารมณ์ตื่นเต้น
- **วินโดว์เวลา (Time Window)**  
 การที่จะกำหนดวินโดว์เวลาที่เหมาะสมในการจำแนกอารมณ์ได้นั้น ขึ้นอยู่กับชนิดของอารมณ์และสัญญาณทางสรีรวิทยาที่ใช้ การใช้วินโดว์เวลาที่น้อยไปหรือมากไป อาจทำให้การจำแนกอารมณ์ผิดพลาด เพราะอาจจะมีอารมณ์อื่นๆปนเข้ามาด้วย เช่น อารมณ์แปลกใจ ช่วงเวลาที่เกิดอารมณ์จะสั้นกว่าอารมณ์โกรธ เป็นต้น นอกจากนี้การเปลี่ยนแปลงของสัญญาณทางสรีรวิทยาต่างๆ ในแต่ละอารมณ์ก็อาจจะเกิดขึ้นคนละช่วงเวลากันและไม่พร้อมกัน [12] สำหรับการปฏิสัมพันธ์ระหว่างมนุษย์และคอมพิวเตอร์ วินโดว์เวลาที่ใช้ควรจะสั้นที่สุดเท่าที่จะทำได้ เพื่อที่คอมพิวเตอร์จะได้ตอบสนองอารมณ์ความต้องการของผู้ใช้ได้อย่างเหมาะสมและทันท่วงที ในงานวิจัยนี้เราจะเปรียบเทียบการใช้วินโดว์เวลาต่างๆกัน เพื่อหาวินโดว์เวลาที่เหมาะสมที่จะนำไปใช้ในการจำแนกอารมณ์
- **ตัวกระตุ้นอารมณ์ (Stimulus)**  
 การกระตุ้นอารมณ์นั้นสามารถทำได้หลายวิธี ทั้งการกระตุ้นด้วยตัวเองโดยการให้ผู้เข้าร่วมการทดลองนึกถึงเหตุการณ์ที่ทำให้เกิดอารมณ์นั้นๆ หรือใช้ตัวกระตุ้นจากภายนอก เช่น ภาพและเสียง เป็นต้น ในปัจจุบันมีฐานข้อมูลตัวกระตุ้นอารมณ์ถูกจัดทำขึ้นมา เช่น International Affective Picture System (IAPS) [60] และ International Affective Digitized Sound System (IADS) [61] เป็นต้น ซึ่งได้มีการกำหนดค่าอารมณ์เชิงบวกและอารมณ์ตื่นเต้น ของตัวกระตุ้นแต่ละตัวไว้ จากการศึกษาพบว่าการใช้ภาพและเสียงร่วมกันสามารถกระตุ้นอารมณ์ได้ผลมากกว่าการใช้ภาพหรือเสียงเพียงอย่างเดียวอย่างใดอย่างหนึ่ง [62] ในงานวิจัยนี้เราจึงเลือกใช้ภาพและเสียงเป็นตัวกระตุ้นอารมณ์ร่วมกัน



- ตัวจำแนกอารมณ์ (Classifier)

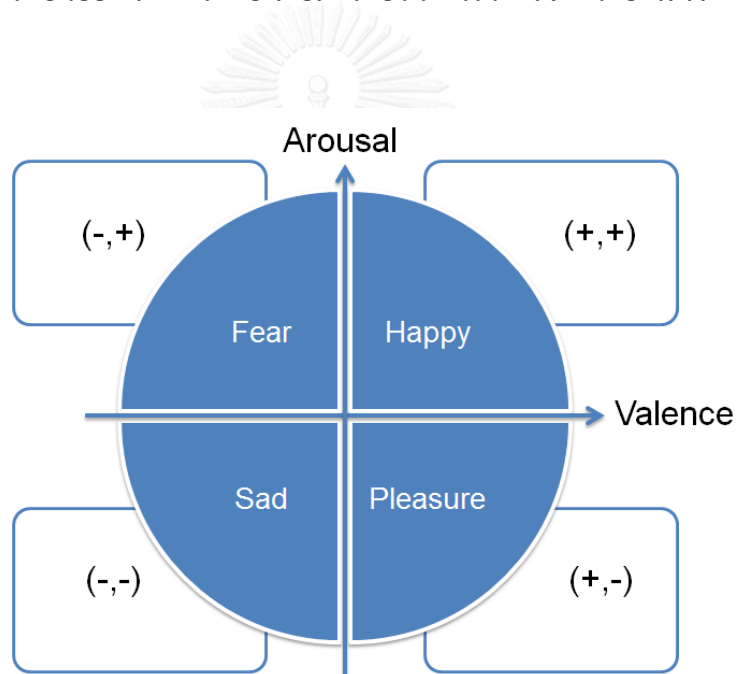
หลายอัลกอริทึมทางการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning) ได้ถูกนำมาใช้เป็นตัวจำแนกอารมณ์ เช่น Support Vector Machine (SVM), K-Nearest Neighbor (KNN), Naive Bayes (NB), Linear Discriminant Analysis (LDA), Quadratic Discriminant Analysis (QDA) และ Deep Learning Network (DLN) เป็นต้น จากการศึกษาพบว่า ตัวจำแนก SVM มักจะให้ผลการทดลองที่ดีกว่าตัวจำแนกอื่นๆ ในหลายๆงานวิจัย [29] ในงานวิจัยนี้เราจึงเลือกใช้ตัวจำแนก SVM เป็นตัวจำแนกอารมณ์

เราพบว่างานวิจัยส่วนใหญ่จะอยู่ในลักษณะการเก็บสัญญาณต่างๆ แล้วนำมาวิเคราะห์หาความสัมพันธ์กับอารมณ์ มีเพียงไม่กี่งานวิจัยที่มาประยุกต์ใช้งานแบบเรียลไทม์ ซึ่งได้แก่ งานวิจัย [5] นำเสนอระบบการจำแนกอารมณ์แบบเรียลไทม์โดยใช้สัญญาณ EEG, ECG, SC และ ST แต่งานวิจัยนี้ไม่ได้รายงานผลความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ งานวิจัย [6, 7] นำเสนอระบบการจำแนกอารมณ์แบบเรียลไทม์โดยใช้สัญญาณ EEG แต่ไม่ได้ใช้สัญญาณทางสรีรวิทยาอื่นๆร่วมด้วย จากงานวิจัยเหล่านี้ จะเห็นได้ว่ายังไม่มีงานวิจัยใดที่นำเสนอระบบจำแนกอารมณ์แบบเรียลไทม์ โดยใช้สัญญาณ EEG ร่วมกับสัญญาณทางสรีรวิทยาอื่นๆ พร้อมกับรายงานผลความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ นอกจากนี้เรายังพบว่ามีอีกปัจจัยหนึ่งที่ทำให้ผลการทดลองของแต่ละงานวิจัยแตกต่างกันค่อนข้างมาก คือ ในหลายงานวิจัยไม่ได้ทำการแยกชุดข้อมูลทดสอบและชุดข้อมูลฝึกให้ขาดออกจากกัน ส่งผลให้ข้อมูลทดสอบและข้อมูลฝึกบางส่วนอาจอยู่ในส่วนเดียวกัน แม้ว่าผลการจำแนกอารมณ์แบบนี้จะออกมาดี แต่ผลที่ได้นี้ไม่ได้รับประกันว่าการจำแนกอารมณ์แบบเรียลไทม์จะให้ผลที่ดีด้วย

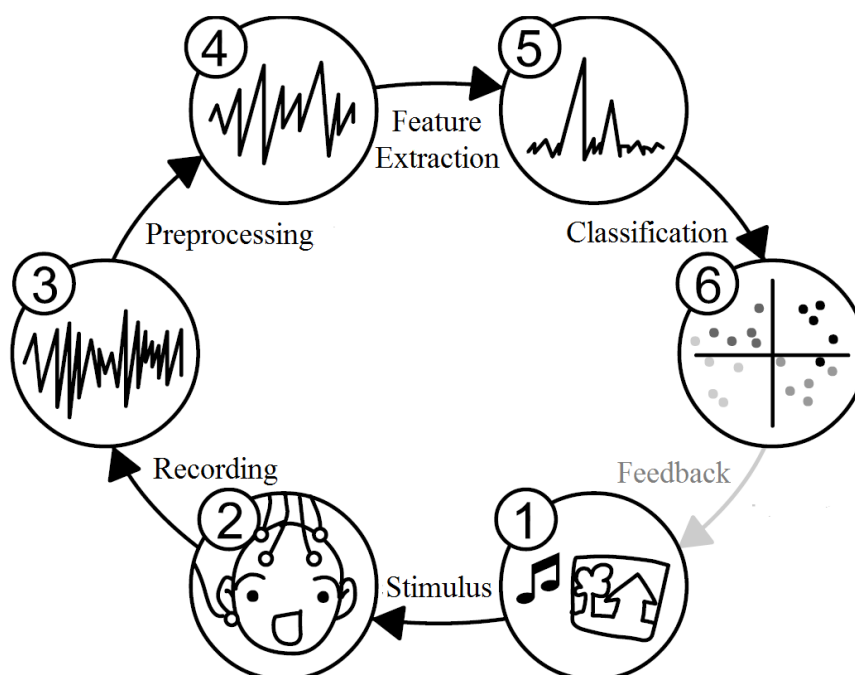
### บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย

#### 3.1 การออกแบบการทดลอง

เราจะทำการจำแนกอารมณ์โดยใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง (EEG) และสัญญาณทางสรีรวิทยาอื่นๆ ซึ่งได้แก่ คลื่นไฟฟ้าหัวใจ (ECG) และ ความนำไฟฟ้าของผิวหนัง (SC) โดยจะทำการแบ่งกลุ่มของอารมณ์เป็น 4 กลุ่ม ซึ่งได้แก่อารมณ์ดีใจ (Happy) อารมณ์พอใจ (Pleasure) อารมณ์เสียใจ (Sad) และ อารมณ์กลัว (Fear) ดังแสดงในรูปที่ 12 ซึ่งได้มาจากการแบ่งระดับอารมณ์เชิงบวกและอารมณ์ตื่นเต้น เป็นอย่างละ 2 ระดับ โดยมีกระบวนการในการจำแนกอารมณ์ดังแสดงในรูปที่ 13 ดังนี้



รูปที่ 12 กราฟแสดงการแบ่งกลุ่มของอารมณ์



รูปที่ 13 กระบวนการในการจำแนกอารมณ์ [27]

### 3.1.1 การกระตุ้นอารมณ์ (Stimulus)

เราเลือกใช้รูปภาพและเสียงเป็นตัวกระตุ้นอารมณ์ โดยใช้รูปภาพ 100 รูป จากฐานข้อมูลรูปภาพ Geneva Affective Picture Database (GAPED) [7] และเพลงคลาสสิก 4 เพลง ตามงานวิจัย [8] เป็นตัวกระตุ้นอารมณ์ ดังแสดงในตารางที่ 3

ตารางที่ 3 รูปภาพและเพลงคลาสสิกที่ใช้ในการกระตุ้นอารมณ์ต่างๆ

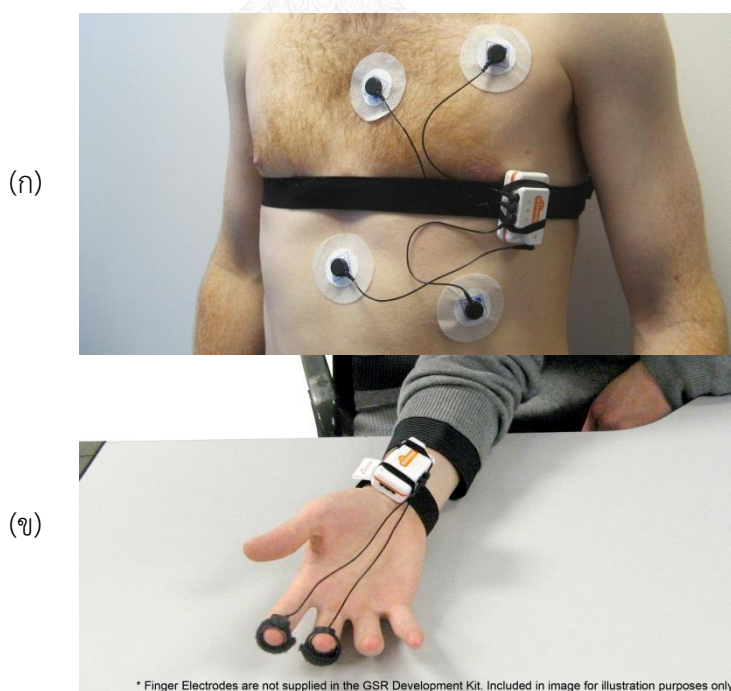
| อารมณ์ | รูปภาพ               | เพลงคลาสสิก                                   |
|--------|----------------------|---|
| ดีใจ   | เด็ก สัตว์น่ารักๆ    | Tritsch Tratsch Polka<br>ของ Johann Strauss   |
| พอใจ   | วิวทิวทัศน์          | Intermezzo (Carmen Suite)<br>ของ George Bizet |
| เสียใจ | คนหรือสัตว์โดนทำร้าย | Asas' Death<br>ของ Edvard Grieg               |
| กลัว   | งู แมงมุม            | Le Sacre Du Printemps<br>ของ Igor Stravinsky  |

### 3.1.2 การบันทึกสัญญาณ (Recording)

ในงานวิจัยนี้เราใช้อุปกรณ์การวัดสัญญาณ EEG ของบริษัท Emotiv [63] ดังแสดงในรูปที่ 14 เพื่อบันทึกสัญญาณ EEG จำนวน 14 ช่องสัญญาณ ตามระบบ 10-20 system ซึ่งได้แก่ AF3, AF4, F3, F4, F7, F8, FC5, FC6, P7, P8, T7, T8, O1 และ O2 ส่วนอุปกรณ์การวัดสัญญาณ ECG และ SC เราใช้ของบริษัท Shimmer [64] ดังแสดงในรูปที่ 15 อุปกรณ์การวัดทั้งหมดเป็นแบบไร้สาย (Wireless) เพื่อความสะดวกในการใช้งานและการติดตั้งอุปกรณ์การวัด สัญญาณทั้งหมดมีอัตราการซิกตัวอย่าง (Sampling Rate) ที่ 128 Hz



รูปที่ 14 อุปกรณ์การวัดสัญญาณ EEG ของบริษัท Emotiv [63]



รูปที่ 15 อุปกรณ์การวัดสัญญาณของบริษัท Shimmer (ก) ECG, (ข) SC [64]

ก่อนทำการบันทึกสัญญาณ เราจะสวมใส่อุปกรณ์การวัดสัญญาณชนิดต่างๆ ซึ่งได้แก่ EEG, ECG และ SC ให้กับผู้เข้าร่วมการทดลองใส่เป็นเวลาสักพัก เพื่อให้ผู้เข้าร่วมการทดลองเกิดความคุ้นเคยและไม่อึดอัด เป็นการป้องกันการเกิดอารมณ์ที่ไม่พึงประสงค์ และแนะนำให้ผู้เข้าร่วมการทดลองควรจะอยู่นิ่งๆ ขณะที่บันทึกสัญญาณ เพื่อเป็นการลดสัญญาณรบกวนที่อาจจะเกิดขึ้นจากการเคลื่อนไหวร่างกาย เมื่อผู้เข้าร่วมการทดลองพร้อม เราจึงดำเนินการบันทึกสัญญาณชนิดต่างๆ พร้อมกับกระตุ้นอารมณ์ของผู้เข้าร่วมการทดลอง

การกระตุ้นจะกระทำ 5 รอบ (Trial) ดังแสดงในรูปที่ 16 แต่ละรอบจะประกอบไปด้วยตัวกระตุ้นอารมณ์ดีใจ พอใจ เสียใจ และกลัว ตามลำดับ แต่ละตัวกระตุ้นจะประกอบไปด้วยภาพ 5 ภาพ และเพลงคลาสสิกประกอบเป็นเวลา 30 วินาที หลังจากนั้นจะมีฉากดำคั่น 12 วินาที เพื่อให้ผู้เข้าร่วมการทดลองปรับอารมณ์ให้อยู่ในสภาพปกติ หลังจากนั้นตัวกระตุ้นอารมณ์ถัดไปจะถูกแสดงต่อมา เมื่อครบ 5 รอบ การบันทึกสัญญาณจึงสิ้นสุดลง ผู้ทำวิจัยจะสอบถามความรู้สึกของผู้เข้าร่วมการทดลองและให้ผู้เข้าร่วมการทดลองทำแบบประเมินอารมณ์ด้วยตัวเอง ในงานวิจัยนี้มีผู้เข้าร่วมการทดลองจำนวน 20 คน เป็นผู้ชาย 10 คน และ ผู้หญิง 10 คน และ ใน 20 คนนี้ มี 1 คน ที่เข้าร่วมการทดลองนี้จำนวน 10 ช่วงเวลา (Session)



รูปที่ 16 ขั้นตอนการกระตุ้นอารมณ์ต่างๆ

### 3.1.3 การประมวลผลขั้นต้น (Preprocessing)

การประมวลผลขั้นต้นเป็นกระบวนการจัดการกับสัญญาณต่างๆ ก่อนที่จะนำไปใช้ในการจำแนกอารมณ์

- คลื่นไฟฟ้าสมอง (EEG)  
สัญญาณ EEG จะถูกกรองให้อยู่ในย่านความถี่ต่างๆ โดยใช้การแปลงเวฟเลต (Wavelet Transform) ดังนี้ [3]
  - เดลตา (0-4 Hz)
  - ทีตา (4-8 Hz)
  - แอลฟา (8-16 Hz)
  - บีตา (16-32 Hz)
  - แกมมา (32-64 Hz)
- คลื่นไฟฟ้าหัวใจ (ECG)  
สัญญาณ ECG จะถูกกรองโดย Notch Filter ที่ 50 Hz แล้วจึงนำมาคำนวณหาอัตราหัวใจเต้น (HR)
- ความนำไฟฟ้าของผิวหนัง (SC)  
สัญญาณ SC จะถูกกรองให้อยู่ในย่านความถี่ 0-0.3 Hz

### 3.1.4 การดึงคุณลักษณะ (Feature Extraction)

การดึงคุณลักษณะเป็นกระบวนการดึงคุณลักษณะที่เป็นตัวแทนของสัญญาณเพื่อใช้ในการจำแนกอารมณ์

- คลื่นไฟฟ้าสมอง (EEG)  
คุณลักษณะของสัญญาณ EEG ที่เลือกใช้ในงานวิจัยนี้ คือ ค่าพลังงานของสัญญาณในย่านความถี่ต่างๆ ของทุกช่องสัญญาณ จำนวนรวมทั้งหมด 70 คุณลักษณะ ซึ่งได้แก่ af3-delta, af3-theta, af3-alpha, af3-beta, af3-gamma, af4-delta, af4-theta, af4-alpha, af4-beta, af4-gamma, f3-delta, f3-theta, f3-alpha, f3-beta, f3-gamma, f4-delta, f4-theta, f4-alpha, f4-beta, f4-gamma, f7-delta, f7-theta, f7-alpha, f7-beta, f7-gamma, f8-delta, f8-theta, f8-alpha, f8-beta, f8-gamma, fc5-delta, fc5-theta, fc5-alpha, fc5-beta, fc5-gamma, fc6-delta, fc6-theta, fc6-alpha, fc6-beta, fc6-gamma, t7-delta, t7-theta, t7-alpha, t7-beta, t7-gamma, t8-delta, t8-theta, t8-alpha, t8-beta, t8-gamma, p7-delta, p7-theta, p7-alpha, p7-beta, p7-gamma, p8-delta, p8-theta, p8-alpha, p8-beta, p8-gamma, o1-delta, o1-theta, o1-alpha, o1-beta, o1-gamma, o2-delta, o2-theta, o2-alpha, o2-beta และ o2-gamma

- คลื่นไฟฟ้าหัวใจ (ECG)

คุณลักษณะของสัญญาณ ECG ที่เลือกใช้ในงานวิจัยนี้ คือ ค่าการเปลี่ยนแปลงของอัตราหัวใจเต้น (Heart Rate Variability: HRV) จำนวนรวมทั้งหมด 18 คุณลักษณะ ซึ่งได้แก่ ecgHrv-mean, ecgHrv-median, ecgHrv-std, ecgHrv-min, ecgHrv-max, ecgHrv-range, ecgHrv-pNN50, ecgHrvDistr-mean, ecgHrvDistr-median, ecgHrvDistr-std, ecgHrvDistr-min, ecgHrvDistr-max, ecgHrvDistr-range, ecgHrvDistr-triind, ecgHrv-specRange1, ecgHrv-specRange2, ecgHrv-specRange และ ecgHrv-specRange4 (รายละเอียดของคุณลักษณะต่างๆ สามารถดูได้จาก Augsburg Biosignal Toolbox) [34]

- ความนำไฟฟ้าของผิวหนัง (SC)

คุณลักษณะของสัญญาณ SC ที่เลือกใช้ในงานวิจัยนี้ ค่าทางสถิติของความนำไฟฟ้าของผิวหนัง จำนวนรวมทั้งหมด 21 คุณลักษณะ ซึ่งได้แก่ sc-mean, sc-median, sc-std, sc-min, sc-max, sc-minRatio, sc-maxRatio, sc1Diff-mean, sc1Diff-median, sc1Diff-std, sc1Diff-min, sc1Diff-max, sc1Diff-minRatio, sc1Diff-maxRatio, sc2Diff-mean, sc2Diff-median, sc2Diff-std, sc2Diff-min, sc2Diff-max, sc2Diff-minRatio และ sc2Diff-maxRatio (รายละเอียดของคุณลักษณะต่างๆ สามารถดูได้จาก Augsburg Biosignal Toolbox) [34]

### 3.1.5 การจำแนก (Classification)

การจำแนกเป็นกระบวนการจำแนกอารมณ์โดยใช้คุณลักษณะที่ดึงออกมาจากสัญญาณต่างๆ เราจะเปรียบเทียบผลการจำแนกอารมณ์ที่ได้จากสัญญาณทางสรีรวิทยาชนิดต่างๆ ซึ่งได้แก่ คลื่นไฟฟ้าสมอง (EEG) คลื่นไฟฟ้าหัวใจ (ECG) และความนำไฟฟ้าของผิวหนัง (SC) รวมไปถึงเปรียบเทียบผลการจำแนกอารมณ์ที่ได้จากการรวมหลายรูปแบบในระดับต่างๆ ซึ่งได้แก่ ระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจ โดยพิจารณาทั้งในแง่ของอารมณ์เชิงบวกและอารมณ์ตื่นเต้น

เราเลือกใช้ตัวจำแนกอารมณ์ SVM โดยใช้เคอร์เนลแบบเรเดียลเบสิสฟังก์ชัน เพื่อคำนวณหาความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบขึ้นอยู่กับตัวบุคคล (Subject-Dependent) และแบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล (Subject-Independent) โดยแบบขึ้นอยู่กับตัวบุคคลสามารถแบ่งออกได้เป็นแบบขึ้นอยู่กับช่วงเวลา (Session-Dependent) และแบบไม่ขึ้นอยู่กับช่วงเวลา (Session-Independent)

- การจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับช่วงเวลา

เราได้ทำการทดลองหาค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ของผู้เข้าร่วมการทดลองคนหนึ่งทั้ง 10 ช่วงเวลา ซึ่งเปรียบเสมือนการจำลองการจำแนกอารมณ์ในลักษณะที่ข้อมูลฝึกและข้อมูลทดสอบอยู่คนละช่วงเวลากัน โดยใช้การตรวจสอบไขว้ (Cross-Validation) แบบ Leave-One-Session-Out โดยมีวิธีการดังนี้ คือ กำหนดให้ข้อมูลของช่วงเวลาหนึ่งเป็นชุดข้อมูลทดสอบ ส่วนข้อมูลของ 9 ช่วงเวลาที่เหลือ กำหนดให้เป็นชุดข้อมูลฝึก นำชุดข้อมูลฝึกมาทำการสร้างโมเดลการจำแนก แล้วนำชุดข้อมูลทดสอบมาจำแนกในโมเดลที่ได้เพื่อคำนวณหาค่าความแม่นยำ ทำในลักษณะเดียวกันนี้จนครบทั้ง 10 ช่วงเวลา ค่าความแม่นยำที่ได้ คือ ค่าความแม่นยำเฉลี่ยของทั้ง 10 ช่วงเวลา หลังจากนั้นจะทำการปรับค่าพารามิเตอร์ ( $C$ ,  $\gamma$ ) ไปเรื่อยๆ เพื่อหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด ที่ให้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยของทั้ง 10 ช่วงเวลา ที่ดีที่สุด โดยในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับวันที่ทดลองจะประกอบไปด้วยการทดลองย่อย ดังนี้ การใช้เฉพาะข้อมูลการกระตุ้นอารมณ์รอบแรก (First Trial) การเลือกคุณลักษณะ (Feature Selection) การรวมสองสัญญาณ (Bimodal Fusion) วินโดว์เวลา (Time Window) จำนวนช่วงเวลาที่ใช้เป็นข้อมูลฝึก (Number of Training Sessions) การกำหนดค่าขีดแบ่งอารมณ์ (Emotion Threshold)
- การจำแนกอารมณ์แบบขึ้นอยู่กับช่วงเวลา

เราได้ทำการทดลองหาค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ของแต่ละช่วงเวลาของผู้เข้าร่วมการทดลองคนหนึ่งซึ่งเข้าร่วมการทดลองจำนวน 10 ช่วงเวลา ซึ่งเปรียบเสมือนการจำลองการจำแนกอารมณ์ในลักษณะที่ข้อมูลฝึกและข้อมูลทดสอบอยู่ในช่วงเวลาเดียวกัน โดยใช้การตรวจสอบไขว้ (Cross-Validation) แบบ Leave-One-Trial-Out โดยมีวิธีการดังนี้ คือ กำหนดให้ข้อมูลของรอบหนึ่งเป็นชุดข้อมูลทดสอบ ส่วนข้อมูลของ 4 รอบที่เหลือ กำหนดให้เป็นชุดข้อมูลฝึก นำชุดข้อมูลฝึกมาทำการสร้างโมเดลการจำแนก แล้วนำชุดข้อมูลทดสอบมาจำแนกในโมเดลที่ได้เพื่อคำนวณหาค่าความแม่นยำ ทำในลักษณะเดียวกันนี้จนครบทั้ง 5 รอบ ค่าความแม่นยำที่ได้ คือ ค่าความแม่นยำเฉลี่ยของทั้ง 5 รอบ หลังจากนั้นจะทำการปรับค่าพารามิเตอร์ ( $C$ ,  $\gamma$ ) ไปเรื่อยๆ เพื่อหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด ที่ให้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยของทั้ง 5 รอบ ที่ดีที่สุด
- การจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล

เราได้ทำการทดลองหาค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ของผู้เข้าร่วมการทดลองทั้ง 20 คน ซึ่งเปรียบเสมือนการจำลองการจำแนกอารมณ์ในลักษณะที่ข้อมูลฝึกและข้อมูลทดสอบเป็นของคนละคนกัน โดยใช้การตรวจสอบไขว้ (Cross-Validation) แบบ



Leave-One-Subject-Out โดยมีวิธีการดังนี้ คือ กำหนดให้ข้อมูลของคนหนึ่งเป็นชุดข้อมูลทดสอบ ส่วนข้อมูลของ 19 คนที่เหลือ กำหนดให้เป็นชุดข้อมูลฝึก นำชุดข้อมูลฝึกมาทำการสร้างโมเดลการจำแนก แล้วนำชุดข้อมูลทดสอบมาจำแนกในโมเดลที่ได้เพื่อคำนวณหาค่าความแม่นยำ ทำในลักษณะเดียวกันนี้จนครบทั้ง 20 คน ค่าความแม่นยำที่ได้ คือ ค่าความแม่นยำเฉลี่ยของทั้ง 20 คน หลังจากนั้นจะทำการปรับค่าพารามิเตอร์ ( $C, \gamma$ ) ไปเรื่อยๆ เพื่อหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด ที่ให้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยของทั้ง 20 คน ที่ดีที่สุด โดยในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคลจะประกอบไปด้วยการทดลองย่อย ดังนี้ การใช้เฉพาะข้อมูลการกระตุ้นอารมณ์รอบแรก (First Trial) การเลือกคุณลักษณะ (Feature Selection) การรวมสองสัญญาณ (Bimodal Fusion) วินโดว์เวลา (Time Window) จำนวนคนที่ใช้เป็นข้อมูลฝึก (Number of Training Subjects) การกำหนดค่าขีดแบ่งอารมณ์ (Emotion Threshold)

■ การจำแนกอารมณ์แบบขึ้นอยู่กับตัวบุคคล

เราได้ทำการทดลองหาค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ของแต่ละคน ของผู้เข้าร่วมการทดลองทั้ง 20 คน ซึ่งเปรียบเสมือนการจำลองการจำแนกอารมณ์ในลักษณะที่ข้อมูลฝึกและข้อมูลทดสอบอยู่ในช่วงเวลาเดียวกัน โดยใช้การตรวจสอบไขว้ (Cross-Validation) แบบ Leave-One-Trial-Out โดยมีวิธีการดังนี้ คือ กำหนดให้ข้อมูลของรอบหนึ่งเป็นชุดข้อมูลทดสอบ ส่วนข้อมูลของ 4 รอบที่เหลือ กำหนดให้เป็นชุดข้อมูลฝึก นำชุดข้อมูลฝึกมาทำการสร้างโมเดลการจำแนก แล้วนำชุดข้อมูลทดสอบมาจำแนกในโมเดลที่ได้เพื่อคำนวณหาค่าความแม่นยำ ทำในลักษณะเดียวกันนี้จนครบทั้ง 5 รอบ ค่าความแม่นยำที่ได้ คือ ค่าความแม่นยำเฉลี่ยของทั้ง 5 รอบ หลังจากนั้นจะทำการปรับค่าพารามิเตอร์ ( $C, \gamma$ ) ไปเรื่อยๆ เพื่อหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด ที่ให้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยของทั้ง 5 รอบ ที่ดีที่สุด

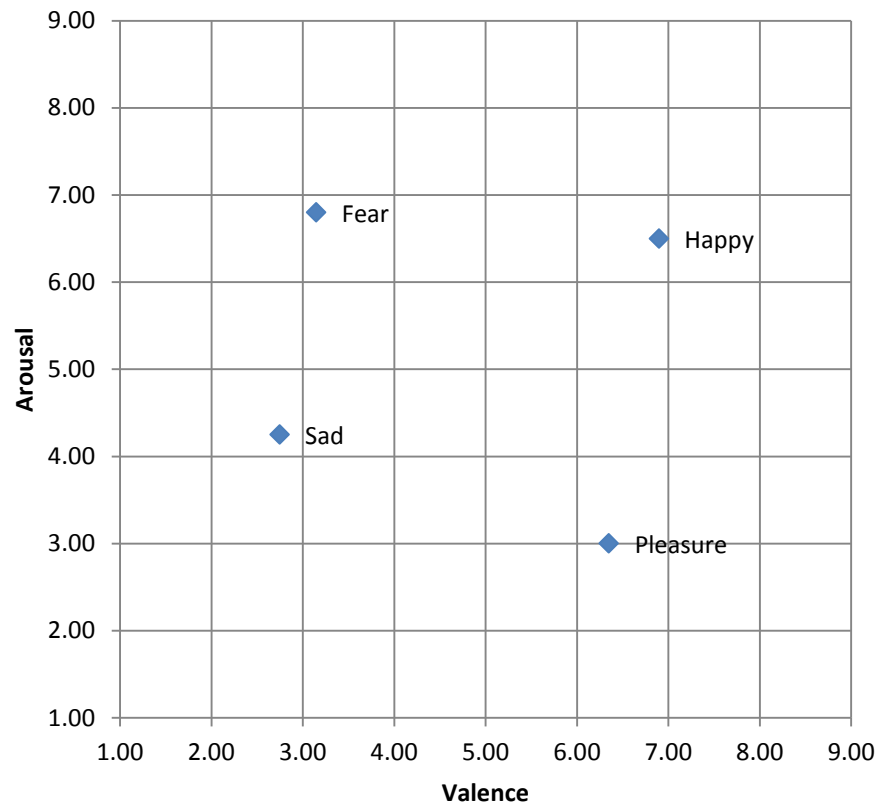
## บทที่ 4

### ผลการทดลองและการวิเคราะห์ผล

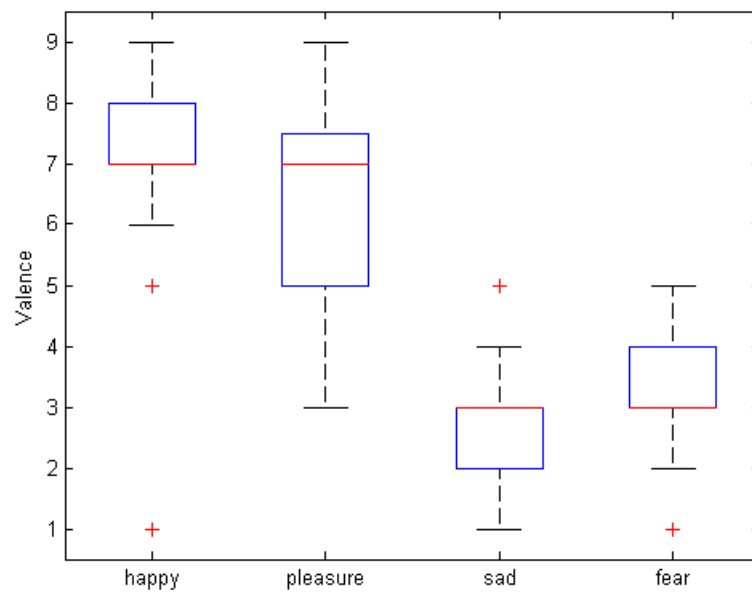
#### 4.1 ผลการทดลอง

##### 4.1.1 การกระตุ้นอารมณ์

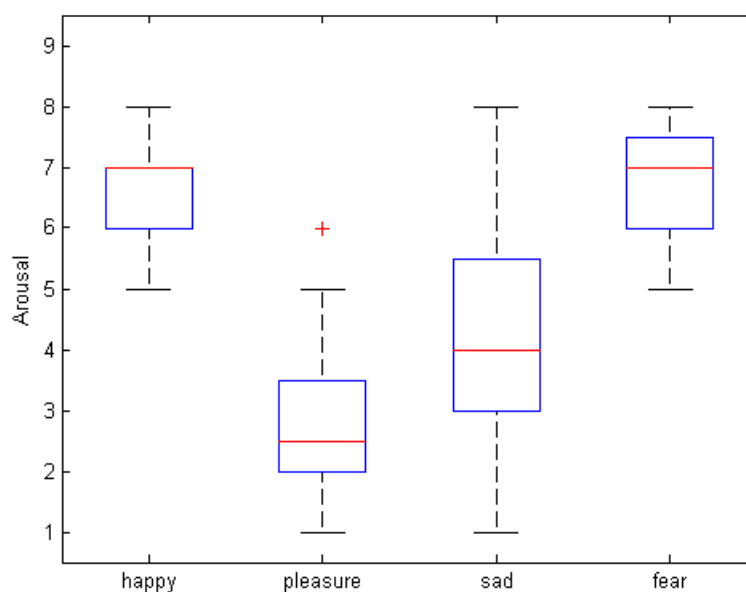
เพื่อทดสอบผลของการกระตุ้นอารมณ์ว่าสอดคล้องกับตัวกระตุ้นอารมณ์ที่กำหนดไว้หรือไม่ เราได้ให้ผู้เข้าร่วมการทดลองทั้ง 20 คน ทำแบบประเมินอารมณ์ด้วยตัวเอง โดยแบบประเมินนี้จะมีตัวเลือกระดับของอารมณ์เชิงบวกและอารมณ์ตื่นเต้นตั้งแต่ 1-9 ดังแสดงในรูปที่ 3 (1 คือ ระดับต่ำที่สุด 5 คือ ระดับปกติ และ 9 คือ ระดับสูงที่สุด) พบว่า ค่าเฉลี่ยของระดับอารมณ์เชิงบวกของอารมณ์ดีใจ พอใจ เสียใจ และกลัว ของผู้เข้าร่วมการทดลองทั้งหมด อยู่ที่ 6.90, 6.35, 2.75 และ 3.15 ตามลำดับ และ ค่าเฉลี่ยของระดับอารมณ์ตื่นเต้นของอารมณ์ดีใจ พอใจ เสียใจ และกลัว ของผู้เข้าร่วมการทดลองทั้งหมด อยู่ที่ 6.50, 3.00, 4.25 และ 6.80 ตามลำดับ ซึ่งสอดคล้องกับตัวกระตุ้นอารมณ์ที่กำหนดไว้ ดังแสดงในรูปที่ 17 เมื่อพิจารณาแบบประเมินอารมณ์ด้วยตัวเองของผู้เข้าร่วมการทดลองรายบุคคลพบว่าสอดคล้องกับตัวกระตุ้นอารมณ์จำนวน 13 คน ซึ่งประกอบไปด้วย ผู้ชาย 8 คน และ ผู้หญิง 5 คน และไม่สอดคล้องกับตัวกระตุ้นอารมณ์จำนวน 7 คน ซึ่งประกอบไปด้วย ผู้ชาย 2 คน และ ผู้หญิง 5 คน รายละเอียดของแผนภาพกล่องของอารมณ์เชิงบวกและอารมณ์ตื่นเต้นจากแบบประเมินอารมณ์ด้วยตัวเองของผู้เข้าร่วมการทดลองทั้ง 20 คน สามารถแสดงดังรูปที่ 18 และ รูปที่ 19 ตามลำดับ จะเห็นได้ว่าระดับของอารมณ์เชิงบวกและอารมณ์ตื่นเต้นจากแบบประเมินอารมณ์ด้วยตัวเอง ของอารมณ์ดีใจ พอใจ เสียใจ และกลัว มีค่าการกระจายที่แตกต่างกัน ซึ่งบ่งบอกถึงประสิทธิภาพของตัวกระตุ้นอารมณ์ที่ใช้ ค่าการกระจายที่มากแสดงให้เห็นว่าผลของการกระตุ้นอารมณ์มีความไม่แน่นอนสูง อันเป็นผลมาจากความแตกต่างของแต่ละบุคคล ที่แม้ว่าจะถูกกระตุ้นอารมณ์ด้วยตัวกระตุ้นตัวเดียวกัน แต่อารมณ์ที่เกิดขึ้นอาจจะแตกต่างกันก็ได้ (สำหรับบางอารมณ์จะเห็นได้ว่าแผนภาพกล่องมีลักษณะไม่เหมือนแผนภาพกล่องทั่วไป ซึ่งได้แก่ แผนภาพกล่องที่มีเฉพาะเส้นกลางและขอบล่างของกล่องเท่านั้น และ แผนภาพกล่องที่มีเฉพาะเส้นกลางและขอบบนของกล่องเท่านั้น การที่แผนภาพกล่องมีเฉพาะเส้นกลางและขอบล่างของกล่องก็เนื่องมาจากว่ามีฐานและควอร์ไทล์ที่ 1 ของข้อมูล เป็นค่าเดียวกัน และ การที่แผนภาพกล่องมีเฉพาะเส้นกลางและขอบบนของกล่องก็เนื่องมาจากว่ามีฐานของและควอร์ไทล์ที่ 3 ของข้อมูล เป็นค่าเดียวกัน)



รูปที่ 17 ค่าเฉลี่ยของอารมณ์เชิงบวกและอารมณ์ที่ตื่นเต้นจากแบบประเมินอารมณ์ด้วยตัวเอง



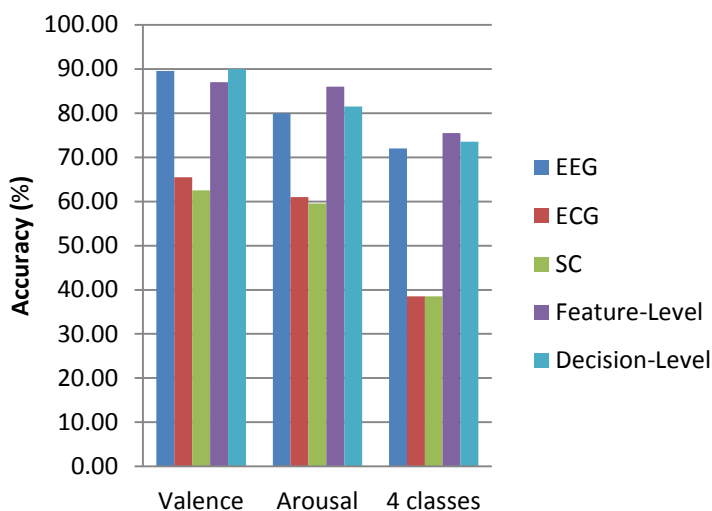
รูปที่ 18 แผนภาพกล่องของอารมณ์เชิงบวกจากแบบประเมินอารมณ์ด้วยตัวเอง



รูปที่ 19 แผนภาพกล่องของอารมณ์ที่เริ่มต้นจากแบบประเมินอารมณ์ด้วยตัวเอง

#### 4.1.2 การจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กักับช่วงเวลา (Session-Independent)

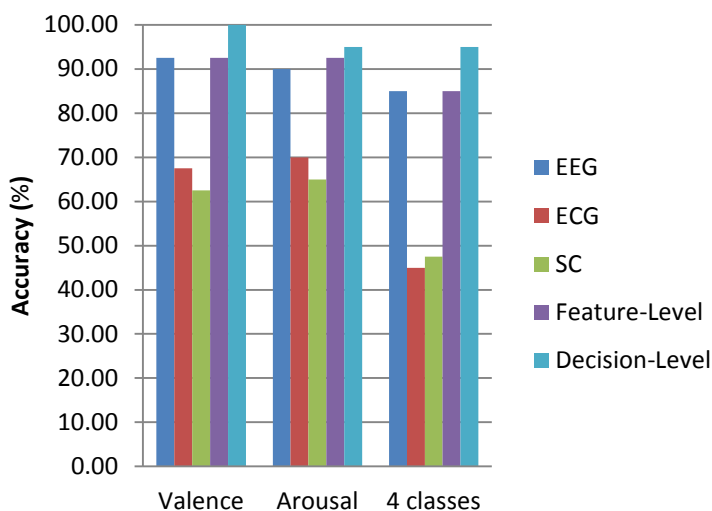
เพื่อทดสอบผลของการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กักับช่วงเวลา เราได้ทำการหาค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กักับช่วงเวลา โดยใช้การตรวจสอบไขว้แบบ Leave-One-Session-Out (รายละเอียดของวิธีการสามารถดูได้ในหัวข้อ 3.1.5) พบว่า ในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก สัญญาณ EEG, ECG และ SC ให้ค่าความแม่นยำที่ 89.50%, 65.50% และ 62.50% ตามลำดับ การรวมหลายสัญญาณในระดับระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจ ให้ค่าความแม่นยำที่ 87.00% และ 90.00% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์ที่เริ่มต้น สัญญาณ EEG, ECG และ SC ให้ค่าความแม่นยำที่ 80.00%, 61.00% และ 59.50% ตามลำดับ การรวมหลายสัญญาณในระดับระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจ ให้ค่าความแม่นยำที่ 86.00% และ 81.50% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ สัญญาณ EEG, ECG และ SC ให้ค่าความแม่นยำที่ 72.00%, 38.50% และ 38.50% ตามลำดับ การรวมหลายสัญญาณในระดับระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจ ให้ค่าความแม่นยำที่ 75.50% และ 73.50% ตามลำดับ ดังแสดงในรูปที่ 20 (รายละเอียดของ Confusion Matrix สามารถแสดงดังตารางที่ 10 ในภาคผนวก ก) จากผลการทดลองจะเห็นได้ว่า ในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก การรวมหลายสัญญาณในระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำสูงสุด ในการจำแนกอารมณ์ที่เริ่มต้น การรวมหลายสัญญาณในระดับคุณลักษณะให้ค่าความแม่นยำสูงสุด ในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ การรวมหลายสัญญาณในระดับคุณลักษณะให้ค่าความแม่นยำสูงสุด



รูปที่ 20 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กั้บช่วงเวลา

#### 4.1.2.1 การใช้ข้อมูลเฉพาะการกระตุ้นอารมณ์รอบแรก (First Trial)

เรามีสมมติฐานว่าการกระตุ้นอารมณ์ในรอบแรกน่าจะให้ผลการกระตุ้นอารมณ์ที่ชัดเจนมากกว่าการกระตุ้นอารมณ์ในรอบอื่นๆ เนื่องจากในการกระตุ้นอารมณ์รอบหลังๆ ผู้เข้าร่วมการทดลองอาจจะเกิดความรู้สึกคุ้นชินกับตัวกระตุ้นหรืออาจจะมีความรู้สึกเบื่อกับที่ต้องถูกกระตุ้นอารมณ์เดิมซ้ำๆ ทำให้อารมณ์ที่เกิดขึ้นอาจจะแตกต่างจากการกระตุ้นรอบแรก เพื่อทดสอบผลของการใช้ข้อมูลเฉพาะการกระตุ้นรอบแรก เราได้ทำการหาค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กั้บช่วงเวลา โดยใช้ข้อมูลเฉพาะการกระตุ้นรอบแรกของทุกๆช่วงเวลา ในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก บวก สัญญาณ EEG, ECG และ SC ให้ค่าความแม่นยำที่ 92.50%, 67.50% และ 62.50% ตามลำดับ การรวมหลายสัญญาณในระดับระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจ ให้ค่าความแม่นยำที่ 92.50% และ 100.00% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น สัญญาณ EEG, ECG และ SC ให้ค่าความแม่นยำที่ 90.00%, 70.00% และ 65.50% ตามลำดับ การรวมหลายสัญญาณในระดับระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจ ให้ค่าความแม่นยำที่ 92.50% และ 95.00% ในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ สัญญาณ EEG, ECG และ SC ให้ค่าความแม่นยำที่ 85.00%, 45.00% และ 47.50% ตามลำดับ การรวมหลายสัญญาณในระดับระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจ ให้ค่าความแม่นยำที่ 85.00% และ 95.00% ตามลำดับ ดังแสดงในรูปที่ 21 (รายละเอียดของ Confusion Matrix สามารถแสดงดังตารางที่ 11 ในภาคผนวก ก) จากผลการทดลองจะเห็นได้ว่า เมื่อใช้ข้อมูลเฉพาะการกระตุ้นอารมณ์รอบแรกแล้ว ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์จะมีค่าเพิ่มขึ้นเกือบทั้งหมด โดยค่าความแม่นยำที่ดีที่สุดในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก อารมณ์ตื่นเต้น และ 4 อารมณ์ มีค่าเพิ่มขึ้นประมาณ 10.00%, 9.00% และ 19.50% ตามลำดับ



รูปที่ 21 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กัช่วงเวลา เมื่อใช้ข้อมูลเฉพาะการกระตุ้นอารมณ์รอบแรก

#### 4.1.2.2 การเลือกคุณลักษณะ (Feature Selection)

เพื่อทดสอบความมีนัยสำคัญของคุณลักษณะต่างๆ เราได้ทำการหาค่านัยสำคัญของแต่ละคุณลักษณะ ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กัช่วงเวลา ด้วยวิธีการวิเคราะห์ความแปรปรวน (Analysis of Variance: ANOVA) พบว่า ในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก คุณลักษณะที่มีนัยสำคัญทางสถิติ ( $p < 0.05$ ) ประกอบไปด้วย คุณลักษณะจากสัญญาณ EEG จำนวน 54 ตัว สัญญาณ ECG จำนวน 7 ตัว และ สัญญาณ SC จำนวน 6 ตัว ในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น คุณลักษณะที่มีนัยสำคัญทางสถิติ ( $p < 0.05$ ) ประกอบไปด้วย คุณลักษณะจากสัญญาณ EEG จำนวน 41 ตัว สัญญาณ ECG จำนวน 6 ตัว และ สัญญาณ SC จำนวน 4 ตัว ดังแสดงในตารางที่ 4, ตารางที่ 5 และ ตารางที่ 6 ตามลำดับ (ช่องที่มี  $p < 0.05$  พื้นหลังจะเป็นสีแดง) โดยค่านัยสำคัญของคุณลักษณะจากสัญญาณ EEG สามารถแสดงในรูปแบบของภูมิลักษณะ (Topography) ดังแสดงในรูปที่ 22 เพื่อให้เห็นถึงแนวโน้มของค่ากลาง และค่าการกระจาย ของแต่ละคุณลักษณะ ในการจำแนกอารมณ์ดีใจ พอใจ เสียใจ และกลัว เราได้ทำการสร้างแผนภาพกล่องของคุณลักษณะต่างๆ ดังแสดงในรูปที่ 59-69 ในภาคผนวก ข (สำหรับบางคุณลักษณะจะเห็นได้ว่าแผนภาพกล่องมีลักษณะไม่เหมือนแผนภาพกล่องทั่วไป เช่น แผนภาพกล่องมีเฉพาะเส้นกลางของกล่องเท่านั้น เป็นต้น การที่แผนภาพกล่องมีเฉพาะเส้นกลางของกล่องก็เนื่องมาจากว่าค่าของข้อมูลทุกตัวเป็นค่าเดียวกันหมด)

ตารางที่ 4 ค่า p ของแต่ละคุณลักษณะของสัญญาณ EEG ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับวันที่

ทดลอง

| No. | Feature Name | p        |          |
|-----|--------------|----------|----------|
|     |              | Valence  | Arousal  |
| 1   | af3-delta    | 2.22E-16 | 1.66E-03 |
| 2   | af3-theta    | 7.36E-12 | 0.00E+00 |
| 3   | af3-alpha    | 6.19E-04 | 2.37E-03 |
| 4   | af3-beta     | 9.17E-12 | 2.67E-03 |
| 5   | af3-gamma    | 4.63E-14 | 1.82E-03 |
| 6   | af4-delta    | 3.04E-12 | 2.32E-02 |
| 7   | af4-theta    | 2.64E-14 | 0.00E+00 |
| 8   | af4-alpha    | 2.46E-02 | 2.88E-02 |
| 9   | af4-beta     | 7.99E-13 | 7.80E-02 |
| 10  | af4-gamma    | 1.26E-08 | 5.87E-02 |
| 11  | f3-delta     | 8.45E-01 | 3.41E-01 |
| 12  | f3-theta     | 1.61E-02 | 1.71E-05 |
| 13  | f3-alpha     | 2.11E-01 | 6.43E-01 |
| 14  | f3-beta      | 1.22E-15 | 4.18E-01 |
| 15  | f3-gamma     | 4.43E-14 | 1.43E-03 |
| 16  | f4-delta     | 2.59E-01 | 1.91E-01 |
| 17  | f4-theta     | 4.14E-02 | 2.64E-03 |
| 18  | f4-alpha     | 8.01E-01 | 6.11E-01 |
| 19  | f4-beta      | 1.21E-12 | 6.53E-01 |
| 20  | f4-gamma     | 1.57E-14 | 1.63E-03 |
| 21  | f7-delta     | 8.38E-06 | 3.60E-03 |
| 22  | f7-theta     | 2.59E-13 | 3.33E-16 |
| 23  | f7-alpha     | 4.17E-04 | 2.20E-02 |
| 24  | f7-beta      | 1.50E-11 | 2.54E-03 |
| 25  | f7-gamma     | 1.82E-08 | 3.78E-03 |
| 26  | f8-delta     | 3.49E-02 | 8.44E-01 |

| No. | Feature Name | p        |          |
|-----|--------------|----------|----------|
|     |              | Valence  | Arousal  |
| 27  | f8-theta     | 1.73E-07 | 2.54E-08 |
| 28  | f8-alpha     | 1.18E-01 | 5.75E-01 |
| 29  | f8-beta      | 5.10E-10 | 2.01E-01 |
| 30  | f8-gamma     | 3.54E-12 | 1.80E-03 |
| 31  | fc5-delta    | 2.74E-03 | 2.60E-01 |
| 32  | fc5-theta    | 9.84E-05 | 3.04E-06 |
| 33  | fc5-alpha    | 4.23E-02 | 5.41E-01 |
| 34  | fc5-beta     | 9.23E-10 | 5.62E-03 |
| 35  | fc5-gamma    | 7.83E-10 | 2.18E-03 |
| 36  | fc6-delta    | 1.85E-01 | 2.38E-02 |
| 37  | fc6-theta    | 1.84E-02 | 1.17E-03 |
| 38  | fc6-alpha    | 7.14E-01 | 4.61E-01 |
| 39  | fc6-beta     | 1.96E-09 | 7.21E-02 |
| 40  | fc6-gamma    | 6.51E-08 | 2.81E-03 |
| 41  | t7-delta     | 4.39E-01 | 3.80E-01 |
| 42  | t7-theta     | 6.79E-02 | 9.84E-02 |
| 43  | t7-alpha     | 6.79E-03 | 5.45E-02 |
| 44  | t7-beta      | 1.66E-08 | 1.05E-04 |
| 45  | t7-gamma     | 2.99E-10 | 3.19E-05 |
| 46  | t8-delta     | 5.82E-01 | 7.92E-03 |
| 47  | t8-theta     | 1.86E-03 | 4.68E-02 |
| 48  | t8-alpha     | 1.01E-03 | 7.46E-02 |
| 49  | t8-beta      | 3.67E-11 | 3.49E-03 |
| 50  | t8-gamma     | 6.29E-08 | 1.10E-04 |
| 51  | p7-delta     | 9.64E-01 | 2.92E-01 |
| 52  | p7-theta     | 1.31E-02 | 9.19E-04 |
| 53  | p7-alpha     | 4.68E-06 | 2.03E-01 |
| 54  | p7-beta      | 2.33E-15 | 4.87E-05 |



| No. | Feature Name | p        |          |
|-----|--------------|----------|----------|
|     |              | Valence  | Arousal  |
| 55  | p7-gamma     | 1.11E-16 | 6.85E-04 |
| 56  | p8-delta     | 4.70E-01 | 1.32E-01 |
| 57  | p8-theta     | 2.83E-01 | 2.57E-02 |
| 58  | p8-alpha     | 6.93E-02 | 5.22E-01 |
| 59  | p8-beta      | 7.92E-14 | 2.22E-02 |
| 60  | p8-gamma     | 3.10E-10 | 2.29E-05 |
| 61  | o1-delta     | 3.93E-02 | 2.36E-01 |
| 62  | o1-theta     | 2.66E-04 | 3.90E-02 |
| 63  | o1-alpha     | 1.60E-11 | 7.46E-03 |
| 64  | o1-beta      | 0.00E+00 | 8.28E-01 |
| 65  | o1-gamma     | 0.00E+00 | 7.51E-02 |
| 66  | o2-delta     | 3.91E-01 | 4.94E-01 |
| 67  | o2-theta     | 7.52E-01 | 5.21E-01 |
| 68  | o2-alpha     | 3.31E-07 | 4.31E-06 |
| 69  | o2-beta      | 0.00E+00 | 7.85E-03 |
| 70  | o2-gamma     | 0.00E+00 | 7.27E-02 |

ตารางที่ 5 ค่า p ของแต่ละคุณลักษณะของสัญญาณ ECG ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับวันที่

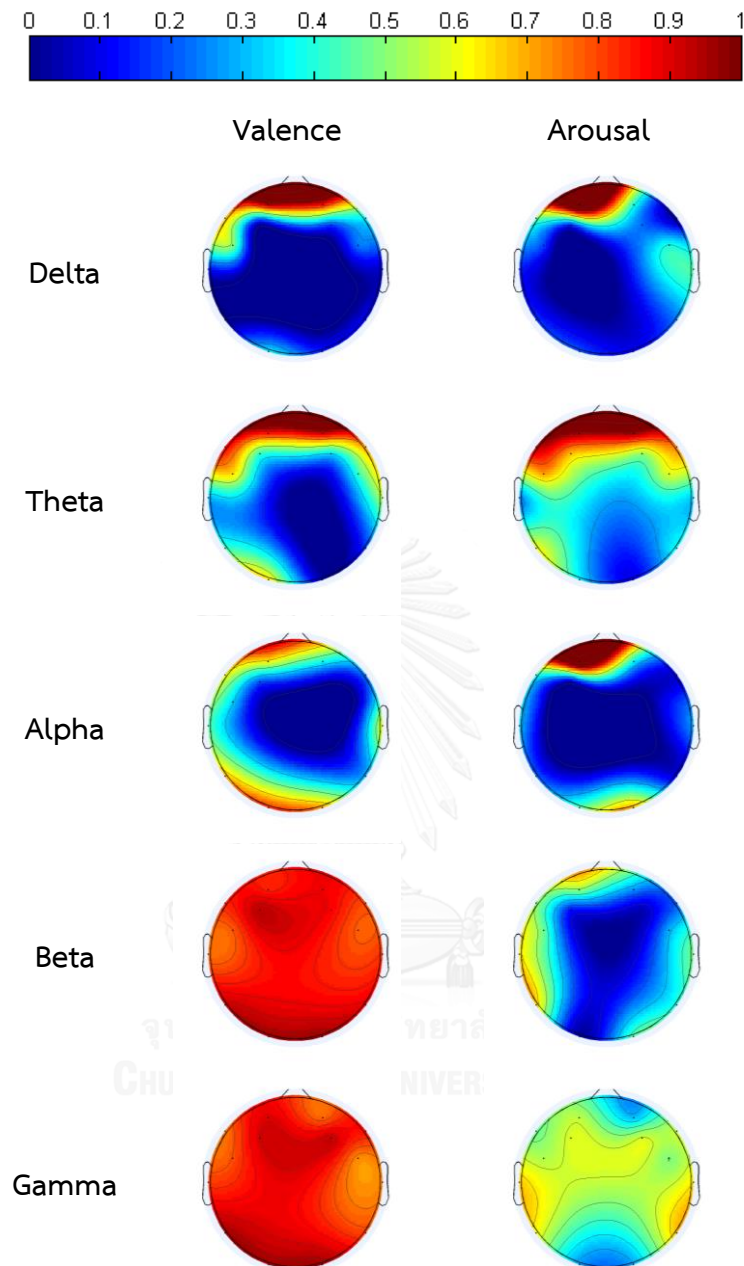
ทดลอง

| No. | Feature Name       | p        |          |
|-----|--------------------|----------|----------|
|     |                    | Valence  | Arousal  |
| 1   | ecgHrv-mean        | 9.13E-01 | 1.50E-03 |
| 2   | ecgHrv-median      | 7.59E-01 | 1.38E-02 |
| 3   | ecgHrv-std         | 1.21E-09 | 9.77E-03 |
| 4   | ecgHrv-min         | 3.16E-02 | 8.25E-01 |
| 5   | ecgHrv-max         | 3.65E-03 | 2.37E-05 |
| 6   | ecgHrv-range       | 2.13E-05 | 4.26E-03 |
| 7   | ecgHrv-pNN50       | 4.06E-02 | 5.14E-01 |
| 8   | ecgHrvDistr-mean   | 5.06E-01 | 7.28E-04 |
| 9   | ecgHrvDistr-median | 1.29E-03 | 5.02E-01 |
| 10  | ecgHrvDistr-std    | 3.46E-03 | 3.54E-01 |
| 11  | ecgHrvDistr-min    | 1.00E+00 | 1.00E+00 |
| 12  | ecgHrvDistr-max    | 5.92E-02 | 6.29E-01 |
| 13  | ecgHrvDistr-range  | 5.92E-02 | 6.29E-01 |
| 14  | ecgHrvDistr-triind | 5.00E-02 | 8.48E-01 |
| 15  | ecgHrv-specRange1  | 7.95E-01 | 3.15E-01 |
| 16  | ecgHrv-specRange2  | 1.00E+00 | 1.00E+00 |
| 17  | ecgHrv-specRange3  | 1.00E+00 | 1.00E+00 |
| 18  | ecgHrv-specRange4  | 1.00E+00 | 1.00E+00 |

ตารางที่ 6 ค่า p ของแต่ละคุณลักษณะของสัญญาณ SC ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับวันที่

ทดลอง

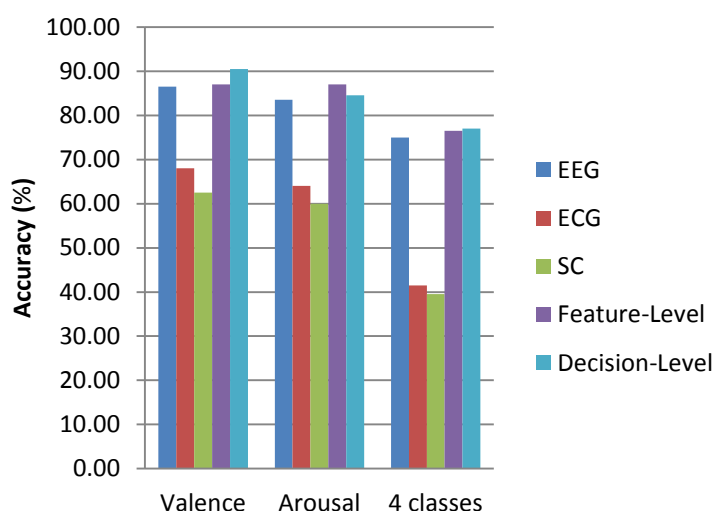
| No. | Feature Name     | p        |          |
|-----|------------------|----------|----------|
|     |                  | Valence  | Arousal  |
| 1   | sc-mean          | 5.51E-04 | 7.41E-01 |
| 2   | sc-median        | 3.09E-02 | 7.50E-01 |
| 3   | sc-std           | 3.98E-03 | 8.34E-01 |
| 4   | sc-min           | 5.39E-01 | 7.52E-01 |
| 5   | sc-max           | 3.68E-03 | 6.13E-01 |
| 6   | sc-minRatio      | 6.52E-01 | 9.59E-02 |
| 7   | sc-maxRatio      | 8.43E-01 | 1.64E-01 |
| 8   | sc1Diff-mean     | 1.18E-01 | 4.55E-02 |
| 9   | sc1Diff-median   | 2.18E-02 | 1.75E-01 |
| 10  | sc1Diff-std      | 1.65E-01 | 5.85E-01 |
| 11  | sc1Diff-min      | 3.29E-01 | 7.15E-01 |
| 12  | sc1Diff-max      | 1.59E-02 | 4.70E-01 |
| 13  | sc1Diff-minRatio | 9.84E-02 | 1.71E-01 |
| 14  | sc1Diff-maxRatio | 6.90E-02 | 1.40E-01 |
| 15  | sc2Diff-mean     | 1.14E-01 | 1.32E-02 |
| 16  | sc2Diff-median   | 7.24E-02 | 3.49E-03 |
| 17  | sc2Diff-std      | 3.21E-01 | 5.18E-01 |
| 18  | sc2Diff-min      | 2.64E-01 | 4.27E-01 |
| 19  | sc2Diff-max      | 1.41E-01 | 7.05E-02 |
| 20  | sc2Diff-minRatio | 6.75E-01 | 5.41E-03 |
| 21  | sc2Diff-maxRatio | 6.83E-01 | 5.41E-03 |



รูปที่ 22 ภูมิลักษณะจากค่านัยสำคัญของแต่ละคุณลักษณะของสัญญาณ EEG ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กัช่วงเวลา (0 คือ มีนัยสำคัญต่ำที่สุด และ 1 คือ มีนัยสำคัญสูงที่สุด)

เพื่อทดสอบผลของการใช้เฉพาะคุณลักษณะที่มีนัยสำคัญ เราได้ทำการหาค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กัช่วงเวลา เมื่อใช้เฉพาะคุณลักษณะที่มีนัยสำคัญ ในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก สัญญาณ EEG, ECG และ SC ให้ค่าความแม่นยำที่ 86.50%, 68.00% และ 62.50% ตามลำดับ การรวมหลายสัญญาณในระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจ ให้ค่าความ

แม่นยำที่ 87.00% และ 90.50% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น สัญญาณ EEG, ECG และ SC ให้ค่าความแม่นยำที่ 83.50%, 64.00% และ 60.00% ตามลำดับ การรวมหลายสัญญาณในระดับระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจ ให้ค่าความแม่นยำที่ 87.00% และ 84.50% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ สัญญาณ EEG, ECG และ SC ให้ค่าความแม่นยำที่ 75.00%, 41.50% และ 39.50% ตามลำดับ การรวมหลายสัญญาณในระดับระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจ ให้ค่าความแม่นยำที่ 76.50% และ 77.00% ตามลำดับ ดังแสดงในรูปที่ 23 (รายละเอียดของ Confusion Matrix สามารถแสดงดังตารางที่ 12 ในภาคผนวก ก) จากผลการทดลองจะเห็นได้ว่าเมื่อใช้เฉพาะคุณลักษณะที่มีนัยสำคัญแล้ว ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ที่ดีที่สุดมีค่าลดลงจากการใช้คุณลักษณะทั้งหมดเล็กน้อย โดยค่าความแม่นยำที่ดีที่สุดในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก อารมณ์ตื่นเต้น และ 4 อารมณ์ มีค่าลดลงประมาณ 0.50%, 1.00% และ 1.50% ตามลำดับ



รูปที่ 23 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กัช่วงเวลา เมื่อใช้เฉพาะคุณลักษณะที่มีนัยสำคัญ

#### 4.1.2.3 การรวมสองสัญญาณ (Bimodal Fusion)

การใช้หลายสัญญาณร่วมกันเพื่อจำแนกอารมณ์ แม้ว่าอาจจะช่วยทำให้ผลการจำแนกอารมณ์ดีขึ้นได้ แต่ในทางปฏิบัติการใช้จำนวนสัญญาณที่มากเกินไปย่อมส่งผลกระทบต่อความสะดวกในการติดตั้งอุปกรณ์และเวลาที่ใช้ในการประมวลผล เราจึงได้ทดสอบผลของการใช้สัญญาณร่วมกันเพียง 2 สัญญาณ ซึ่งได้แก่ EEG คู่กับ ECG, EEG คู่กับ SC และ ECG คู่กับ SC วินโดว์เวลาที่ใช้ คือ 30 วินาที

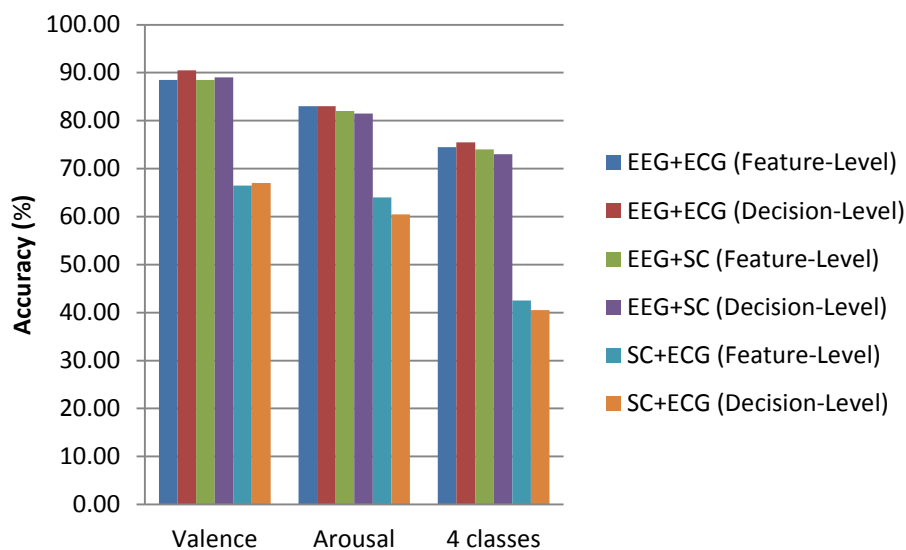
เราได้ทำการหาค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กัช่วงเวลา โดยการใช้การรวมสัญญาณ EEG และ ECG ในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก การรวมสัญญาณ EEG และ ECG ใน

ระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำที่ 88.50% และ 90.50% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น บวก การรวมสัญญาณ EEG และ ECG ในระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำที่ 83.50% และ 83.00% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ บวก การรวมสัญญาณ EEG และ ECG ในระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำที่ 74.50% และ 75.50% ตามลำดับ ดังแสดงในรูปที่ 24

เราได้ทำการหาค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับช่วงเวลา โดยใช้การรวมสัญญาณ EEG และ SC ในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก การรวมสัญญาณ EEG และ SC ในระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำที่ 88.50% และ 89.50% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น การรวมสัญญาณ EEG และ SC ในระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำที่ 82.00% และ 81.50% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ การรวมสัญญาณ EEG และ SC ในระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำที่ 74.00% และ 73.00% ตามลำดับ ดังแสดงในรูปที่ 24

เราได้ทำการหาค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับช่วงเวลา โดยใช้การรวมสัญญาณ ECG และ SC ในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก การรวมสัญญาณ ECG และ SC ในระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำที่ 66.50% และ 67.00% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น การรวมสัญญาณ ECG และ SC ในระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำที่ 64.00% และ 60.50% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ การรวมสัญญาณ ECG และ SC ในระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำที่ 42.50% และ 40.50% ตามลำดับ ดังแสดงในรูปที่ 24

จากผลการทดลองจะเห็นได้ว่า เมื่อเปรียบเทียบกับการรวมสองสัญญาณแบบอื่นๆ ในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก การรวมสัญญาณ EEG และ ECG ในระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำสูงสุด ในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น การรวมสัญญาณ EEG และ ECG ในระดับคุณลักษณะให้ค่าความแม่นยำสูงสุด ในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ การรวมสัญญาณ EEG และ ECG ในระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำสูงสุด

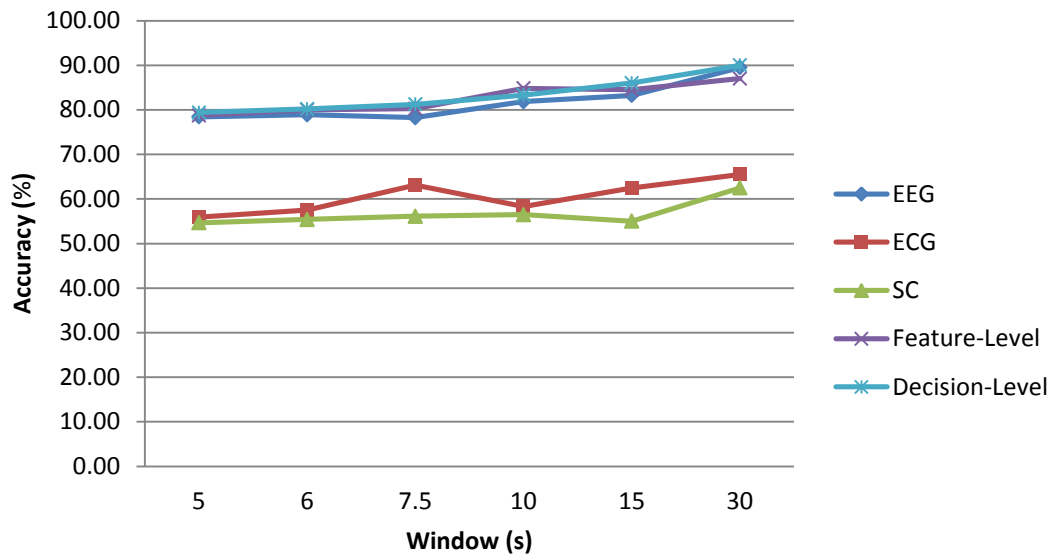


รูปที่ 24 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับช่วงเวลา เมื่อใช้การรวมสองสัญญาณ  
แบบต่างๆ

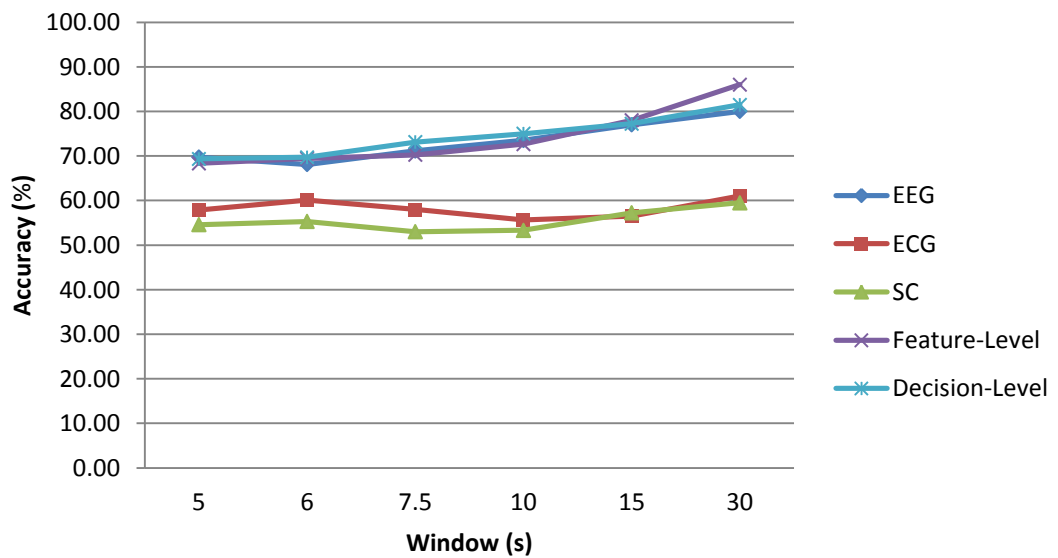
เมื่อเปรียบเทียบการใช้สัญญาณเดียว การรวมสองสัญญาณ และการรวมสามสัญญาณ จะเห็นว่า ในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก การรวมสัญญาณ EEG และ ECG ในระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำสูงสุด ที่ 90.50% ในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น การรวมสามสัญญาณ ในระดับการคุณลักษณะให้ค่าความแม่นยำสูงสุด ที่ 86.00% ในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ การรวมสัญญาณ EEG และ ECG ในระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำสูงสุดที่ 75.50%

#### 4.1.2.4 วินโดว์เวลา (Time Window)

เพื่อทดสอบผลของวินโดว์เวลา เราได้ทำการหาค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับช่วงเวลา เมื่อใช้วินโดว์เวลาเป็น 5, 6, 7.5, 10, 15 และ 30 วินาที พบว่า ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก อารมณ์ตื่นเต้น และ 4 อารมณ์ มีการเปลี่ยนแปลง ดังแสดงในรูปที่ 25, รูปที่ 26 และ รูปที่ 27 ตามลำดับ จากผลการทดลองจะเห็นว่า เมื่อใช้วินโดว์เวลาที่เพิ่มขึ้นแล้ว ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ก็มีแนวโน้มที่จะเพิ่มขึ้นด้วย

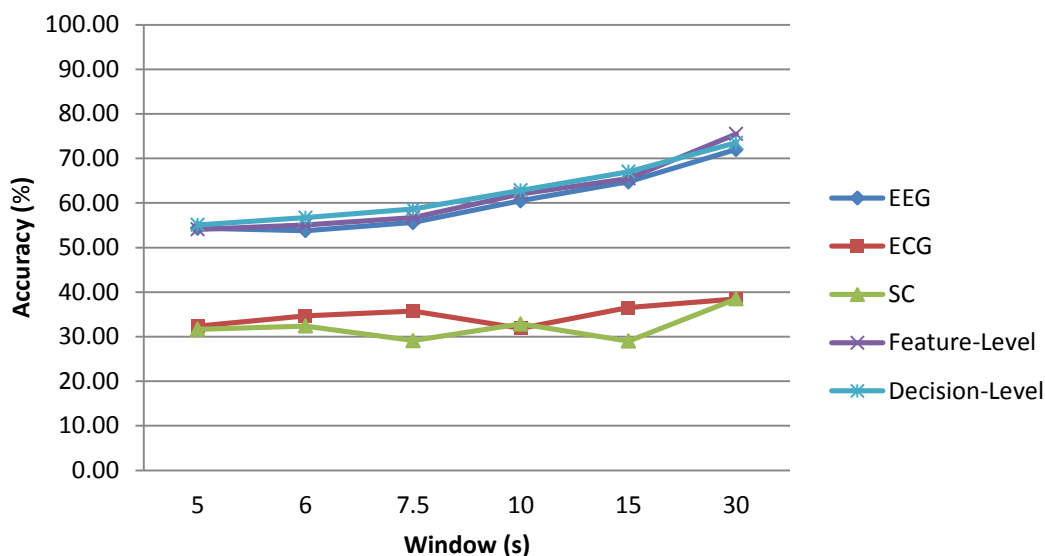


รูปที่ 25 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก แบบไม่ขึ้นอยู่กั  
ช่วงเวลา เมื่อใช้วินโดว์เวลาต่างๆกัน



รูปที่ 26 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น แบบไม่ขึ้นอยู่กั  
ช่วงเวลา เมื่อใช้วินโดว์เวลาต่างๆกัน

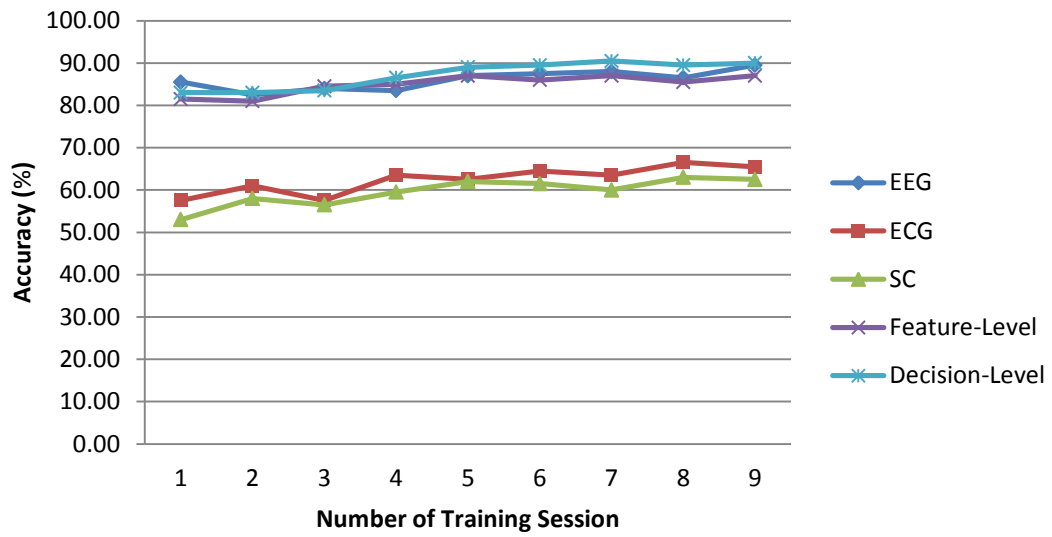




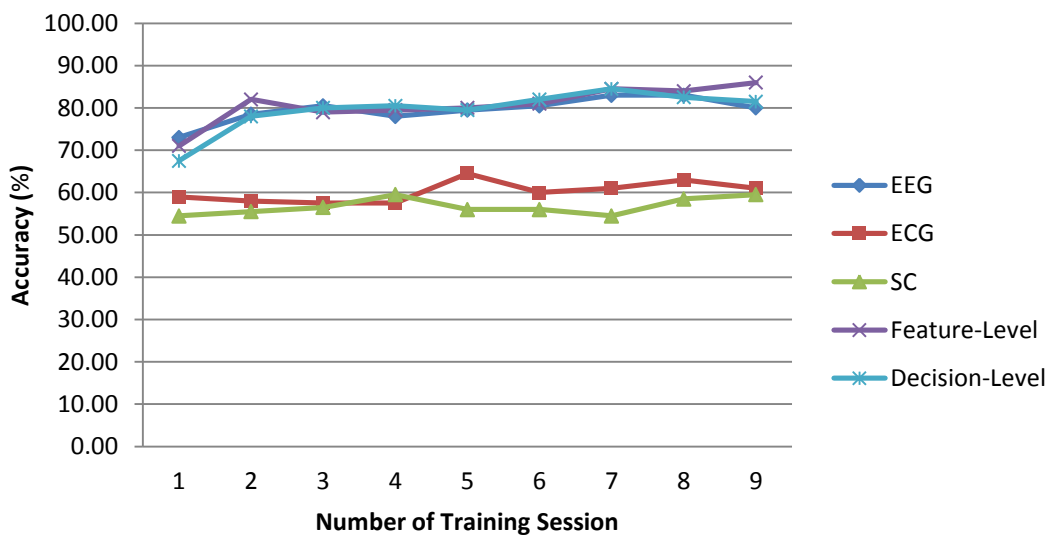
รูปที่ 27 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ แบบไม่ขึ้นอยู่กั  
ช่วงเวลา เมื่อใช้วินโดว์เวลาต่างๆกัน

#### 4.1.2.5 จำนวนช่วงเวลาที่ใช้เป็นข้อมูลฝึก (Number of Training Sessions)

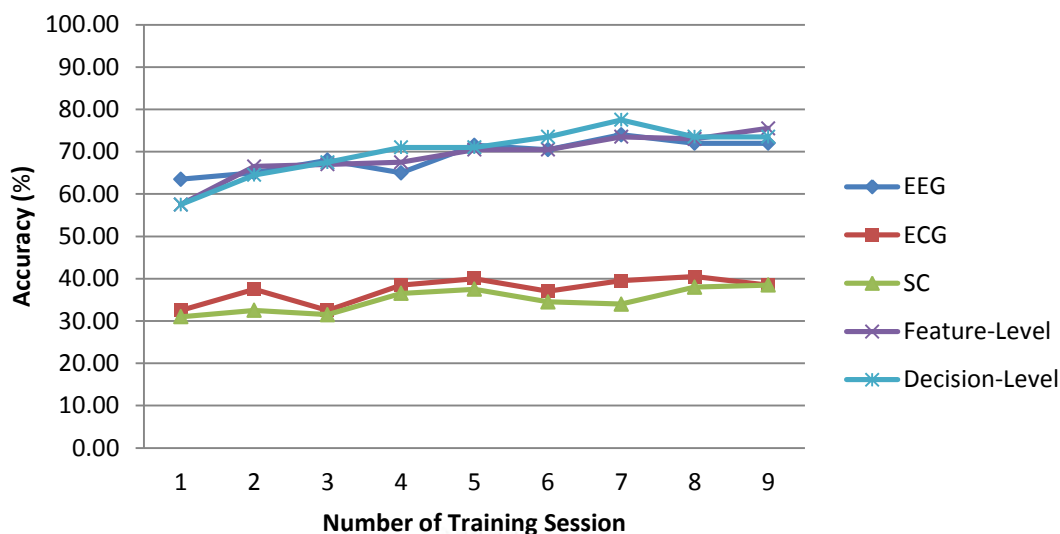
เพื่อทดสอบผลของจำนวนช่วงเวลาที่ใช้เป็นข้อมูลฝึก เราได้ทำการหาค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กัช่วงเวลา เมื่อใช้ข้อมูลฝึกตั้งแต่ 1 ช่วงเวลา ไปจนถึง 9 ช่วงเวลา โดยมีวิธีการดังนี้ คือ กำหนดให้ข้อมูลของช่วงเวลาหนึ่งเป็นชุดข้อมูลทดสอบ ส่วนข้อมูลของ 9 ช่วงเวลาที่เหลือ จะถูกสุ่มมาตั้งแต่ 1 ช่วงเวลา ไปจนถึง 9 ช่วงเวลา และถูกกำหนดให้เป็นชุดข้อมูลฝึก นำชุดข้อมูลฝึกมาทำการสร้างโมเดลการจำแนก แล้วนำชุดข้อมูลทดสอบมาจำแนกในโมเดลที่ได้เพื่อคำนวณหาค่าความแม่นยำ ทำในลักษณะเดียวกันนี้จนครบทั้ง 10 ช่วงเวลา พบว่าค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก อารมณ์ตื่นเต้น และ 4 อารมณ์ มีการเปลี่ยนแปลงดังแสดงในรูปที่ 28, รูปที่ 29 และ รูปที่ 30 ตามลำดับ จากผลการทดลองจะเห็นได้ว่า เมื่อใช้ข้อมูลฝึกเพิ่มขึ้นแล้ว ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ก็มีแนวโน้มที่จะเพิ่มขึ้นด้วย



รูปที่ 28 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก แบบไม่ขึ้นอยู่กั  
ช่วงเวลา เมื่อใช้ข้อมูลฝึกตั้งแต่ 1 ช่วงเวลา ถึง 9 ช่วงเวลา



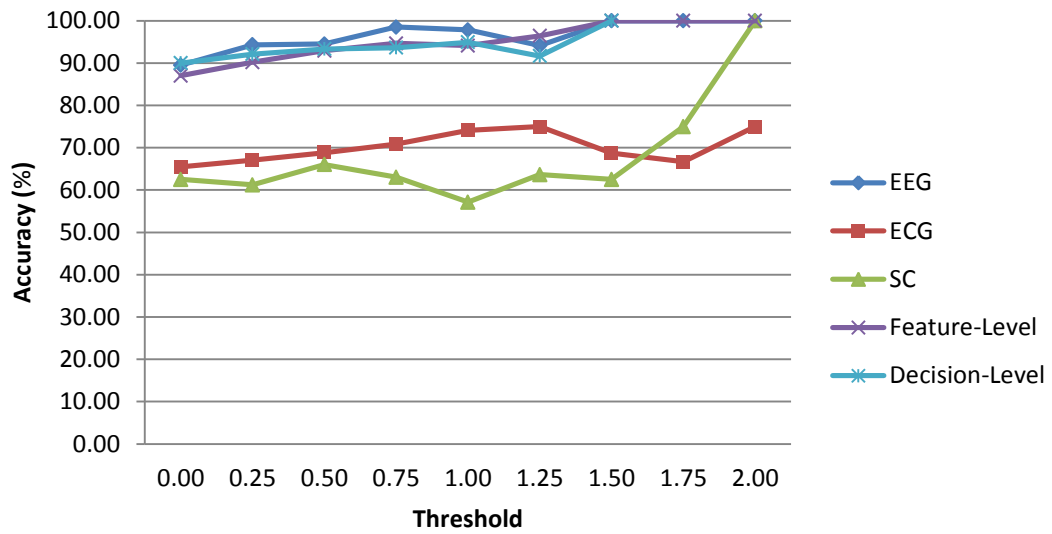
รูปที่ 29 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น แบบไม่ขึ้นอยู่กั  
ช่วงเวลา เมื่อใช้ข้อมูลฝึกตั้งแต่ 1 ช่วงเวลา ถึง 9 ช่วงเวลา



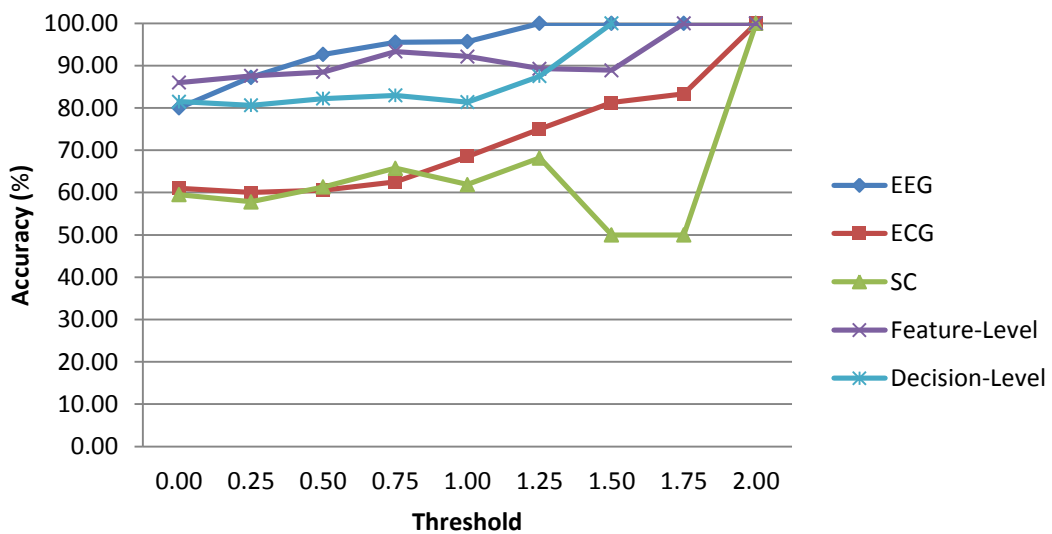
รูปที่ 30 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ แบบไม่ขึ้นอยู่กั  
ช่วงเวลา เมื่อใช้ข้อมูลฝึกตั้งแต่ 1 ช่วงเวลา ถึง 9 ช่วงเวลา

#### 4.1.2.6 การกำหนดค่าขีดแบ่งอารมณ์ (Emotion Threshold)

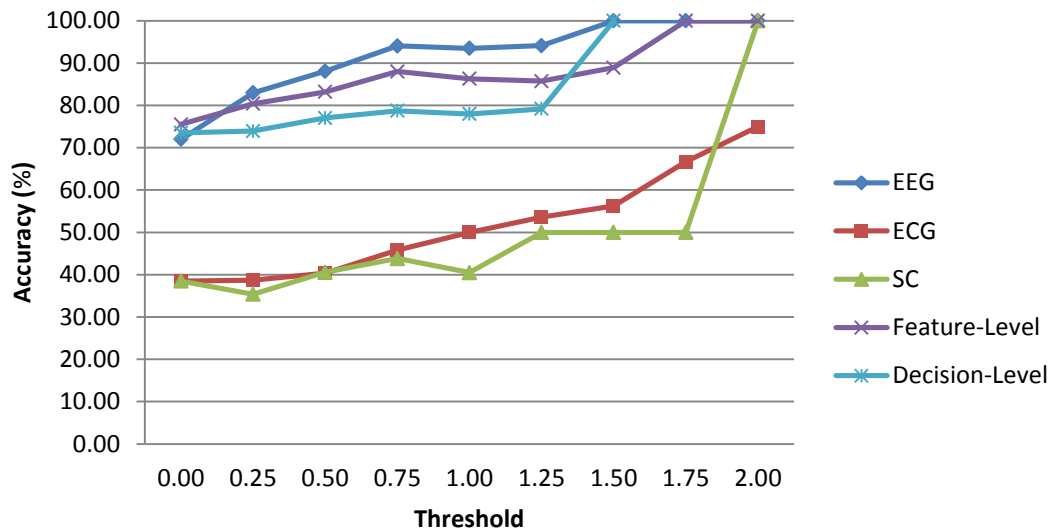
เราได้กำหนดค่าขีดแบ่งอารมณ์ เพื่อช่วยให้ผลการจำแนกอารมณ์มีความต่อเนื่องมากยิ่งขึ้น คือ ไม่เปลี่ยนแปลงจากอารมณ์หนึ่งไปอีกรอารมณ์หนึ่งแบบทันทีทันใดหรือเปลี่ยนแปลงบ่อยครั้งใน ช่วงเวลาสั้นๆ โดยถ้าการจำแนกอารมณ์ของตัวอย่าง (Sample) หนึ่ง มีขนาดของค่าการตัดสินใจที่ถูก ทำให้เป็นค่าบรรทัดฐานของอารมณ์เชิงบวกหรืออารมณ์ตื่นเต้นน้อยกว่าค่าขีดแบ่งอารมณ์ เราจะ ให้ผลการจำแนกอารมณ์ของตัวอย่งนั้นเป็นอารมณ์ปกติ (Neutral) เพื่อทดสอบผลของการ กำหนดค่าขีดแบ่งอารมณ์ เราได้ทำการหาค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กั ช่วงเวลา เมื่อใช้ค่าขีดแบ่งอารมณ์เป็น 0, 0.25, 0.5, 0.75, 1, 1.25, 1.5, 1.75 และ 2 โดยค่าความ แม่นยำจะพิจารณาจากตัวอย่างที่มีขนาดของค่าการตัดสินใจที่ถูกทำให้เป็นค่าบรรทัดฐานของอารมณ์ เชิงบวกและอารมณ์ตื่นเต้นมากกว่าค่าขีดแบ่งอารมณ์เท่านั้น พบว่าค่าความแม่นยำในการจำแนก อารมณ์เชิงบวก อารมณ์ตื่นเต้น และ 4 อารมณ์ มีการเปลี่ยนแปลงดังแสดงในรูปที่ 30, รูปที่ 31 และ รูปที่ 32 ตามลำดับ และ จำนวนตัวอย่างที่ใช้ในการพิจารณามีการเปลี่ยนแปลงดังแสดงในรูปที่ 33 จากผลการทดลองจะเห็นได้ว่า เมื่อใช้ค่าขีดแบ่งอารมณ์ที่เพิ่มขึ้นแล้ว ค่าความแม่นยำในการจำแนก อารมณ์ก็มีแนวโน้มที่จะเพิ่มขึ้นด้วย แต่เมื่อเพิ่มค่าขีดแบ่งอารมณ์จนถึงจุดหนึ่งพบว่าค่าความแม่นยำ ในการจำแนกอารมณ์มีแนวโน้มที่ไม่แน่นอน



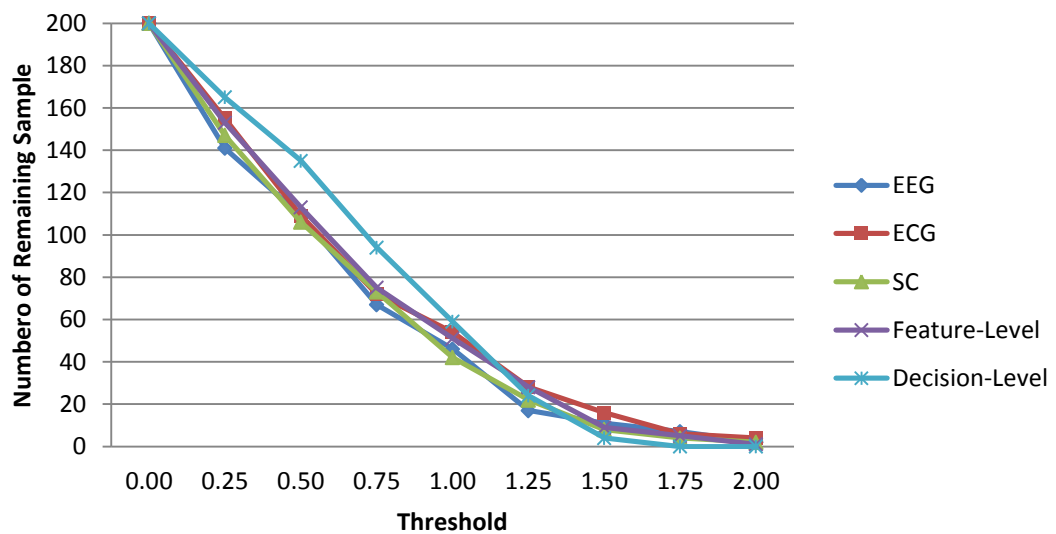
รูปที่ 31 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก แบบไม่ขึ้นอยู่กั  
ช่วงเวลา เมื่อใช้ค่าขีดแบ่งอารมณ์ต่างๆกัน



รูปที่ 32 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น แบบไม่ขึ้นอยู่กัช่วงเวลา  
เมื่อใช้ค่าขีดแบ่งอารมณ์ต่างๆกัน



รูปที่ 33 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ แบบไม่ขึ้นอยู่กับช่วงเวลา เมื่อใช้ค่าขีดแบ่งอารมณ์ต่างๆกัน

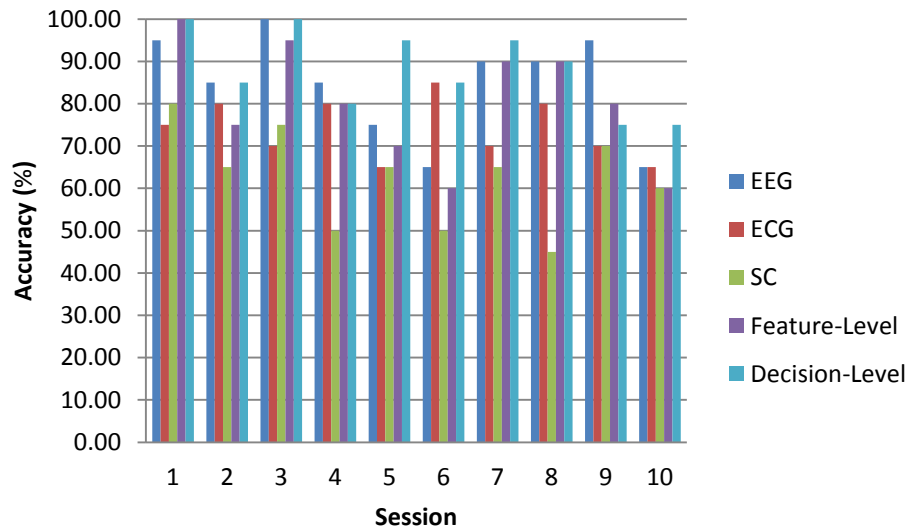


รูปที่ 34 การเปลี่ยนแปลงของจำนวนตัวอย่างที่เหลือ ในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ แบบไม่ขึ้นอยู่กับช่วงเวลา เมื่อใช้ค่าขีดแบ่งอารมณ์ต่างๆกัน

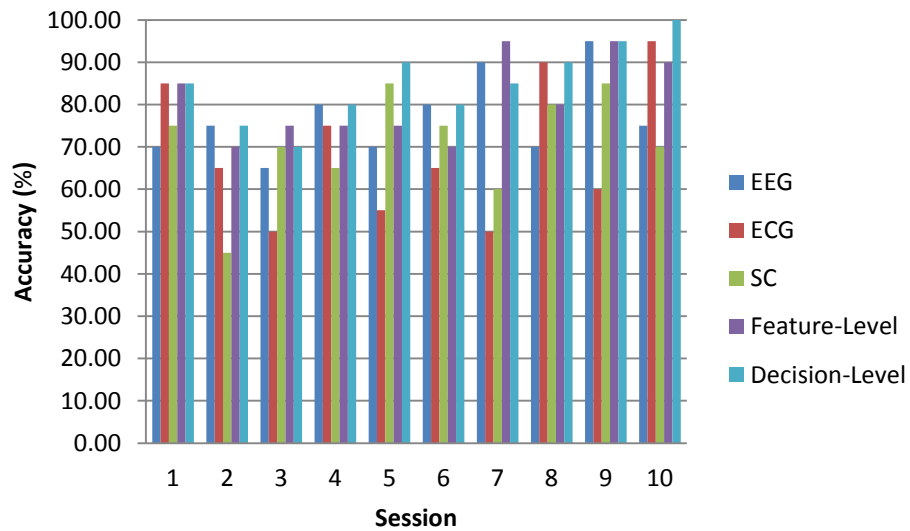
#### 4.1.3 การจำแนกอารมณ์แบบขึ้นอยู่กับช่วงเวลา (Session-Dependent)

เพื่อทดสอบผลของการจำแนกอารมณ์แบบขึ้นอยู่กับช่วงเวลา เราได้ทำการหาค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบขึ้นอยู่กับช่วงเวลา โดยใช้การตรวจสอบไขว้แบบ Leave-One-Trial-Out (รายละเอียดของวิธีการสามารถดูได้ในหัวข้อ 3.1.5) โดยใช้สัญญาณ EEG, ECG และ SC

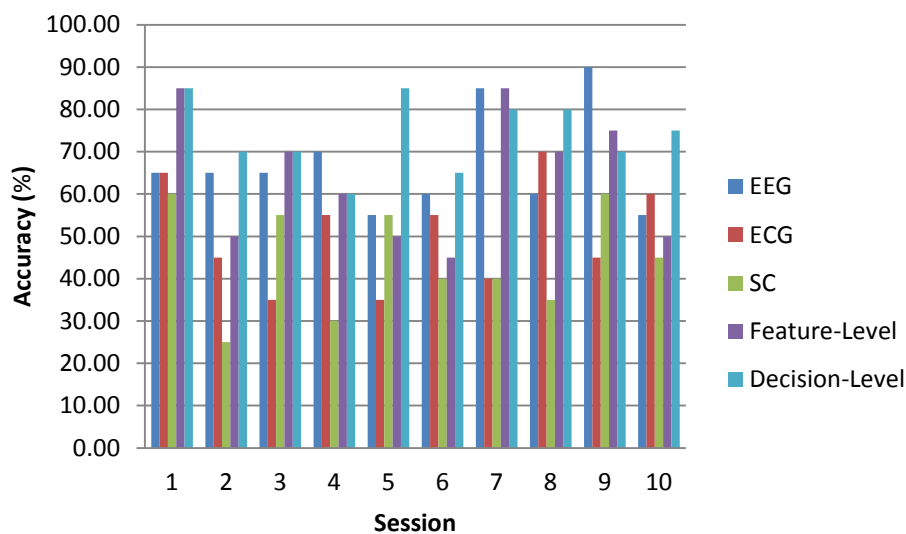
การรวมหลายสัญญาณในระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจ พบว่าค่าความแม่นยำของแต่ละช่วงเวลา ในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก อารมณ์ตื่นเต้น และ 4 อารมณ์ แสดงได้ดังในรูปที่ 35, รูปที่ 36 และ รูปที่ 37 ตามลำดับ



รูปที่ 35 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์เชิงบวกของแต่ละช่วงเวลา

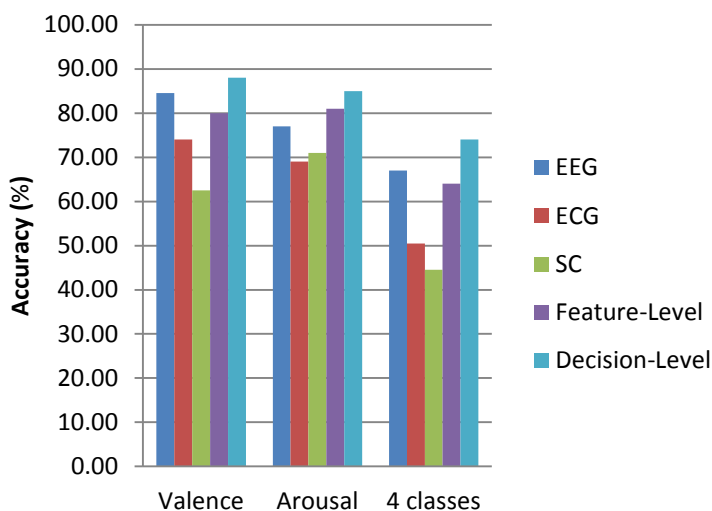


รูปที่ 36 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้นของแต่ละช่วงเวลา



รูปที่ 37 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ ของแต่ละช่วงเวลา

ในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก สัญญาณ EEG, ECG และ SC ให้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยที่ 84.50%, 74.00% และ 62.50% ตามลำดับ การรวมหลายสัญญาณในระดับระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจ ให้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยที่ 80.00% และ 88.00% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น สัญญาณ EEG, ECG และ SC ให้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยที่ 77.00%, 69.00% และ 71.00% ตามลำดับ การรวมหลายสัญญาณในระดับระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจ ให้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยที่ 81.00% และ 85.00% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ สัญญาณ EEG, ECG และ SC ให้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยที่ 67.00%, 50.50% และ 44.50% ตามลำดับ การรวมหลายสัญญาณในระดับระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจ ให้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยที่ 64.00% และ 74.00% ตามลำดับ ดังแสดงในรูปที่ 38 (รายละเอียดของ Confusion Matrix สามารถแสดงดังตารางที่ 13 ในภาคผนวก ก) จากผลการทดลองจะเห็นได้ว่า ในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก การรวมหลายสัญญาณในระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยสูงสุด ในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น การรวมหลายสัญญาณในระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยสูงสุด ในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ การรวมหลายสัญญาณในระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยสูงสุด

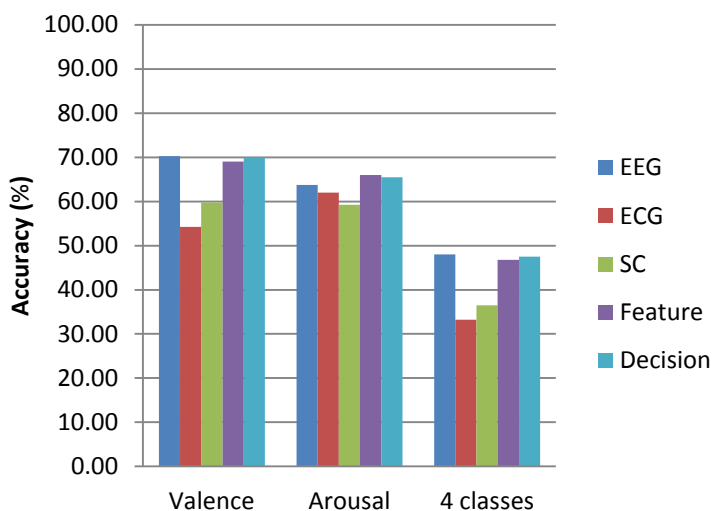


รูปที่ 38 ค่าความแม่นยำเฉลี่ยในการจำแนกอารมณ์แบบขึ้นอยู่กับช่วงเวลา

#### 4.1.4 การจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล (Subject-Independent)

เพื่อทดสอบผลของการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล เราได้ทำการหาค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบขึ้นอยู่กับตัวบุคคล โดยใช้การตรวจสอบไขว้แบบ Leave-One-Subject-Out (รายละเอียดของวิธีการสามารถดูได้ในหัวข้อ 3.1.5) พบว่า ในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก สัญญาณ EEG, ECG และ SC ให้ค่าความแม่นยำที่ 70.25%, 54.25% และ 59.75% ตามลำดับ การรวมหลายสัญญาณในระดับระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจ ให้ค่าความแม่นยำที่ 69.00% และ 70.00% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น สัญญาณ EEG, ECG และ SC ให้ค่าความแม่นยำที่ 63.75%, 62.00% และ 59.25% ตามลำดับ การรวมหลายสัญญาณในระดับระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจ ให้ค่าความแม่นยำที่ 66.00% และ 65.50% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ สัญญาณ EEG, ECG และ SC ให้ค่าความแม่นยำที่ 48.00%, 33.25% และ 36.50% ตามลำดับ การรวมหลายสัญญาณในระดับระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจ ให้ค่าความแม่นยำที่ 46.75% และ 47.50% ตามลำดับ ดังแสดงในรูปที่ 39 (รายละเอียดของ Confusion Matrix สามารถแสดงดังตารางที่ 14 ในภาคผนวก ก) จากผลการทดลองจะเห็นได้ว่า ในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก สัญญาณ EEG ให้ค่าความแม่นยำสูงสุด ในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น การรวมหลายสัญญาณในระดับคุณลักษณะให้ค่าความแม่นยำสูงสุด ในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ สัญญาณ EEG ให้ค่าความแม่นยำสูงสุด

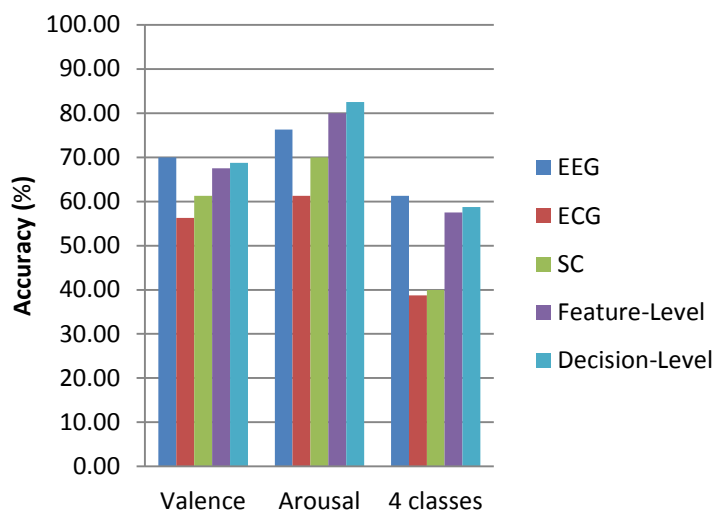




รูปที่ 39 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กัตัวบุคคล

#### 4.1.4.1 การใช้ข้อมูลเฉพาะการกระตุ้นอารมณ์รอบแรก (First Trial)

เรามีสมมติฐานว่าการกระตุ้นอารมณ์ในรอบแรกน่าจะให้ผลการกระตุ้นอารมณ์ที่ชัดเจนมากกว่าการกระตุ้นอารมณ์ในรอบอื่นๆ เนื่องจากในการกระตุ้นอารมณ์รอบหลังๆ ผู้เข้าร่วมการทดลองอาจจะเกิดความรู้สึกคุ้นชินกับตัวกระตุ้นหรืออาจจะมีความรู้สึกเบื่ที่ต้องถูกกระตุ้นอารมณ์เดิมซ้ำๆ เพื่อทดสอบผลของการใช้เฉพาะข้อมูลการกระตุ้นรอบแรก เราได้ทำการหาค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กัตัวบุคคล โดยใช้ข้อมูลเฉพาะรอบแรกของทุกๆคน ในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก สัญญาณ EEG, ECG และ SC ให้ค่าความแม่นยำที่ 70.00%, 56.25% และ 61.25% ตามลำดับ การรวมหลายสัญญาณในระดับระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจ ให้ค่าความแม่นยำที่ 67.50% และ 68.75% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น สัญญาณ EEG, ECG และ SC ให้ค่าความแม่นยำที่ 76.25%, 61.25% และ 70.00% ตามลำดับ การรวมหลายสัญญาณในระดับระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจ ให้ค่าความแม่นยำที่ 80.00% และ 82.50% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ สัญญาณ EEG, ECG และ SC ให้ค่าความแม่นยำที่ 61.25%, 38.75% และ 40.00% ตามลำดับ การรวมหลายสัญญาณในระดับระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจ ให้ค่าความแม่นยำที่ 57.50% และ 58.75% ตามลำดับ ดังแสดงในรูปที่ 40 (รายละเอียดของ Confusion Matrix สามารถแสดงดังตารางที่ 15 ในภาคผนวก ก) จากผลการทดลองจะเห็นได้ว่า เมื่อใช้ข้อมูลเฉพาะการกระตุ้นอารมณ์รอบแรกแล้ว ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์จะมีค่าเพิ่มขึ้นเกือบทั้งหมด โดยค่าความแม่นยำที่ดีที่สุดในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก อารมณ์ตื่นเต้น และ 4 อารมณ์ มีค่าเพิ่มขึ้นประมาณ 0.25%, 16.50% และ 13.25% ตามลำดับ



รูปที่ 40 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับการใช้ข้อมูลเฉพาะการกระตุ้นอารมณ์รอบแรก

#### 4.1.4.2 การเลือกคุณลักษณะ (Feature Selection)

เพื่อทดสอบความมีนัยสำคัญของคุณลักษณะต่างๆ เราได้ทำการหาค่านัยสำคัญของแต่ละคุณลักษณะ ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับการใช้ข้อมูลเฉพาะการกระตุ้นอารมณ์รอบแรก ด้วยวิธีการวิเคราะห์ความแปรปรวน พบว่า ในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก คุณลักษณะที่มีนัยสำคัญทางสถิติ ( $p < 0.05$ ) ประกอบไปด้วยคุณลักษณะจากสัญญาณ EEG จำนวน 54 ตัว สัญญาณ ECG จำนวน 1 ตัว และ สัญญาณ SC จำนวน 8 ตัว ในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น คุณลักษณะที่มีนัยสำคัญทางสถิติ ( $p < 0.05$ ) ประกอบไปด้วย คุณลักษณะจากสัญญาณ EEG จำนวน 31 ตัว สัญญาณ ECG จำนวน 5 ตัว และ สัญญาณ SC จำนวน 11 ตัว ดังแสดงในตารางที่ 7, ตารางที่ 8 และ ตารางที่ 9 (ช่องที่มี  $p < 0.05$  พื้นหลังจะเป็นสีแดง) โดยค่านัยสำคัญของคุณลักษณะจากสัญญาณ EEG สามารถแสดงในรูปแบบของภูมิลักษณะ (Topography) ดังแสดงในรูปที่ 41 เพื่อให้เห็นถึงแนวโน้มของค่ากลาง และค่าการกระจาย ของแต่ละคุณลักษณะ ในการจำแนกอารมณ์ดีใจ พอใจ เสียใจ และกลัว เราได้ทำการสร้างแผนภาพกล่องของคุณลักษณะต่างๆ ดังแสดงในรูปที่ 70-80 ในภาคผนวก ข (สำหรับบางคุณลักษณะจะเห็นได้ว่าแผนภาพกล่องมีลักษณะไม่เหมือนแผนภาพกล่องทั่วไป เช่น แผนภาพกล่องมีเฉพาะเส้นกลางของกล่องเท่านั้น เป็นต้น การที่แผนภาพกล่องมีเฉพาะเส้นกลางของกล่องก็เนื่องมาจากว่าค่าของข้อมูลทุกตัวเป็นค่าเดียวกันหมด)

ตารางที่ 7 ค่า p ของแต่ละคุณลักษณะของสัญญาณ EEG ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กัตัวบุคคล

| No. | Feature Name | p        |          |
|-----|--------------|----------|----------|
|     |              | Valence  | Arousal  |
| 1   | af3-delta    | 4.02E-03 | 8.71E-01 |
| 2   | af3-theta    | 1.47E-04 | 3.43E-03 |
| 3   | af3-alpha    | 1.17E-03 | 6.70E-01 |
| 4   | af3-beta     | 2.08E-07 | 1.12E-02 |
| 5   | af3-gamma    | 8.50E-03 | 3.68E-03 |
| 6   | af4-delta    | 4.58E-02 | 2.88E-01 |
| 7   | af4-theta    | 2.68E-03 | 1.67E-03 |
| 8   | af4-alpha    | 4.77E-01 | 4.24E-01 |
| 9   | af4-beta     | 8.72E-05 | 7.22E-03 |
| 10  | af4-gamma    | 2.61E-04 | 9.53E-04 |
| 11  | f3-delta     | 7.05E-02 | 6.40E-01 |
| 12  | f3-theta     | 1.60E-03 | 5.75E-02 |
| 13  | f3-alpha     | 1.14E-05 | 9.27E-01 |
| 14  | f3-beta      | 5.53E-09 | 5.70E-02 |
| 15  | f3-gamma     | 6.09E-06 | 2.38E-02 |
| 16  | f4-delta     | 6.05E-01 | 1.49E-03 |
| 17  | f4-theta     | 2.00E-03 | 8.79E-01 |
| 18  | f4-alpha     | 6.96E-02 | 3.53E-01 |
| 19  | f4-beta      | 5.54E-06 | 2.62E-01 |
| 20  | f4-gamma     | 9.82E-04 | 3.44E-02 |
| 21  | f7-delta     | 1.09E-01 | 4.82E-01 |
| 22  | f7-theta     | 1.24E-03 | 2.28E-03 |
| 23  | f7-alpha     | 1.31E-04 | 5.99E-01 |
| 24  | f7-beta      | 2.81E-05 | 6.19E-02 |
| 25  | f7-gamma     | 1.25E-03 | 3.87E-03 |
| 26  | f8-delta     | 2.15E-01 | 9.84E-01 |

| No. | Feature Name | p        |          |
|-----|--------------|----------|----------|
|     |              | Valence  | Arousal  |
| 27  | f8-theta     | 8.62E-04 | 9.35E-01 |
| 28  | f8-alpha     | 4.79E-03 | 1.35E-01 |
| 29  | f8-beta      | 1.20E-09 | 2.22E-02 |
| 30  | f8-gamma     | 7.86E-06 | 9.40E-03 |
| 31  | fc5-delta    | 7.02E-03 | 4.73E-01 |
| 32  | fc5-theta    | 3.78E-03 | 2.00E-01 |
| 33  | fc5-alpha    | 5.06E-08 | 7.76E-01 |
| 34  | fc5-beta     | 3.69E-09 | 2.42E-03 |
| 35  | fc5-gamma    | 1.73E-06 | 1.35E-03 |
| 36  | fc6-delta    | 9.73E-04 | 9.59E-01 |
| 37  | fc6-theta    | 3.39E-05 | 5.89E-01 |
| 38  | fc6-alpha    | 1.59E-04 | 2.57E-01 |
| 39  | fc6-beta     | 2.03E-11 | 5.72E-02 |
| 40  | fc6-gamma    | 8.09E-07 | 1.48E-03 |
| 41  | t7-delta     | 8.74E-01 | 6.67E-01 |
| 42  | t7-theta     | 8.42E-01 | 7.96E-01 |
| 43  | t7-alpha     | 1.86E-06 | 9.38E-01 |
| 44  | t7-beta      | 4.64E-11 | 3.40E-03 |
| 45  | t7-gamma     | 2.11E-09 | 1.33E-02 |
| 46  | t8-delta     | 2.17E-01 | 7.62E-01 |
| 47  | t8-theta     | 2.39E-02 | 1.54E-01 |
| 48  | t8-alpha     | 2.87E-03 | 4.16E-02 |
| 49  | t8-beta      | 1.27E-06 | 1.82E-02 |
| 50  | t8-gamma     | 8.57E-08 | 1.18E-04 |
| 51  | p7-delta     | 2.48E-01 | 3.74E-01 |
| 52  | p7-theta     | 9.86E-01 | 4.42E-01 |
| 53  | p7-alpha     | 4.67E-04 | 2.52E-01 |
| 54  | p7-beta      | 4.02E-06 | 8.04E-03 |

| No. | Feature Name | p        |          |
|-----|--------------|----------|----------|
|     |              | Valence  | Arousal  |
| 55  | p7-gamma     | 1.62E-04 | 1.14E-02 |
| 56  | p8-delta     | 3.00E-01 | 1.32E-02 |
| 57  | p8-theta     | 2.82E-03 | 6.75E-01 |
| 58  | p8-alpha     | 3.80E-07 | 2.24E-01 |
| 59  | p8-beta      | 2.78E-15 | 2.22E-02 |
| 60  | p8-gamma     | 1.14E-04 | 5.90E-05 |
| 61  | o1-delta     | 2.02E-01 | 9.81E-02 |
| 62  | o1-theta     | 5.21E-02 | 1.96E-01 |
| 63  | o1-alpha     | 1.65E-06 | 4.95E-04 |
| 64  | o1-beta      | 3.68E-11 | 4.72E-01 |
| 65  | o1-gamma     | 9.82E-06 | 1.60E-02 |
| 66  | o2-delta     | 4.83E-01 | 7.99E-02 |
| 67  | o2-theta     | 3.92E-01 | 2.30E-02 |
| 68  | o2-alpha     | 2.76E-04 | 2.04E-02 |
| 69  | o2-beta      | 2.37E-12 | 3.65E-01 |
| 70  | o2-gamma     | 7.46E-04 | 3.65E-02 |

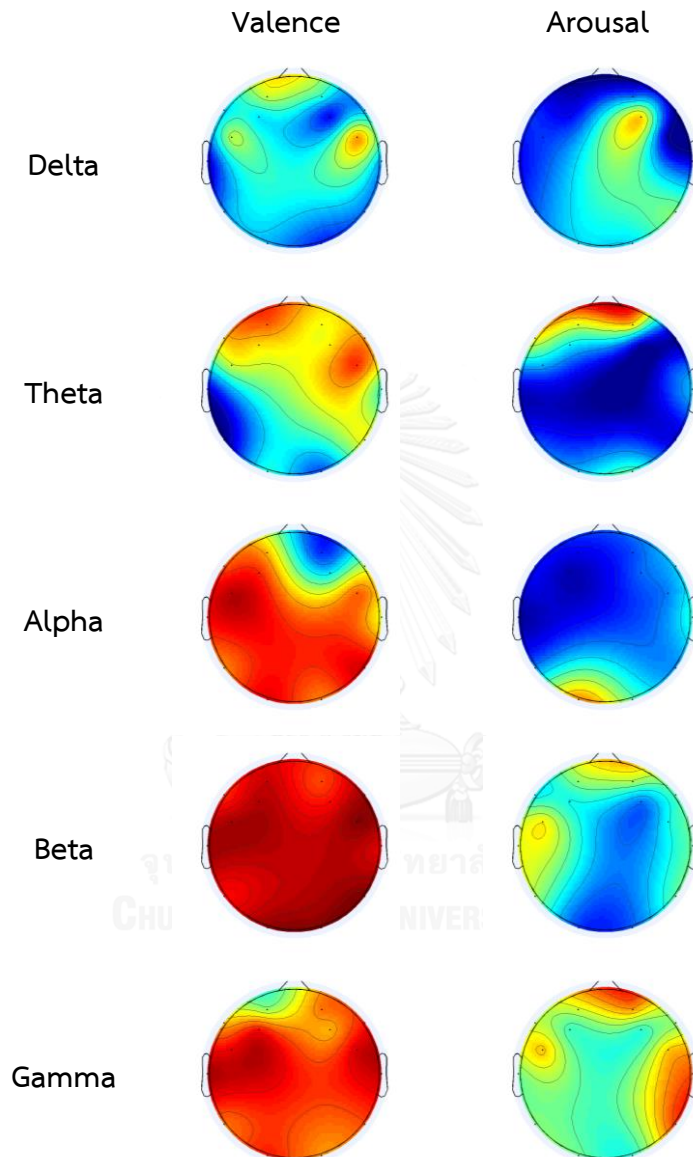
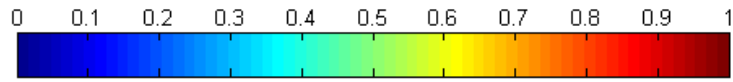
ตารางที่ 8 ค่า p ของแต่ละคุณลักษณะของสัญญาณ ECG ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัว

บุคคล

| No. | Feature Name       | p        |          |
|-----|--------------------|----------|----------|
|     |                    | Valence  | Arousal  |
| 1   | ecgHrv-mean        | 7.28E-02 | 3.75E-06 |
| 2   | ecgHrv-median      | 2.36E-01 | 9.94E-06 |
| 3   | ecgHrv-std         | 5.41E-01 | 7.20E-01 |
| 4   | ecgHrv-min         | 6.34E-01 | 5.30E-01 |
| 5   | ecgHrv-max         | 5.15E-01 | 4.74E-06 |
| 6   | ecgHrv-range       | 7.03E-01 | 8.58E-02 |
| 7   | ecgHrv-pNN50       | 4.53E-02 | 5.27E-01 |
| 8   | ecgHrvDistr-mean   | 6.00E-02 | 2.00E-05 |
| 9   | ecgHrvDistr-median | 3.40E-01 | 9.43E-01 |
| 10  | ecgHrvDistr-std    | 2.59E-01 | 9.40E-01 |
| 11  | ecgHrvDistr-min    | 1.00E+00 | 1.00E+00 |
| 12  | ecgHrvDistr-max    | 6.15E-01 | 4.76E-01 |
| 13  | ecgHrvDistr-range  | 6.15E-01 | 4.76E-01 |
| 14  | ecgHrvDistr-triind | 4.27E-01 | 6.92E-01 |
| 15  | ecgHrv-specRange1  | 1.68E-01 | 2.67E-02 |
| 16  | ecgHrv-specRange2  | 1.00E+00 | 1.00E+00 |
| 17  | ecgHrv-specRange3  | 1.00E+00 | 1.00E+00 |
| 18  | ecgHrv-specRange4  | 1.00E+00 | 1.00E+00 |

ตารางที่ 9 ค่า p ของแต่ละคุณลักษณะของสัญญาณ SC ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล

| No. | Feature Name     | p        |          |
|-----|------------------|----------|----------|
|     |                  | Valence  | Arousal  |
| 1   | sc-mean          | 6.81E-01 | 2.01E-01 |
| 2   | sc-median        | 3.86E-01 | 4.73E-01 |
| 3   | sc-std           | 3.73E-02 | 9.38E-02 |
| 4   | sc-min           | 8.16E-01 | 8.29E-01 |
| 5   | sc-max           | 2.45E-01 | 3.53E-02 |
| 6   | sc-minRatio      | 2.83E-01 | 2.65E-01 |
| 7   | sc-maxRatio      | 9.79E-01 | 6.72E-01 |
| 8   | sc1Diff-mean     | 4.95E-01 | 2.26E-01 |
| 9   | sc1Diff-median   | 1.25E-01 | 2.12E-01 |
| 10  | sc1Diff-std      | 1.96E-02 | 6.49E-03 |
| 11  | sc1Diff-min      | 2.38E-02 | 8.23E-04 |
| 12  | sc1Diff-max      | 8.55E-02 | 1.74E-02 |
| 13  | sc1Diff-minRatio | 3.35E-01 | 3.60E-05 |
| 14  | sc1Diff-maxRatio | 3.88E-01 | 4.94E-05 |
| 15  | sc2Diff-mean     | 3.98E-04 | 3.11E-01 |
| 16  | sc2Diff-median   | 3.31E-05 | 2.78E-03 |
| 17  | sc2Diff-std      | 2.80E-02 | 1.22E-02 |
| 18  | sc2Diff-min      | 1.10E-01 | 2.71E-01 |
| 19  | sc2Diff-max      | 7.82E-01 | 8.04E-03 |
| 20  | sc2Diff-minRatio | 2.53E-02 | 1.27E-05 |
| 21  | sc2Diff-maxRatio | 2.55E-02 | 1.46E-05 |

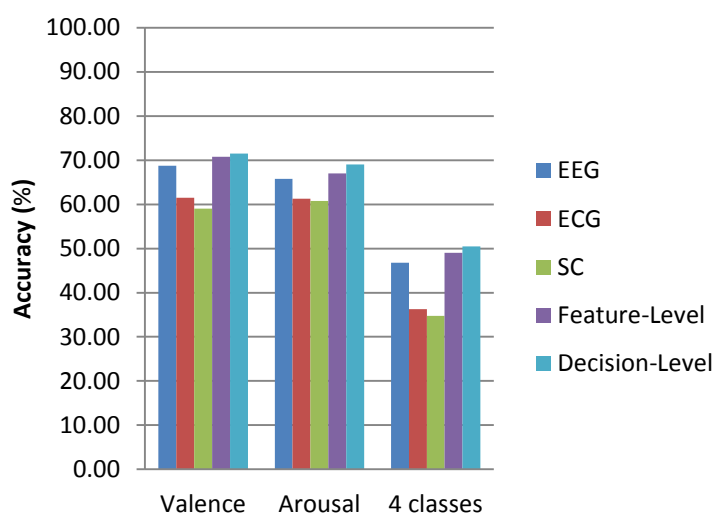


รูปที่ 41 ภูมิลักษณะจากค่านัยสำคัญของแต่ละคุณลักษณะของสัญญาณ EEG ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กัตัวบุคคล (0 คือ มีนัยสำคัญต่ำที่สุด และ 1 คือ มีนัยสำคัญสูงที่สุด)

เพื่อทดสอบผลของการใช้เฉพาะคุณลักษณะที่มีนัยสำคัญ เราได้ทำการหาค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กัช่วงเวลา เมื่อใช้เฉพาะคุณลักษณะที่มีนัยสำคัญ ในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก สัญญาณ EEG, ECG และ SC ให้ค่าความแม่นยำที่ 68.75%, 61.50% และ 59.00%



ตามลำดับ การรวมหลายสัญญาณในระดับระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจ ให้ค่าความแม่นยำที่ 70.75% และ 71.50% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น สัญญาณ EEG, ECG และ SC ให้ค่าความแม่นยำที่ 65.75%, 61.25% และ 60.75% ตามลำดับ การรวมหลายสัญญาณในระดับระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจ ให้ค่าความแม่นยำที่ 67.00% และ 69.00% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ สัญญาณ EEG, ECG และ SC ให้ค่าความแม่นยำที่ 46.75%, 36.25% และ 34.75% ตามลำดับ การรวมหลายสัญญาณในระดับระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจ ให้ค่าความแม่นยำที่ 49.00% และ 50.50% ตามลำดับ ดังแสดงในรูปที่ 42 (รายละเอียดของ Confusion Matrix สามารถแสดงดังตารางที่ 16 ในภาคผนวก ก) จากผลการทดลองจะเห็นได้ว่าเมื่อใช้เฉพาะคุณลักษณะที่มีนัยสำคัญแล้ว ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ที่ดีที่สุดมีค่าลดลงจากการใช้คุณลักษณะทั้งหมดเล็กน้อย โดยค่าความแม่นยำที่ดีที่สุดในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก อารมณ์ตื่นเต้น และ 4 อารมณ์ มีค่าลดลงประมาณ 1.25%, 3.00% และ 2.50% ตามลำดับ



รูปที่ 42 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กัตัวบุคคล เมื่อใช้เฉพาะคุณลักษณะที่มีนัยสำคัญ

#### 4.1.4.3 การรวมสองสัญญาณ (Bimodal Fusion)

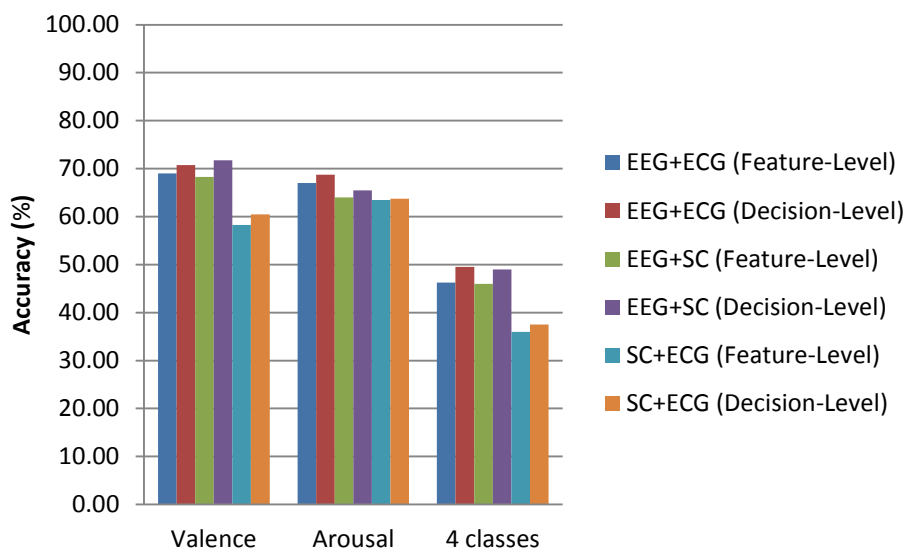
การใช้หลายสัญญาณร่วมกันเพื่อจำแนกอารมณ์ แม้ว่าอาจจะช่วยทำให้ผลการจำแนกอารมณ์ดีขึ้นได้ แต่ในทางปฏิบัติการใช้จำนวนสัญญาณที่มากเกินไปย่อมส่งผลกระทบต่อความสะดวกในการติดตั้งอุปกรณ์และเวลาที่ใช้ในการประมวลผล เราจึงได้ทดสอบผลของการใช้สัญญาณร่วมกันเพียง 2 สัญญาณ ซึ่งได้แก่ EEG คู่กับ ECG, EEG คู่กับ SC และ ECG คู่กับ SC วินโดว์เวลาที่ใช้ คือ 30 วินาที

เราได้ทำการหาค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับผู้บุคคล โดยใช้การรวมสัญญาณ EEG และ ECG ในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก การรวมสัญญาณ EEG และ ECG ในระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำที่ 69.00% และ 70.75% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น การรวมสัญญาณ EEG และ ECG ในระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำที่ 67.00% และ 68.75% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ การรวมสัญญาณ EEG และ ECG ในระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำที่ 46.25% และ 49.50% ตามลำดับ ดังแสดงในรูปที่ 43

เราได้ทำการหาค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับผู้บุคคล โดยใช้การรวมสัญญาณ EEG และ SC ในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก การรวมสัญญาณ EEG และ SC ในระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำที่ 68.25% และ 71.75% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น การรวมสัญญาณ EEG และ SC ในระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำที่ 64.00% และ 65.50% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ การรวมสัญญาณ EEG และ SC ในระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำที่ 46.00% และ 49.00% ตามลำดับ ดังแสดงในรูปที่ 43

เราได้ทำการหาค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับผู้บุคคล โดยใช้การรวมสัญญาณ ECG และ SC ในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก การรวมสัญญาณ ECG และ SC ในระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำที่ 58.25% และ 60.50% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น การรวมสัญญาณ ECG และ SC ในระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำที่ 63.50% และ 63.75% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ การรวมสัญญาณ ECG และ SC ในระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำที่ 36.00% และ 37.50% ตามลำดับ ดังแสดงในรูปที่ 43

จากผลการทดลองจะเห็นได้ว่า เมื่อเปรียบเทียบกับการรวมสองสัญญาณแบบอื่นๆ ในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก การรวมสัญญาณ EEG และ SC ในระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำสูงสุด เมื่อเปรียบเทียบกับการรวมสองสัญญาณแบบอื่นๆ ในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น การรวมสัญญาณ EEG และ ECG ในระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำสูงสุด เมื่อเปรียบเทียบกับการรวมสองสัญญาณแบบอื่นๆ ในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ การรวมสัญญาณ EEG และ ECG ในระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำสูงสุด

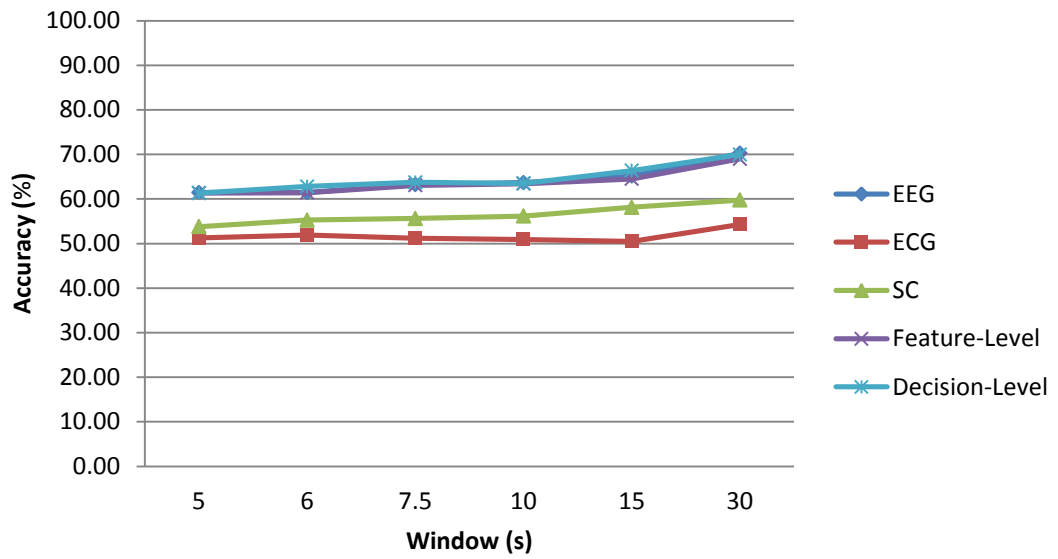


รูปที่ 43 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กัตัวบุคคล เมื่อใช้การรวมสองสัญญาณ  
แบบต่างๆ

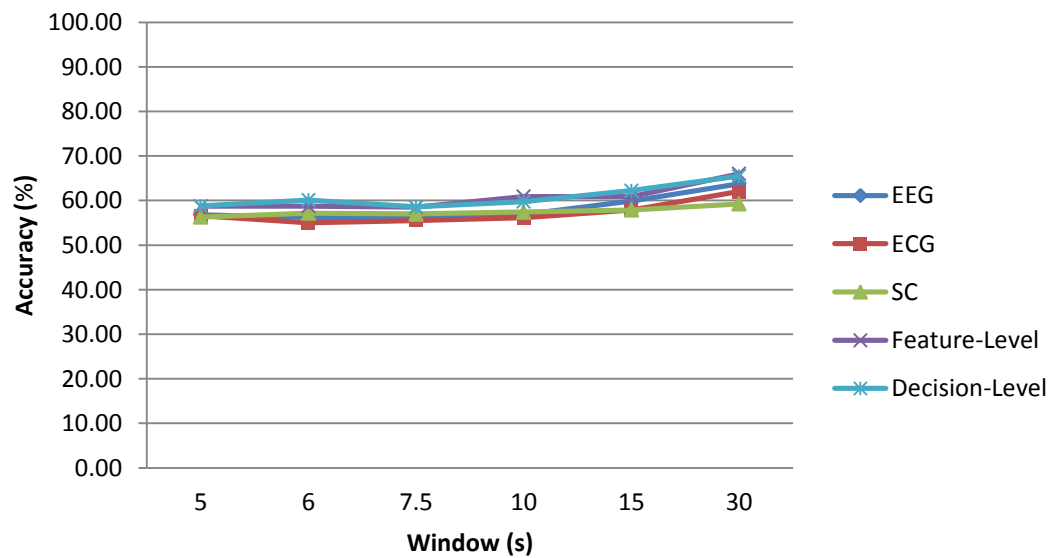
เมื่อเปรียบเทียบการใช้สัญญาณเดียว การรวมสองสัญญาณ และการรวมสามสัญญาณ จะเห็นว่า ในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก การรวมสัญญาณ EEG และ SC ในระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำสูงสุดที่ 71.75% ในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น การรวมสัญญาณ EEG และ ECG ในระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำสูงสุดที่ 68.75% ในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ การรวมสัญญาณ EEG และ ECG ในระดับคุณลักษณะให้ค่าความแม่นยำสูงสุด ที่ 49.50%

#### 4.1.4.4 วินโดว์เวลา (Time Window)

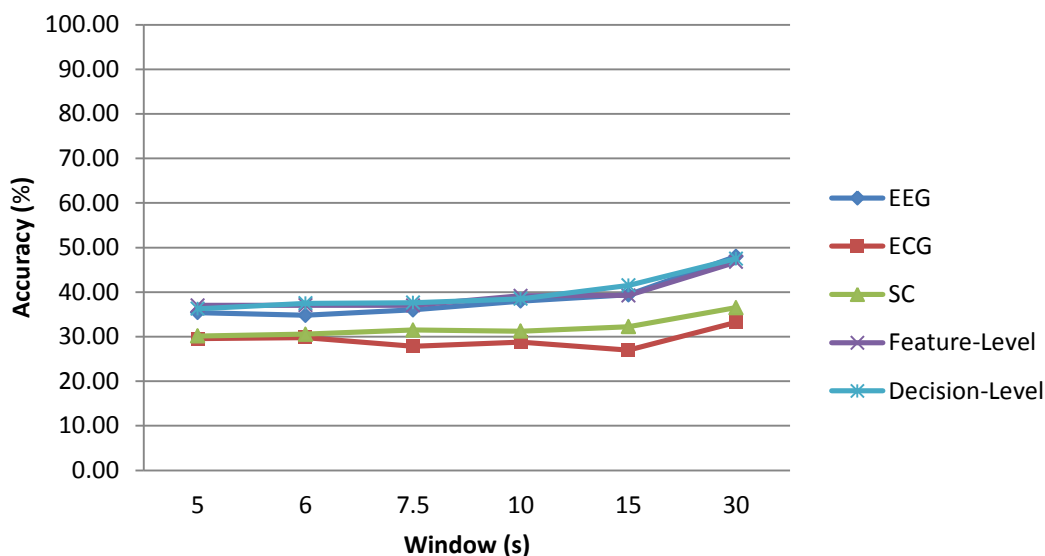
เพื่อทดสอบผลของวินโดว์เวลา เราได้ทำการหาค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กัตัวบุคคล เมื่อใช้วินโดว์เวลาเป็น 5, 6, 7.5, 10, 15 และ 30 วินาที พบว่า ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก อารมณ์ตื่นเต้น และ 4 อารมณ์ มีการเปลี่ยนแปลง ดังแสดงในรูปที่ 44, รูปที่ 45 และ รูปที่ 46 ตามลำดับ จากผลการทดลองจะเห็นว่า เมื่อใช้วินโดว์เวลาที่เพิ่มขึ้นแล้ว ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ก็มีแนวโน้มที่จะเพิ่มขึ้นด้วย



รูปที่ 44 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์เชิงบวกแบบไม่ขึ้นอยู่กับผู้บุคคล  
เมื่อใช้วินโดว์เวลาต่างๆกัน



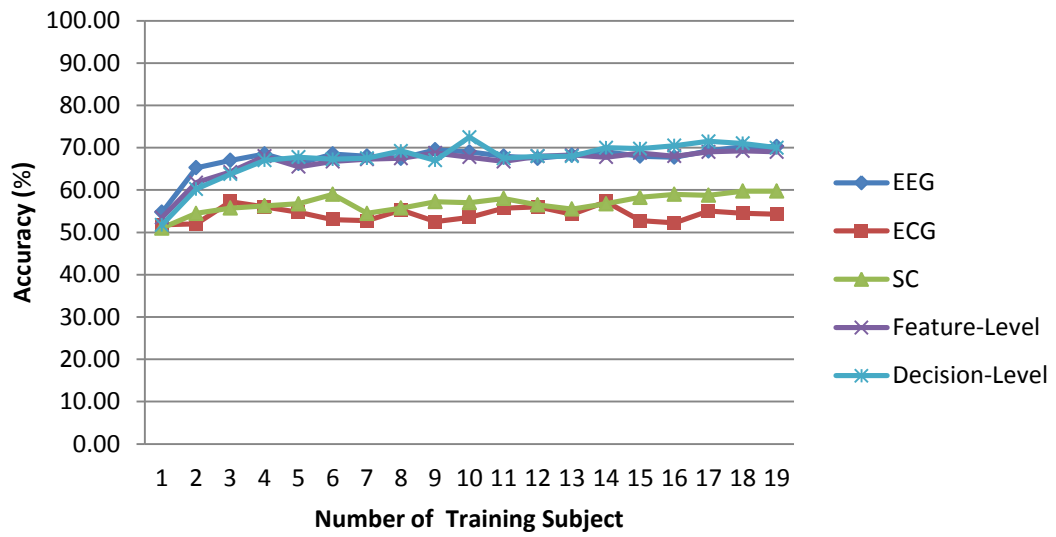
รูปที่ 45 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้นแบบไม่ขึ้นอยู่ช่วงเวลา  
เมื่อใช้วินโดว์เวลาต่างๆกัน



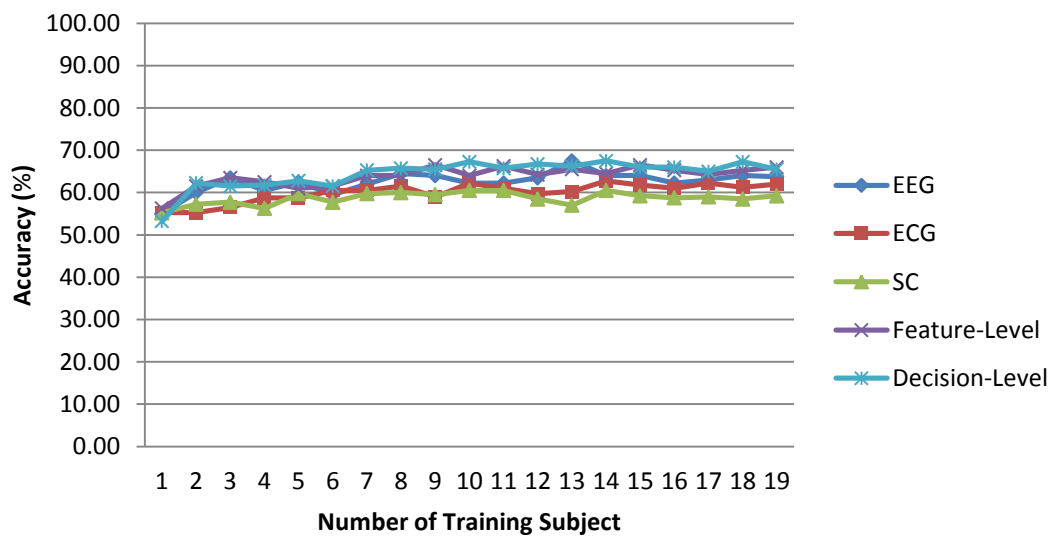
รูปที่ 46 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ แบบไม่ขึ้นอยู่กั  
ช่วงเวลา เมื่อใช้วินโดว์เวลาต่างๆกัน

#### 4.1.4.5 จำนวนคนที่ใช้เป็นข้อมูลฝึก (Number of Training Subjects)

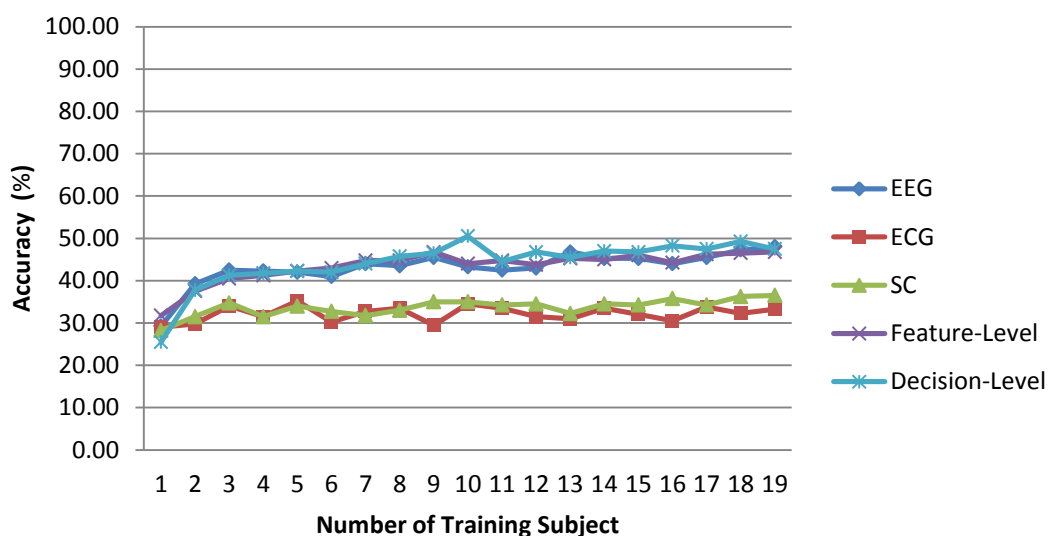
เพื่อทดสอบผลของจำนวนคนที่ใช้เป็นข้อมูลฝึก เราได้ทำการหาค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กัตัวบุคคล เมื่อใช้ข้อมูลฝึกตั้งแต่ 1 คน ไปจนถึง 19 คน โดยมีวิธีการดังนี้ คือ กำหนดให้ข้อมูลของคนหนึ่งเป็นชุดข้อมูลทดสอบ ส่วนข้อมูลของ 19 คนที่เหลือ จะถูกสุ่มมาตั้งแต่ 1 คน ไปจนถึง 19 คน และถูกกำหนดให้เป็นชุดข้อมูลฝึก นำชุดข้อมูลฝึกมาทำการสร้างโมเดลการจำแนก แล้วนำชุดข้อมูลทดสอบมาจำแนกในโมเดลที่ได้เพื่อคำนวณหาค่าความแม่นยำ ทำในลักษณะเดียวกันนี้จนครบทั้ง 20 คน พบว่าค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก อารมณ์ตื่นเต้น และ 4 อารมณ์ มีการเปลี่ยนแปลงดังแสดงในรูปที่ 47, รูปที่ 48 และ รูปที่ 49 ตามลำดับ จากผลการทดลองจะเห็นได้ว่า เมื่อใช้ข้อมูลฝึกเพิ่มขึ้นแล้ว ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ก็มีแนวโน้มที่จะเพิ่มขึ้นด้วย



รูปที่ 47 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์เชิงบวกแบบไม่ขึ้นอยู่กัตัวบุคคล  
เมื่อใช้ข้อมูลฝึกตั้งแต่ 1 คน ถึง 19 คน



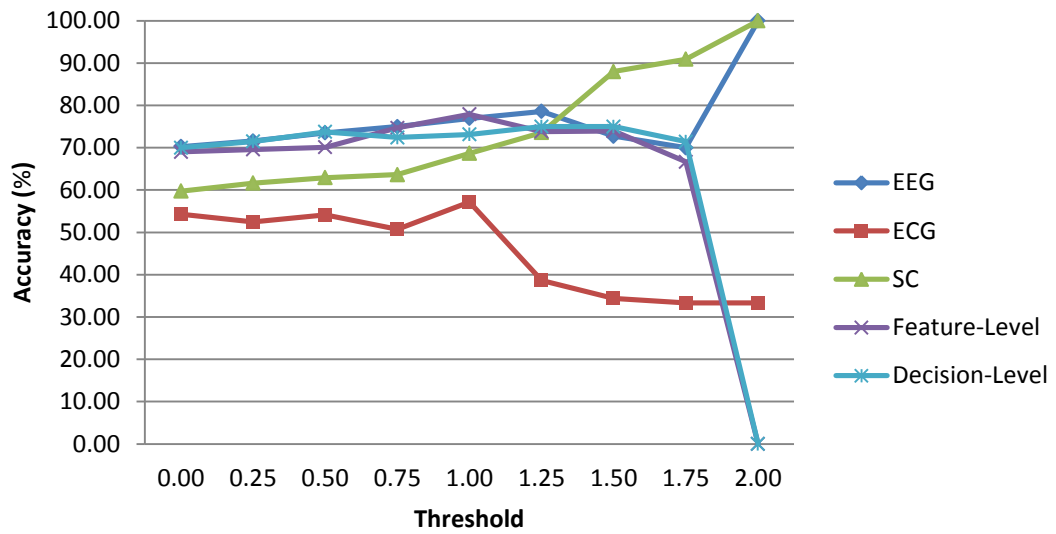
รูปที่ 48 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้นแบบไม่ขึ้นอยู่กัตัวบุคคล  
เมื่อใช้ข้อมูลฝึกตั้งแต่ 1 คน ถึง 19 คน



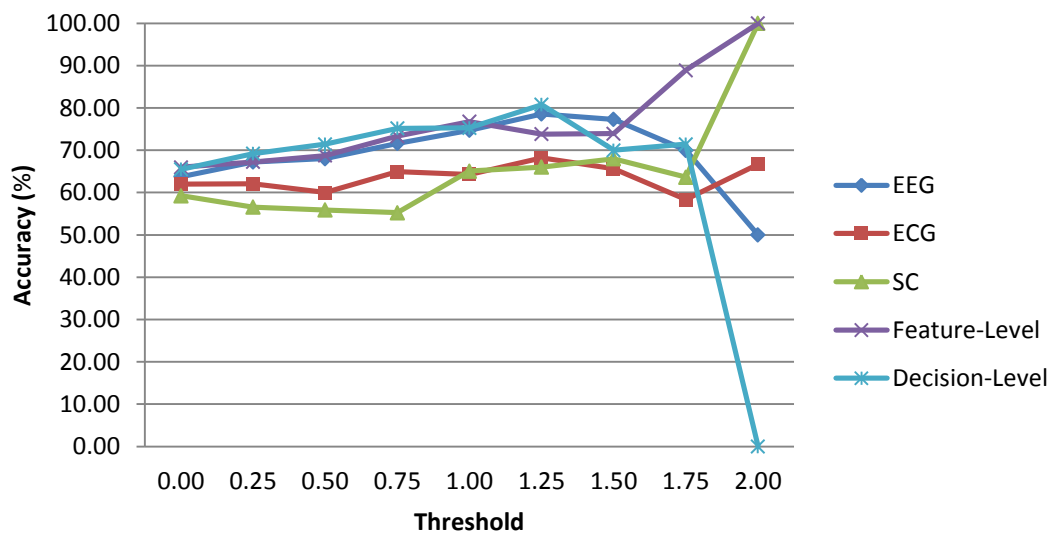
รูปที่ 49 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ แบบไม่ขึ้นอยู่กัตัวบุคคล เมื่อใช้ข้อมูลฝึกตั้งแต่ 1 คน ถึง 19 คน

#### 4.1.4.6 การกำหนดค่าขีดแบ่งอารมณ์ (Emotion Threshold)

เราได้กำหนดค่าขีดแบ่งอารมณ์ เพื่อช่วยให้ผลการจำแนกอารมณ์มีความต่อเนื่องมากยิ่งขึ้น คือ ไม่เปลี่ยนแปลงจากอารมณ์หนึ่งไปอีกรอารมณ์หนึ่งแบบทันทีทันใดหรือเปลี่ยนแปลงบ่อยครั้งในช่วงเวลาสั้นๆ โดยถ้าการจำแนกอารมณ์ของตัวอย่าง (Sample) หนึ่ง มีขนาดของค่าการตัดสินใจที่ถูกทำให้เป็นค่าบรรทัดฐานของอารมณ์เชิงบวกหรืออารมณ์ตื่นเต้นน้อยกว่าค่าขีดแบ่งอารมณ์ เราจะให้ผลการจำแนกอารมณ์ของตัวอย่างนั้นเป็นอารมณ์ปกติ (Neutral) เพื่อทดสอบผลของการกำหนดค่าขีดแบ่งอารมณ์ เราได้ทำการหาค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กัตัวบุคคล เมื่อใช้ค่าขีดแบ่งอารมณ์เป็น 0, 0.25, 0.5, 0.75, 1, 1.25, 1.5, 1.75 และ 2 โดยค่าความแม่นยำจะพิจารณาจากตัวอย่างที่มีขนาดของค่าการตัดสินใจที่ถูกทำให้เป็นค่าบรรทัดฐานของอารมณ์เชิงบวกและอารมณ์ตื่นเต้นมากกว่าค่าขีดแบ่งอารมณ์เท่านั้น พบว่าค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก อารมณ์ตื่นเต้น และ 4 อารมณ์ มีการเปลี่ยนแปลงดังแสดงในรูปที่ 50, รูปที่ 51 และรูปที่ 52 ตามลำดับ และ จำนวนตัวอย่างที่ใช้ในการพิจารณามีการเปลี่ยนแปลงดังแสดงในรูปที่ 53 จากผลการทดลองจะเห็นได้ว่า เมื่อใช้ค่าขีดแบ่งอารมณ์ที่เพิ่มขึ้นแล้ว ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ก็มีแนวโน้มที่จะเพิ่มขึ้นด้วย แต่เมื่อเพิ่มค่าขีดแบ่งอารมณ์จนถึงจุดหนึ่งพบว่าค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์มีแนวโน้มที่ไม่แน่นอน

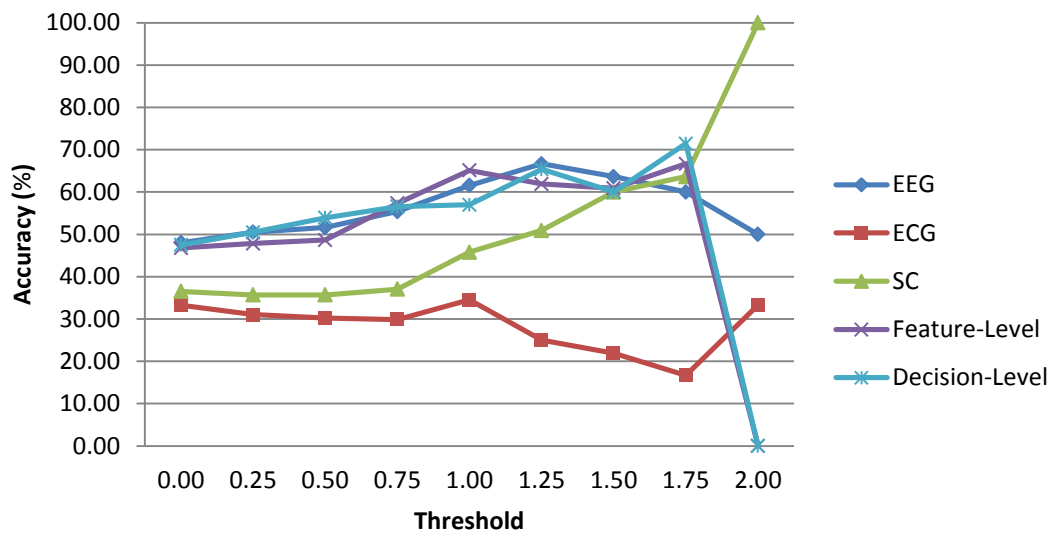


รูปที่ 50 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์เชิงบวกแบบไม่ขึ้นอยู่กัตัวบุคคล  
เมื่อใช้ขนาดของ เมื่อใช้ค่าขีดแบ่งอารมณ์ต่างๆกัน

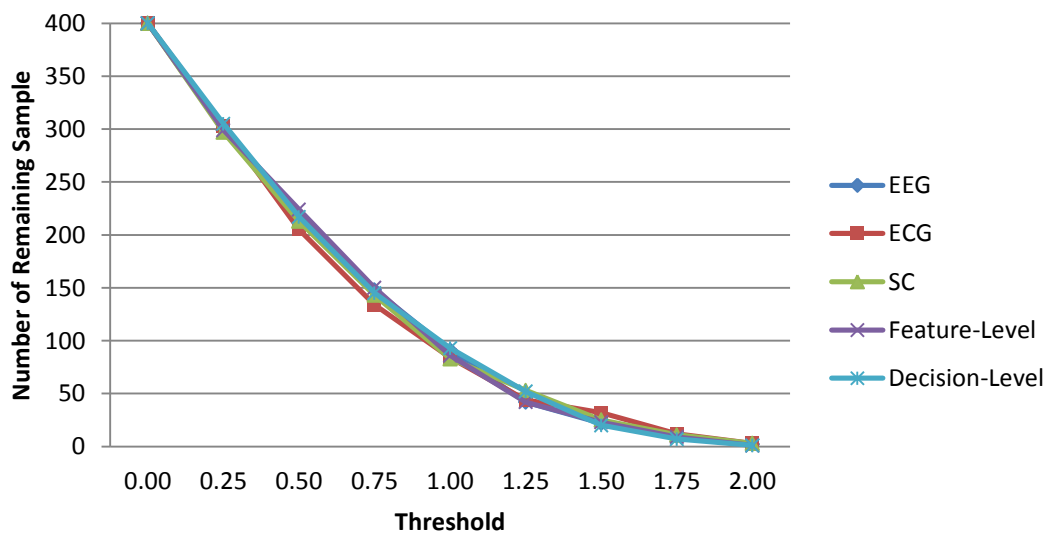


รูปที่ 51 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้นแบบไม่ขึ้นอยู่กัตัวบุคคล  
เมื่อใช้ค่าขีดแบ่งอารมณ์ต่างๆกัน





รูปที่ 52 การเปลี่ยนแปลงของค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล เมื่อใช้ค่าขีดแบ่งอารมณ์ต่างๆกัน

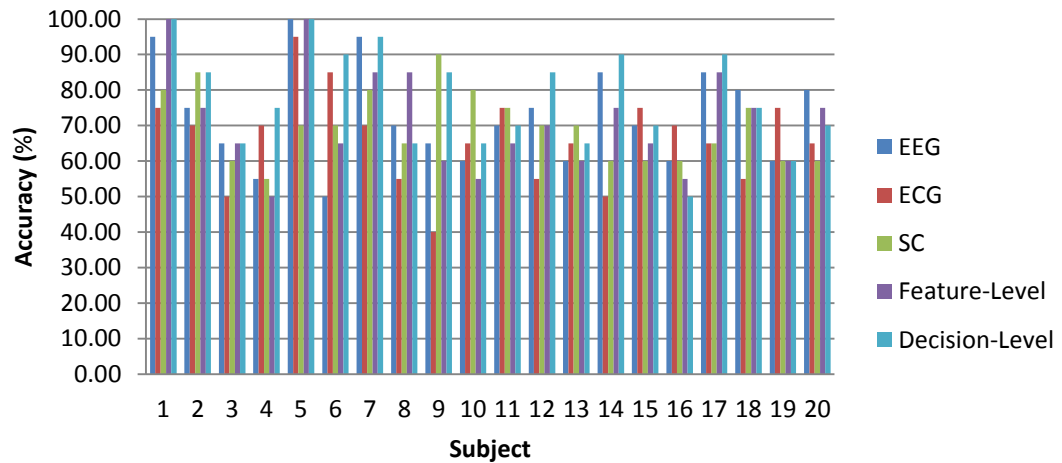


รูปที่ 53 การเปลี่ยนแปลงของจำนวนตัวอย่างที่เหลือ ในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล เมื่อใช้ค่าขีดแบ่งอารมณ์ต่างๆกัน

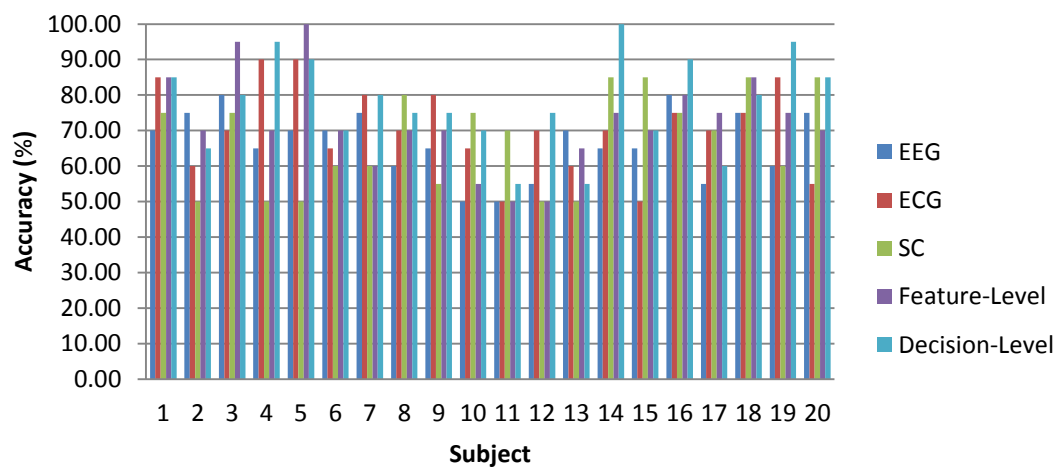
#### 4.1.5 การจำแนกอารมณ์แบบขึ้นอยู่กับตัวบุคคล (Subject-Dependent)

เพื่อทดสอบผลของการจำแนกอารมณ์แบบขึ้นอยู่กับตัวบุคคล เราได้ทำการหาค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์แบบขึ้นอยู่กับตัวบุคคล โดยใช้การตรวจสอบไขว้แบบ Leave-One-Trial-Out (รายละเอียดของวิธีการสามารถดูได้ในหัวข้อ 3.1.5) โดยใช้สัญญาณ EEG, ECG และ SC

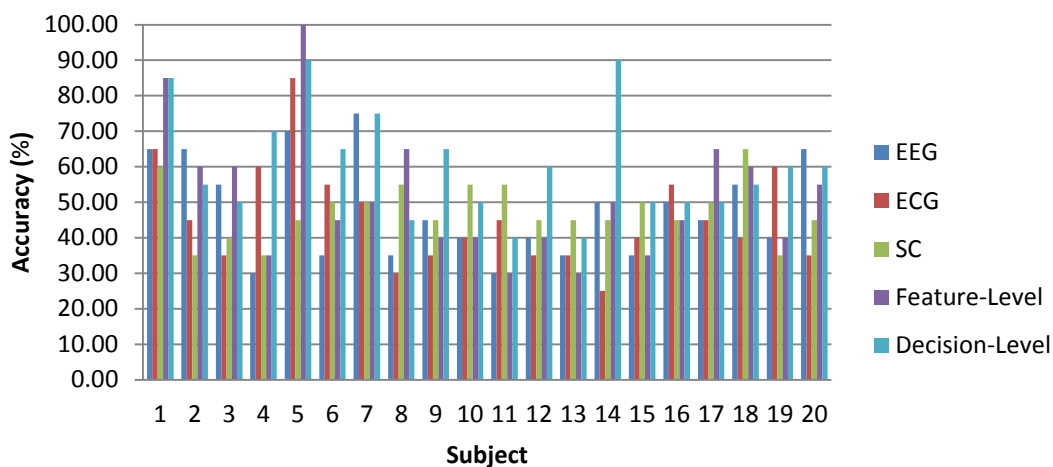
การรวมหลายสัญญาณในระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจ พบว่าค่าความแม่นยำของแต่ละคน ในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก อารมณ์ตื่นเต้น และ 4 อารมณ์ สามารถแสดงได้ดังในรูปที่ 54, รูปที่ 55 และ รูปที่ 56 ตามลำดับ



รูปที่ 54 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์เชิงบวกของแต่ละคน

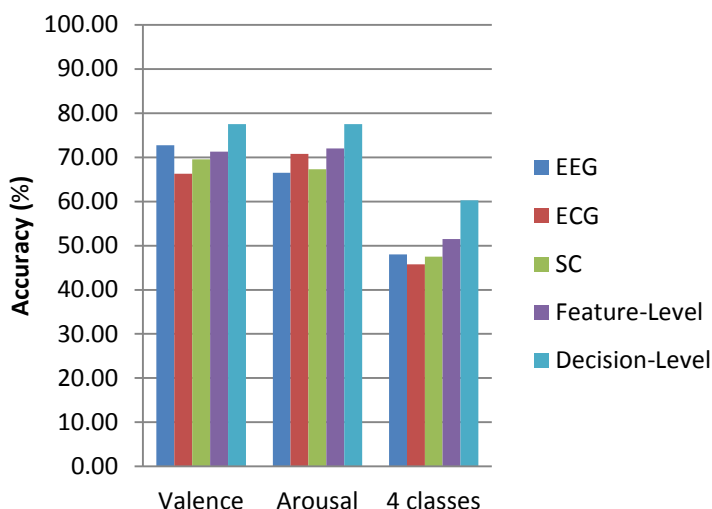


รูปที่ 55 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้นของแต่ละคน



รูปที่ 56 ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ ของแต่ละคน

ในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก สัญญาณ EEG, ECG และ SC ให้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยที่ 72.75%, 66.25% และ 69.50% ตามลำดับ การรวมหลายสัญญาณในระดับระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจ ให้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยที่ 71.25% และ 77.50% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น สัญญาณ EEG, ECG และ SC ให้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยที่ 66.50%, 70.75% และ 67.25% ตามลำดับ การรวมหลายสัญญาณในระดับระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจ ให้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยที่ 72.00% และ 77.50% ตามลำดับ ในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ สัญญาณ EEG, ECG และ SC ให้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยที่ 48.00%, 45.75% และ 47.50% ตามลำดับ การรวมหลายสัญญาณในระดับระดับคุณลักษณะและระดับการตัดสินใจ ให้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยที่ 51.50% และ 60.25% ตามลำดับ ดังแสดงในรูปที่ 57 (รายละเอียดของ Confusion Matrix สามารถแสดงดังตารางที่ 17 ในภาคผนวก ก) จากผลการทดลองจะเห็นได้ว่า ในการจำแนกอารมณ์เชิงบวก การรวมหลายสัญญาณในระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยสูงสุด ในการจำแนกอารมณ์ตื่นเต้น การรวมหลายสัญญาณในระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยสูงสุด ในการจำแนกอารมณ์ 4 อารมณ์ การรวมหลายสัญญาณในระดับการตัดสินใจให้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยสูงสุด



รูปที่ 57 ค่าความแม่นยำเฉลี่ยในการจำแนกอารมณ์แบบขึ้นอยู่กับตัวบุคคล

#### 4.2 การวิเคราะห์ผล

เราได้ทำการวิเคราะห์ผลการทดลองและความเหมาะสมที่จะนำผลต่างๆเหล่านี้ไปประยุกต์ใช้ ในระบบจำแนกอารมณ์ โดยพิจารณาในแง่ของ การกระตุ้นอารมณ์ รูปแบบสัญญาณ วินโดว์เวลา การเลือกคุณลักษณะ การใช้ข้อมูลเฉพาะการกระตุ้นอารมณ์รอบแรก จำนวนช่วงเวลาและจำนวนคนที่ใช้เป็นข้อมูลฝึก และการกำหนดค่าขีดแบ่งอารมณ์ โดยมีรายละเอียดดังนี้

จากผลการสอบถามผู้เข้าร่วมการทดลองแต่ละคน พบว่า ผู้เข้าร่วมการทดลองบางคนเกิดอารมณ์ไม่ตรงกับตัวกระตุ้นอารมณ์ที่กำหนดไว้ เช่น บางคนรู้สึกกลัวเมื่อดูภาพสัตว์ถูกทำร้ายซึ่งเป็นภาพในตัวกระตุ้นอารมณ์เสียใจ บางคนไม่รู้สึกกลัวเมื่อดูภาพงูและแมงมุมซึ่งเป็นภาพในตัวกระตุ้นอารมณ์กลัว และบางคนฟังเพลงพอใจแต่กลับรู้สึกเศร้า เสียใจ เป็นต้น ผู้ทำวิจัยคาดว่าน่าจะเป็นเพราะแต่ละคนมีประสบการณ์ในชีวิตที่แตกต่างกัน ส่งผลให้แม้จะใช้ตัวกระตุ้นอารมณ์ตัวเดียวกันแต่อารมณ์ที่เกิดขึ้นอาจจะแตกต่างกัน ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัย [59] นอกจากนี้ยังพบว่า ผู้เข้าร่วมการทดลองบางคน ไม่สามารถจดจำและมีอารมณ์ร่วมกับตัวกระตุ้นได้ตลอดการทดลอง ผู้ทำวิจัยคาดว่าน่าจะเป็นเพราะการกระตุ้นอารมณ์นั้นใช้เวลานานเกินไป และมีการใช้ตัวกระตุ้นอารมณ์ตัวเดิม (เพลงเดียวกันแต่คนละภาพ) กระตุ้นซ้ำ ส่งผลให้ผู้เข้าร่วมการทดลองอาจจะเกิดความรู้สึกเบื่อหน่าย

เมื่อเปรียบเทียบกับการใช้สัญญาณอื่นๆ พบว่า สัญญาณ EEG มักจะให้ค่าความแม่นยำสูงสุด ผู้ทำวิจัยคาดว่าน่าจะเป็นเพราะการกระตุ้นอารมณ์ในการทดลองนี้ส่วนใหญ่กระตุ้นได้เพียงในระดับของความรู้สึกเท่านั้น ยังไม่ถึงระดับที่จะทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงสัญญาณทางสรีรวิทยาอื่นๆอย่างเห็นได้ชัด ส่งผลให้การเปลี่ยนแปลงของสัญญาณ EEG มีความชัดเจนกว่าการเปลี่ยนแปลงของสัญญาณอื่นๆ [65] เมื่อเปรียบเทียบกับการรวมสองสัญญาณแบบอื่นๆ พบว่า การรวมสัญญาณ EEG

และ ECG มักจะให้ค่าความแม่นยำสูงสุด และ เมื่อเปรียบเทียบการใช้สัญญาณเดียว การรวมสองสัญญาณ และการรวมสามสัญญาณ พบว่า การรวมสามสัญญาณมักจะให้ค่าความแม่นยำสูงสุด เนื่องจากการเปลี่ยนแปลงสัญญาณทางสรีรวิทยาชนิดหนึ่งอาจจะมีค่าเฉพาะกับอารมณ์เพียงบางอารมณ์เท่านั้น การใช้สัญญาณทางสรีรวิทยาเพียงชนิดใดชนิดหนึ่ง จึงอาจไม่สามารถตรวจจับอารมณ์ได้ครอบคลุมเท่ากับการใช้หลายสัญญาณร่วมกัน แม้ว่าการใช้หลายสัญญาณจะทำให้ผลการจำแนกอารมณ์ที่ดีขึ้นได้ แต่ก็ต้องแลกกับภาระการประมวลผลที่ต้องเพิ่มมากขึ้น รวมไปถึงค่าใช้จ่ายในการซื้ออุปกรณ์การวัดต่างๆ นอกจากนี้ การใช้อุปกรณ์การวัดหลายตัวอาจจะทำให้เกิดความไม่สะดวกสบายในการติดตั้งและสวมใส่ได้

เมื่อใช้ข้อมูลเฉพาะการกระตุ้นอารมณ์รอบแรก พบว่าค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์มีค่าเพิ่มขึ้นเกือบทั้งหมด ผู้ทำวิจัยคาดว่าน่าจะเป็นเพราะเมื่อใช้ตัวกระตุ้นอารมณ์ตัวเดิม (เพลงเดียวกันแต่คนละภาพ) กระตุ้นซ้ำ จะทำให้อารมณ์ที่ถูกกระตุ้นไม่ชัดเจนเท่ากับการกระตุ้นในรอบแรก แม้ว่าการใช้ข้อมูลเฉพาะการกระตุ้นรอบแรกจะให้ค่าความแม่นยำที่เพิ่มขึ้น แต่การใช้ข้อมูลเฉพาะการกระตุ้นรอบแรกจะทำให้จำนวนข้อมูลฝึกที่ได้มีปริมาณน้อยเมื่อเปรียบเทียบกับการใช้ข้อมูลของทุกรอบ เพื่อให้ได้จำนวนข้อมูลฝึกปริมาณที่เท่ากันจึงต้องใช้เวลาในการเก็บสัญญาณทางสรีรวิทยามากกว่า

เมื่อใช้เฉพาะคุณลักษณะที่มีนัยสำคัญ พบว่าค่าความแม่นยำที่ดีที่สุดในการจำแนกอารมณ์มีค่าลดลงจากการใช้คุณลักษณะทั้งหมดเล็กน้อยเท่านั้น ดังนั้นเราอาจจะเลือกเฉพาะคุณลักษณะที่มีนัยสำคัญมาใช้ในการจำแนกอารมณ์ แม้ว่าจะต้องเพิ่มการประมวลผลในขั้นตอนการเลือกคุณลักษณะที่มีนัยสำคัญ แต่จะเป็นการช่วยลดการประมวลผลในการสร้างโมเดลจำแนกอารมณ์และการประมวลผลในระบบจำแนกอารมณ์ เนื่องจากไม่จำเป็นต้องประมวลผลเพื่อดึงคุณลักษณะทั้งหมด

เมื่อใช้วินโดว์เวลาที่เพิ่มขึ้นพบว่าค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์มีแนวโน้มที่จะเพิ่มขึ้นด้วย เนื่องจากการใช้วินโดว์เวลาที่เพิ่มขึ้นส่งผลให้การเปลี่ยนแปลงของสัญญาณทางสรีรวิทยาต่างๆ มีความชัดเจนขึ้น ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัย [3] แม้ว่าจะให้ค่าความแม่นยำที่เพิ่มขึ้น แต่การใช้วินโดว์เวลาที่เพิ่มขึ้น จะส่งผลให้ระบบจำแนกอารมณ์ต้องมีการเก็บสัญญาณทางสรีรวิทยาเป็นเวลาที่เพิ่มขึ้นกว่าจะจำแนกอารมณ์ครั้งแรกได้จึงต้องใช้เวลาที่เพิ่มขึ้น นอกจากนี้การที่ใช้นวินโดว์เวลาที่มากเกินไป อาจจะทำให้ระบบจำแนกอารมณ์ไม่สามารถจับการเปลี่ยนแปลงของอารมณ์ที่เกิดขึ้นทันทีทันใดได้ทันที เนื่องจากระบบจำแนกอารมณ์ใช้สัญญาณทางสรีรวิทยาที่ย้อนหลังไปเป็นเวลานานเพื่อจำแนกอารมณ์ ซึ่งในช่วงเวลานั้นอาจจะมีอารมณ์อื่นๆปนอยู่ด้วย

เมื่อใช้จำนวนช่วงเวลาที่ใช้เป็นข้อมูลฝึกเพิ่มขึ้นในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับช่วงเวลา และ เมื่อใช้จำนวนคนที่ใช้เป็นข้อมูลฝึกเพิ่มขึ้นในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล พบว่า ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์มีแนวโน้มที่จะเพิ่มขึ้นด้วย แม้ว่าการใช้จำนวน

ข้อมูลฝึกที่เพิ่มขึ้นจะให้ค่าความแม่นยำที่เพิ่มขึ้น แต่การจะได้จำนวนข้อมูลฝึกเพิ่มขึ้น จำเป็นต้องใช้เวลาในการเก็บข้อมูลที่เพิ่มขึ้นด้วย และเป็นการเพิ่มการประมวลผลในการสร้างโมเดลการจำแนกอารมณ์

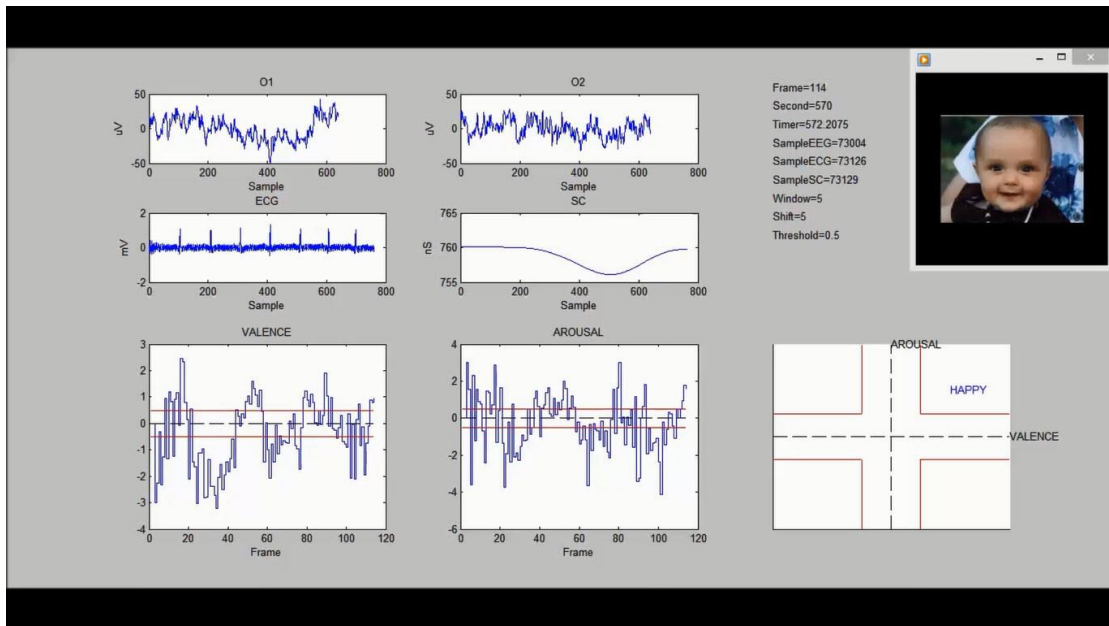
เมื่อใช้ค่าขีดแบ่งอารมณ์ที่เพิ่มขึ้นแล้ว พบว่า ค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ก็มีแนวโน้มที่จะเพิ่มขึ้นด้วย ผู้ทำวิจัยคาดว่าน่าจะเป็นเพราะเมื่อใช้ค่าขีดแบ่งอารมณ์ที่เพิ่มขึ้นจะเป็นการตัดตัวอย่างที่อยู่ใกล้เคียงแนวระนาบการตัดสินใจออกไป ส่งผลให้เหลือแต่ตัวอย่างที่อยู่ไกลแนวระนาบการตัดสินใจ แต่เมื่อเพิ่มค่าขีดแบ่งอารมณ์จนถึงจุดหนึ่งพบว่าค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์มีแนวโน้มที่ไม่แน่นอน ผู้ทำวิจัยคาดว่าน่าจะเป็นเพราะเมื่อใช้ค่าขีดแบ่งอารมณ์ที่มากเกินไปจะทำให้จำนวนตัวอย่างที่เหลือให้พิจารณาไม่เพียงพอ ส่งผลให้ค่าความแม่นยำที่ได้มีความแปรปรวนมาก ในระบบจำแนกอารมณ์ การใช้ค่าขีดแบ่งอารมณ์ที่เพิ่มขึ้นจะทำให้ผลการจำแนกอารมณ์มีโอกาสเป็นอารมณ์ปกติเพิ่มขึ้น โอกาสที่ผลการจำแนกอารมณ์จะเป็นอารมณ์อื่นๆจึงน้อยลง เปรียบเสมือนเป็นการปรับความไวของการเปลี่ยนแปลงผลการจำแนกอารมณ์

เมื่อเปรียบเทียบผลการจำแนกอารมณ์แบบขึ้นอยู่กับตัวบุคคลและแบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล พบว่าส่วนใหญ่มีค่าความแม่นยำลดลง เนื่องจากการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคลมีปัจจัยของความแตกต่างระหว่างบุคคลมาเกี่ยวข้องด้วย ส่งผลให้การจำแนกอารมณ์ทำได้ยากกว่า ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัย [59]

#### 4.3 ระบบจำแนกอารมณ์

เราได้นำผลจากการวิเคราะห์มาทำการพัฒนาระบบจำแนกอารมณ์แบบเรียลไทม์ โดยรับสัญญาณ EEG, ECG และ SC แล้วนำมาผ่านกระบวนการ การประมวลผลขั้นต้น ดึงคุณลักษณะ จากนั้นนำมาคุณลักษณะต่างๆที่ได้ มาเข้าโมเดลการจำแนกอารมณ์ที่ได้มาจากการฝึกข้อมูลฝึกไว้ล่วงหน้า (รายละเอียดของกระบวนการต่างๆ สามารถดูได้ในบทที่ 3) ระบบจำแนกอารมณ์นี้ถูกพัฒนาโดยใช้โปรแกรม Matlab ระบบจำแนกอารมณ์ สามารถปรับเลือก วินโดว์เวลา (Window) การเลื่อนเวลา (Shift) ค่าขีดแบ่งอารมณ์ (Threshold) รูปแบบสัญญาณ (สัญญาณเดียวหรือหลายสัญญาณ) และ รูปแบบการจำแนกอารมณ์ (แบบขึ้นอยู่กับช่วงเวลา แบบไม่ขึ้นอยู่กับช่วงเวลา แบบขึ้นอยู่กับตัวบุคคล หรือ แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล) ให้เหมาะสมกับการนำไปประยุกต์ใช้งานได้ ส่วนต่อประสานกราฟิกกับผู้ใช้ของระบบจำแนกอารมณ์ จะประกอบไปด้วยส่วนประกอบหลักๆ ได้แก่ ส่วนของกราฟแสดงสัญญาณ EEG, ECG และ SC ของเฟรมนั้นๆ ส่วนของกราฟแสดงการเปลี่ยนแปลงระดับของอารมณ์เชิงบวกและอารมณ์ตื่นเต้นของทุกๆเฟรมที่ผ่านมา ส่วนของกราฟแสดงผลของอารมณ์ดีใจ พอใจ เสียใจ กลัว หรืออารมณ์ปกติ ตามแกนอารมณ์เชิงบวกและอารมณ์ตื่นเต้นของ

เฟรมนั้นๆ และ ส่วนของรายละเอียดแสดงพารามิเตอร์ต่างๆ ดังแสดงในรูปที่ 58 จากการทดสอบระบบจำแนกอารมณ์โดยใช้เครื่องคอมพิวเตอร์ ASUS รุ่น VivoBook X202E ซึ่งใช้หน่วยประมวลผล Core i3 มีความเร็วสัญญาณนาฬิกา 1.8 GHz และมีหน่วยความจำหลักขนาด 4 GB พบว่า ระบบสามารถจำแนกอารมณ์ได้ภายในทุกๆ 1 วินาที (การเลื่อนเวลาเป็น 1 วินาที)



รูปที่ 58 ระบบจำแนกอารมณ์



## บทที่ 5

### สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

#### 5.1 สรุปผลการวิจัย

เราได้ทำพิจารณาผลการจำแนกอารมณ์ในแบบขึ้นอยู่กับตัวบุคคล และแบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล โดยพิจารณาทั้งในแง่ของ สัญญาณที่ใช้ วินโดว์เวลา การเลือกคุณลักษณะ การใช้ข้อมูลเฉพาะ การกระตุ้นอารมณ์รอบแรก จำนวนช่วงเวลาและจำนวนคนที่ใช้เป็นข้อมูลฝึก และการกำหนดค่าขีดแบ่งอารมณ์ จากผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า เมื่อเปรียบเทียบกับการใช้สัญญาณอื่นๆ พบว่าสัญญาณ EEG มักจะให้ค่าความแม่นยำสูงสุด เมื่อเปรียบเทียบกับการรวมสองสัญญาณแบบอื่นๆ พบว่าการรวมสัญญาณ EEG และ ECG มักจะให้ค่าความแม่นยำสูงสุด และ เมื่อเปรียบเทียบการใช้สัญญาณเดี่ยว การรวมสองสัญญาณ และการรวมสามสัญญาณ พบว่าการรวมสามสัญญาณมักจะให้ค่าความแม่นยำสูงสุด เมื่อใช้ข้อมูลเฉพาะการกระตุ้นอารมณ์รอบแรกพบว่าค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์มีค่าเพิ่มขึ้นเกือบทั้งหมด เมื่อใช้เฉพาะคุณลักษณะที่มีนัยสำคัญ พบว่าค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์มีค่าลดลงจากการใช้คุณลักษณะทั้งหมดเล็กน้อย เมื่อใช้วินโดว์เวลาที่เพิ่มขึ้น พบว่าค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์มีแนวโน้มที่จะเพิ่มขึ้นด้วย เมื่อใช้จำนวนช่วงเวลาที่ใช้เป็นข้อมูลฝึกเพิ่มขึ้นในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับช่วงเวลา และ เมื่อใช้จำนวนคนที่ใช้เป็นข้อมูลฝึกเพิ่มขึ้นในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล พบว่าค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์มีแนวโน้มที่จะเพิ่มขึ้นด้วย เมื่อใช้ค่าขีดแบ่งอารมณ์ที่เพิ่มขึ้นแล้ว พบว่าค่าความแม่นยำในการจำแนกอารมณ์ก็มีแนวโน้มที่จะเพิ่มขึ้นด้วย นอกจากนี้เราได้พัฒนาระบบจำแนกอารมณ์แบบเรียลไทม์ซึ่งสามารถปรับเลือกพารามิเตอร์ต่างๆ ให้เหมาะสมกับการนำไปประยุกต์ใช้งานต่างๆ ได้

#### 5.2 ข้อเสนอแนะ

- เนื่องจากแต่ละคนมีประสบการณ์ในชีวิตที่แตกต่างกัน ส่งผลให้แม้จะใช้ตัวกระตุ้นอารมณ์ตัวเดียวกันแต่อารมณ์ที่เกิดขึ้นอาจจะแตกต่างกันก็ได้ ดังนั้น การที่จะให้ผู้เข้าร่วมการทดลองเกิดอารมณ์ตามที่ต้องการ จึงอาจจะต้องมีการทดสอบผู้เข้าร่วมการทดลองแต่ละคนก่อนว่า ตัวกระตุ้นใดที่จะทำให้ผู้เข้าร่วมการทดลองเกิดอารมณ์นั้นๆ แล้วจึงจัดตัวกระตุ้นให้เหมาะสมกับผู้เข้าร่วมการทดลองแต่ละคน การใช้ตัวกระตุ้นที่ผู้เข้าร่วมการทดลองสามารถมีปฏิสัมพันธ์ด้วยได้ เช่น เกม จะช่วยให้ผู้เข้าร่วมการทดลองสามารถจดจ่อและมีอารมณ์ร่วมกับตัวกระตุ้นได้มากขึ้น [49] ดังนั้น การใช้ตัวกระตุ้นอารมณ์อื่นๆ



อาจจะให้ผลการจำแนกอารมณ์ที่ดีกว่าการใช้ภาพและเสียงเป็นตัวกระตุ้น ดังที่ถูกลีอกมาใช้ในงานวิจัยนี้

- เนื่องจากการจำแนกอารมณ์แบบหลายมิติจะมีการจัดกลุ่มของอารมณ์ต่างๆ ซึ่งอาจจะมี การเปลี่ยนแปลงสัญญาณทางสรีรวิทยาที่แตกต่างกันให้อยู่ในกลุ่มเดียวกัน เช่น ในการแยก อารมณ์เชิงบวก จะมีการจัดกลุ่มของอารมณ์ดีใจกับพอใจให้อยู่ในกลุ่มเดียวกัน และ อารมณ์เสียใจกับกลัวให้อยู่ในกลุ่มเดียวกัน เป็นต้น [66] ดังนั้น การใช้แบบจำลองอารมณ์ แบบอื่นๆ อาจจะให้ผลการจำแนกอารมณ์ที่ดีกว่าการใช้แบบจำลองอารมณ์แบบหลายมิติ ดังที่ถูกลีอกนำมาใช้ในงานวิจัยนี้
- แม้ว่าในหลายๆงานวิจัยที่ผ่านมา ตัวจำแนก SVM มักจะให้ผลการจำแนกอารมณ์ที่ดีที่สุด เมื่อเปรียบเทียบกับตัวจำแนกอื่นๆ แต่ในปัจจุบัน งานวิจัยทางการเรียนรู้ของเครื่องได้ มีการค้นพบตัวจำแนกใหม่ๆ ที่ประสิทธิภาพ เช่น ตัวจำแนกในกลุ่มของการเรียนรู้แบบลึก (Deep Learning) ซึ่งได้ถูกนำไปประยุกต์ใช้ในงานวิจัยที่เกี่ยวกับการจำแนกอารมณ์โดยใช้ สัญญาณทางสรีรวิทยาแล้ว หลายงานวิจัยพบว่าตัวจำแนกในกลุ่มของการเรียนรู้แบบลึก ให้ผลการจำแนกอารมณ์ที่ดีกว่าตัวจำแนกอื่นๆ รวมไปถึง SVM ด้วย [58, 67] ดังนั้น การ ใช้ตัวจำแนกอื่นๆ อาจจะให้ผลการจำแนกอารมณ์ที่ดีกว่าการใช้ตัวจำแนก SVM ดังที่ถูกลีอกนำมาใช้ในงานวิจัยนี้
- แม้ว่าคุณลักษณะค่าพลังงานในย่านความถี่ต่างๆของสัญญาณ EEG จะถูกนำมาใช้ในหลาย งานวิจัย เราพบว่ามีคุณลักษณะอีกหลายตัว ที่ถูกนำมาใช้ในการจำแนกอารมณ์ เช่น Statistical Features [40], Entropy [57] และ Fractal Dimension [6, 7] เป็นต้น ซึ่ง หลายงานวิจัยพบว่าคุณลักษณะต่างๆเหล่านี้ให้ผลการจำแนกอารมณ์ที่ดีเช่นกัน ดังนั้น การใช้คุณลักษณะอื่นๆ อาจจะให้ผลการจำแนกอารมณ์ที่ดีกว่าคุณลักษณะค่าพลังงานใน ย่านความถี่ต่างๆของสัญญาณ EEG ดังที่ถูกลีอกนำมาใช้ในงานวิจัยนี้
- ผลจากการจำแนกอารมณ์แบบเรียลไทม์ อาจจะแตกต่างจากผลการจำแนกอารมณ์ที่ได้มา จากการฝึกโมเดล เนื่องจาก ในการจำแนกอารมณ์แบบเรียลไทม์ ผู้ใช้งานระบบจำแนก อารมณ์อาจจะไม่ได้นั่งอยู่นิ่งๆตลอดเวลา [3] ส่งผลให้สัญญาณทางสรีรวิทยาที่วัดได้อาจจะ มีสัญญาณรบกวนอยู่มากกว่า การใช้เทคนิคการลดสัญญาณรบกวนจากสัญญาณทาง สรีรวิทยาที่มีประสิทธิภาพ เช่น การวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระ (Independent Component Analysis) ที่นิยมใช้กันมากในสัญญาณ EEG [68] อาจจะช่วยให้ผลการ จำแนกแบบเรียลไทม์ มีความใกล้เคียงกับผลการจำแนกอารมณ์ที่ได้มาจากการฝึกโมเดล มากขึ้น

## รายการอ้างอิง

- [1] C. Peter and A. Herbon, "Emotion representation and physiology assignments in digital systems," *Interact. Comput.*, vol. 18, pp. 139-170, 2006.
- [2] H. Gunes and M. Pantic, "Automatic, Dimensional and Continuous Emotion Recognition," *International Journal of Synthetic Emotions*, vol. 1, pp. 68-99, 2010.
- [3] G. Chanel, "Emotion assessment for affective-computing based on brain and peripheral signals," University of Geneva, Switzerland, 2009.
- [4] P. D. Maclean, "Some psychiatric implications of physiological studies on frontotemporal portion of limbic system (visceral brain)," *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, vol. 4, pp. 407-18, 1952.
- [5] S.-C. Chung and H.-K. Yang, "A Real-Time Emotionality Assessment (RTEA) System Based on Psycho-Physiological Evaluation," *International Journal of Neuroscience*, vol. 118, pp. 967-980, 2008.
- [6] Z. Lana, O. Sourina, L. Wang, and Y. Liua, "Stability of Features in Real-time EEG-based Emotion Recognition Algorithm."
- [7] Y. Liu and O. Sourina, "Real-Time Subject-Dependent EEG-Based Emotion Recognition Algorithm," in *Transactions on Computational Science XXIII*, ed: Springer, 2014, pp. 199-223.
- [8] N. Jatupaiboon, S. Pan-ngum, and P. Israsena, "Emotion classification using minimal EEG channels and frequency bands," in *Computer Science and Software Engineering (JCSSE), 2013 10th International Joint Conference on*, 2013, pp. 21-24.
- [9] N. Jatupaiboon, S. Pan-ngum, and P. Israsena, "Real-Time EEG-Based Happiness Detection System," *The Scientific World Journal*, vol. 2013, p. 12, 2013.
- [10] N. Jatupaiboon, S. Pan-ngum, and P. Israsena, "Subject-Dependent and Subject-Independent Emotion Classification Using Unimodal and Multimodal

- Physiological Signals," *Journal of Medical Imaging and Health Informatics* In Press.
- [11] R. A. Baron and M. J. Kalsher, *Essentials of Psychology*: Allyn and Bacon, 1998.
- [12] R. W. Levenson, "Emotion and the autonomic nervous system: a prospectus for research on autonomic specificity," in *Social Psychophysiology and Emotion: Theory and Clinical Applications*, H. L. Wagner, Ed., ed: John Wiley & Sons, 1988, pp. 17-42.
- [13] A. D. Bragdon and D. Gamon, *Building Mental Muscle: Conditioning Exercises for the Six Intelligence Zones*: Walker, 2003.
- [14] I. B. Mauss and M. D. Robinson, "Measures of emotion: A review," *Cognition & Emotion*, vol. 23, pp. 209-237, 2009/02/01 2009.
- [15] P. Ekman, *Emotion in the Human Face*: Oxford University Press, 2005.
- [16] O. H. Mowrer, *Learning theory and behavior*. Hoboken, NJ, US: John Wiley & Sons Inc, 1960.
- [17] W. James, *What Is an Emotion?:* Wilder Publications, 2007.
- [18] W. McDougall, *An Introduction to Social Psychology*: Methuen, 1926.
- [19] J. A. Russell, "A circumplex model of affect," *Journal of Personality and Social Psychology*, vol. 39, pp. 1161-1178, 1980.
- [20] R. Horlings, D. Datcu, and L. J. Rothkrantz, "Emotion recognition using brain activity," in *Proceedings of the 9th International Conference on Computer Systems and Technologies and Workshop for PhD Students in Computing*, 2008, p. 6.
- [21] M. M. Bradley and P. J. Lang, "Measuring emotion: the Self-Assessment Manikin and the Semantic Differential," *J Behav Ther Exp Psychiatry*, vol. 25, pp. 49-59, 1994.
- [22] F. Sharbrough, G. E. Chatrian, R. P. Lesser, H. Luders, M. Nuwer, and T. W. Picton, "American Electroencephalographic Society guidelines for standard electrode position nomenclature," *J. Clin. Neurophysiol.*, vol. 8, pp. 200-202, 1991.
- [23] Trans Cranial Technologies. (2013). *10/20 System Positioning MANUAL*.

- [24] E. Niedermeyer and F. H. L. da Silva, *Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields*: Lippincott Williams & Wilkins, 2005.
- [25] Wikipedia. (2015). *Electroencephalography -- Wikipedia, The Free Encyclopedia*. Available: <http://en.wikipedia.org/w/index.php?title=Electroencephalography>
- [26] S. K. Sutton and R. J. Davidson, "Prefrontal Brain Asymmetry: A Biological Substrate of the Behavioral Approach and Inhibition Systems," *Psychological Science*, vol. 8, pp. 204-210, May 1, 1997 1997.
- [27] D. Oude Bos, "EEG-based emotion recognition - The Influence of Visual and Auditory Stimuli," in *Capita Selecta (MSc course)*, 2006.
- [28] J. Kim, "Bimodal Emotion Recognition using Speech and Physiological Changes," in *Robust Speech Recognition and Understanding*, ed: I-Tech Education and Publishing, Vienna, Austria, 2007, pp. 265-280.
- [29] F. Lotte, M. Congedo, A. Lecuyer, F. Lamarche, and B. Arnaldi, "A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces," *J Neural Eng*, vol. 4, pp. R1-R13, 2007.
- [30] V. N. Vapnik, *The nature of statistical learning theory*: Springer-Verlag New York, Inc., 1995. จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
- [31] A. Ben-Hur and J. Weston, "A User's Guide to Support Vector Machines," in *Data Mining Techniques for the Life Sciences*. vol. 609, O. Carugo and F. Eisenhaber, Eds., ed: Humana Press, 2010, pp. 223-239.
- [32] A. Karatzoglou, D. Meyer, and K. Hornik, "Support vector machines in R," 2005.
- [33] I. Guyon and A. Elisseeff, "An introduction to variable and feature selection," *The Journal of Machine Learning Research*, vol. 3, pp. 1157-1182, 2003.
- [34] J. Wagner, K. Jonghwa, and E. Andre, "From Physiological Signals to Emotions: Implementing and Comparing Selected Methods for Feature Extraction and Classification," in *Multimedia and Expo, 2005. ICME 2005. IEEE International Conference on*, 2005, pp. 940-943.
- [35] M. G. Larson, "Analysis of Variance," *Circulation*, vol. 117, pp. 115-121, January 1, 2008 2008.

- [36] R. McGill, J. W. Tukey, and W. A. Larsen, "Variations of box plots," *The American Statistician*, vol. 32, pp. 12-16, 1978.
- [37] NuMBerS project. (2015). *Introduction, and choosing a graph or chart*. Available: <http://web.anglia.ac.uk/numbers/graphsCharts.html>
- [38] S. K. D'mello and J. Kory, "A Review and Meta-Analysis of Multimodal Affect Detection Systems," *ACM Computing Surveys (CSUR)*, vol. 47, p. 43, 2015.
- [39] L. Wu, S. L. Oviatt, and P. R. Cohen, "Multimodal integration-a statistical view," *Multimedia, IEEE Transactions on*, vol. 1, pp. 334-341, 1999.
- [40] K. Takahashi, "Remarks on SVM-based emotion recognition from multi-modal bio-potential signals," in *Robot and Human Interactive Communication, 2004. ROMAN 2004. 13th IEEE International Workshop on*, 2004, pp. 95-100.
- [41] G. Chanel, J. Kroneggs, D. Grandjean, and T. Pun, "Emotion Assessment: Arousal Evaluation Using EEG's and Peripheral Physiological Signals," in *Multimedia Content Representation, Classification and Security*. vol. 4105, B. Günsel, A. Jain, A. M. Tekalp, and B. Sankur, Eds., ed: Springer Berlin Heidelberg, 2006, pp. 530-537.
- [42] L. Yuan-Pin, W. Chi-Hong, W. Tien-Lin, J. Shyh-Kang, and C. Jyh-Horng, "Support vector machine for EEG signal classification during listening to emotional music," in *Multimedia Signal Processing, 2008 IEEE 10th Workshop on*, 2008, pp. 127-130.
- [43] L. Mu and L. Bao-Liang, "Emotion classification based on gamma-band EEG," in *Engineering in Medicine and Biology Society, 2009. EMBC 2009. Annual International Conference of the IEEE, 2009*, pp. 1223-1226.
- [44] G. Chanel, J. J. M. Kierkels, M. Soleymani, and T. Pun, "Short-term emotion assessment in a recall paradigm," *International Journal of Human-Computer Studies*, vol. 67, pp. 607-627, 2009.
- [45] Z. Khalili and M. H. Moradi, "Emotion recognition system using brain and peripheral signals: Using correlation dimension to improve the results of EEG," in *Neural Networks, 2009. IJCNN 2009. International Joint Conference on*, 2009, pp. 1571-1575.

- [46] L. Yuan-Pin, W. Chi-Hong, J. Tzyy-Ping, W. Tien-Lin, J. Shyh-Kang, D. Jeng-Ren, and C. Jyh-Horng, "EEG-Based Emotion Recognition in Music Listening," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 57, pp. 1798-1806, 2010.
- [47] S. Koelstra, A. Yazdani, M. Soleymani, C. Mühl, J.-S. Lee, A. Nijholt, T. Pun, T. Ebrahimi, and I. Patras, "Single Trial Classification of EEG and Peripheral Physiological Signals for Recognition of Emotions Induced by Music Videos," in *Brain Informatics*. vol. 6334, Y. Yao, R. Sun, T. Poggio, J. Liu, N. Zhong, and J. Huang, Eds., ed: Springer Berlin Heidelberg, 2010, pp. 89-100.
- [48] N. Dan, W. Xiao-Wei, S. Li-Chen, and L. Bao-Liang, "EEG-based emotion recognition during watching movies," in *Neural Engineering (NER), 2011 5th International IEEE/EMBS Conference on*, 2011, pp. 667-670.
- [49] G. Chanel, C. Rebetz, Be, x, M. trancourt, and T. Pun, "Emotion Assessment From Physiological Signals for Adaptation of Game Difficulty," *Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, IEEE Transactions on*, vol. 41, pp. 1052-1063, 2011.
- [50] X.-W. Wang, D. Nie, and B.-L. Lu, "EEG-Based Emotion Recognition Using Frequency Domain Features and Support Vector Machines," in *Neural Information Processing*. vol. 7062, B.-L. Lu, L. Zhang, and J. Kwok, Eds., ed: Springer Berlin Heidelberg, 2011, pp. 734-743.
- [51] L. Brown, B. Grundlehner, and J. Penders, "Towards wireless emotional valence detection from EEG," in *Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC, 2011 Annual International Conference of the IEEE*, 2011, pp. 2188-2191.
- [52] S. Koelstra, C. Muhl, M. Soleymani, L. Jong-Seok, A. Yazdani, T. Ebrahimi, T. Pun, A. Nijholt, and I. Patras, "DEAP: A Database for Emotion Analysis ;Using Physiological Signals," *Affective Computing, IEEE Transactions on*, vol. 3, pp. 18-31, 2012.
- [53] H. Dong, G. Cuntai, A. Kai Keng, Z. Haihong, and P. Yaozhang, "Asymmetric Spatial Pattern for EEG-based emotion detection," in *Neural Networks (IJCNN), The 2012 International Joint Conference on*, 2012, pp. 1-7.

- [54] M. Soleymani, J. Lichtenauer, T. Pun, and M. Pantic, "A Multimodal Database for Affect Recognition and Implicit Tagging," *Affective Computing, IEEE Transactions on*, vol. 3, pp. 42-55, 2012.
- [55] L. Yi-Hung, W. Chien-Te, K. Yung-Hwa, and C. Ya-Ting, "Single-trial EEG-based emotion recognition using kernel Eigen-emotion pattern and adaptive support vector machine," in *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2013 35th Annual International Conference of the IEEE*, 2013, pp. 4306-4309.
- [56] Y.-P. Lin, Y.-H. Yang, and T.-P. Jung, "Fusion of electroencephalographic dynamics and musical contents for estimating emotional responses in music listening," *Frontiers in neuroscience*, vol. 8, 2014.
- [57] X. Jie, R. Cao, and L. Li, "Emotion recognition based on the sample entropy of EEG," *Bio-medical materials and engineering*, vol. 24, pp. 1185-1192, 2014.
- [58] S. Jirayucharoensak, S. Pan-Ngum, and P. Israsena, "EEG-Based Emotion Recognition Using Deep Learning Network with Principal Component Based Covariate Shift Adaptation," *The Scientific World Journal*, vol. 2014, p. 10, 2014.
- [59] R. W. Picard, E. Vyzas, and J. Healey, "Toward machine emotional intelligence: analysis of affective physiological state," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 23, pp. 1175-1191, 2001.
- [60] P. J. Lang, M. M. Bradley, and B. N. Cuthbert, *International Affective Picture System (IAPS): Affective Ratings of Pictures and Instruction Manual*: NIMH, Center for the Study of Emotion & Attention, 2005.
- [61] M. Bradley, P. J. Lang, U. o. F. C. f. t. S. o. Emotion, Attention, and N. I. o. M. Health, *The International affective digitized sounds (IADS): stimuli, instruction manual and affective ratings*: NIMH Center for the Study of Emotion and Attention, 1999.
- [62] T. Baumgartner, M. Esslen, and L. Jäncke, "From emotion perception to emotion experience: Emotions evoked by pictures and classical music," *International Journal of Psychophysiology*, vol. 60, pp. 34-43, 2006.
- [63] Emotiv. (2015). Available: <http://emotiv.com/>
- [64] Shimmer. (2015). Available: <http://www.shimmersensing.com/>

- [65] A. Damasio, *Descartes' Error: Emotion, Reason, and the Human Brain*: Penguin Publishing Group, 2005.
- [66] T. Schultz, K. Schaaff, and D.-M. M. Wand, "EEG-based Emotion Recognition."
- [67] Z. Wei-Long, Z. Jia-Yi, P. Yong, and L. Bao-Liang, "EEG-based emotion classification using deep belief networks," in *Multimedia and Expo (ICME), 2014 IEEE International Conference on*, 2014, pp. 1-6.
- [68] A. Delorme, J. Palmer, J. Onton, R. Oostenveld, and S. Makeig, "Independent EEG sources are dipolar," *PloS one*, vol. 7, p. e30135, 2012.







ภาคผนวก

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย  
CHULALONGKORN UNIVERSITY

## ภาคผนวก ก

ตารางที่ 10 Confusion Matrix ของการจำแนก 4 อารมณ์ แบบไม่ขึ้นอยู่กับการที่ทดลอง (ก) EEG, (ข) ECG, (ค) SC, (ง) Feature-Level, (จ) Decision-Level

|              |          | predicted class |       |          |     |
|--------------|----------|-----------------|-------|----------|-----|
|              |          | (ก)             | happy | pleasure | sad |
| actual class | happy    | 45              | 0     | 2        | 3   |
|              | pleasure | 7               | 40    | 3        | 0   |
|              | sad      | 2               | 3     | 33       | 12  |
|              | fear     | 7               | 1     | 16       | 26  |

| (ข)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 28    | 8        | 7   | 7    |
| pleasure | 22    | 9        | 17  | 2    |
| sad      | 7     | 3        | 32  | 8    |
| fear     | 18    | 8        | 16  | 8    |

| (ค)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 21    | 6        | 9   | 14   |
| pleasure | 12    | 25       | 9   | 4    |
| sad      | 7     | 10       | 18  | 15   |
| fear     | 9     | 13       | 15  | 13   |

| (ง)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 43    | 1        | 1   | 5    |
| pleasure | 5     | 39       | 6   | 0    |
| sad      | 3     | 3        | 37  | 7    |
| fear     | 7     | 1        | 10  | 32   |

| (จ)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 45    | 0        | 2   | 3    |
| pleasure | 9     | 38       | 3   | 0    |
| sad      | 1     | 1        | 35  | 13   |
| fear     | 9     | 1        | 11  | 29   |

ตารางที่ 11 Confusion Matrix ของการจำแนก 4 อารมณ์ แบบไม่ขึ้นอยู่กับการทดลอง เมื่อใช้ข้อมูลเฉพาะการกระตุ้นอารมณ์รอบแรก (ก) EEG, (ข) ECG, (ค) SC, (ง) Feature-Level, (จ)

Decision-Level

|              |          | predicted class |       |          |     |
|--------------|----------|-----------------|-------|----------|-----|
|              |          | (ก)             | happy | pleasure | sad |
| actual class | happy    | 10              | 0     | 0        | 0   |
|              | pleasure | 0               | 8     | 1        | 1   |
|              | sad      | 0               | 1     | 8        | 1   |
|              | fear     | 0               | 0     | 2        | 8   |

| (ข)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 3     | 3        | 0   | 4    |
| pleasure | 3     | 5        | 1   | 1    |
| sad      | 1     | 1        | 5   | 3    |
| fear     | 4     | 1        | 0   | 5    |

| (ค)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 7     | 1        | 2   | 0    |
| pleasure | 3     | 3        | 2   | 2    |
| sad      | 1     | 4        | 4   | 1    |
| fear     | 1     | 3        | 1   | 5    |

| (ง)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 10    | 0        | 0   | 0    |
| pleasure | 0     | 8        | 2   | 0    |
| sad      | 0     | 1        | 8   | 1    |
| fear     | 0     | 0        | 2   | 8    |

| (จ)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 10    | 0        | 0   | 0    |
| pleasure | 0     | 10       | 0   | 0    |
| sad      | 0     | 0        | 9   | 1    |
| fear     | 0     | 0        | 1   | 9    |

ตารางที่ 12 Confusion Matrix ของการจำแนก 4 อารมณ์ แบบไม่ขึ้นอยู่กับการที่ทดลอง เมื่อใช้เฉพาะคุณลักษณะที่มีนัยสำคัญ (ก) EEG, (ข) ECG, (ค) SC, (ง) Feature-Level, (จ) Decision-

Level

|              |          | predicted class |       |          |     |
|--------------|----------|-----------------|-------|----------|-----|
|              |          | (ก)             | happy | pleasure | sad |
| actual class | happy    | 42              | 2     | 1        | 5   |
|              | pleasure | 0               | 44    | 4        | 2   |
|              | sad      | 4               | 3     | 33       | 10  |
|              | fear     | 5               | 3     | 11       | 31  |

| (ข)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 30    | 6        | 6   | 8    |
| pleasure | 23    | 20       | 7   | 0    |
| sad      | 6     | 9        | 26  | 9    |
| fear     | 21    | 7        | 15  | 7    |

| (ค)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 25    | 12       | 1   | 12   |
| pleasure | 7     | 32       | 7   | 4    |
| sad      | 10    | 14       | 10  | 16   |
| fear     | 8     | 19       | 11  | 12   |

| (ง)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 41    | 3        | 1   | 5    |
| pleasure | 4     | 41       | 5   | 0    |
| sad      | 2     | 6        | 36  | 6    |
| fear     | 5     | 2        | 8   | 35   |

| (จ)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 44    | 2        | 0   | 4    |
| pleasure | 1     | 45       | 3   | 1    |
| sad      | 1     | 2        | 34  | 13   |
| fear     | 6     | 2        | 11  | 31   |

ตารางที่ 13 Confusion Matrix ของการจำแนก 4 อารมณ์ แบบขึ้นอยู่กับวันที่ทดลอง (ก) EEG, (ข) ECG, (ค) SC, (ง) Feature-Level, (จ) Decision-Level

|              |          | predicted class |       |          |     |      |
|--------------|----------|-----------------|-------|----------|-----|------|
|              |          | (ก)             | happy | pleasure | sad | fear |
| actual class | (ก)      | happy           | 37    | 7        | 2   | 4    |
|              | pleasure | 2               | 45    | 3        | 0   |      |
|              | sad      | 5               | 6     | 32       | 7   |      |
|              | fear     | 7               | 4     | 19       | 20  |      |

| (ข)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 32    | 8        | 2   | 8    |
| pleasure | 13    | 19       | 13  | 5    |
| sad      | 5     | 9        | 26  | 10   |
| fear     | 7     | 3        | 16  | 24   |

| (ค)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 22    | 13       | 2   | 13   |
| pleasure | 6     | 29       | 10  | 5    |
| sad      | 5     | 17       | 22  | 6    |
| fear     | 13    | 10       | 11  | 16   |
|          | 22    | 13       | 2   | 13   |

| (ง)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 38    | 2        | 3   | 7    |
| pleasure | 3     | 35       | 12  | 0    |
| sad      | 1     | 6        | 35  | 8    |
| fear     | 9     | 2        | 19  | 20   |

| (จ)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 42    | 6        | 0   | 2    |
| pleasure | 4     | 37       | 9   | 0    |
| sad      | 1     | 4        | 37  | 8    |
| fear     | 7     | 1        | 10  | 32   |

ตารางที่ 14 Confusion Matrix ของการจำแนก 4 อารมณ์ แบบไม่ขึ้นอยู่กัตัวบุคคล (ก) EEG, (ข)

ECG, (ค) SC, (ง) Feature-Level, (จ) Decision-Level

|              |          | predicted class |       |          |     |
|--------------|----------|-----------------|-------|----------|-----|
|              |          | (ก)             | happy | pleasure | sad |
| actual class | happy    | 54              | 20    | 17       | 9   |
|              | pleasure | 20              | 37    | 28       | 15  |
|              | sad      | 16              | 10    | 58       | 16  |
|              | fear     | 16              | 8     | 33       | 43  |

| (ข)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 37    | 14       | 20  | 29   |
| pleasure | 25    | 24       | 30  | 21   |
| sad      | 16    | 25       | 40  | 19   |
| fear     | 31    | 11       | 26  | 32   |

| (ค)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 44    | 13       | 28  | 15   |
| pleasure | 18    | 19       | 43  | 20   |
| sad      | 13    | 11       | 62  | 14   |
| fear     | 22    | 9        | 48  | 21   |

| (ง)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 58    | 16       | 17  | 9    |
| pleasure | 26    | 28       | 34  | 12   |
| sad      | 10    | 14       | 62  | 14   |
| fear     | 20    | 8        | 33  | 39   |

| (จ)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 59    | 18       | 10  | 13   |
| pleasure | 27    | 26       | 35  | 12   |
| sad      | 16    | 8        | 59  | 17   |
| fear     | 16    | 10       | 28  | 46   |

ตารางที่ 15 Confusion Matrix ของการจำแนก 4 อารมณ์ แบบไม่ขึ้นอยู่กัตัวบุคคล เมื่อใช้ข้อมูลเฉพาะการกระตุ้นอารมณ์รอบแรก (ก) EEG, (ข) ECG, (ค) SC, (ง) Feature-Level, (จ) Decision-

Level

|              |          | predicted class |       |          |     |
|--------------|----------|-----------------|-------|----------|-----|
|              |          | (ก)             | happy | pleasure | sad |
| actual class | happy    | 16              | 1     | 2        | 1   |
|              | pleasure | 2               | 8     | 6        | 4   |
|              | sad      | 3               | 3     | 14       | 0   |
|              | fear     | 2               | 3     | 4        | 11  |

| (ข)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 6     | 3        | 5   | 6    |
| pleasure | 1     | 9        | 5   | 5    |
| sad      | 5     | 4        | 5   | 6    |
| fear     | 3     | 2        | 4   | 11   |

| (ค)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 16    | 0        | 3   | 1    |
| pleasure | 3     | 1        | 15  | 1    |
| sad      | 3     | 1        | 15  | 1    |
| fear     | 7     | 0        | 13  | 0    |

| (ง)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 16    | 0        | 1   | 3    |
| pleasure | 2     | 3        | 12  | 3    |
| sad      | 4     | 0        | 16  | 0    |
| fear     | 3     | 0        | 6   | 11   |

| (จ)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 16    | 1        | 1   | 2    |
| pleasure | 2     | 5        | 11  | 2    |
| sad      | 3     | 1        | 14  | 2    |
| fear     | 5     | 0        | 3   | 12   |

ตารางที่ 16 Confusion Matrix ของการจำแนก 4 อารมณ์ แบบไม่ขึ้นอยู่กัตัวบุคคล เมื่อใช้เฉพาะ  
คุณลักษณะที่มีนัยสำคัญ (ก) EEG, (ข) ECG, (ค) SC, (ง) Feature-Level, (จ) Decision-Level

|              |          | predicted class |       |          |     |
|--------------|----------|-----------------|-------|----------|-----|
|              |          | (ก)             | happy | pleasure | sad |
| actual class | (ก)      | 56              | 18    | 16       | 10  |
|              | happy    | 20              | 38    | 27       | 15  |
|              | pleasure | 10              | 20    | 52       | 18  |
|              | sad      | 19              | 8     | 32       | 41  |

| (ข)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 42    | 25       | 10  | 23   |
| pleasure | 33    | 31       | 23  | 13   |
| sad      | 15    | 26       | 42  | 17   |
| fear     | 28    | 16       | 26  | 30   |

| (ค)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 49    | 7        | 23  | 21   |
| pleasure | 21    | 7        | 51  | 21   |
| sad      | 12    | 6        | 60  | 22   |
| fear     | 26    | 4        | 47  | 23   |

| (ง)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 61    | 16       | 15  | 8    |
| pleasure | 26    | 32       | 29  | 13   |
| sad      | 11    | 15       | 58  | 16   |
| fear     | 20    | 6        | 29  | 45   |

| (จ)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 60    | 15       | 14  | 11   |
| pleasure | 18    | 35       | 34  | 13   |
| sad      | 7     | 15       | 57  | 21   |
| fear     | 14    | 6        | 30  | 50   |



ตารางที่ 17 Confusion Matrix ของการจำแนก 4 อารมณ์ แบบขึ้นอยู่กับตัวบุคคล (ก) EEG, (ข)

ECG, (ค) SC, (ง) Feature-Level, (จ) Decision-Level

|              |          | predicted class |       |          |     |
|--------------|----------|-----------------|-------|----------|-----|
|              |          | (ก)             | happy | pleasure | sad |
| actual class | (ก)      | 59              | 18    | 10       | 13  |
|              | happy    | 18              | 36    | 32       | 14  |
|              | pleasure | 4               | 19    | 53       | 24  |
|              | sad      | 10              | 7     | 39       | 44  |

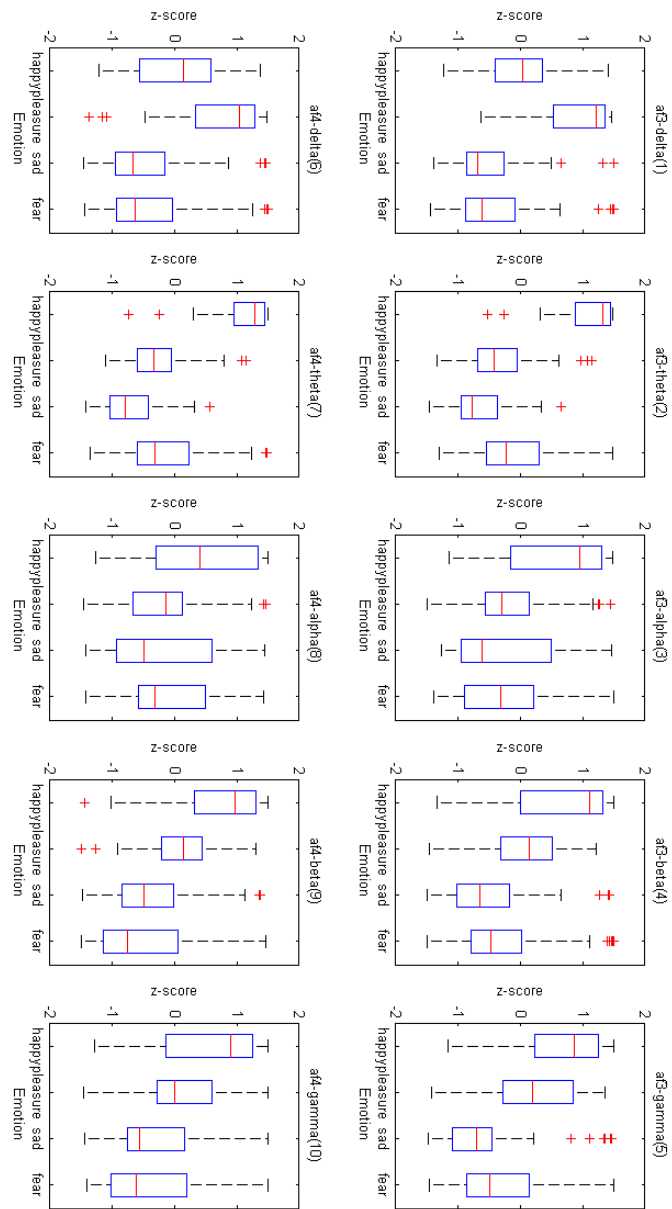
| (ข)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 42    | 16       | 12  | 30   |
| pleasure | 24    | 34       | 31  | 11   |
| sad      | 9     | 16       | 56  | 19   |
| fear     | 23    | 3        | 23  | 51   |

| (ค)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 30    | 31       | 21  | 18   |
| pleasure | 15    | 60       | 18  | 7    |
| sad      | 2     | 19       | 66  | 13   |
| fear     | 24    | 13       | 29  | 34   |

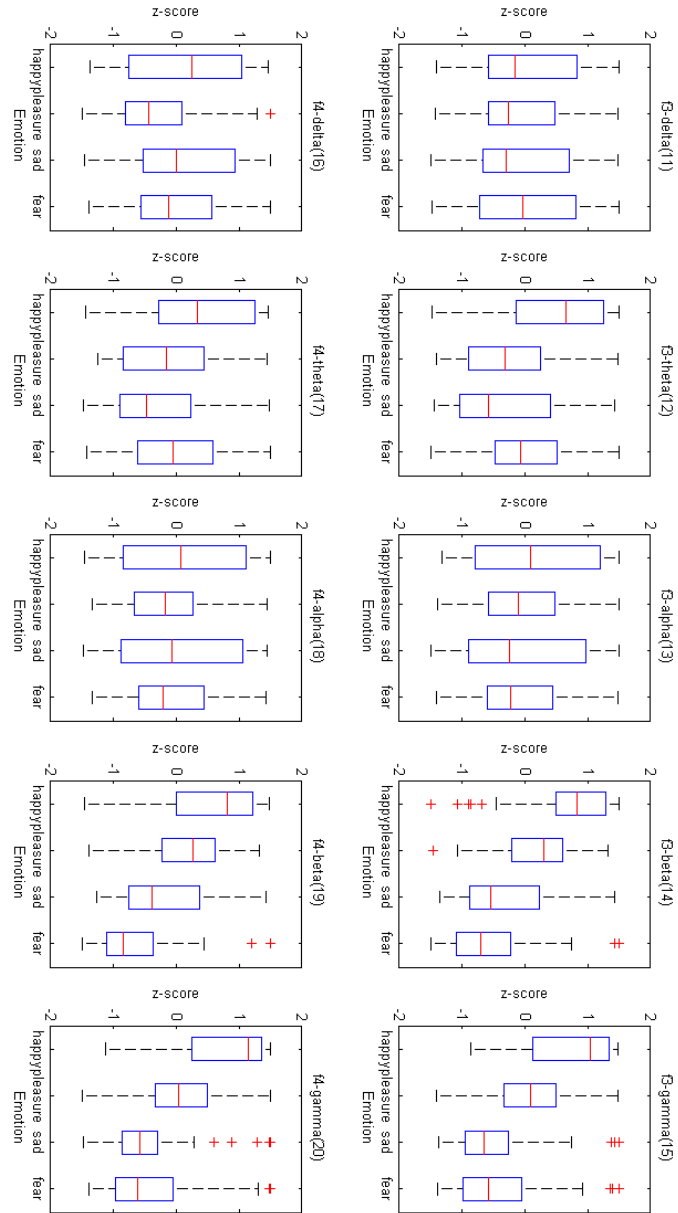
| (ง)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 63    | 15       | 11  | 11   |
| pleasure | 17    | 39       | 35  | 9    |
| sad      | 5     | 21       | 60  | 14   |
| fear     | 15    | 8        | 33  | 44   |

| (จ)      | happy | pleasure | sad | fear |
|----------|-------|----------|-----|------|
| happy    | 61    | 17       | 3   | 19   |
| pleasure | 22    | 51       | 18  | 9    |
| sad      | 7     | 16       | 68  | 9    |
| fear     | 16    | 2        | 21  | 61   |

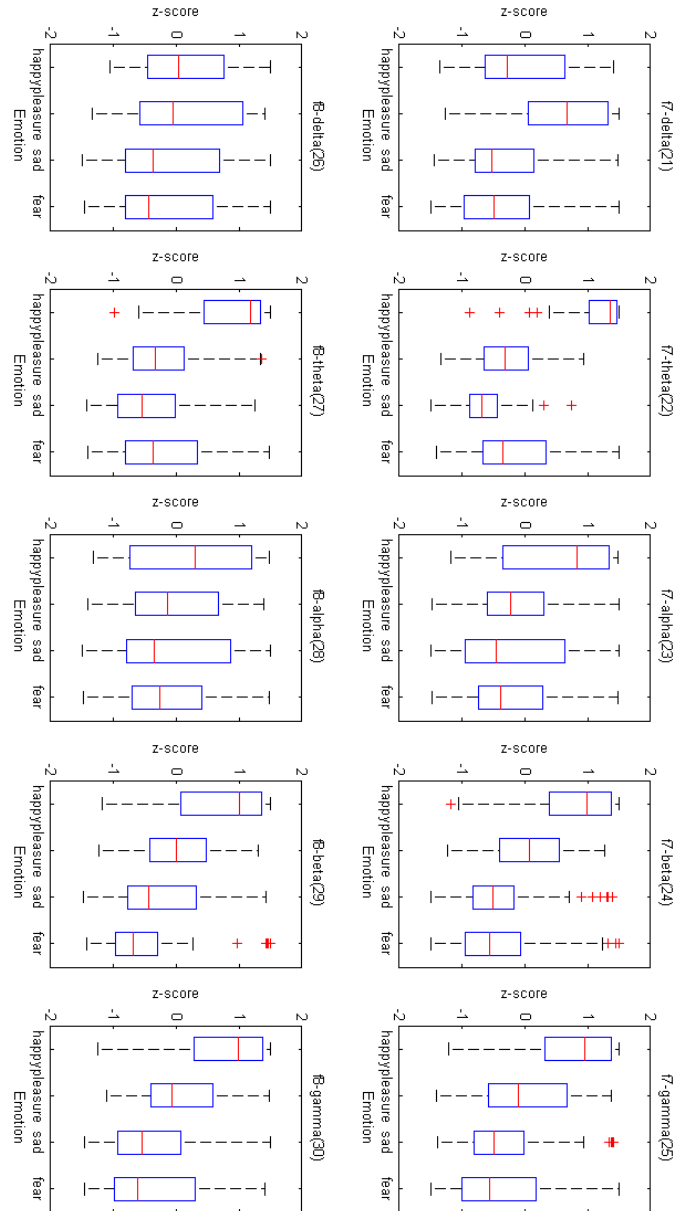
ภาคผนวก ข



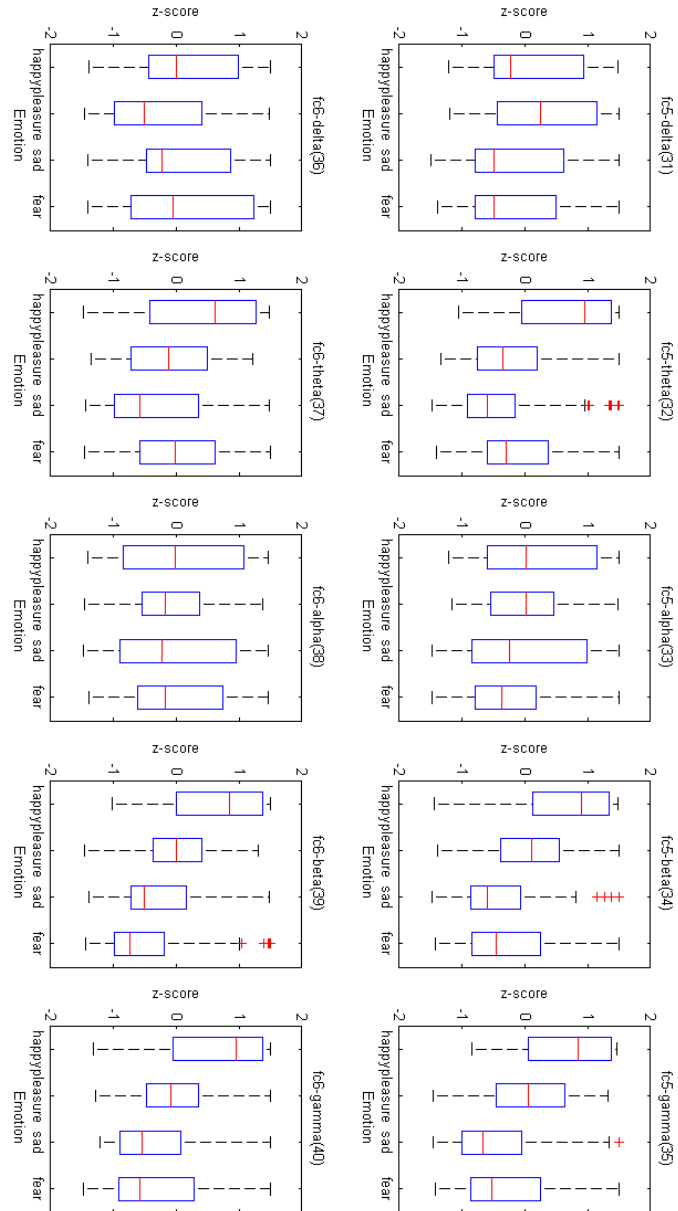
รูปที่ 59 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 1-10 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับวันที่ทดลอง



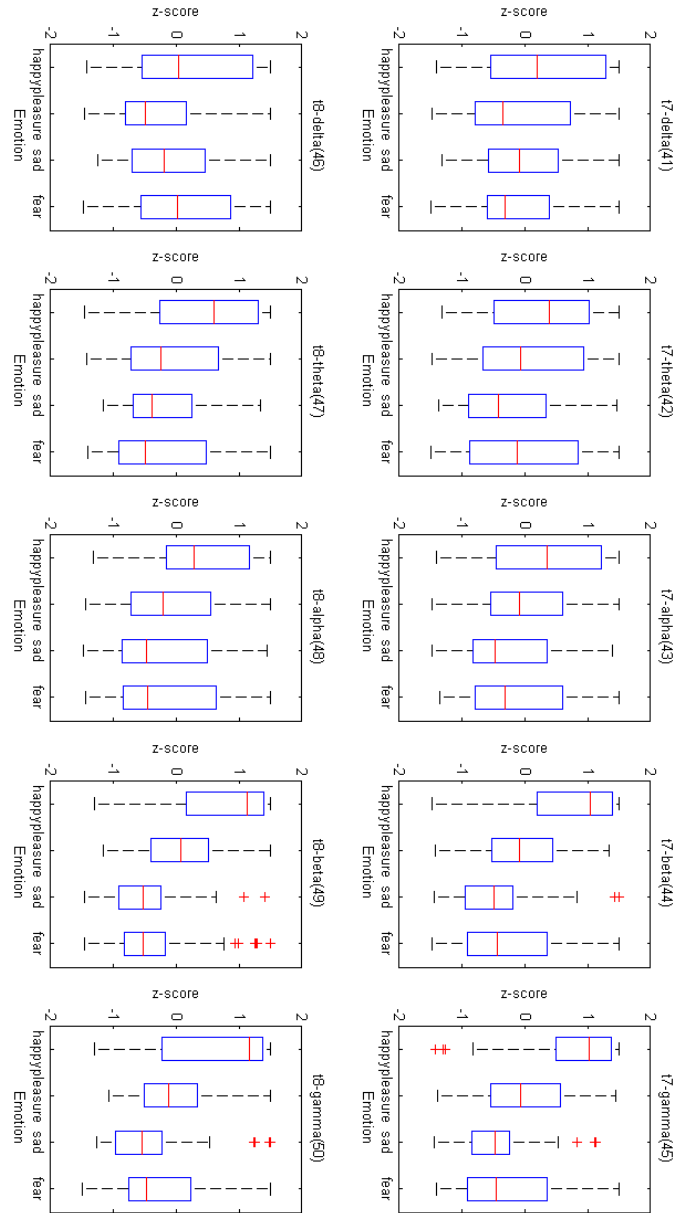
รูปที่ 60 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 11-20 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับวันที่ทดลอง



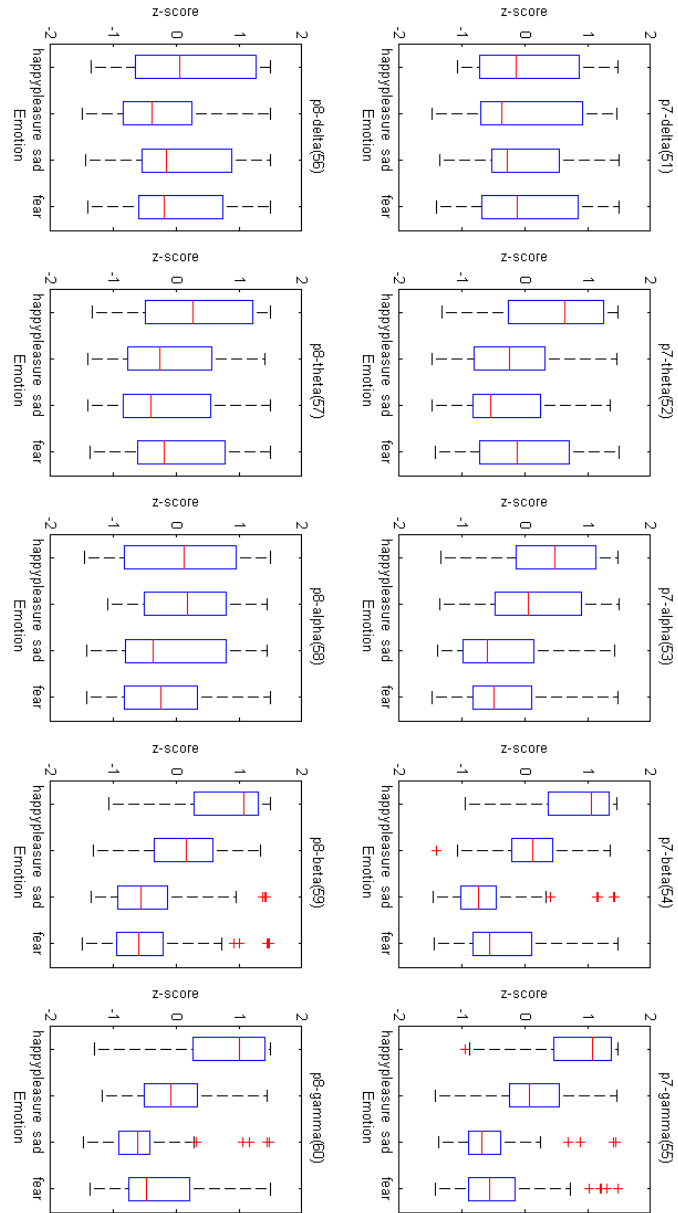
รูปที่ 61 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 21-30 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับวันที่ทดลอง



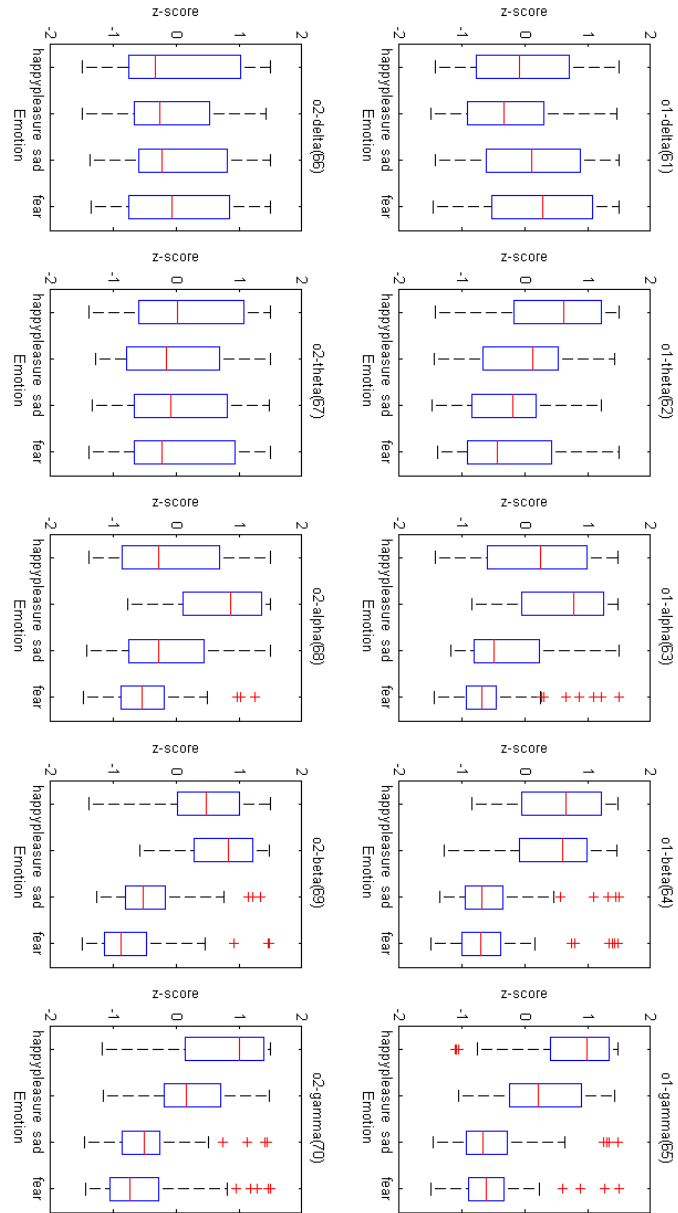
รูปที่ 62 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 31-40 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับวันที่ทดลอง



รูปที่ 63 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 41-50 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับวันที่ทดลอง

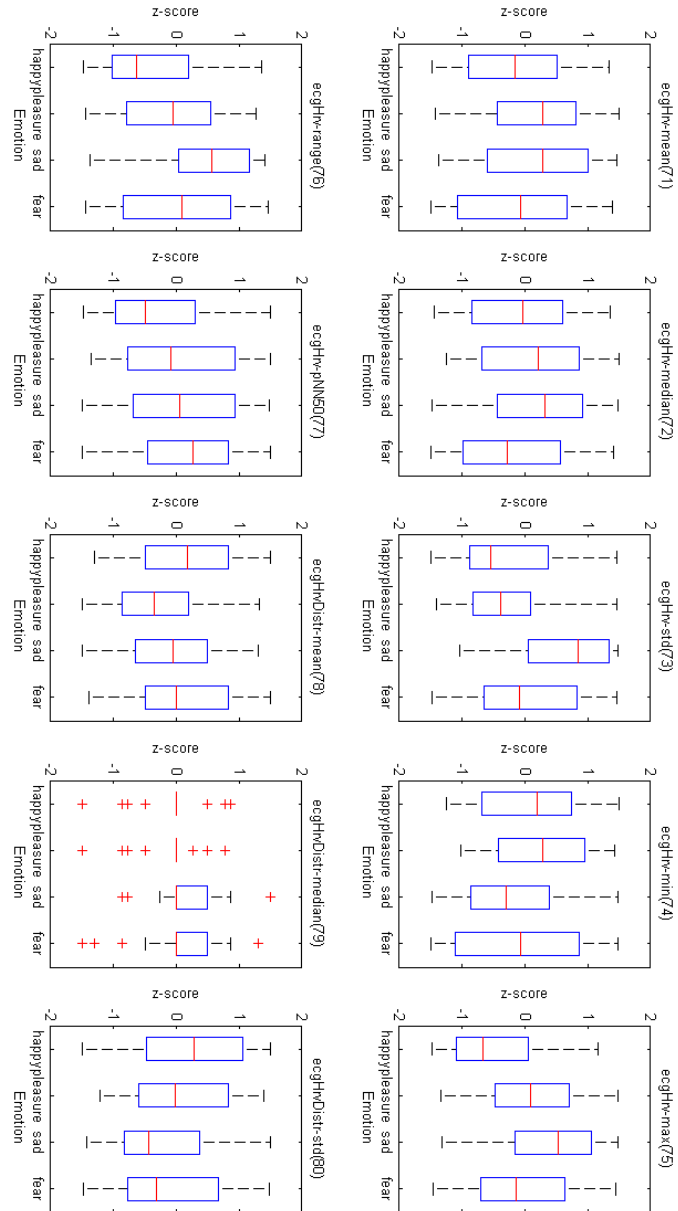


รูปที่ 64 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 51-60 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับวันที่ทดลอง

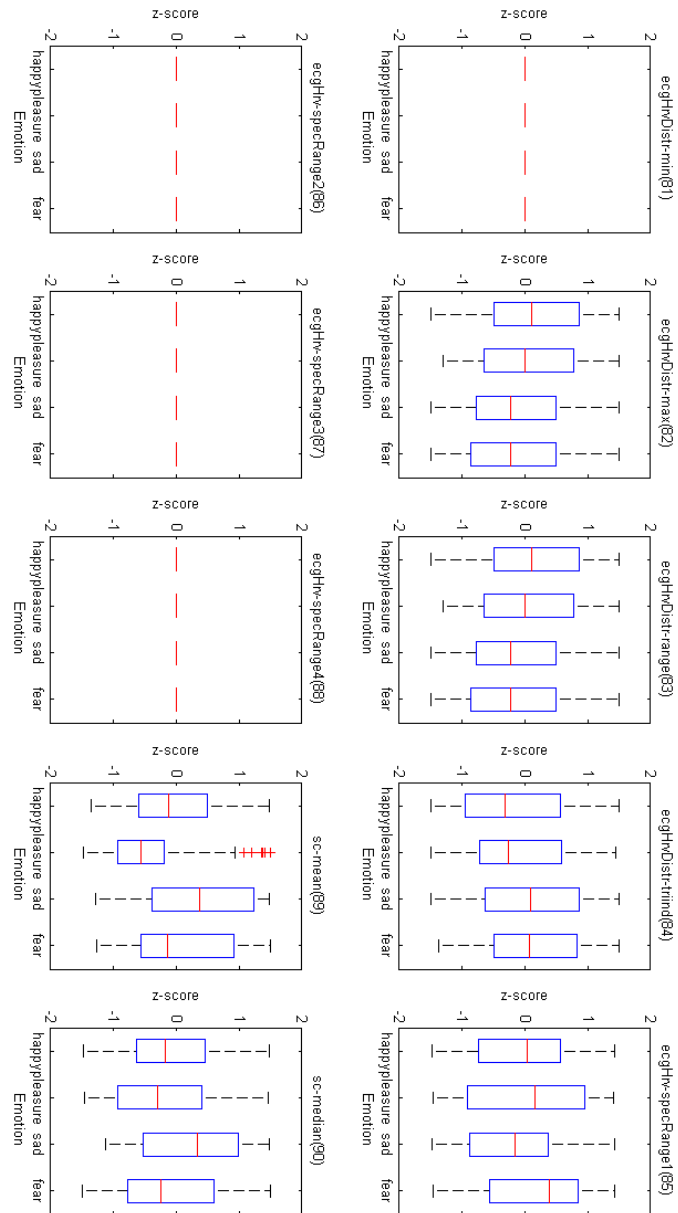


รูปที่ 65 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 61-70 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับวันที่ทดลอง

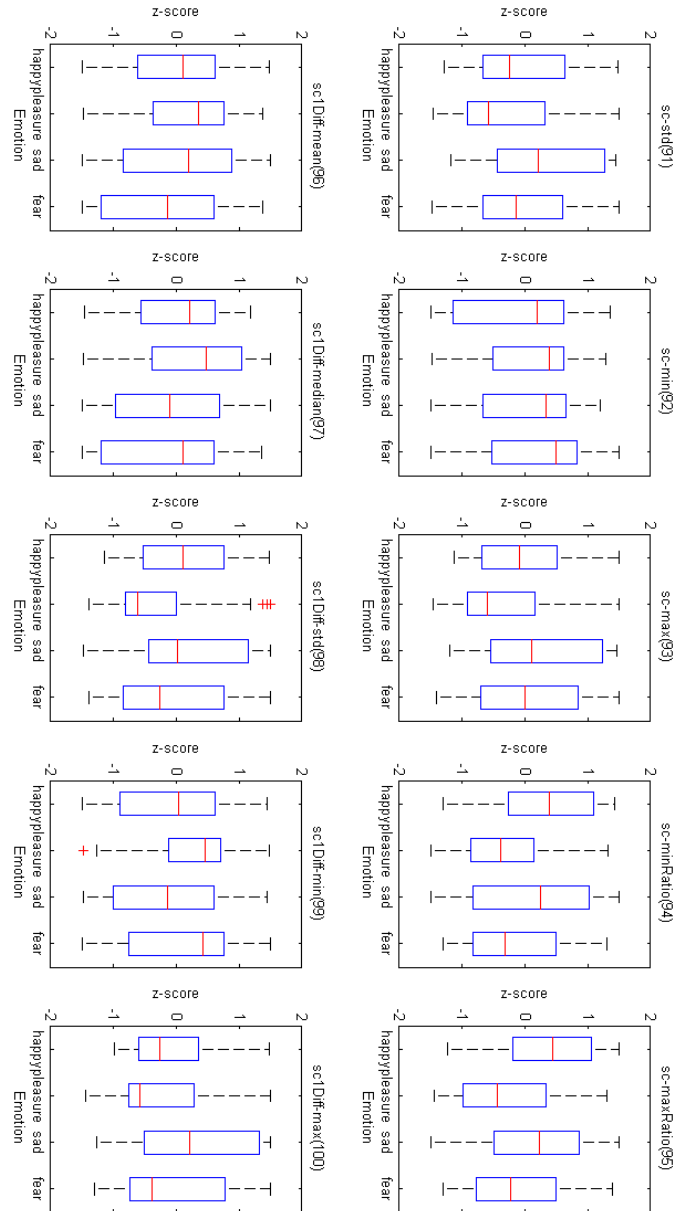




รูปที่ 66 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 71-80 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับวันที่ทดลอง

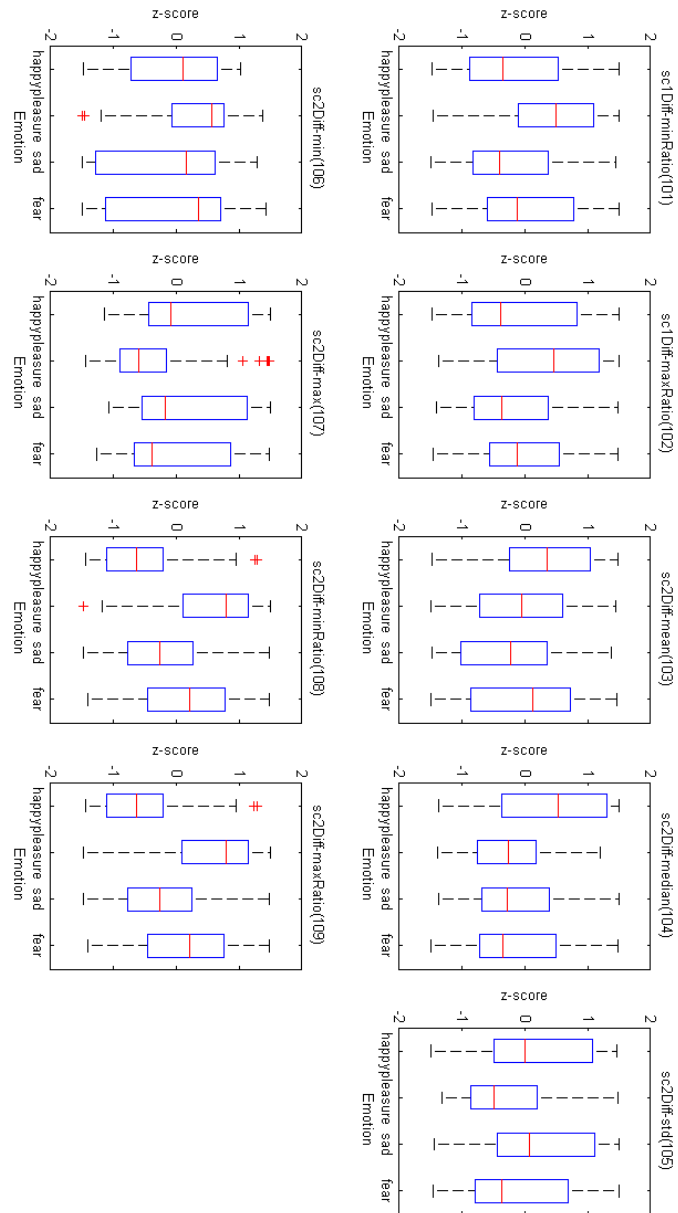


รูปที่ 67 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 81-90 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับวันที่ทดลอง



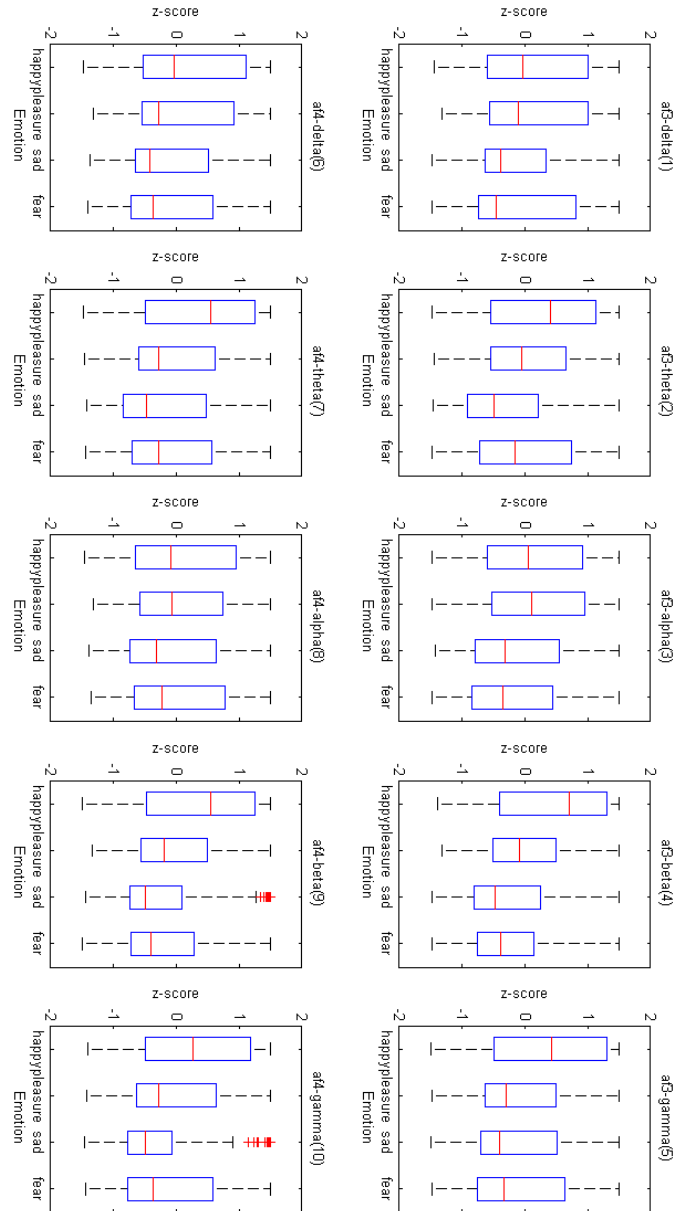
รูปที่ 68 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 91-100 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับวันที่

ทดลอง

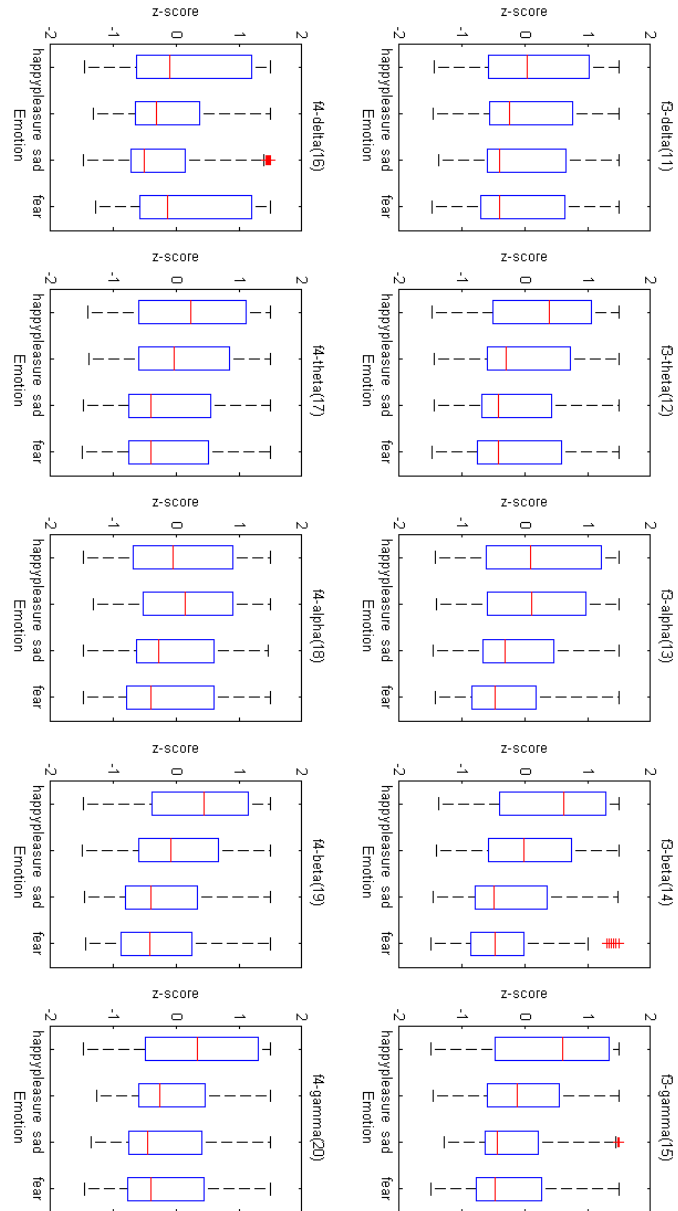


รูปที่ 69 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 101-109 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับวันที่

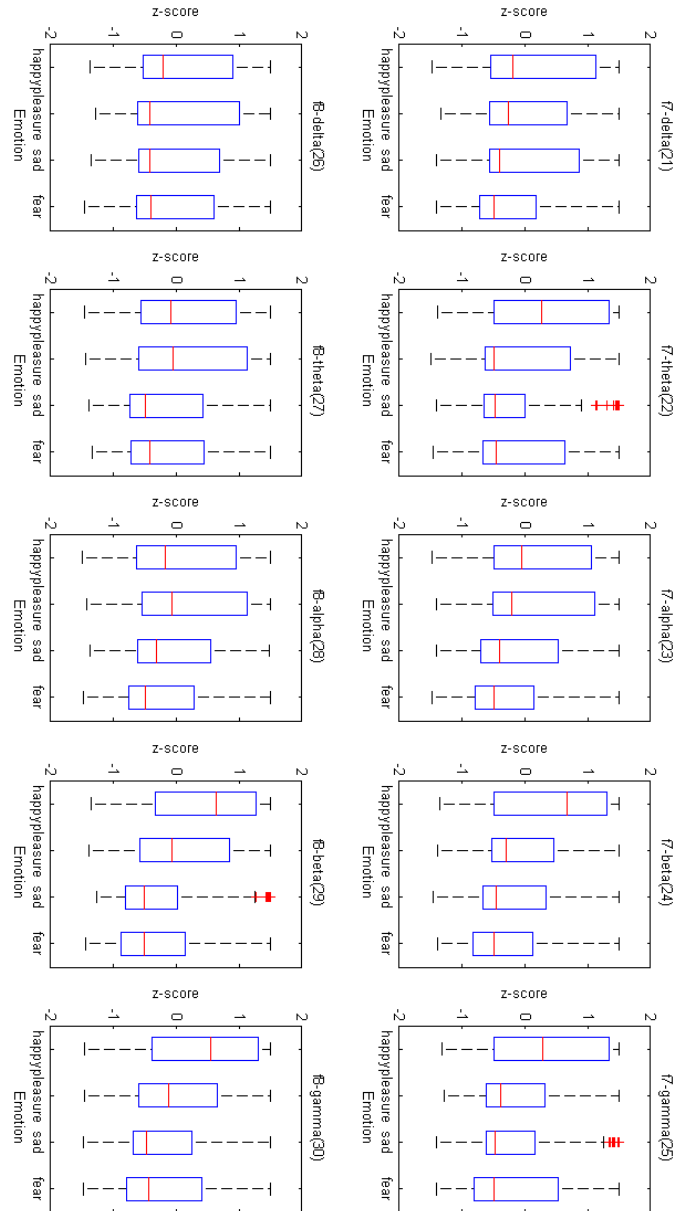
ทดลอง



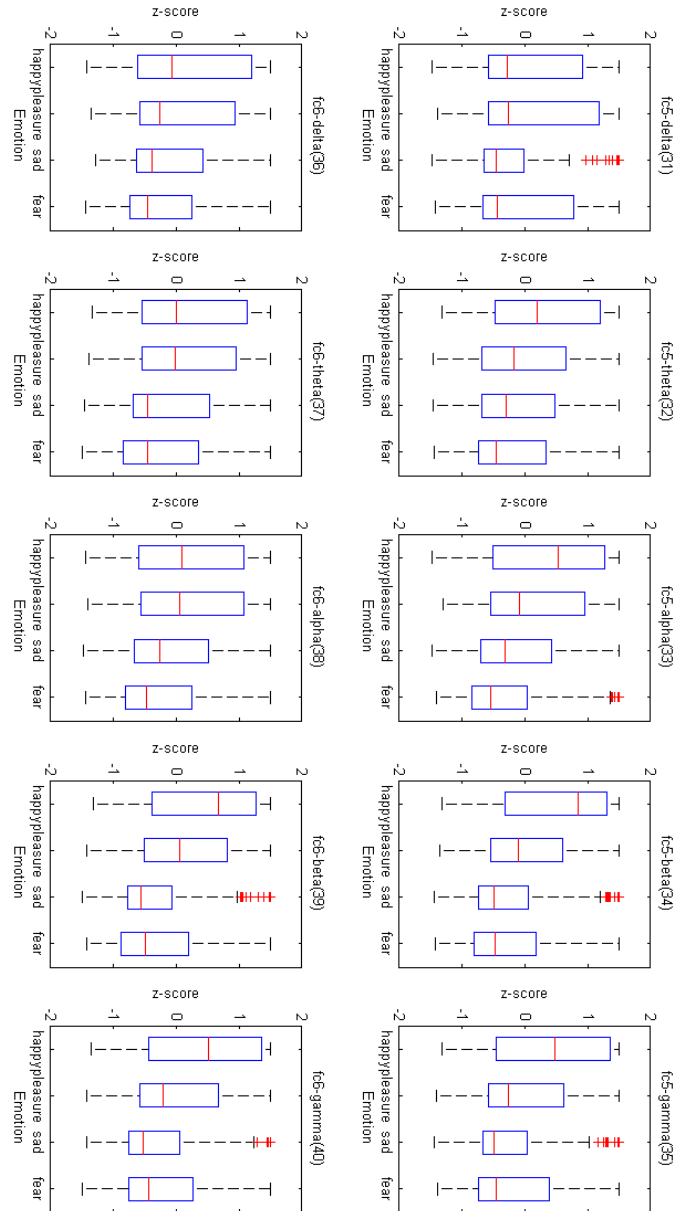
รูปที่ 70 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 1-10 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล



รูปที่ 71 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 11-20 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล

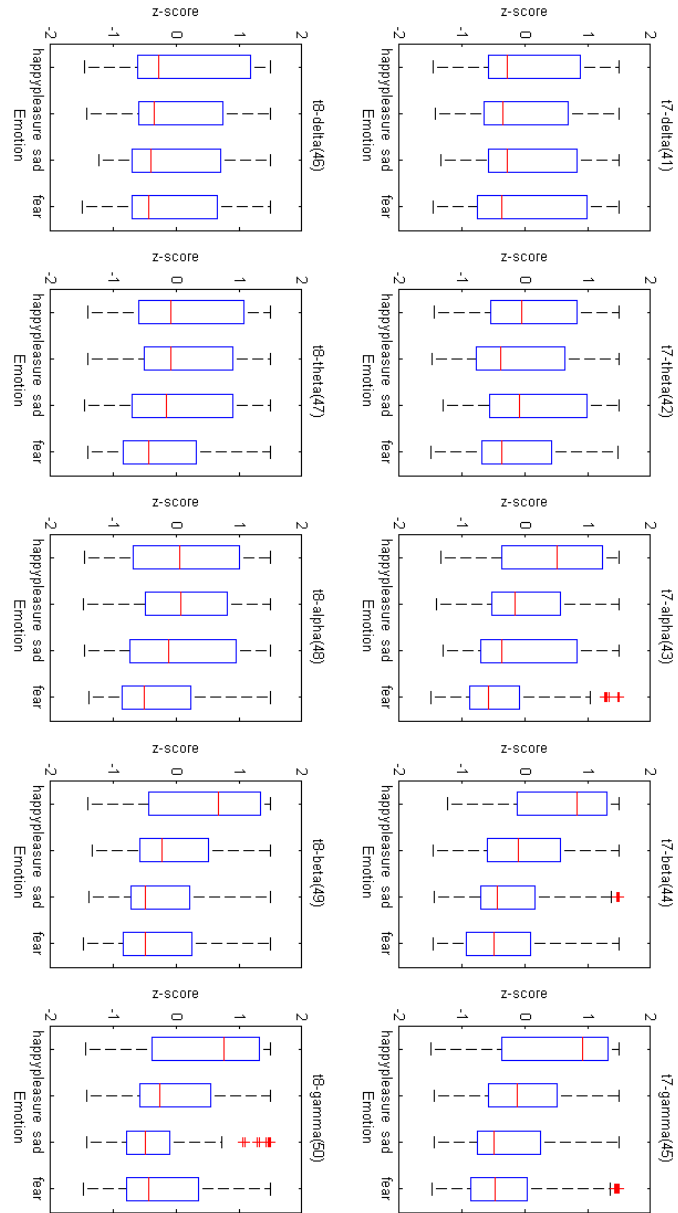


รูปที่ 72 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 21-30 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล

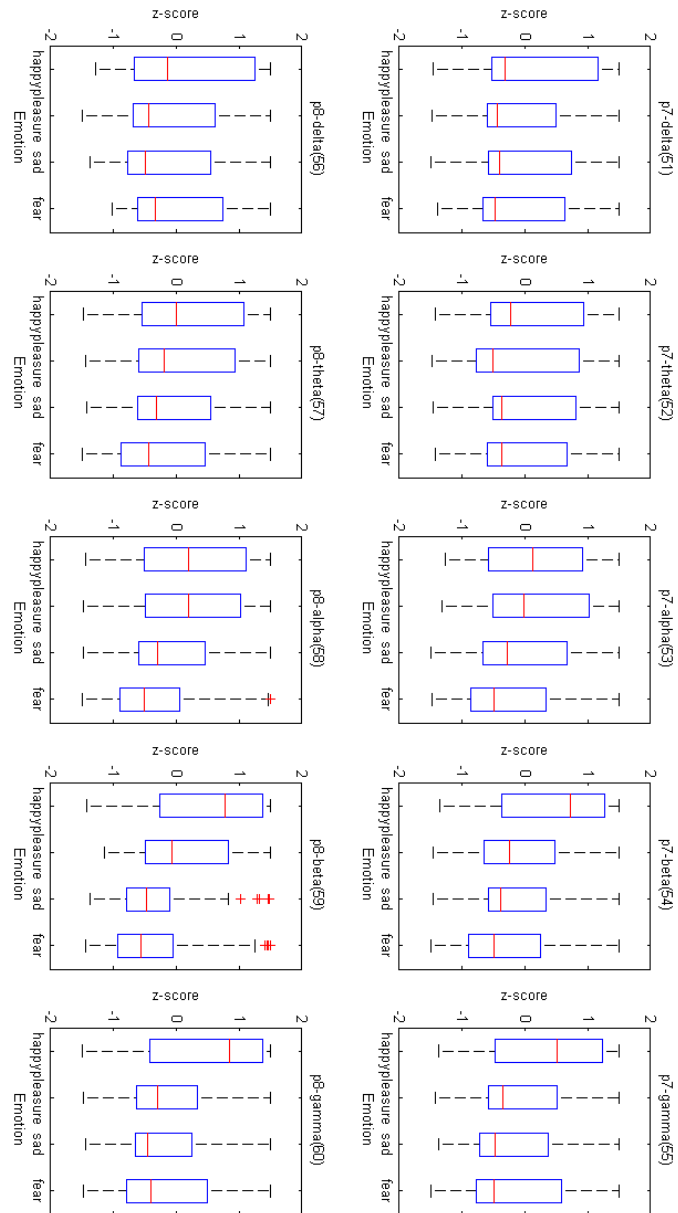


รูปที่ 73 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 31-40 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล

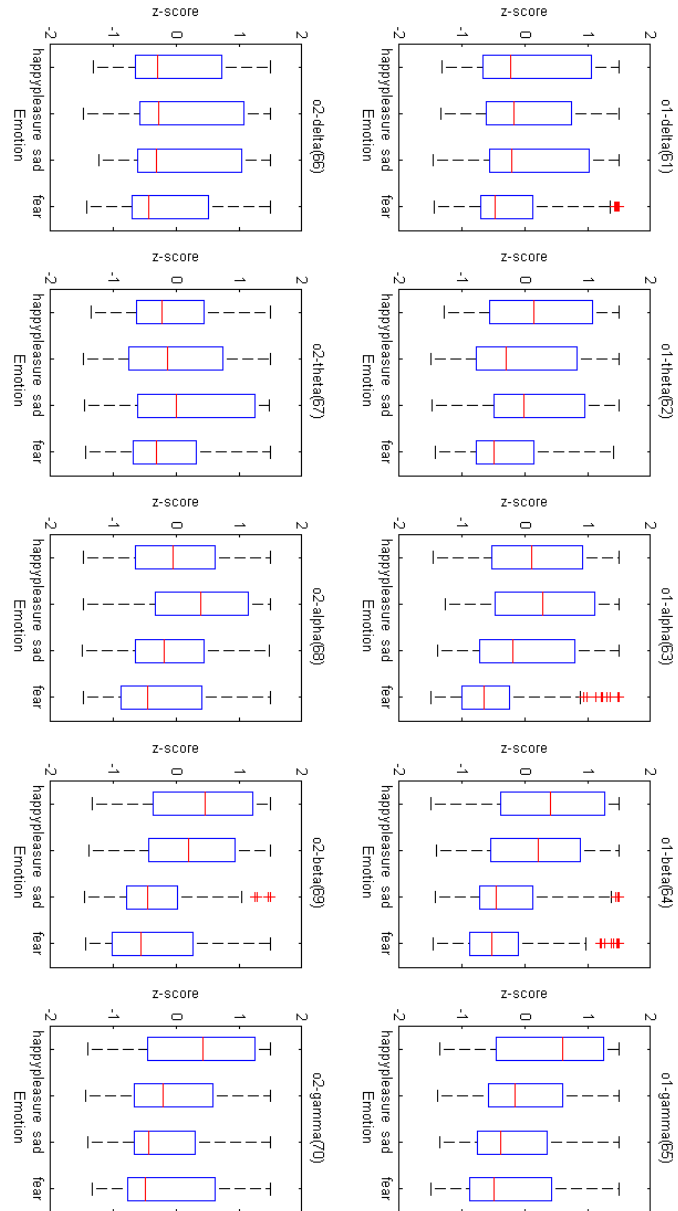




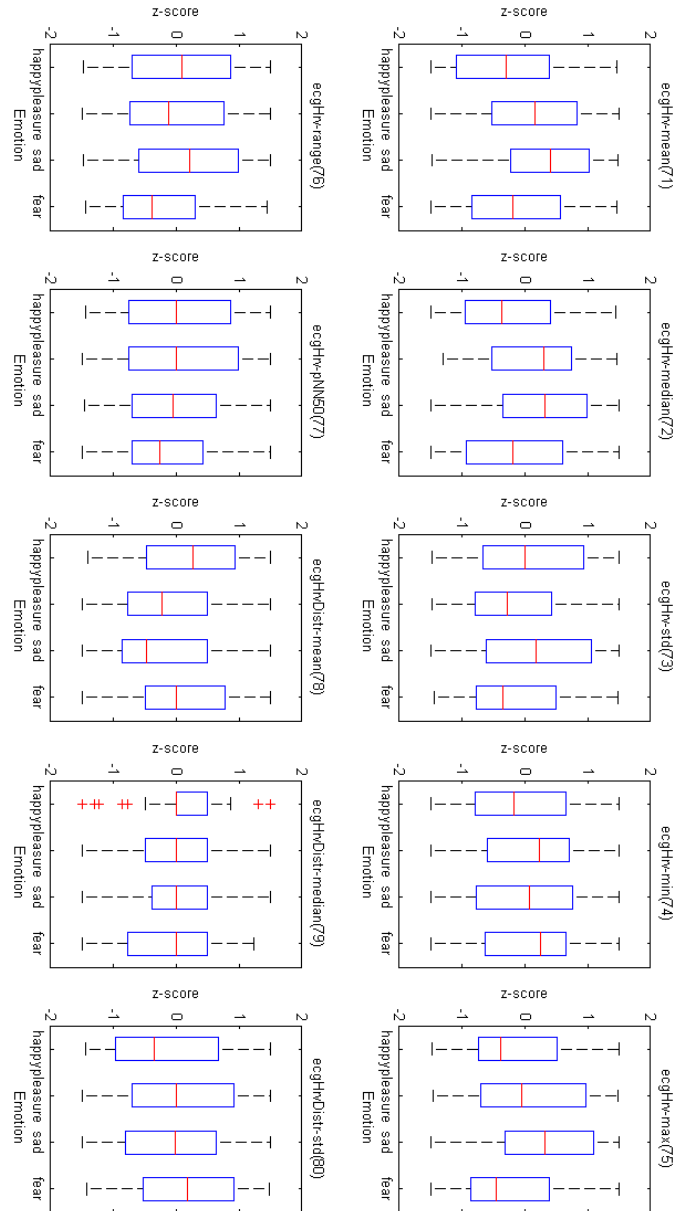
รูปที่ 74 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 41-50 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับุคคล



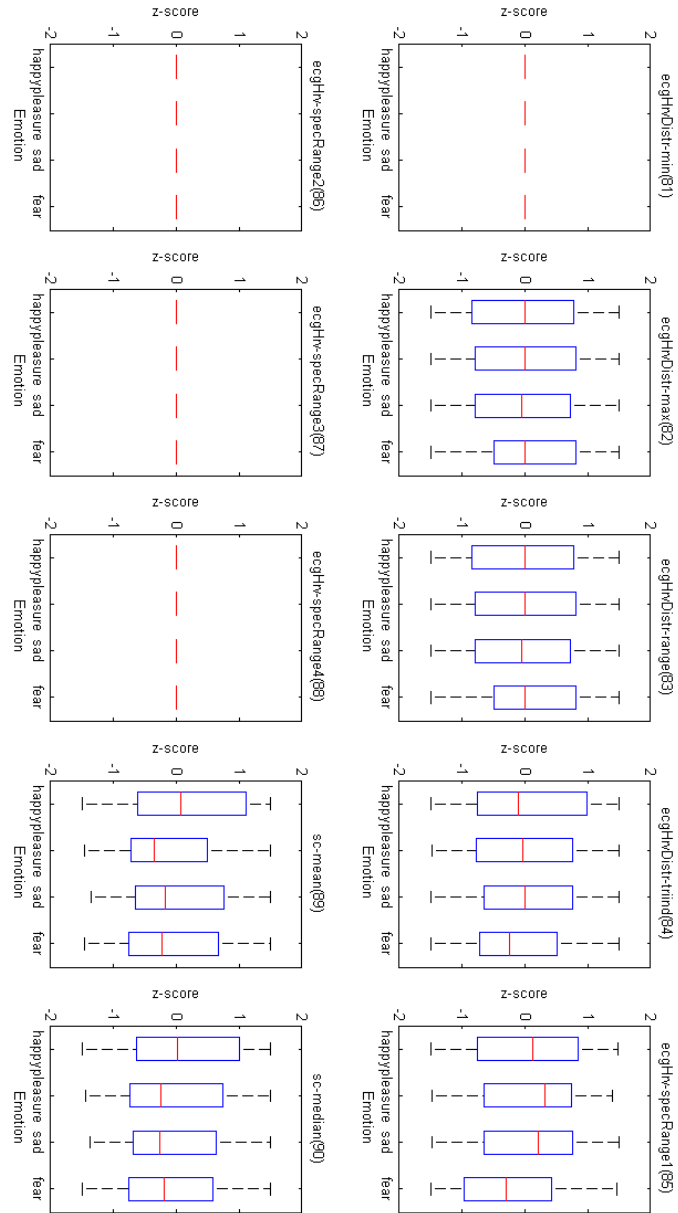
รูปที่ 75 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 51-60 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล



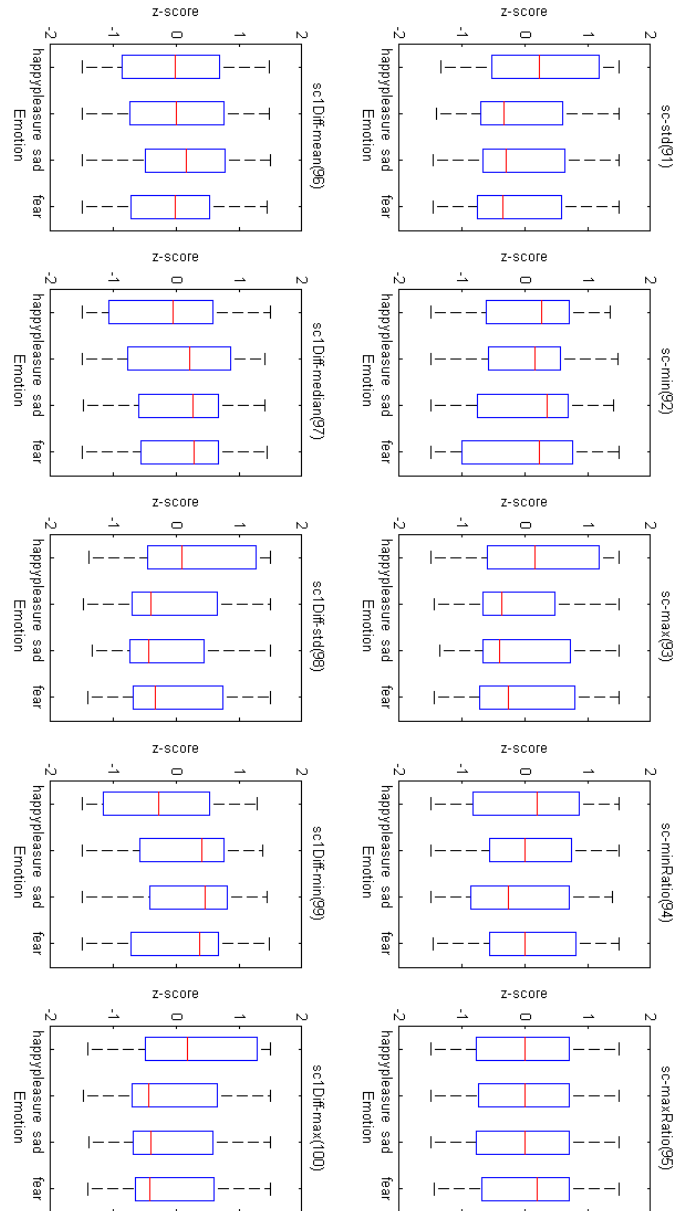
รูปที่ 76 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 61-70 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับุคคล



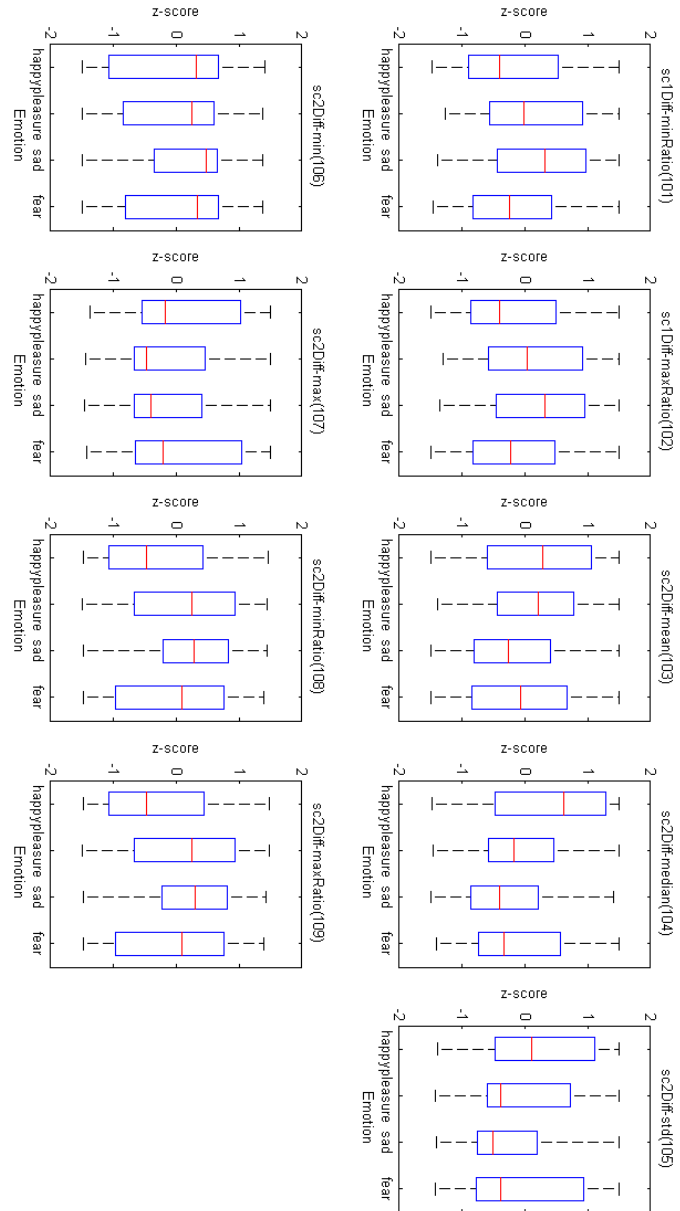
รูปที่ 77 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 71-80 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กัตัวบุคคล



รูปที่ 78 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 81-90 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล



รูปที่ 79 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 91-100 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล



รูปที่ 80 แผนภาพกล่องของคุณลักษณะที่ 101-109 ในการจำแนกอารมณ์แบบไม่ขึ้นอยู่กับตัวบุคคล

### ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นายนพดล จตุไพบูลย์ เกิดเมื่อวันที่ 21 ตุลาคม พ.ศ.2528 ที่จังหวัดกรุงเทพมหานคร สำเร็จการศึกษาหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ จากภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปีการศึกษา 2550 และสำเร็จการศึกษาหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ จากภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปีการศึกษา 2553

