



การจำแนกคุณลักษณะและการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อคอและใบหน้า
เพื่อการฝึกบำบัดการพูด
Characterization and Analysis of Neck and Face Surface Electromyography for
Speech Rehabilitation Training

ธรรมโรจน์ โพธิรัตน์
Tammarot Pothirat

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญา
วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมชีวการแพทย์
มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์
A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of
Master of Science in Biomedical Engineering
Prince of Songkla University

2557

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์



การจำแนกคุณลักษณะและการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อคอและใบหน้า
เพื่อการฝึกบำบัดการพูด
Characterization and Analysis of Neck and Face Surface Electromyography for
Speech Rehabilitation Training

ธรรมโรจน์ โพธิรัตน์
Tamarot Pothirat

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญา
วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมชีวการแพทย์
มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์
A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of
Master of Science in Biomedical Engineering
Prince of Songkla University
2557
ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

ชื่อวิทยานิพนธ์	การจำแนกคุณลักษณะและการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อคอและ ใบหน้าเพื่อการฝึกบำบัดการพูด
ผู้เขียน	นายธรรมโรจน์ โปธิรัตน์
สาขาวิชา	วิศวกรรมชีวการแพทย์

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

คณะกรรมการสอบ

.....
(ดร.สุรพงษ์ ชาติพันธุ์)

.....ประธานกรรมการ
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ทิมพันธุ์ เจริญพงษ์)

.....กรรมการ
(รองศาสตราจารย์ ดร.พรชัย พุกกะภักทรานนท์)

.....กรรมการ
(ดร.สุรพงษ์ ชาติพันธุ์)

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ อนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้
เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา ตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมชีว
การแพทย์

.....
(รองศาสตราจารย์ ดร.ธีระพล ศรีชนะ)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

ขอรับรองว่า ผลงานวิจัยนี้มาจากการศึกษาวิจัยของนักศึกษาเอง และได้แสดงความขอบคุณบุคคลที่มีส่วนช่วยเหลือแล้ว

ลงชื่อ.....
(ดร.สุรพงษ์ ชาติพันธุ์)
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์

ลงชื่อ.....
(นายธรรมโรจน์ โพธิ์รัตน์)
นักศึกษา

ข้าพเจ้าขอรับรองว่า ผลงานวิจัยนี้ไม่เคยเป็นส่วนหนึ่งในการอนุมัติปริญญาในระดับใดมาก่อน และ
ไม่ได้ถูกใช้ในการยื่นขออนุมัติปริญญาในขณะนี้

ลงชื่อ.....
(นายธรรมโรจน์ โพธิ์รัตน์)
นักศึกษา

ชื่อวิทยานิพนธ์	การจำแนกคุณลักษณะและการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อคอและ ใบหน้าเพื่อการฝึกบำบัดการพูด
ผู้เขียน	นายธรรมโรจน์ โพธิ์รัตน์
สาขาวิชา	วิศวกรรมชีวการแพทย์
ปีการศึกษา	2556

บทคัดย่อ

การพูดเป็นการสื่อสารที่มีความสำคัญสำหรับมนุษย์ พบว่ามีความผิดปกติที่ส่งผลกระทบต่อ การพูด เช่น การพูดไม่เป็นความ ซึ่งเป็นอาการอ่อนแรงของมัดกล้ามเนื้อ หนึ่งในกระบวนการ พัฒนาการพูด คือการบำบัดการพูด นอกจากนี้ยังมีการใช้การป้อนกลับชีวภาพ โดยใช้สัญญาณไฟฟ้า กล้ามเนื้อ ในการช่วยปรับพฤติกรรมเคลื่อนไหวมัดกล้ามเนื้อและอวัยวะต่างๆที่เกี่ยวข้องกับการ พูด เพื่อช่วยให้มีการเคลื่อนไหวที่ดีขึ้น และยังสามารถนำมาใช้ในการเชื่อมต่อระหว่างมนุษย์กับ คอมพิวเตอร์ได้อีกด้วย ซึ่งการเชื่อมต่อระหว่างมนุษย์กับคอมพิวเตอร์จะประกอบไปด้วยส่วนสำคัญ 2 ส่วน ได้แก่ ลักษณะเด่นและตัวจำแนกประเภท โดยการศึกษาครั้งนี้ใช้ลักษณะเด่นในโดเมนเวลา ทั้งหมด 18 ลักษณะเด่นและตัวจำแนกประเภท 5 แบบ เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการศึกษานี้วัด สัญญาณจากมัดกล้ามเนื้อบริเวณใบหน้าและลำคอจำนวน 6 มัด โดยมีการสุ่มสัญญาณ 1024 Hz สัญญาณดังกล่าวจะได้รับการประมวลผลสัญญาณเบื้องต้นด้วยวงจรแถบความถี่ผ่านโดยมีความถี่ตัด ผ่านระหว่าง 20-450 Hz จากนั้นสัญญาณจะได้รับการวินโดว์สัญญาณ 256 มิลลิวินาที เพื่อสกัด ลักษณะเด่น โดยลักษณะเด่นทั้งหมดจะถูกเลือกด้วยวิธีสหสัมพันธ์สำหรับการเลือกลักษณะเด่น เพื่อ ใช้ในการสร้างตัวจำแนกประเภทโดยตัวจำแนกประเภทแบบต่างๆ ด้วยข้อมูลที่ได้จากอาสาสมัครกลุ่ม ปกติจำนวน 10 รายขณะทำกิจกรรมต่างๆ 14 กิจกรรม ซึ่งพบว่าต้นไม้การตัดสินใจรูปแบบโลจิสติก ให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องสูงสุด 80% หลังจากได้รับการปรับปรุงประสิทธิภาพด้วยเอดาบิวส์ จากนั้นลักษณะเด่นและต้นไม้การตัดสินใจรูปแบบโลจิสติกจะถูกใช้ในส่วนการประยุกต์ใช้งานสำหรับ ฝึกบำบัดการพูด โดยในส่วนของโปรแกรมจะมีส่วนของการป้อนกลับชีวภาพสำหรับการปรับปรุง พฤติกรรมของผู้ป่วยในการทำกิจกรรมต่างๆ ให้มีค่าใกล้เคียงกับกลุ่มปกติ จากการเปรียบเทียบค่าราก ที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองระหว่างอาสาสมัครกลุ่มปกติและอาสาสมัครกลุ่มผู้ป่วยพบว่ามีความที่ แตกต่างกันโดยจะเห็นได้อย่างชัดเจนในมัดกล้ามเนื้อ zygomaticus major มัดกล้ามเนื้อ levator anguli oris และมัดกล้ามเนื้อ mentalis นอกจากนี้ยังมีการทดสอบค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเมื่อมี การเปลี่ยนแปลงจำนวนช่องสัญญาณ พบว่าหากตั้งค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องอยู่ที่ 70% ของทุกแบบ การจัดเรียง การใช้จำนวนช่องสัญญาณ 4 ช่องสัญญาณจะเป็นจำนวนช่องสัญญาณที่น้อยที่สุดที่ผ่าน เกณฑ์ดังกล่าว จากการศึกษานี้สามารถนำเอาองค์ความรู้ที่ได้ไปใช้ในการสร้างโปรแกรมสำหรับการ ฝึกบำบัดการพูดได้นั่นเอง

คำสำคัญ: สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ การป้อนกลับชีวภาพ ลักษณะเด่น วงจรกรองความถี่ ตัวจำแนกประเภท พูดไม่เป็นความ

Thesis Title Characterization and Analysis of Neck and Face Surface
 Electromyography for Speech Rehabilitation Training
Author Mr. Tammarot Pothirat
Major Program Biomedical Engineering
Academic Year 2013

Abstract

Speech is a necessary communication for interacting between human. There are many diseases that affect to speech production for example dysarthria which is motor speech weakness. There are many strategies to improve the speech ability in patients. One of them is speech rehabilitation training. Furthermore, biofeedback using electromyography signals (EMGs) is important to adjust patient's behavior for training their speech. The EMGs can also be used as a human-machine interface. It includes two important parts. The first one is a feature and the second one is a classifier. This study used 18 time-domain features and 5 classifiers to compare the performance. The EMGs in this study were acquired from 6 facial and neck muscles. The sampling rate was 1024 Hz. All signals were filtered using band pass filter with 20-450 Hz of the cutoff frequency. The filtered signals were windowed 256 milliseconds to extract the features. The features were selected using correlation based feature selection. The selected features were used to create the classifiers using the data from 10 normal subjects while they were doing 14 activities. Logistic model tree (LMT) provided a highest percentage of accuracy which was 80% after it was improved its performance using adaboost. This features and LMT were then used to create speech rehabilitation training program. This program had the biofeedback using root mean square (RMS) for adjusting the behavior of the user. Apparently, the contraction of zygomaticus major, levator anguli oris and mentalis muscles were different between normal subjects and patients. In addition, the percentage of accuracy was evaluated when the numbers of channel were different. It showed that, if the acceptable percentage of the accuracy was set at least 70%, four channels passed that criterion as a minimum number of channels. Therefore, the knowledge in this study can be used to implement for speech rehabilitation training.

Keywords: Electromyography, Biofeedback, Feature, Filter, Classifier, Dysarthria

กิตติกรรมประกาศ

ขอแสดงความขอบพระคุณ ดร.สุรพงษ์ ชาติพันธุ์ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่กรุณาให้การสนับสนุน อุทิศเวลาให้คำปรึกษาแนะนำความรู้ในการทำวิจัย เอกสาร ข้อมูลต่างๆ เป็นอย่างดี รวมทั้งขัดเกลากระบวนการคิดและให้กำลังใจในการแก้ปัญหาตลอดจนตรวจทานแก้ไขวิทยานิพนธ์ให้ดำเนินไปอย่างสมบูรณ์

ขอขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร.พรชัย พลฤกษ์ภัทรานนท์ สังกัดภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตหาดใหญ่ ที่กรุณาให้คำปรึกษาในการทำงานวิจัย ให้ความรู้ ข้อมูลและคำแนะนำที่ดีแก่ข้าพเจ้าระหว่างการศึกษา

ขอขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ บุญเจริญ วงศ์กิตติศึกษา สังกัดภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตหาดใหญ่ ที่กรุณาให้คำปรึกษาและคำแนะนำในการทำงานวิจัยที่ดีแก่ข้าพเจ้าระหว่างการศึกษา

ขอขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ชีเมพันธ์ เจริญพงษ์ ประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ที่ได้สละเวลาในการเป็นกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ พร้อมทั้งได้ให้ความช่วยเหลือและตรวจแก้ไขในการดำเนินการจัดทำวิทยานิพนธ์

ขอขอบพระคุณ คุณดวงมณ วงศ์จันทร์แดง สังกัดคลินิกโสตสัมผัสและแก้ไขการพูด โรงพยาบาลหาดใหญ่ ที่กรุณาให้คำปรึกษาเกี่ยวกับการฝึกบำบัดการพูด รวมทั้งผู้ทดลองวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

ขอขอบพระคุณ คุณอรุณพงศ์ โยธี และคุณนิรันดร์ รัตนมณี สังกัดภาควิชาศัลยศาสตร์ ออร์โธปิดิกส์และกายภาพบำบัด ที่กรุณาให้คำปรึกษาและแนะนำอาสาสมัคร

ขอขอบพระคุณ คุณติรยา พึ่งตระกูล สังกัดภาควิชาโสต ศอ นาสิกวิทยา คณะแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ ที่กรุณาให้คำปรึกษาและแนะนำอาสาสมัคร

ขอขอบพระคุณอาสาสมัครทุกท่าน ที่ได้สละเวลาเพื่อเป็นประโยชน์ในการทำวิทยานิพนธ์

ขอขอบพระคุณคณะแพทยศาสตร์และบัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ ที่อุดหนุนทุนวิจัยให้สามารถทำงานได้สำเร็จลุล่วง

ขอขอบพระคุณ พี่ๆ เพื่อนๆ และน้องๆ สถาบันวิศวกรรมชีวการแพทย์ทุกคน ที่ได้ให้คำปรึกษา คำแนะนำ รวมถึงการให้กำลังใจในการดำเนินงานวิจัยในครั้งนี้

ธรรมโรจน์ โพธิ์รัตน์

สารบัญ

	หน้า
สารบัญ	(8)
รายการตาราง	(10)
รายการภาพประกอบ	(11)
บทที่	
1. บทนำ	
1.1. ที่มาและความสำคัญ	1
1.2. การทบทวนวรรณกรรม	2
1.2.1. การกรองสัญญาณ	3
1.2.2. การวินโดว์สัญญาณ	3
1.2.3. การสกัดลักษณะเด่น	5
1.2.4. การเลือกลักษณะเด่น	10
1.2.5. การออกแบบตัวจำแนกประเภท	10
1.3. วัตถุประสงค์	15
1.4. ผลที่คาดว่าจะได้รับ	15
2. วิธีการวิจัย	
2.1. เกณฑ์การคัดเลือกอาสาสมัคร	16
2.2. แบบแผนการวิจัย	16
2.3. วัสดุและอุปกรณ์	17
2.4. การวัดสัญญาณ	18
2.5. การปรับปรุงสัญญาณ	22
2.6. การวิเคราะห์ข้อมูล	23
2.7. การประยุกต์ใช้งาน	25
2.8. การคัดเลือกช่องสัญญาณสำหรับงานในอนาคต	26
3. ผลการวิจัย	
3.1. การวินโดว์สัญญาณ	28
3.2. การคัดเลือกลักษณะเด่น	29
3.3. ตัวจำแนกประเภทและจำนวนกลุ่มข้อมูลสำหรับการสอนโมเดล	29
3.4. การปรับปรุงประสิทธิภาพของตัวจำแนกประเภท	32
3.5. การวิเคราะห์สัญญาณที่ขึ้นและไม่ขึ้นกับบุคคล	35
3.6. ค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสอง	36

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
3.7. การประยุกต์ใช้งาน	51
3.8. การคัดเลือกช่องสัญญาณสำหรับงานในอนาคต	54
4. บทวิจารณ์	
4.1. การเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากการศึกษาครั้งนี้กับการศึกษาที่เกี่ยวข้อง	58
4.2. ช่องสัญญาณสำหรับการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อ	60
4.3. ข้อจำกัดของการศึกษาครั้งนี้	60
5. บทสรุป	
5.1. ผลสรุป	62
5.2. ข้อเสนอแนะ	63
บรรณานุกรม	65
ภาคผนวก	72
ภาคผนวก ก ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องและเมตริกซ์แจกแจงความถูกต้องสำหรับการใช้ จำนวนช่องสัญญาณ 6 ช่องสัญญาณ	73
ภาคผนวก ข ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องและเมตริกซ์แจกแจงความถูกต้องสำหรับการใช้ จำนวนช่องสัญญาณ 4 ช่องสัญญาณ	76
ภาคผนวก ค ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของอาสาสมัครกลุ่มปกติแต่ละราย	97
ภาคผนวก ง โครงสร้างของตัวจำแนกประเภท	99
ภาคผนวก จ การใช้งานโปรแกรม	124
ภาคผนวก ฉ เอกสารรับรองของคณะกรรมการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์	127
ภาคผนวก ช ข้อมูลอาสาสมัครกลุ่มผู้ป่วย	136
ภาคผนวก ซ ข้อมูลการเผยแพร่วิทยานิพนธ์	138
ประวัติผู้เขียน	144

รายการตาราง

ตาราง	หน้า
2.1 กิจกรรมต่างๆขณะวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ	21
2.2 ทำท่างในการหัดตัวสูงสุดของแต่ละมัดกล้ามเนื้อ	22
2.3 การจัดเรียงช่องสัญญาณของจำนวนช่องสัญญาณที่แตกต่างกัน	27
3.1 ลักษณะเด่นที่ได้รับการคัดเลือกสำหรับส่งไปยังตัวจำแนกประเภท	29
3.2 เมตริกซ์แจกแจงค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของแต่ละกิจกรรม	34
3.3 การทดสอบอัลกอริทึมบนโปรแกรม Weka และโปรแกรม LabVIEW	56
3.4 การเปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องกับจำนวนช่องสัญญาณต่างๆ	57
4.1 การเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องกับงานที่เกี่ยวข้องกับการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อบริเวณใบหน้าและลำคอ	59

รายการภาพประกอบ

ภาพประกอบ	หน้า
1.1 ค่าเปอร์เซ็นต์การเคลื่อนไหวแบบคงที่และไม่คงที่กับการเปลี่ยนแปลงขนาดของวินโดว์	4
1.2 เปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดในการจำแนกประเภทกับการเปลี่ยนแปลงขนาดของวินโดว์	5
1.3 โครงสร้างซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน	12
1.4 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม	12
1.5 โครงสร้างต้นไม้การตัดสินใจ	13
1.6 โครงสร้างต้นไม้การตัดสินใจแบบโลจิสติก	14
2.1 องค์ประกอบหลักในการศึกษา	17
2.2 วัสดุและอุปกรณ์ที่ใช้ในการศึกษา	18
2.3 ตำแหน่งในการติดอิเล็กโทรด	19
2.4 กิจกรรมที่เกี่ยวกับการแสดงออกทางสีหน้า	21
2.5 ทำท่างในการหัดตัวสูงสุดของแต่ละมัดกล้ามเนื้อตามช่องสัญญาณ	23
2.6 สัญญาณกับสัญญาณรบกวนและสัญญาณที่ได้รับการปรับปรุง	24
2.7 องค์ประกอบโดยรวมสำหรับการประยุกต์ใช้งาน	26
3.1 เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของตัวจำแนกประเภทต่างๆสำหรับขนาดวินโดว์ที่ต่างกัน	28
3.2 การเปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบต่างๆ	30
3.3 การเปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของตัวจำแนกประเภทต่างๆ	31
3.4 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงค่า k	31
3.5 การปรับปรุงประสิทธิภาพโดยการใช้เอดาบูสต์	32
3.6 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมและต้นไม้ตัดสินใจรูปแบบโลจิสติก	33
3.7 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องและเวลาในการสร้างแม่แบบของต้นไม้ตัดสินใจแบบโลจิสติก	33
3.8 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องและค่าความผิดพลาดของอาสาสมัคร 10 รายกับการวิเคราะห์สัญญาณแบบขึ้นกับตัวบุคคล	35
3.9 การเปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องระหว่างการวิเคราะห์สัญญาณแบบขึ้นกับตัวบุคคลและการวิเคราะห์สัญญาณที่ไม่ขึ้นกับตัวบุคคล	36
3.10 ค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานจากสัญญาณของอาสาสมัครกลุ่มปกติ	37
3.11 การเปรียบเทียบการหัดตัวของมัดกล้ามเนื้อ anterior belly of the digastrics ของอาสาสมัครกลุ่มปกติกับกลุ่มผู้ป่วย	38
3.12 การเปรียบเทียบการหัดตัวของมัดกล้ามเนื้อ zygomaticus major ของอาสาสมัครกลุ่มปกติกับกลุ่มผู้ป่วย	39
3.13 การเปรียบเทียบการหัดตัวของมัดกล้ามเนื้อ levator anguli oris ของอาสาสมัครกลุ่มปกติกับกลุ่มผู้ป่วย	39

รายการภาพประกอบ (ต่อ)

ภาพประกอบ	หน้า
3.14 การเปรียบเทียบการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ mentalis ของอาสาสมัครกลุ่มปกติกับกลุ่มผู้ป่วย	40
3.15 การเปรียบเทียบการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ depressor anguli oris ของอาสาสมัครกลุ่มปกติกับกลุ่มผู้ป่วย	41
3.16 การเปรียบเทียบการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ mylohyoid ของอาสาสมัครกลุ่มปกติกับกลุ่มผู้ป่วย	41
3.17 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ zygomaticus major ในผู้ป่วยรายที่ 1	42
3.18 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ levator anguli oris ในผู้ป่วยรายที่ 1	42
3.19 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ mentalis ในผู้ป่วยรายที่ 1	43
3.20 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ zygomaticus major ในผู้ป่วยรายที่ 2	44
3.21 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ levator anguli oris ในผู้ป่วยรายที่ 2	44
3.22 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ mentalis ในผู้ป่วยรายที่ 2	45
3.23 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ zygomaticus major ในผู้ป่วยรายที่ 3	46
3.24 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ levator anguli oris ในผู้ป่วยรายที่ 3	46
3.25 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ mentalis ในผู้ป่วยรายที่ 3	47
3.26 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ zygomaticus major ในผู้ป่วยรายที่ 4	47
3.27 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ levator anguli oris ในผู้ป่วยรายที่ 4	48
3.28 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ mentalis ในผู้ป่วยรายที่ 4	48
3.29 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ zygomaticus major ในผู้ป่วยรายที่ 5	49
3.30 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ levator anguli oris ในผู้ป่วยรายที่ 5	50
3.31 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ mentalis ในผู้ป่วยรายที่ 5	50
3.32 ภาพรวมของโปรแกรมสำหรับการฝึกบำบัดการพูด	51
3.33 ชุดคำสั่งและรูปแสดงกิจกรรมที่แสดงให้ผู้ใช้ทำตาม	52
3.34 ปุ่มสำหรับเลือกกิจกรรมในการฝึกบำบัดการพูด	52
3.35 ปุ่มสำหรับกดเพื่อเริ่มทำกิจกรรมต่างๆ	52
3.36 ข้อความและไฟบ่งชี้สถานการณ์ในการทำกิจกรรม	53
3.37 ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของผู้ใช้เปรียบเทียบกับค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองที่ได้จากอาสาสมัครกลุ่มปกติ	53
3.38 ปุ่มสำหรับหยุดการทำงานของโปรแกรม	53
3.39 ผังงานแสดงส่วนต่างๆที่มีในการกรอง วินโดว์ และสกัดลักษณะเด่นจากสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ	55

รายการภาพประกอบ (ต่อ)

ภาพประกอบ	หน้า
3.40 ผลงานแสดงส่วนต่างๆสำหรับตัวจำแนกประเภทที่ใช้สำหรับการจำแนกกิจกรรมทั้ง 14 กิจกรรมในการศึกษาครั้งนี้	55

บทที่ 1 บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญ

การพูดเป็นการติดต่อสื่อสารที่มีความสำคัญอย่างยิ่งสำหรับมนุษย์ โดยการพูดเกิดจากหลายๆ ระบบทำงานร่วมกัน เช่น ระบบรับรู้รู้สึก หรือ กิจกรรมทางระบบประสาทและกล้ามเนื้อ (Duffy 2005) การพูดที่ชัดเจนและถูกต้องเป็นสิ่งที่ยากที่สุดในการติดต่อสื่อสาร เนื่องจากการพูดที่ไม่ชัดหรือไม่ถูกต้อง อาจส่งผลกระทบต่อความคลาดเคลื่อนในการสื่อความหมายได้ ในปัจจุบันผู้คนจำนวนมากมีความผิดปกติด้านการพูดเนื่องจากพยาธิสภาพต่างๆ เช่น ออทิสติก (Autism) อัมพาต (Paralytic) ความผิดปกติในการโปรแกรมการพูด (Apraxia of speech) อาการพูดไม่เป็นความ (Dysarthria) และความผิดปกติด้านการสื่อสารเนื่องจากโรคทางระบบประสาท (Neurological diseases) ความผิดปกติของระบบประสาทพร้อมระบบหลอดเลือด (Neurovascular disorders) เนื้องอกในสมอง (Brain tumor) อุบัติเหตุทางสมอง (Brain trauma) และโรคใบหน้าที่เปื้อยครึ่งซีก (Bell's palsy) เป็นต้น (Chen et al. 2010, Chen et al. 2005, Dalla et al 2012, Duffy 2005, Murray et al 2012, Ogar et al. 2006, Wambaugh et al 2006) โรคหรือพยาธิสภาพต่างๆ เหล่านี้ส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพในการพูด ทำให้มีอาการพูดไม่ชัดเจน เป็นเหตุให้การติดต่อสื่อสารมีความผิดพลาดไปจากความตั้งใจ

การรักษาความผิดปกติดังกล่าวประกอบไปด้วยหลายรูปแบบ เช่น การฉายยา การบำบัดทางจิต การกระตุ้นด้วยไฟฟ้า และการบำบัดการพูด ซึ่งการบำบัดการพูดเป็นวิธีการหนึ่งที่มีความสำคัญในการพัฒนาและปรับปรุงการพูดให้ใกล้เคียงปกติ โดยความผิดปกติทางการสื่อสารที่เกิดจากความผิดปกติในการควบคุมหน่วยยนต์ที่เกี่ยวข้องกับการพูด (Motor speech disorders) เป็นความผิดปกติที่พบได้บ่อย ซึ่งความผิดปกติดังกล่าวสามารถแบ่งได้เป็น 2 กลุ่ม คือ ความผิดปกติในการโปรแกรมการพูด และอาการพูดไม่เป็นความ พบว่าอาการพูดไม่เป็นความมีอัตราการเกิดโรคที่สูงกว่าความผิดปกติในการโปรแกรมการพูด (Duffy 2005) ดังนั้นการศึกษาในครั้งนี้จึงเน้นผู้ป่วยกลุ่มอาการพูดไม่เป็นความ อาการพูดไม่เป็นความเกิดจากความผิดปกติทางระบบประสาทส่วนปลาย ส่งผลให้เกิดความผิดปกติในการควบคุมกล้ามเนื้อต่างๆ อาการของความผิดปกติดังกล่าวส่งผลให้มีการออกเสียงที่ไม่ชัดหรือซ้ำ ทำให้เกิดความสับสนในการสื่อสารผู้ฟังฟังไม่เข้าใจ (Yunbin et al. 2009) มีกล้ามเนื้อหลายมัดที่เกี่ยวข้องกับการพูดซึ่งเมื่อมีอาการผิดปกติของการเคลื่อนไหวก็จะส่งผลต่อการพูด เช่น กล้ามเนื้อ levator anguli oris กล้ามเนื้อ zygomaticus major และ กล้ามเนื้อ anterior belly of the digastrics ซึ่งเป็นกล้ามเนื้อใบหน้าส่วนล่าง (Lower facial muscles) (Jou et al. 2009, Stepp 2012) กล้ามเนื้อดังกล่าวถูกนำมาประยุกต์ใช้งานในด้านต่างๆ โดยการวัดสัญญาณที่เกิดขึ้นขณะทำกิจกรรมต่างๆ สัญญาณดังกล่าวก็คือสัญญาณชีพนั่นเอง พบว่ามีการใช้สัญญาณชีพในการช่วยฟื้นฟูการเคลื่อนไหวกล้ามเนื้อ เช่น สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ (EMG) สัญญาณเสียง (Speech sound) หรืออัลตราซาวด์ (Ultrasound) (Huebur et al. 2008, Shawker

et al. 1985) ในการแสดงกิจกรรมทางสรีระวิทยา บอกระดับและตำแหน่งของโรค (Schroter et al. 2005) และสามารถสร้างการพัฒนาทางกายภาพในด้านบวกรวมทั้งการฝึกบำบัดการพูดได้ (Davis et al. 1980) โดยสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อนิยมใช้ในการพัฒนาการออกเสียงและการควบคุมกล้ามเนื้อ (Gentil et al. 1994) ในการฝึกบำบัดการพูด นอกจากจะมีการฝึกพูดแล้วยังมีการฝึกเคลื่อนไหวอวัยวะต่างๆ ที่เกี่ยวกับการพูดแบบไม่ออกเสียง เพื่อพัฒนารูปแบบการเคลื่อนไหวของมัดกล้ามเนื้อและอวัยวะต่างๆ เช่น การเพิ่มความแข็งแรงของมัดกล้ามเนื้อ (Muscle strength) การพัฒนาความตึงตัวของกล้ามเนื้อ (Muscle tone) การเพิ่มพิสัยการเคลื่อนไหว (Range of movement) และการพัฒนาการควบคุมกล้ามเนื้อสำหรับการเปล่งเสียง (Ruscello 2008)

สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเกิดจากการเปลี่ยนแปลงไอออนภายในเส้นใยกล้ามเนื้อ ซึ่งสร้างจากการหดและคลายตัวของกล้ามเนื้อมัดต่างๆ มีการศึกษาเกี่ยวกับการใช้สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อในทางคลินิกและทางวิศวกรรมเพื่อใช้ในการวิเคราะห์และประเมินลักษณะต่างๆ ผ่านทางสัญญาณดังกล่าว (Phinyomark et al. 2009) ในปัจจุบันมีการใช้สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้ออย่างกว้างขวางในการบำบัดฟื้นฟูทางด้านวิศวกรรมและการติดต่อสื่อสาร (Ghai et al. 2012, Schultz et al. 2012) เช่น การใช้สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อในการควบคุมอุปกรณ์อำนวยความสะดวก การใช้สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อในการติดต่อสื่อสาร หรือการบำบัดโรคต่างๆ เช่น อัมพาต ความพิการของแขนขา หรือการเป็นอัมพาตที่ใบหน้า (Dalla et al. 2005, Kitisomprayoonkul et al. 2007) อย่างไรก็ตาม สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อยังสามารถแสดงกิจกรรมของกล้ามเนื้อมัดต่างๆ สำหรับการพัฒนาหรือการปรับปรุงพฤติกรรมของผู้ป่วย (Davis et al. 1980)

ในการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ การสกัดลักษณะเด่น (Feature extraction) เป็นขั้นตอนหนึ่งที่มีความสำคัญในการดึงเอาข้อมูลที่เป็นประโยชน์จากสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อมาใช้ประโยชน์ (Phinyomark et al. 2012) เนื่องจากลักษณะเด่นที่ใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อมีจำนวนมาก ดังนั้นการประเมินประสิทธิภาพของลักษณะเด่น จึงเป็นสิ่งจำเป็นเพื่อใช้ในการค้นหาลักษณะเด่นที่มีความเหมาะสม อีกระบวนการหนึ่งที่มีความสำคัญในการวิเคราะห์และการประยุกต์ใช้งานก็คือการออกแบบตัวจำแนกประเภท (Classifier) ดังนั้น การศึกษาในครั้งนี้จึงมีเป้าหมายในการสืบค้นลักษณะเด่นและตัวจำแนกประเภทที่มีความเหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่ได้จากการพูดและการเคลื่อนไหวอวัยวะต่างๆ ที่เกี่ยวข้องกับการพูดเพื่อใช้ในการฝึกบำบัดการพูด

1.2 การทบทวนวรรณกรรม

สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อถูกใช้ในการศึกษาเกี่ยวกับการติดต่อสื่อสารผ่านโทรศัพท์ โดยการใช้ระบบรู้จำ (Wand et al. 2011, Wand et al. 2009) นักวิจัยใช้สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่ได้จากมัดกล้ามเนื้อบริเวณใบหน้าขณะอาสาสมัครพูดออกเสียงและพูดแบบไม่ออกเสียงสำหรับการพัฒนาการสื่อสาร เช่น กล้ามเนื้อ levator anguli oris กล้ามเนื้อ zygomaticus major และกล้ามเนื้อ anterior belly of the digastrics เป็นต้น (Jou 2009, Wand et al. 2011, Wand et al. 2009) นอกจากนี้สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อถูกใช้ในการศึกษาเกี่ยวกับระบบที่ใช้ในการเชื่อมโยง

ระหว่างมนุษย์กับเครื่องจักรหรือคอมพิวเตอร์ (Human-machine interface) สำหรับการแสดงออกทางสีหน้า นักวิจัยวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อขณะอาสาสมัครมีการแสดงทางสีหน้าท่าทางต่างๆ โดยมัดกล้ามเนื้อที่ใช้เช่น กล้ามเนื้อ temporalis และกล้ามเนื้อ frontalis (Hamedi et al. 2011a, Hamedi et al. 2011b) และมีการใช้สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อในผู้ที่มีปัญหาด้านการพูดกลุ่มอาการพูดไม่เป็นความ มีการวิจัยในการสร้างระบบรู้จำสำหรับผู้ป่วยในกลุ่มความผิดปกติดังกล่าวเพื่อให้สามารถติดต่อสื่อสารกับผู้ฟังได้ดียิ่งขึ้น (Yunbin et al. 2009) สำหรับการสร้างระบบรู้จำประกอบไปด้วยกระบวนการที่สำคัญหลายกระบวนการด้วยกัน ได้แก่ การกรองสัญญาณ (Filtering) การวินโดว์สัญญาณ (Windowing) การสกัดลักษณะเด่น (Feature extraction) การเลือกลักษณะเด่น (Feature selection) และการออกแบบตัวจำแนกประเภท (Classifier)

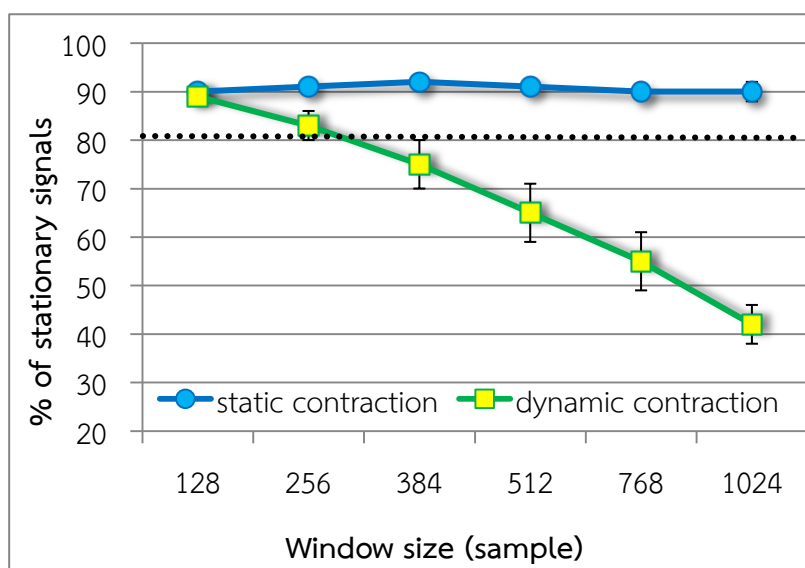
1.2.1 การกรองสัญญาณ

การกรองสัญญาณรบกวนเป็นกระบวนการที่มีความสำคัญเนื่องจากหากมีการ กรองสัญญาณรบกวนที่ไม่ดีจะส่งผลให้กระบวนการในวิเคราะห์สัญญาณในส่วนถัดไปเกิดความผิดพลาดได้ ช่วงคลื่นความถี่ที่สำคัญของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อซึ่งอยู่ในช่วงประมาณ 0 – 500 Hz จะถูกเก็บและกรองสัญญาณรบกวนอื่นๆ ที่อยู่นอกเหนือจากช่วงดังกล่าวออกไป โดยการใช้ตัวกรองความถี่ตัดผ่าน (Band-pass filter) ความถี่ตัดผ่านที่นิยมใช้ในการกำจัดสัญญาณรบกวนจากสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจะอยู่ในช่วงประมาณ 20 – 450 Hz (Hamedi et al. 2011a, Hamedi et al. 2011b, Jou et al. 2009, Yunbin et al. 2009) โดยเหตุผลที่ใช้ช่วงความถี่ 20 – 450 Hz เนื่องจากองค์ประกอบความถี่ที่ต่ำกว่า 20 Hz มักจะเป็นสัญญาณรบกวนที่ถูกสร้างขึ้นจากการเคลื่อนไหวของมนุษย์ (Motion artifact) เช่นการแกว่งของสายนำสัญญาณ หรือการเลื่อนของอิเล็กโทรด ส่วนองค์ประกอบความถี่ที่สูงกว่า 450 Hz ส่วนใหญ่จะเป็นสัญญาณรบกวนองค์ประกอบความถี่สูง ซึ่งเป็นองค์ประกอบความถี่ที่ไม่จำเป็นในการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ (Huang et al. 2005, Stepp 2012) โดยตัวกรองที่นิยมใช้คือ Butterworth filter (Mohammad et al. 2011, Van 2001)

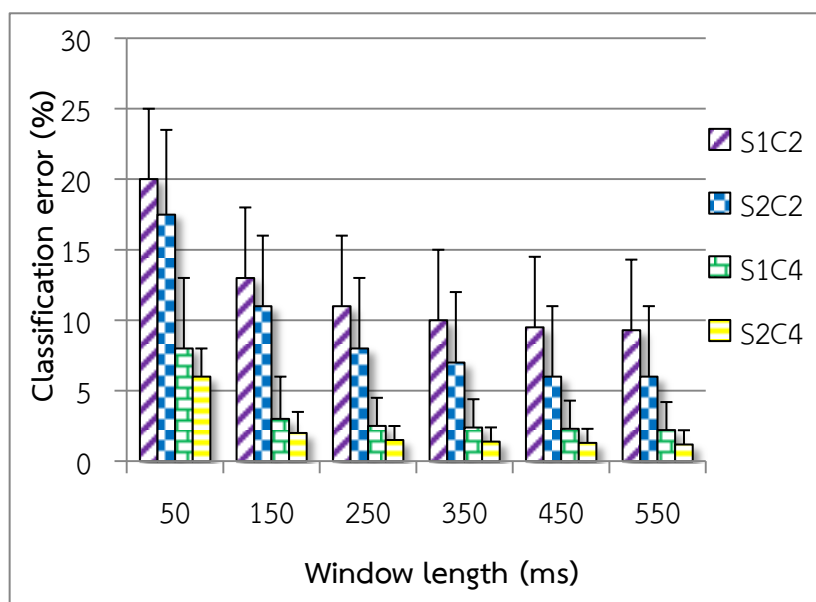
1.2.2 การวินโดว์สัญญาณ

การวินโดว์สัญญาณเป็นกระบวนการในการดึงเอาตัวอย่างของสัญญาณช่วงหนึ่งเพื่อทำการวิเคราะห์หรือสกัดลักษณะเด่นต่อไป ขนาดของวินโดว์ที่ใช้ก็จะขึ้นอยู่กับลักษณะงาน เช่น การวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อในระบบรู้จำท่าทางการเคลื่อนไหวใบหน้าหรือการแสดงออกทาง

สีหน้า (Facial gesture or facial expression recognition) นิยมใช้วินโดว์ขนาด 256 มิลลิวินาที (Hamedi et al. 2011a, Hamedi et al. 2013, Mohammad et al. 2011) ส่วนการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อในระบบรู้จำคำพูด (Speech recognition) นิยมใช้วินโดว์ขนาด 27 มิลลิวินาที (Wand et al. 2011, Jou et al. 2007, Jou et al. 2009) จากการศึกษาพบว่าขนาดวินโดว์ 256 เป็นที่นิยมใช้ในการประมวลผลเชิงเวลาจริงเนื่องจากมีลักษณะใกล้เคียงการเคลื่อนไหวแบบคงที่ (Stationary) จากสัญญาณที่ได้จากการเคลื่อนไหวแบบไม่คงที่ (Thongpanja et al. 2013) ดังแสดงในรูปที่ 1.1 นอกจากนี้ยังพบว่าเมื่อทำการเปรียบเทียบขนาดของวินโดว์ขนาดต่างๆ กับวินโดว์ขนาด 256 เมื่อ S1 และ S2 คือการทดลองชุดที่ 1 และ 2 ตามลำดับ ส่วน C2 และ C4 คือจำนวนช่องสัญญาณ 2 และ 4 ช่องสัญญาณตามลำดับ พบว่าความผิดพลาดของการจำแนกประเภทของวินโดว์ขนาด 256 ไม่แตกต่างอย่างมีนัยสำคัญกับขนาดของวินโดว์ที่ใหญ่กว่า กล่าวคือแม้ว่าขนาดวินโดว์ที่ใหญ่กว่าซึ่งมีจำนวนข้อมูลมากกว่าวินโดว์ขนาด 256 แต่ความผิดพลาดของการจำแนกประเภทมีค่าใกล้เคียงกัน แต่มีความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญกับขนาดของวินโดว์ที่เล็กกว่า (Smith et al. 2011) ดังแสดงในรูปที่ 1.2 ดังนั้นวินโดว์ขนาด 256 จึงถูกแนะนำในการประมวลผลสัญญาณ



รูปที่ 1.1 ค่าเปอร์เซ็นต์การเคลื่อนไหวแบบคงที่และไม่คงที่กับการเปลี่ยนแปลงขนาดของวินโดว์ (Thongpanja et al. 2013)



รูปที่ 1.2 เปรอ์เซ็นต์ความผิดพลาดในการจำแนกประเภทกับการเปลี่ยนแปลงขนาดของวินโดว์ (Smith et al. 2011)

1.2.3 การสกัดลักษณะเด่น

ลักษณะเด่นมีทั้งลักษณะเด่นเชิงเวลา (Time-domain) ลักษณะเด่นเชิงความถี่ (Frequency-domain) และลักษณะเด่นเชิงเวลา-ความถี่ (Time-frequency-domain) แต่ลักษณะเด่นในเชิงเวลาเป็นที่นิยมในการวิเคราะห์สัญญาณในเวลาจริง เนื่องจากมีความรวดเร็วในการคำนวณ เพราะไม่จำเป็นต้องแปลงสัญญาณในเชิงเวลาไปโดเมนอื่นก่อนทำการคำนวณ เช่น การคำนวณลักษณะเด่นในเชิงความถี่ ต้องแปลงสัญญาณในเชิงเวลาด้วยการแปลงฟูเรียร์ (Fourier transform) ก่อนจึงทำการคำนวณต่อได้ จึงทำให้ลักษณะเด่นในเชิงเวลาง่ายในการนำไปใช้งาน ในสายงานด้านการแพทย์และวิศวกรรม ลักษณะเด่นในเชิงเวลาเป็นที่นิยมใช้อย่างมาก (Phinyomark et al. 2012) พบว่ามีลักษณะเด่นในเชิงเวลาจำนวนมากที่ใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ ทั้งมัดกล้ามเนื้อบริเวณใบหน้า ลำคอ แขนและขาเป็นต้น โดยตัวอย่างลักษณะเด่นในเชิงเวลาแสดงด้านล่าง (Boostani et al. 2003, Hamed et al. 2011a, Hamed et al. 2011b, Phinyomark et al. 2010, Phinyomark et al. 2012)

- Integrated EMG (IEMG) เป็นลักษณะเด่นที่มักจะใช้ในการหาจุดเริ่มต้นการหดตัวของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ ลักษณะเด่นตัวนี้คำนวณได้จากผลรวมของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเมื่อถูกแปลงให้เป็นค่าบวกดังสมการที่ (1.1) เมื่อ x_i คือสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ และ N คือจำนวนจุดของสัญญาณที่ใช้ในการคำนวณ

$$\text{IEMG} = \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (1.1)$$

- Mean absolute value (MAV) เป็นลักษณะเด่นที่นิยมใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ โดยใช้งานในลักษณะเหมือนกับ IEMG คือการหาจุดเริ่มต้นการหดตัวของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ ลักษณะเด่นตัวนี้คำนวณได้จากค่าเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่ถูกแปลงให้เป็นค่าบวกดังสมการที่ (1.2) เมื่อ x_i คือสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อและ N คือจำนวนจุดของสัญญาณที่ใช้ในการคำนวณ

$$\text{MAV} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (1.2)$$

- Simple square integral (SSI) เป็นลักษณะเด่นที่ใช้ในการหาดัชนีการใช้พลังงาน (Energy index) ของมัดกล้ามเนื้อ ลักษณะเด่นตัวนี้คำนวณได้จากผลรวมของสัญญาณยกกำลังสองดังสมการที่ (1.3) เมื่อ x_i คือสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อและ N คือจำนวนจุดของสัญญาณที่ใช้ในการคำนวณ

$$\text{SSI} = \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (1.3)$$

- Variance of EMG (VAR) เป็นลักษณะเด่นที่ใช้บอกดัชนีการใช้กำลัง (Power index) ลักษณะเด่นตัวนี้คำนวณได้จากค่าเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อยกกำลังสองดังสมการที่ (1.4) เมื่อ x_i คือสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อและ N คือจำนวนจุดของสัญญาณที่ใช้ในการคำนวณ

$$\text{VAR} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (1.4)$$

- Absolute value of the 3rd, 4th and 5th temporal moment (TM3, TM4, TM5) เป็นการวิเคราะห์ทางสถิติ โดยคำนวณได้จากค่าเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่ถูกยกกำลังด้วยเลขชี้กำลัง 3, 4 และ 5 ตามลำดับโดยสมการที่เลขชี้กำลังเป็นเลขชี้ ค่าที่คำนวณได้จะถูกทำให้เป็นค่าบวกตั้งสมการที่ (1.5) ถึง สมการที่ (1.6) เมื่อ x_i คือสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อและ N คือจำนวนจุดของสัญญาณที่ใช้ในการคำนวณ

$$TM3 = \left| \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^3 \right| \quad (1.5)$$

$$TM4 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^4 \quad (1.6)$$

$$TM5 = \left| \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^5 \right| \quad (1.7)$$

- Root mean square (RMS) เป็นอีกลักษณะเด่นที่เป็นที่นิยมในการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ โดยคำนวณได้จากรากที่สองของค่าเฉลี่ยสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อยกกำลังสองตามสมการที่ (1.8) เมื่อ x_i คือสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อและ N คือจำนวนจุดของสัญญาณที่ใช้ในการคำนวณ

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (1.8)$$

- Log detector (LOG) เป็นลักษณะเด่นที่ใช้ในการประมาณค่าแรงในการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ (Muscle contraction force) โดยคำนวณได้ตามสมการที่ (1.9) เมื่อ x_i คือสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อและ N คือจำนวนจุดของสัญญาณที่ใช้ในการคำนวณ

$$LOG = e^{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log(|x_i|)} \quad (1.9)$$

- Waveform length (WL) เป็นลักษณะเด่นที่ใช้วัดความซับซ้อนของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ โดยคำนวณได้จากผลรวมของผลต่างของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อตั้งสมการที่ (1.10) เมื่อ x_i คือสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อและ N คือจำนวนจุดของสัญญาณที่ใช้ในการคำนวณ

$$WL = \sum_{i=1}^{N-1} |x_{i+1} - x_i| \quad (1.10)$$

- Average amplitude change (AAC) เป็นลักษณะเด่นที่ใกล้เคียงกับ WL แต่ลักษณะเด่นตัวนี้จะเป็นค่าเฉลี่ยของผลต่างของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อดังสมการที่ (1.11) เมื่อ x_i คือสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อและ N คือจำนวนจุดของสัญญาณที่ใช้ในการคำนวณ

$$AAC = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} |x_{i+1} - x_i| \quad (1.11)$$

- Difference absolute standard deviation value (DASDV) เป็นลักษณะเด่นที่คล้ายกับ RMS โดยคำนวณได้จากค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยผลต่างกำลังสองดังสมการที่ (1.12) x_i คือสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อและ N คือจำนวนจุดของสัญญาณที่ใช้ในการคำนวณ

$$DASDV = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} (x_{i+1} - x_i)^2} \quad (1.12)$$

- Zero crossing (ZC) เป็นลักษณะเด่นที่นับจำนวนการผ่านศูนย์ของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ เพื่อเป็นการหลีกเลี่ยงสัญญาณรบกวนจึงมีการตั้งค่าระดับอ้างอิงดังสมการที่ (1.13) เมื่อ x_i คือสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ N คือจำนวนจุดของสัญญาณที่ใช้ในการคำนวณและ threshold คือระดับอ้างอิงซึ่งมีค่าเท่ากับ 30 mV

$$ZC = \sum_{i=1}^{N-1} [\text{sgn}(x_i \times x_{i+1}) \cap |x_i - x_{i+1}| \geq \text{threshold}] \quad (1.13)$$

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \geq \text{threshold} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

- Myopulse percentage rate (MYOP) เป็นลักษณะเด่นที่ใช้ในการหาค่าบวกของสัญญาณที่มากกว่าระดับอ้างอิงโดยคำนวณได้ตามสมการที่ (1.14) เมื่อ x_i คือสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ N คือจำนวนจุดของสัญญาณที่ใช้ในการคำนวณและ threshold คือระดับอ้างอิงซึ่งมีค่าเท่ากับ 30 mV

$$MYOP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [f(x_i)] \quad (1.14)$$

$$f(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \geq \text{threshold} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

- Willison amplitude (WAMP) เป็นลักษณะเด่นที่มีความสัมพันธ์กับผลรวมของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจากใยกล้ามเนื้อที่บันทึกได้หลายๆเส้นใย (Motor unit action potentials) และแรงในการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ โดยคำนวณได้ตามสมการที่ (1.15) เมื่อ x_i คือสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ N คือจำนวนจุดของสัญญาณที่ใช้ในการคำนวณและ threshold คือระดับอ้างอิงซึ่งมีค่าเท่ากับ 30 mV

$$\text{WAMP} = \sum_{i=1}^{N-1} [f(|x_i - x_{i+1}|)] \quad (1.15)$$

$$f(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \geq \text{threshold} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

- Slope sign change (SSC) เป็นลักษณะเด่นที่แสดงถึงการเปลี่ยนแปลงความชันของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อระหว่างค่าบวกกับค่าลบโดยคำนวณได้ตามสมการที่ (1.16) เมื่อ x_i คือสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ N คือจำนวนจุดของสัญญาณที่ใช้ในการคำนวณและ threshold คือระดับอ้างอิงซึ่งมีค่าเท่ากับ 30 mV

$$\text{SSC} = \sum_{i=2}^{N-1} [f[(x_i - x_{i-1}) \times (x_i - x_{i+1})]] \quad (1.16)$$

$$f(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \geq \text{threshold} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

- Modified mean absolute value type1 (MAV1) เป็นลักษณะที่ปรับมาจาก MAV โดยการเพิ่มฟังก์ชันวินโดว์น้ำหนัก (Weighted window function) ตามสมการที่ (1.17) เมื่อ x_i คือสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ N คือจำนวนจุดของสัญญาณที่ใช้ในการคำนวณและ w_i คือฟังก์ชันวินโดว์น้ำหนัก

$$\text{MAV1} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i |x_i| \quad (1.17)$$

$$w_i = \begin{cases} 1, & \text{if } 0.25N \leq i \leq 0.75N \\ 0.5, & \text{otherwise} \end{cases}$$

- Modified mean absolute value type2 (MAV2) เป็นลักษณะที่ปรับมาจาก MAV โดยการเพิ่มฟังก์ชันวินโดว์น้ำหนัก (Weighted window function) ตามสมการที่ (1.18) เมื่อ x_i คือสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ N คือจำนวนจุดของสัญญาณที่ใช้ในการคำนวณและ w_i คือฟังก์ชันวินโดว์น้ำหนัก

$$\text{MAV2} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i |x_i| \quad (1.18)$$

$$w_i = \begin{cases} 1, & \text{if } 0.25N \leq i \leq 0.75N \\ \frac{4i}{N}, & \text{elseif } i < 0.25N \\ \frac{4(i - N)}{N}, & \text{otherwise} \end{cases}$$

1.2.4 การเลือกลักษณะเด่น

โดยกระบวนการนี้จะเป็นเทคนิคในการแก้ไขปัญหาสำหรับการประเมินลักษณะเด่นย่อยที่ดีและเหมาะสม (Heuristic) ซึ่งกระบวนการดังกล่าวจะใช้ประโยชน์จากความสัมพันธ์ระหว่างลักษณะเด่นกับกิจกรรมและความสัมพันธ์ของแต่ละลักษณะเด่น กล่าวคือ ลักษณะเด่นย่อยที่ดีควรจะเป็นลักษณะเด่นที่มีสหสัมพันธ์ (Correlation) กับกิจกรรมที่สูง และมีสหสัมพันธ์กับลักษณะเด่นย่อยตัวอื่นที่น้อย (Inter-correlation) เนื่องจากการใช้ลักษณะเด่นเกินความจำเป็น (Redundant) โดยสมการที่ (1.19) จะเป็นสมการที่ใช้หาลักษณะเด่นที่ดีและเหมาะสม

$$\text{Merit}_s = \frac{k\bar{r}_{cf}}{\sqrt{k+k(k-1)\bar{r}_{ff}}} \quad (1.19)$$

เมื่อ Merit_s คือค่าที่บ่งบอกว่าลักษณะเด่นต่างๆ เป็นลักษณะเด่นที่ดีและเหมาะสมซึ่งประกอบไปด้วยลักษณะเด่นจำนวน k ลักษณะเด่น โดยในการศึกษานี้ $k = 18$ ลักษณะเด่น \bar{r}_{cf} คือ ค่าเฉลี่ยสหสัมพันธ์ระหว่างลักษณะเด่นกับกิจกรรมต่างๆ ส่วน \bar{r}_{ff} คือ ค่าเฉลี่ยสหสัมพันธ์ระหว่างลักษณะเด่นย่อย (Hall et al. 1998, Karegowda et al. 2010)

1.2.5 การออกแบบตัวจำแนกประเภท

เนื่องจากในระบบรู้จำ การออกแบบหรือการเลือกใช้ตัวจำแนกประเภทในการจดจำกิจกรรมต่างๆ เป็นกระบวนการที่มีความสำคัญ เนื่องจากหากใช้ตัวจำแนกประเภทที่ไม่ดีหรือไม่เหมาะสมก็อาจจะส่งผลกระทบต่อความถูกต้องแม่นยำในการจดจำกิจกรรมต่างๆ ทำให้ระบบเกิดข้อผิดพลาดมากขึ้นอีกด้วย โดยตัวจำแนกประเภทถูกนำมาใช้ในระบบรู้จำจากสัญญาณซีพีเอ็มหลายประเภท ซึ่งแต่ละประเภทก็จะเหมาะกับงานแต่ละแบบ ซึ่งมีทั้งเหมือนและแตกต่าง เช่น การจัดกลุ่มด้วยฟัซซีซี-มีน (Fuzzy C-mean) การทำนายด้วยวิธีการหาสมาชิกที่ใกล้กันที่สุด (K-nearest neighbor) เพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (Multi-layer perceptron) และการจำแนกด้วย

ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support vector machine) สำหรับระบบรู้จำ การเคลื่อนไหวหรือการแสดงออกทางสีหน้า (Hamedi et al. 2011a) โดยใช้สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ ต้นไม้การตัดสินใจ (Decision tree) (Jovic et al. 2012, Lopes et al. 2010) แบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ (Hidden markov model) (Lee 2008, Wand et al. 2009, Yunbin et al. 2009) โครงข่ายประสาทเทียม (Neural networks) (Hamedi et al. 2013, Subasi et al. 2006, Tsuji et al. 2000) สำหรับระบบรู้จำพูดด้วย สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ และระบบรู้จำสำหรับสัญญาณทางร่างกายอื่นๆ การเลือกใช้หรือการออกแบบตัวจำแนกประเภท ต้องคำนึงถึงเวลาและ ประสิทธิภาพในการจำแนกกิจกรรมต่างๆในการศึกษาเพื่อให้ได้ตัวจำแนก ประเภทที่เหมาะสมที่สุด โดยส่วนถัดไปจะแสดงตัวอย่างกระบวนการที่ใช้ ในตัวจำแนกประเภทต่างๆ

- ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เป็นตัวจำแนกประเภทประเภทหนึ่งที่เป็นที่นิยมนำมาใช้ในการจำแนกข้อมูลหรือความแตกต่างของ รูปแบบต่างๆ โดยใช้ทฤษฎีทางสถิติในการสร้างแบบจำลอง ตัว จำแนกประเภทประเภทนี้ จะเริ่มกระบวนการโดยการป้อนข้อมูล ฝึกสอนที่มีการระบุประเภทของผลลัพธ์ให้กับตัวจำแนกประเภทใน สมการตัดสินใจ ซึ่งใช้เคอร์เนลฟังก์ชัน (Kernel function) เป็น สมการในการจำแนกข้อมูลตามสมการที่ (1.20) โดยการแบ่งเขต ของข้อมูลออกเป็นฝั่งดังรูปที่ 1.3

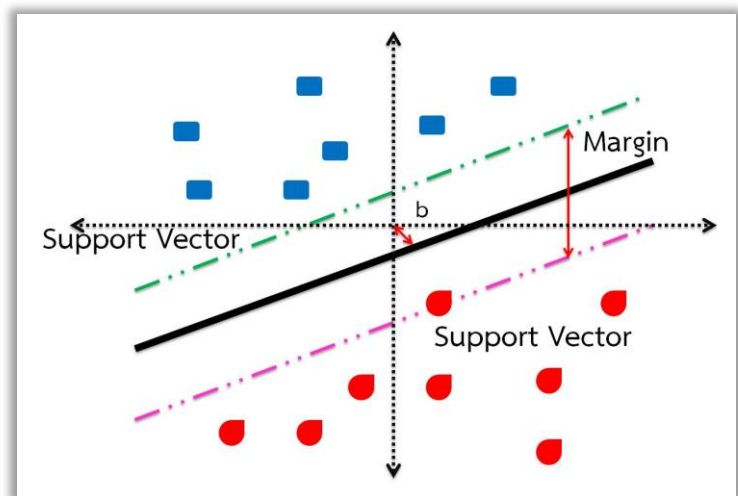
$$f(x) = \text{sign} \left\{ \sum_{j=1}^{n_s} w_j \phi_j(x) \phi_j(x_j) + b \right\} \quad (1.20)$$

โดย $\phi_j(x)\phi_j(x_j)$ คือเคอร์เนลฟังก์ชันซึ่งมีอยู่หลายประเภท ขึ้นกับ การใช้งาน w_j คือค่าน้ำหนัก x_j คือข้อมูลขาเข้าและ b คือค่าโน้ม เอียง เพื่อเป็นการเพิ่มความถูกต้องให้กับแบบจำลอง จึงมีการเพิ่ม ตัวแปรเพื่อใช้ในการยอมรับค่าความผิดพลาด (Thamsiri et al. 2011a)

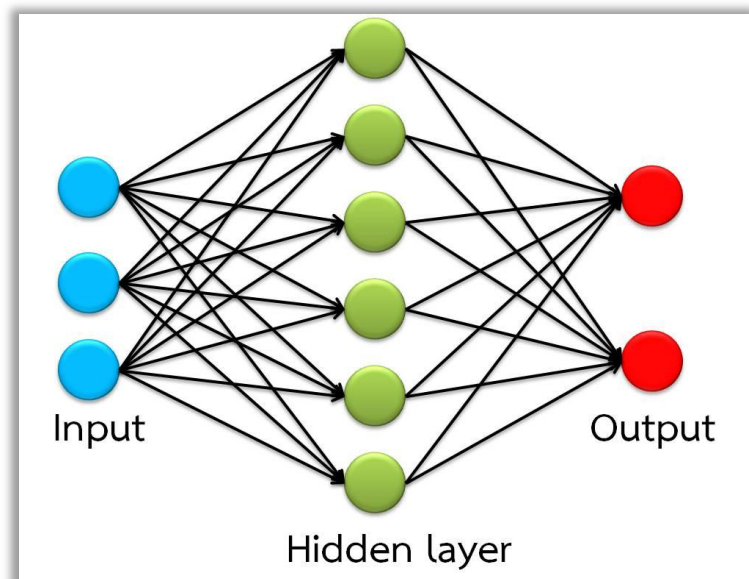
- โครงข่ายประสาทเทียม เป็นอีกตัวจำแนกประเภทที่เป็นที่นิยมใน การวิเคราะห์สัญญาณ โดยมีการทำงานเลียนแบบการทำงานของ เซลล์ประสาทดังรูปที่ 1.4 โครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบไป ด้วยส่วนของข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนแทนด้วย x_i ซึ่งประกอบไป ด้วยค่าตัวเลขและประเภทของผลลัพธ์ ค่าโน้มเอียงแทนด้วย b และค่าน้ำหนัก w_i ซึ่งมีการวนรอบซ้ำสำหรับการปรับปรุงค่า

น้ำหนัก เพื่อให้ได้ค่าความถูกต้องมากที่สุด ในตัวจำแนกประเภทประเภทนี้จะให้ฟังก์ชันต่างๆ ในการสร้างสมการเพื่อคำนวณค่าพารามิเตอร์สำหรับใช้ในการจำแนกประเภทคล้ายกับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ยกตัวอย่างเช่น ฟังก์ชันผลรวม ดังสมการที่ (1.21) (Thamsiri et al. 2011a, Thamsiri et al. 2011b)

$$n = \sum_{i=1}^z x_i w_i + b \quad (1.21)$$

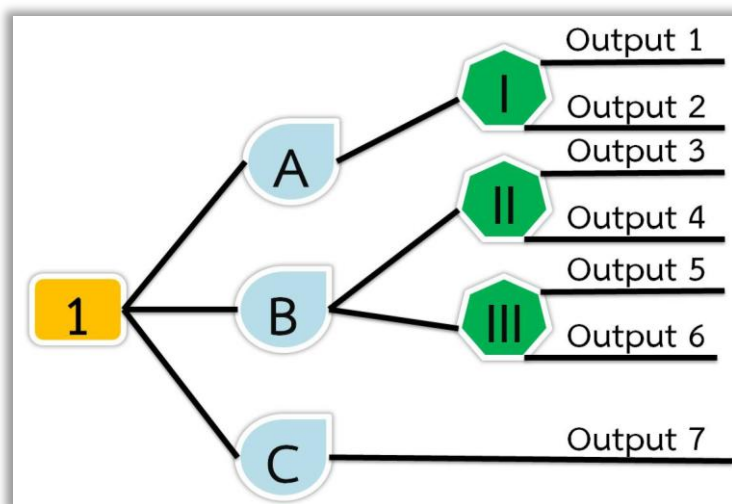


รูปที่ 1.3 โครงสร้างซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน



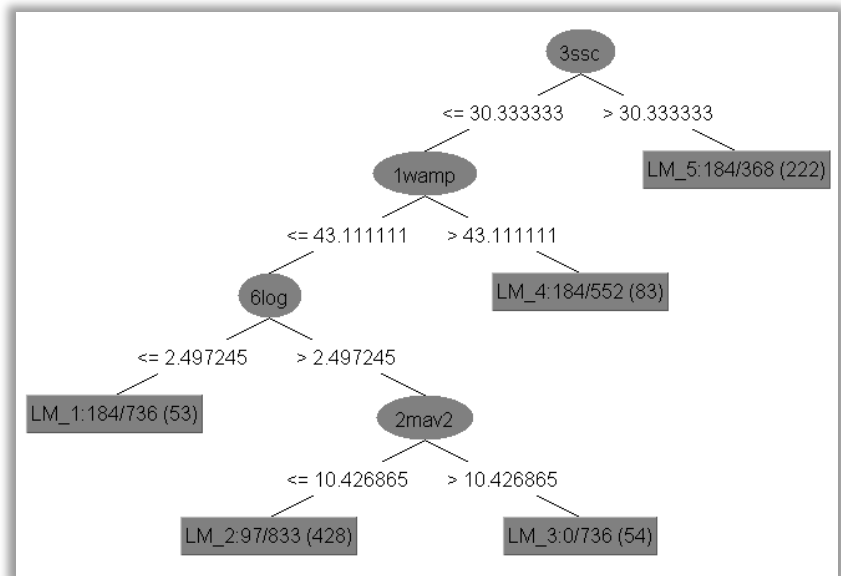
รูปที่ 1.4 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม

- ต้นไม้การตัดสินใจ เป็นตัวจำแนกประเภทหนึ่งซึ่งมีความซับซ้อนน้อยกว่าในการคำนวณเมื่อเปรียบเทียบกับตัวจำแนกประเภทประเภทต่างๆ จึงใช้เวลาในการคำนวณน้อยกว่าตัวจำแนกประเภทอื่นๆ ต้นไม้การตัดสินใจถูกใช้ในการทำนายผลลัพธ์จากข้อมูลเบื้องต้น โดยมีการฝึกสอนจากข้อมูลที่รู้ผลลัพธ์อยู่แล้ว การทำงานของต้นไม้การตัดสินใจ จะเริ่มจากการแบ่งข้อมูลเพื่อสร้างแขนงสำหรับใช้ในการตัดสินใจ โดยแขนงจะมีมากหรือน้อยขึ้นกับความยากง่ายในการจำแนกและจำนวนชุดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน โดยภาพรวมของต้นไม้ตัดสินใจแสดงดังรูปที่ 1.5 (Thamsiri et al. 2011a)



รูปที่ 1.5 โครงสร้างต้นไม้การตัดสินใจ

- ต้นไม้การตัดสินใจแบบโลจิสติก (Logistic model tree: LMT) เป็นตัวจำแนกประเภทที่ปรับปรุงข้อเสียเปรียบบางอย่างของต้นไม้การตัดสินใจและการถดถอยแบบโลจิสติก โดยต้นไม้การตัดสินใจแบบโลจิสติกจะรวมเอาทั้งต้นไม้การตัดสินใจและการวิเคราะห์การถดถอยแบบโลจิสติกไว้ด้วยกันเพื่อเพิ่มความสามารถในการทำนายเหตุการณ์หรือกิจกรรมต่างๆ โดยส่วนต้นของต้นไม้การตัดสินใจแบบโลจิสติกจะสร้างด้วยต้นไม้การตัดสินใจเพื่อแยกย่อยข้อมูลจำนวนมากออกเป็นส่วนๆ ก่อน จากนั้นจึงออกแบบส่วนปลายของต้นไม้การตัดสินใจเป็นฟังก์ชันการถดถอยสำหรับการทำนายความน่าจะเป็นในการเกิดเหตุการณ์ต่างๆ จากรูปที่ 1.6 จะเห็นถึงโครงข่ายของต้นไม้การตัดสินใจที่มีส่วนปลายเป็นการวิเคราะห์การถดถอยแบบโลจิสติก



รูปที่ 1.6 โครงสร้างต้นไม้การตัดสินใจแบบโลจิสติก

นอกจากจะมีการเลือกตัวจำแนกประเภทที่มีความเหมาะสมต่อการใช้งานแล้ว ยังมีการปรับปรุงคุณภาพในการจำแนกประเภทของข้อมูลอีกด้วย โดยเทคนิคนี้มีชื่อเรียกว่าเอตาบูสท์ เอตาบูสท์จะถูกใช้ในการปรับปรุงคุณภาพของตัวจำแนกประเภทโดยการปรับค่าน้ำหนักจากความผิดพลาดในการจำแนกประเภทข้อมูลของตัวจำแนกประเภทเพื่อให้ตัวจำแนกประเภทตัวต่อไปมีความถูกต้องเพิ่มมากขึ้น โดยการทำงานของเทคนิคดังกล่าวจะเริ่มจากการส่งข้อมูลนำเข้าสำหรับการฝึกสอนซึ่งเป็นข้อมูลที่รู้ผลลัพธ์อยู่แล้ว จากนั้นจะตั้งค่าน้ำหนักเริ่มต้น แล้วทำการวนซ้ำโดยมีการวัดค่าความผิดพลาดแล้วทำการปรับปรุงค่าน้ำหนัก เมื่อค่าความผิดพลาดเป็นไปตามเงื่อนไขที่กำหนดหรือครบรอบการวนซ้ำตามความต้องการของผู้ใช้งาน ซึ่งก็จะทำให้ได้ผลลัพธ์ตามสมการที่ (1.22) (Thamsiri et al. 2011b)

$$f(x) = \text{sign}(\sum_{i=1}^t \alpha_i h_t(x)) \quad (1.22)$$

1.3 วัตถุประสงค์

- 1.3.1 เพื่อจำแนกคุณลักษณะของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่ได้จากการพูดและการเคลื่อนไหวอวัยวะต่างที่ใช้ในการพูด
- 1.3.2 เพื่อวิเคราะห์และจำแนกสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเพื่อใช้สำหรับการแยกแยะกิจกรรมต่างๆ
- 1.3.3 เพื่อพัฒนาโปรแกรมสำหรับการฝึกบำบัดการพูด

1.4 ผลที่คาดว่าจะได้รับ

- 1.4.1 ทำให้ได้ค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของกลุ่มคนปกติเพื่อใช้ในการเปรียบเทียบความแตกต่างกับค่าที่ได้จากกลุ่มผู้ป่วย ทำให้ผู้ป่วยสามารถปรับปรุงพฤติกรรมในการทำกิจกรรมต่างๆ ให้ใกล้เคียงกับกลุ่มคนปกติ
- 1.4.2 ได้โปรแกรมคอมพิวเตอร์และระบบสำหรับการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อในการฝึกบำบัดการพูดสำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาด้านการพูดสำหรับคนไทย
- 1.4.3 ผู้ป่วยมีแรงจูงใจในการฝึก รวมทั้งมีความผ่อนคลายความตึงเครียดที่อาจจะเกิดขึ้นระหว่างการฝึกพูด
- 1.4.4 ผู้ป่วยสามารถทำการฝึกบำบัดการพูดได้ด้วยตัวของผู้ป่วยเองมากขึ้น โดยพึ่งนักกายภาพบำบัดหรือนักแก้ไขการพูดน้อยลง

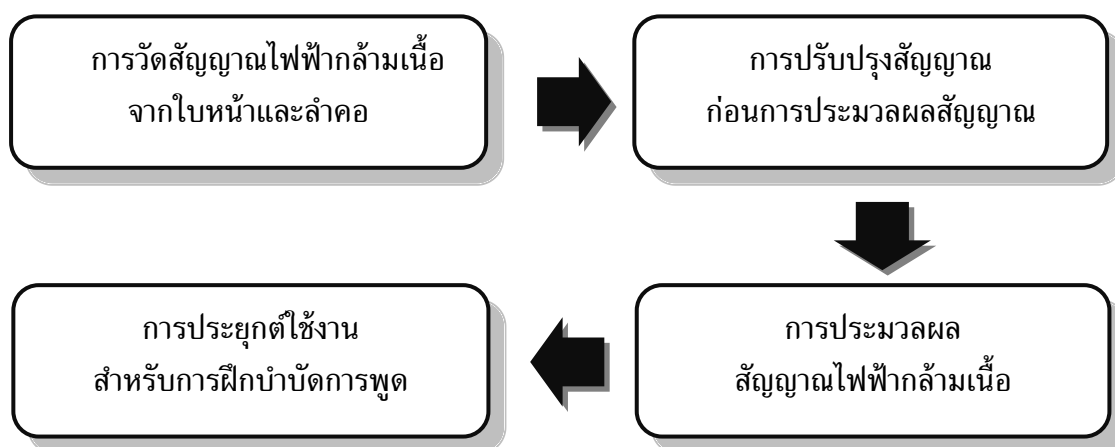
บทที่ 2 วิธีการวิจัย

2.1 เกณฑ์การคัดเลือกอาสาสมัคร

การศึกษาในครั้งนี้จะทำการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจากมัดกล้ามเนื้อที่เกี่ยวข้องกับการเคลื่อนไหวอวัยวะต่างๆ ที่ใช้ในการพูดของอาสาสมัครจำนวน 15 รายอายุระหว่าง 17-97 ปีซึ่งเป็นช่วงอายุที่พบความผิดปกติ (Wang et al. 2005, Zi et al. 2008) ที่มีความเข้าใจทางภาษา มีการมองเห็นและการได้ยินที่เป็นปกติ สามารถทำกิจกรรมต่างๆ ที่ได้รับมอบหมายได้อย่างครบถ้วน อาสาสมัครทั้งหมดประกอบไปด้วยอาสาสมัครกลุ่มปกติจำนวน 10 ราย อายุเฉลี่ย 23.6 ± 0.8 ปี ซึ่งไม่มีประวัติความผิดปกติด้านระบบประสาทและการพูด และอาสาสมัครกลุ่มที่มีความผิดปกติด้านการพูดจำนวน 5 ราย อายุเฉลี่ย 53 ± 10.91 ปี ซึ่งเป็นผู้ป่วยพูดไม่ชัด กลุ่มที่มีความผิดปกติในการควบคุมกล้ามเนื้อในการพูดหรืออาการพูดไม่เป็นความ (Dysarthria) ชนิดพูดไม่เป็นความแบบอ่อนแรง (Flaccid dysarthria) (Duffy 2005) ที่มีการอ่อนแรงของกล้ามเนื้อที่เกี่ยวข้องกับการควบคุมอวัยวะต่างๆ ที่ใช้ในการพูด ได้แก่ ลิ้น ริมฝีปาก ขากรรไกร ลิ้น และกล้ามเนื้อใบหน้าอย่างใดอย่างหนึ่งหรือหลายอย่างประกอบกัน โดยเน้นกลุ่มที่มีการอ่อนแรงของกล้ามเนื้อใบหน้าอันเป็นผลมาจากพยาธิสภาพในสมองหรือระบบประสาทส่วนปลาย ได้แก่ ผู้ป่วยกลุ่มอัมพาตครึ่งหน้า (Bell's palsy) ผู้ป่วยกล้ามเนื้ออ่อนแรง (Myasthenia gravis) ผู้ป่วยกลุ่มบกพร่องในกล้ามเนื้อ (Myotonic dystrophy) หรือผู้ป่วยกลุ่มกล้ามเนื้ออ่อนแรงเอแอลเอส (Amyotrophic lateral sclerosis)

2.2 แบบแผนการวิจัย

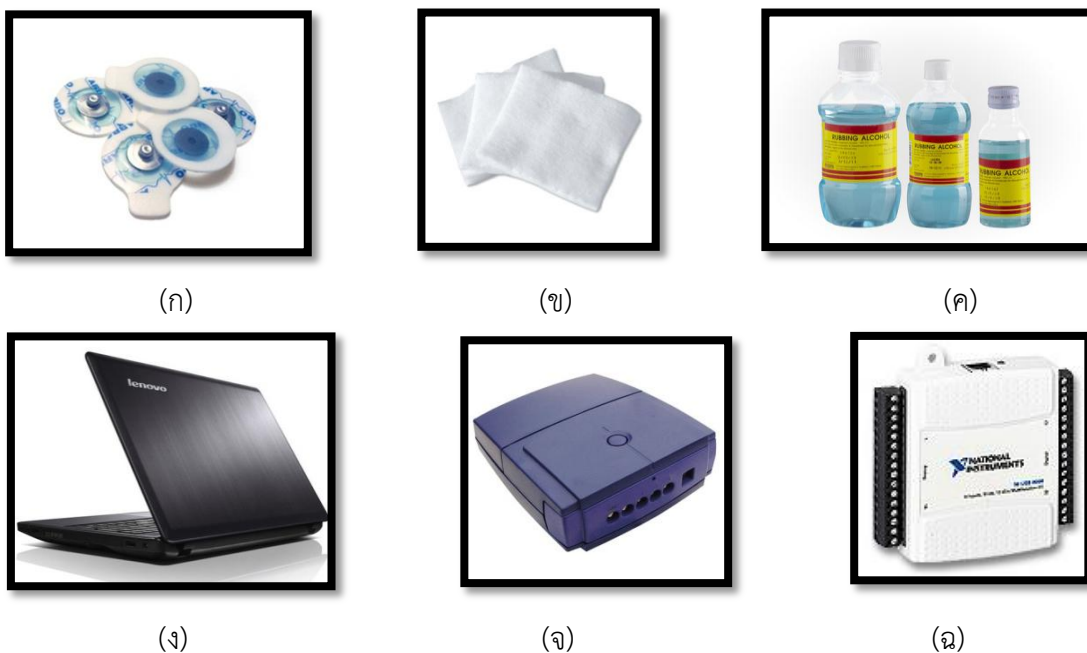
ภาพรวมของการศึกษาในครั้งนี้แสดงดังรูปที่ 2.1 ซึ่งประกอบไปด้วยส่วนของการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อซึ่งเป็นกล้ามเนื้อที่อยู่บริเวณใบหน้าและบางส่วนของลำคอ ได้แก่ กล้ามเนื้อ Anterior belly of the digastrics (ABD) กล้ามเนื้อ Zygomaticus major (ZM) กล้ามเนื้อ Levator anguli oris (LAO) กล้ามเนื้อ Mentalis (M) กล้ามเนื้อ Depressor anguli oris (DAO) และกล้ามเนื้อ Mylohyoid (MH) (Denewer et al. 2011, Lapatki et al. 2003, O' Dwyer et al. 1981) รวมทั้งสิ้น 6 มัดกล้ามเนื้อ สัญญาณที่ได้จากมัดกล้ามเนื้อดังกล่าว จะถูกปรับปรุงสัญญาณเพื่อให้ได้สัญญาณที่ดียิ่งขึ้นโดยผ่านการกรองสัญญาณรบกวนและขยายสัญญาณเพื่อให้สัญญาณมีขนาดที่เพิ่มขึ้น จากนั้นจะเข้าสู่ส่วนของการประมวลผลสัญญาณเพื่อให้ได้เอาต์พุตสำหรับการเชื่อมต่อการประยุกต์ใช้ ซึ่งได้แก่การฝึกบำบัดการพูดต่อไป โดยรายละเอียดของแต่ละส่วนจะกล่าวโดยละเอียดในส่วนถัดไป



รูปที่ 2.1 องค์ประกอบหลักในการศึกษา

2.3 วัสดุและอุปกรณ์

เครื่องมือและวัสดุที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้สามารถแบ่งได้เป็น 2 ส่วน ได้แก่เครื่องมือและวัสดุที่ใช้ในการวัดและบันทึกสัญญาณเพื่อทำการประมวลผลแบบเก็บข้อมูลก่อนแล้วทำการประมวลผลสัญญาณภายหลัง (Offline) และเครื่องมือและวัสดุที่ใช้ในการวัดและบันทึกสัญญาณแบบเวลาจริง (Real-time) สำหรับการประยุกต์ใช้งาน โดยเครื่องมือและวัสดุที่ใช้ในการวัดและบันทึกสัญญาณดังกล่าวจะมีบางอย่างที่เหมือนกันได้แก่ อิเล็กโทรดซิลเวอร์-ซิลเวอร์คลอไรด์แบบติดผิวหนังรูปที่ 2.2(ก) สำลีสั่งรูปที่ 2.2(ข) แอลกอฮอล์ 70% ดังรูปที่ 2.2(ค) และคอมพิวเตอร์โน้ตบุ๊ก window 7 CPU Intel Core i5-3210M 2.5 GHz Hard Disk 1 TB 5400 RPM nVidia GeForce GT 640M ดังรูปที่ 2.2(ง) ส่วนเครื่องมือและวัสดุที่ต่างกันก็คือ ตัวขยายสัญญาณ Mobic-6b (TMS International B.B., Netherlands) (Hamedi et al. 2011a, Hamedi et al. 2011b, Hamedi et al. 2013, Huang et al. 2005, Jou et al. 2007, Jou et al. 2009, Mohammad et al. 2011, Phinyomark et al. 2012, Thongpanja et al. 2013, Van 2001, Wand et al. 2009, Wand et al. 2011) ดังรูปที่ 2.2(จ) สำหรับการวัดสัญญาณแบบประมวลผลสัญญาณภายหลัง ในส่วนของการวัดและบันทึกสัญญาณแบบเวลาจริงจะใช้ตัวขยายสัญญาณที่ทำขึ้นมาจากตัวแปลงสัญญาณจากสัญญาณอนาล็อกไปเป็นสัญญาณดิจิทัลโดยใช้ NI USB 6009 14 bit 48 kS/s ดังรูปที่ 2.2(ฉ)



รูปที่ 2.2 วัสดุและอุปกรณ์ที่ใช้ในการศึกษา (ก) อีเล็กโทรดแบบติดผิว (ข) สำลี (ค) แอลกอฮอล์ (ง) คอมพิวเตอร์โน้ตบุ๊ก (จ) ตัวขยายสัญญาณ (ฉ) ตัวแปลงสัญญาณ

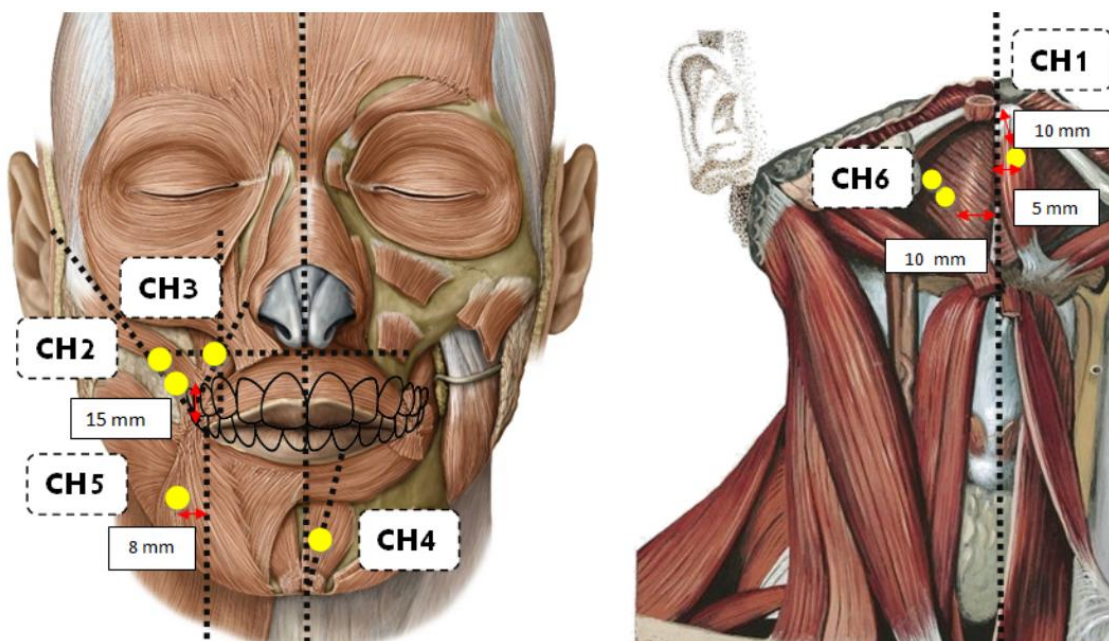
2.4 การวัดสัญญาณ

การศึกษาในครั้งนี้จะวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจากอาสาสมัครจำนวน 15 รายดังที่ได้กล่าวไว้แล้วข้างต้น โดยจะทำการหาตำแหน่งของมัดกล้ามเนื้อทั้งหมด 6 มัดกล้ามเนื้อดังแสดงในรูปที่ 2.3 โดยมีรายละเอียดดังนี้

1. กล้ามเนื้อ Anterior Belly of the Digastric (O' Dwyer et al. 1981) (ช่องสัญญาณที่ 1) เป็นมัดกล้ามเนื้อที่อยู่บริเวณใต้คางเกาะกับแอ่งไดแกสทริก (Digastrics fossa) ที่ขอบด้านล่างของขากรรไกรล่างและกระดูกไฮออยด์ ตำแหน่งที่ใช้ในการติดอีเล็กโทรด จะอยู่ห่างจากเส้นแบ่งกึ่งกลางลำตัวเป็นระยะทาง 5 มิลลิเมตร และห่างจากคางเป็นระยะทาง 10 มิลลิเมตร
2. กล้ามเนื้อ Zygomaticus major (Lapatki et al. 2003, O' Dwyer et al. 1981) (ช่องสัญญาณที่ 2) เป็นมัดกล้ามเนื้อที่อยู่บริเวณแก้มทั้งสองข้างเกาะกับกระดูกโหนกแก้ม (Zygomatic arch) และมุมปาก ตำแหน่งที่ใช้ในการติดอีเล็กโทรด จะอยู่เหนือมุมปาก 15 มิลลิเมตรบนเส้นสมมุติที่ลากผ่านมุมปากและกระดูกโหนกแก้ม
3. กล้ามเนื้อ Levator anguli oris (Denewer et al. 2011) (ช่องสัญญาณที่ 3) เป็นกล้ามเนื้อที่อยู่บริเวณด้านบนของปาก เกาะกับแอ่งฟันเขี้ยว (Canine fossa) ใต้รูใต้เบ้าตา (infraorbital foramen) และมุมปาก ตำแหน่งที่ใช้ในการติดอีเล็กโทรดจะ

อยู่บนเส้นสมมุติที่ตัดกันระหว่างเส้นที่ลากขนานกับเส้นกึ่งกลางลำตัวผ่านฟันซี่ที่ 3 และเส้นที่ลากผ่านฐานจมูก

4. กล้ามเนื้อ Mentalis (Lapatki et al. 2003, O' Dwyer et al. 1981) (ช่องสัญญาณที่ 4) เป็นมัดกล้ามเนื้อที่อยู่ระหว่างปากล่างกับคาง เกาะกับแอ่งหลังฟันตัด (Incisive fossa) และผิวของคาง ตำแหน่งในการติดอิเล็กโทรดจะอยู่เหนือตุ่มเล็กๆ (Tubercle) 5 มิลลิเมตรหรือบนเส้นสมมุติที่ลากจากปลายคางไปยังฟันซี่ที่ 2 ด้านล่าง
5. กล้ามเนื้อ Depressor anguli oris (Lapatki et al. 2003, O' Dwyer et al. 1981) (ช่องสัญญาณที่ 5) เป็นมัดกล้ามเนื้อบริเวณมุมปากด้านล่าง เกาะกับมุมปากและขากรรไกรล่าง ตำแหน่งในการติดอิเล็กโทรดจะอยู่ห่างจากเส้นสมมุติที่ลากผ่านมุมปากขนานกับเส้นแบ่งกลางลำตัวเป็นระยะ 8 มิลลิเมตรบริเวณกึ่งกลางระหว่างมุมปากกับขากรรไกรล่าง
6. กล้ามเนื้อ Myolohyoid (O' Dwyer et al. 1981) (ช่องสัญญาณที่ 6) เป็นมัดกล้ามเนื้อบริเวณใต้คาง เกาะกับขากรรไกรล่างและกระดูกไฮออยด์ ตำแหน่งในการติดอิเล็กโทรดจะอยู่ห่างจากเส้นแบ่งกลางลำตัวเป็นระยะ 10 มิลลิเมตร ซึ่งอยู่กึ่งหนึ่งระหว่างขอบขากรรไกรล่างด้านล่างกับกระดูกไฮออยด์



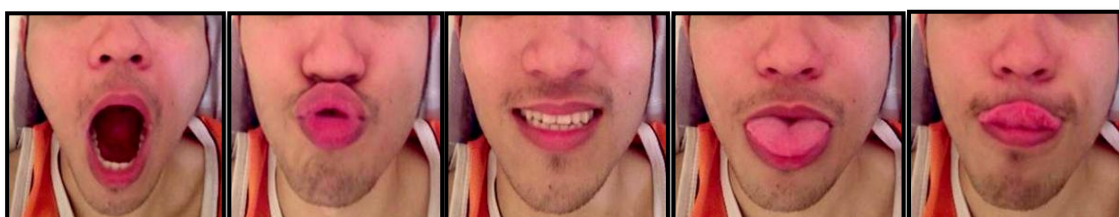
รูปที่ 2.3 ตำแหน่งในการติดอิเล็กโทรด

ก่อนจะทำการติดอิเล็กโทรดบนผิวหนังของอาสาสมัคร อาสาสมัครจะได้นั่งพักเป็นเวลา 1 นาทีเพื่อ เป็นการผ่อนคลายกล้ามเนื้อและจะมีการทำความพื้นผิวบริเวณที่จะติดอิเล็กโทรด เพื่อลดค่าความต้านที่อาจจะเกิดขึ้นจาก เหงื่อ ผุ่น เซลล์ผิวหนังที่ตาย เป็นต้น จากนั้นจะวัดสัญญาณ ขณะอาสาสมัครทำกิจกรรมต่างๆ ทั้งหมด 14 กิจกรรมซึ่งแบ่งเป็น 2 กลุ่มได้แก่ กิจกรรมที่เกี่ยวกับการแสดงออกทางสีหน้า และกิจกรรมที่มีความเกี่ยวข้องกับการพูดดังแสดงในตารางที่ 2.2.1

กิจกรรมที่ใช้ในการศึกษานี้ได้รับการคัดเลือกตามการฝึกบำบัดการพูด โดยกิจกรรมที่ใช้ในการแสดงทางสีหน้าอันได้แก่ การอ้าปาก การทำปากจู๋ การยิ้ม การแลบลิ้นตรง และการยกลิ้น ขึ้นดังรูปที่ 2.4 เป็นกิจกรรมที่ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพและปรับปรุงการเคลื่อนไหวให้กับอวัยวะต่างๆ ที่เกี่ยวข้องกับการพูด ได้แก่ ริมฝีปาก ขากรรไกร และลิ้นซึ่งจะมีผลทำให้ผู้ป่วยสามารถเคลื่อนไหว อวัยวะดังกล่าวได้ดีขึ้น จึงมีส่วนในการช่วยแก้ไขการพูดให้ดียิ่งขึ้น โดยพบว่าการบำบัดอวัยวะที่ เกี่ยวข้องกับการพูดโดยการไม่ออกเสียง (Non-speech oral motor treatments) มีการนำมาใช้ในการ พัฒนารูปแบบการเคลื่อนไหวและการจัดทำของอวัยวะต่างๆ ที่เกี่ยวข้องกับการพูด สำหรับการฝึกพูด ออกเสียง นอกจากนี้การบำบัดดังกล่าวยังได้มีการนำมาใช้ในการพัฒนาความแข็งแรง แรงตึงตัว และ ระยะเวลาการเคลื่อนไหว (Range of motion) ของมัดกล้ามเนื้อต่างๆ ทั้งยังมีส่วนในการปรับปรุงท่าพัก ของอวัยวะต่างๆ ได้แก่ ริมฝีปาก ขากรรไกร และลิ้น รวมทั้งมีส่วนในการพัฒนาหน้าที่และการควบคุม กล้ามเนื้อ (Ruscello et al. 2008) ในส่วนของคำที่ใช้ในการทำกิจกรรมเกี่ยวกับการพูดจะยึดตาม หลักการออกเสียงตามการใช้อวัยวะในการออกเสียง ได้แก่ การออกเสียงโดยการใช้ริมฝีปากบนและ ล่าง (Bilabial) (Lopes et al. 2010) ในการร่วมกันออกเสียง ได้แก่ คำว่า “มา” “มี” และ “มู” คือ การออกเสียงพยัญชนะ ม ม้า นั่นเอง การออกเสียงโดยการใช้ปลายลิ้นกับปุ่มเหงือก (Tip-alveolar) (Lopes et al. 2010) ในการร่วมกันออกเสียง ได้แก่ คำว่า “นา” “นี” และ “นู” คือการออกเสียง พยัญชนะ น หนู นั่นเอง และการออกเสียงโดยการใช้โคนลิ้นกับเพดานอ่อน (Velar) (Lopes et al. 2010) ในการร่วมกันออกเสียง ได้แก่ คำว่า “คา” “คี” และ “คู” นั่นคือการออกเสียงพยัญชนะ ค ควาย นั่นเอง จะเห็นได้ว่าในทุกเสียงพยัญชนะต้นที่ออกเสียงจะใช้เสียงสระ “อา” “อี” และ “อุ” ใน การผสมกับเสียงพยัญชนะต้นเพื่อออกเสียง โดยเสียงสระดังกล่าวเป็นที่นิยมใช้ในการฝึกบำบัดการพูด เนื่องจากเป็นขีดสุดของเสียงสระในการอ้าปาก ยิ้ม และย่นริมฝีปาก ซึ่งหากผู้ป่วยสามารถออกเสียง สระดังกล่าวได้เสียงสระอื่นก็จะสามารถทำได้นั่นเอง ในการวัดสัญญาณของแต่ละกลุ่มจะแตกต่างกัน กล่าวคือกิจกรรมการแสดงออกทางสีหน้า อาสาสมัครจะทำท่าค้างไว้เป็นเวลา 4 วินาทีหยุด 2 วินาที ทำซ้ำแต่ละกิจกรรม 6 ครั้ง ส่วนการวัดสัญญาณของกิจกรรมเกี่ยวกับการพูดอาสาสมัครจะพูดในช่วง 2 วินาทีและหยุด 2 วินาที ทำซ้ำกิจกรรมละ 6 ครั้งเช่นกัน เนื่องด้วยสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเป็น สัญญาณแบบสุ่ม จึงมีความแตกต่างกันในการวัดแต่ละครั้งหรือแต่ละบุคคล

ตารางที่ 2.1 กิจกรรมต่างๆ ขณะวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

กิจกรรม ที่เกี่ยวกับการแสดงออกทางสีหน้า	กิจกรรม ที่เกี่ยวกับการพูด
อ้าปาก	ออกเสียง “มา”
ปากจู๋	ออกเสียง “มี”
ยิ้ม	ออกเสียง “มู”
แลบลิ้นตรง	ออกเสียง “นา”
ยกลิ้นขึ้น	ออกเสียง “นี”
	ออกเสียง “นู”
	ออกเสียง “คา”
	ออกเสียง “คิ”
	ออกเสียง “คู”



(ก)

(ข)

(ค)

(ง)

(จ)

รูปที่ 2.4 กิจกรรมที่เกี่ยวกับการแสดงออกทางสีหน้า (ก) การอ้าปาก (ข) การทำปากจู๋ (ค) การยิ้ม (ง) การแลบลิ้นตรง (จ) การยกลิ้น

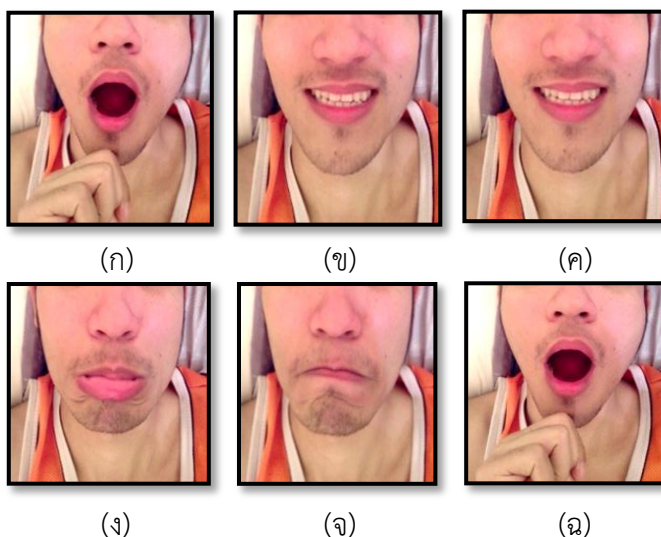
ดังนั้นจึงมีการนอร์มัลไลซ์ (Normalization) (Ekstrom et al. 2005, Rouffet et al. 2008, Vera et al. 2010) เพื่อที่จะสามารถเปรียบเทียบข้อมูลของแต่ละบุคคลได้ โดยวิธีการนอร์มัลไลซ์สัญญาณจะประกอบไปด้วยหลายวิธี แต่วิธีที่เป็นที่นิยมทางคลินิกคือ การวัดค่าการหดตัวสูงสุดของกล้ามเนื้อแต่ละมัด ก่อนนำมาใช้เป็นค่าอ้างอิงของมัดกล้ามเนื้อแต่ละมัด ทำทางที่ใช้ในการหดตัวสูงสุดของแต่ละมัดกล้ามเนื้อก็อาจจะเหมือนหรือต่างกันขึ้นอยู่กับลักษณะและตำแหน่งของมัดกล้ามเนื้อ โดยมัดกล้ามเนื้อในการศึกษาในครั้งนี้จะมีทำทางที่ทำให้แต่ละกล้ามเนื้อหดตัวสูงสุดดังตารางที่ 2.2 และรูปที่ 2.5

ตารางที่ 2.2 ท่าทางในการหดตัวสูงสุดของแต่ละมัดกล้ามเนื้อ (O' Dwyer et al. 1981)

มัดกล้ามเนื้อ	ท่าทาง
Anterior belly of the digastrics	อ้าปากต้านแรงดันที่คาง
Zygomaticus major	ยิ้มกว้าง หรือหัวเราะกว้าง
Levator anguli oris	ยิ้มกว้าง
Mentalis	ปลิ้นริมฝีปากล่างขณะย่นคาง
Depressor anguli oris	ดึงมุมปากลงด้านล่าง
Mylohyoid	อ้าปากต้านแรงดันที่คาง

2.5 การปรับปรุงสัญญาณ

ในการวัดสัญญาณจะมีการปรับปรุงสัญญาณก่อนการประมวลผลสัญญาณซึ่งสามารถแบ่งได้เป็นการปรับปรุงสัญญาณโดยฮาร์ดแวร์ และการปรับปรุงสัญญาณโดยซอฟต์แวร์ สำหรับการปรับปรุงสัญญาณโดยฮาร์ดแวร์จะใช้อัตราการสุ่มตัวอย่างอยู่ที่ความถี่ 1024 Hz (Hamedi et al. 2011b, Jou et al. 2007, Wand et al. 2009, Wand et al. 2011) เพื่อหลีกเลี่ยงการบิดเบี้ยวของสัญญาณในการสุ่มตัวอย่างจากสัญญาณดิบ โดยอัตราสุ่มตัวอย่างควรมีค่ามากกว่าสองเท่าของช่วงความถี่ของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อสูงสุดซึ่งอยู่ในช่วง 0-500 Hz ดังนั้นอัตราการสุ่มตัวอย่างสัญญาณต่ำสุดที่สามารถใช้ได้คือ 1000 Hz (Stepp 2012) แต่เนื่องจากขีดจำกัดของอุปกรณ์ที่ใช้ในการวัดและบันทึกสัญญาณที่อัตราการสุ่มตัวอย่างจะต้องมีค่าเป็น 2^N ดังนั้นการสุ่มตัวอย่างในการศึกษานี้จึงเลือกใช้ 1024 Hz นั่นเอง ส่วนอัตราขยายมีค่า 19.5 ค่า CMRR เท่ากับ 100 dB ตามความสามารถของอุปกรณ์ นอกจากนี้ยังมีการกรองสัญญาณรบกวนด้วยตัวกรองสัญญาณช่วงความถี่ผ่านโดยมีความถี่ตัดผ่านระหว่าง 20 – 450 Hz (Hamedi et al. 2011a, Hamedi et al. 2011b, Jou et al. 2009, Yunbin et al. 2009) เพื่อลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการเคลื่อนไหวของสายไฟหรืออิเล็กทรอนิกส์ (Motion artifact) ซึ่งมีองค์ประกอบความถี่อยู่ในช่วง 0-20 Hz (Stepp 2012) และสัญญาณรบกวนจากองค์ประกอบความถี่สูงซึ่งเป็นองค์ประกอบความถี่ที่ไม่เด่นและไม่จำเป็นสำหรับการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ สำหรับการปรับปรุงสัญญาณโดยซอฟต์แวร์จะนำเสนอในส่วนของการวิเคราะห์ข้อมูลในส่วนถัดไป



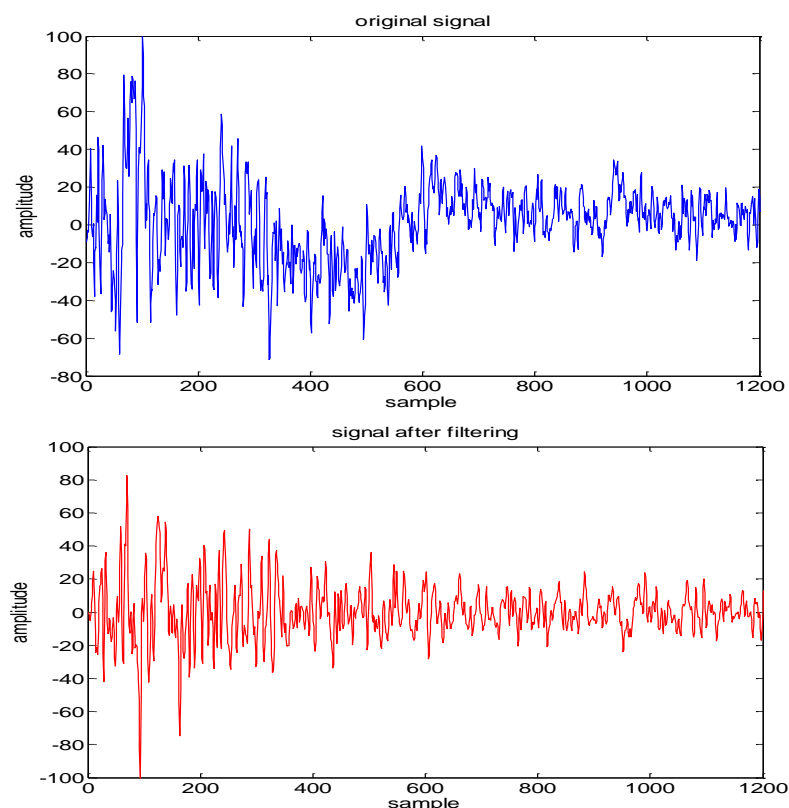
รูปที่ 2.5 ท่าทางในการหัดตัวสูงสุดของแต่ละมัดกล้ามเนื้อตามช่องสัญญาณ (ก) และ (ฉ) อ้าปากด้านแรงดันที่คาง (ข) และ (ค) ยิ้มกว้าง (ง) ปลิ้นริมฝีปากล่างขณะยื่นคาง (จ) ดึงมุมปากลงด้านล่าง

2.6 การวิเคราะห์ข้อมูล

ดังที่ได้กล่าวไว้แล้วข้างต้นเกี่ยวกับการปรับปรุงสัญญาณ ในส่วนนี้จะกล่าวถึงการปรับปรุงสัญญาณโดยซอฟต์แวร์และการวิเคราะห์สัญญาณ โดยการปรับปรุงสัญญาณด้วยซอฟต์แวร์จะเป็นการปรับปรุงสัญญาณอีกครั้งเพื่อที่จะเป็นการยืนยันได้ว่าสัญญาณรบกวนได้ถูกรองจากสัญญาณที่ต้องการแล้ว โดยการใช้ตัวกรองสัญญาณบัตเตอร์เวิร์ธ (Boostani et al. 2003, De et al. 2010, Mello et al. 2007) ออเดอร์ 5 โดยมีความถี่ตัดผ่านอยู่ที่ 20 – 450 Hz และมีการปรับปรุงสัญญาณเนื่องจากการเลื่อนของสัญญาณกระแสดตรงจาก 0 ไปเป็นค่าอื่น รูปที่ 2.6 แสดงตัวอย่างการกรองสัญญาณเมื่อได้สัญญาณที่ผ่านการกรองเป็นที่เรียบร้อยแล้ว สัญญาณดังกล่าวจะถูกตัดเอาข้อมูลช่วงหนึ่งหรือการวินโดว์สัญญาณ (Window) ซึ่งในการวิเคราะห์สัญญาณแต่ละรูปแบบจะมีขนาดของชุดข้อมูลที่ต่างกัน ดังนั้นจึงมีการเปลี่ยนขนาดจากน้อยไปหามากเพื่อเลือกขนาดของชุดข้อมูลที่มีความเหมาะสม (Doswald 2013) ซึ่งการศึกษาในครั้งนี้จะมีการเปลี่ยนแปลงขนาดของชุดข้อมูลจาก 32 – 256 มิลิวินาที (Smith et al. 2011, Thongpanja et al. 2013) โดยขนาดข้อมูลดังกล่าวจะถูกนำมาใช้ในการสกัดลักษณะเด่น (Feature extraction) ของข้อมูลโดยลักษณะเด่นที่ใช้ในการศึกษาเป็นลักษณะเด่นในเชิงเวลา (Time-domain feature) จำนวน 18 ลักษณะ จากนั้นจะมีการคัดเลือกลักษณะที่มีความเหมาะสม โดยใช้วิธีสหสัมพันธ์สำหรับการเลือกลักษณะเด่น (Correlation-based feature selection) (Hall 1999, Landwehr et al. 2005) เพื่อลดมิติของข้อมูลในการจำแนกประเภทของข้อมูลอย่างเหมาะสม ซึ่งเมื่อผ่านกระบวนการนี้ก็จะทำให้ได้ลักษณะเด่นย่อยๆ เพื่อสร้างเป็นเวกเตอร์ของลักษณะเด่น (Feature vector) (Jovic et al. 2012, Lopes et al. 2010) โดยเวกเตอร์ของลักษณะเด่นจะอยู่ในรูปแบบของสมการที่ (2.1)

$$F = \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ \vdots \\ f_n \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

โดยเวกเตอร์ของลักษณะเด่นจะถูกส่งไปยังตัวจำแนกประเภท (Classifier) เพื่อทำการจำแนกกิจกรรมต่างๆ ซึ่งตัวจำแนกประเภทที่ทำการศึกษานี้ประกอบไปด้วยตัวจำแนกทั้งหมด 5 ตัวได้แก่โครงข่ายประสาทเทียม (Neural network) (Hamedi et al. 2013, Subasi et al. 2006, Tsuji et al. 2000) ซึ่งจะมีการเปลี่ยนแปลงคุณลักษณะต่างๆ เช่น จำนวนโหนดของชั้นซ่อน (Hidden layer) เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมทำงานเต็มความสามารถ ต้นไม้การตัดสินใจ ชนิด J48 (Decision tree J48) (Jovic et al. 2012, Lopess et al. 2010) ต้นไม้การตัดสินใจโมเดลโลจิสติก (Logistic model tree) (Landwehr et al. 2005) การเพิ่มการวิเคราะห์การถดถอยโลจิสติก (Logitboost) (Kotsiantis et al. 2005) และโลจิสติก (Logistic) (Alkan et al. 2005, Dreiseitl et al. 2002) เนื่องจากในการศึกษานี้ใช้ตัวจำแนกประเภทแบบมีผู้สอน (Supervised learning) จึงต้องมีการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่มคือกลุ่มข้อมูลที่ใช้สำหรับการสอน (Training set) และกลุ่มข้อมูลที่ใช้สำหรับการทดสอบ (Testing set) เพื่อไม่ให้เกิด

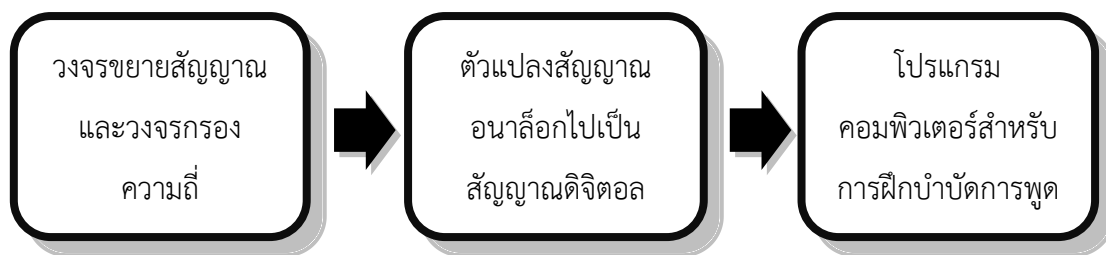


รูปที่ 2.6 สัญญาณกับสัญญาณรบกวน (รูปด้านบน) และสัญญาณที่ได้รับการปรับปรุง (รูปด้านล่าง)

ปัญหาจากการเลือกชุดข้อมูลที่ดีและง่ายในการสอนและทดสอบตัวจำแนกประเภท จึงมีการใช้วิธีการแบ่งกลุ่มข้อมูลแบบความเที่ยงตรง k กลุ่ม (K-fold cross validation) (Jovic et al. 2012) ซึ่งการศึกษาในครั้งนี้จะใช้จำนวน $k = 5$ (Navarro et al. 2012, Nielsen et al. 2009) จำนวนกลุ่มข้อมูลดังกล่าวจะถูกใช้ในการสอนและทดสอบตัวจำแนกประเภท โดยดูค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกกิจกรรมต่างๆ จากนั้นจะมีการปรับปรุงตัวจำแนกประเภทเพื่อให้ได้ความถูกต้องเพิ่มขึ้น โดยการใช้การเรียนรู้ข้อมูลแบบเมตา (Meta) ชนิดเอดาบูสต์ (Adaboost: AB) (Jovic et al. 2012, Lopes et al. 2010) เมื่อได้ตัวจำแนกประเภทที่มีความเหมาะสมแล้ว ตัวแบบดังกล่าวจะถูกสร้างในโปรแกรม LabVIEW เพื่อทำการออกแบบการประยุกต์ใช้งานสำหรับการฝึกบำบัดการพูดต่อไป กระบวนการต่างๆ ที่ได้กล่าวมานี้จะเป็นการวิเคราะห์สัญญาณที่ได้จากอาสาสมัครกลุ่มปกติ ที่เลือกใช้ข้อมูลจากอาสาสมัครกลุ่มปกติเนื่องจาก การประยุกต์ใช้งานจะให้ผู้ป่วยพยายามทำกิจกรรมต่างๆ ให้ใกล้เคียงคนปกติ ซึ่งหากใช้สัญญาณจากอาสาสมัครกลุ่มผิดปกติก็จะไม่ตรงกับวัตถุประสงค์ในการออกแบบการประยุกต์ใช้งานสำหรับการฝึกบำบัดการพูดนั่นเอง สำหรับสัญญาณที่ได้จากอาสาสมัครกลุ่มผิดปกติจะใช้สำหรับการเปรียบเทียบกับสัญญาณจากกลุ่มปกติเพื่อศึกษาความแตกต่างของสัญญาณที่เกิดขึ้น และจะใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพของตัวจำแนกประเภท เพื่อดูความถูกต้องและความผิดพลาดในการจำแนกสำหรับการทำกิจกรรมที่ผิดปกติของอาสาสมัครกลุ่มผิดปกติ สำหรับการเปรียบเทียบสัญญาณที่ได้จากอาสาสมัครกลุ่มปกติกับกลุ่มผิดปกติ จะใช้ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองในการเปรียบเทียบ เนื่องจากในส่วนของ การประยุกต์ใช้งานจะมีการแสดงพารามิเตอร์ของแต่ละมัดกล้ามเนื้อให้ผู้ป่วยดูเพื่อเปรียบเทียบการทำกิจกรรมของมัดกล้ามเนื้อของตนเทียบกับกลุ่มคนปกติ โดยค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองเป็นที่นิยมและประสบความสำเร็จในการประยุกต์ใช้งานด้านคลินิกและวิศวกรรม (Phinyomark et al. 2011) นอกจากนี้ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองยังถูกนำมาใช้ในการประเมินระดับการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อในคนปกติและผู้ที่มีความผิดปกติเกี่ยวกับระบบประสาทและกล้ามเนื้อ (Neuromuscular disorders) (Boe et al. 2008) ดังนั้นเพื่อเป็นการแสดงระดับการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อแต่ละมัด จึงใช้ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองเป็นตัวเปรียบเทียบและแสดงผล

2.7 การประยุกต์ใช้งาน

สำหรับการประยุกต์ใช้งานจะประกอบด้วยองค์ประกอบโดยรวมดังรูปที่ 2.7 โดยมีส่วนเชื่อมต่อระหว่างสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่ได้จากการใช้อิเล็กโทรดแบบผิวเป็นเซ็นเซอร์ คือ วงจรขยายสัญญาณ ตัวแปลงสัญญาณอนาล็อกไปเป็นสัญญาณดิจิทัล และการออกแบบโปรแกรมคอมพิวเตอร์สำหรับการฝึกบำบัดการพูด



รูปที่ 2.7 องค์ประกอบโดยรวมสำหรับการประยุกต์ใช้งาน

- วงจรมายสัญญาณ ในการศึกษานี้ จะใช้วงจรมายสัญญาณที่มีอัตราขยายสัญญาณ 1000 เท่าเพื่อขยายสัญญาณไฟฟ้ากล่อมเนื้อให้มีขนาดใหญ่ ขึ้นจากหน่วย มิลลิโวลต์ ไปเป็นหน่วย โวลต์ นอกจากนี้ วงจรมายสัญญาณ ยังประกอบไปด้วยวงจรรองความถี่ ซึ่งมีความถี่ตัดผ่านอยู่ระหว่าง 20-450 Hz เพื่อกรององค์ประกอบความถี่ที่ไม่ต้องการออกจากสัญญาณไฟฟ้ากล่อมเนื้อ
- ตัวแปลงสัญญาณจากอนาล็อกไปเป็นสัญญาณดิจิทัล สำหรับการศึกษานี้ใช้ NI USB 6009 ในการแปลงสัญญาณซึ่งมีอัตราการสุ่มสัญญาณอยู่ที่ 1024 ตัวอย่างต่อวินาที โดยตัวแปลงดังกล่าวถูกใช้ในการเชื่อมต่อระหว่างวงจรมายสัญญาณกับคอมพิวเตอร์
- โปรแกรมคอมพิวเตอร์ มีการออกแบบต้นแบบโปรแกรมสำหรับการฝึกบําบัดการพูดด้วยโปรแกรม LabVIEW โดยมีการแสดงภาพคำสั่งของกิจกรรมต่างๆ ให้ผู้ใช้ดูแล้วทำตามกิจกรรมที่เห็น โดยด้านข้างของเมนูหน้าต่างจะมีการแสดงค่าเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากอาสาสมัครกลุ่มปกติ เพื่อให้ผู้ใช้สามารถปรับเปลี่ยนพฤติกรรมในการทำกิจกรรมต่างๆ ให้ใกล้เคียงกับคนปกติ หากผู้ใช้ทำถูกก็จะแสดงกิจกรรมอื่นต่อไป

2.8 การคัดเลือกช่องสัญญาณสำหรับงานในอนาคต

เนื่องจากการศึกษาในครั้งนี้ใช้ช่องสัญญาณทั้งหมด 6 ช่องสัญญาณในการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล่อมเนื้อ เพื่อเป็นการทดสอบความจำเป็นของแต่ละช่องสัญญาณ จึงมีการเปลี่ยนแปลงจำนวนช่องสัญญาณจาก 6 ช่องสัญญาณไปจนถึง 2 ช่องสัญญาณ โดยแต่ละจำนวนสัญญาณก็จะมีระเบียบสับเปลี่ยนลำดับของช่องสัญญาณตามสมการที่ (2.2) (Hamedi et al. 2011a) และลำดับของช่องสัญญาณที่ใช้ในแต่ละจำนวนช่องสัญญาณแสดงดังตารางที่ 2.3 สำหรับจำนวนช่องสัญญาณ 6 5 4 3 และ 2

$$\binom{n}{k} = \frac{n!}{k!(n-k)!} \quad (2.2)$$

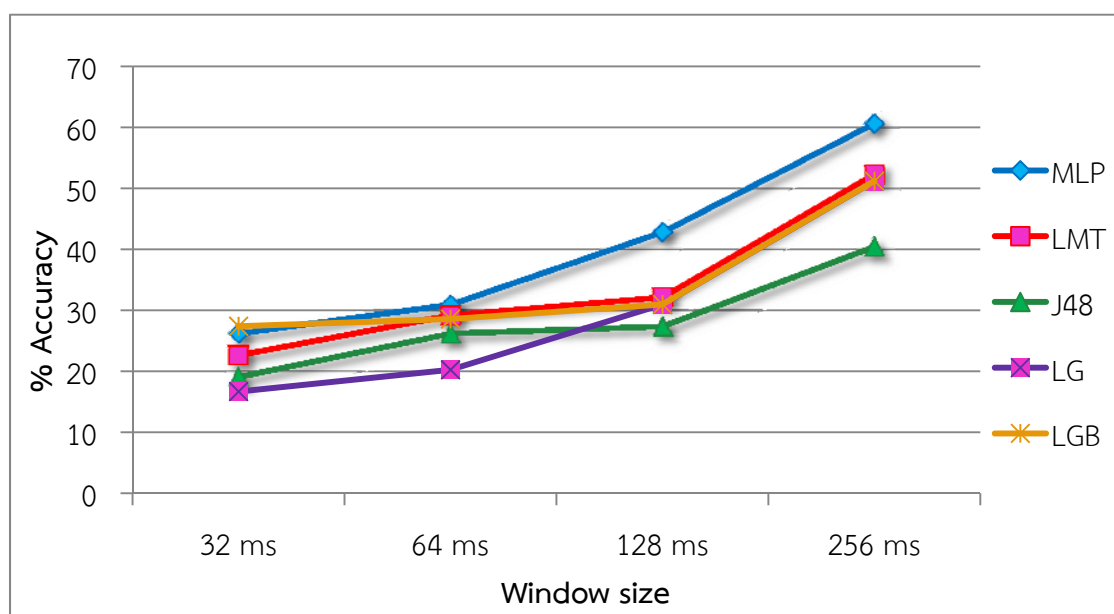
ตารางที่ 2.3 การจัดเรียงช่องสัญญาณของจำนวนช่องสัญญาณที่แตกต่างกัน

จำนวนช่องสัญญาณ	การจัดเรียงช่องสัญญาณ							
	2 (15 กลุ่ม)	1-2	1-3	1-4	1-5	1-6	2-3	2-4
	2-6	3-4	3-5	3-6	4-5	4-6	5-6	
3 (20 กลุ่ม)	1-2-3	1-2-4	1-2-5	1-2-6	1-3-4	1-3-5	1-3-6	1-4-5
	1-4-6	1-5-6	2-3-4	2-3-5	2-3-6	2-4-5	2-4-6	2-5-6
	3-4-5	3-4-6	3-5-6	4-5-6				
4 (15 กลุ่ม)	1-2-3-4		1-2-3-5		1-2-3-6		1-2-4-5	
	1-2-4-6		1-2-5-6		1-3-4-5		1-3-4-6	
	1-3-5-6		1-4-5-6		2-3-4-5		2-3-4-6	
	2-3-5-6		2-4-5-6		3-4-5-6			
5 (6 กลุ่ม)	1-2-3-4-5			1-2-3-4-6		1-2-3-5-6		1-2-4-5-6
	1-3-4-5-6			2-3-4-5-6				
6 (1 กลุ่ม)	1-2-3-4-5-6							

บทที่ 3 ผลการวิจัย

3.1 การวินโดว์สัญญาณ

ในการศึกษานี้ได้ดำเนินการเปลี่ยนแปลงขนาดของวินโดว์เพื่อหาขนาดที่เหมาะสมในการวิเคราะห์สัญญาณ ผลการวิเคราะห์แสดงดังรูปที่ 3.1 จากตัวจำแนกประเภทต่างๆ ซึ่งเป็นการวิเคราะห์โดยใช้ลักษณะเด่นทั้ง 18 ลักษณะเด่นที่มีในการศึกษานี้ของทุกช่องสัญญาณในการพิจารณาเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง ผลปรากฏว่าเมื่อขนาดวินโดว์เพิ่มขึ้น ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องจะมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเช่นกันในทุกๆ ตัวจำแนกประเภท โดยวินโดว์ขนาด 256 มิลลิวินาทีจะให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องสูงที่สุดในทุกๆ ตัวจำแนกประเภท ดังนั้นในการศึกษานี้จึงเลือกใช้ขนาดของวินโดว์ 256 มิลลิวินาที ซึ่งสอดคล้องกับขนาดของวินโดว์ที่เป็นที่นิยมใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ (Hamed et al. 2011a, Hamed et al. 2013, Mohammad et al. 2011, Smith et al. 2011, Thongpanja et al. 2013) เมื่อได้ขนาดวินโดว์ที่เหมาะสมสำหรับการสกัดลักษณะเด่นแล้ว โดยลักษณะเด่นทั้ง 18 ลักษณะเด่นจะถูกสกัดในทุกๆ ช่องสัญญาณรวมทั้งสิ้น 108 ตัวเพื่อสร้างเวกเตอร์ลักษณะเด่นสำหรับส่งต่อไปยังตัวจำแนกประเภท แต่เนื่องจากเป็นเวกเตอร์ลักษณะเด่นที่มีมิติใหญ่เกินความจำเป็น ดังนั้นจึงมีการคัดเลือกลักษณะเด่นที่มีความเหมาะสมโดยจะกล่าวในส่วนถัดไป



รูปที่ 3.1 เปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของตัวจำแนกประเภทต่างๆ สำหรับขนาดวินโดว์ที่ต่างกัน ซึ่งตัวจำแนกประเภทประกอบด้วย Multilayer perception (MLP), Logistic Model Tree (LMT), Decision Tree J48 (J48), Logistic (LG), Logit boost (LGB)

3.2 การคัดเลือกลักษณะเด่น

เนื่องจากลักษณะเด่นที่คำนวณในการศึกษาในครั้งนี้มีจำนวนมาก โดยในแต่ละช่องสัญญาณจะประกอบไปด้วยลักษณะเด่นจำนวน 18 ลักษณะเด่นรวม 6 ช่องสัญญาณ จะทำให้ได้ลักษณะเด่นทั้งหมด 108 ลักษณะเด่น ดังนั้นจึงมีความจำเป็นในการคัดเลือกลักษณะเด่นที่มีความเหมาะสมสำหรับการใช้งาน และลดความซับซ้อนในการคัดแยกกิจกรรมต่างๆ ด้วยวิธีสหสัมพันธ์ สำหรับการเลือกลักษณะเด่นดังรายละเอียดที่แสดงในบทที่ 1 เกี่ยวกับการเลือกลักษณะเด่น โดยลักษณะเด่นที่ถูกเลือกจะเป็นลักษณะเด่นที่มีความเหมาะสมในการทำนายกิจกรรมต่างๆ พิจารณาจากความสามารถในการทำนายกิจกรรมต่างๆ และความซับซ้อนเกินความจำเป็นของลักษณะเด่นที่ใช้จากการใช้กระบวนการดังกล่าวทำให้ได้ลักษณะเด่นต่างๆ ดังแสดงในตารางที่ 3.1 ซึ่งจะได้ว่า จาก 108 มิติ ลดลงเหลือเพียง 20 มิติ เป็นการช่วยลดระยะเวลาในการประมวลผล จากนั้น 20 ลักษณะเด่นดังกล่าวจะถูกส่งไปยังตัวจำแนกประเภทเพื่อสอนและทดสอบตัวจำแนกประเภท โดยแต่ละช่องสัญญาณจะประกอบด้วยลักษณะเด่นที่ทั้งเหมือนและแตกต่างกัน พบว่าลักษณะเด่นที่พบในหลายช่องสัญญาณได้แก่ Zero crossing (ZC) จำนวน 4 ช่องสัญญาณ ตามมาด้วย Willison amplitude (WAMP) และ Slope sign change (SSC) จำนวนลักษณะเด่นละ 3 ช่องสัญญาณ โดยลักษณะเด่นที่พบในหลายช่องสัญญาณส่วนใหญ่เป็นลักษณะเด่นที่วัดข้อมูลทางความถี่ (Frequency information) ของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อในโดเมนเวลา

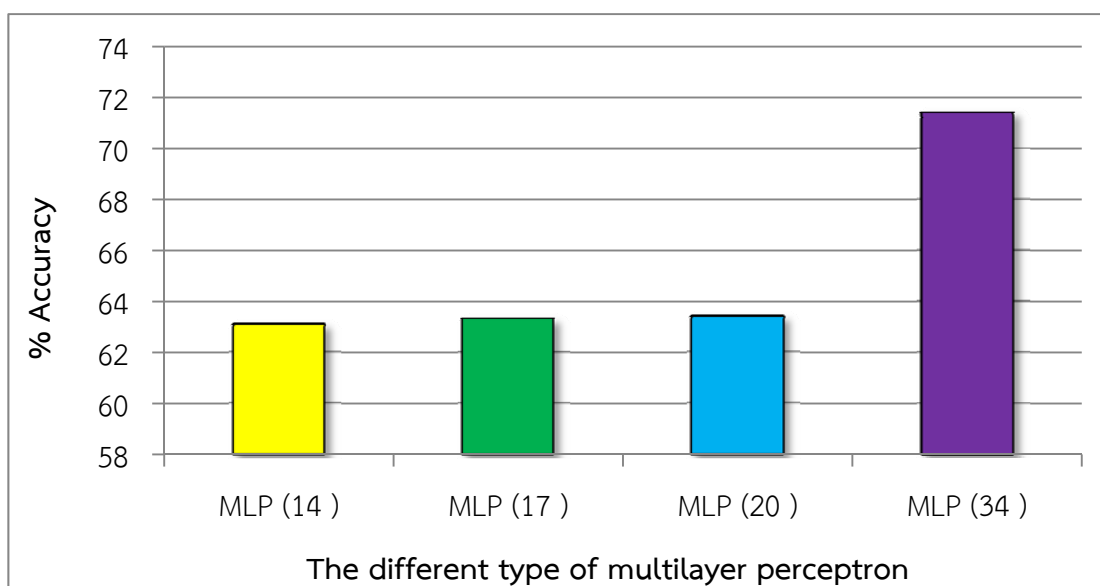
ตารางที่ 3.1 ลักษณะเด่นที่รับการเลือกสำหรับส่งไปยังตัวจำแนกประเภท

CH1	CH2	CH3	CH4	CH5	CH6
DASDV	MAV2	AAC	SSC	MYOP	AAC
WAMP	MYOP	IEMG	TM4	ZC	LOG
	SSI	SSC	WAMP		SSC
	ZC	ZC			WAMP
					ZC

3.3 ตัวจำแนกประเภทและจำนวนกลุ่มข้อมูลสำหรับการสอนโมเดล

เมื่อได้ลักษณะเด่นที่มีความเหมาะสมทั้ง 20 ลักษณะแล้ว ลักษณะเด่นดังกล่าวจะถูกใช้สำหรับการสร้างตัวจำแนกประเภท (Classifier) สำหรับการสร้างตัวจำแนกประเภท จะต้องมีการสอนและทดสอบตัวจำแนกประเภทเพื่อเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของการจำแนกประเภท ก่อนการนำไปใช้งาน และเพื่อไม่ให้เกิดความได้เปรียบเสียเปรียบจากการเลือกข้อมูลในการสอนและการทดสอบ จึงมีการใช้วิธีแบ่งกลุ่มข้อมูลแบบความเที่ยงตรง k กลุ่มสำหรับการสอนและการทดสอบตัวจำแนกประเภท โดยการศึกษาที่ใช้วิธีการแบ่งกลุ่มข้อมูลแบบความเที่ยงตรง 5 กลุ่ม สำหรับตัว

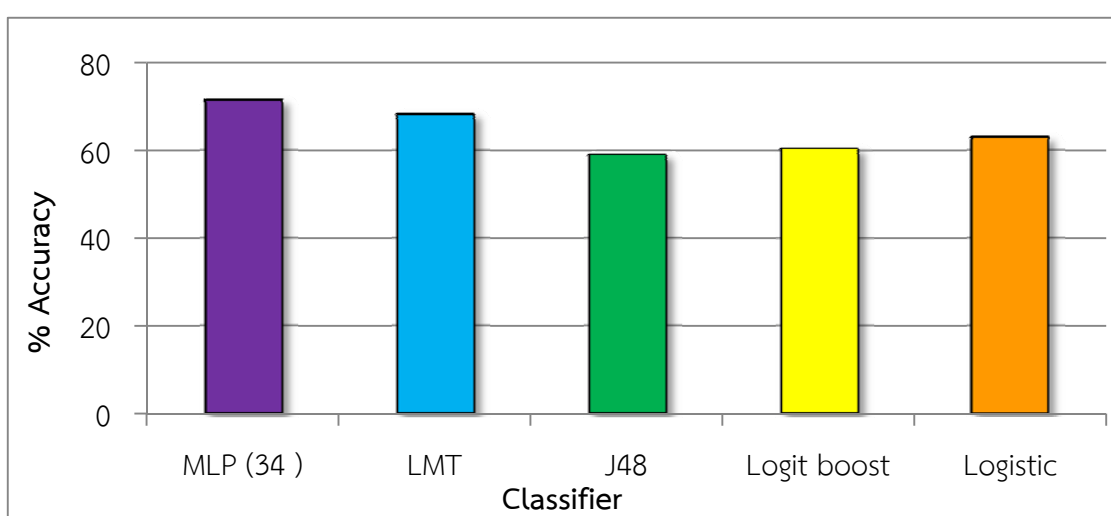
จำแนกประเภทบางชนิดจะประกอบไปด้วยชนิดย่อยๆ จึงต้องมีการศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวจำแนกประเภทนั้นก่อน ซึ่งก็คือโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network) เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมสามารถปรับค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ได้ จึงมีการเปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนโหนดของชั้นซ่อนต่างๆ ดังรูปที่ 3.2 เพื่อหารูปแบบที่ดีที่สุดก่อนที่จะทำการเปรียบเทียบกับตัวจำแนกประเภทชนิดอื่นๆ โดยโครงข่ายประสาทเทียมจะถูกแบ่งออกเป็น 4 ชนิดย่อยตามจำนวนโหนดในชั้นซ่อน โดยชนิดแรกจะมีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนจำนวน 14 โหนด (จำนวนเอาต์พุต) ชนิดที่สองจะมีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนจำนวน 17 โหนด ((จำนวนอินพุต + จำนวนเอาต์พุต)/2) ชนิดที่สามจะมีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนจำนวน 20 โหนด (จำนวนอินพุต) และชนิดที่สี่จะมีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนจำนวน 34 โหนด (จำนวนอินพุต + จำนวนเอาต์พุต) จากการศึกษาพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนโหนดของชั้นซ่อนจำนวน 34 โหนด มีค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องสูงที่สุด ดังนั้นจึงใช้โครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบดังกล่าวในการเปรียบเทียบกับตัวจำแนกประเภทชนิดอื่นดังแสดงในรูป 3.3 ซึ่งจะเห็นได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมและต้นไม้การตัดสินใจรูปแบบโลจิสติก (Logistic model tree) ให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องสูงที่สุด 2 อันดับแรกเมื่อเทียบกับตัวจำแนกประเภทชนิดอื่น จึงพิจารณาเพียงตัวจำแนกประเภท 2 ตัวนี้เท่านั้น แล้วจึงทำการทดสอบเปรียบเทียบกันระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมและต้นไม้การตัดสินใจรูปแบบโลจิสติกต่อไป



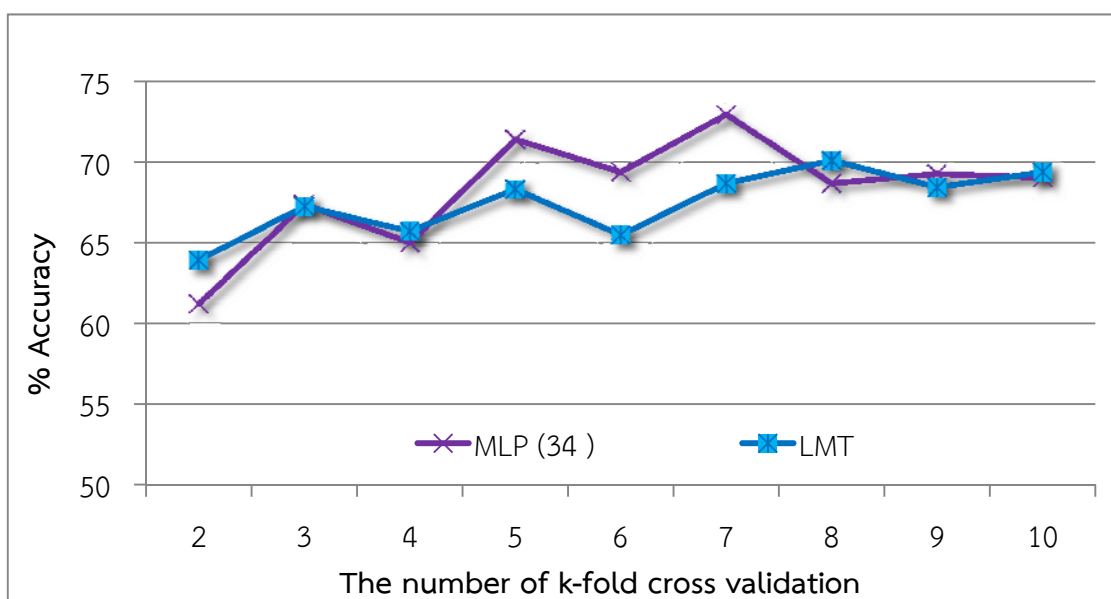
รูปที่ 3.2 การเปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบต่างๆ

ก่อนจะทำการปรับปรุงประสิทธิภาพของตัวจำแนกประเภทจะมีการทดสอบความคงทนของตัวจำแนกประเภท (Robustness) โดยการปรับเปลี่ยนค่า k ในการแบ่งกลุ่มข้อมูลแบบความเที่ยงตรงแล้วทำการทดสอบค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องดังรูปที่ 3.4 จะเห็นได้ว่าไม่ว่าจะมีการเปลี่ยนแปลงค่า k เป็นเท่าไรค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องก็จะมีค่าใกล้เคียงกัน เพื่อเป็นการยืนยันความใกล้เคียงกันของค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงค่า k จะมีการคำนวณค่า

เปอร์เซ็นต์เบี่ยงเบนมาตรฐานสัมพัทธ์ (Percent relative standard deviation: %RSD) ซึ่งเป็นการวัดการกระจายของข้อมูลโดยค่าเปอร์เซ็นต์เบี่ยงเบนมาตรฐานสัมพัทธ์ที่มีค่าน้อยแสดงให้เห็นว่ากระบวนการนั้นมีความเที่ยงตรงมาก จากการคำนวณพบว่าต้นไม้การตัดสินใจมีค่าเปอร์เซ็นต์เบี่ยงเบนมาตรฐานสัมพัทธ์ 3% ในขณะที่โครงข่ายประสาทเทียมมีค่าเปอร์เซ็นต์เบี่ยงเบนมาตรฐานสัมพัทธ์ 5% ซึ่งมีค่าน้อยแสดงให้เห็นว่าไม่ว่าจะเปลี่ยนค่า k เป็นเท่าไรก็จะไม่ส่งผลกระทบต่อเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการทำนายกิจกรรมต่างๆ แสดงถึงความคงทนของตัวจำแนกประเภทที่ออกแบบด้วยลักษณะเด่นที่เลือกในการจำแนกกิจกรรมต่างๆในการศึกษานี้ ซึ่งทำให้เห็นวาระบบมีความน่าเชื่อถือพอสมควร เนื่องจากค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของระบบไม่ขึ้นกับข้อมูลที่ใช้



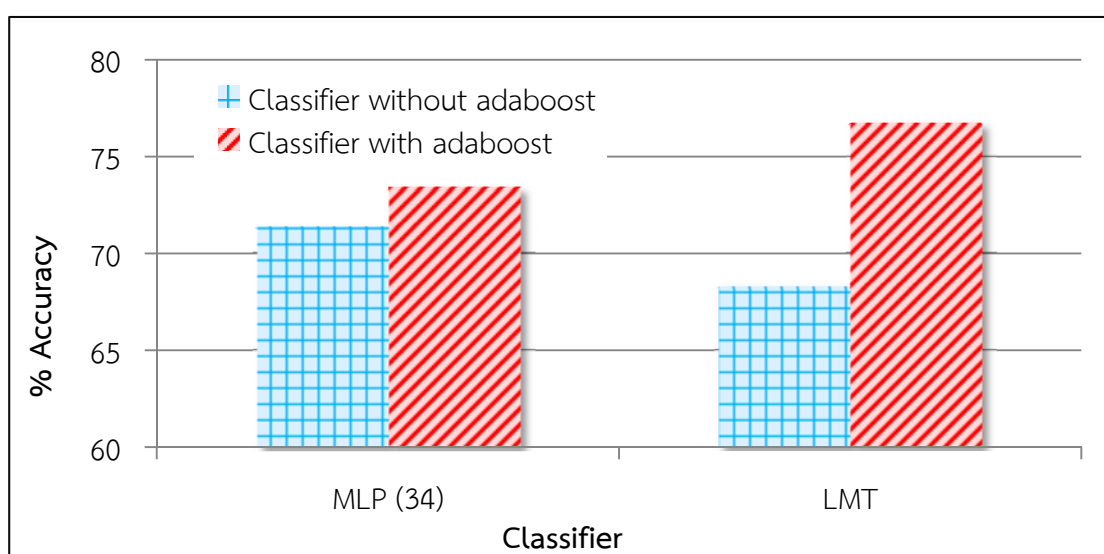
รูปที่ 3.3 การเปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของตัวจำแนกประเภทต่างๆ



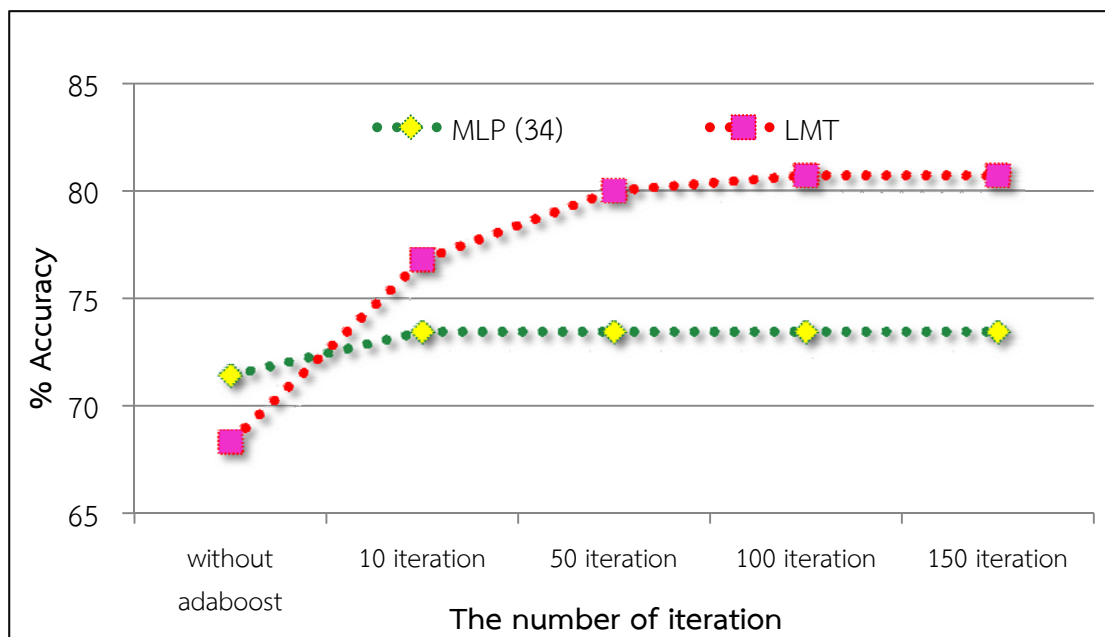
รูปที่ 3.4 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงค่า k

3.4 การปรับปรุงประสิทธิภาพของตัวจำแนกประเภท

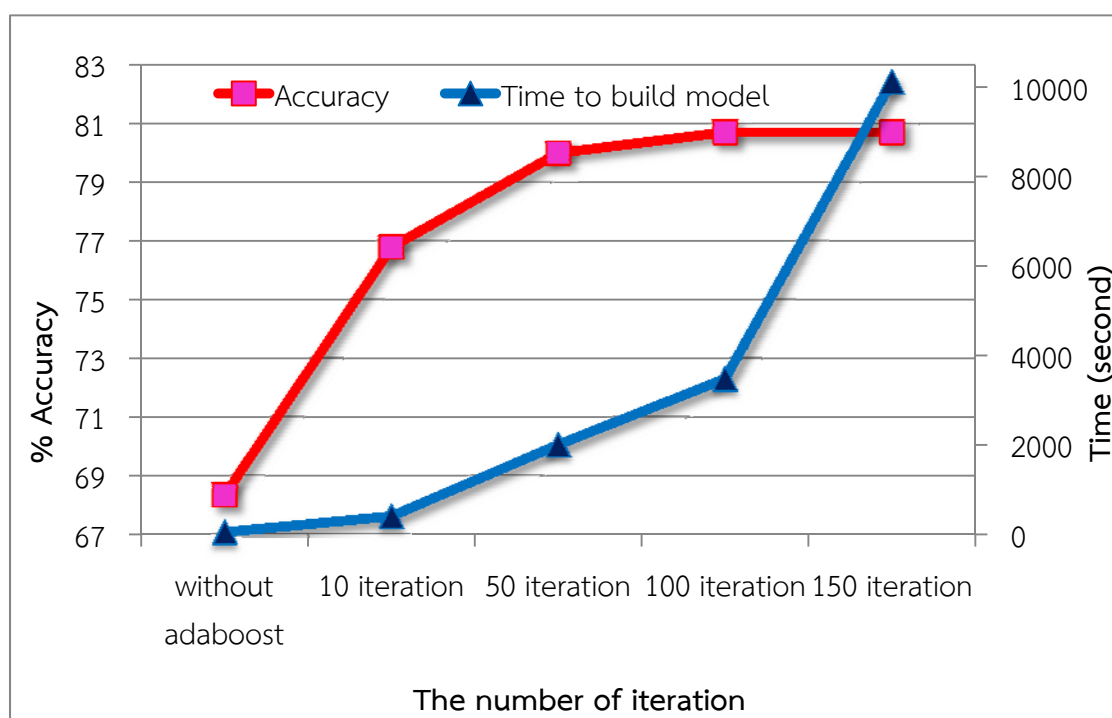
เนื่องจากค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่ได้มีค่าไม่สูง โดยมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเพียง 68.33% สำหรับต้นไม้การตัดสินใจรูปแบบโลจิสติกและ 71.43% สำหรับโครงข่ายประสาทเทียม ดังนั้นจึงมีการปรับปรุงประสิทธิภาพโดยใช้เอดาบู้สต์ (Adaboost) ซึ่งมีส่วนในการช่วยเพิ่มประสิทธิภาพให้กับทั้งโครงข่ายประสาทเทียมและต้นไม้การตัดสินใจรูปแบบโลจิสติกดังแสดงในรูปที่ 3.5 แต่เนื่องจากเอดาบู้สต์สามารถปรับรอบการทำซ้ำได้ จึงมีการเปลี่ยนแปลงรอบการทำซ้ำแล้วเปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของทั้งสองตัวจำแนกประเภท พบว่าเมื่อเพิ่มรอบการทำซ้ำมากขึ้นจะมีค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเพิ่มมากขึ้น ซึ่งเมื่อเปรียบเทียบกันระหว่างค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของโครงข่ายประสาทเทียมกับต้นไม้การตัดสินใจรูปแบบโลจิสติกแสดงดังรูปที่ 3.6 พบว่าต้นไม้การตัดสินใจแบบโลจิสติกมีค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องมากกว่า ดังนั้นจึงเลือกพิจารณาเฉพาะต้นไม้การตัดสินใจแบบโลจิสติก พบว่าเมื่อเพิ่มรอบการทำซ้ำมากขึ้นเรื่อยๆ ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องค่อนข้างจะคงที่และเนื่องด้วยเวลาที่ใช้ในการสร้างแม่แบบก็เพิ่มมากขึ้นเมื่อจำนวนรอบการทำซ้ำเพิ่มมากขึ้นดังแสดงในรูปที่ 3.7 ดังนั้นจึงเลือกรอบการทำซ้ำที่ 50 รอบโดยมีค่าความถูกต้องอยู่ที่ 80 % เมื่อทำการแจกแจงดูเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของแต่ละกิจกรรมดังตารางที่ 3.2 พบว่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของการทำกิจกรรมที่ไม่ออกเสียงมีค่าสูงกว่าการทำกิจกรรมที่มีการออกเสียง ซึ่งมีค่ามากกว่า 90% พบว่าทำยืมให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องสูงที่สุด อยู่ที่ 98.53% ในกิจกรรมที่ไม่ออกเสียงมีค่าต่ำกว่า 80% เกือบทุกกิจกรรมยกเว้นการออกเสียงคำว่า “มา” และ “มี” ซึ่งมีค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องอยู่ที่ 80.16% โดยพบว่ากิจกรรมที่มีค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องน้อยที่สุดซึ่งมีค่าเพียง 53.44% คือการออกเสียง “นา” เมื่อใช้ตัวจำแนกประเภทดังกล่าวทดสอบกับข้อมูลของผู้ป่วยซึ่งมีความแตกต่างกันจากอาสาสมัครกลุ่มปกติซึ่งจะนำเสนอในส่วนถัดไป พบว่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่คำนวณได้มีค่าน้อยมาก



รูปที่ 3.5 การปรับปรุงประสิทธิภาพโดยใช้เอดาบู้สต์



รูปที่ 3.6 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมและต้นไม้การตัดสินใจรูปแบบโลจิสติก



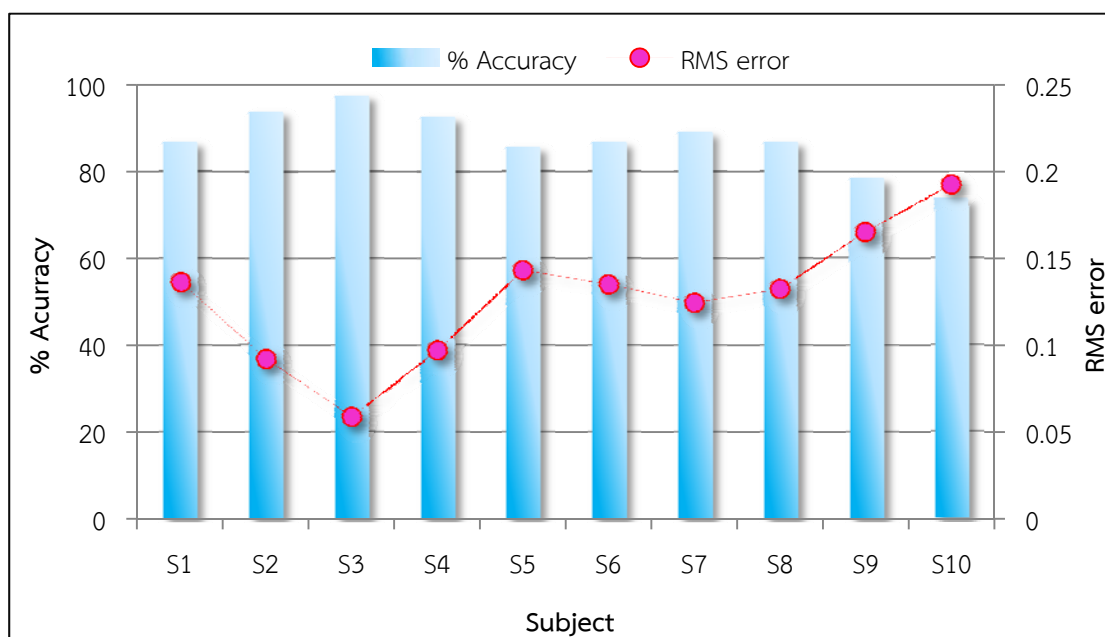
รูปที่ 3.7 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องและเวลาในการสร้างแม่แบบของต้นไม้ตัดสินใจรูปแบบโลจิสติก

ตารางที่ 3.2 เมตริกซ์แจกแจงค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของแต่ละกิจกรรม

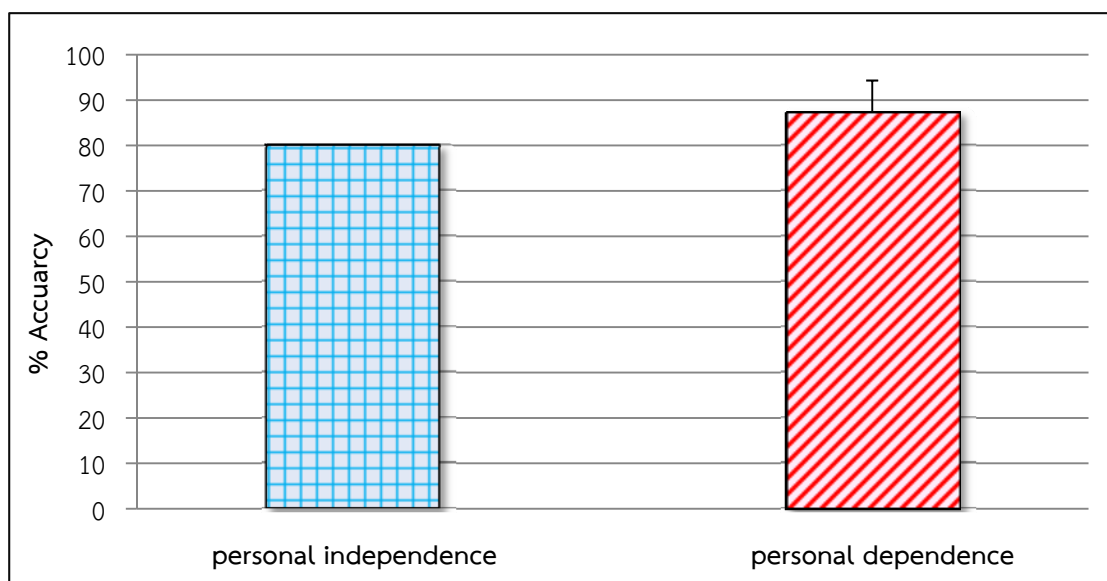
93.52	0	0	6.68	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	อ้าปาก
0	96.86	0	0	1.67	0	0	0	0	0	1.67	0	0	0	0	ปากจู้
0	0	98.53	0	1.67	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	ยิ้ม
3.34	0	0	91.85	1.67	1.67	0	0	0	0	0	0	0	0	1.67	แลบลิ้นตรง
0	1.67	1.67	3.34	93.52	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	ยกลิ้น
0	0	0	0	0	80.16	8.35	0	5.00	1.67	0	5.00	0	0	0	ออกเสียง “มา”
0	0	0	0	0	5.00	80.16	3.34	3.34	3.34	0	0	5.00	0	0	ออกเสียง “มี”
0	3.34	0	0	0	0	3.34	70.14	0	0	13.36	0	0	0	10.02	ออกเสียง “มู”
0	0	0	0	0	11.69	3.34	0	53.44	8.35	3.34	18.37	1.67	0	0	ออกเสียง “นา”
0	0	0	0	0	0	6.68	0	6.68	68.47	0	5.00	8.35	5.00	0	ออกเสียง “นี”
0	0	0	1.67	0	0	0	13.36	1.67	3.34	70.14	0	0	0	10.02	ออกเสียง “นู”
0	0	0	0	0	6.68	1.67	0	13.36	3.34	1.67	73.48	0	0	0	ออกเสียง “คา”
0	0	0	0	0	0	6.68	0	6.68	11.69	0	0	75.15	0	0	ออกเสียง “คี”
0	0	0	0	0	1.67	0	8.35	0	1.67	11.69	0	0	76.82	0	ออกเสียง “คู”
อ้าปาก	ปากจู้	ยิ้ม	แลบลิ้นตรง	ยกลิ้น	ออกเสียง “มา”	ออกเสียง “มี”	ออกเสียง “มู”	ออกเสียง “นา”	ออกเสียง “นี”	ออกเสียง “นู”	ออกเสียง “คา”	ออกเสียง “คี”	ออกเสียง “คู”		

3.5 การวิเคราะห์สัญญาณที่ขึ้นและไม่ขึ้นกับบุคคล

เนื่องจากการวิเคราะห์ก่อนหน้านี้เป็นการวิเคราะห์สัญญาณที่ไม่ขึ้นกับบุคคล (Personal independence) เป็นการนำข้อมูลของอาสาสมัครทั้งหมดไปคำนวณค่าลักษณะเด่นแล้วทำการสอนและทดสอบตัวจำแนกประเภทด้วยข้อมูลทั้งหมด ซึ่งมีค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องอยู่ที่ 80% จึงมีการวิเคราะห์สัญญาณที่ขึ้นกับบุคคล (Personal dependence) ซึ่งเป็นการสอนและทดสอบตัวจำแนกประเภทด้วยข้อมูลของแต่ละคน ผลปรากฏว่าค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในแต่ละบุคคลมีความแตกต่างกันดังแสดงในรูปที่ 3.8 จะเห็นได้ว่าอาสาสมัครบางรายมีค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องสูงกว่า 90% ในขณะที่อาสาสมัครบางรายมีค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเพียงแค่ 70% ความแตกต่างของค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่เกิดขึ้นในแต่ละบุคคลอาจเกิดจากการทำกิจกรรมบางกิจกรรมใกล้เคียงกันสำหรับอาสาสมัครบางราย จึงทำให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องมีค่าน้อยกว่าอาสาสมัครรายที่ทำกิจกรรมต่างๆแตกต่างกันอย่างชัดเจน เมื่อทำการหาค่าเฉลี่ยของอาสาสมัครทุกราย พบว่าการวิเคราะห์สัญญาณที่ขึ้นกับตัวบุคคลให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องมากกว่าเมื่อเทียบกับการวิเคราะห์สัญญาณที่ไม่ขึ้นกับตัวบุคคลดังแสดงในรูปที่ 3.9 เหตุที่ผลลัพธ์เป็นเช่นนี้ อาจเกิดจากการวิเคราะห์สัญญาณแบบขึ้นกับตัวบุคคลจะทำให้ตัวจำแนกประเภทสามารถที่จะจดจำรูปแบบของข้อมูลได้ง่ายเนื่องจากมีการให้ข้อมูลในการทำซ้ำของอาสาสมัครแต่ละรายกับตัวจำแนกประเภท ซึ่งต่างกับการวิเคราะห์สัญญาณแบบไม่ขึ้นกับตัวบุคคลซึ่งอาจจะเกิดกรณีที่ข้อมูลของอาสาสมัครบางรายไม่ถูกใช้เป็นชุดข้อมูลในการสอนและสร้างแบบจำลองของตัวจำแนกประเภท จึงอาจส่งผลให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องน้อยกว่า



รูปที่ 3.8 ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องและค่าความผิดพลาดของอาสาสมัคร 10 รายกับการวิเคราะห์สัญญาณแบบขึ้นกับตัวบุคคล

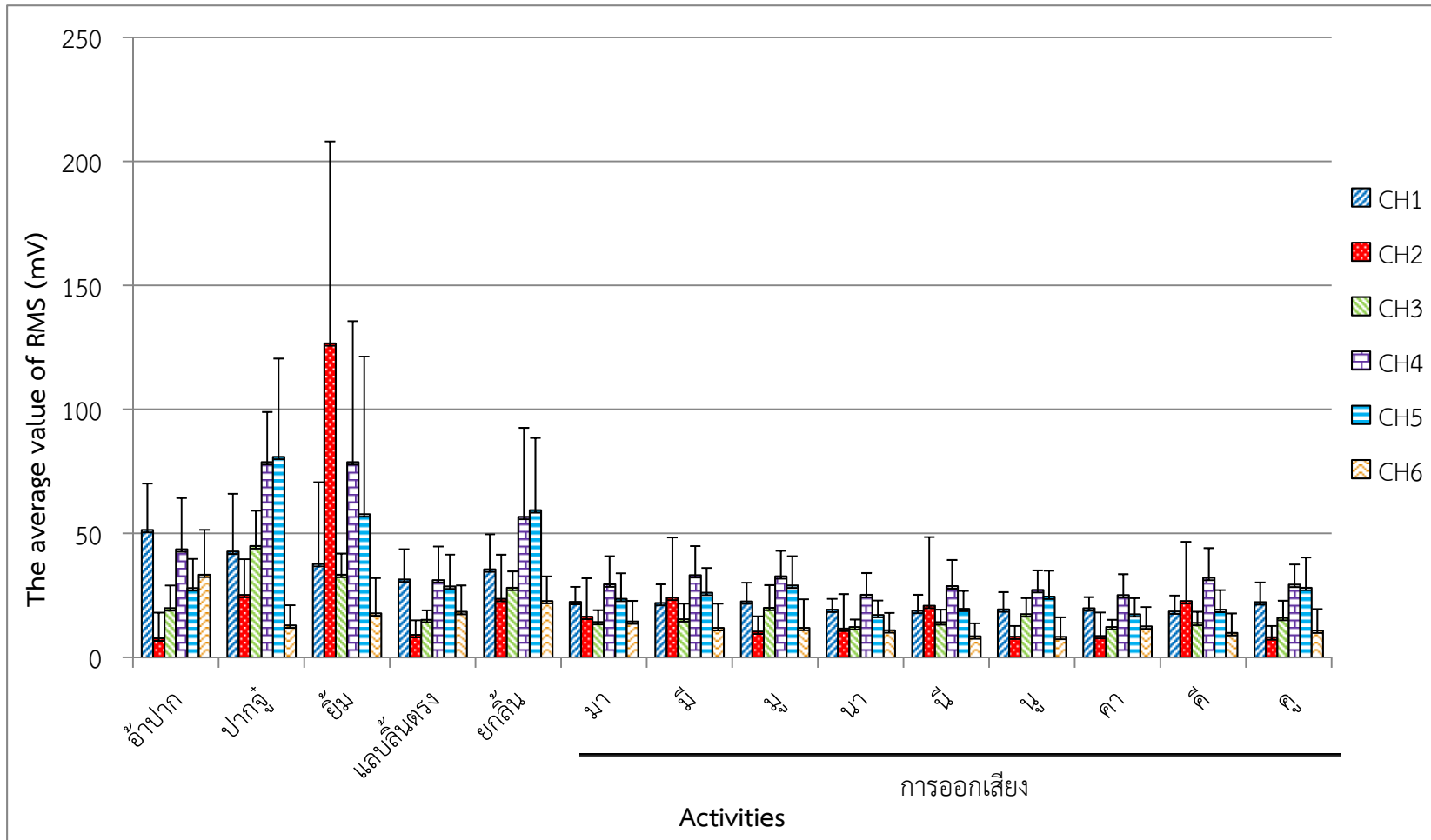


รูปที่ 3.9 การเปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องระหว่างการวิเคราะห์สัญญาณแบบขึ้นกับตัวบุคคลและการวิเคราะห์สัญญาณที่ไม่ขึ้นกับตัวบุคคล

3.6 ค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสอง (Root mean square: RMS)

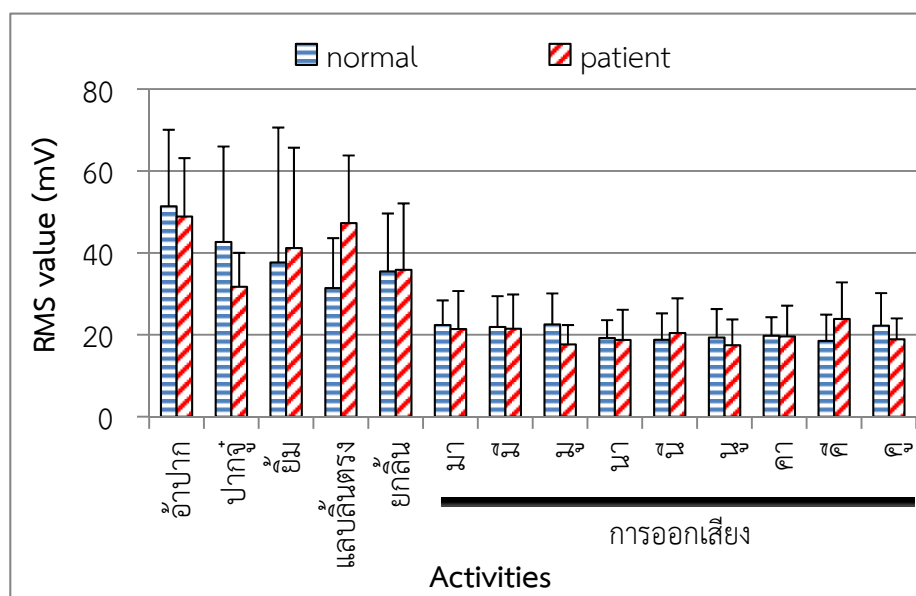
เมื่อทำการหาค่าเฉลี่ยของทุกๆกิจกรรมและทุกๆช่องสัญญาณโดยการใช้ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานจากอาสาสมัครกลุ่มปกติในทุกมัดกล้ามเนื้อแสดงดังรูปที่ 3.10 เพื่อใช้ในการเปรียบเทียบกับค่าที่คำนวณได้ของอาสาสมัครกลุ่มผู้ป่วย

ค่าเฉลี่ยของค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของอาสาสมัครกลุ่มผู้ป่วยจำนวน 5 รายถูกนำมาเปรียบเทียบกับค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของอาสาสมัครกลุ่มปกติ โดยการเปรียบเทียบจะเปรียบเทียบกันในแต่ละมัดกล้ามเนื้อโดยเริ่มต้นที่กล้ามเนื้อ anterior belly of the digastrics



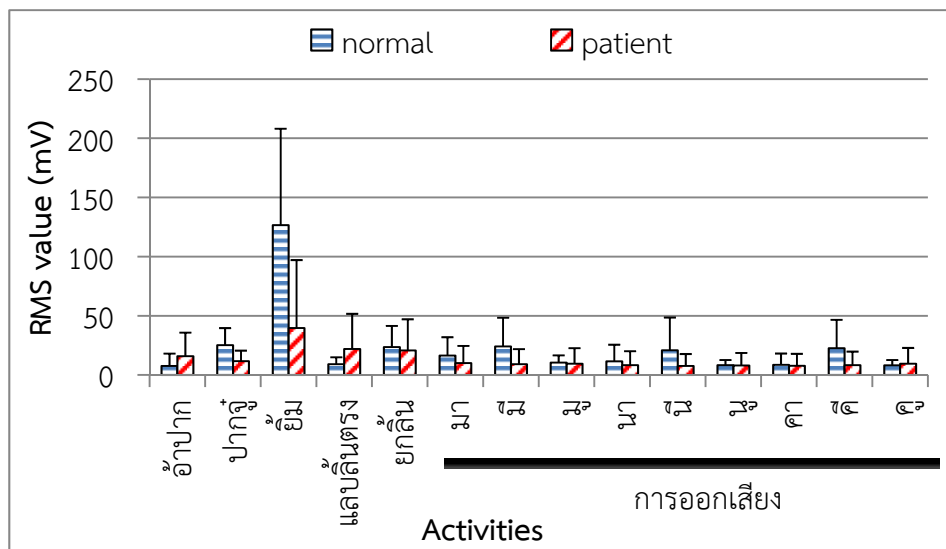
รูปที่ 3.10 ค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานจากสัญญาณของอาสาสมัครกลุ่มปกติ

- กล้ามเนื้อ anterior belly of the digastrics การเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสอง ระหว่างอาสาสมัครกลุ่มปกติกับกลุ่มผู้ป่วย แสดงดังรูปที่ 3.11 กล้ามเนื้อมัดดังกล่าวมีส่วนในการอ้าปากและการออกเสียงสระ “อา” ซึ่งพบว่าการอ้าปากในกลุ่มผู้ป่วยและคนปกติมีค่าเฉลี่ยใกล้เคียงกัน รวมทั้งการออกเสียงคำว่า “มา” และ “นา” ค่าที่ได้ก็มีค่าใกล้เคียงกับกลุ่มคนปกติ เพียงแต่อาจจะต่ำกว่าค่าเฉลี่ยของกลุ่มปกติเล็กน้อย แสดงให้เห็นว่ากล้ามเนื้อมัดดังกล่าว ค่อนข้างไม่มีปัญหาในกลุ่มผู้ป่วย



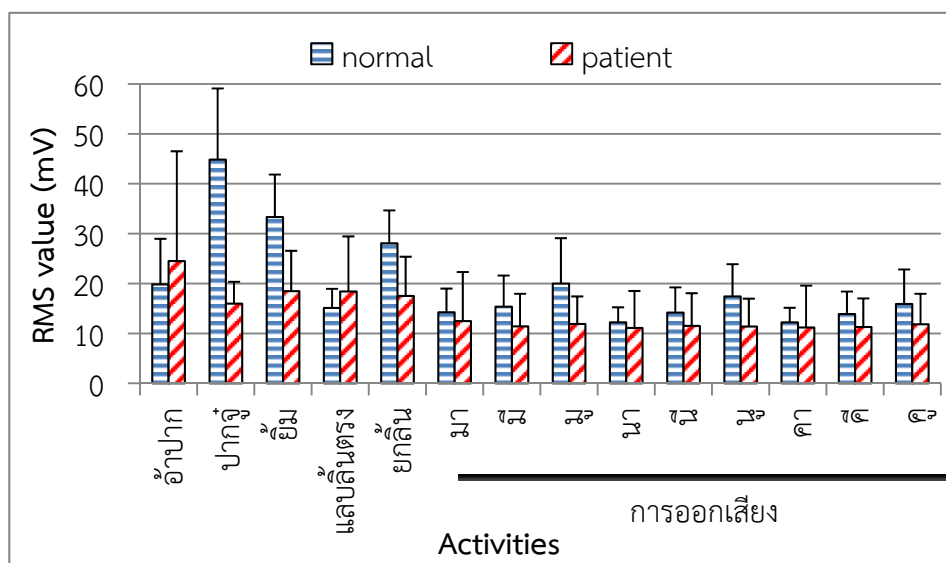
รูปที่ 3.11 การเปรียบเทียบการหดตัวของกล้ามเนื้อ anterior belly of the digastrics ของอาสาสมัครกลุ่มปกติกับกลุ่มผู้ป่วย

- กล้ามเนื้อ zygomaticus major การเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสอง ระหว่างอาสาสมัครกลุ่มปกติกับกลุ่มผู้ป่วย แสดงดังรูปที่ 3.12 กล้ามเนื้อมัดดังกล่าวมีส่วนในการยิ้มและการออกเสียงสระ “อี” ซึ่งพบว่าการยิ้มและการออกเสียงสระอี ซึ่งได้แก่คำว่า “มี” “นึ” “คี” จะมีค่าน้อยกว่าค่าที่ได้จากกลุ่มคนปกติแสดงให้เห็นว่ากล้ามเนื้อมัดดังกล่าวค่อนข้างจะมีปัญหาในกลุ่มผู้ป่วยอย่างเห็นได้ชัด



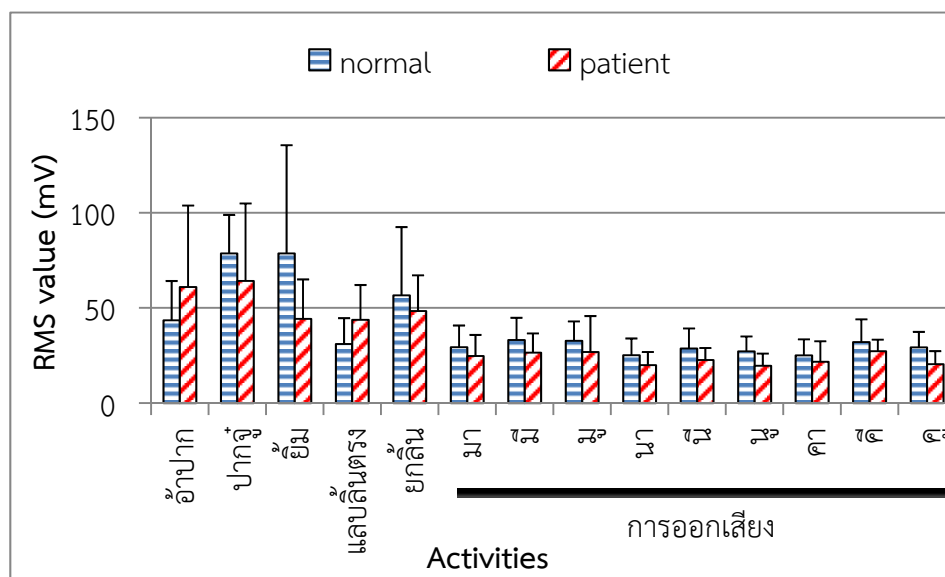
รูปที่ 3.12 การเปรียบเทียบการหดตัวของกล้ามเนื้อ zygomaticus major ของอาสาสมัครกลุ่มปกติกับกลุ่มผู้ป่วย

- กล้ามเนื้อ levator anguli oris การเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสอง ระหว่างอาสาสมัครกลุ่มปกติกับกลุ่มผู้ป่วย แสดงดังรูปที่ 3.13 กล้ามเนื้อมัดดังกล่าวมีส่วนในการออกเสียงพยัญชนะที่ใช้ริมฝีปากทั้งริมฝีปากบนและริมฝีปากล่างในการออกเสียง ซึ่งกิจกรรมในการศึกษานี้ได้แก่ คำว่า “มา” “มี” และ “มู” พบว่าค่าที่คำนวณได้ของกลุ่มผู้ป่วยมีค่าน้อยกว่าค่าเฉลี่ยของกลุ่มปกติ แสดงให้เห็นว่ากล้ามเนื้อมัดดังกล่าวค่อนข้างจะมีปัญหาในกลุ่มผู้ป่วย



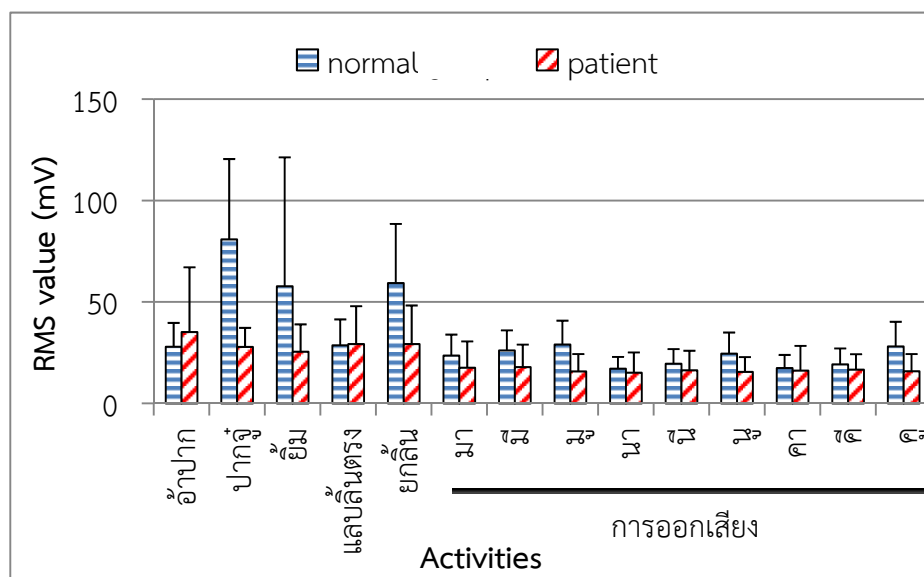
รูปที่ 3.13 การเปรียบเทียบการหดตัวของกล้ามเนื้อ levator anguli oris ของอาสาสมัครกลุ่มปกติกับกลุ่มผู้ป่วย

- กล้ามเนื้อ mentalis การเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองระหว่างอาสาสมัครกลุ่มปกติกับกลุ่มผู้ป่วย แสดงดังรูปที่ 3.14 กล้ามเนื้อมัดดังกล่าวมีส่วนในการยื่นริมฝีปากไปด้านหลัง ซึ่งตรงกับการทำปากจู๋ รวมทั้งออกเสียงสระ “อู” ได้แก่คำว่า “มู” “นู” และ “คู” สำหรับกิจกรรมในการศึกษาครั้งนี้ พบว่าค่าที่คำนวณได้ของกลุ่มผู้ป่วยมีค่าน้อยกว่าค่าเฉลี่ยของกลุ่มปกติแสดงให้เห็นว่ากล้ามเนื้อมัดดังกล่าวค่อนข้างจะมีปัญหาในกลุ่มผู้ป่วย

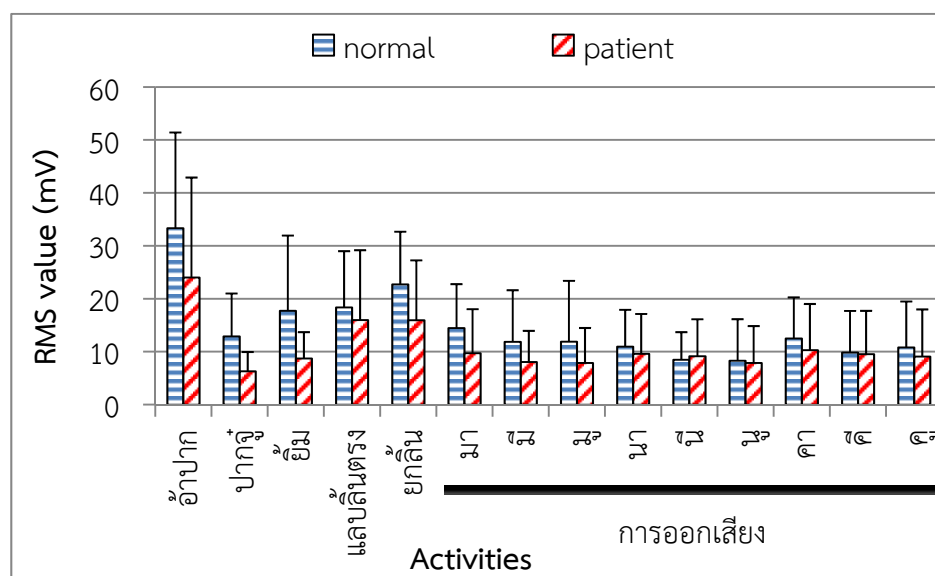


รูปที่ 3.14 การเปรียบเทียบการหดตัวของกล้ามเนื้อ mentalis ของอาสาสมัครกลุ่มปกติกับกลุ่มผู้ป่วย

- กล้ามเนื้อ depressor anguli oris การเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองระหว่างอาสาสมัครกลุ่มปกติกับกลุ่มผู้ป่วย แสดงดังรูปที่ 3.15 กล้ามเนื้อมัดดังกล่าวมีส่วนในการกระจายริมฝีปากเมื่อออกเสียงสระ “อิ” ซึ่งได้แก่คำว่า “มิ” “นิ” และ “คิ” สำหรับกิจกรรมในการศึกษาครั้งนี้ พบว่าค่าที่คำนวณได้ของกลุ่มผู้ป่วยมีค่าน้อยกว่าค่าเฉลี่ยของกลุ่มปกติแต่ไม่มากนักแสดงให้เห็นว่ากล้ามเนื้อมัดดังกล่าวอาจจะมีปัญหาในกลุ่มผู้ป่วยแต่ยังไม่เด่นชัดนัก
- กล้ามเนื้อ mylohyoid การเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของค่าเฉลี่ยกำลังสองระหว่างอาสาสมัครกลุ่มปกติกับกลุ่มผู้ป่วย แสดงดังรูปที่ 3.16 กล้ามเนื้อมัดดังกล่าวมีส่วนในการออกเสียงพยัญชนะที่ใช้ปุ่มเหงือกและเพดานอ่อนในการออกเสียง ซึ่งได้แก่เสียงพยัญชนะ นอ หนู และ คอ ควาย สำหรับกิจกรรมในการศึกษาครั้งนี้คือคำว่า “นา” “นู” “นิ” “คา” “คู” และ “คิ” พบว่าค่าที่คำนวณได้ของกลุ่มผู้ป่วยมีค่าใกล้เคียงกับค่าที่คำนวณได้จากกลุ่มปกติแสดงให้เห็นว่ากล้ามเนื้อ mylohyoid อาจจะไม่มีปัญหาในกลุ่มผู้ป่วย



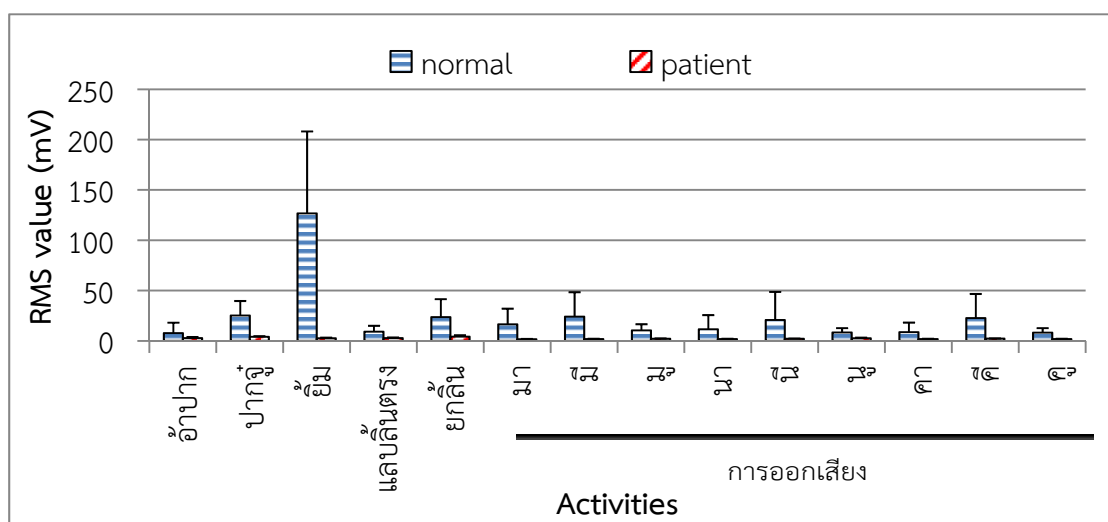
รูปที่ 3.15 การเปรียบเทียบการหดตัวของกล้ามเนื้อ depressor anguli oris ของอาสาสมัครกลุ่มปกติกับกลุ่มผู้ป่วย



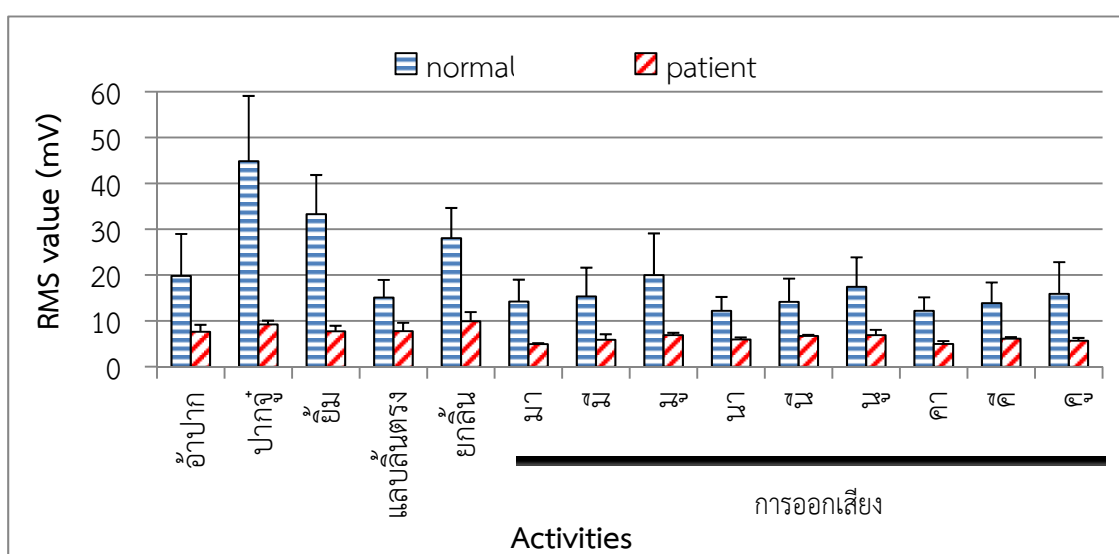
รูปที่ 3.16 การเปรียบเทียบการหดตัวของกล้ามเนื้อ mylohyoid ของอาสาสมัครกลุ่มปกติกับกลุ่มผู้ป่วย

หากพิจารณาการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อที่มีความแตกต่างกันระหว่างการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อในอาสาสมัครกลุ่มผู้ป่วยและอาสาสมัครกลุ่มปกติ ซึ่งได้แก่มัดกล้ามเนื้อ zygomaticus major มัดกล้ามเนื้อ levator anguli oris และมัดกล้ามเนื้อ mentalis โดยพิจารณาแยกผู้ป่วยแต่ละรายพบว่า ผู้ป่วยบางรายมีการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อบางมัดแตกต่างจากผู้ป่วยรายอื่นๆ ซึ่งเกิดจาก

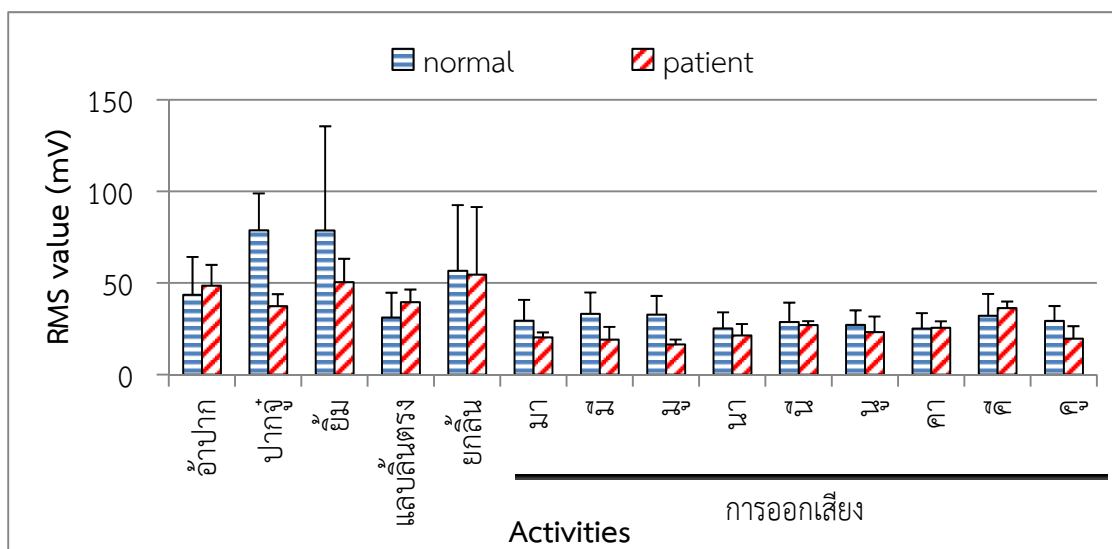
พยาธิสภาพที่ต่างกันของผู้ป่วยแต่ละราย โดยส่วนถัดไปจะกล่าวถึงความผิดปกติและการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อแต่ละมัดในผู้ป่วยแต่ละราย ผู้ป่วยรายที่ 1 มีอาการอ่อนแรงของมัดกล้ามเนื้อบริเวณใบหน้า เนื่องจากการเป็นก้อนเนื้ออกในสมองในส่วนที่ทำให้เส้นประสาทคู่ที่ 7 มีความผิดปกติซึ่งเส้นประสาทดังกล่าวเป็นเส้นประสาทที่เลี้ยงมัดกล้ามเนื้อบริเวณใบหน้าที่ใช้ในการแสดงออกของสีหน้า ผู้ป่วยรายนี้ จึงมีอาการอ่อนแรงของมัดกล้ามเนื้อทั้ง 3 มัดให้เห็น โดยค่าการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อทั้ง 3 มัดมีค่าน้อยกว่าค่าเฉลี่ยของกลุ่มปกติ ดังรูปที่ 3.17 สำหรับมัดกล้ามเนื้อ zygomaticus major รูปที่ 3.18 สำหรับมัดกล้ามเนื้อ levator anguli oris และรูปที่ 3.19 สำหรับมัดกล้ามเนื้อ mentalis



รูปที่ 3.17 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ zygomaticus major ในผู้ป่วยรายที่ 1

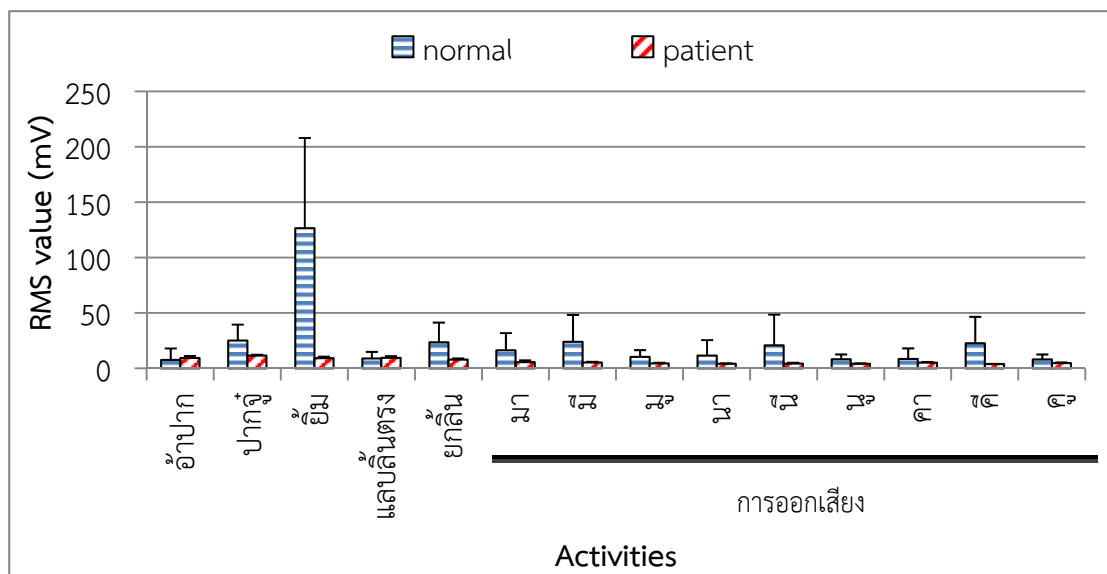


รูปที่ 3.18 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ levator anguli oris ในผู้ป่วยรายที่ 1

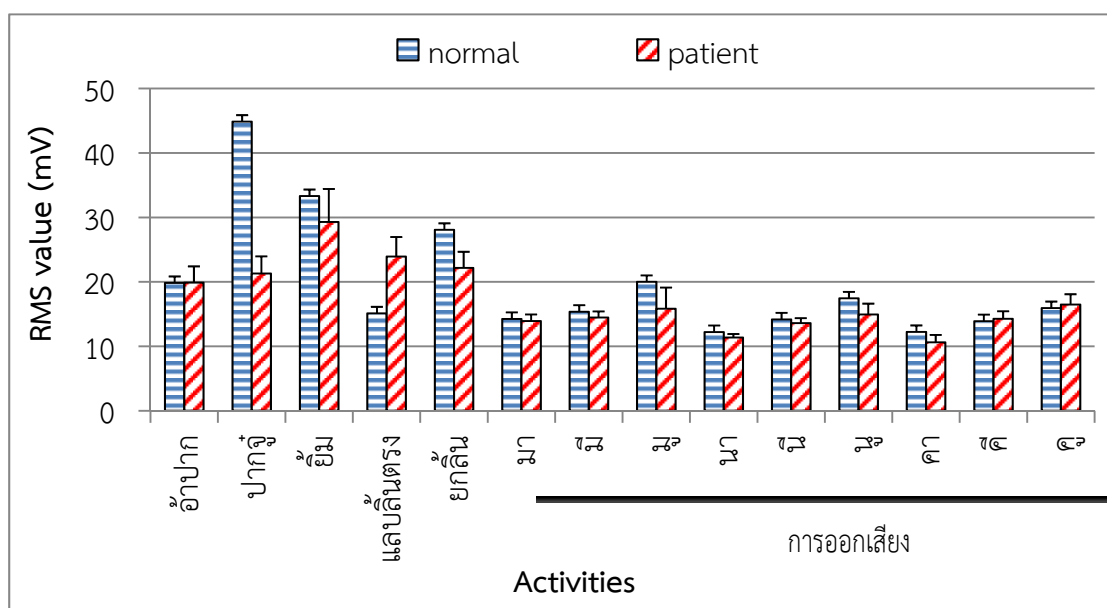


รูปที่ 3.19 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ mentalis ในผู้ป่วยรายที่ 1

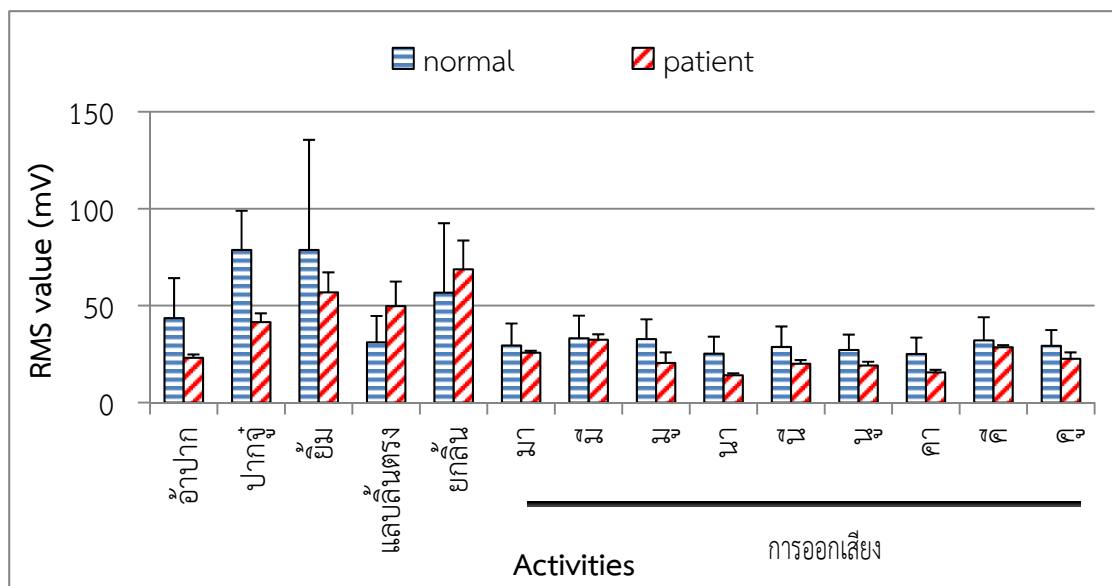
ผู้ป่วยรายที่ 2 มีอาการอ่อนแรงของมัดกล้ามเนื้อบริเวณใบหน้าเนื่องจากการเป็นก้อนเนื้องอกในสมองในส่วนที่ทำให้เส้นประสาทคู่ที่ 5 7 8 และ 11 มีความผิดปกติแต่เส้นประสาทที่ส่งผลต่อมัดกล้ามเนื้อทั้ง 3 มัดจะขึ้นกับเส้นประสาทคู่ที่ 7 จึงส่งผลให้มัดกล้ามเนื้อที่เลี้ยงโดยเส้นประสาทดังกล่าวมีอาการอ่อนแรง แต่เนื่องจากเส้นประสาทคู่ที่ 7 มีการแตกแขนงแยกเพื่อไปเลี้ยงมัดกล้ามเนื้อในส่วนของใบหน้าที่แตกต่างกันจึงทำให้เห็นอาการอ่อนแรงของบางมัดกล้ามเนื้อโดยมัดกล้ามเนื้อที่มีอาการอ่อนแรงได้แก่มัดกล้ามเนื้อ zygomaticus major ดังรูปที่ 3.20 ซึ่งมัดกล้ามเนื้อนี้ถูกเลี้ยงโดยเส้นประสาทคู่ที่ 7 แขนงโหนกแก้ม (Zygomatic branches of the facial nerve) และแขนงด้านแก้ม (Buccal branches of the facial nerve) ส่วนมัดกล้ามเนื้อ levator anguli oris ซึ่งถูกเลี้ยงโดยเส้นประสาทคู่ที่ 7 แขนงเดียวกับมัดกล้ามเนื้อ zygomaticus major คือแขนงโหนกแก้มและแขนงด้านแก้มของเส้นประสาทเฟเชียล มีการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อใกล้เคียงกับค่าเฉลี่ยของกลุ่มปกติดังรูปที่ 3.21 จึงอาจสรุปได้ว่าเส้นประสาทที่มีปัญหาในผู้ป่วยรายนี้ อาจจะเป็นแขนงโหนกแก้มหรือแขนงด้านแก้มของเส้นประสาทเฟเชียลแขนงใดแขนงหนึ่ง ส่วนมัดกล้ามเนื้อ mentalis ซึ่งเป็นมัดกล้ามเนื้อที่เลี้ยงโดยเส้นประสาทคู่ที่ 7 แขนงมุมกราม (Marginal mandibular branches of the facial nerve) มีการหดตัวใกล้เคียงกับค่าเฉลี่ยของกลุ่มปกติดังรูปที่ 3.22 ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าผู้ป่วยรายนี้มีความผิดปกติของเส้นประสาทคู่ที่ 7 บางแขนงซึ่งอาจจะเป็นแขนงโหนกแก้มหรือแขนงด้านแก้มของเส้นประสาทเฟเชียล



รูปที่ 3.20 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ zygomaticus major ในผู้ป่วยรายที่ 2



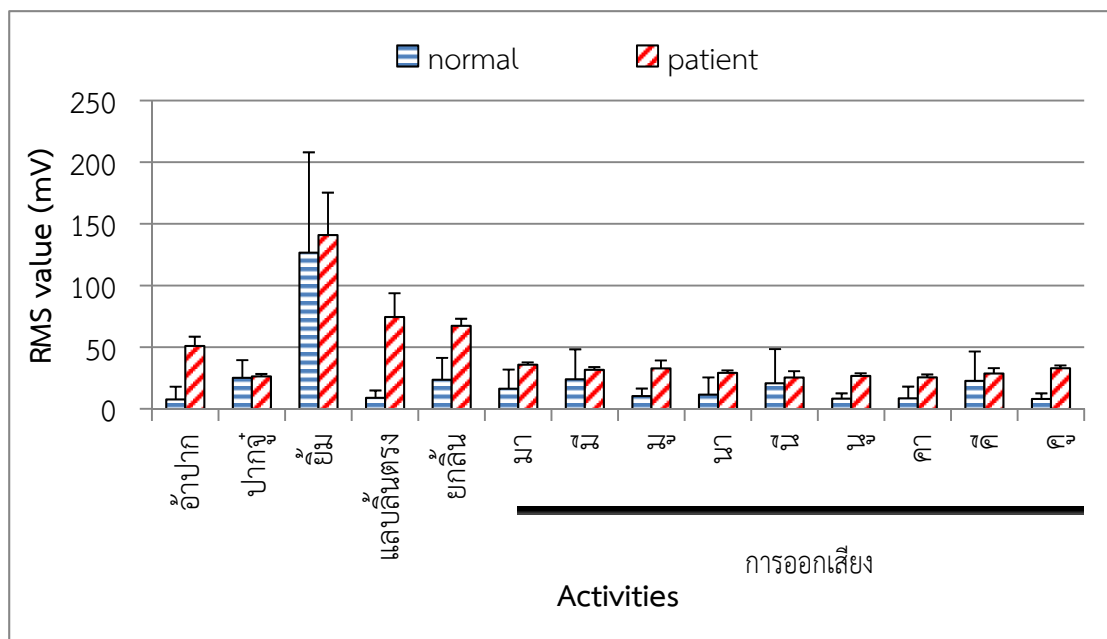
รูปที่ 3.21 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ levator anguli oris ในผู้ป่วยรายที่ 2



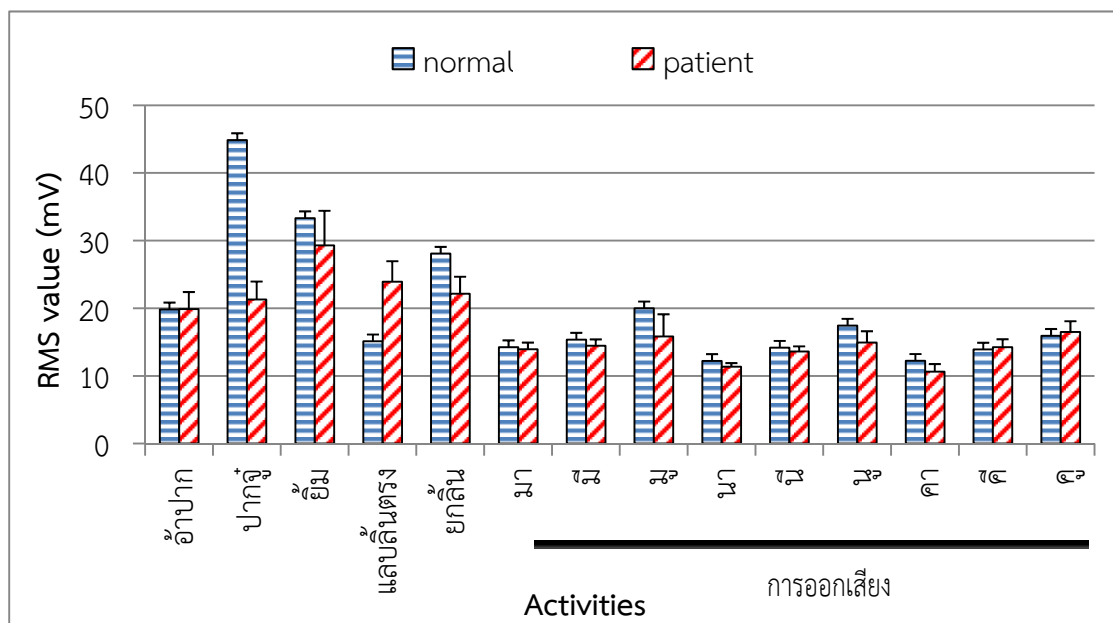
รูปที่ 3.22 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ mentalis ในผู้ป่วยรายที่ 2

ผู้ป่วยรายที่ 3 มีความผิดปกติของเส้นประสาทคู่ที่ 5 7 8 และ 11 จากเนื้องอกในสมองเช่นเดียวกับผู้ป่วยรายที่ 2 แต่พยาธิสภาพภายนอกมีความแตกต่างกัน กล่าวคือผู้ป่วยรายที่ 2 มีการอ่อนแรงของมัดกล้ามเนื้ออย่างเห็นได้ชัด แต่ผู้ป่วยรายที่ 3 ไม่แสดงออกถึงความอ่อนแรงของมัดกล้ามเนื้อบริเวณใบหน้า มีเพียงอาการเสียงแหบซึ่งเกิดจากเส้นประสาทคู่ที่อื่นที่ไม่ใช่เส้นประสาทคู่ที่ 7 โดยจากรูปที่ 3.23 และ 3.24 ซึ่งได้แก่มัดกล้ามเนื้อ zygomaticus major และมัดกล้ามเนื้อ levator anguli oris ตามลำดับมีการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อใกล้เคียงกับการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อในกลุ่มปกติ ส่วนการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ mentalis มีค่าน้อยกว่าการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อในกลุ่มปกติ ดังรูปที่ 3.25 ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าผู้ป่วยรายนี้มีความผิดปกติของเส้นประสาทคู่ที่ 7 เพียงแขนงมุมกราม โดยแขนงโหนกแก้มและแขนงด้านแก้มของเส้นประสาทเฟเซียลไม่มีความผิดปกติ

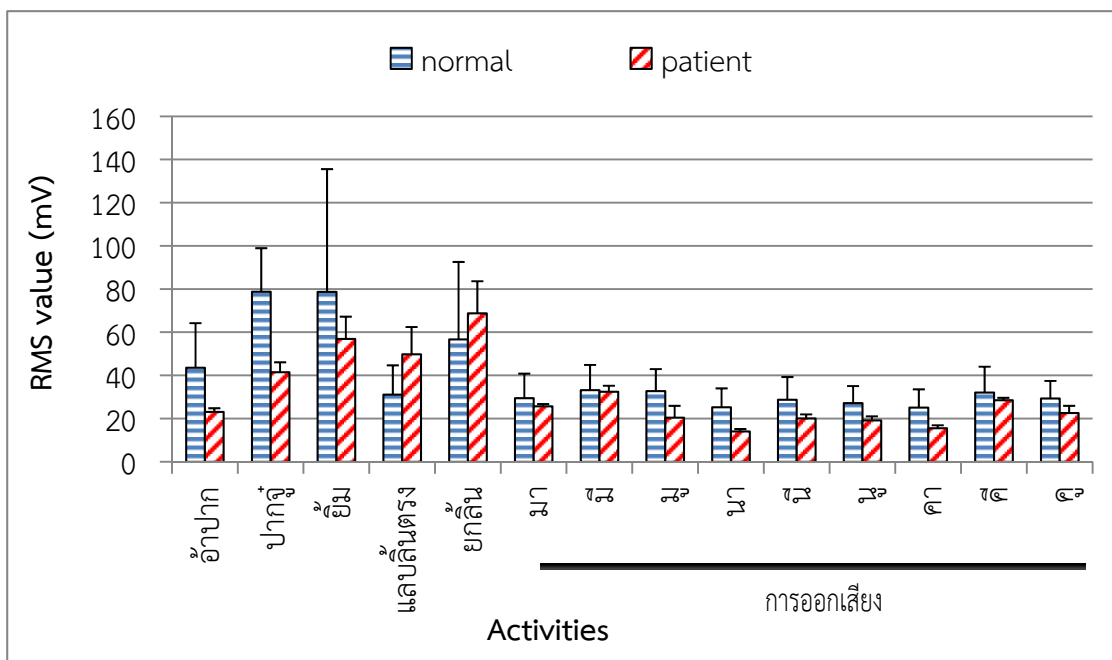
ผู้ป่วยรายที่ 4 มีอาการอ่อนแรงของมัดกล้ามเนื้อบริเวณใบหน้าด้านเดียวหรือโรคใบหน้าเบี้ยวครึ่งซีกซึ่งเกิดจากความผิดปกติของเส้นประสาทคู่ที่ 7 ส่งผลให้กล้ามเนื้อที่ถูกควบคุมด้วยเส้นดังกล่าวมีอาการอ่อนแรงทั้งหมดโดยค่าการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ zygomaticu major ค่าการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ levator anguli oris และมัดกล้ามเนื้อ mentalis ดังรูปที่ 3.26 ถึง 3.28 ตามลำดับ



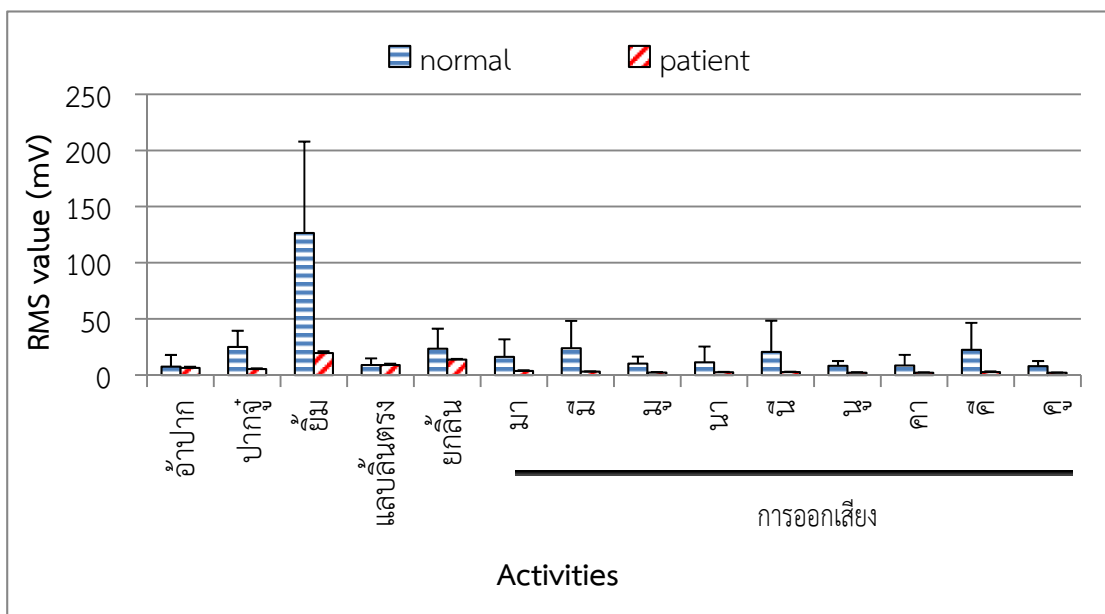
รูปที่ 3.23 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ zygomaticus major ในผู้ป่วยรายที่ 3



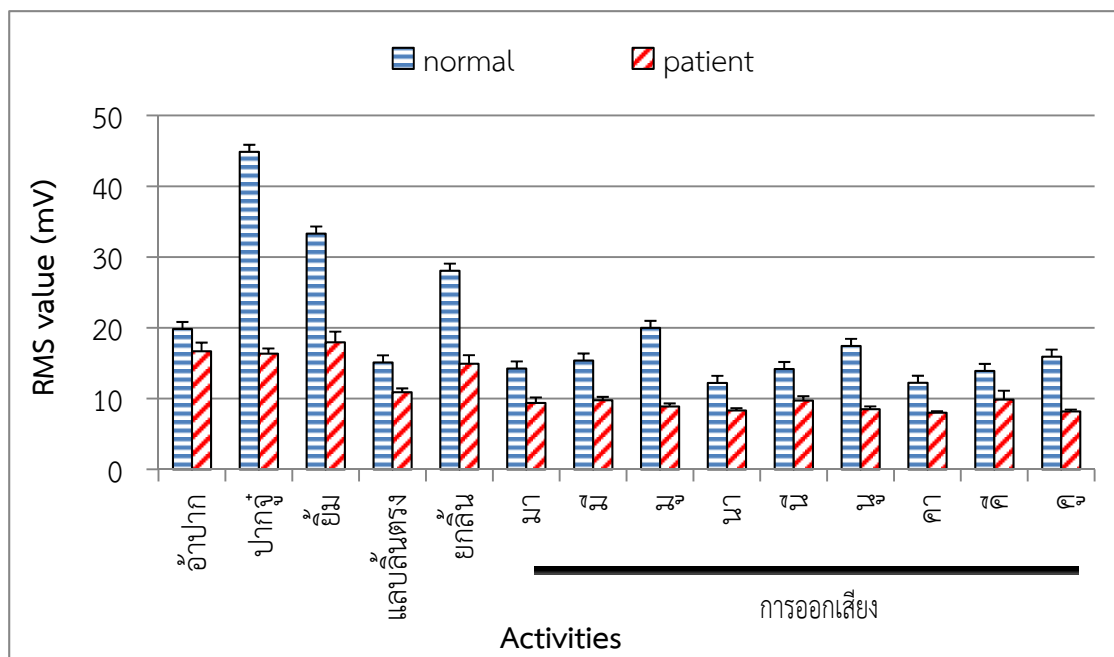
รูปที่ 3.24 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ levator anguli oris ในผู้ป่วยรายที่ 3



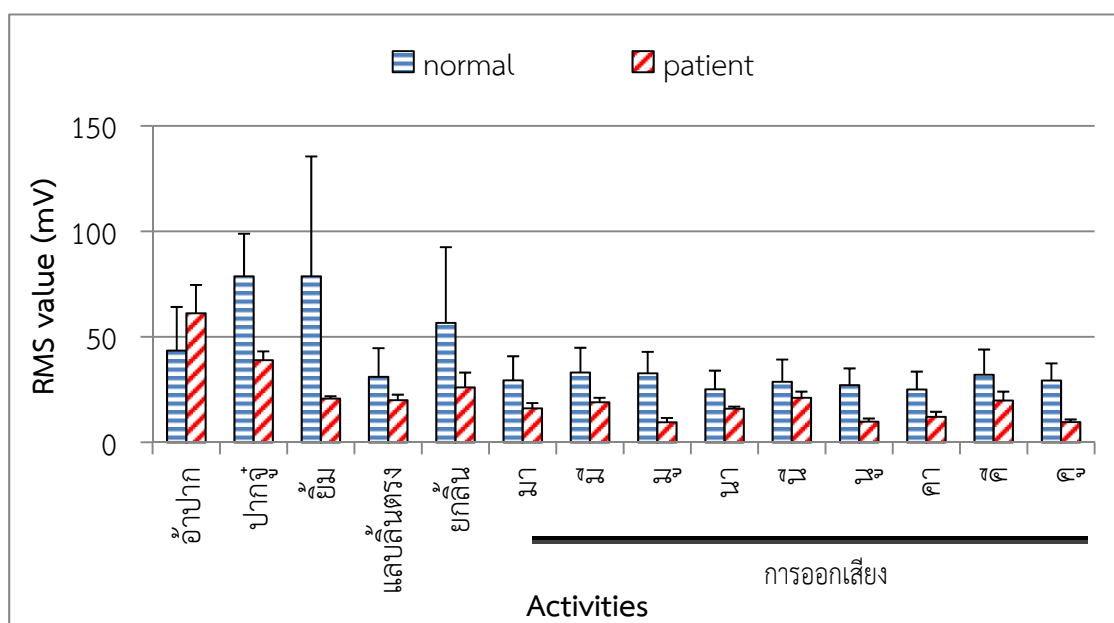
รูปที่ 3.25 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ mentalis ในผู้ป่วยรายที่ 3



รูปที่ 3.26 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ zygomaticus major ในผู้ป่วยรายที่ 4

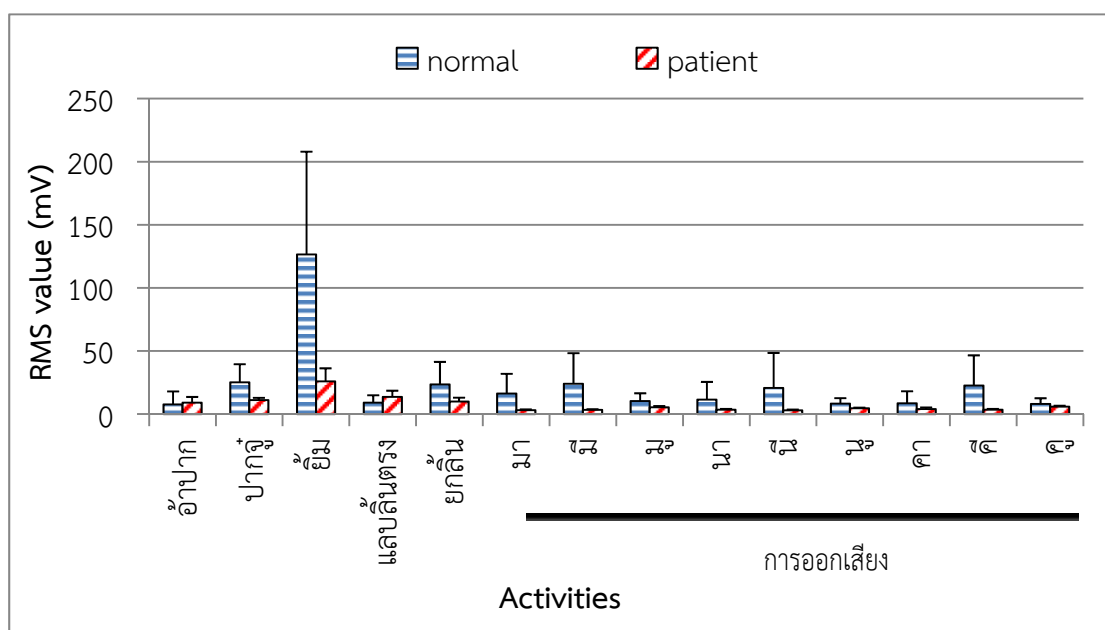


รูปที่ 3.27 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ levator anguli oris ในผู้ป่วยรายที่ 4

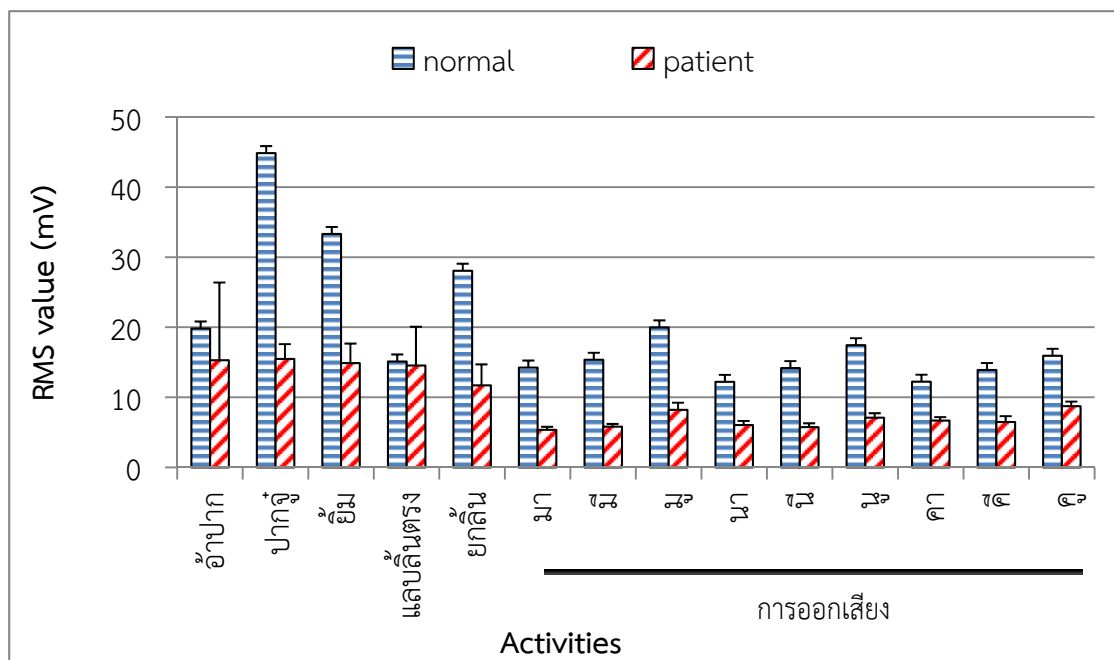


รูปที่ 3.28 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ mentalis ในผู้ป่วยรายที่ 4

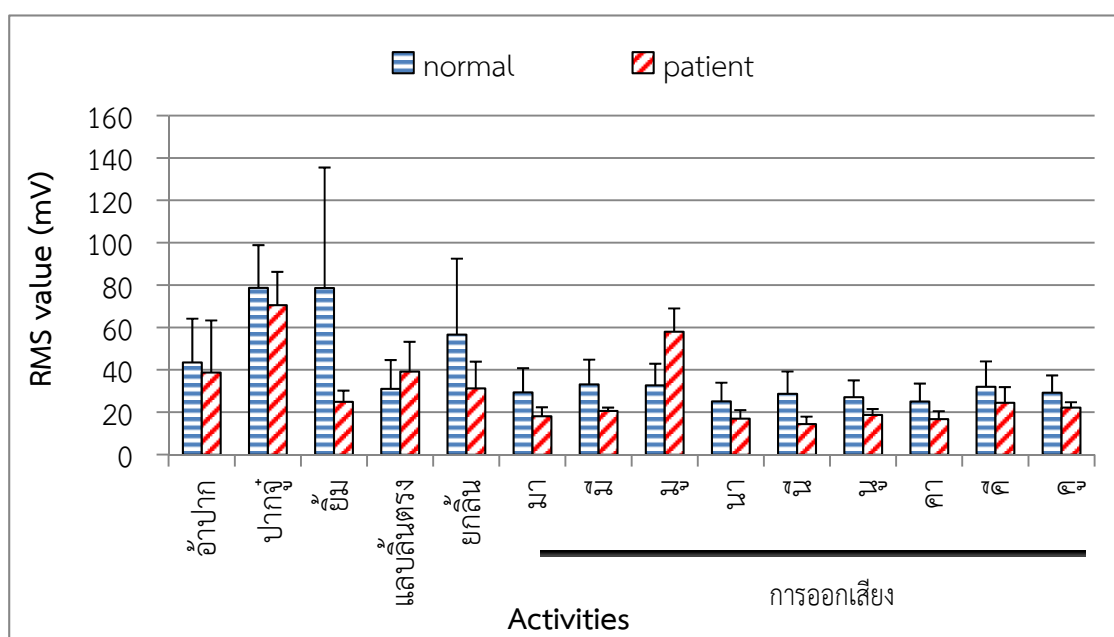
ผู้ป่วยรายที่ 5 มีอาการอ่อนแรงของมัดกล้ามเนื้อบริเวณใบหน้าซึ่งเกิดจากก้อนเลือดในสมองทำให้เส้นประสาทคู่ที่ 7 มีความผิดปกติ รูปที่ 3.29 ถึง 3.31 ซึ่งเป็นมัดกล้ามเนื้อ zygomaticus major มัดกล้ามเนื้อ levator anguli oris และมัดกล้ามเนื้อ mentalis ตามลำดับมีค่าการหดตัวที่ต่ำกว่าค่าการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อเฉลี่ยในกลุ่มปกติ จากค่าการหดตัวของผู้ป่วยทั้ง 5 รายสามารถสรุปได้ว่า หากมีความผิดปกติของเส้นประสาทคู่ที่ 7 จะส่งผลให้ค่าการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อที่เส้นประสาทนี้ควบคุมมีค่าน้อยกว่าค่าเฉลี่ยของการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ ซึ่งสามารถนำเอาองค์ความรู้ดังกล่าว ไปช่วยในการฝึกบำบัดการพูดและการเคลื่อนไหวระยะต่างๆที่เกี่ยวกับการพูด โดยการแสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของการหดตัวของแต่ละมัดกล้ามเนื้อในกลุ่มปกติและค่าการหดตัวของผู้ที่มีปัญหาเกี่ยวกับมัดกล้ามเนื้อ เพื่อใช้เป็นแนวทางในการปรับปรุงพฤติกรรมและพัฒนาการเคลื่อนไหวของมัดกล้ามเนื้อต่างๆให้ใกล้เคียงกับกลุ่มปกติมากยิ่งขึ้น ซึ่งรายละเอียดต่างๆจะกล่าวในส่วนถัดไป



รูปที่ 3.29 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ zygomaticus major ในผู้ป่วยรายที่ 5



รูปที่ 3.30 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ levator anguli oris ในผู้ป่วยรายที่ 5



รูปที่ 3.31 การหดตัวของมัดกล้ามเนื้อ mentalis ในผู้ป่วยรายที่ 5

3.7 การประยุกต์ใช้งาน

สำหรับการประยุกต์ใช้ มีการออกแบบต้นแบบโปรแกรมคอมพิวเตอร์สำหรับการฝึกบำบัดการพูด โดยภาพรวมของโปรแกรมแสดงดังรูปที่ 3.22 โดยโปรแกรมดังกล่าวจะมีการแสดงรูปหรือคำสั่งเพื่อให้ผู้ใช้ทำกิจกรรมดังที่แสดงในโปรแกรมดังรูปที่ 3.23 เมื่อมีการกดปุ่มเพื่อเลือกกิจกรรมซึ่งประกอบไปด้วยกิจกรรมทั้ง 14 กิจกรรมดังรูปที่ 3.24 จากนั้นกดปุ่มเริ่มทำงานเมื่อเริ่มทำกิจกรรมต่างๆตามคำสั่งดังรูปที่ 3.25 โดยหากผู้ใช้ทำถูกต้องจะมีไฟสีเขียวแสดงพร้อมข้อความบ่งบอกว่าผู้ใช้ทำถูกต้อง แต่หากผู้ใช้ทำผิดจะแสดงไฟสีแดงพร้อมข้อความบ่งบอกว่าผู้ใช้ทำไม่ถูกต้อง แสดงในรูปที่ 3.26 นอกจากนี้จะมีการแสดงค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของผู้ใช้เปรียบเทียบกับค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองที่ได้จากอาสาสมัครกลุ่มปกติเพื่อให้ผู้ใช้สามารถปรับเปลี่ยนพฤติกรรมของผู้ใช้ให้ใกล้เคียงค่าเฉลี่ยของคนปกติแสดงดังรูปที่ 3.27 เมื่อต้องการหยุดโปรแกรมให้กดปุ่ม “หยุดโปรแกรม” ดังรูปที่ 3.28



รูปที่ 3.32 ภาพรวมของโปรแกรมสำหรับการฝึกบำบัดการพูด



รูปที่ 3.33 ชุดคำสั่งและรูปแสดงกิจกรรมที่แสดงให้ผู้ใช้ทำตาม



รูปที่ 3.34 ปุ่มสำหรับเลือกกิจกรรมในการฝึกบำบัดการพูด



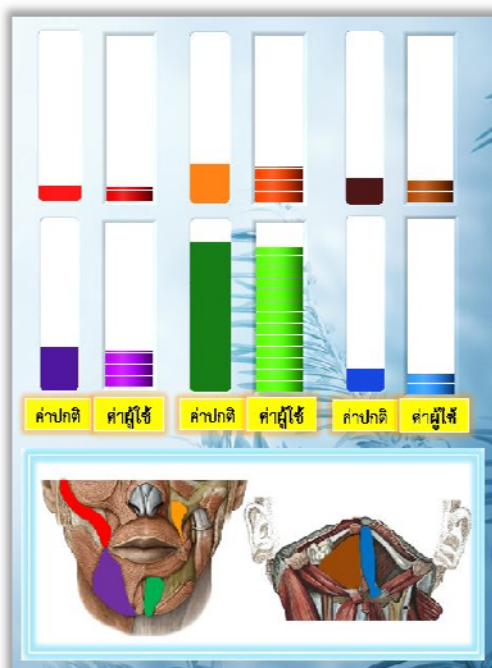
รูปที่ 3.35 ปุ่มสำหรับกดเพื่อเริ่มทำกิจกรรมต่างๆ



(ก)

(ข)

รูปที่ 3.36 ข้อความและไฟบ่งชี้สถานการณ์ทำกิจกรรม (ก) ทำผิด (ข) ทำถูก



รูปที่ 3.37 ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของผู้ใช้เปรียบเทียบกับค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองที่ได้จากอาสาสมัครกลุ่มปกติ



รูปที่ 3.38 ปุ่มสำหรับหยุดการทำงานของโปรแกรม

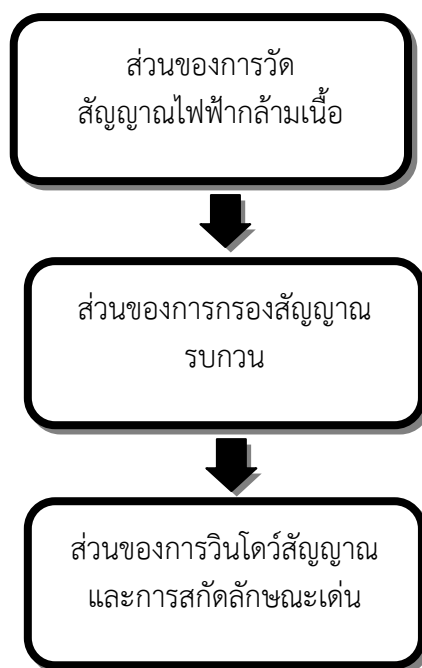
ในส่วนของการประมวลผลสัญญาณจะเริ่มจากการรับสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อจากเซ็นเซอร์ผ่านทางตัวแปลงสัญญาณจากสัญญาณอนาล็อกไปเป็นสัญญาณดิจิทัล จากนั้นสัญญาณจะถูกปรับให้ค่ากลางอยู่ที่ค่าศูนย์ก่อนกรองด้วยตัวกรองสัญญาณเพื่อกำจัดสัญญาณรบกวน เมื่อสัญญาณผ่านการกรองเป็นที่เรียบร้อยแล้ว สัญญาณดังกล่าวจะถูกวินโดว์และสกัดลักษณะเด่นตามลักษณะเด่นที่ถูกใช้ในการออกแบบตัวจำแนกประเภทโดยกระบวนการดังกล่าวแสดงในรูปที่ 3.29 โดยประกอบด้วยส่วนของการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อ ส่วนกรองสัญญาณรบกวนและส่วนของการวินโดว์สัญญาณและการสกัดลักษณะเด่น

เมื่อได้ลักษณะเด่นแล้ว ลักษณะเด่นทั้งหมดจะถูกส่งไปยังตัวจำแนกประเภทเพื่อทำการจำแนกกิจกรรมต่างๆแสดงในส่วนของการแสดงผลดังรูปที่ 3.40

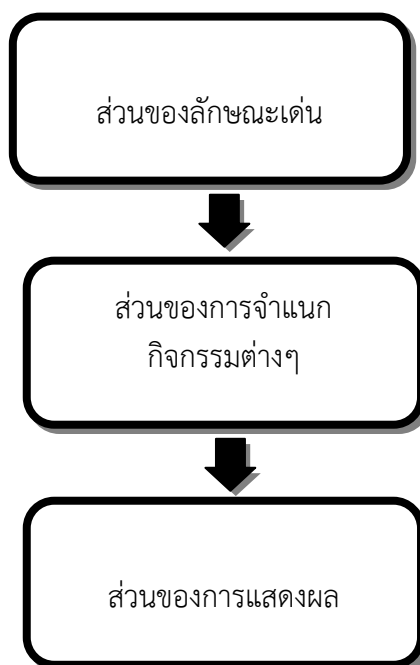
เนื่องจากจะต้องนำไปใช้งานในโปรแกรม LabVIEW จึงต้องมีการทดสอบเพื่อเปรียบเทียบความถูกต้องในการจำแนกกิจกรรมต่างๆ ระหว่างการใช้งานบนโปรแกรม Weka และการใช้งานบนโปรแกรม LabVIEW โดยการทดสอบแบบมีการเก็บค่าไว้ก่อน (Offline) เพื่อให้ได้โปรแกรมที่มีความถูกต้องเหมือนกับอัลกอริทึมที่เขียนและทดสอบความถูกต้องโดยการใช้โปรแกรม Weka ผลลัพธ์ที่ได้ควรจะมีค่าที่เท่ากันเนื่องจากเป็นกระบวนการทางคณิตศาสตร์ที่เหมือนกัน การทดสอบจะให้ข้อมูลของอาสาสมัครกลุ่มปกติจำนวน 10 โดยการสุ่มรายละเอียด 3 ครั้ง ผลการทดสอบ พบว่าทั้งโปรแกรม Weka และโปรแกรม LabVIEW ให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเท่ากันดังแสดงในตารางที่ 3.3 จะเห็นได้ว่าค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องมีค่ามากเนื่องจากข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบเป็นข้อมูลที่ใช้ในการสอนระบบ จึงเป็นผลให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องมีค่ามากนั่นเอง

3.8 การคัดเลือกช่องสัญญาณสำหรับงานในอนาคต

เนื่องจากในการศึกษาครั้งนี้เริ่มต้นจำนวนช่องสัญญาณจำนวน 6 ช่องสัญญาณเพื่อเป็นการคัดแยกกิจกรรมต่างๆทั้ง 14 กิจกรรม เพื่อเป็นการคัดเลือกช่องสัญญาณให้มีจำนวนช่องสัญญาณที่น้อยที่สุดที่สามารถทำได้และให้ผลลัพธ์ที่พึงพอใจ จึงมีการลดจำนวนช่องสัญญาณที่ใช้ในการคัดแยกกิจกรรมแล้วเปรียบเทียบกับค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่คำนวณได้แสดงดังตารางที่ 3.4 พบว่าหากกำหนดเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกกิจกรรมไว้ที่ 70% จำนวนช่องสัญญาณตั้งแต่จำนวน 4 ช่องสัญญาณแสดงค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องมากกว่า 70% ในทุกๆการปรับเปลี่ยนช่องสัญญาณ ซึ่งช่องสัญญาณที่แสดงค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องสูงที่สุดในกลุ่ม 4 ช่องสัญญาณคือช่องสัญญาณที่ 2 4 5 และ 6 เนื่องจากในการศึกษาในครั้งต้องการแสดงกิจกรรมของมัดกล้ามเนื้อต่างๆ ในการปรับเปลี่ยนพฤติกรรมการทำงานของผู้ใช้ ดังนั้นจึงยึดกล้ามเนื้อทั้ง 6 มัดในการวิเคราะห์และแสดงค่าการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อแต่ละมัด อย่างไรก็ตามจากการศึกษานี้สามารถนำเอาช่องสัญญาณที่มีประสิทธิภาพเพียงบางช่องสัญญาณไปใช้ในงานอื่นๆ ที่ไม่จำเป็นต้องใช้ช่องสัญญาณจำนวนมาก เช่น การควบคุมอุปกรณ์อำนวยความสะดวกต่างๆ เป็นต้น



รูปที่ 3.39 ผังงานแสดงส่วนต่างๆที่มีในการกรอง วินโดว์ และสกัดลักษณะเด่นจากสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ



รูปที่ 3.40 ผังงานแสดงส่วนต่างๆสำหรับตัวจำแนกประเภทที่ใช้สำหรับการจำแนกกิจกรรมทั้ง 14 กิจกรรมในการศึกษาครั้งนี้

ตารางที่ 3.3 การทดสอบอัลกอริทึมบนโปรแกรม Weka และโปรแกรม LabVIEW

96.67	0	0	3.33	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	อ้าปาก
0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	ปากจู้
0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	ยิ้ม
0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	แลบลิ้นตรง
0	0	0	3.33	96.67	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	ยกลิ้น
0	0	0	0	0	93.34	0	0	3.33	0	0	3.33	0	0	0	ออกเสียง “มา”
0	0	0	0	0	0	90	6.67	0	3.33	0	0	0	0	0	ออกเสียง “มี”
0	0	0	0	0	0	0	96.67	0	0	3.33	0	0	0	0	ออกเสียง “มู”
0	0	0	0	0	3.33	0	0	93.34	0	0	3.33	0	0	0	ออกเสียง “นา”
0	0	0	0	0	0	6.67	3.33	3.33	83.34	0	0	3.33	0	0	ออกเสียง “นี”
0	0	0	0	0	0	3.33	0	0	3.33	86.68	0	3.33	3.33	0	ออกเสียง “นู”
0	0	0	0	0	6.67	3.33	0	3.33	6.67	0	80	0	0	0	ออกเสียง “คา”
0	0	0	0	0	0	0	0	0	3.33	0	0	96.67	0	0	ออกเสียง “คี”
0	0	0	0	0	3.33	0	0	0	0	3.33	0	0	93.34	0	ออกเสียง “คู”
อ้าปาก	ปากจู้	ยิ้ม	แลบลิ้น ตรง	ยกลิ้น	ออก เสียง “มา”	ออก เสียง “มี”	ออก เสียง “มู”	ออก เสียง “นา”	ออก เสียง “นี”	ออก เสียง “นู”	ออก เสียง “คา”	ออก เสียง “คี”	ออก เสียง “คู”		

ตารางที่ 3.4 การเปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องกับจำนวนช่องสัญญาณต่างๆ

Channel	% Accuracy	Channel	% Accuracy
1-2-3-4-5-6	80.00	1-4-5	68.10
1-2-3-4-5	74.52	1-4-6	71.90
1-2-3-4-6	78.93	1-5-6	70.48
1-2-3-5-6	77.38	2-3-4	71.07
1-2-4-5-6	80.36	2-3-5	66.79
1-3-4-5-6	78.45	2-3-6	72.62
2-3-4-5-6	80.24	2-4-5	67.62
1-2-3-4	73.21	2-4-6	76.67
1-2-3-5	72.26	2-5-6	74.29
1-2-3-6	72.50	3-4-5	69.17
1-2-4-5	72.98	3-4-6	74.17
1-2-4-6	77.98	3-5-6	74.05
1-2-5-6	75.48	4-5-6	75.48
1-3-4-5	71.31	1-2	61.31
1-3-4-6	75.00	1-3	61.43
1-3-5-6	74.76	1-4	64.88
1-4-5-6	70.71	1-5	58.33
2-3-4-5	71.07	1-6	59.29
2-3-4-6	76.19	2-3	59.88
2-3-5-6	77.98	2-4	63.93
2-4-5-6	78.69	2-5	58.69
3-4-5-6	77.74	2-6	62.74
1-2-3	68.21	3-4	62.50
1-2-4	68.33	3-5	60.24
1-2-5	66.67	3-6	61.19
1-2-6	68.81	4-5	64.40
1-3-4	70.48	4-6	68.21
1-3-5	65.71	5-6	66.55
1-3-6	72.98		

บทที่ 4 บทวิจารณ์

4.1 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากการศึกษาครั้งนี้กับการศึกษาที่เกี่ยวข้อง

เนื่องจากการศึกษาส่วนใหญ่ที่เกี่ยวข้องกับสัญญาณไฟฟ้ากล่อมเนื้อบริเวณใบหน้า และลำคอ จะศึกษาแยกกันระหว่างสัญญาณไฟฟ้ากล่อมเนื้อที่ได้ระหว่างการพูดและสัญญาณไฟฟ้ากล่อมเนื้อที่ได้ระหว่างการเคลื่อนไหวหรือการแสดงออกของสีหน้า แต่ในการศึกษาครั้งนี้จะเป็นสัญญาณไฟฟ้ากล่อมเนื้อที่ได้ระหว่างทั้งการพูดและการเคลื่อนไหวใบหน้า เนื่องจากเป็นการศึกษาร่วมกันระหว่างการพูดและการเคลื่อนไหวใบหน้าซึ่งเป็นกิจกรรมแบบคงที่ (Static) และกิจกรรมแบบเคลื่อนไหว (Dynamic) ทำให้การวิเคราะห์สัญญาณและการจำแนกประเภทมีความซับซ้อนมากกว่าเมื่อวิเคราะห์หรือจำแนกประเภทเพียงการทำกิจกรรมรูปแบบใดรูปแบบหนึ่ง ตารางที่ 4.1 เป็นตารางแสดงการเปรียบเทียบจำนวนกิจกรรม จำนวนลักษณะเด่น ตัวจำแนกประเภท และเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่ได้จากการทำกิจกรรมในแต่ละการศึกษา โดยการศึกษาในครั้งนี้จะเป็นกิจกรรมที่เกี่ยวข้องกับการฝึกบำบัดการพูด ประกอบด้วยกิจกรรมที่มีการออกเสียง 9 กิจกรรมและการเคลื่อนไหวใบหน้าอีก 5 กิจกรรมรวมกันเป็น 14 กิจกรรม จำนวนลักษณะเด่นที่ใช้ 20 ลักษณะเด่น โดยมีต้นไม้การตัดสินใจรูปแบบโลจิสติก (Logistic model tree: LMT) ร่วมกับเอดาบู้สต์ (Adaboost: AB) เป็นตัวจำแนกประเภทโดยวิเคราะห์ผ่านทางโปรแกรม Weka ซึ่งให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง 80% ในขณะการศึกษาลำดับที่ 2 โดย Hamed และคณะ เป็นการศึกษาการเปรียบเทียบลักษณะเด่นเพื่อเลือกลักษณะเด่นสำหรับการสร้างระบบรู้จำท่าทางของใบหน้าจำนวน 10 ท่าทางซึ่งใช้ฟัซซีซีมีน (Fuzzy C-mean: FCM) เป็นตัวจำแนกประเภทพบว่าลักษณะเด่นต่างๆจะให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่แตกต่างกันออกไป โดยมีการเปลี่ยนแปลงระหว่าง 21.5% - 90.8% สำหรับการศึกษาลำดับที่ 3 โดย Hamed และคณะ เป็นการศึกษาการระบุรู้จำท่าทางของใบหน้า ประกอบไปด้วย 11 ท่าทาง มีลักษณะเด่นทั้งหมด 3 ลักษณะเด่น โดยใช้ฟัซซีซีมีนเป็นตัวจำแนกประเภท ซึ่งให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง 90.41% สำหรับการศึกษาลำดับที่ 4 โดย Hamed และคณะ เป็นการศึกษาการแสดงออกทางสีหน้าจำนวน 8 กิจกรรม โดยการเปรียบเทียบกันระหว่างตัวจำแนกประเภท 2 ตัวได้แก่ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support vector machine: SVM) และฟัซซีซีมีน ซึ่งมีจำนวนลักษณะเด่นจำนวน 3 ลักษณะเด่นพบว่าให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง 80.4% และ 91.8% สำหรับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและฟัซซีซีมีนตามลำดับ สำหรับการศึกษาที่ 5 โดย Hamed และคณะ เป็นการศึกษาท่าทางของใบหน้าโดยใช้ช่องสัญญาณเพียง 2 ช่องสัญญาณกับลักษณะเด่น 2 ลักษณะเด่น การศึกษานี้ใช้ฟัซซีซีมีนเป็นตัวจำแนกประเภทสำหรับจำแนก 5 กิจกรรมโดยให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง 90.8% สำหรับการศึกษาที่ 6 โดย Larraz และคณะ เป็นการศึกษาสร้างระบบรู้จำเสียงพยางค์ทั้งหมด 30 พยางค์ โดยใช้ตัวจำแนกประเภทบูสตี้ง (Boosting classifier) กับลักษณะเด่นจำนวน 328 ลักษณะเด่น ซึ่งให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง 69% สำหรับการศึกษาลำดับที่ 7 โดย Yunbin และคณะ เป็นการศึกษาสร้างระบบรู้จำคำพูดสำหรับผู้มีปัญหาด้านการพูดทั้งหมด 41 คำโดยใช้ลักษณะ

เด่น 11 ลักษณะเด่นและแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟ (Hidden markov model: HMM) เป็นตัวจำแนกประเภท ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องจะแตกต่างกันขึ้นอยู่กับลักษณะการเก็บสัญญาณโดยมีการเปลี่ยนแปลงระหว่าง 54% - 96% สำหรับการศึกษาลำดับที่ 8 โดย Betts และคณะ เป็นการสร้างระบบรู้จำคำศัพท์สำหรับการสื่อสารในสถานการณ์ที่มีเสียงรบกวนจากสภาพแวดล้อม จำนวน 15 คำ โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network: ANN) เป็นตัวจำแนกประเภทและใช้ลักษณะเด่นทั้งหมด 20 ลักษณะเด่น การศึกษานี้ให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง 74% สำหรับการศึกษาลำดับที่ 9 โดย Walliczek และคณะ เป็นการศึกษาแบบรู้จำคำพูดทั้งหมด 16 คำพูดโดยมีแบบจำลองฮิดเดนมาร์คอฟเป็นตัวจำแนกประเภทและลักษณะเด่นจำนวน 126 ลักษณะเด่นให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง 62.4% และสำหรับการศึกษาลำดับที่ 10 โดย Kumar และคณะ เป็นออกแบบระบบรู้เสียงพูดทั้งหมด 5 เสียง โดยมีโครงข่ายประสาทเทียมเป็นตัวจำแนกประเภทและลักษณะเด่นจำนวน 3 ลักษณะเด่นซึ่งให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง 88% จะเห็นได้ว่าการศึกษการเคลื่อนไหวใบหน้าหรือการแสดงออกทางสีหน้าเพียงอย่างเดียวจะให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่ค่อนข้างสูงเมื่อเทียบกับการศึกษาระบบรู้จำคำพูดซึ่งแม้จะใช้จำนวนลักษณะเด่นที่มากกว่าแต่กลับให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่ต่ำกว่าเนื่องจากความซับซ้อนของสัญญาณในการวิเคราะห์ พบว่าการศึกษาคำครั้งนี้มีค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องอยู่ในช่วงของค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่พบในการศึกษาดังตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 การเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องกับงานที่เกี่ยวข้องการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อบริเวณใบหน้าและลำคอ

ลำดับ	การศึกษา	อาสาสมัคร	กิจกรรม	ลักษณะเด่น	ตัวจำแนกประเภท	% ความถูกต้อง
1	This study	10	14	20	LMT+AB	80
2	Hamedi et al. 2012	6	10	INT (3)	FCM	87.5
				MAV (3)		84.6
				MAVS (3)		89.7
				RMS (3)		35.7
				VAR (3)		90.8
				WL (3)		21.5
3	Hamedi et al. 2011a	10	11	3	FCM	90.41
4	Hamedi et al. 2011b	10	8	3	SVM	80.4
					FCM	91.8
5	Hamedi et al. 2011c	4	5	2	FCM	90.8
6	Larraz et al. 2010	3	30	328	Boosting	69
7	Yunbin et al. 2009	10	41	11	HMM	54-96
8	Betts et al. 2006	1	15	20	ANN	74

ตารางที่ 4.1 การเปรียบเทียบเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องกับงานที่เกี่ยวข้องการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้า กล้ามเนื้อบริเวณใบหน้าและลำคอ (ต่อ)

ลำดับ	การศึกษา	อาสา- สมัคร	กิจกรรม	ลักษณะ เด่น	ตัวจำแนก ประเภท	% ความ ถูกต้อง
9	Walliczek et al. 2006	2	16	126	HMM	62.4
10	Kumar et al. 2004	3	5	3	ANN	88

4.2 ช่องสัญญาณสำหรับการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

จากตารางที่ 3.3 จะเห็นได้ว่าเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงช่องสัญญาณที่ใช้ในการวัดสัญญาณค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องก็จะมีเปอร์เซ็นต์ที่แตกต่างกันออกไป โดยแนวโน้มค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเพิ่มขึ้นเมื่อจำนวนช่องสัญญาณมากขึ้น หากพิจารณาค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเมื่อมีจำนวนช่องสัญญาณเท่ากันพบว่ามีความแตกต่างกันของค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง เหตุที่เป็นเช่นนี้เนื่องจากบางกล้ามเนื้อ (ช่องสัญญาณ) มีความเกี่ยวข้องกับกิจกรรมต่างๆในการศึกษานี้มากกว่ามัดกล้ามเนื้ออื่นๆ จึงส่งผลให้มีค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่สูงกว่านั่นเอง เมื่อพิจารณาค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเมื่อใช้ช่องสัญญาณจำนวน 2 ช่อง พบว่าช่องสัญญาณที่ 4 และ 6 (มัดกล้ามเนื้อ mentalis และมัดกล้ามเนื้อ mylohyoid) ซึ่งเกี่ยวข้องกับกิจกรรม ปากจู๋ และออกเสียง “มู” “นู” “คู” “นา” “นี” “คา” “คี” รวมทั้งสิ้น 8 กิจกรรมใน 14 กิจกรรมจึงอาจจะส่งผลให้มีค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องมากกว่าการใช้ช่องสัญญาณอื่นคู่กันและเมื่อพิจารณาค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเมื่อมีจำนวนช่องสัญญาณเท่ากันพบว่าช่องสัญญาณที่ประกอบไปด้วยช่องสัญญาณที่ 4 และ 6 จะมีค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่สูงกว่าเมื่อไม่มี 2 ช่องสัญญาณดังกล่าว จากตารางที่ 3.3 หากมีค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่พึงพอใจ จะสามารถเลือกช่องสัญญาณที่เหมาะสมกับความต้องการได้จากรูปดังกล่าวนั่นเอง

4.3 ข้อจำกัดของการศึกษาครั้งนี้

1. ตำแหน่งในการติดอิเล็กโทรดอาจจะไม่คงที่ เนื่องจากอาสาสมัครแต่ละรายมีลักษณะทางสรีระวิทยาที่แตกต่างกันจึงอาจจะส่งผลต่อประสิทธิภาพในการวัดสัญญาณ
2. ลักษณะการทำกิจกรรมที่แตกต่างกันของอาสาสมัครแต่ละรายซึ่งอาจส่งผลต่อการวิเคราะห์สัญญาณและความถูกต้องของระบบในการจำแนกกิจกรรมต่างๆ
3. ข้อจำกัดของโปรแกรม Weka ในการเปลี่ยนแปลงจำนวนโหนดและชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียม

4. จำนวนประชากรของ 2 กลุ่มค่อนข้างน้อยจึงทำให้การเปรียบเทียบไม่เหมาะสมสำหรับการทดสอบทางสถิติเพื่อศึกษาความแตกต่างของลักษณะสัญญาณระหว่างกลุ่มปกติและกลุ่มผู้ป่วย
5. ความแตกต่างของอาสาสมัครกลุ่มผู้ป่วยมีความแปรปรวนเนื่องจากเกณฑ์ในการคัดเลือกผู้ป่วยค่อนข้างกว้าง
6. ยังไม่ได้มีการทดสอบโปรแกรมแบบเวลาจริง (Real-time)

บทที่ 5

บทสรุป

5.1 ผลสรุป

การศึกษานี้ มีวัตถุประสงค์ในการจำแนกคุณลักษณะ รวมไปถึงการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเพื่อพัฒนาโปรแกรมสำหรับการฝึกบำบัดการพูดในผู้ป่วยที่มีความผิดปกติในด้านการพูดโดยเฉพาะกลุ่มพูดไม่เป็นความ ซึ่งการบำบัดการพูดจะประกอบไปด้วยการฝึกเคลื่อนไหวอวัยวะต่างๆที่ใช้ในการพูดได้แก่ ขากรรไกร ลิ้น และริมฝีปาก เพื่อเพิ่มพิสัยในการเคลื่อนไหวของอวัยวะที่เกี่ยวข้องกับการพูดประกอบไปด้วยการอำปาก การทำปากจู๋ การยิ้ม การแลบลิ้นตรง และการยกลิ้นขึ้น รวมไปถึงการฝึกพูดตามลักษณะการใช้อวัยวะในการออกเสียงที่ต่างกันซึ่งได้แก่การใช้ริมฝีปากทั้งบนและล่างในการออกเสียง การใช้ปลายลิ้นกับปุ่มเหงือกในการออกเสียง และการใช้โคนลิ้นกับเพดานอ่อนในการออกเสียงซึ่งได้แก่เสียงพยัญชนะ “ม” “น” “ค” รวมกับเสียงสระ “อา” “อี” “อู” ในการศึกษานี้ จะมีการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อซึ่งได้จากการการหดและคลายตัวของมัดกล้ามเนื้อบริเวณใบหน้าและลำคอขณะทำกิจกรรมการออกเสียง 9 เสียงและกิจกรรมการเคลื่อนไหวใบหน้าอีก 5 กิจกรรมดังที่กล่าวไว้แล้วข้างต้น โดยวัดสัญญาณจากมัดกล้ามเนื้อทั้งหมด 6 มัด สัญญาณทั้งหมดได้รับการปรับปรุงสัญญาณก่อนการประมวลผลสัญญาณเพื่อลดสัญญาณรบกวนจากภายนอก สัญญาณที่ได้รับการปรับปรุงเรียบร้อยแล้วจะถูกวินโดว์ด้วยขนาดวินโดว์ 256 มิลลิวินาที เพื่อสกัดลักษณะเด่น โดยลักษณะเด่นของแต่ละช่องสัญญาณจะได้รับการคัดเลือกเพื่อหาลักษณะเด่นที่มีความเหมาะสมในการสร้างแบบจำลองเพื่อจำแนกกิจกรรมต่างๆต่อไป โดยลักษณะเด่นที่ได้ประกอบไปด้วยลักษณะเด่นจำนวน 20 ลักษณะเด่นได้แก่ ลักษณะเด่น DASDV และ WAMP สำหรับช่องสัญญาณที่ 1 ลักษณะเด่น MAV2 MYOP SSI และ ZC สำหรับช่องสัญญาณที่ 2 ลักษณะเด่น AAC IEMG SSC และ ZC สำหรับช่องสัญญาณที่ 3 ลักษณะเด่น SSC TM4 และ WAMP สำหรับช่องสัญญาณที่ 4 ลักษณะเด่น MYOP และ ZC สำหรับช่องสัญญาณที่ 5 และลักษณะเด่น AAC LOG SSC WAMP และ ZC สำหรับช่องสัญญาณที่ 6 โดยลักษณะเด่นทั้งหมดจะถูกใช้ในการสร้างตัวจำแนกประเภทซึ่งได้แก่ต้นไม้การตัดสินใจรูปแบบโลจิสติก ซึ่งผ่านการปรับปรุงด้วยเอดาบัสท์เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการแยกแยะกิจกรรมต่างๆทั้ง 14 กิจกรรมในการศึกษานี้ ซึ่งค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องที่ได้มีค่า 80% จากอาสาสมัครกลุ่มปกติทั้ง 10 รายอายุเฉลี่ย 23.6 ± 0.8 ปี เนื่องจากในการศึกษาครั้งนี้มีการสร้างโปรแกรมสำหรับการฝึกบำบัดการพูดด้วยจึงมีการใช้ข้อมูลระดับการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อจากอาสาสมัครกลุ่มปกติทั้ง 10 ราย คือค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองเพื่อสร้างเป็นต้นแบบสำหรับเปรียบเทียบกับอาสาสมัครกลุ่มผู้ป่วยจำนวน 5 รายอายุเฉลี่ย 53 ± 10.91 ปี เพื่อศึกษาความต่างและใช้สร้างโปรแกรมสำหรับฝึกพูด เพื่อที่ผู้ป่วยจะสามารถการปรับปรุงพฤติกรรมเคลื่อนไหวของมัดกล้ามเนื้อแต่ละมัดตามระดับการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อในกลุ่มปกติ พบว่ามัดกล้ามเนื้อที่มีปัญหาชัดเจนในกลุ่มผู้ป่วยคือมัดกล้ามเนื้อ zygomaticus major ซึ่งเป็นมัดกล้ามเนื้อที่ใช้สำหรับการ ยิ้ม และการออกเสียง “มี” “นึ” และ “คึ” ซึ่งมีค่าน้อยกว่าค่าเฉลี่ยของกลุ่มคนปกติ

รวมไปถึงมัดกล้ามเนื้อ levator anguli oris และมัดกล้ามเนื้อ mentalis โดยจากการเปรียบเทียบระดับการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อทั้งหมดระหว่างอาสาสมัครกลุ่มปกติและอาสาสมัครกลุ่มผู้ป่วยพบว่าระดับการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อในอาสาสมัครกลุ่มผู้ป่วยมีค่าน้อยกว่าระดับการหดตัวในอาสาสมัครกลุ่มปกติ ซึ่งเมื่อดูจากประวัติของผู้ป่วยกับระดับการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อที่มีปัญหาพบว่ามีผลสอดคล้องกัน จึงสามารถใช้ในการพัฒนาระดับการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อที่มีปัญหาได้

ความรู้และโปรแกรมสำหรับฝึกพูดที่ได้จากศึกษาในครั้งนี้สามารถนำไปใช้ในการฝึกบำบัดการพูดทั้งการฝึกพูดและการฝึกการเคลื่อนไหวของอวัยวะที่เกี่ยวข้องกับการพูดเพื่อให้ผู้ป่วยต่างๆ มีความสามารถในการเคลื่อนไหวตามพิสัยที่ถูกต้องได้นั่นเอง

5.2 ข้อเสนอแนะ

1. สำหรับโปรแกรมในการฝึกบำบัดการพูดสามารถปรับปรุงเพื่อให้มีความน่าสนใจเพิ่มมากขึ้นเช่น การเพิ่มเสียงปรบมือเมื่อผู้ใช้ทำถูกต้อง หรือการเพิ่มเสียงเพลงในแต่ละกิจกรรม นอกจากนี้ควรมีส่วนของการบันทึกข้อมูลของผู้ใช้ รวมทั้งเพิ่มคำแนะนำให้กับผู้ป่วยในการทำกิจกรรมต่างๆ โดยการเปรียบเทียบระดับการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อและแสดงคำแนะนำ เช่น ให้เพิ่มการอ้าปาก หรือให้ปิดปากให้สนิทมากยิ่งขึ้น เป็นต้น
2. ทดสอบการใช้งานแบบเวลาจริง เพื่อลดและแก้ไขปัจจัยที่อาจจะส่งผลกระทบต่อการวิเคราะห์และการทำงานของโปรแกรม
3. เนื่องจากการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเพื่อใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณและสร้างแบบจำลองตัวจำแนกประเภทอาจจะยังคงมีความแปรปรวนอันเนื่องมาจากตำแหน่งในการติดอิเล็กโทรด การทำกิจกรรมต่างๆ ของอาสาสมัครแต่ละราย รวมถึงปัจจัยทางกายภาพต่างๆ เช่น อายุ หรือลักษณะเด่นความผิดปกติ ซึ่งอาจส่งผลให้ความถูกต้องของระบบในการจำแนกกิจกรรมต่างๆ มีความถูกต้องลดน้อยลง เพื่อเป็นการเพิ่มประสิทธิภาพในการวิเคราะห์สัญญาณ จึงควรเพิ่มข้อจำกัดให้มากขึ้นเพื่อให้ได้ข้อมูลที่เหมาะสมในการวิเคราะห์ผลต่อไป
4. จากส่วนของผลลัพธ์ในการลดจำนวนช่องสัญญาณสามารถเลือกกิจกรรมและช่องสัญญาณในการใช้รูปแบบต่างๆ ได้ โดยสามารถเลือกลักษณะเด่นที่มีความถูกต้องในการจำแนกสูงหรือเลือกเฉพาะช่องสัญญาณที่มีความจำเป็นเพื่อลดความลำบากในการใช้งาน
5. จำนวนช่องสัญญาณที่ใช้ ควรสามารถเลือกได้ตามความเหมาะสมของแต่ละการศึกษา
6. ควรมีการเพิ่มจำนวนข้อมูลของคนปกติ เพื่อทำให้ฐานข้อมูลและระบบดียิ่งขึ้น
7. ควรมีการแยกทำฐานข้อมูลตามเพศ เนื่องจากแต่ละเพศอาจจะมีระดับการหดตัวของมัดกล้ามเนื้อที่แตกต่างกัน

8. เพิ่มเติมการออกเสียงบางคำที่ประโยชน์ เช่นคำว่า “อา” “อี” “อู” เพื่อใช้ในการประเมินเสียงสระเบื้องต้นก่อนการผสมเสียงด้วยเสียงพยัญชนะต้น
9. สำหรับการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเนื่องจากการพูดออกเสียงควรจะสนใจเรื่องระดับความดังของเสียงที่เปล่งออกมาด้วยเนื่องจากสัญญาณที่ได้อาจจะมีความแตกต่างกัน
10. การศึกษานี้สามารถนำไปประยุกต์ใช้งานกับระบบรู้จำสำหรับการควบคุมอุปกรณ์อำนวยความสะดวกให้กับผู้ป่วยที่มีความผิดปกติทั้งแขนและขาเนื่องจากเป็นการทำงานเฉพาะใบหน้า

เอกสารอ้างอิง

- Alkan, A., E. Koklukaya, and A. Subasi. 2005. "Automatic Seizure Detection in EEG Using Logistic Regression and Artificial Neural Network." *Journal of Neuroscience Methods* 148 (2): 167–76.
- Betts B. J., C. Jorgensen. 2006. "Small Vocabulary Recognition Using Surface Electromyography in an Acoustically Harsh Environment." *Interacting with Computers* 18(6): 1242-59.
- Boe, S. G., C. L. Rice, and T. J. Doherty. 2008. "Estimating Contraction Level Using Root Mean Square Amplitude in Control Subjects and Patients with Neuromuscular Disorders." *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation* 89 (4): 711–18.
- Boostani, R., and M. H. Moradi. 2003. "Evaluation of the Forearm EMG Signal Features for the Control of a Prosthetic Hand." *Physiological Measurement* 24 (2): 309–19.
- Boxtel, A. V. 2001. "Optimal Signal Bandwidth for the Recording of Surface EMG Activity of Facial, Jaw, Oral, and Neck Muscles." *Psychophysiology* 38 (1): 22–34.
- Chen, C. L., K. C. Lin, C. H. Chen, C. C. Chen, W. Y. Liu, C. Y. Chung, C. Y. Chen, and C. Y. Wu. 2010. "Factors Associated with Motor Speech Control in Children with Spastic Cerebral Palsy." *Chang Gung Medical Journal* 33 (4): 415–23.
- Chen, W. X., and V. Wong. 2005. "Prognosis of Bell's Palsy in Children-Analysis of 29 Cases." *Brain & Development* 27 (7): 504–8.
- Dalla, E. T., D. Bossi, M. Buonocore, C. Montomoli, L. Petrucci, and E. Alfonsi. 2005. "Usefulness of BFB/EMG in Facial Palsy Rehabilitation." *Disability and Rehabilitation* 27 (14): 809–15.
- Dalla, E. T., C. Tinelli, A. Lozza, M. Bejor, C. Pavese, I. A. Deqli, and L. Petrucci. 2012. "Choosing the Best Rehabilitation Treatment for Bell's Palsy." *European Journal of Physical and Rehabilitation Medicine* 48 (4): 635–42.
- Davis, S. M., and C. E. Drichta. 1980. "Biofeedback Theory and Application in Allied Health: Speech Pathology." *Biofeedback and Self-Regulation* 5 (2): 159–74.
- De Luca, C. J., L. D. Gilmore, M. Kuznetsov, and S. H. Roy. 2010. "Filtering the Surface EMG Signal: Movement Artifact and Baseline Noise Contamination." *Journal of Biomechanics* 43 (8): 1573–79.

- Denewer, A., O. Farouk, T. Fady, and F. Shahatto. 2011. "Levator Anguli Oris Muscle Based Flaps for Nasal Reconstruction Following Resection of Nasal Skin Tumours." *World Journal of Surgical Oncology* 9 (February): 23.
- Deng, Y., R. Patel, J. T. Heaton, G. Colby, D. Gilmore, J. Cabrera, S. H. Roy, C. J. De Luca, and G. S. Meltzner. 2009. "Disordered speech recognition using acoustic and sEMG signals." In *INTERSPEECH 2009*, 10th Annual Conference of the International Speech Communication Association, Brighton, United Kingdom, September 6-10, 2009: 644-7.
- Doswald, A. 2013. "Using biosignals to control the Nao robot." The Degree of Master of Computer Science, Faculty of Science Department of Informatics, University of Fribourg.
- Dreiseitl, S., and L. O. Machado. 2002. "Logistic Regression and Artificial Neural Network Classification Models: A Methodology Review." *Journal of Biomedical Informatics* 35 (5-6): 352-59.
- Duffy, R. J. 2005. "Motor speech disorders: Substrates, differential diagnosis, and management." 2nd. United States of America: Elsevier Mosby.
- Ekstrom, R. A., G. L. Soderberg, and R. A. Donatelli. 2005. "Normalization Procedures Using Maximum Voluntary Isometric Contractions for the Serratus Anterior and Trapezius Muscles during Surface EMG Analysis." *Journal of Electromyography and Kinesiology: Official Journal of the International Society of Electrophysiological Kinesiology* 15 (4): 418-28.
- Gentil, M., J. L. Aucouturier, V. Delong, and E. Sambuis. 1994. "EMG Biofeedback in the Treatment of Dysarthria." *Folia Phoniatrica et Logopaedica: Official Organ of the International Association of Logopedics and Phoniatrics (IALP)* 46 (4): 188-92.
- Ghai, W., and N. Singh. 2012. "Literature Review on Automatic Speech Recognition." *International Journal of Computer Applications* 41 (8): 42-50.
- Hall, M. A., and L. A. Smith. 1998. "Feature Selection for Machine Learning: Comparing a Correlation-Based Filter Approach to the Wrapper." *FLAIRS Conference* 235-9.
- Hall, M. A. 1999. "Correlation-based feature selection for machine learning." Hamilton: The University of Waikato.
- Hamedi, M., S. H. Salleh, and T. T. Swee. 2011a. "Surface Electromyography-Based Facial Expression Recognition in Bi-Polar Configuration." *Journal of Computer Science* 7 (9): 1407-15.

- Hamed, M., S. H. Salleh, T. S. Tan, K. Ismail, J. Ali, C. D. Uam, C. Pavaganun, and P. P. Yupapin. 2011b. "Human Facial Neural Activities and Gesture Recognition for Machine-Interfacing Applications." *International Journal of Nanomedicine* 6: 3461–72.
- Hamed, M., I. M. Rezazadeh., and M. Firoozabadi. 2011c. "Facial Gesture Recognition Using Two-Channel Bio-Sensors Configuration and Fuzzy Classifier: A Pilot Study." *International Conference on Electrical, Control and Computer Engineering*. Pahang, Malaysia, June 21-22, 2011: 338-43.
- Hamed, M., S. H. Salleh, M. Astaraki, and A. M. Noor. 2013. "EMG-Based Facial Gesture Recognition through Versatile Elliptic Basis Function Neural Network." *BioMedical Engineering OnLine* 12 (July): 73.
- Huang, C. N., C. H. Chen, and H. Y. Chung. 2005. "The review of applications and measurements in facial electromyography." *Journal of Medical and Biological Engineering* 25(1):15-20.
- Hueber, T., E. L. Benaroya, G. Chollet, B. Denby, G. Dreyfus, and M. Stone. 2010. "Development of a Silent Speech Interface Driven by Ultrasound and Optical Images of the Tongue and Lips." *Speech Commun.* 52 (4): 288–300.
- Jou, S. C., T. Schultz, and A. Waibel. 2007. "Continuous Electromyographic Speech Recognition with a Multi-Stream Decoding Architecture." In *IEEE International Conference on Communication Audio and Speech Processing*. ICASSP 2007, 4:IV-401-IV-404.
- Jou, S. C., and T. Schultz. 2009. "Automatic Speech Recognition Based on Electromyographic Biosignals." In *Biomedical Engineering Systems and Technologies*, edited by Ana Fred, Joaquim Filipe, and Hugo Gamboa, 305–20. *Communications in Computer and Information Science* 25. Springer Berlin Heidelberg. http://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-540-92219-3_23.
- Jović, A., K. Brkić, N. Bogunović, A. Pinz, T. Pock, H. Bischof and F. Leberl. 2012. "Decision Tree Ensembles in Biomedical Time-Series Classification." In *Pattern Recognition*, edited by Axel Pinz, Thomas Pock, Horst Bischof, and Franz Leberl, 408–17. *Lecture Notes in Computer Science* 7476. Springer Berlin Heidelberg. http://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-32717-9_41.
- Karegowda, A. G., A. S. Manjunath, and M. A. Jayaram. 2010. "Comparative study of attribute selection using gain ratio and correlation based feature selection." *International Journal of Information Technology and Knowledge Management* 2(2):271-7.

- Kitisomprayoonkul, W., P. Sirileartthananon, and D. Chaiwanichsiri. 2007. "Electrodiagnosis and Recovery of Facial Paralysis at King Chulalongkorn Memorial Hospital." *Journal of the Medical Association of Thailand* 90 (10): 2198–2203.
- Kotsiantis, S. B., and P. E. Pintelas. 2005. "Logitboost of Simple Bayesian Classifier." *INFORMATICA* 29: 53–59.
- Landwehr, N., M. Hall, and E. Frank. 2005. "Logistic Model Trees." *Machine Learning* 59 (1-2): 161–205.
- Lapatki, B. G., D. F. Stegeman, and I. E. Jonas. 2003. "A Surface EMG Electrode for the Simultaneous Observation of Multiple Facial Muscles." *Journal of Neuroscience Methods* 123 (2): 117–28.
- Lee, K. S. 2008. "EMG-Based Speech Recognition Using Hidden Markov Models with Global Control Variables." *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering* 55 (3): 930–40.
- Lopez, L. E., O. M. Mozos, J. M. Antelis, and J. Minguez. 2010. "Syllable-Based Speech Recognition Using EMG." *Conference Proceedings: Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Conference 2010*: 4699–4702.
- Mello, R. G., L. F. Oliveira, and J. Nadal. 2007. "Digital Butterworth Filter for Subtracting Noise from Low Magnitude Surface Electromyogram." *Computer Methods and Programs in Biomedicine* 87 (1): 28–35.
- Muhammad, R. I., S. M. Firoozabadi, H. Hu, and S. M. Hashemi-Golpayegani. 2011. "A Novel Human-Machine Interface Based on Recognition of Multi-Channel Facial Bioelectric Signals." *Australasian Physical & Engineering Sciences in Medicine / Supported by the Australasian College of Physical Scientists in Medicine and the Australasian Association of Physical Sciences in Medicine* 34 (4): 497–513.
- Murray, E., P. McCabe, and K. J. Ballard. 2012. "A Comparison of Two Treatments for Childhood Apraxia of Speech: Methods and Treatment Protocol for a Parallel Group Randomised Control Trial." *BMC Pediatrics* 12: 112.
- Navarro, J. C., F. L. Vargas, and J. B. Pérez. 2012. "Emg-Based System for Basic Hand Movement Recognition." *Dyna* 79 (171): 41–49.
- Nielsen, J. L. G., S. Holmgasaard, N. Jiang, K. Englehart, D. Farina, and P. Parker. 2009. "Enhanced EMG Signal Processing for Simultaneous and Proportional Myoelectric Control." *Conference Proceedings: Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Conference 2009*: 4335–38.

- O'Dwyer, N. J., P. T. Quinn, B. E. Guitar, G. Andrews, and P. D. Neilson. 1981. "Procedures for Verification of Electrode Placement in EMG Studies of Orofacial and Mandibular Muscles." *Journal of Speech and Hearing Research* 24 (2): 273–88.
- Ogar, J., S. Willock, J. Baldo, D. Wilkins, C. Ludy, and N. Dronkers. 2006. "Clinical and Anatomical Correlates of Apraxia of Speech." *Brain and Language* 97 (3): 343–50.
- Phinyomark, A., C. Limsakul, and P. Phukpattaranont. 2009. "A novel feature extraction for robust EMG pattern recognition." *Journal of Computing* 1(1):71-80.
- Phinyomark, A., C. Limsakul, and P. Phukpattaranont. 2011. "Application of Wavelet Analysis in EMG Feature Extraction for Pattern Classification." *Measurement Science Review* 11 (2): 45–52.
- Phinyomark, A., P. Phukpattaranont, and C. Limsakul. 2012. "Feature Reduction and Selection for EMG Signal Classification." *Expert Systems with Applications* 39 (8): 7420–31.
- Phinyomark, A., S. Hirunviriya, C. Limsakul, and P. Phukpattaranont. 2010. "Evaluation of EMG Feature Extraction for Hand Movement Recognition Based on Euclidean Distance and Standard Deviation." In *2010 International Conference on Electrical Engineering/Electronics Computer Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON)*, 856–60.
- Rouffet, D. M., and C. A. Hautier. 2008. "EMG Normalization to Study Muscle Activation in Cycling." *Journal of Electromyography and Kinesiology: Official Journal of the International Society of Electrophysiological Kinesiology* 18 (5): 866–78.
- Ruscello, D. M. 2008. "Nonspeech Oral Motor Treatment Issues Related to Children with Developmental Speech Sound Disorders." *Language, Speech, and Hearing Services in Schools* 39 (3): 380–91.
- Schröter, M. H., and W. Ziegler. 2005. "Rehabilitation of Impaired Speech Function (dysarthria, Dysglossia)." *GMS Current Topics in Otorhinolaryngology, Head and Neck Surgery* 4: Doc15.
- Schultz, T., and M. Wand. 2010. "Modeling Coarticulation in EMG-Based Continuous Speech Recognition." *Speech Communication* 52 (4). *Silent Speech Interfaces*: 341–53.

- Shawker, H. T., and B. C. Sonies. 1985. "Ultrasound Biofeedback for Speech Training: Instrumentation and Preliminary Results." *Investigative Radiology* 20 (1): 90–93.
- Smith, L. H., L. J. Hargrove, B. A. Lock, and T. A. Kuiken. 2011. "Determining the Optimal Window Length for Pattern Recognition-Based Myoelectric Control: Balancing the Competing Effects of Classification Error and Controller Delay." *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering: A Publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* 19 (2): 186–92.
- Stepp, C. E. 2012. "Surface Electromyography for Speech and Swallowing Systems: Measurement, Analysis, and Interpretation." *Journal of Speech, Language, and Hearing Research: JSLHR* 55 (4): 1232–46.
- Subasi, A., M. Yilmaz, and H. R. Ozcalik. 2006. "Classification of EMG Signals Using Wavelet Neural Network." *Journal of Neuroscience Methods* 156 (1–2): 360–67.
- Thamsiri, D., and P. Meesad. 2011a. "Adaboost artificial neural network ensemble learning for classification." *Information Technology Journal* 2011; 7(14):545-50.
- Thamsiri, D., and P. Meesad. 2011b. "Ensemble data classification based on decision tree, artificial neuron network and support vector machine optimized by genetic algorithm." *The Journal of KMUTNB* 2011; 21(2): 293-303.
- Thongpanja, S., A. Phinyomark, F. Quaine, Y. Laurillau, B. Wongkittisuksa, C. Limsakul, and P. Phukpattaranont. 2013. "Effects of Window Size and Contraction Types on the Stationarity of Biceps Brachii Muscle EMG Signals." In *Proceedings of the 7th International Convention on Rehabilitation Engineering and Assistive Technology*, 44:1–44:4. I-CREATe '13. Kaki Bukit TechPark II, Singapore: Singapore Therapeutic, Assistive & Rehabilitative Technologies (START) Centre. <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=2567429.2567480>.
- Tsuji, T., O. Fukuda, M. Kaneko, and K. Ito. "Pattern classification of time-series EMG signal using neural networks." 2000. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing* 14:829-48.
- Vera-Garcia, F. J., J. M. Moreside, and S. M. McGill. 2010. "MVC Techniques to Normalize Trunk Muscle EMG in Healthy Women." *Journal of Electromyography and Kinesiology: Official Journal of the International Society of Electrophysiological Kinesiology* 20 (1): 10–16.
- Wambaugh, J. L., J. R. Duffy, M. R. McNeil, D. A. Robin, and M. A. Rogers. 2006. "Treatment Guidelines for Acquired Apraxia of Speech: A Synthesis and

- Evaluation of the Evidence.” *Journal of Medical Speech Language Pathology* 14: 15–34.
- Wand, M., S. C. Jou, A. R. Toth, and T. Schultz. 2009. “Impact of different speaking modes on EMG-based speech recognition.” In *INTERSPEECH 2009, 10th Annual Conference of the International Speech Communication Association*, Brighton, United Kingdom, September 6-10, 2009: 268-72.
- Wand, M., and T. Schultz. 2009. “Towards-speaker adaptive speech recognition based on surface electromyography.” in *Proc. International Conference on Bio-inspired Systems and Signal Processing (Biosignals 2009)*. Portugal.155-62.
- Wand, M., and T. Schultz. 2011. “Analysis of Phone Confusion in EMG-Based Speech Recognition.” In *2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 757–60.
- Wang, Y. T., R. D. Kent, J. R. Duffy, and J. E. Thomas. 2005. “Dysarthria Associated with Traumatic Brain Injury: Speaking Rate and Emphatic Stress.” *Journal of Communication Disorders* 38 (3): 231–60.
- Ziegler, W., and A. Zierdt. 2008. “Teliagnostic Assessment of Intelligibility in Dysarthria: A Pilot Investigation of MVP-Online.” *Journal of Communication Disorders* 41 (6): 553–77.

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก

ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องและเมตริกซ์แจกแจงความถูกต้องสำหรับการใช้
จำนวนช่องสัญญาณ 6 ช่องสัญญาณ

(123456) Selected attributes: 2,16,25,26,29,36,37,39,46,54,64,67,70,80,90,91,94,100,
106,108 : 20

1dasdv
1wamp
2mav2
2myop
2ssi
2zc
3aac
3iemg
3ssc
3zc
4ssc
4tm4
4wamp
5myop
5zc
6aac
6log
6ssc
6wamp
6zc

Time taken to build model: 2815.76 seconds

=== Stratified cross-validation ===

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	672	80	%
Incorrectly Classified Instances	168	20	%
Kappa statistic	0.7846		
Mean absolute error	0.0291		
Root mean squared error	0.1667		
Relative absolute error	21.9231 %		
Root relative squared error	64.7398 %		
Total Number of Instances	840		

=== Detailed Accuracy By Class ===

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	ROC Area	Class
0.933	0.003	0.966	0.933	0.949	0.976	openmouth
0.967	0.004	0.951	0.967	0.959	1	pucker
0.983	0.001	0.983	0.983	0.983	1	smile
0.917	0.009	0.887	0.917	0.902	0.991	straighttongue
0.933	0.004	0.949	0.933	0.941	0.997	uptongue
0.8	0.021	0.75	0.8	0.774	0.979	ma
0.8	0.023	0.727	0.8	0.762	0.979	mee
0.7	0.019	0.737	0.7	0.718	0.955	muu
0.533	0.028	0.593	0.533	0.561	0.93	na
0.683	0.026	0.672	0.683	0.678	0.97	nee
0.7	0.024	0.689	0.7	0.694	0.956	nuu
0.733	0.022	0.721	0.733	0.727	0.965	ka
0.75	0.012	0.833	0.75	0.789	0.964	kee
0.767	0.021	0.742	0.767	0.754	0.97	kuu
Weighted Avg.	0.8	0.015	0.8	0.8	0.799	0.974

=== Confusion Matrix ===

```

a b c d e f g h i j k l m n <-- classified as
56 0 0 4 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | a = openmouth
0 58 0 0 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 | b = pucker
0 0 59 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | c = smile
2 0 0 55 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 1 | d = straighttongue
0 1 1 2 56 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | e = uptongue
0 0 0 0 0 48 5 0 3 1 0 3 0 0 0 | f = ma
0 0 0 0 0 3 48 2 2 2 0 0 3 0 0 | g = mee
0 2 0 0 0 0 2 42 0 0 8 0 0 6 0 | h = muu
0 0 0 0 0 7 2 0 32 5 2 11 1 0 0 | i = na
0 0 0 0 0 0 4 0 4 41 0 3 5 3 0 | j = nee
0 0 0 1 0 0 0 8 1 2 42 0 0 6 0 | k = nuu
0 0 0 0 0 4 1 0 8 2 1 44 0 0 0 | l = ka
0 0 0 0 0 0 4 0 4 7 0 0 45 0 0 | m = kee
0 0 0 0 0 1 0 5 0 1 7 0 0 46 0 | n = kuu

```

ภาคผนวก ข

ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องและเมตริกซ์แจกแจงความถูกต้องสำหรับการใช้
จำนวนช่องสัญญาณ 4 ช่องสัญญาณ

(1234) Selected attributes: 1,2,10,16,25,26,28,29,36,37,39,44,46,54,62,64,67,70,72 : 19

1aac
 1dasdv
 1ssc
 1wamp
 2mav2
 2myop
 2ssc
 2ssi
 2zc
 3aac
 3iemg
 3myop
 3ssc
 3zc
 4myop
 4ssc
 4tm4
 4wamp
 4zc

Time taken to build model: 2379.9 seconds

=== Stratified cross-validation ===

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	615	73.2143 %
Incorrectly Classified Instances	225	26.7857 %
Kappa statistic	0.7115	
Mean absolute error	0.0376	
Root mean squared error	0.1862	
Relative absolute error	28.3773 %	
Root relative squared error	72.2825 %	
Coverage of cases (0.95 level)	78.2143 %	
Mean rel. region size (0.95 level)	8.0697 %	
Total Number of Instances	840	

=== Confusion Matrix ===

```

a b c d e f g h i j k l m n <-- classified as
58 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | a = openmouth
0 55 0 0 5 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | b = pucker
0 0 58 0 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 | c = smile
4 0 0 49 0 3 0 1 0 0 1 2 0 0 0 | d = straighttongue
0 2 5 1 52 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | e = uptongue
0 0 0 0 0 50 4 0 3 1 0 2 0 0 0 | f = ma
0 0 0 0 0 4 44 1 0 4 0 2 4 1 1 | g = mee
0 0 0 1 0 0 2 39 1 1 12 0 1 3 1 | h = muu
0 0 0 0 0 5 1 1 31 12 0 9 0 1 1 | i = na
0 0 0 0 0 1 4 1 10 30 3 5 5 1 1 | j = nee
0 0 0 2 0 0 0 11 0 0 33 2 0 12 1 | k = nuu
0 0 0 0 0 5 0 1 8 4 4 34 1 3 1 | l = ka
0 0 0 0 0 0 5 0 4 5 0 1 43 2 1 | m = kee
0 0 0 1 0 0 0 8 1 0 9 2 0 39 1 | n = kuu

```

(1235) Selected attributes: 1,2,10,16,25,26,29,36,37,39,46,54,62,70,72 : 15

```

1aac
1dasdv
1ssc
1wamp
2mav2
2myop
2ssi
2zc
3aac
3iemg
3ssc
3zc
5myop
5wamp
5zc

```

Time taken to build model: 2735.93 seconds

=== Stratified cross-validation ===

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	607	72.2619 %
Incorrectly Classified Instances	233	27.7381 %
Kappa statistic	0.7013	
Mean absolute error	0.0396	
Root mean squared error	0.1916	
Relative absolute error	29.8357 %	
Root relative squared error	74.415 %	
Total Number of Instances	840	

=== Confusion Matrix ===

```

a b c d e f g h i j k l m n <-- classified as
56 0 0 4 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | a = openmouth
0 57 0 0 2 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 | b = pucker
0 0 58 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 | c = smile
3 0 0 45 1 0 0 1 0 1 1 5 2 1 | d = straighttongue
0 1 2 2 55 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | e = uptongue
0 0 0 0 0 40 10 0 6 1 0 3 0 0 0 | f = ma
0 0 0 0 0 10 38 1 3 5 0 1 1 1 1 | g = mee
0 0 0 0 1 0 1 34 0 1 11 1 0 11 | h = muu
0 0 0 0 0 12 0 1 34 8 0 4 1 0 | i = na
0 0 0 0 0 2 5 0 8 28 3 5 6 3 | j = nee
0 0 0 1 0 0 0 9 0 2 36 1 2 9 | k = nuu
0 0 0 0 0 3 2 1 7 3 1 40 2 1 | l = ka
0 0 0 0 0 1 2 0 2 8 0 1 45 1 | m = kee
0 0 0 1 0 2 0 7 1 1 4 1 2 41 | n = kuu

```

(1236) Selected attributes: 2,10,16,26,29,36,39,44,46,54,58,64,70,72 : 14

1dasdv

1ssc

1wamp

2myop

2ssi

2zc

3iemg

3myop

3ssc

3zc

6log

6ssc

6wamp

6zc

Time taken to build model: 2784.64 seconds

=== Stratified cross-validation ===

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	609	72.5	%
Incorrectly Classified Instances	231	27.5	%
Kappa statistic	0.7038		
Mean absolute error	0.0393		
Root mean squared error	0.1926		
Relative absolute error	29.633	%	
Root relative squared error	74.7715	%	
Coverage of cases (0.95 level)	75.8333	%	
Mean rel. region size (0.95 level)	7.8827	%	
Total Number of Instances	840		

=== Confusion Matrix ===

```

a b c d e f g h i j k l m n <-- classified as
55 0 0 3 2 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | a = openmouth
0 54 0 0 5 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 | b = pucker
0 0 59 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | c = smile
2 0 0 50 3 0 1 0 1 1 0 1 0 1 1 | d = straighttongue
1 1 2 1 55 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | e = uptongue
0 0 0 0 0 31 10 1 8 1 0 5 1 3 3 | f = ma
0 0 0 0 0 8 39 1 1 5 3 0 3 0 0 | g = mee
0 0 0 1 0 0 1 38 2 0 9 0 0 9 0 | h = muu
0 0 0 0 0 8 2 0 26 9 1 10 2 2 2 | i = na
0 0 0 2 0 0 5 1 6 39 0 0 5 2 2 | j = nee
0 0 0 0 1 0 1 2 1 3 45 1 0 6 1 | k = nuu
0 0 0 0 0 10 0 0 6 3 0 37 3 1 1 | l = ka
0 0 0 1 0 1 3 1 2 10 0 0 41 1 1 | m = kee

```

```

0 0 0 0 0 1 1 8 2 0 5 0 3 40 | n = kuu
(1246) Selected attributes: 2,16,25,26,28,36,44,46,52,54,58,64,70,72 : 14
1dasdv
1wamp
2mav2
2myop
2ssc
2zc
4myop
4ssc
4wamp
4zc
6log
6ssc
6wamp
6zc

```

Time taken to build model: 2533.34 seconds

=== Stratified cross-validation ===

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	655	77.9762 %
Incorrectly Classified Instances	185	22.0238 %
Kappa statistic	0.7628	
Mean absolute error	0.0317	
Root mean squared error	0.1733	
Relative absolute error	23.9198 %	
Root relative squared error	67.2723 %	
Total Number of Instances	840	

=== Confusion Matrix ===

```

a b c d e f g h i j k l m n <-- classified as
56 0 0 3 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | a = openmouth
0 58 0 0 2 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | b = pucker
0 0 59 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 | c = smile
2 0 0 54 1 1 0 0 0 1 1 0 0 0 0 | d = straighttongue

```

```

0 2 1 4 53 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | e = uptongue
0 0 0 0 0 46 4 1 2 3 2 2 0 0 | f = ma
0 0 0 0 0 6 39 4 3 4 2 0 2 0 | g = mee
1 0 0 0 0 1 1 42 3 1 6 0 0 5 | h = muu
0 0 0 0 0 3 4 2 36 7 3 4 1 0 | i = na
0 0 0 0 0 1 3 2 6 37 3 2 3 3 | j = nee
0 0 0 0 1 1 2 7 1 1 39 4 0 4 | k = nuu
0 0 0 0 0 3 0 0 4 2 4 44 0 3 | l = ka
0 0 0 0 0 1 1 1 1 6 1 0 49 0 | m = kee
0 0 0 0 0 1 1 2 1 1 7 2 2 43 | n = kuu

```

(1346) Selected attributes: 2,16,19,21,26,28,36,46,49,52,54,58,64,70,72 : 15

1dasdv

1wamp

3aac

3iemg

3myop

3ssc

3zc

4ssc

4tm4

4wamp

4zc

6log

6ssc

6wamp

6zc

Time taken to build model: 3196.2 seconds

=== Stratified cross-validation ===

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	630	75	%
Incorrectly Classified Instances	210	25	%
Kappa statistic	0.7308		
Mean absolute error	0.0358		

Root mean squared error	0.1836
Relative absolute error	26.9552 %
Root relative squared error	71.2938 %
Coverage of cases (0.95 level)	77.9762 %
Mean rel. region size (0.95 level)	7.7976 %
Total Number of Instances	840

=== Confusion Matrix ===

```

a b c d e f g h i j k l m n <-- classified as
55 0 0 4 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | a = openmouth
0 57 2 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 | b = pucker
0 1 54 0 3 0 0 1 0 0 0 0 0 1 0 | c = smile
1 0 0 56 1 0 0 0 0 0 0 0 1 0 1 | d = straighttongue
0 2 4 1 53 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | e = uptongue
0 0 0 0 0 42 6 0 4 0 0 7 0 1 | f = ma
0 0 2 0 0 4 44 2 0 4 1 0 2 1 | g = mee
0 0 0 0 0 1 2 40 0 3 4 1 3 6 | h = muu
0 0 0 0 0 3 2 2 34 4 1 13 1 0 | i = na
0 0 0 0 0 2 4 4 4 34 1 1 8 2 | j = nee
0 0 0 2 0 0 0 9 2 2 37 0 1 7 | k = nuu
0 0 0 0 0 6 0 0 6 2 0 43 1 2 | l = ka
0 0 0 0 0 0 5 1 3 6 1 1 40 3 | m = kee
0 0 0 0 0 0 0 5 1 0 7 1 5 41 | n = kuu

```

(1356) Selected attributes: 2,16,21,26,28,36,44,52,54,58,64,70,72 : 13

1dasdv

1wamp

3iemg

3myop

3ssc

3zc

5myop

5wamp

5zc

6log

6ssc

6wamp

6zc

Time taken to build model: 2224 seconds

=== Stratified cross-validation ===

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	628	74.7619 %
Incorrectly Classified Instances	212	25.2381 %
Kappa statistic	0.7282	
Mean absolute error	0.0366	
Root mean squared error	0.1853	
Relative absolute error	27.5774 %	
Root relative squared error	71.9454 %	
Total Number of Instances	840	

=== Confusion Matrix ===

```

a b c d e f g h i j k l m n <-- classified as
57 0 0 3 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | a = openmouth
0 57 1 0 1 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 | b = pucker
0 1 55 0 3 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 | c = smile
2 0 0 50 3 1 1 0 1 0 0 1 0 1 1 | d = straighttongue
0 1 3 2 53 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 | e = uptongue
0 0 0 0 0 37 6 1 9 0 0 7 0 0 0 | f = ma
0 0 2 0 0 4 38 2 1 7 0 0 2 4 4 | g = mee
0 0 0 1 0 0 2 42 2 0 5 0 0 8 8 | h = muu
0 0 0 0 0 12 0 0 30 6 1 10 0 1 1 | i = na
0 0 0 0 0 0 5 1 4 40 0 0 6 4 4 | j = nee
0 0 0 1 0 1 1 5 0 1 44 2 1 4 4 | k = nuu
0 0 0 0 0 6 1 0 7 2 1 41 1 1 1 | l = ka
0 0 0 0 0 2 2 0 1 10 1 0 43 1 1 | m = kee
0 0 0 1 0 2 1 5 1 0 7 2 0 41 1 | n = kuu

```

(2346) Selected attributes: 8,11,18,21,28,36,46,52,58,64,70,72 : 12

2myop

2ssi

2zc
 3iemg
 3ssc
 3zc
 4ssc
 4wamp
 6log
 6ssc
 6wamp
 6zc

Time taken to build model: 2563.77 seconds

=== Stratified cross-validation ===

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	640	76.1905 %
Incorrectly Classified Instances	200	23.8095 %
Kappa statistic	0.7436	
Mean absolute error	0.0339	
Root mean squared error	0.1786	
Relative absolute error	25.5357 %	
Root relative squared error	69.351 %	
Coverage of cases (0.95 level)	79.5238 %	
Mean rel. region size (0.95 level)	7.7296 %	
Total Number of Instances	840	

=== Confusion Matrix ===

```

a b c d e f g h i j k l m n <-- classified as
54 0 0 5 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | a = openmouth
0 54 0 0 6 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | b = pucker
0 0 60 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | c = smile
2 0 0 52 2 1 0 0 0 1 0 2 0 0 | d = straighttongue
0 2 0 1 57 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | e = uptongue
0 0 0 0 0 44 5 2 3 2 0 3 0 1 | f = ma
0 0 0 2 2 5 37 0 2 4 2 1 5 0 | g = mee
0 0 0 0 1 0 1 40 1 0 7 1 0 9 | h = muu

```

```

0 0 0 1 0 2 0 0 35 10 0 10 1 1 | i = na
0 0 0 1 0 0 3 0 6 41 1 1 5 2 | j = nee
0 0 0 0 0 0 0 8 0 5 42 0 0 5 | k = nuu
0 0 0 0 0 5 0 0 9 2 0 40 1 3 | l = ka
0 0 0 1 0 0 3 2 2 9 0 0 42 1 | m = kee
0 0 0 0 0 2 0 3 2 1 7 2 1 42 | n = kuu

```

(2356) Selected attributes: 8,11,18,21,28,34,36,44,52,54,55,58,64,70,72 : 15

2myop

2ssi

2zc

3iemg

3ssc

3wamp

3zc

5myop

5wamp

5zc

6aac

6log

6ssc

6wamp

6zc

Time taken to build model: 2560.34 seconds

=== Stratified cross-validation ===

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	655	77.9762 %
Incorrectly Classified Instances	185	22.0238 %
Kappa statistic	0.7628	
Mean absolute error	0.0312	
Root mean squared error	0.1726	
Relative absolute error	23.5348 %	
Root relative squared error	67.0027 %	
Total Number of Instances	840	

=== Confusion Matrix ===

```

a b c d e f g h i j k l m n <-- classified as
57 0 0 3 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | a = openmouth
0 58 0 0 1 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 | b = pucker
0 0 60 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | c = smile
4 0 0 53 1 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 | d = straighttongue
0 1 1 3 55 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | e = uptongue
0 0 0 0 0 36 6 1 11 1 0 5 0 0 0 | f = ma
0 0 1 0 0 6 40 1 0 3 1 1 6 1 1 | g = mee
0 0 0 1 0 0 1 46 1 1 4 0 0 6 1 | h = muu
0 0 0 0 0 9 2 0 34 5 1 8 1 0 0 | i = na
0 0 0 0 0 0 2 0 4 44 0 2 6 2 1 | j = nee
0 0 0 0 0 0 1 4 0 2 50 1 1 1 1 | k = nuu
0 0 0 1 0 5 0 0 10 2 0 39 1 2 1 | l = ka
0 0 0 1 0 1 4 1 1 9 0 0 42 1 1 | m = kee
0 0 0 0 0 1 0 10 0 2 4 1 1 41 1 | n = kuu

```

(1245) Selected attributes: 1,2,10,16,25,26,28,29,36,46,49,52,54,62,70,72 : 16

```

1aac
1dasdv
1ssc
1wamp
2mav2
2myop
2ssc
2ssi
2zc
4ssc
4tm4
4wamp
4zc
5myop
5wamp
5zc

```

Time taken to build model: 2241.06 seconds

=== Stratified cross-validation ===

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	613	72.9762 %
Incorrectly Classified Instances	227	27.0238 %
Kappa statistic	0.709	
Mean absolute error	0.0385	
Root mean squared error	0.1867	
Relative absolute error	28.9909 %	
Root relative squared error	72.5132 %	
Total Number of Instances	840	

=== Confusion Matrix ===

```

a b c d e f g h i j k l m n <-- classified as
56 0 0 4 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | a = openmouth
0 56 0 0 4 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | b = pucker
0 0 60 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | c = smile
3 0 0 50 2 1 0 0 1 0 0 1 0 2 | d = straighttongue
0 2 1 3 52 0 0 1 0 0 0 1 0 0 | e = uptongue
0 0 0 0 0 43 9 0 3 2 1 2 0 0 | f = ma
0 0 0 0 0 3 42 3 1 7 0 0 4 0 | g = mee
0 0 0 0 0 1 2 1 33 1 2 9 1 0 10 | h = muu
0 0 0 0 0 3 1 1 32 12 0 10 1 0 | i = na
0 0 0 0 0 0 4 3 7 33 2 4 7 0 | j = nee
0 0 0 1 0 0 0 6 0 1 37 2 0 13 | k = nuu
0 0 0 0 0 2 1 1 8 2 2 36 1 7 | l = ka
0 0 0 0 0 1 3 1 5 7 1 4 38 0 | m = kee
0 0 0 0 0 0 0 5 0 0 8 2 0 45 | n = kuu

```

(1256) Selected attributes: 2,16,26,28,29,36,44,52,54,58,64,70,72 : 13

1dasdv

1wamp

2myop

2ssc

2ssi
 2zc
 5myop
 5wamp
 5zc
 6log
 6ssc
 6wamp
 6zc

Time taken to build model: 1097.78 seconds

=== Stratified cross-validation ===

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	634	75.4762 %
Incorrectly Classified Instances	206	24.5238 %
Kappa statistic	0.7359	
Mean absolute error	0.0353	
Root mean squared error	0.1819	
Relative absolute error	26.6468 %	
Root relative squared error	70.6362 %	
Total Number of Instances	840	

=== Confusion Matrix ===

```

a b c d e f g h i j k l m n <-- classified as
57 0 0 3 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | a = openmouth
0 57 0 0 2 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 | b = pucker
0 1 59 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | c = smile
3 0 0 47 3 1 2 0 0 1 0 1 1 1 1 | d = straighttongue
0 3 1 6 49 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 | e = uptongue
0 0 0 0 0 37 9 0 6 2 0 5 0 1 1 | f = ma
0 0 0 0 0 3 41 2 0 4 0 0 8 2 2 | g = mee
0 0 0 0 0 0 1 40 1 1 8 0 0 9 1 | h = muu
0 0 0 0 0 10 0 0 32 6 3 9 0 0 0 | i = na
0 0 0 1 0 0 4 0 7 36 1 2 6 3 3 | j = nee
0 0 0 0 1 0 0 7 1 1 46 1 0 3 1 | k = nuu

```

```

0 0 0 0 0 3 0 1 5 1 3 46 1 0 | l = ka
0 0 0 1 0 0 5 0 0 10 0 0 43 1 | m = kee
0 0 0 0 0 0 2 6 0 2 5 1 0 44 | n = kuu

```

(1345) Selected attributes: 1,2,10,16,19,21,26,28,36,46,49,52,62,70,72 : 15

```

1aac
1dasdv
1ssc
1wamp
3aac
3iemg
3myop
3ssc
3zc
4ssc
4tm4
4wamp
5myop
5wamp
5zc

```

Time taken to build model: 1240.35 seconds

=== Stratified cross-validation ===

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	599	71.3095 %
Incorrectly Classified Instances	241	28.6905 %
Kappa statistic	0.691	
Mean absolute error	0.0406	
Root mean squared error	0.1954	
Relative absolute error	30.6312 %	
Root relative squared error	75.873 %	
Total Number of Instances	840	

=== Confusion Matrix ===

a b c d e f g h i j k l m n <-- classified as

```

55 0 0 5 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | a = openmouth
0 58 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 1 0 | b = pucker
0 1 54 0 4 0 0 0 0 0 0 0 1 0 | c = smile
2 0 0 51 2 1 0 0 0 0 1 2 0 1 | d = straighttongue
1 2 4 1 52 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | e = uptongue
0 0 0 0 0 40 6 1 5 1 0 6 0 1 | f = ma
0 0 1 0 0 7 39 4 1 6 0 0 1 1 | g = mee
0 0 0 0 0 0 2 40 0 1 7 0 1 9 | h = muu
0 0 0 0 0 5 1 0 34 6 2 10 1 1 | i = na
0 0 0 0 0 1 4 3 10 27 1 4 8 2 | j = nee
0 0 0 3 0 2 1 10 0 1 32 1 0 10 | k = nuu
0 0 0 0 0 4 1 0 6 6 1 39 1 2 | l = ka
0 0 0 0 0 0 1 1 4 10 0 1 43 0 | m = kee
0 0 0 0 0 0 1 8 0 2 12 2 0 35 | n = kuu

```

(1456) Selected attributes: 2,16,28,31,34,36,44,52,54,58,64,70,72 : 13

1dasdv

1wamp

4ssc

4tm4

4wamp

4zc

5myop

5wamp

5zc

6log

6ssc

6wamp

6zc

Time taken to build model: 1074.2 seconds

=== Stratified cross-validation ===

=== Summary ===

Correctly Classified Instances 594 70.7143 %

Incorrectly Classified Instances 246 29.2857 %

Kappa statistic	0.6846
Mean absolute error	0.042
Root mean squared error	0.199
Relative absolute error	31.6397 %
Root relative squared error	77.28 %
Total Number of Instances	840

=== Confusion Matrix ===

```

a b c d e f g h i j k l m n <-- classified as
58 0 0 2 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | a = openmouth
0 57 1 0 2 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | b = pucker
0 0 49 0 4 1 2 0 1 0 2 0 0 1 0 | c = smile
3 0 1 51 2 0 0 0 1 0 0 2 0 0 0 | d = straighttongue
0 2 2 2 53 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 | e = uptongue
0 0 0 0 0 37 6 4 8 0 0 5 0 0 0 | f = ma
0 0 1 0 0 4 35 5 0 5 1 0 8 1 0 | g = mee
0 0 0 0 1 0 1 38 0 2 6 1 2 9 0 | h = muu
0 0 0 0 0 8 1 0 31 6 2 11 0 1 0 | i = na
0 0 0 0 0 0 10 2 5 28 2 2 9 2 0 | j = nee
0 0 0 2 0 0 0 6 0 0 36 4 0 12 0 | k = nuu
0 0 0 0 0 6 0 0 9 1 2 38 2 2 0 | l = ka
0 0 1 0 0 1 3 2 2 9 0 0 42 0 0 | m = kee
0 0 1 0 0 1 0 6 0 1 8 1 1 41 0 | n = kuu

```

(2345) Selected attributes: 7,8,11,18,19,21,28,36,46,49,52,64,70,72 : 14

2mav2

2myop

2ssi

2zc

3aac

3iemg

3ssc

3zc

4ssc

4tm4

4wamp

5ssc
5wamp
5zc

Time taken to build model: 323.16 seconds

=== Stratified cross-validation ===

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	597	71.0714 %
Incorrectly Classified Instances	243	28.9286 %
Kappa statistic	0.6885	
Mean absolute error	0.0417	
Root mean squared error	0.1981	
Relative absolute error	31.4036 %	
Root relative squared error	76.9316 %	
Total Number of Instances	840	

=== Confusion Matrix ===

```

a b c d e f g h i j k l m n <-- classified as
55 0 0 3 1 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 | a = openmouth
0 57 0 0 3 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | b = pucker
0 0 59 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 | c = smile
2 0 0 49 3 0 0 1 0 0 1 3 0 1 | d = straighttongue
1 3 0 2 54 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | e = uptongue
0 0 0 0 0 41 7 2 5 1 2 1 1 0 | f = ma
0 0 0 0 0 10 41 1 1 3 0 1 3 0 | g = mee
0 0 0 1 1 2 1 35 0 1 12 0 0 7 | h = muu
0 0 0 0 0 2 1 1 32 12 2 7 3 0 | i = na
0 0 0 2 0 1 3 1 10 25 2 6 9 1 | j = nee
0 0 0 1 0 2 1 10 1 0 33 1 0 11 | k = nuu
0 0 0 1 0 2 1 0 11 2 3 37 1 2 | l = ka
0 0 0 0 0 1 4 0 5 9 0 2 39 0 | m = kee
0 0 0 0 0 1 0 3 0 0 15 1 0 40 | n = kuu

```

(2456) Selected attributes: 8,10,11,18,28,31,34,36,44,52,54,55,58,64,70,72 : 16

2myop

2ssc
 2ssi
 2zc
 4ssc
 4tm4
 4wamp
 4zc
 5myop
 5wamp
 5zc
 6aac
 6log
 6ssc
 6wamp
 6zc

Time taken to build model: 1231.06 seconds

=== Stratified cross-validation ===

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	661	78.6905 %
Incorrectly Classified Instances	179	21.3095 %
Kappa statistic	0.7705	
Mean absolute error	0.0304	
Root mean squared error	0.1694	
Relative absolute error	22.9408 %	
Root relative squared error	65.7721 %	
Total Number of Instances	840	

=== Confusion Matrix ===

	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	<-- classified as
57	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	a = openmouth
0	58	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	b = pucker
0	0	60	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	c = smile
1	0	0	53	3	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0	d = straighttongue
0	2	2	3	52	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	e = uptongue


```

0 0 0 0 0 46 4 2 5 1 0 2 0 0 | f = ma
0 0 0 0 0 3 43 3 1 6 0 0 4 0 | g = mee
0 0 0 0 0 0 3 40 2 0 6 1 0 8 | h = muu
0 0 0 1 0 5 1 1 34 6 2 9 0 1 | i = na
0 0 0 0 0 0 1 4 5 40 0 4 4 2 | j = nee
0 0 0 0 0 1 0 6 0 1 43 3 0 6 | k = nuu
0 0 0 1 0 2 0 0 9 0 3 42 2 1 | l = ka
0 0 0 1 0 0 4 1 0 6 0 0 48 0 | m = kee
0 0 0 0 0 0 0 8 0 2 5 0 0 45 | n = kuu

```

(3456) Selected attributes: 1,3,8,10,18,28,31,34,44,52,54,55,58,64,70,72 : 16

```

3aac
3iemg
3myop
3ssc
3zc
4ssc
4tm4
4wamp
5myop
5wamp
5zc
6aac
6log
6ssc
6wamp
6zc

```

Time taken to build model: 1389.41 seconds

=== Stratified cross-validation ===

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	653	77.7381 %
Incorrectly Classified Instances	187	22.2619 %
Kappa statistic	0.7603	
Mean absolute error	0.0319	

Root mean squared error 0.173
 Relative absolute error 24.0681 %
 Root relative squared error 67.1669 %
 Total Number of Instances 840

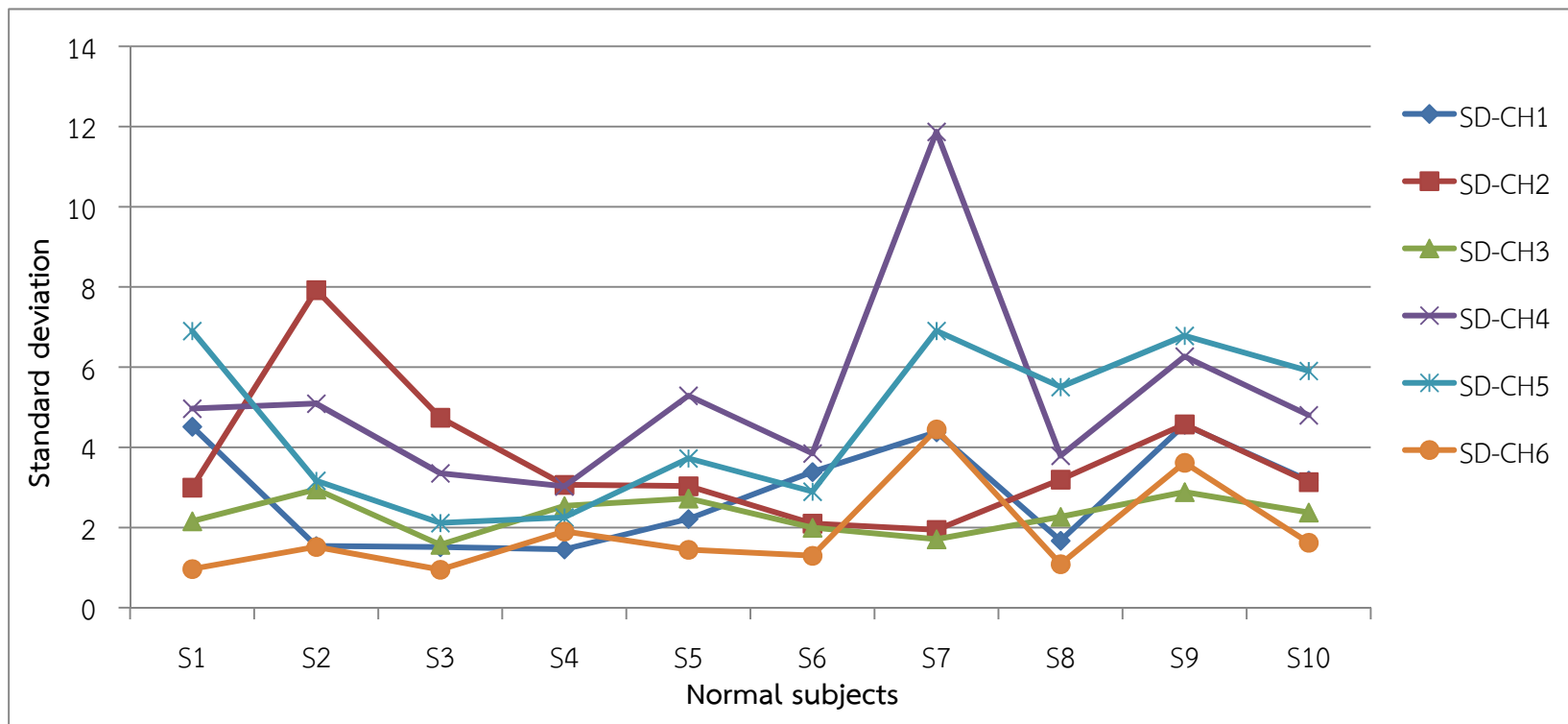
=== Confusion Matrix ===

```

a b c d e f g h i j k l m n <-- classified as
57 0 0 3 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | a = openmouth
0 57 1 0 1 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 | b = pucker
0 1 56 0 2 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 | c = smile
1 0 0 55 2 1 0 0 0 0 0 0 0 1 0 | d = straighttongue
0 0 4 1 55 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 | e = uptongue
0 0 0 0 0 42 8 0 6 1 0 3 0 0 0 | f = ma
0 0 2 0 0 4 42 2 1 6 0 1 2 0 0 | g = mee
0 0 0 1 0 0 1 49 0 2 2 0 1 4 0 | h = muu
0 0 0 0 0 10 0 0 29 5 3 10 3 0 0 | i = na
0 0 0 0 0 3 2 2 5 37 1 2 5 3 0 | j = nee
1 0 0 0 0 0 0 8 0 3 43 0 0 5 0 | k = nuu
0 0 0 0 0 2 1 0 10 1 1 42 1 2 0 | l = ka
0 0 0 0 0 0 3 0 3 8 0 1 45 0 0 | m = kee
0 0 0 0 0 0 1 6 0 1 6 2 0 44 0 | n = kuu

```

ภาคผนวก ค
ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของอาสาสมัครกลุ่มปกติแต่ละราย



รูปที่ ข.1 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของอาสาสมัครกลุ่มปกติแต่ละรายในแต่ละช่องสัญญาณ

ภาคผนวก ง
โครงสร้างของตัวจำแนกประเภท

3ssc <= 31.444444	[1wamp] * -1.88 +
1wamp <= 43.111111	[2mav2] * -0.38 +
6aac <= 2.205694: LM_1	[2zc] * -0.19 +
6aac > 2.205694	[3aac] * 0.68 +
3aac <= 5.1035: LM_2	[3iemg] * 0 +
3aac > 5.1035	[3ssc] * 0.02 +
6aac <= 4.977641: LM_3	[4wamp] * 5.13 +
6aac > 4.977641: LM_4	[5myop] * 849.39 +
1wamp > 43.111111: LM_5	[5zc] * -1.97 +
3ssc > 31.444444: LM_6	[6aac] * -0.69 +
	[6ssc] * -0.84 +
Number of Leaves : 6	[6wamp] * 0.1 +
Size of the Tree : 11	[6zc] * 0.99

LM_1:

Class 0 :

-347.04 +
 [1dasdv] * 0.26 +
 [1wamp] * 0.65 +
 [2mav2] * -4.32 +
 [2zc] * 0.41 +
 [3aac] * 3.71 +
 [3ssc] * -0.23 +
 [3zc] * -0.1 +
 [4ssc] * 0.68 +
 [4wamp] * -0.01 +
 [5myop] * -184.55 +
 [5zc] * -0.09 +
 [6aac] * 0.93 +
 [6log] * -2.02 +
 [6wamp] * -0.25 +
 [6zc] * -0.44

Class 1 :

-553.67 +
 [1dasdv] * 1.16 +

Class 2 :

-551.86 +
 [2myop] * 1450.68 +
 [2zc] * 0.07 +
 [3aac] * -0.8 +
 [3zc] * -0.1 +
 [5zc] * -1.18 +
 [6log] * -0.79 +
 [6ssc] * -0.11 +
 [6wamp] * -0.32

Class 3 :

-103.26 +
 [1dasdv] * 1.25 +
 [1wamp] * 0.23 +
 [2myop] * -593.85 +
 [2zc] * 0.05 +
 [3aac] * 2.22 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 0.15 +
 [3zc] * -0.21 +
 [4ssc] * -0.23 +

[4tm4] * 0 +
 [4wamp] * -0.31 +
 [5myop] * -8.17 +
 [5zc] * -0.31 +
 [6aac] * 6.55 +
 [6log] * -2.03 +
 [6ssc] * -0.32 +
 [6wamp] * -0.74 +
 [6zc] * -0.06

Class 4 :

-391.13 +
 [1dasdv] * -0.12 +
 [1wamp] * -0.23 +
 [2mav2] * 0.32 +
 [2myop] * -6.87 +
 [2ssi] * 0 +
 [3aac] * 0.05 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 0.11 +
 [3zc] * -0.26 +
 [4ssc] * -0.02 +
 [4wamp] * 0.11 +
 [5myop] * 8.22 +
 [5zc] * -0.08 +
 [6aac] * 1.64 +
 [6log] * 0 +
 [6ssc] * -0.26 +
 [6zc] * -0.1

Class 5 :

-122.71 +
 [1dasdv] * 0.11 +
 [1wamp] * 0.09 +
 [2mav2] * 0.67 +
 [2ssi] * 0 +

[2zc] * -0.01 +
 [3aac] * 1.43 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * -0.07 +
 [3zc] * 0.04 +
 [4ssc] * -0.03 +
 [4wamp] * -0.24 +
 [5myop] * -55.64 +
 [5zc] * -0.15 +
 [6aac] * -0.03 +
 [6log] * -0.54 +
 [6ssc] * -0.01 +
 [6wamp] * 0.35 +
 [6zc] * 0

Class 6 :

-118.58 +
 [1dasdv] * 0.52 +
 [1wamp] * -0.04 +
 [2mav2] * 0.1 +
 [2myop] * 83.51 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * 0.02 +
 [3aac] * -2.67 +
 [3iemg] * 0.01 +
 [3ssc] * -0.03 +
 [3zc] * 0.02 +
 [4ssc] * -0.1 +
 [4wamp] * -0.2 +
 [5myop] * -9.94 +
 [5zc] * -0.09 +
 [6aac] * -1.39 +
 [6log] * 0.19 +
 [6wamp] * -0.02 +
 [6zc] * -0.07

Class 7 :

-150.5 +
 [1dasdv] * -0.05 +
 [1wamp] * -0.07 +
 [2mav2] * -0.77 +
 [2myop] * -1.65 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * -0.02 +
 [3aac] * -0.49 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 0.06 +
 [3zc] * 0.01 +
 [4ssc] * -0.04 +
 [4wamp] * 0.13 +
 [5myop] * 16.51 +
 [5zc] * -0.01 +
 [6aac] * -1.88 +
 [6log] * 0.93 +
 [6ssc] * -0.02 +
 [6wamp] * 0.33 +
 [6zc] * 0.06

Class 8 :

-129.13 +
 [1dasdv] * 0.26 +
 [1wamp] * -0.06 +
 [2myop] * -26.51 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * -0.01 +
 [3aac] * 1.74 +
 [3iemg] * -0.01 +
 [3ssc] * 0.06 +
 [3zc] * 0 +
 [4ssc] * 0.08 +
 [4wamp] * 0.03 +
 [5myop] * -61.83 +

[5zc] * 0 +
 [6aac] * 0.24 +
 [6log] * -0.57 +
 [6ssc] * -0.01 +
 [6wamp] * -0.02 +
 [6zc] * -0.05

Class 9 :

-121.25 +
 [1dasdv] * -0.15 +
 [1wamp] * 0.25 +
 [2mav2] * -0.24 +
 [2myop] * -13.3 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * -0.03 +
 [3aac] * 0.26 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 0.03 +
 [3zc] * -0.07 +
 [4ssc] * 0.06 +
 [4wamp] * -0.09 +
 [5myop] * -44.89 +
 [5zc] * 0.02 +
 [6aac] * 0.58 +
 [6log] * 0.04 +
 [6ssc] * 0.06 +
 [6wamp] * -1.02 +
 [6zc] * -0.01

Class 10 :

-327.78 +
 [1dasdv] * -0.14 +
 [1wamp] * -1 +
 [2mav2] * 45.89 +
 [2myop] * 13617.66 +
 [2ssi] * 0 +

[2zc] * -0.01 +
 [3aac] * -0.54 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * -0.07 +
 [3zc] * 0.18 +
 [4ssc] * -0.08 +
 [4wamp] * -0.01 +
 [5myop] * -2622.6 +
 [5zc] * 0.17 +
 [6aac] * 159.71 +
 [6log] * 54.9 +
 [6ssc] * -5.12 +
 [6wamp] * 0 +
 [6zc] * -0.65

Class 11 :

-95.29 +
 [1dasdv] * -0.09 +
 [1wamp] * 0 +
 [2mav2] * -0.7 +
 [2myop] * -37.47 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * -0.05 +
 [3aac] * 2.31 +
 [3iemg] * -0.01 +
 [3ssc] * 0.01 +
 [3zc] * -0.11 +
 [4ssc] * 0.05 +
 [5myop] * -39.02 +
 [5zc] * -0.05 +
 [6aac] * 1.89 +
 [6log] * -0.84 +
 [6ssc] * -0.07 +
 [6wamp] * 0.12

Class 12 :

-128.17 +
 [1dasdv] * -0.06 +
 [1wamp] * 0.16 +
 [2mav2] * 0.01 +
 [2myop] * 88.65 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * 0.06 +
 [3aac] * -3.68 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 0.31 +
 [3zc] * -0.08 +
 [4ssc] * 0.05 +
 [4wamp] * 0.1 +
 [5zc] * 0.13 +
 [6aac] * 0.83 +
 [6log] * -2.04 +
 [6ssc] * 0.52 +
 [6wamp] * -1.19 +
 [6zc] * -0.08

Class 13 :

416.56 +
 [1dasdv] * 1.59 +
 [1wamp] * 0 +
 [2mav2] * -59.45 +
 [2myop] * -145.4 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * -0.08 +
 [3aac] * -1.17 +
 [3iemg] * 0.01 +
 [3ssc] * -0.14 +
 [3zc] * 0.25 +
 [4ssc] * 0.07 +
 [4wamp] * 0.01 +
 [5myop] * 1590.89 +
 [5zc] * -0.11 +

[6aac] * -181.14 +
 [6log] * -56.11 +
 [6ssc] * 28.23 +
 [6wamp] * -0.3 +
 [6zc] * 0.01

LM_2:

Class 0 :

-436.18 +
 [1dasdv] * 0.26 +
 [1wamp] * 0.65 +
 [2mav2] * -4.32 +
 [2zc] * 0.41 +
 [3aac] * 3.71 +
 [3ssc] * -0.23 +
 [3zc] * -0.1 +
 [4ssc] * 0.68 +
 [4wamp] * -0.01 +
 [5myop] * -184.55 +
 [5zc] * -0.09 +
 [6aac] * 0.93 +
 [6log] * -2.02 +
 [6wamp] * -0.25 +
 [6zc] * -0.44

Class 1 :

-799.05 +
 [1wamp] * -1.88 +
 [2mav2] * -0.38 +
 [2zc] * -0.19 +
 [3aac] * 0.68 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 0.02 +
 [4wamp] * 5.13 +
 [5myop] * 48.63 +

[5zc] * -0.8 +
 [6aac] * -0.69 +
 [6ssc] * -0.84 +
 [6wamp] * 0.1 +
 [6zc] * 0.99

Class 2 :

-692.14 +
 [2myop] * 1687.39 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * 0.07 +
 [3aac] * -0.8 +
 [3zc] * -0.1 +
 [5zc] * -1.18 +
 [6log] * -0.79 +
 [6ssc] * -0.11 +
 [6wamp] * -0.32

Class 3 :

-31.81 +
 [1dasdv] * 2.23 +
 [1wamp] * 0.23 +
 [2myop] * -1057.29 +
 [2zc] * 0.06 +
 [3aac] * 2.37 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 0.15 +
 [3zc] * -0.3 +
 [4ssc] * -0.42 +
 [4tm4] * 0 +
 [4wamp] * -0.34 +
 [5myop] * -8.17 +
 [5zc] * -0.51 +
 [6aac] * 10.98 +
 [6log] * -3.81 +
 [6ssc] * -0.32 +

[6wamp] * -1.13 +
[6zc] * -0.06

Class 4 :

-480.27 +
[1dasdv] * -0.12 +
[1wamp] * -0.23 +
[2mav2] * 0.32 +
[2myop] * -6.87 +
[2ssi] * 0 +
[3aac] * 0.05 +
[3iemg] * 0 +
[3ssc] * 0.11 +
[3zc] * -0.26 +
[4ssc] * -0.02 +
[4wamp] * 0.11 +
[5myop] * 8.22 +
[5zc] * -0.08 +
[6aac] * 1.64 +
[6log] * 0 +
[6ssc] * -0.26 +
[6zc] * -0.1

Class 5 :

243.02 +
[1dasdv] * -0.34 +
[1wamp] * 0.1 +
[2mav2] * 3.79 +
[2myop] * 101.31 +
[2ssi] * 0 +
[2zc] * -0.01 +
[3aac] * 1.66 +
[3iemg] * 0 +
[3ssc] * -5.17 +
[3zc] * -0.86 +
[4ssc] * 0.06 +

[4wamp] * -1.18 +
[5myop] * -64.82 +
[5zc] * 0.21 +
[6aac] * -0.88 +
[6log] * -0.66 +
[6ssc] * 0.02 +
[6wamp] * 0.45 +
[6zc] * -0.48

Class 6 :

136.28 +
[1dasdv] * 0.59 +
[1wamp] * -1.93 +
[2mav2] * 0.1 +
[2myop] * 97.17 +
[2ssi] * 0 +
[2zc] * -0.2 +
[3aac] * -13.23 +
[3iemg] * 0 +
[3ssc] * -0.7 +
[3zc] * 0.03 +
[4ssc] * 0.71 +
[4tm4] * 0 +
[4wamp] * -0.84 +
[5myop] * 444.01 +
[5zc] * -0.11 +
[6aac] * -1.86 +
[6log] * 0.41 +
[6wamp] * -0.02 +
[6zc] * -0.23

Class 7 :

8.56 +
[1dasdv] * -0.05 +
[1wamp] * -0.11 +
[2mav2] * -0.9 +

[2myop] * -20.18 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * -0.03 +
 [3aac] * -0.49 +
 [3iemg] * 0.12 +
 [3ssc] * 0.05 +
 [3zc] * 0.01 +
 [4ssc] * -0.05 +
 [4tm4] * 0 +
 [4wamp] * -4.89 +
 [5myop] * 96.16 +
 [5zc] * -1.85 +
 [6aac] * -2.61 +
 [6log] * 1.23 +
 [6wamp] * 0.53 +
 [6zc] * 0.05

Class 8 :

-111.98 +
 [1dasdv] * 2.25 +
 [1wamp] * -0.06 +
 [2mav2] * 0.04 +
 [2myop] * -181.94 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * 0.02 +
 [3aac] * 1.87 +
 [3iemg] * -0.01 +
 [3ssc] * 0.09 +
 [3zc] * 0.5 +
 [4ssc] * 0.11 +
 [4tm4] * 0 +
 [4wamp] * 0.04 +
 [5myop] * -77.31 +
 [5zc] * 0 +
 [6aac] * 1.21 +
 [6log] * -0.57 +

[6ssc] * -0.03 +
 [6wamp] * 1.22 +
 [6zc] * 0.1

Class 9 :

-31.28 +
 [1dasdv] * -1.58 +
 [1wamp] * 0.27 +
 [2mav2] * -0.3 +
 [2myop] * 126.17 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * 0.04 +
 [3aac] * 7.51 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 1.19 +
 [3zc] * -0.12 +
 [4ssc] * -0.23 +
 [4wamp] * 0.05 +
 [5myop] * 35.89 +
 [5zc] * 0.05 +
 [6aac] * -7.32 +
 [6log] * 2.42 +
 [6ssc] * -1.14 +
 [6wamp] * -1.16 +
 [6zc] * 0.2

Class 10 :

-85.13 +
 [1dasdv] * 0.19 +
 [1wamp] * -0.13 +
 [2mav2] * -1.6 +
 [2myop] * 117.32 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * 0.02 +
 [3aac] * 1.55 +
 [3iemg] * 0 +

[3ssc] * -0.14 +
 [3zc] * -0.03 +
 [4ssc] * -0.03 +
 [4wamp] * 0.02 +
 [5myop] * 24.38 +
 [5zc] * 0 +
 [6aac] * -3.01 +
 [6log] * 0.01 +
 [6ssc] * 0.48 +
 [6wamp] * 0 +
 [6zc] * 0

Class 11 :

-64.6 +
 [1dasdv] * -0.35 +
 [1wamp] * 0.02 +
 [2mav2] * -0.72 +
 [2myop] * -142.7 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * -0.38 +
 [3aac] * 2.51 +
 [3iemg] * -0.02 +
 [3ssc] * 0.23 +
 [3zc] * -0.37 +
 [4ssc] * 0.07 +
 [4wamp] * -0.62 +
 [5myop] * -42.18 +
 [5zc] * -0.29 +
 [6aac] * 4.76 +
 [6log] * -0.92 +
 [6ssc] * -0.12 +
 [6wamp] * 0.02 +
 [6zc] * 1.28

Class 12 :

-9.34 +

[1dasdv] * 0.2 +
 [1wamp] * 1.67 +
 [2mav2] * 0.56 +
 [2myop] * 96.87 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * 0.07 +
 [3aac] * -17.05 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 1.06 +
 [3zc] * -0.05 +
 [4ssc] * -0.26 +
 [4tm4] * 0 +
 [4wamp] * 1.06 +
 [5myop] * -3.21 +
 [5zc] * 0.37 +
 [6aac] * 0.83 +
 [6log] * -2.33 +
 [6ssc] * 0.55 +
 [6wamp] * -7.32 +
 [6zc] * -0.02

Class 13 :

-58.88 +
 [1dasdv] * -4.4 +
 [1wamp] * -0.07 +
 [2mav2] * 0.13 +
 [2myop] * -327.84 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * 0.02 +
 [3aac] * -5.51 +
 [3iemg] * 0.01 +
 [3ssc] * -0.49 +
 [3zc] * 0.67 +
 [4ssc] * -0.02 +
 [4tm4] * 0 +
 [4wamp] * 1.97 +

[5myop] * 626.83 +
 [5zc] * 0.07 +
 [6aac] * 0.04 +
 [6log] * 0.09 +
 [6ssc] * 0.2 +
 [6wamp] * -0.78 +
 [6zc] * -0.38

LM_3:

Class 0 :

-620.96 +
 [1dasdv] * 0.26 +
 [1wamp] * 0.65 +
 [2mav2] * -4.32 +
 [2zc] * 0.41 +
 [3aac] * 3.71 +
 [3ssc] * -0.23 +
 [3zc] * -0.1 +
 [4ssc] * 0.68 +
 [4wamp] * -0.01 +
 [5myop] * -184.55 +
 [5zc] * -0.09 +
 [6aac] * 0.93 +
 [6log] * -2.02 +
 [6wamp] * -0.25 +
 [6zc] * -0.44

Class 1 :

-983.84 +
 [1wamp] * -1.88 +
 [2mav2] * -0.38 +
 [2zc] * -0.19 +
 [3aac] * 0.68 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 0.02 +

[4wamp] * 5.13 +
 [5myop] * 48.63 +
 [5zc] * -0.8 +
 [6aac] * -0.69 +
 [6ssc] * -0.84 +
 [6wamp] * 0.1 +
 [6zc] * 0.99

Class 2 :

-940.97 +
 [2mav2] * 0.06 +
 [2myop] * 1722.2 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * -0.08 +
 [3aac] * -0.45 +
 [3zc] * -0.1 +
 [5zc] * -1.18 +
 [6aac] * 2.4 +
 [6log] * -0.79 +
 [6ssc] * -0.11 +
 [6wamp] * -0.32

Class 3 :

-57.03 +
 [1dasdv] * 3.37 +
 [1wamp] * 0.23 +
 [2myop] * -1633.48 +
 [2zc] * 0.07 +
 [3aac] * 2.82 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 0.15 +
 [3zc] * -0.41 +
 [4ssc] * -0.56 +
 [4tm4] * 0 +
 [4wamp] * -0.4 +
 [5myop] * -8.17 +

[5zc] * -0.73 +
 [6aac] * 15.03 +
 [6log] * -5.48 +
 [6ssc] * -0.32 +
 [6wamp] * -1.52 +
 [6zc] * -0.06

Class 4 :

-665.06 +
 [1dasdv] * -0.12 +
 [1wamp] * -0.23 +
 [2mav2] * 0.32 +
 [2myop] * -6.87 +
 [2ssi] * 0 +
 [3aac] * 0.05 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 0.11 +
 [3zc] * -0.26 +
 [4ssc] * -0.02 +
 [4wamp] * 0.11 +
 [5myop] * 8.22 +
 [5zc] * -0.08 +
 [6aac] * 1.64 +
 [6log] * 0 +
 [6ssc] * -0.26 +
 [6zc] * -0.1

Class 5 :

-24.88 +
 [1dasdv] * 0.05 +
 [1wamp] * -0.5 +
 [2mav2] * 0.61 +
 [2myop] * 14.37 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * 0.1 +
 [3aac] * 2.49 +

[3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 0.08 +
 [3zc] * 0.34 +
 [4ssc] * -0.54 +
 [4wamp] * -0.18 +
 [5myop] * -10.64 +
 [5zc] * -0.58 +
 [6aac] * 3.1 +
 [6log] * -0.79 +
 [6ssc] * 1.26 +
 [6wamp] * 0.53 +
 [6zc] * 0.14

Class 6 :

24.56 +
 [1dasdv] * 0.72 +
 [1wamp] * 0.01 +
 [2mav2] * 0.1 +
 [2myop] * 112.53 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * 0.04 +
 [3aac] * -3.91 +
 [3iemg] * 0.01 +
 [3ssc] * -0.06 +
 [3zc] * 0.11 +
 [4ssc] * -0.45 +
 [4wamp] * -0.5 +
 [5myop] * 12.47 +
 [5zc] * -0.18 +
 [6aac] * -2.83 +
 [6log] * 1.4 +
 [6ssc] * 1.6 +
 [6wamp] * -0.89 +
 [6zc] * -0.08

Class 7 :

58.19 +
 [1dasdv] * -0.03 +
 [1wamp] * -0.13 +
 [2mav2] * -2.27 +
 [2myop] * -16.22 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * -0.04 +
 [3aac] * -0.69 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 0.05 +
 [3zc] * 0.01 +
 [4ssc] * -0.07 +
 [4wamp] * 0.15 +
 [5myop] * 24.73 +
 [5zc] * 0.06 +
 [6aac] * -3.79 +
 [6log] * -4.91 +
 [6wamp] * 0.65 +
 [6zc] * -0.15

Class 8 :

35.91 +
 [1dasdv] * 0.3 +
 [1wamp] * -0.05 +
 [2mav2] * 0.95 +
 [2myop] * -40.74 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * -0.05 +
 [3aac] * 2.98 +
 [3iemg] * -0.01 +
 [3ssc] * 0.49 +
 [3zc] * -0.03 +
 [4ssc] * 0.11 +
 [4wamp] * 0.04 +
 [5myop] * -144.46 +
 [5zc] * -0.05 +

[6aac] * -3.09 +
 [6log] * 2.47 +
 [6ssc] * 0.3 +
 [6wamp] * -0.1 +
 [6zc] * -0.04

Class 9 :

24.47 +
 [1dasdv] * 0.07 +
 [1wamp] * 0.27 +
 [2mav2] * -0.3 +
 [2myop] * -37.98 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * -0.05 +
 [3aac] * 0.65 +
 [3iemg] * -0.01 +
 [3ssc] * 0.11 +
 [3zc] * -0.2 +
 [4ssc] * 0.2 +
 [4wamp] * -0.15 +
 [5myop] * -72.01 +
 [5zc] * 0.05 +
 [6aac] * 2.09 +
 [6log] * -0.33 +
 [6ssc] * 0.65 +
 [6wamp] * -1.68 +
 [6zc] * 0.07

Class 10 :

6.21 +
 [1dasdv] * -0.02 +
 [1wamp] * -0.23 +
 [2mav2] * -1.81 +
 [2myop] * 126.58 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * 0.03 +

[3aac] * 2.16 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * -0.32 +
 [3zc] * -0.04 +
 [4ssc] * -0.01 +
 [4wamp] * 0.04 +
 [5myop] * 32.46 +
 [5zc] * -0.04 +
 [6aac] * -2.21 +
 [6log] * 0.64 +
 [6ssc] * -0.39 +
 [6wamp] * 0.21 +
 [6zc] * 0.01

Class 11 :

61.12 +
 [1dasdv] * -1.43 +
 [1wamp] * 0.32 +
 [2mav2] * 2.19 +
 [2myop] * -365.08 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * -0.07 +
 [3aac] * 4.17 +
 [3iemg] * -0.02 +
 [3ssc] * -0.71 +
 [3zc] * -0.21 +
 [4ssc] * 0.35 +
 [4tm4] * 0 +
 [4wamp] * 0.39 +
 [5myop] * -42.18 +
 [5zc] * -0.13 +
 [6aac] * 2.41 +
 [6log] * 1.8 +
 [6ssc] * -0.16 +
 [6wamp] * 1.96 +
 [6zc] * 0.02

Class 12 :

35.15 +
 [1dasdv] * -0.64 +
 [1wamp] * 0.29 +
 [2mav2] * 0.17 +
 [2myop] * 118.67 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * 0.12 +
 [3aac] * -1.51 +
 [3iemg] * -0.01 +
 [3ssc] * 0.14 +
 [3zc] * -0.23 +
 [4ssc] * 0.35 +
 [4wamp] * 0.08 +
 [5myop] * -45.81 +
 [5zc] * 0.09 +
 [6aac] * 1.03 +
 [6log] * 0.47 +
 [6ssc] * -2.53 +
 [6wamp] * 0.78 +
 [6zc] * -0.1

Class 13 :

-40.81 +
 [1dasdv] * -0.35 +
 [1wamp] * -0.02 +
 [2mav2] * 1.19 +
 [2myop] * -136.16 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * 0 +
 [3aac] * -1.66 +
 [3iemg] * 0.01 +
 [3ssc] * -0.14 +
 [3zc] * 0.1 +
 [4ssc] * -0.02 +

[4wamp] * 0 +
 [5myop] * 86.55 +
 [5zc] * 0.16 +
 [6aac] * 0.2 +
 [6log] * 0.2 +
 [6ssc] * -0.21 +
 [6wamp] * -1 +
 [6zc] * 0.01

LM_4:

Class 0 :

-524.39 +
 [1dasdv] * 0.26 +
 [1wamp] * 0.65 +
 [2mav2] * -4.32 +
 [2zc] * 0.41 +
 [3aac] * 3.71 +
 [3ssc] * -0.23 +
 [3zc] * -0.1 +
 [4ssc] * 0.68 +
 [4wamp] * -0.01 +
 [5myop] * -184.55 +
 [5zc] * -0.09 +
 [6aac] * 0.93 +
 [6log] * -2.02 +
 [6wamp] * -0.25 +
 [6zc] * -0.44

Class 1 :

-887.27 +
 [1wamp] * -1.88 +
 [2mav2] * -0.38 +
 [2zc] * -0.19 +
 [3aac] * 0.68 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 0.02 +

[4wamp] * 5.13 +
 [5myop] * 48.63 +
 [5zc] * -0.8 +
 [6aac] * -0.69 +
 [6ssc] * -0.84 +
 [6wamp] * 0.1 +
 [6zc] * 0.99

Class 2 :

-806.31 +
 [2myop] * 1687.39 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * 0.07 +
 [3aac] * -0.8 +
 [3zc] * -0.1 +
 [5zc] * -1.18 +
 [6log] * -0.79 +
 [6ssc] * -0.11 +
 [6wamp] * -0.32

Class 3 :

122.82 +
 [1dasdv] * 3.37 +
 [1wamp] * 0.23 +
 [2myop] * -226.27 +
 [2zc] * 0.07 +
 [3aac] * 2.82 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 0.52 +
 [3zc] * -0.46 +
 [4ssc] * -0.56 +
 [4tm4] * 0 +
 [4wamp] * -0.4 +
 [5myop] * 151.99 +
 [5zc] * -0.93 +
 [6aac] * 15.03 +

[6log] * -5.48 +
 [6ssc] * -0.32 +
 [6wamp] * -5.32 +
 [6zc] * -0.06

Class 4 :

-568.49 +
 [1dasdv] * -0.12 +
 [1wamp] * -0.23 +
 [2mav2] * 0.32 +
 [2myop] * -6.87 +
 [2ssi] * 0 +
 [3aac] * 0.05 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 0.11 +
 [3zc] * -0.26 +
 [4ssc] * -0.02 +
 [4wamp] * 0.11 +
 [5myop] * 8.22 +
 [5zc] * -0.08 +
 [6aac] * 1.64 +
 [6log] * 0 +
 [6ssc] * -0.26 +
 [6zc] * -0.1

Class 5 :

47.85 +
 [1dasdv] * 0.23 +
 [1wamp] * 0.37 +
 [2mav2] * 0.76 +
 [2myop] * 14.37 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * 0 +
 [3aac] * 1.7 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * -0.1 +

[3zc] * -0.01 +
 [4ssc] * -0.12 +
 [4wamp] * -0.5 +
 [5myop] * -94.47 +
 [5zc] * -0.27 +
 [6aac] * -0.3 +
 [6log] * -0.79 +
 [6ssc] * 0.02 +
 [6wamp] * 0.41 +
 [6zc] * 0

Class 6 :

26.77 +
 [1dasdv] * 0.94 +
 [1wamp] * -0.27 +
 [2mav2] * -0.75 +
 [2myop] * 92.99 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * -0.03 +
 [3aac] * -3.91 +
 [3iemg] * 0.01 +
 [3ssc] * 0.36 +
 [3zc] * 0.04 +
 [4ssc] * -0.34 +
 [4wamp] * 0 +
 [5myop] * -27.27 +
 [5zc] * -0.09 +
 [6aac] * -1.94 +
 [6log] * 0.45 +
 [6wamp] * 0.26 +
 [6zc] * -0.08

Class 7 :

8.8 +
 [1dasdv] * -0.05 +
 [1wamp] * -0.06 +

[2mav2] * -1.48 +
 [2myop] * -69.78 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * -0.04 +
 [3aac] * -0.38 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 0.05 +
 [3zc] * -0.13 +
 [4ssc] * -0.25 +
 [4wamp] * 0.24 +
 [5myop] * 140.39 +
 [5zc] * 0.03 +
 [6aac] * -3.79 +
 [6log] * 1.17 +
 [6wamp] * 0.83 +
 [6zc] * 0.04

Class 8 :

15.24 +
 [1dasdv] * 0.2 +
 [1wamp] * -0.05 +
 [2mav2] * 0.13 +
 [2myop] * -55.62 +
 [2zc] * -0.03 +
 [3aac] * 1.77 +
 [3iemg] * -0.01 +
 [3ssc] * -0.17 +
 [3zc] * -0.01 +
 [4ssc] * 0.16 +
 [4wamp] * 0.04 +
 [5myop] * -29.34 +
 [5zc] * 0.05 +
 [6aac] * 0.32 +
 [6log] * -0.52 +
 [6ssc] * -0.03 +
 [6wamp] * -0.13 +

[6zc] * -0.04

Class 9 :

95.35 +
 [1dasdv] * -0.01 +
 [1wamp] * -0.53 +
 [2mav2] * -0.3 +
 [2myop] * -22.31 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * -0.1 +
 [3aac] * 1.06 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 0.04 +
 [3zc] * -0.12 +
 [4ssc] * 0.78 +
 [4wamp] * -0.12 +
 [5myop] * -55.08 +
 [5zc] * -0.42 +
 [6aac] * 1.68 +
 [6log] * -0.09 +
 [6ssc] * 0.09 +
 [6wamp] * -4.51 +
 [6zc] * 0.01

Class 10 :

17.38 +
 [1dasdv] * 0.19 +
 [1wamp] * -0.18 +
 [2mav2] * -1.41 +
 [2myop] * 126.58 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * -0.2 +
 [3aac] * 1.99 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 0.33 +
 [3zc] * -0.03 +

[4ssc] * 0.29 +
 [4wamp] * 0.02 +
 [5myop] * 77.63 +
 [5zc] * -0.01 +
 [6aac] * -2.95 +
 [6log] * -0.02 +
 [6ssc] * 0.73 +
 [6wamp] * -0.76 +
 [6zc] * 0

Class 11 :

74.56 +
 [1dasdv] * -1.02 +
 [1wamp] * 0.1 +
 [2mav2] * -0.61 +
 [2myop] * -54.3 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * -0.02 +
 [3aac] * 2.48 +
 [3iemg] * -0.02 +
 [3ssc] * 0.09 +
 [3zc] * -0.17 +
 [4ssc] * 0.04 +
 [4wamp] * 0.13 +
 [5myop] * -48.4 +
 [5zc] * -0.06 +
 [6aac] * 2.41 +
 [6log] * -0.98 +
 [6ssc] * -0.16 +
 [6wamp] * 0.13 +
 [6zc] * -0.04

Class 12 :

108.9 +
 [1dasdv] * -0.47 +
 [1wamp] * 0.11 +

[2mav2] * 0.06 +
 [2myop] * 101.31 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * 0.03 +
 [3aac] * -1.51 +
 [3iemg] * -0.01 +
 [3ssc] * 0.14 +
 [3zc] * -0.17 +
 [4ssc] * -0.46 +
 [4wamp] * 0.25 +
 [5myop] * 184.87 +
 [5zc] * 0.09 +
 [6aac] * 0.49 +
 [6log] * -3.59 +
 [6ssc] * 0.55 +
 [6wamp] * -9.96 +
 [6zc] * -0.1

Class 13 :

-39.29 +
 [1dasdv] * -0.44 +
 [1wamp] * 0.28 +
 [2mav2] * 1.29 +
 [2myop] * -187.57 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * 0.01 +
 [3aac] * -1.66 +
 [3iemg] * 0.01 +
 [3ssc] * -0.2 +
 [3zc] * -0.05 +
 [4ssc] * -0.02 +
 [4wamp] * -0.14 +
 [5myop] * 197.79 +
 [5zc] * 0.17 +
 [6aac] * 0.04 +
 [6log] * 0.2 +

[6ssc] * 0.25 +
 [6wamp] * -0.43 +
 [6zc] * 0.02

LM_5:

Class 0 :

-174.46 +
 [1dasdv] * 0.26 +
 [1wamp] * 0.65 +
 [2mav2] * -4.32 +
 [2myop] * -51268.04 +
 [2zc] * 0.51 +
 [3aac] * 13.63 +
 [3iemg] * 0.01 +
 [3ssc] * -0.52 +
 [3zc] * -0.57 +
 [4ssc] * 2.94 +
 [4wamp] * -0.01 +
 [5myop] * -184.55 +
 [5zc] * 0.04 +
 [6aac] * 0.93 +
 [6log] * -0.86 +
 [6wamp] * -0.63 +
 [6zc] * -0.62

Class 1 :

-433.9 +
 [1wamp] * -1.05 +
 [2mav2] * -0.38 +
 [2zc] * -0.05 +
 [3aac] * 0.68 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 0.02 +
 [4wamp] * 2.06 +
 [5myop] * 48.63 +
 [5zc] * -0.8 +

[6aac] * -0.69 +
 [6ssc] * -0.84 +
 [6wamp] * 0.1 +
 [6zc] * 0.99

Class 2 :

-407.93 +
 [2myop] * 1450.68 +
 [2zc] * 0.07 +
 [3aac] * -0.8 +
 [3zc] * -0.1 +
 [5zc] * -1.18 +
 [6log] * -0.79 +
 [6ssc] * -0.11 +
 [6wamp] * -0.32

Class 3 :

7.43 +
 [1dasdv] * 0.36 +
 [1wamp] * 0.23 +
 [2myop] * 3109.75 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * 0 +
 [3aac] * -2.9 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * -0.46 +
 [3zc] * 0.32 +
 [4ssc] * -1.47 +
 [4wamp] * -0.35 +
 [5myop] * 18.68 +
 [5zc] * -0.13 +
 [6aac] * 3.21 +
 [6log] * -0.33 +
 [6ssc] * -0.14 +
 [6wamp] * 0.89 +
 [6zc] * 0.07

Class 4 :

-247.2 +
 [1dasdv] * -0.12 +
 [1wamp] * -0.23 +
 [2mav2] * 0.32 +
 [2myop] * -6.87 +
 [2ssi] * 0 +
 [3aac] * 0.05 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 0.11 +
 [3zc] * -0.26 +
 [4ssc] * -0.02 +
 [4wamp] * 0.11 +
 [5myop] * 8.22 +
 [5zc] * -0.08 +
 [6aac] * 1.64 +
 [6log] * 0 +
 [6ssc] * -0.26 +
 [6zc] * -0.1

Class 5 :

-129.68 +
 [1dasdv] * 0.11 +
 [1wamp] * 0.08 +
 [2mav2] * 0.57 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * -0.01 +
 [3aac] * 0.96 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * -0.08 +
 [3zc] * 0.05 +
 [4ssc] * -0.01 +
 [4wamp] * -0.2 +
 [5myop] * -50.26 +
 [5zc] * -0.13 +

[6log] * -0.31 +
 [6ssc] * -0.01 +
 [6wamp] * 0.25 +
 [6zc] * 0.01

Class 6 :

-118.2 +
 [1dasdv] * 0.32 +
 [1wamp] * -0.02 +
 [2mav2] * 0.1 +
 [2myop] * 61.85 +
 [2zc] * 0.02 +
 [3aac] * -2.26 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * -0.03 +
 [3zc] * 0.01 +
 [4ssc] * -0.09 +
 [4wamp] * -0.15 +
 [5myop] * -9.94 +
 [5zc] * -0.08 +
 [6aac] * -1 +
 [6log] * 0.12 +
 [6wamp] * -0.02 +
 [6zc] * -0.06

Class 7 :

-778.26 +
 [1dasdv] * -0.18 +
 [1wamp] * 2.08 +
 [2mav2] * 13.73 +
 [2myop] * 184.59 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * -0.31 +
 [3aac] * 2.93 +
 [3iemg] * 0.01 +
 [3ssc] * 12.04 +

[3zc] * 0 +
 [4ssc] * -0.02 +
 [4wamp] * 0.42 +
 [5myop] * 16.51 +
 [5zc] * 0 +
 [6aac] * -1.45 +
 [6log] * 0.86 +
 [6wamp] * 0.21 +
 [6zc] * 0.06

Class 8 :

-129.41 +
 [1dasdv] * 0.19 +
 [1wamp] * -0.06 +
 [2mav2] * 0 +
 [2myop] * -21.46 +
 [2zc] * -0.01 +
 [3aac] * 1.34 +
 [3iemg] * -0.01 +
 [3ssc] * 0.04 +
 [3zc] * -0.01 +
 [4ssc] * 0.07 +
 [4wamp] * 0.03 +
 [5myop] * -48.92 +
 [5zc] * 0 +
 [6log] * -0.38 +
 [6wamp] * 0.01 +
 [6zc] * -0.04

Class 9 :

-113.53 +
 [1dasdv] * -0.12 +
 [1wamp] * 0.16 +
 [2mav2] * -0.2 +
 [2myop] * -17.35 +
 [2ssi] * 0 +

[2zc] * -0.03 +
 [3aac] * 0.21 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 0.01 +
 [3zc] * -0.08 +
 [4ssc] * 0.01 +
 [4wamp] * -0.07 +
 [5myop] * -41.51 +
 [5zc] * 0.01 +
 [6aac] * 0.06 +
 [6log] * 0.04 +
 [6ssc] * 0.06 +
 [6wamp] * -0.72 +
 [6zc] * -0.02

Class 10 :

1503.94 +
 [1dasdv] * 17.21 +
 [1wamp] * -0.07 +
 [2mav2] * -1.17 +
 [2myop] * 17.98 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * -0.44 +
 [3aac] * 0.85 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * -1.06 +
 [3zc] * -0.01 +
 [4ssc] * -0.02 +
 [4wamp] * -0.01 +
 [5myop] * 19.24 +
 [5zc] * 0.01 +
 [6aac] * -23.9 +
 [6log] * -384.93 +
 [6ssc] * 0.43 +
 [6wamp] * -0.02 +
 [6zc] * 0

Class 11 :

-104.61 +
 [1dasdv] * -0.03 +
 [1wamp] * -0.01 +
 [2mav2] * -0.7 +
 [2myop] * -32.2 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * -0.04 +
 [3aac] * 1.86 +
 [3iemg] * -0.01 +
 [3zc] * -0.07 +
 [4ssc] * 0.05 +
 [5myop] * -39.02 +
 [5zc] * -0.05 +
 [6aac] * 0.97 +
 [6log] * -0.61 +
 [6ssc] * 0 +
 [6wamp] * 0.12

Class 12 :

-130.18 +
 [1wamp] * 0.08 +
 [2myop] * 70.19 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * 0.05 +
 [3aac] * -3.35 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 0.23 +
 [3zc] * -0.07 +
 [4ssc] * 0.03 +
 [4wamp] * 0.09 +
 [5zc] * 0.1 +
 [6aac] * 0.83 +
 [6log] * -1.6 +
 [6ssc] * 0.44 +

[6wamp] * -1.05 +
 [6zc] * -0.06

Class 13 :

-627.58 +
 [1dasdv] * -0.39 +
 [2mav2] * -1.94 +
 [2myop] * -130.47 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * 0.01 +
 [3aac] * -0.83 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 20.96 +
 [3zc] * -0.08 +
 [4ssc] * -5.7 +
 [4wamp] * -0.64 +
 [5myop] * 51.26 +
 [5zc] * 1.09 +
 [6ssc] * 0.14 +
 [6wamp] * 0.54 +
 [6zc] * 1.29

LM_6:

Class 0 :

-665.53 +
 [1dasdv] * 0.31 +
 [1wamp] * 0.19 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * 0.06 +
 [3aac] * 1.03 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * -1.81 +
 [3zc] * 0.04 +
 [4ssc] * 4.99 +
 [4wamp] * -0.01 +
 [5myop] * -194.22 +

[5zc] * 0.32 +
 [6aac] * 4.71 +
 [6log] * -0.97 +
 [6ssc] * 1.93 +
 [6wamp] * 0.25 +
 [6zc] * 2.15

Class 1 :

-152.99 +
 [1dasdv] * 0.15 +
 [1wamp] * -0.13 +
 [2mav2] * -0.74 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * -0.18 +
 [3aac] * 2.05 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * -0.07 +
 [3zc] * 0.26 +
 [4ssc] * -0.5 +
 [4wamp] * -0.01 +
 [5myop] * 222.82 +
 [5zc] * 0.49 +
 [6aac] * -1.01 +
 [6log] * -0.7 +
 [6ssc] * 0.39 +
 [6wamp] * 0.06 +
 [6zc] * 0.47

Class 2 :

-126.33 +
 [2mav2] * 0.12 +
 [2myop] * 1527.5 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * -0.02 +
 [3aac] * -5.64 +
 [3zc] * 0.01 +

[4ssc] * 0 +
 [4wamp] * 0 +
 [5myop] * 34.4 +
 [5zc] * -1.18 +
 [6log] * -0.79 +
 [6ssc] * -0.11 +
 [6wamp] * -0.32 +
 [6zc] * 0.26

Class 3 :

494.83 +
 [1dasdv] * -0.3 +
 [1wamp] * 0.14 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * 0.07 +
 [3aac] * -16.2 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 0.91 +
 [3zc] * -0.1 +
 [4wamp] * -0.09 +
 [5myop] * -3.4 +
 [5zc] * -0.04 +
 [6aac] * -2.73 +
 [6log] * -0.46 +
 [6ssc] * -0.11 +
 [6wamp] * -0.39 +
 [6zc] * -1.83

Class 4 :

185.54 +
 [1dasdv] * -0.24 +
 [1wamp] * -0.36 +
 [2mav2] * 0.32 +
 [2myop] * -14.56 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * 0.16 +

[3aac] * -1.15 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 0.2 +
 [3zc] * -0.53 +
 [4ssc] * 0.48 +
 [4wamp] * 0.2 +
 [5myop] * -165.97 +
 [5zc] * -0.88 +
 [6aac] * 2.65 +
 [6log] * 0.78 +
 [6ssc] * -0.58 +
 [6wamp] * 0.04 +
 [6zc] * -0.4

Class 5 :

-136.54 +
 [1dasdv] * 0.11 +
 [1wamp] * 0.06 +
 [2mav2] * 0.38 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * -0.01 +
 [3aac] * 0.34 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * -0.08 +
 [3zc] * 0.05 +
 [4ssc] * 0 +
 [4wamp] * -0.15 +
 [5myop] * -33.48 +
 [5zc] * -0.08 +
 [6log] * -0.16 +
 [6ssc] * -0.01 +
 [6wamp] * 0.16 +
 [6zc] * 0.01

Class 6 :

-108.72 +

[1dasdv] * 0.14 +
 [1wamp] * -0.2 +
 [2mav2] * 0.1 +
 [2myop] * -138.94 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * 0.01 +
 [3aac] * -0.17 +
 [3iemg] * 0.01 +
 [3ssc] * -1.77 +
 [3zc] * 0.23 +
 [4ssc] * -1.41 +
 [4wamp] * -0.11 +
 [5myop] * -15.69 +
 [5zc] * 1.2 +
 [6aac] * -0.49 +
 [6ssc] * 0.28 +
 [6wamp] * -0.02 +
 [6zc] * 0.63

Class 7 :

-151.29 +
 [1dasdv] * -0.21 +
 [1wamp] * -0.02 +
 [2mav2] * -0.33 +
 [2ssi] * 0 +
 [2zc] * -0.02 +
 [3aac] * -0.07 +
 [3iemg] * 0 +
 [3ssc] * 0.01 +
 [4ssc] * -0.01 +
 [4wamp] * 0.06 +
 [5myop] * 16.51 +
 [5zc] * 0 +
 [6aac] * -0.69 +
 [6log] * 0.64 +
 [6wamp] * 0.09 +

[6zc] * 0.06

Class 8 :

-132.08 +

[1dasdv] * 0.1 +

[1wamp] * -0.04 +

[2myop] * -11.32 +

[2zc] * 0 +

[3aac] * 0.73 +

[3iemg] * 0 +

[3ssc] * 0.01 +

[3zc] * -0.01 +

[4ssc] * 0.05 +

[4wamp] * 0.02 +

[5myop] * -34.3 +

[5zc] * 0 +

[6log] * -0.23 +

[6zc] * -0.03

Class 9 :

-116.11 +

[1dasdv] * -0.01 +

[1wamp] * 0.07 +

[2mav2] * -0.1 +

[2myop] * -17.35 +

[2ssi] * 0 +

[2zc] * -0.03 +

[3aac] * 0.02 +

[3iemg] * 0 +

[3zc] * -0.07 +

[4ssc] * 0.03 +

[4wamp] * -0.03 +

[5myop] * -39.93 +

[5zc] * 0 +

[6aac] * -0.03 +

[6log] * 0.04 +

[6ssc] * 0.04 +

[6wamp] * -0.55 +

[6zc] * -0.02

Class 10 :

-137.85 +

[1dasdv] * -0.1 +

[1wamp] * -0.07 +

[2mav2] * -0.74 +

[2ssi] * 0 +

[3aac] * 0.63 +

[3iemg] * 0 +

[3ssc] * -0.01 +

[3zc] * 0 +

[4ssc] * -0.01 +

[4wamp] * -0.01 +

[5myop] * 12.5 +

[6aac] * -2.02 +

[6log] * 0.02 +

[6ssc] * 0.32 +

[6wamp] * -0.03 +

[6zc] * 0

Class 11 :

-114.95 +

[1dasdv] * 0.04 +

[2mav2] * -0.58 +

[2myop] * -12.8 +

[2ssi] * 0 +

[2zc] * -0.04 +

[3aac] * 1.36 +

[3iemg] * -0.01 +

[3zc] * -0.04 +

[4ssc] * 0.05 +

[5myop] * -33.12 +

[5zc] * -0.03 +

[6aac] * 0.16 +
[6log] * -0.25 +
[6wamp] * 0.12

Class 12 :

-135.6 +
[2myop] * 49.3 +
[2ssi] * 0 +
[2zc] * 0.04 +
[3aac] * -2.6 +
[3ssc] * 0.11 +
[3zc] * -0.05 +
[4wamp] * 0.07 +
[5zc] * 0.07 +
[6aac] * 0.73 +
[6log] * -0.88 +
[6ssc] * 0.31 +
[6wamp] * -0.85 +
[6zc] * -0.03

Class 13 :

-159.43 +
[1dasdv] * -0.38 +
[2myop] * -84.08 +
[2zc] * 0.01 +
[3aac] * -0.53 +
[3iemg] * 0 +
[3ssc] * -0.01 +
[3zc] * 0.09 +
[4wamp] * 0.01 +
[5myop] * 41.52 +
[5zc] * 0.02 +
[6ssc] * 0.06 +
[6wamp] * -0.1 +
[6zc] * -0.01

ภาคผนวก จ
การใช้งานโปรแกรม

ลองทำตามรูปภาพและคำสั่งที่เห็นนะครับ

1

1 8

2 9

3 10

4 11

5 12

6 13

7 14

2

4

5

6

หยุดโปรแกรม

3

เริ่มต้นกิจกรรม

ยกลิ้น

ถูกต้องแล้วครับ
ทำกิจกรรมถัดไปได้เลยครับ

5

คำปกติ คำผู้ใช้ คำปกติ คำผู้ใช้ คำปกติ คำผู้ใช้

รูปที่ ง.1 ภาพประกอบการใช้งานโปรแกรม

การทำงานของโปรแกรมจะเริ่มจากการกดปุ่มกิจกรรมในส่วนที่ 1 ซึ่งประกอบไปด้วยกิจกรรมทั้งสิ้น 14 กิจกรรมเรียงตามลำดับ เมื่อผู้ใช้กดปุ่มกิจกรรมเรียบร้อยแล้ว ส่วนที่ 2 จะแสดงรูปและคำสั่งให้ผู้ใช้งานทำตามกิจกรรมที่เห็น เมื่อผู้ใช้ต้องการทำตามกิจกรรมให้กดปุ่ม “เริ่มต้นกิจกรรม” ในส่วนที่ 3 เพื่อเริ่มทำกิจกรรมดังกล่าว เมื่อผู้ใช้ทำกิจกรรมเสร็จเป็นที่เรียบร้อยแล้วผลลัพธ์ที่ผู้ใช้ทำจะแสดงในส่วนที่ 4 ซึ่งประกอบไปด้วยภาพกิจกรรมที่ผู้ใช้กระทำตรงกับกิจกรรมใดใน 14 กิจกรรม ไฟสีเขียวแสดงว่าผู้ใช้ทำถูกต้องพร้อมแสดงคำว่า “ถูกต้องแล้วครับ ทำกิจกรรมถัดไป” ไฟสีแดงแสดงว่าผู้ใช้ทำไม่ถูกต้องพร้อมแสดงคำว่า “ยังไม่ถูกต้องครับลองทำอีกครั้ง” หากผู้ใช้ทำไม่ถูกต้องผู้ใช้สามารถดูแถบสีด้านข้างของโปรแกรมในส่วนที่ 5 ซึ่งมีสีสอดคล้องกับตำแหน่งของมัดกล้ามเนื้อที่ใช้ เพื่อใช้ในการเปรียบเทียบกิจกรรมของมัดกล้ามเนื้อแต่ละมัดในกลุ่มปกติกับกิจกรรมของมัดกล้ามเนื้อของตัวเอง เพื่อให้ผู้ใช้ปรับเปลี่ยนพฤติกรรมในการทำกิจกรรมต่างๆให้ใกล้เคียงกับคนปกติ เมื่อทำครบทุกกิจกรรมและต้องการหยุดโปรแกรมให้กดปุ่ม “หยุดโปรแกรม” ในส่วนที่ 6

ภาคผนวก ฉ

เอกสารรับรองของคณะกรรมการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์



**เอกสารรับรองของคณะกรรมการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์
คณะแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์**

เอกสารเพื่อแสดงว่าคณะกรรมการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ ได้พิจารณาและรับรองเอกสารที่เกี่ยวข้องกับโครงการวิจัยนี้ ดังนี้

รหัสโครงการ	:	56-220-25-1-3
ชื่อโครงการ	:	การจำแนกคุณลักษณะและการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อคอและ ใบหน้าเพื่อการศึกษาบำบัดการพูด
หัวหน้าโครงการวิจัย	:	ดร.สุรพงษ์ ชาติพันธุ์
หน่วยงานที่สังกัด	:	คณะแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์
เอกสารที่รับรอง	:	<ol style="list-style-type: none"> 1. แบบเสนอโครงการวิจัย (exempt review) 2. แบบเก็บข้อมูลโครงการวิจัย 3. เอกสารเชิญชวนและยินยอมเข้าร่วมวิจัย 4. ประวัติผู้วิจัย

คณะกรรมการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ คณะแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ ดำเนินการให้การรับรองโครงการวิจัยตามแนวทางหลักจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ที่เป็นสากล ได้แก่ Declaration of Helsinki, The Belmont Report, CIOMS Guidelines และ The International Conference on Harmonization in Good Clinical Practice (ICH-GCP)

(รองศาสตราจารย์นายแพทย์บุญสิน ตั้งตระกูลวนิช)
รองประธานคณะกรรมการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์

วันที่รับรอง : 23 สิงหาคม 2556
วันที่หมดอายุ : 22 สิงหาคม 2557

**ขอเชิญเข้าร่วมโครงการ
การจำแนกคุณลักษณะและการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อคอ
และใบหน้าเพื่อการฝึกบำบัดการพูด**

เรียน ท่านผู้อ่านที่นับถือ

คณะผู้วิจัยใคร่ขอกล่าวถึงโครงการวิจัยที่กำลังดำเนินการอยู่และขอเชิญชวนท่านเข้าร่วมในโครงการนี้

การฝึกบำบัดการพูดโดยการฝึกออกเสียงและการเคลื่อนไหวใบหน้าในท่าทางที่ช่วยเพิ่มระยะเวลาการเคลื่อนที่ของอวัยวะที่ใช้ในการพูด รวมทั้งการแสดงกิจกรรมไฟฟ้ากล้ามเนื้อของใบหน้าและลำคอขณะเคลื่อนไหวใบหน้าและขณะพูด จะเป็นตัวแสดงข้อมูลให้ผู้ที่มีปัญหาเกี่ยวกับกล้ามเนื้อที่ใช้ในการพูดสามารถปรับเปลี่ยนการเคลื่อนไหวกล้ามเนื้อและอวัยวะดังกล่าวให้ดียิ่งขึ้นได้

คณะผู้วิจัยจึงมีความสนใจที่จะศึกษาลักษณะของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเพื่อจัดจำรูปแบบสำหรับการฝึกบำบัดการพูด โดยการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจะวัดสัญญาณจากผิวหนังบริเวณใบหน้าและลำคอ โดยก่อนติดอิเล็กโทรดจะทำความสะอาดผิวหนังบริเวณที่ต้องการด้วยแอลกอฮอล์ แล้วทำการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อขณะที่ผู้ป่วยเคลื่อนไหวใบหน้าท่าต่างๆ และขณะผู้ป่วยออกเสียงพูดตามชุดทดสอบ คณะผู้วิจัยจึงขอเชิญชวนท่านเข้าร่วมโครงการวิจัยในครั้งนี้

สำหรับผู้ป่วยไม่ว่าท่านจะเข้าร่วมในโครงการนี้หรือไม่ ท่านจะยังคงได้รับการรักษาพยาบาลที่ดีเช่นเดียวกับผู้ป่วยคนอื่นๆ และถ้าท่านต้องการที่จะถอนตัวออกจากการศึกษานี้เมื่อใด ท่านก็สามารถกระทำได้อย่างอิสระ และหากท่านมีคำถามใดๆก่อนที่จะตัดสินใจเข้าร่วมในโครงการนี้ โปรดซักถามคณะผู้วิจัยได้อย่างเต็มที่ตามชื่อและหมายเลขโทรศัพท์ที่ได้ตลอดเวลา

ขอขอบพระคุณอย่างสูง

ดร. สุรพงษ์ ขาติพันธุ์ อาจารย์ หัวหน้าโครงการวิจัย

โทร. 088-0891379

นางดวงมน วงษ์จันทร์แดง ผู้ร่วมโครงการวิจัย

โทร.081-4796674

นายธรรมโรจน์ โพธิรัตน์ ผู้ร่วมโครงการวิจัย

โทร.089-2914110

แบบฟอร์ม
ใบยินยอมเข้าร่วมโครงการวิจัย

ชื่อโครงการ **การจำแนกคุณลักษณะและการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อคอและ**
ใบหน้าเพื่อการฝึกบำบัดการพูด

ข้าพเจ้า.....นามสกุล.....ได้ยินยอมว่า
สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อบริเวณใบหน้าและลำคอตามที่คุณ.....ได้
อธิบายให้ข้าพเจ้าทราบ ดังใบเชิญชวนที่แนบมานี้

หากข้าพเจ้ามีข้อสงสัยเกี่ยวกับการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อบริเวณใบหน้าและลำคอ
ข้าพเจ้ามีสิทธิ์ซักถามผู้วิจัยในระหว่างการวัดสัญญาณดังกล่าว หากการกระทำและคำชี้แจงของผู้วิจัย
ยังไม่เป็นที่พอใจ ข้าพเจ้ามีสิทธิแจ้งต่อประธานกรรมการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในคน (คนบดี
คณะแพทยศาสตร์ โทร. 074-451100) หรือผู้อำนวยการโรงพยาบาลสงขลานครินทร์ (โทร.074-
451010) ได้ และหากข้าพเจ้าไม่พอใจในการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อบริเวณใบหน้าและลำคอ
ข้าพเจ้ามีสิทธิปฏิเสธได้ทันที โดยไม่เสียสิทธิในการรับการรักษา พยาบาลในโรงพยาบาลสงขลา
นครินทร์ต่อไป

ข้าพเจ้าได้อ่านและเข้าใจเกี่ยวกับการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อบริเวณใบหน้าและลำคอ
ตามคำอธิบายข้างต้นแล้ว ข้าพเจ้ายินยอมรับการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อตามวิธีดังกล่าว

.....
()
ผู้ป่วย
วัน/เดือน/ปี

.....
()
นักวิจัย
วัน/เดือน/ปี

.....
()
พยาน
วัน/เดือน/ปี

แบบบันทึกข้อมูล

ข้อมูลทั่วไป

ชื่ออาสาสมัคร:.....

ส่วนสูง:.....

น้ำหนัก:.....

รหัสอาสาสมัคร:.....

วันที่:.....

เวลา:.....

ข้อมูลช่องสัญญาณ

ช่องบันทึกสัญญาณ: EMG1 EMG2 EMG3 EMG4 EMG5 EMG6

จำนวนช่องสัญญาณ: 6

อัตราการสุ่มสัญญาณ: 1024 Hz

ตำแหน่งอิเล็กโทรด

EMG1: กล้ามเนื้อ anterior belly of the digastic

EMG2: กล้ามเนื้อ zygomaticus major

EMG3: กล้ามเนื้อ levator anguli oris

EMG4: กล้ามเนื้อ mentalis

EMG5: กล้ามเนื้อ depressor anguli oris

EMG6: กล้ามเนื้อ mylopyoid

Ground: ข้อมือซ้าย

REF1: หูซ้าย

REF2: หูซ้าย

REF3: หูขวา

REF4: หูขวา

ประเภทของอิเล็กโทรด

EMG1: Unipolar

EMG2: Bipolar

EMG3: Unipolar

EMG4: Unipolar

EMG5: Unipolar

EMG6: Bipolar


THE ETHICS COMMITTEE OF HATYAI HOSPITAL

HATYAI HOSPITAL 182 , HATYAI, SONGKHLA 90110 THAILAND

**DOCUMENTARY PROOF OF ETHICAL CLEARANCE COMMITTEE ON HUMAN RIGHTS
RELATED TO RESEARCHES INVOLVING HUMAN SUBJECTS**

ID1	165
Date	22/10/2013 expired 1 year after issuing
Title of project	การจำแนกคุณลักษณะและการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อคอและใบหน้าเพื่อการฝึกบำบัดการพูด(Characterization and Analysis of Neck and Face Surface Electromyography for Speech Rehabilitation Training)
Protocol number	029/2013
Principal Investigator	นายธรรมโรจน์ โพธิ์รัตน์
Office address	คณะแพทยศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์
Document review 1	protocol
Document review 2	proposal

The aforementioned documents have been reviewed and acknowledged by Committee human rights related to researches involving human subjects, based on the declaration of Helsinki

 Signature of Chairman *Pairoj Boonlaksiri*

PAIROJ BOONLOKSIRI

 Signature of Committee *Bentira Rachatapantankorn*

BENTIRA RACHATAPANTANKORN

**ขอเชิญเข้าร่วมโครงการ
การจำแนกคุณลักษณะและการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อคอ
และใบหน้าเพื่อการฝึกบำบัดการพูด**

เรียน ท่านผู้อ่านที่นับถือ

คณะผู้วิจัยใคร่ขอกล่าวถึงโครงการวิจัยที่กำลังดำเนินการอยู่และขอเชิญชวนท่านเข้าร่วมในโครงการนี้

การฝึกบำบัดการพูดโดยการฝึกออกเสียงและการเคลื่อนไหวใบหน้าในท่าทางที่ช่วยเพิ่มระยะเวลาการเคลื่อนที่ของอวัยวะที่ใช้ในการพูด รวมทั้งการแสดงกิจกรรมไฟฟ้ากล้ามเนื้อของใบหน้าและลำคอขณะเคลื่อนไหวใบหน้าและขณะพูด จะเป็นตัวแสดงข้อมูลให้ผู้ที่มีปัญหาเกี่ยวกับกล้ามเนื้อที่ใช้ในการพูดสามารถปรับเปลี่ยนการเคลื่อนไหวกล้ามเนื้อและอวัยวะดังกล่าวให้ดียิ่งขึ้นได้

คณะผู้วิจัยจึงมีความสนใจที่จะศึกษาลักษณะของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเพื่อจัดจำรูปแบบสำหรับการฝึกบำบัดการพูด โดยการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจะวัดสัญญาณจากผิวหนังบริเวณใบหน้าและลำคอ โดยก่อนติดอิเล็กโทรดจะทำความสะอาดผิวหนังบริเวณที่ต้องการด้วยแอลกอฮอล์ แล้วทำการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อขณะที่ผู้ป่วยเคลื่อนไหวใบหน้าท่าต่างๆ และขณะผู้ป่วยออกเสียงพูดตามชุดทดสอบ คณะผู้วิจัยจึงขอเชิญชวนท่านเข้าร่วมโครงการวิจัยในครั้งนี้

สำหรับผู้ป่วยไม่ว่าท่านจะเข้าร่วมในโครงการนี้หรือไม่ ท่านจะยังคงได้รับการรักษาพยาบาลที่ดีเช่นเดียวกับผู้ป่วยคนอื่นๆ และถ้าท่านต้องการที่จะถอนตัวออกจากการศึกษานี้เมื่อใด ท่านก็สามารถกระทำได้อย่างอิสระ และหากท่านมีคำถามใดๆก่อนที่จะตัดสินใจเข้าร่วมในโครงการนี้ โปรดซักถามคณะผู้วิจัยได้อย่างเต็มที่ตามชื่อและหมายเลขโทรศัพท์ที่ได้ตลอดเวลา

ขอขอบพระคุณอย่างสูง

ดร. สุรพงษ์ ขาติพันธุ์ อาจารย์ หัวหน้าโครงการวิจัย

โทร. 088-0891379

นางดวงมน วงษ์จันทร์แดง ผู้ร่วมโครงการวิจัย

โทร.081-4796674

นายธรรมโรจน์ โพธิรัตน์ ผู้ร่วมโครงการวิจัย

โทร.089-2914110

แบบฟอร์ม
ใบยินยอมเข้าร่วมโครงการวิจัย

ชื่อโครงการ **การจำแนกคุณลักษณะและการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อคอและ**
ใบหน้าเพื่อการฝึกบำบัดการพูด

ข้าพเจ้า.....นามสกุล.....ได้ยินยอมว่า
สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อบริเวณใบหน้าและลำคอตามที่คุณ.....ได้
อธิบายให้ข้าพเจ้าทราบ ดังใบเชิญชวนที่แนบมานี้

หากข้าพเจ้ามีข้อสงสัยเกี่ยวกับการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อบริเวณใบหน้าและลำคอ
ข้าพเจ้ามีสิทธิ์ซักถามผู้วิจัยในระหว่างการวัดสัญญาณดังกล่าว หากการกระทำและคำชี้แจงของผู้วิจัย
ยังไม่เป็นที่พอใจ ข้าพเจ้ามีสิทธิแจ้งต่อประธานกรรมการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในคน (โทร.
074-273100) หรือผู้อำนวยการโรงพยาบาลหาดใหญ่ (โทร.074-246600) ได้ และหากข้าพเจ้าไม่
พอใจในการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อบริเวณใบหน้าและลำคอ ข้าพเจ้ามีสิทธิปฏิเสธได้ทันที โดยไม่
เสียสิทธิในการรับการรักษา พยาบาลในโรงพยาบาลหาดใหญ่ต่อไป

ข้าพเจ้าได้อ่านและเข้าใจเกี่ยวกับการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อบริเวณใบหน้าและลำคอ
ตามคำอธิบายข้างต้นแล้ว ข้าพเจ้ายินยอมรับการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อตามวิธีดังกล่าว

.....
()
ผู้ป่วย
วัน/เดือน/ปี

.....
()
นักวิจัย
วัน/เดือน/ปี

.....
()
พยาน
วัน/เดือน/ปี

แบบบันทึกข้อมูล

ข้อมูลทั่วไป

ชื่ออาสาสมัคร:.....

ส่วนสูง:.....

น้ำหนัก:.....

รหัสอาสาสมัคร:.....

วันที่:.....

เวลา:.....

ข้อมูลช่องสัญญาณ

ช่องบันทึกสัญญาณ: EMG1 EMG2 EMG3 EMG4 EMG5 EMG6

จำนวนช่องสัญญาณ: 6

อัตราการสุ่มสัญญาณ: 1024 Hz

ตำแหน่งอิเล็กโทรด

EMG1: กล้ามเนื้อ anterior belly of the digastic

EMG2: กล้ามเนื้อ zygomaticus major

EMG3: กล้ามเนื้อ levator anguli oris

EMG4: กล้ามเนื้อ mentalis

EMG5: กล้ามเนื้อ depressor anguli oris

EMG6: กล้ามเนื้อ mylopyoid

Ground: ข้อมือซ้าย

REF1: หูซ้าย

REF2: หูซ้าย

REF3: หูขวา

REF4: หูขวา

ประเภทของอิเล็กโทรด

EMG1: Unipolar

EMG2: Bipolar

EMG3: Unipolar

EMG4: Unipolar

EMG5: Unipolar

EMG6: Bipolar

ภาคผนวก ช
ข้อมูลอาสาสมัครกลุ่มผู้ป่วย

รายที่ 1

เพศ: หญิง
 อายุ: 55
 น้ำหนัก: 63.5 กิโลกรัม
 ส่วนสูง: 162 เซนติเมตร
 พยาธิสภาพ: มีอาการอ่อนแรงของมัดกล้ามเนื้อบริเวณใบหน้าเนื่องจากการเป็นก้อนเนื้ออกในสมองในส่วนที่ทำให้เส้นประสาทคู่ที่ 7

รายที่ 2

เพศ: หญิง
 อายุ: 57
 น้ำหนัก: 46 กิโลกรัม
 ส่วนสูง: 150 เซนติเมตร
 พยาธิสภาพ: มีอาการอ่อนแรงของมัดกล้ามเนื้อบริเวณใบหน้าเนื่องจากการเป็นก้อนเนื้ออกในสมองในส่วนที่ทำให้เส้นประสาทคู่ที่ 5 7 8 และ 11 มีความผิดปกติ

รายที่ 3

เพศ: หญิง
 อายุ: 39
 น้ำหนัก: 46.5 กิโลกรัม
 ส่วนสูง: 155 เซนติเมตร
 พยาธิสภาพ: มีความผิดปกติของเส้นประสาทคู่ที่ 5 7 8 และ 11 จากเนื้ออกในสมอง

รายที่ 4

เพศ: ชาย
 อายุ: 40
 น้ำหนัก: 66 กิโลกรัม
 ส่วนสูง: 162 เซนติเมตร
 พยาธิสภาพ: มีอาการอ่อนแรงของมัดกล้ามเนื้อบริเวณใบหน้าด้านเดียวหรือโรคใบหน้าเปี้ยวครึ่งซีกซึ่งเกิดจากความผิดปกติของเส้นประสาทคู่ที่ 7

รายที่ 5

เพศ: หญิง
 อายุ: 69
 น้ำหนัก: 43 กิโลกรัม
 ส่วนสูง: 154 เซนติเมตร
 พยาธิสภาพ: มีอาการอ่อนแรงของมัดกล้ามเนื้อบริเวณใบหน้าซึ่งเกิดจากก้อนเลือดในสมองทำให้เส้นประสาทคู่ที่ 7 มีความผิดปกติ

ภาคผนวก ซ
ข้อมูลการเผยแพร่วิทยานิพนธ์

The Optimal Electromyography Feature for Oral Muscle Movements

Tammarot Pothirat, Surapong Chatpun

Institute of Biomedical Engineering
Faculty of Medicine, Prince of Songkla University
Hatyai, Songkhla, Thailand
5510320003@email.psu.ac.th, surapong.c@psu.ac.th

Pornchai Phukpattaranont¹, Duangmon Vongjandaeng²

¹Department of Electrical, ²Department of Otolaryngology
¹Faculty of Engineering, ¹Prince of Songkla University,
²Hatyai Hospital
Hatyai, Songkhla, Thailand
pornchai.p@psu.ac.th, vduangmon@yahoo.co.th

Abstract—The optimal feature is necessary for the reach of electromyography (EMG) control or human-machine interface. This study aimed to find the optimal feature of time-domain features. Five oral muscles movements were performed in five volunteers. The oral activities were open mouth, protrude mouth, broad smile, straight tongue, and up tongue which were the parts of non-speech oral motor treatments. Sixteen time-domain features were selected to separate five oral muscles movements. The features were chosen using the RES index and evaluated using multilayer perception to confirm the results. The optimal features were different in each channel followed as: slope sign change feature for channel 2, myopulse percentage rate feature for channel 3 and channel 5. In addition, the average percentage of classification was 91.33%.

Keywords—Electromyography; oral motor muscle; time-domain features; feature extraction; oral movement; RES index

I. INTRODUCTION

Clear and correct speech is important for personal communication. Presently, there are many people who have congenital diseases such as degenerative disease, vascular, traumatic, and muscular diseases, leading to motor speech disorders [1]. Flaccid dysarthria is a kind of motor speech disorders which occurs from the damage of lower motor neuron or neuromuscular junction whereas spastic dysarthria relates to upper motor neuron [2].

The important organs for speech production are lips, jaw, and tongue. Therefore, oral motor treatment is used to improve oral motor for speech production. Non-speech oral motor treatments (NSOMTs) have been used to improve motor patterns for producing speech sound [3]. Besides that, NSOMTs are used 1) to enhance and develop strength of muscle tone and range of motion (ROM), 2) to adjust the resting gesture of lips, jaw, and tongue, and 3) to develop function and controlling of the muscle. The examples of oral motor exercises for developing the strength of oral motor are protruding the tongue, puckering and spreading the lips.

Electromyography (EMG) signals mostly use for human machine interface because it is a noninvasive technique and it is easy to apply and give the information of muscle activity [4]. EMG signals are generated from the ion changes of

muscle, leading to muscle fiber contraction. Facial expression using EMG signals from facial muscles has been widely used for the analysis [5,7]. A method used to extract the information of EMG signals is feature extraction, which extracts in time-domain, frequency-domain and time-frequency-domain. The optimal feature is necessary for EMG analysis and control [8]. Time-domain feature extraction is selected and used in the field of EMG analysis because it is a good evaluation of EMG [5]. In addition, it is fast and easy to implement [9].

Due to a lot of features, a selection method is required to find the optimal feature. Feature selection has two types which include measuring the classification rate and using the statistical criterion [10]. The first one depends on the type of classification but the second one does not depend on the type of evaluation [9,10]. However, the optimal feature of oral muscle movements using EMG signals has not been revealed.

Our study used time-domain features to extract feature from EMG oral muscle movement. Furthermore, RES index, which is a feature selection using the statistical criterion depending on Euclidean distance and standard deviation, was introduced to select the optimal feature for EMG oral muscle movements.

II. MATERIALS AND METHODS

Fig. 1 shows the flowchart of our proposed method for oral muscle movement EMG feature selection. Subject preparation and sEMG measurement were used to get the raw EMG signals before signals processing. In our study, signal processing included 1) EMG filtering which is used to remove the noise, 2) EMG windowing and segmentation which are used to distinguish the EMG signals that are the active part, 3) EMG feature extraction which used to extract the information from EMG signals, and 4) features selection which is used to find the optimal feature.

A. Subject preparation

Five healthy volunteers who had no history about neurological, motor speech disorders were recruited in this study. All volunteers were normal sensuousness composed of auditory system, visual system and able to perform the

This work was supported by the grant from the, Graduate study of Prince of Songkla University.

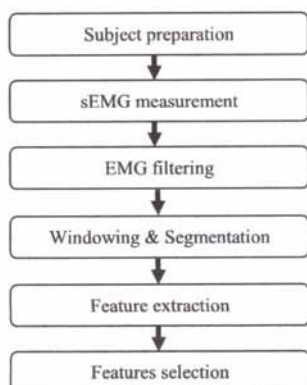


Fig. 1. General block diagram

activities. The ethical document was approved from the authors' institution of ethics committee in human research and the volunteers were assented the informed consent before the experiment. The selected areas were cleaned by alcohol to wipe any dust or sweat from the skin before placing the electrodes [6]. At the beginning, the volunteers took a rest for 1 minute on the comfortable chair to relax their and muscles.

B. sEMG measurement

The EMG signals were recorded from 6 muscles around face and neck. They were Anterior Belly of the Digastric (as channel 1: CH1), Zygomaticus major (as channel 2: CH2), Levator anguli oris (as channel 3: CH3), Mentalis (as channel 4: CH4), Depressor anguli oris (as channel 5: CH5), and Mylohyoid (as channel 6: CH6). The positions of electrode for each channel are shown in Fig. 2. Inter-electrode distance was chosen 20 mm for bi-polar electrode (CH2, CH6). The reference electrodes for mono-polar electrodes (CH1, CH3, CH4 and CH5) were placed on the ears and the ground electrode was placed on the bony part of left wrist. The positions of the electrodes are:

- Anterior Belly of the Digastric: this muscle is 10 mm posterior from the chin to the mandible, between the mandible and hyoid bone, and 5 mm lateral from the midline [11].
- Zygomaticus major: this muscle is 15 mm above the mouth angle and on the imagination line from the mouth angle to the anterolateral edge of the zygomatic bone [7,11].
- Levator anguli oris: this muscle is on the imagination line from the mouth angle to the canine fossa that below the infraorbital fossa above the canine tooth [12].
- Mentalis: this muscle is 5 mm above the tubercle or on the imagination line from the chin to the lower lateral incisor [7,11].

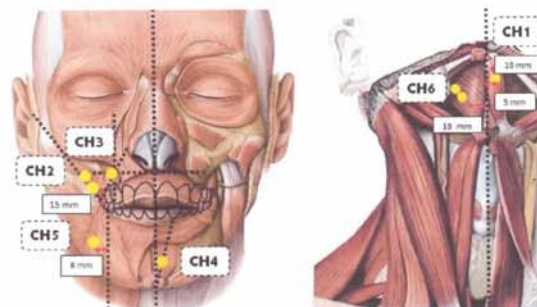


Fig. 2. Electrodes position

- Depressor anguli oris: this muscle is the half way between the mouth angle and the mandible and lateral. This line 8 mm [7,11].
- Mylohyoid: this muscle is half way between the mandible and the hyoid bone and away from midline 10 mm [11].

Maximum Voluntary Contraction (MVC) of each muscle was used to refer the muscle activities of each muscle or volunteer. The gestures that create maximum contraction of each muscle are shown in the Table I. EMG signals were measured while volunteers were doing the activities as described in the Table II, using 6 channels Mobi6-6b (TMS International B.V., Netherlands). The sampling frequency was 1,024 Hz. Each activity was repeated 5 times [5,6]. Fig. 3 illustrates testing oral movement activities.

C. EMG filtering

The EMG signals from 6 channels were passed a band-pass filter which cutoff frequency at 20 Hz to remove the motion artifact and at 450 Hz to remove high noise frequency and to cover the essential spectrum of EMG signals [5,6].

D. Windowing and Segmentation

Window size is an important decision in EMG signals processing because it is sensitive to detect the change of EMG signals but less reliable to evaluate the amplitude of the signals if the window size is small. Conversely, if the window size is large, it is less sensitive to detect the change of EMG signals. Surface Electromyography for the Noninvasive Assessment of Muscle (SENIAM) suggests that window size 250-500 ms is suitable for evaluating the amplitude of 50% MVC [4]. This study performed window size 256 ms to extract features from each segmental signal [5-6].

E. Feature extraction

Sixteen time-domain features were used because they are widely used in EMG processing and it gave the optimal results [13]. They are: 1) Integrated EMG (IEMG), 2) Mean absolute value (MAV), 3) Modified mean absolute value type 1 (MAV1), 4) Modified mean absolute value type 2 (MAV2), 5) Simple square integral (SSI), 6) Variance of EMG (VAR), 7)

TABLE I. MVC of each muscle [11]

Muscle	Gesture
Anterior Belly of the Digastric	Lower jaw against resistance
Zygomaticus major	Broad laugh
Mentalis	Raising and everting the lower lip while wrinkling the chin
Depressor anguli oris	Depress corners of mouth
Mylohyoid	Lower jaw against resistance
Levator anguli oris	Raising the mouth angle

TABLE II. Five oral movement activities

Number	Gesture	Relevant muscle
1	Open mouth	Anterior Belly of Digastric
2	Protrude mouth	Mentalis
3	Broad smile	Zygomaticus major, Levator anguli oris
4	Straight tongue	Mylohyoid, Anterior Belly of Digastric
5	Up tongue	Mylohyoid, Depressor anguli oris

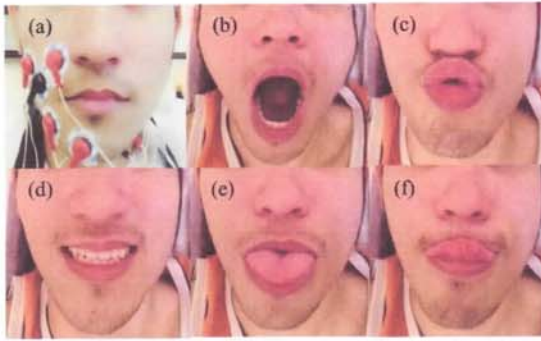


Fig. 3. Oral movement activities: (a) rest (b) open mouth (c) pucker (d) broad smile (e) straight tongue (f) up tongue

Absolute value of the 3rd, 4th, and 5th temporal moment (TM3, TM4, and TM5 respectively) 8) Root mean square (RMS), 9) Log detector (LOG), 10) Waveform length (WL), 11) Average amplitude change (AAC), 12) Difference absolute standard deviation value (DASDV), 13) Zero crossing (ZC), 14) Myopulse percentage rate (MYOP), 15) Willson amplitude (WAMP), and 16) Slope sign change (SSC) [9]. After the EMG signals were segmented and windowed, the segmented signals of each window were extracted all features above.

F. Features selection

Our study used ratio between Euclidean distance and standard deviation (RES) index that is easy to calculate and implement for selecting the optimal feature [8,10]. This method depends on the Euclidean distance (ED) of each data group and the standard deviation (SD). RES index was computed using the following equations below.

$$RES_{ch} = \frac{ED_{ch}}{\bar{\sigma}_{ch}} \quad (1)$$

$$\overline{ED}_{ch} = \frac{2}{A(A-1)} \sum_{m=1}^{A-1} \sum_{n=m+1}^A \sqrt{(\bar{F}_{ch,m} - \bar{F}_{ch,n})^2} \quad (2)$$

$$\bar{\sigma}_{ch} = \frac{1}{A} \sum_{a=1}^A SD_{ch,a} \quad (3)$$

where F is EMG feature average, SD is feature standard deviation, ch is number of each channel ($1 \leq ch \leq 6$) and m, n and a are the number of each activity ($A = 5$). Before calculating RES index, EMG feature were normalized as shown below.

$$F_{norm} = \frac{(F - \min(F))}{(\max(F) - \min(F))} \quad (4)$$

After features selection, the optimal feature was evaluated by multilayer perception using Weka 3.7.9 (The University of Waikato Hamilton, New Zealand) to confirm the results [14].

III. RESULTS AND DISCUSSION

A. Evaluation using RES index

In this study, five oral movements were used to evaluate sixteen time-domain features using the RES index to find the optimal feature for each muscle. The results showed that the channel 2, 3, and 5 had high RES index therefore these channels were selected and the best feature for these channels were SSC and MYOP as shown in Fig. 4. In addition, Euclidean distance and standard deviation of each feature are shown in Fig. 5, and Fig. 6. Scatter plot of the optimal feature for each channel is illustrated in Fig. 7. Channel 2 easily

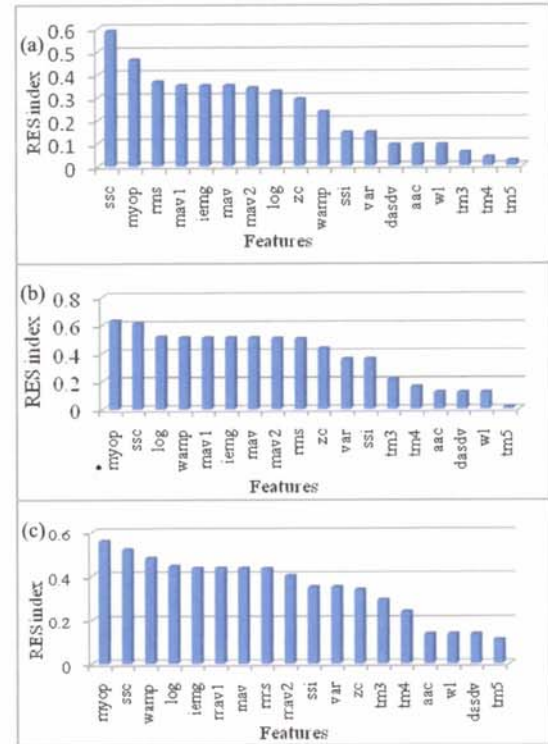


Fig. 4. RES index of: (a) channel 2, (b) channel 3, and (c) channel 5

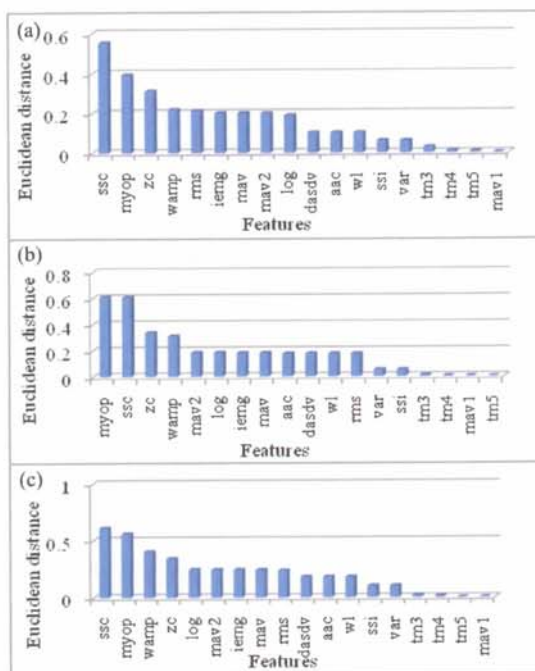


Fig. 5. Euclidean distance of: (a) channel 2, (b) channel 3, and (c) channel 5

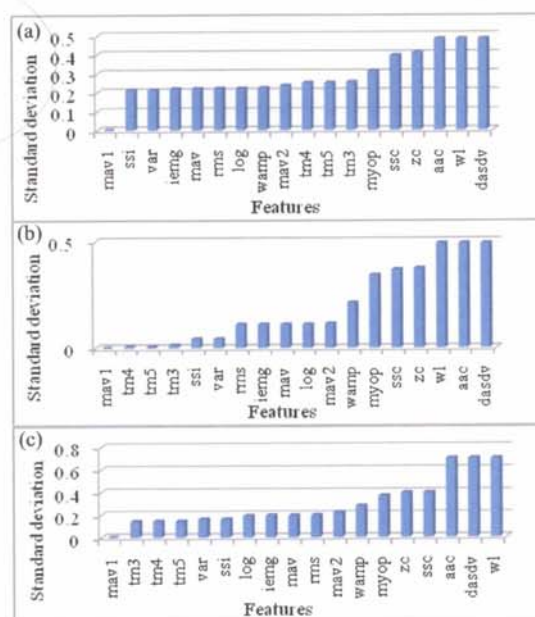


Fig. 6. Standard deviation of: (a) channel 2, (b) channel 3, and (c) channel 5

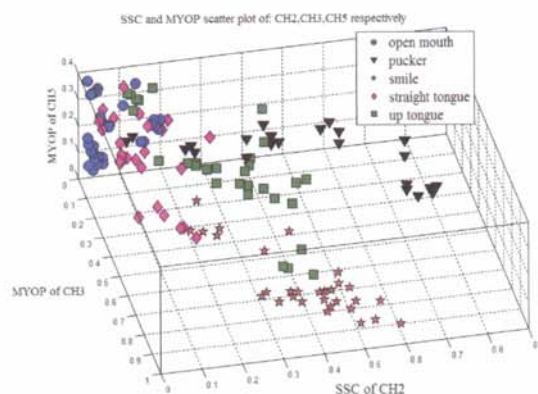


Fig. 7. Scatter plot of SSC, MYOP, and MYOP of channel 2, 3, and 4

separated smile gesture from other gestures because the prominent muscle is zygomaticus major (CH2) but other gestures are not prominent. In our case oral muscle movement, it evidently shows that SSC and MYOP are optimal features that can identify five gestures clearer than other feature because their standard deviation was not higher and their Euclidean distance was high. Euclidean distance was used like a separation index between the classes and standard deviation was used like a compactness index [8].

B. Evaluation using multilayer perception

This study used multilayer perception to classify EMG from five oral movement activities because other classification such as support vector machine and decision tree have lower percentage of classification than multilayer perception in previous test therefore this study chosen multilayer perception to evaluate the features. Table III shows the variation across the volunteers that subject S2 had low percentage of accuracy but subject S1 and S5 had 100%. However, it is considerably high value of accuracy.

TABLE III. Results from multilayer perception of each subject

Subjects	S1	S2	S3	S4	S5
% classification	100.00	96.67	76.67	83.33	100.00
Mean absolute error	0.04	0.04	0.71	0.08	0.02
Root mean squared	0.08	0.14	0.10	0.22	0.08

TABLE IV. Confusion matrix of each gesture

Activities	Open	Pucker	Smile	Straight tongue	Up tongue
Open	86.67	0.00	0.00	10.00	3.33
Pucker	0.00	100.00	0.00	0.00	0.00
Smile	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00
Straight tongue	6.67	0.00	10.00	80.00	3.33
Up tongue	0.00	0.00	10.00	0.00	90.00

TABLE V. The comparison of percentage of classification

Research	class	classifier	Result
This study	5	MLP	91.33%
[5]	11	FCM	90.41%
[6]	8	SVM, and FCM	80.4% and 91.8%
[15]	4	K-NN, SVM, and MLP	61.60%, 71.00% and 56.19%

Abbreviations: MLP, multilayer perception; FCM, fuzzy C-mean; SVM, support vector machine; K-NN, K-nearest neighbors;

The average percentage of classification was 91.33% of all volunteers. Table IV shows pucker and smile gestures had 100% accuracy while the other gestures had low accuracy. There were some mistakes of classification by the algorithm such as while volunteer actually performed an open mouth but the algorithm presented a straight tongue or when volunteer actually performed an up tongue but the algorithm presented a smile as shown in Table IV. Furthermore, Table V. shows the results that compared with other research about recognition accuracy. The results of the comparison showed that our study had a good result in the classification of signals. Using multilayer perception, our study had higher percentage of accuracy than other study^[15], although our study had more classes.

IV. CONCLUSION

This study used oral EMG signals to separate five oral muscle movements. It is found that the optimal features were SSC feature for channel 2, MYOP feature for channel 3 and 5. Three channels from six were chosen because they had high RES index and they can separate each gesture. The major contributed muscles are zygomaticus major, levator anguli oris, and mylohyoid. The gestures that had an overlap classification were open mouth, straight tongue, and up tongue because these gestures use same muscles and the selected channels may not clear on these gestures. Therefore, using more than three channels may overcome this overlap because oral muscles are complex while doing these activities. The limitation of this study was the sensitivity of the position of the electrodes. But it did not have a relevant effect for signal processing.

ACKNOWLEDGMENT

The authors would like to thank the volunteers for their participation in recording.

REFERENCES

- [1] J.R. Duffy, "Motor speech disorders: Substrates, differential diagnosis, and management", 2nd ed. Mosby, St. Louis, 2005.
- [2] H.M. Clark, "Neuromuscular treatments for speech and swallowing: a tutorial", *Am J Speech Lang Pathol.*, vol. 12, pp. 400-415, November 2003.
- [3] D.M. Ruscello, "Nonspeech oral motor treatment issues related to children with developmental speech sound disorders", *Lang Speech Hear Serv Schs*, vol. 39, pp. 380-391, July 2008.
- [4] C.E. Stepp, "Surface electromyography for speech and swallowing system", *J. Speech Lang. Hear. Res.*, vol. 4, pp. 1232-1246, August 2010.
- [5] M. Hamed, S.-H. Salleh, T. Tan, K. Ismail, J. Ali, C. Dee-Uam, C. Pavaganun, and P. Yupapin, "Human facial neural activities and gesture recognition for machine-interfacing applications", *Int J Nanomedicine*, pp. 3461-3472, 2011.
- [6] M. Hamed, S.-H. Salleh, T.T. Swee, and Kamarulafizam, "Surface Electromyography-based facial expression recognition in bi-polar configuration", *Journal of Computer Science*, vol. 9, pp. 1407-1415, September 2011.
- [7] B.G. Lapatki, D.F. Stegeman, and I.E. Jonas, "A surface EMG electrode for the simultaneous observation of multiple facial muscles", *J. Neurosci. Methods*, vol.2, pp.117-128, 2003.
- [8] A. Phinyomark, S. Hirunviriyaya, C. Limsakul, and P. Phukpattaranont, "Evaluation of EMG feature extraction for hand movement recognition based on Euclidean distance and standard deviation", in 2010 International Conference on Electrical Engineering/Electronics Computer Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON), 2010, pp. 856-860.
- [9] A. Phinyomark, P. Phukpattaranont, and C. Limsakul, "Feature recognition and selection for EMG signal classification", *Expert Systems with Applications*, vol. 8, pp. 7420-7431, 2012.
- [10] G. Gongrit, A. Phinyomark, H. Hu, P. Phukpattaranont, and C. Limsakul, "Evaluation of EMG feature extraction for classification of exercises in preventing falls in the elderly", 10th International PSU Engineering Conference, May 2012.
- [11] N.J. O'Dwyer, P.T. Quinn, B.E. Guitart, G. Andrews, and P.D. Neilson, "Procedures for verification of electrode placement in EMG studies of orofacial and mandibular muscle", *J Speech Hear Res*, vol. 2, pp. 273-288, 1981.
- [12] A. Denewer, O. Farouk, T. Fady, and F. Shabatto, "Levator anguli oris muscle based flaps for nasal reconstruction following resection of nasal skin tumours", *World Journal of Surgical Oncology*, vol.1, pp. 23, February 2011.
- [13] S.C. Jou, T. Schultz, M. Walliczek, F. Kraft, and A. W, "Towards continuous speech recognition using surface electromyography", International Conference on Spoken Language Processing, Interspeech 2006, Pittsburgh, PA, USA, September 2006.
- [14] J. Laakso, M. Juhol, V. Surakka, A. Aula, and T. Partala, "Neural network and wavelet recognition of facial electromyographic signals", *Stud Health Technol Inform*, vol 1, pp. 489-492, 2001.
- [15] E. L. Van den Broek, V. Lisy, J.H. Janssen, J.H.D.M. Westerink, M.H. Schut, and K. Tuinenbreijer, "Affective man-machine interface: unveiling human emotions through biosignals", in *Biomedical Engineering Systems and Technologies: Berlin, Germany: Communications in Computer and Information Science, Springer Verlag: 2010:52:21-47.*

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ สกุล นายธรรมโรจน์ โพธิรัตน์
 รหัสประจำตัวนักศึกษา 5510320003
 วุฒิการศึกษา ชื่อสถาบัน ปีที่สำเร็จการศึกษา
 วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ 2555

ทุนการศึกษา (ที่ได้รับในระหว่างการศึกษา)

ทุนการศึกษาโครงการทุนบัณฑิตศึกษาคณะแพทยศาสตร์ ประจำปีงบประมาณ 2555
 ทุนการศึกษาโครงการทุนบัณฑิตศึกษาคณะแพทยศาสตร์ ประจำปีงบประมาณ 2556
 ทุนสนับสนุนวิจัยจากกองทุนคณะแพทยศาสตร์ ประจำปีงบประมาณ 2556
 ทุนอุดหนุนการวิจัยเพื่อวิทยานิพนธ์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ ประจำปีงบประมาณ 2556

การตีพิมพ์เผยแพร่ผลงาน

ระดับปริญญาโท

Pothirat T, Chatpun S, Phukpattaranont P, Vongjandaeng D. The optimal electromyography feature for oral muscle movements. In Proceedings of 6th International Conference on Biomedical Engineering (BMEiCON2013), Krabi, Thailand, October 23-25, 2013.