



การจำแนกท่าทางการออกกำลังกายโดยใช้สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ  
**Leg Exercises Classification Using Electromyogram**

กรกฤตย์ ชูจิต  
**Gongrit Chujit**

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญา  
วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า  
มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

**A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of  
Master of Engineering in Electrical Engineering  
Prince of Songkla University**

2556

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

ชื่อวิทยานิพนธ์                      การจำแนกท่าทางการออกกำลังกายโดยใช้สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ  
 ผู้เขียน                                      นายกรรณฤตย์ ชูจิต  
 สาขาวิชา                                    วิศวกรรมไฟฟ้า

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

คณะกรรมการสอบ

..... ประธานกรรมการ  
 (ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พรชัย พุกษ์ภักทรานนต์) (รองศาสตราจารย์ บุญเจริญ วงศ์กิตติศึกษา)

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม

..... กรรมการ  
 (ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พรชัย พุกษ์ภักทรานนต์)

..... กรรมการ  
 (รองศาสตราจารย์ ดร.ชูศักดิ์ ลิ้มสกุล)

..... กรรมการ  
 (รองศาสตราจารย์ ดร.ชูศักดิ์ ลิ้มสกุล)

..... กรรมการ  
 (ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ณัฐฐา จินดาเพ็ชร)

..... กรรมการ  
 (ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ณัฐฐา จินดาเพ็ชร)

..... กรรมการ  
 (รองศาสตราจารย์ ดร.วัฒนพงศ์ เกิดทองมี)

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ อนุมัติให้บัณฑิตวิทยาลัยนี้เป็นส่วน  
 หนึ่งของการศึกษา ตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

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

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

ขอรับรองว่า ผลงานวิจัยนี้เป็นผลมาจากการศึกษาวิจัยของนักศึกษาเอง และขอแสดงความขอบคุณ  
บุคคลที่มีส่วนเกี่ยวข้อง

ลงชื่อ \_\_\_\_\_

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พรชัย พฤษภัยภักทรานนท์)

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์

ลงชื่อ \_\_\_\_\_

(นายกรรณฤกษ์ ชูจิต)

นักศึกษา

ข้าพเจ้าขอรับรองว่า ผลงานวิจัยนี้ไม่เคยเป็นส่วนหนึ่งในการอนุมัติปริญญาในระดับใดมาก่อน และ  
ไม่ได้ถูกใช้ในการยื่นขออนุมัติปริญญาในขณะนี้

ลงชื่อ \_\_\_\_\_

(นายกรกฤตย์ ชูจิต)

นักศึกษา

ชื่อวิทยานิพนธ์	การจำแนกสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อระหว่างการออกกำลังกาย
ผู้เขียน	นายกรกฤตย์ ชูจิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
ปีการศึกษา	2555

### บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนอวิธีคำนวณสำหรับการจำแนกสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อในการออกกำลังกาย โดยทำกายบริหารทั้ง 5 ท่า ได้แก่ ท่าเขย่งเท้า ยืนบนส้นเท้า ย่อเข่า ยกขาขวา และยกขาซ้าย ซึ่งได้จากกล้ามเนื้อจำนวน 4 มัด คือ Vastus Medialis, Bicep Femoris, Gastrocnemius และ Tibialis Anterior ที่มีความสำคัญในการสร้างความสมดุลให้ร่างกาย ใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าที่ 1024 เฮิร์ตซ์ โดยงานวิจัยชิ้นนี้จะใช้สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจากบุคคลที่มีสุขภาพดีมาวิเคราะห์เพื่อการจำแนกท่าทางระหว่างการออกกำลังกาย และเพื่อใช้เป็นต้นแบบในการพัฒนาไปใช้กับผู้สูงอายุและผู้ที่ต้องทำการกายภาพบำบัดต่อไป เงื่อนไขที่เหมาะสมสำหรับการจำแนกความถูกต้องและความซับซ้อนในการคำนวณได้จากตัวแปรต่างๆ เช่น ลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ 32 ตัว อัตราสุ่มสัญญาณ 4 แบบ และ ขนาดของหน้าต่างที่ใช้ในการคำนวณ 6 แบบ โดยความกว้างของหน้าต่างคำนวณที่ใช้จะเป็นจำนวนเท่าของ 128 คือ 128 256 384 512 1024 และ 2048 จุด และใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าโดยเริ่มจาก 1024 เฮิร์ตซ์ แล้วลดลงทีละ  $\frac{1}{4}$  เท่า คือ 768 512 และ 256 เฮิร์ตซ์ ตามลำดับ โดยสามารถหาลักษณะเด่นที่ดีที่สุดของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อในแต่ละช่องสัญญาณได้ด้วยวิธี RES index และจะนำข้อมูลดังกล่าวไปใช้เป็นข้อมูลขาเข้าของวิธีต้นไม้มันช่วยตัดสินใจ จากผลการทดลองพบว่าที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 1024 เฮิร์ตซ์ และ 768 เฮิร์ตซ์ที่มีความกว้างของหน้าต่างคำนวณเป็น 2 เท่าของอัตราการสุ่มสัญญาณเข้าให้ค่าความถูกต้องมากกว่า 80% คือ 81.2% และ 80.0% ตามลำดับ และเมื่อลดจำนวนของกล้ามเนื้อที่ใช้ลงจากสี่กล้ามเนื้อให้เหลือสามกล้ามเนื้อ คือ Bicep Femoris, Gastrocnemius และ Tibialis Anterior ความถูกต้องที่ได้จะลดลงเล็กน้อย คือ 78.4% ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 1024 เฮิร์ตซ์ และ 80.0% ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 768 เฮิร์ตซ์

คำสำคัญ: สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ ลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ ต้นไม้มันช่วยตัดสินใจ

<b>Thesis Title</b>	Classification of electromyogram during leg exercises
<b>Author</b>	Mr.Gongrit Chujit
<b>Major Program</b>	Electrical Engineering
<b>Academic Year</b>	2012

### ABSTRACT

This research presents the algorithm for the classification of electromyogram (EMG) during leg exercises. Five leg exercises are studied consisting of standing heel raises, standing toe raises, half squats, standing hip flexion with the right leg, and standing hip flexion with the left leg. EMG data are acquired from four muscles: vastus medialis, bicep femoris, gastrocnemius, and tibialis anterior, which are important for body balance, with a sampling rate of 1024 Hz. The study uses EMG from healthy people for motion classification during exercise and uses this information for the elders and patients who need physical therapy. The optimum conditions for classification accuracy and computational complexity are obtained from the investigations of various parameters, i.e. 32 features, 4 sampling rates and 6 window sizes. Window sizes are calculated as a multiple of 128, i.e. 128, 256, 384, 512, 1024 and 2048 samples. Sampling rate starts from 1024 Hz and is reduced by multiple of one forth, i.e. 768, 512, and 256 points respectively. The best feature from EMG in each muscle is selected using RES index and is used as an input of decision tree. Results show that a sampling rate of 1024 Hz and 768 Hz with window size 2 times of sampling rate provide more than 80% accuracy, i.e. 81.2% and 80.8% respectively. When the number of muscles used reduces from four muscles to three muscles, i.e., Bicep Femoris, Gastrocnemius, and Tibialis Anterior, the accuracy slightly decreases. That is the accuracy values are 78.4% at the sampling rate of 1024 Hz and 80.0% at the sampling rate of 768 Hz.

Keyword: Electromyogram, Feature extraction, Decision tree

### กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบพระคุณผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พรชัย พุทธิภัทรานนท์ อาจารย์ที่ปรึกษาหลักของงานวิจัยที่ได้กรุณาเสียสละเวลาในการให้คำปรึกษา และช่วยแก้ปัญหาต่างๆในการทำงานวิจัยเป็นอย่างดี ตลอดจนช่วยตรวจสอบและแก้ไขวิทยานิพนธ์ให้สมบูรณ์

ขอขอบพระคุณรองศาสตราจารย์บุญเจริญ วงศ์กิตติศึกษา ที่ได้สละเวลาเพื่อมาเป็นประธานกรรมการสอบในการสอบรวมถึงช่วยแนะนำและแก้ไขวิทยานิพนธ์

ขอขอบพระคุณรองศาสตราจารย์ ดร.ชูศักดิ์ ลิ่มสกุล อาจารย์ที่ปรึกษาร่วมที่ได้กรุณาเสียสละเวลาแนะนำการทำงานวิจัยเป็นอย่างดี รวมถึงช่วยแก้ไขปัญหาต่างๆที่เกิดขึ้นในงานวิจัย

ขอขอบพระคุณผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ณัฐรา จินดาเพ็ชร อาจารย์ที่ปรึกษาร่วมที่ได้กรุณาสนับสนุน ให้คำปรึกษาในการทำงานวิจัยเป็นอย่างดี และช่วยแก้ไขปัญหาต่างๆที่เกิดขึ้นในงานวิจัย

ขอขอบพระคุณรองศาสตราจารย์ ดร.วัฒนพงศ์ เกิดทองมี ที่ได้สละเวลาเพื่อมาเป็นกรรมการสอบให้ รวมถึงช่วยแนะนำและแก้ไขวิทยานิพนธ์

และขอขอบพระคุณคณาจารย์และบุคลากรในภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าทุกท่านที่ได้ให้ความช่วยเหลือในด้านต่างๆตลอดมา

## สารบัญ

	หน้า
สารบัญ	(8)
รายการตาราง	(10)
รายการภาพประกอบ	(12)
บทที่	
1. บทนำ	1
1.1 ความสำคัญและที่มาของการวิจัย	1
1.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	2
1.3 วัตถุประสงค์ของการวิจัย	4
1.4 ขอบเขตการวิจัย	4
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	4
1.6 ขั้นตอนการวิจัย	5
2. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย	6
2.1 สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อและกล้ามเนื้อที่เกี่ยวข้อง กับท่าทางการออกกำลังกาย	6
2.2 ท่าทางในการออกกำลังกาย	9
2.3 การหาลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ ( EMG Feature extraction )	12
2.4 ต้นไม้ช่วยตัดสินใจ (Decision tree)	19
2.5 RES index	20
3. อุปกรณ์และวิธีการ	22
3.1 การเก็บสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ	22
3.2 ขั้นตอนการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ เพื่อจำแนกท่าทางการออกกำลังกาย	23
3.3 การจำแนกท่าทางการออกกำลังกาย	26



## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
4. ผลการวิจัย	27
4.1 สัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื่องจากการออกกำลังกายทำทางต่างๆ	27
4.2 ผลของการเลือกลักษณะเด่นด้วยวิธี RES index	34
4.3 ผลของการจำแนกทำทางการออกกำลังกายด้วยวิธีต้นไม้ช่วยตัดสินใจ	36
5. บทสรุปและข้อเสนอแนะ	47
5.1 บทสรุป	47
5.2 อภิปรายผล	50
5.3 ข้อเสนอแนะ	50
บรรณานุกรม	51
ภาคผนวก	53
ภาคผนวก ก ผลของการเลือกลักษณะเด่นที่ดีที่สุดของสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อในแต่ละช่องสัญญาณด้วยวิธี RES index	54
ภาคผนวก ข ข้อมูลของผู้ทดลองแต่ละคน	103
ภาคผนวก ค ผลงานที่เผยแพร่	105
ประวัติผู้เขียน	112

## รายการตาราง

ตารางที่	หน้า
4-1 แสดงกลุ่มของลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ำเนื้อที่ให้ค่าสูงสุดในแต่ละช่องสัญญาณ โดยใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณขนาดต่างๆ ที่อัตราสุ่มสัญญาณเข้า 1024 เฮิร์ตซ์	34
4-2 แสดงกลุ่มของลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ำเนื้อที่ให้ค่าสูงสุดในแต่ละช่องสัญญาณ โดยใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณขนาดต่างๆ ที่อัตราสุ่มสัญญาณเข้า 768 เฮิร์ตซ์	34
4-3 แสดงกลุ่มของลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ำเนื้อที่ให้ค่าสูงสุดในแต่ละช่องสัญญาณ โดยใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณขนาดต่างๆ ที่อัตราสุ่มสัญญาณเข้า 512 เฮิร์ตซ์	35
4-4 แสดงกลุ่มของลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ำเนื้อที่ให้ค่าสูงสุดในแต่ละช่องสัญญาณ โดยใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณขนาดต่างๆ ที่อัตราสุ่มสัญญาณเข้า 256 เฮิร์ตซ์	35
4-5 แสดงอัตราความถูกต้องของการแยกทำทางโดยใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณขนาดต่างๆ ที่อัตราสุ่มสัญญาณเข้า 1024 เฮิร์ตซ์	36
4-6 แสดงอัตราความถูกต้องของการแยกทำทางโดยใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณขนาดต่างๆ ที่อัตราสุ่มสัญญาณเข้า 768 เฮิร์ตซ์	37
4-7 แสดงอัตราความถูกต้องของการแยกทำทางโดยใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณขนาดต่างๆ ที่อัตราสุ่มสัญญาณเข้า 512 เฮิร์ตซ์	37
4-8 แสดงอัตราความถูกต้องของการแยกทำทางโดยใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณขนาดต่างๆ ที่อัตราสุ่มสัญญาณเข้า 256 เฮิร์ตซ์	38
4-9 แสดงอัตราความถูกต้องของการแยกทำทางในแต่ละทำโดยใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณขนาด 2048 จุด และอัตราสุ่มสัญญาณเข้า 1024 เฮิร์ตซ์	39
4-10 แสดงอัตราความถูกต้องของการแยกทำทางในแต่ละทำโดยใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณขนาด 1536 จุด และอัตราสุ่มสัญญาณเข้า 768 เฮิร์ตซ์	39

## รายการตาราง

ตารางที่	หน้า
4-11 แสดงผลของการลดช่องสัญญาณและอัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางของกลุ่มที่ใช้ขนาดความกว้างของหน้าต่างจำนวนเท่ากับ 2048 เวิร์ดซ์ และใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าเท่ากับ 1024 เวิร์ดซ์	40
4-12 แสดงผลของการลดช่องสัญญาณและอัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางของกลุ่มที่ใช้ขนาดความกว้างของหน้าต่างจำนวนเท่ากับ 1536 เวิร์ดซ์ และใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าเท่ากับ 768 เวิร์ดซ์	41
4-13 แสดงอัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางของกลุ่มที่ใช้ขนาดความกว้างของหน้าต่างจำนวนเท่ากับ 2048 จุดและใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าเท่ากับ 1024 เวิร์ดซ์	42
4-14 แสดงอัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางของกลุ่มที่ใช้ขนาดความกว้างของหน้าต่างจำนวนเท่ากับ 1536 จุดและใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าเท่ากับ 768 เวิร์ดซ์	43
ข-1 แสดงข้อมูลต่างๆ ของผู้ทดลองแต่ละคน	104

## รายการภาพประกอบ

ภาพประกอบ	หน้า
2-1 ลักษณะและสเปกตรัมของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ	6
2-2 กล้ามเนื้อ Vastus Medialis	7
2-3 กล้ามเนื้อ Bicep Femoris	7
2-4 กล้ามเนื้อ Gastrocnemius	8
2.5 กล้ามเนื้อ Tibialis Anterior	8
2-6 ท่าเขย่งเท้า	9
2-7 ท่าขึ้นบนส้นเท้า	9
2-8 ท่าย่อ-ยืด	10
2-9 ท่ายกเท้าขวา	11
2-10 ท่ายกเท้าซ้าย	11
2-11 โครงสร้างต้นไม้ตัดสินใจ	20
3-1 แสดงตำแหน่งการติดอิเล็กโทรด	22
3-2 ขั้นตอนการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเพื่อจำแนกท่าทางการออกกำลังกาย	24
3-3 การหาจุดเริ่มต้นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ	25
3-4 ความกว้างของหน้าต่างคำนวณรูปแบบต่างๆ	26
4-1 แสดงสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อของท่าเขย่งเท้า	27
4-2 แสดงสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อของท่าขึ้นบนส้นเท้า	28
4-3 แสดงสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อของท่าย่อ-ยืด	29
4-4 แสดงสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อของท่ายกขาขวา	30
4-5 แสดงสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อของท่ายกขาซ้าย	31
4-6 แสดงสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อของท่าย่อ-ยืด ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าเท่ากับ 768 เฮิร์ตซ์	32
4-7 แสดงสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อของท่าย่อ-ยืด ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าเท่ากับ 512 เฮิร์ตซ์	32
4-8 แสดงสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อของท่าย่อ-ยืด ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าเท่ากับ 128 เฮิร์ตซ์	33

รายการภาพประกอบ (ต่อ)

<b>ภาพประกอบ</b>	<b>หน้า</b>
4-9 แสดงผลของอัตราความถูกต้องของการแยกทำทางที่ความกว้างของหน้าต่างคำนวณขนาดต่างๆ และที่อัตราสุ่มสัญญาณเข้าต่างๆ	38
4-10 แผนภาพต้นไม้ของการใช้ช่องสัญญาณ 4 ช่องสัญญาณ โดยใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 1024 เฮอร์ตซ์ และความกว้างของหน้าต่างคำนวณเป็น 2048 จุด	44
4-11 แผนภาพต้นไม้ของการใช้ช่องสัญญาณ 4 ช่องสัญญาณ โดยใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 768 เฮอร์ตซ์ และความกว้างของหน้าต่างคำนวณเป็น 1356 จุด	45
4-12 แผนภาพต้นไม้ของการใช้ช่องสัญญาณ 3 ช่องสัญญาณ โดยใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 768 เฮอร์ตซ์ และความกว้างของหน้าต่างคำนวณเป็น 1356 จุด	46
ก-1 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำเนื้อที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 1024 เฮอร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 128 จุด	56
ก-2 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำเนื้อที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 1024 เฮอร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 256 จุด	58
ก-3 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำเนื้อที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 1024 เฮอร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 384 จุด	60
ก-4 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำเนื้อที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 1024 เฮอร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 512 จุด	62
ก-5 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำเนื้อที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 1024 เฮอร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 1024 จุด	64
ก-6 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำเนื้อที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 1024 เฮอร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 2048 จุด	66

**รายการภาพประกอบ (ต่อ)**

<b>ภาพประกอบ</b>	<b>หน้า</b>
ก-7 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อ ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 768 เฮอร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่าง คำนวณ 96 จุด	68
ก-8 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อ ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 768 เฮอร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่าง คำนวณ 192 จุด	70
ก-9 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อ ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 768 เฮอร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่าง คำนวณ 288 จุด	72
ก-10 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อ ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 768 เฮอร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่าง คำนวณ 384 จุด	74
ก-11 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อ ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 768 เฮอร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่าง คำนวณ 768 จุด	76
ก-12 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อ ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 768 เฮอร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่าง คำนวณ 1536 จุด	78
ก-13 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อ ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 512 เฮอร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่าง คำนวณ 64 จุด	80
ก-14 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อ ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 512 เฮอร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่าง คำนวณ 128 จุด	82

### รายการภาพประกอบ (ต่อ)

<b>ภาพประกอบ</b>	<b>หน้า</b>
------------------	-------------

ก-15	แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อ ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 512 เฮอร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่าง คำนวณ 192 จุด	84
ก-16	แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อ ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 512 เฮอร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่าง คำนวณ 256 จุด	86
ก-17	แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อ ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 512 เฮอร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่าง คำนวณ 512 จุด	88
ก-18	แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อ ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 512 เฮอร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่าง คำนวณ 1024 จุด	90
ก-19	แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อ ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 256 เฮอร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่าง คำนวณ 32 จุด	92
ก-20	แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อ ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 256 เฮอร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่าง คำนวณ 64 จุด	94
ก-21	แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อ ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 256 เฮอร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่าง คำนวณ 96 จุด	96
ก-22	แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อ ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 256 เฮอร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่าง คำนวณ 128 จุด	98

### รายการภาพประกอบ (ต่อ)

<b>ภาพประกอบ</b>	<b>หน้า</b>
ก-23	แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อ

	ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 256 เฮอร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่าง จำนวน 256 จุด	100
ก-24	แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 256 เฮอร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่าง จำนวน 256 จุด	102



## บทที่ 1

### บทนำ

ในบทนี้กล่าวถึงความสำคัญและที่มาของการวิจัย งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง วัตถุประสงค์ของการวิจัย ขอบเขตการวิจัย ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ และขั้นตอนการวิจัย ดังรายละเอียดต่อไปนี้

#### 1.1 ความสำคัญและที่มาของการวิจัย

ในปัจจุบันนี้ปัญหาการหกล้มเป็นปัญหาหลักที่พบได้บ่อยในผู้สูงอายุและเป็นสาเหตุหลักที่ทำให้เกิดการบาดเจ็บหรือพิการ [1] ร้อยละ 30 ผู้สูงอายุที่มีอายุตั้งแต่ 65 ปีขึ้นไป มีโอกาสที่จะหกล้มได้ทุกปีและจะเพิ่มขึ้นถึงร้อยละ 50 เมื่อมีอายุ 80 ปีขึ้นไป ปัญหาที่เกิดขึ้นต่อมาคือการเกิดภาวะกระดูกหักโดยพบได้ประมาณร้อยละ 87 พบว่าผู้สูงอายุที่หกล้ม ประมาณร้อยละ 50 จะมีอันตรายถึงขั้นเสียชีวิตได้ หรือเกิดภาวะความพิการเรื้อรังและมีชีวิตอยู่ได้ในระยะเวลาไม่เกิน 1 ปี [15] เนื่องจากการที่ผู้สูงอายุมีความเสื่อมของส่วนต่างๆ ของร่างกายอยู่เดิม มีความอ่อนแรงของกล้ามเนื้อ การเสื่อมของข้อต่อเป็นผลมาจากเมื่ออายุสูงขึ้นมักจะไม่ค่อยมีกิจกรรมในการเคลื่อนไหวมากนัก จะสังเกตได้ว่าในการเดินของผู้สูงอายุนั้นจะเดินเท้าเรี่ยๆ พื้น ก้าวสั้นๆ หรือเดินยกเท้าไม่พ่นพ่น ซึ่งพฤติกรรมดังกล่าวนี้เป็นสาเหตุของการเกิดอุบัติเหตุต่างๆ เช่น สะดุดหรือหกล้ม

การป้องกันการหกล้มที่ดี และมีประสิทธิภาพที่สุดก็คือการออกกำลังกายอย่างง่ายๆ และเป็นประจำสม่ำเสมอ [2] ในการออกกำลังกายของผู้สูงอายุนั้นสามารถทำได้โดยการทำท่าทางง่ายๆ ที่ใช้ในชีวิตประจำวันและต้องเป็นการออกกำลังกายที่ไม่หนักจนเกินไป ผู้สูงอายุส่วนใหญ่มีร่างกายอ่อนแออยู่แล้วจึงทำให้เกิดความรู้สึกว่าการออกกำลังกายเป็นเรื่องที่ยากลำบาก การออกกำลังกายเลยไม่มีประสิทธิภาพเท่าที่ควร ปัญหาที่มักจะเกิดขึ้น คือ ทำท่าทางในการออกกำลังกายถูกต้องแต่ไม่มีการออกแรงในการเกร็งกล้ามเนื้อเท่าที่ควร

เพื่อให้การออกกำลังกายสำหรับผู้สูงอายุมีประสิทธิภาพมากขึ้นสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจึงมีประโยชน์ในการตรวจสอบประสิทธิภาพในการออกกำลังกาย โดยเฉพาะในกลุ่มของกล้ามเนื้อที่สำคัญ [3] และสามารถติดตามพัฒนาการของกล้ามเนื้อได้อีกด้วย นอกจากนี้ยังมีเทคโนโลยีต่างๆ ที่ทำให้การออกกำลังกายของผู้สูงอายุง่ายขึ้น เช่น เกมส์หรือของเล่นที่ผู้สูงอายุ

สามารถควบคุมได้โดยตรง[4-5] สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจึงเป็นทางเลือกหนึ่งที่น่าสนใจเพราะมีรูปแบบเป็นของตัวเอง สามารถหาลักษณะเด่นและจำแนกออกมาเป็นท่าทางต่างๆเพื่อนำไปใช้ประโยชน์ได้[6-7]

ดังนั้นในวิทยานิพนธ์นี้จึงได้ศึกษาท่าทางการออกกำลังกายโดยการนำสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจากบริเวณขาจากการทำท่ากายบริหาร 5 ท่า ได้แก่ เขย่งเท้า ยืนบนส้นเท้า ย่อ-ยืด ยกขาขวา และยกขาซ้าย ซึ่งได้จากกล้ามเนื้อจำนวน 4 มัดกล้ามเนื้อ คือ Vastus Medialis, Bicep Femoris, Gastrocnemius และ Tibialis Anterior ซึ่งกล้ามเนื้อดังกล่าวเป็นกล้ามเนื้อที่จะช่วยในการทรงตัวเมื่อมีการหกล้ม[14] โดยจะใช้สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อของคนปกติมาวิเคราะห์เพื่อใช้จำแนกท่าทางระหว่างการออกกำลังกาย เพื่อเป็นต้นแบบในการพัฒนาไปใช้กับผู้สูงอายุและผู้ที่ต้องทำการกายภาพบำบัดต่อไป

## 1.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

1.2.1 “Study of stability of time-domain features for electromyographic pattern recognition” [11] บทความนี้ได้กล่าวถึงการเปรียบเทียบสิ่งรบกวน 3 ประเภทในการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ คือ การเปลี่ยนแปลงของบริเวณที่ติดอิเล็กโทรด, ความแรงในการหดตัวของกล้ามเนื้อ และความล่าช้าที่เกิดขึ้นของกล้ามเนื้อโดยการเปรียบเทียบจำนวนของการหาลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ (Feature Extraction) แบบเป็นกลุ่ม ตั้งแต่ 1 ถึง 8 ตัว เพื่อเปรียบเทียบค่าความแม่นยำที่ได้จากการจำแนกท่าทาง (Classification) 4 ท่าทาง จากกล้ามเนื้อแขน 2 มัดกล้ามเนื้อ โดยใช้ Linear Discriminant Analysis (LDA)

1.2.2 “Conditioning and sampling issues of EMG signals in motion recognition of multifunctional myoelectric” [12] บทความนี้ได้กล่าวถึงผลกระทบที่เกิดขึ้นกับความแม่นยำของการจำแนกท่าทางและจำนวนของหน่วยความจำที่ใช้ เมื่อมีการลดอัตราการสุ่มสัญญาณเข้า (Sampling rate) และการเปลี่ยนแปลงของจุดเริ่มต้นของการทำตัวกรองความถี่สูงผ่าน (High pass Filter)

1.2.3 “Identification of motion from multi-channel EMG signals for control of prosthetic hand” [13] บทความนี้ได้กล่าวถึงการเปรียบเทียบปัจจัยสำคัญ 3 อย่างในการจำแนกท่าทาง 6 ท่าทางจากกล้ามเนื้อจำนวน 4 มัดกล้ามเนื้อ คือ ความแม่นยำ, เวลาที่ใช้ในการคำนวณ และหน่วยความจำที่ใช้ โดยเปรียบเทียบจากวิธีการจำแนกท่าทางจำนวน 6 วิธี คือ Sample logistic

regression, Decision tree, K-nearest neighbour model 2, K-nearest neighbour model 1, Neural network และ Linear discriminant analysis

1.2.4 “Feature reduction and selection for EMG signal classification” [16] บทความนี้ได้รวบรวม Feature extraction 37 ชนิด เพื่อใช้หาตัวแทนที่ดีที่สุดในการแยกท่าทางการเคลื่อนไหวของมือ และประเมินความซับซ้อนของ Feature extraction ที่ใช้

1.2.5 “Evaluation of EMG feature extraction for hand movement recognition based on Euclidean distance and standard deviation” [10] บทความนี้ได้เปรียบเทียบการใช้วิธี RES index เพื่อแยกท่าทางการเคลื่อนไหวของมือเพื่อเปรียบเทียบกับวิธี Support vector machine (SVM)

จากบทความ 1.2.1 พบว่าปัจจัยสำคัญที่สุดที่ทำให้ความแม่นยำในการจำแนกท่าทางลดลง คือการเปลี่ยนแปลงของบริเวณที่ติดอิเล็กโทรดซึ่งจะเป็นแนวทางในการวางแผนการทดลองเพื่อหลีกเลี่ยงปัจจัยที่จะทำให้เกิดความผิดพลาดในการเก็บตัวอย่างของสัญญาณ ไฟฟ้ากล้ามเนื้อ จากบทความที่ 1.2.2 พบว่าการลดอัตราการสุ่มสัญญาณเข้าลงจะทำให้อัตราความแม่นยำในการจำแนกท่าทางลดลง และจะทำให้หน่วยความจำที่ใช้และเวลาในการประมวลผลลดลงด้วย จากบทความที่ 1.2.3 พบว่าวิธีการจำแนกท่าทางที่แบบต้นไม้ช่วยตัดสินใจ (Decision Tree) ให้ค่าความแม่นยำที่สูง, ใช้เวลาในการคำนวณน้อยและใช้หน่วยความจำต่ำ จากบทความ 1.2.4 พบว่าได้รวบรวม Feature extraction ไว้ได้สมบูรณ์และเป็นปัจจุบันที่สุดจำนวน 37 ชนิด และจากบทความที่ 1.2.5 พบว่าผลการคัดเลือก Feature extraction จากวิธี RES index ได้ผลเหมือนกันกับ วิธี Support vector machine (SVM)

จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องทั้ง 5 เรื่องพบว่าสิ่งที่ต้องแยกท่าทางของการออกกำลังกายของกล้ามเนื้อขาให้ได้ความถูกต้องที่มากที่สุดนั้นจำเป็นต้องคำนึงถึงผลกระทบต่างๆ เช่น ตำแหน่งการจับสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่เหมาะสม วิธีการหาลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ และอัตราการสุ่มสัญญาณเข้าที่ใช้ Feature extraction และวิธีการเลือก Feature extraction ที่เหมาะสม ดังนั้นเพื่อเป็นจุดเริ่มต้นในการนำไปใช้กับระบบสมองกลฝังตัว (Embedded System) จึงต้องคำนึงถึงจำนวนช่องสัญญาณที่ใช้ และความกว้างของหน้าต่างที่ใช้ในการคำนวณด้วย

### 1.3 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1.3.1 เพื่อพัฒนาวิธีการจำแนกสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อระหว่างการออกกำลังกาย

1.3.2 เพื่อปรับค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับการประมวลผลแบบฝังตัว เช่น อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าที่เหมาะสม ความกว้างของหน้าต่างที่ใช้คำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณ ลักษณะเด่นของสัญญาณที่เหมาะสม และจำนวนช่องสัญญาณที่เหมาะสม

### 1.4 ขอบเขตการวิจัย

1.4.1 พัฒนาการที่สามารถแยกแยะท่าทางการออกกำลังกายโดยใช้สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจากบริเวณขาจำนวน 5 ท่าทาง คือ เขย่งเท้า ยืนบนส้นเท้า ย่อ-ยืด ขกขาขวา และยกขาซ้าย

1.4.2 เก็บสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจากบริเวณกล้ามเนื้อจำนวน 4 มัด คือ Vastus Medialis muscle, Bicep Femoris muscle, Gastrocnemius muscle และ Tibialis muscle

1.4.3 ทำการหาลักษณะเด่นและจำแนกท่าทางการออกกำลังกายจากการเก็บข้อมูลสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจากบริเวณขาของอาสาสมัครจำนวน 10 คน โดยเป็นผู้หญิง 5 คน และผู้ชาย 5 คน โดยมีอายุระหว่าง 18-23 ปี และออกกำลังกายสม่ำเสมอ

### 1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.5.1 ได้ตัวแปรต่างๆที่เหมาะสมที่สามารถแยกแยะสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อระหว่างการออกกำลังกาย

1.5.2 สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับการออกกำลังกาย เช่น ใช้ผลจากการจำแนกท่าทางในการควบคุมเกมส์ เพื่อให้เกิดความสนุกสนาน

## 1.6 ขั้นตอนการวิจัย

1.6.1 ศึกษารายละเอียดทฤษฎีและงานวิจัยต่างๆจากเอกสาร ตำรา บทความ สิ่งพิมพ์ และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

1.6.2 ออกแบบการทดลอง ปรับปรุงแบบการทดลองให้มีความสมบูรณ์มากยิ่งขึ้นและให้ครอบคลุมขอบเขตการวิจัย

1.6.3 นำแบบการทดลองที่ได้ปรับปรุงแก้ไขแล้วไปใช้ทดลองเก็บสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อบริเวณขา จำนวน 4 มัด กล้ามเนื้อ 5 ท่าทาง ได้แก่ เขย่งเท้า ยืนบนส้นเท้า ย่อ-ยืด ยกขาขวา ยกขาซ้าย กับอาสาสมัครจำนวน 1 คนก่อน นำข้อมูลมาวิเคราะห์ลักษณะเด่นและจำแนกท่าทางต่างๆที่ได้จากสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อและเปรียบเทียบค่าความแม่นยำที่ได้จากการทดลองต่างๆที่กำหนดไว้ แล้วนำแบบการทดลองเสนออาจารย์ที่ปรึกษาเพื่อตรวจสอบความถูกต้องแก้ไขและให้ข้อเสนอแนะอีกครั้ง นำไปทดลองใช้ต่อไป

1.6.4 จับสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อบริเวณขาจำนวน 4 มัด กล้ามเนื้อ 5 ท่าทาง ได้แก่ เขย่งเท้า ยืนบนส้นเท้า ย่อ-ยืด ยกขาขวา ยกขาซ้าย จากอาสาสมัครจำนวน 9 คนที่เหลือ นำข้อมูลมาวิเคราะห์ลักษณะเด่นและจำแนกท่าทางต่างๆที่ได้จากสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเปรียบเทียบค่าความแม่นยำที่ได้จากการทดลองต่างๆที่กำหนดไว้

1.6.5 บันทึกข้อมูลความถูกต้อง สรุปผลการทดสอบและเขียนรายงาน

## บทที่ 2

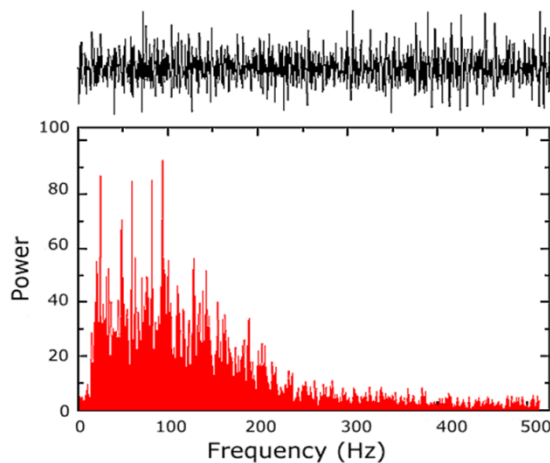
### ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับงานวิจัย

งานวิจัยฉบับนี้ได้ศึกษาทฤษฎีหลักการและงานวิจัยต่างๆ ที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อระหว่างการออกกำลังกาย โดยจะศึกษาคุณสมบัติของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อและกล้ามเนื้อที่เกี่ยวข้องกับท่าทางการออกกำลังกายที่ได้เลือกไว้ทั้งหมดจำนวน 4 มัดกล้ามเนื้อ การหาลักษณะเด่น (Feature extraction) การเลือกลักษณะเด่น โดยการใช้วิธี RES index และการจำแนกลักษณะของสัญญาณไฟฟ้าด้วยวิธีต้นไม้ช่วยตัดสินใจ (Decision tree) โดยจะมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

#### 2.1 สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อและกล้ามเนื้อที่เกี่ยวข้องกับท่าทางการออกกำลังกาย

##### 2.1.1 สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ คือ สัญญาณไฟฟ้าที่เกิดจากการหดตัวและคลายตัวของกล้ามเนื้อลาย เมื่อได้รับการกระตุ้นโดยกระแสประสาทจากเซลล์ประสาทและเป็นสัญญาณที่เกิดขึ้นภายในร่างกาย จึงทำให้ไม่เป็นอันตรายต่อผู้ใช้งาน โดยในกล้ามเนื้อแต่ละมัดก็จะมีรูปแบบและขนาดของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่แตกต่างกันไป โดยทั่วไปสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจะมีขนาดประมาณ 50 ไมโครโวลต์–100 มิลลิโวลต์ และมีความถี่อยู่ในช่วง 10–500 เฮิร์ตซ์ แต่ช่วงความถี่ที่เหมาะสมที่จะนำมาใช้งานคือ 20–150 เฮิร์ตซ์ ดังภาพประกอบ 2-1

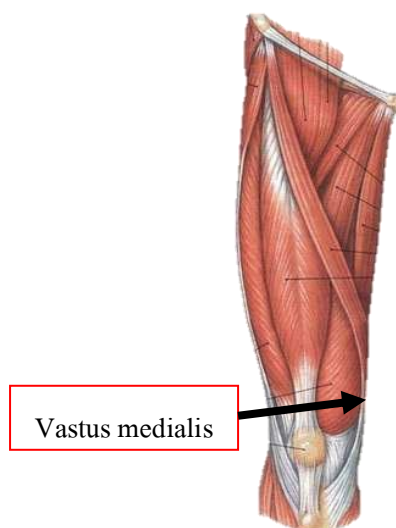


ภาพประกอบ 2-1 ลักษณะและสเปกตรัมของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ [9]

## 2.1.2 กล้ามเนื้อที่เกี่ยวข้องกับท่าทางการออกกำลังกาย

### (1) กล้ามเนื้อ Vastus Medialis

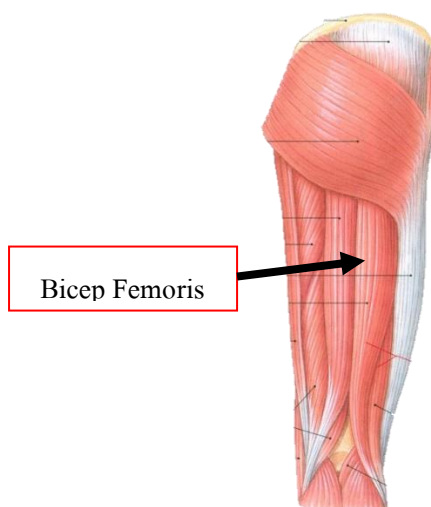
กล้ามเนื้อ Vastus Medialis เป็นกล้ามเนื้อที่อยู่บริเวณข้างขาด้านในในเนื้อหัวเข่า เล็กน้อยทำหน้าที่เหยียดปลายขา ตำแหน่งกล้ามเนื้อ Vastus Medialis ดังภาพประกอบ 2-2



ภาพประกอบ 2-2 กล้ามเนื้อ Vastus Medialis [8]

### (2) กล้ามเนื้อ Bicep Femoris

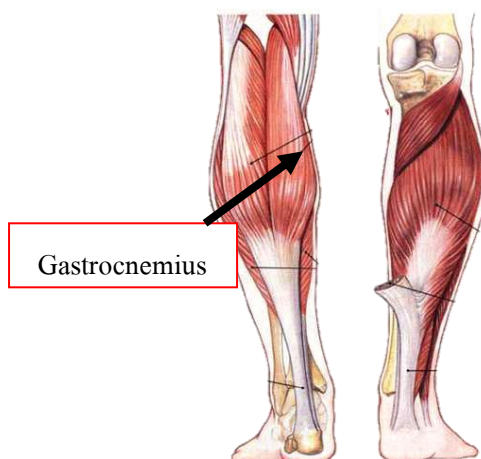
กล้ามเนื้อ Bicep Femoris เป็นกล้ามเนื้อบริเวณส่วนล่างของต้นขาด้านหลัง มีหน้าที่ในการงอปลายขาและเหยียดต้นขา ตำแหน่งกล้ามเนื้อ Bicep Femoris ดังภาพประกอบ 2-3



ภาพประกอบ 2-3 กล้ามเนื้อ Bicep Femoris [8]

### (3) กล้ามเนื้อ Gastrocnemius

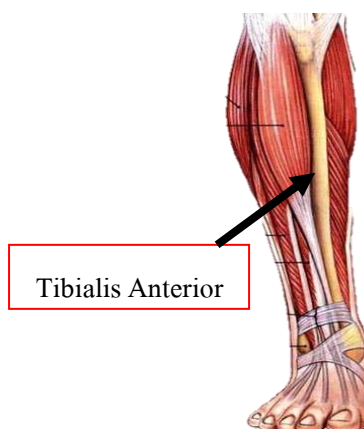
กล้ามเนื้อ Gastrocnemius เป็นกล้ามเนื้อที่อยู่บริเวณขาตอนล่างหรือน่อง มีหน้าที่ในการเหยียดข้อเท้าและงอปลายขา ตำแหน่งกล้ามเนื้อ Gastrocnemius ดังภาพประกอบ 2-4



ภาพประกอบ 2-4 กล้ามเนื้อ Gastrocnemius [8]

### (4) กล้ามเนื้อ Tibialis Anterior

กล้ามเนื้อ Tibialis Anterior เป็นกล้ามเนื้อที่ทอดตัวอยู่บริเวณผิวด้านข้างของกระดูกหน้าแข้ง ทำหน้าที่ในการงอหลังเท้า เหยียดนิ้วเท้า ตำแหน่งกล้ามเนื้อ Tibialis Anterior ดังภาพประกอบ 2-5

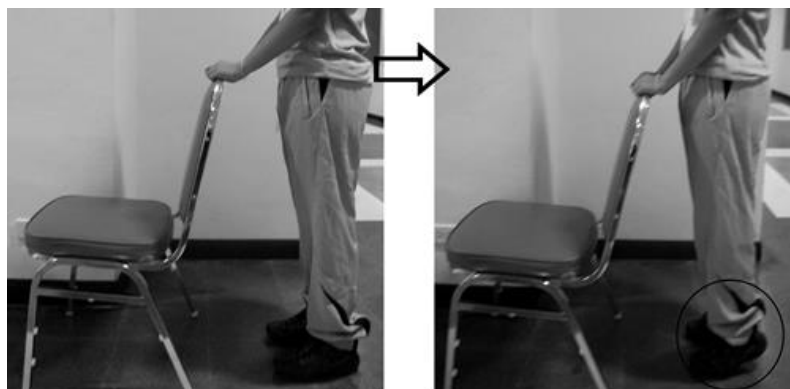


ภาพประกอบ 2-5 กล้ามเนื้อ Tibialis Anterior [8]



## 2.2 ทำท่าทางในการออกกำลังกาย

### 2.2.1 ท่าเขย่งเท้า (SH)



ภาพประกอบ 2-6 ท่าเขย่งเท้า

จากภาพประกอบ 2-6 แสดงท่าทางการออกกำลังกายแบบเขย่งเท้า รายละเอียดของท่ามีดังต่อไปนี้ ท่าเตรียม ยืนให้เท้าห่างกันประมาณ 1 ช่วงไหล่ (1 ฟุต) ยืนตัวตรง ผ่อนคลายกล้ามเนื้อขา ยืนห่างเก้าอี้พอประมาณ และใช้มือสองข้างจับพนักพิงเก้าอี้เพื่อช่วยในการทรงตัว และป้องกันการล้ม ท่าออกกำลังกาย เขย่งปลายเท้า แล้วกลับสู่ท่าเตรียม ภายในเวลา 4 วินาที

### 2.3.2 ท่ายืนบนส้นเท้า (ST)



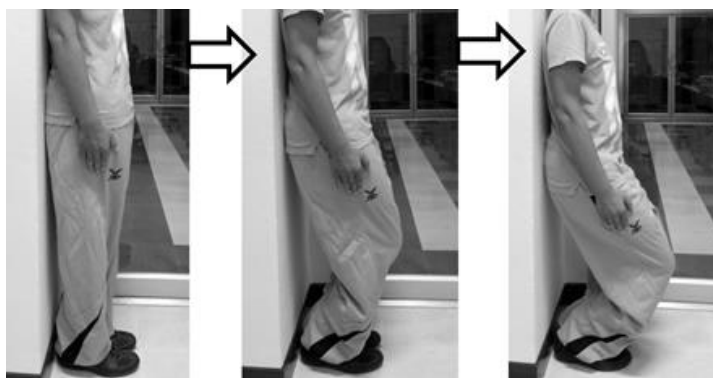
ภาพประกอบ 2-7 ท่ายืนบนส้นเท้า

จากภาพประกอบ 2-7 แสดงท่าทางการออกกำลังกายแบบยืนบนส้นเท้า รายละเอียดของท่ามีดังต่อไปนี้

**ท่าเตรียม** ยืนให้เท้าห่างกันประมาณ 1 ช่วงไหล่ (1 ฟุต) ยืนตัวตรง ผ่อนคลายกล้ามเนื้อขา ยืนห่างเก้าอี้พอประมาณ และใช้มือสองข้างจับพนักพิงเก้าอี้เพื่อช่วยในการทรงตัว และป้องกันการล้ม

**ท่าออกกำลังกาย** งดข้อเท้าขึ้น แล้วกลับสู่ท่าเตรียม ภายในเวลา 4 วินาที

### 2.2.3 ท่าย่อ-ยืด (HS)



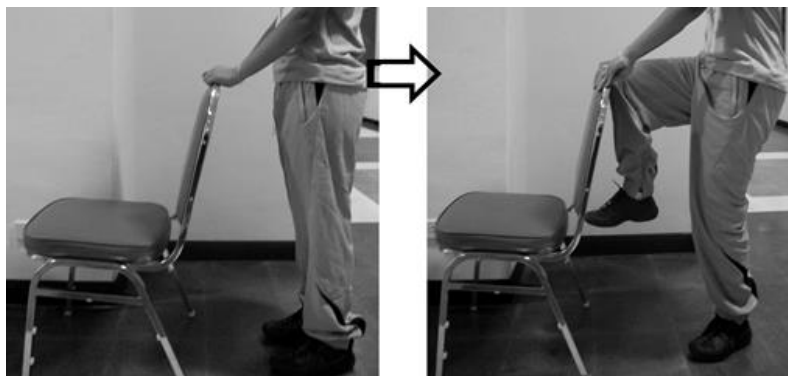
ภาพประกอบ 2-8 ท่าย่อ-ยืด

จากภาพประกอบ 2-8 แสดงท่าทางการออกกำลังกายแบบย่อ-ยืด รายละเอียดของท่ามีดังต่อไปนี้

**ท่าเตรียม** ยืนให้เท้าชิด เข้าชิด ตัวตรง หลังตรง ผ่อนคลายกล้ามเนื้อขา

**ท่าออกกำลังกาย** ย่อตัวลงให้มากที่สุดภายในเวลา 4 วินาที แล้วกลับสู่ท่าเตรียม

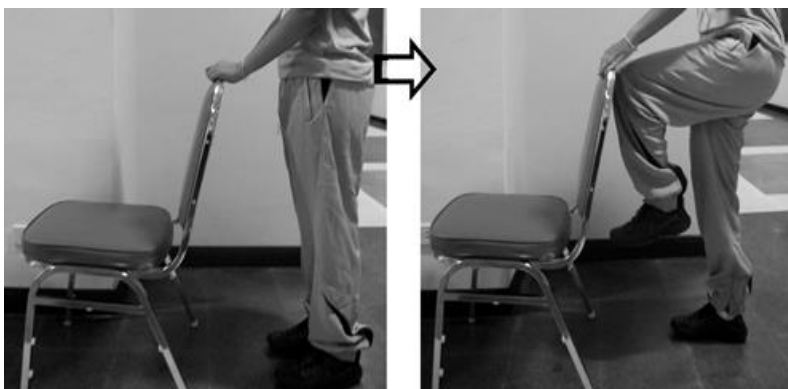
### 2.3.4 ท่ายกขาขวา (SR)



ภาพประกอบ 2-9 ท่ายกเท้าขวา

จากภาพประกอบ 2-9 แสดงท่าทางการออกกำลังกายแบบยกเท้าขวา รายละเอียดของท่ามีดังต่อไปนี้ ท่าเตรียม ยืนให้เท้าห่างกันประมาณ 1 ช่วงไหล่ (1 ฟุต) ยืนตัวตรง ผ่อนคลายกล้ามเนื้อขา ยืนเท้าแกว่งประมาณ และใช้มือสองข้างจับพนักพิงเก้าอี้เพื่อช่วยในการทรงตัว และป้องกันการล้ม ท่าออกกำลังกาย ยกขาขวาขึ้นให้หน้าขาตั้งฉากกับพื้น พร้อมกับงัดข้อเท้าขึ้นให้ตั้งฉากกับพื้น ภายในเวลา 4 วินาที พยายามให้หลังตรง แล้วกลับสู่ท่าเตรียม

### 2.3.5 ท่ายกขาซ้าย (SL)



ภาพประกอบ 2-10 ท่ายกเท้าซ้าย

ภาพประกอบ 2- 10 แสดงท่าทางการออกกำลังกายแบบยกเท้าซ้าย รายละเอียดของท่ามีดังต่อไปนี้ **ท่าเตรียม** ยืนให้เท้าห่างกันประมาณ 1 ช่วงไหล่ (1 ฟุต) ยืนตัวตรง ผ่อนคลายกล้ามเนื้อขา ยืนห่างเก้าอี้พอประมาณ และใช้มือสองข้างจับพนักพิงเก้าอี้เพื่อช่วยในการทรงตัว และป้องกันการล้ม **ท่าออกกำลังกาย** ยกขาซ้ายขึ้นให้หน้าขาตั้งฉากกับพื้น พร้อมกับงัดข้อเท้าขึ้นให้ตั้งฉากกับพื้น ภายในเวลา 4 วินาที พยายามให้หลังตรง แล้วกลับสู่ท่าเตรียม

### 2.3 การหาลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ (EMG feature extraction)

การหาลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ คือ กระบวนการที่ใช้หาคุณสมบัติเฉพาะตัวต่างๆ ของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ โดยผลที่ได้จะอยู่ในรูปของตัวเลข ซึ่งตัวเลขดังกล่าวก็จะสามารถใช้อธิบายลักษณะเฉพาะตัวของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อได้

การหาลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อในงานวิจัยฉบับนี้ จะแบ่งเป็น 2 กลุ่มคือ การวิเคราะห์หับนโดเมนเวลา (Time domain) และการวิเคราะห์หับนโดเมนความถี่ (Frequency domain) โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

ให้  $x_n$  เป็นค่าสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่ถูกสุ่มเข้ามาครั้งที่  $n$  ดังนั้นสัญญาณที่ถูกสุ่มเข้ามาภายในช่วงเวลาหนึ่งจำนวน  $N$  ค่า จะแทนด้วยชุดของข้อมูล  $[x_1, x_2, x_3, \dots, x_N]$  ลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อสามารถคำนวณได้ดังนี้

**2.3.1 Root mean square (RMS)** เป็นการหารากที่ 2 ของค่าเฉลี่ยกำลังสองของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n^2} \quad (2-1)$$

**2.3.2 Integrated EMG (IEMG)** เป็นการหาผลรวมของค่าสัมบูรณ์ของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

$$IEMG = \sum_{n=1}^N |x_n| \quad (2-2)$$

**2.3.3 Mean Absolute Value (MAV)** เป็นการหาผลรวมของค่าสัมบูรณ์ของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x_n| \quad (2-3)$$

**2.3.4 The 1<sup>st</sup> and 2<sup>nd</sup> Modified Mean Absolute Value (MAV1 and MAV2)** เป็นการหาผลรวมของค่าสัมบูรณ์ของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

$$MAV1 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N w_n |x_n|$$

$$w_n = \begin{cases} 1 & 0.25N \leq n \leq 0.75N \\ 0.5 & \text{else} \end{cases} \quad (2-4)$$

$$MAV2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N w_n |x_n|$$

$$w_n = \begin{cases} 1 & 0.25N \leq n \leq 0.75N \\ 4n/N & 0.25 > N \\ 4(n-N)/N & 0.75 < N \end{cases} \quad (2-5)$$

**2.3.5 Variance (VAR)** เป็นการวัดค่าความหนาแน่นของพลังงานของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

$$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N x_n^2 \quad (2-6)$$

**2.3.6 Waveform Length (WL)** เป็นการหาค่าสะสมของผลต่างระหว่างค่าของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อปัจจุบันกับสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อก่อนหน้า

$$WL = \sum_{n=1}^{N-1} |x_{n+1} - x_n| \quad (2-7)$$

**2.3.7 Zero Crossing (ZC)** เป็นการหาจำนวนของสัญญาณไฟฟ้ากล้ำเนื้อที่ตัดผ่านแรงดัน 0 โวลต์ โดยจะกำหนดค่า Threshold ที่ 10 มิลลิโวลต์

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

$$\text{เมื่อ } \text{sgn}(x) = \begin{cases} 1 & x < 0 \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (2-8)$$

**2.3.8 Slope Sign Changes (SSC)** เป็นการหาจำนวนครั้งในการเปลี่ยนเครื่องหมายของสัญญาณไฟฟ้ากล้ำเนื้อ โดยจะกำหนดค่า Threshold ที่ 10 มิลลิโวลต์

$$SSC = \sum_{n=2}^{N-1} f[(x_n - x_{n-1}) \times (x_n - x_{n+1})]$$

$$\text{เมื่อ } f(x) = \begin{cases} 1 & x \geq \text{threshold} \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (2-9)$$

**2.3.9 Willison Amplitude (WAMP)** เป็นการหาจำนวนครั้งของสัญญาณไฟฟ้ากล้ำเนื้อที่มีการเปลี่ยนแปลงมากกว่าค่า Threshold ที่กำหนดไว้ โดยจะกำหนดไว้ที่ 30 มิลลิโวลต์

$$WAMP = \sum_{n=1}^{N-1} f(|x_n - x_{n+1}|)$$

$$\text{เมื่อ } f(x) = \begin{cases} 1 & x \geq \text{threshold} \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (2-10)$$

**2.3.10 Simple Square-Integral (SSI)** เป็นการหาผลรวมของค่าสัมบูรณ์กำลังสองของสัญญาณไฟฟ้ากล้ำเนื้อ

$$SSI = \sum_{n=1}^N |x_n|^2 \quad (2-11)$$

**2.3.11 Absolute value of the 3<sup>rd</sup>, 4<sup>th</sup> and 5<sup>th</sup> temporal moment (TM3, TM4 and TM5)** เป็นการหาค่าสัมบูรณ์ของค่าเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้ากล้ำเนื้อซึ่งยกกำลังตาม Temporal moment ที่ต้องการ

$$TM3 = \left| \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n^3 \right| \quad (2-12)$$

$$TM4 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n^4 \quad (2-13)$$

$$TM5 = \left| \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n^5 \right| \quad (2-14)$$

**2.3.12 The 2<sup>nd</sup>, 3<sup>rd</sup> and 4<sup>th</sup> v-Order (v-Order2, v-Order3 and v-Order4)** เป็นการหาค่าประมาณของแรงในการหัดตัวของกล้ำเนื้อ ซึ่งค่า v จะเปลี่ยนตาม Order ที่ต้องการ

$$V2 = \left( \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (2-15)$$

$$V3 = \left( \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n^3 \right)^{\frac{1}{3}} \quad (2-16)$$

$$V4 = \left( \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n^4 \right)^{\frac{1}{4}} \quad (2-17)$$

**2.3.13 Log Detector (LOG)** เป็นการหาการประมาณของแรงในการหัดตัวของกล้ำเนื้อโดยการใช้ค่า Logarithm

$$LOG = e^{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \log(|x_n|)} \quad (2-18)$$

**2.3.14 Average Amplitude Change (AAC)** เป็นการหาค่าเฉลี่ยของค่าสะสมของผลต่างระหว่างค่าของสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อปัจจุบันกับสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อก่อนหน้า

$$AAC = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N-1} |x_{n+1} - x_n| \quad (2-19)$$

**2.3.15 Myopulse Percentage Rate (MYOP)** เป็นการหาค่าเฉลี่ยของจำนวนครั้งของสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อที่มีการเปลี่ยนแปลงมากกว่าค่า Threshold ที่กำหนดไว้

$$MYOP = \sum_{n=1}^N f(x_n)$$

เมื่อ  $f(x) = \begin{cases} 1 & x \geq \text{threshold} \\ 0 & \text{else} \end{cases}$  (2-20)

**2.3.16 Difference Absolute Standard Deviation Value (DASDV)** เป็นการหารากที่ 2 ของค่าเฉลี่ยกำลังสองของสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อปัจจุบันกับสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อก่อนหน้า

$$DASDV = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} (x_{n+1} - x_n)^2} \quad (2-21)$$

**2.3.17 Frequency Ratio (FR)** เป็นการแปลงฟูเรียร์อย่างรวดเร็วแล้วหาอัตราส่วนระหว่างความถี่ที่ค่าสเปกตรัมมีค่าน้อยที่สุดกับความถี่ที่สเปกตรัมมีค่ามากที่สุด

$$FR = \frac{f_{\min}(\text{fft}(x_n))}{f_{\max}(\text{fft}(x_n))}$$

เมื่อ  $\text{fft}(x)$  เป็นการแปลงฟูเรียร์อย่างรวดเร็ว (2-22)



**2.3.18 Mean Frequency (MNF)** เป็นการแปลงฟูเรียร์อย่างรวดเร็วแล้วหาค่าเฉลี่ยของความถี่

$$MNF = \frac{\sum_{n=1}^N f_n P_n}{\sum_{n=1}^N P_n}$$

เมื่อ  $P_n$  เป็นค่าของสเปกตรัมที่ตำแหน่งที่  $n$  (2-23)

**2.3.19 Median Frequency (MDF)** เป็นการแปลงฟูเรียร์อย่างรวดเร็วแล้วหาค่าความถี่ที่ทำให้ผลรวมของสเปกตรัมเป็นครึ่งหนึ่งของกำลังทั้งหมด

$$\sum_{n=1}^{MDF} P_n = \sum_{n=MDF}^N P_n = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N P_n \quad (2-24)$$

**2.3.20 Peak Frequency (PKF)** เป็นการแปลงฟูเรียร์อย่างรวดเร็วแล้วหาค่ากำลังของความถี่ที่มากที่สุด

$$PKF = \max(P_n) \quad (2-25)$$

**2.3.21 Mean power (MNP)** เป็นการแปลงฟูเรียร์อย่างรวดเร็วแล้วหาค่ากำลังเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้ากล้ำเนื้อ

$$MNP = \sum_{n=1}^N \left( \frac{P_n}{N} \right) \quad (2-26)$$

**2.3.22 Total Power (TTP)** เป็นการแปลงฟูเรียร์อย่างรวดเร็วแล้วหาผลรวมของกำลังของความถี่ หรือเรียกว่า Spectral moment (SM0)

$$TTP = \sum_{n=1}^N P_n = SM0 \quad (2-27)$$

**2.3.23 The 1<sup>st</sup>, 2<sup>nd</sup> and 3<sup>rd</sup> Spectral moment (SM1, SM2 and SM3)** เป็นการแปลงฟูเรียร์อย่างรวดเร็วแล้วหาผลรวมของกำลังของความถี่

$$SM1 = \sum_{n=1}^N P_n f_n \quad (2-28)$$

$$SM2 = \sum_{n=1}^N P_n f_n^2 \quad (2-29)$$

$$SM3 = \sum_{n=1}^N P_n f_n^3 \quad (2-30)$$

**2.3.24 Power Spectrum Ratio (PSR)** เป็นการแปลงฟูเรียร์อย่างรวดเร็วแล้วหาอัตราส่วนระหว่างค่าพลังงานของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ  $P_0$  กับค่ากำลังของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

$$PSR = \frac{P_0}{P} = \frac{\sum_{j=f_0-n}^{f_0+n} P_j}{\sum_{j=-\infty}^{\infty} P_j}$$

เมื่อ  $f_0$  เป็นค่าของ PKF และ เป็นค่าของ Integral limit (2-31)

**2.3.25 Variance of Central Frequency (VCF)** สามารถหาได้จากสมการที่แทนในรูปของ Spectral moment ดังนี้

$$VCF = \frac{1}{SM0} \sum_{n=1}^N P_n (f_n - f_c)^2 = \frac{SM2}{SM0} - \left( \frac{SM1}{SM0} \right)^2 \quad (2-32)$$

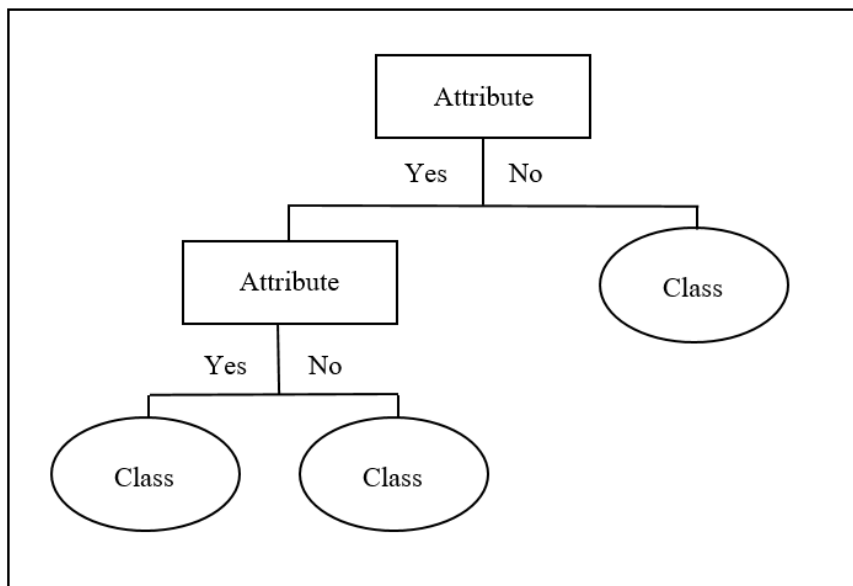
## 2.4 ต้นไม้ช่วยตัดสินใจ (Decision tree)

ต้นไม้ตัดสินใจเป็นเทคนิคหนึ่งที่ให้ผลลัพธ์ในรูปแบบของโครงสร้างของต้นไม้ ซึ่งเป็นหนึ่งในวิธีการที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลาย เพราะผลของการจำแนกจะแสดงอยู่ในรูปแบบที่เข้าใจง่ายทำให้ง่ายต่อการวิเคราะห์ มีความทนทานต่อข้อมูลสัญญาณรบกวน เช่น คุณสมบัตินี้ (Attribute) ที่ไม่เกี่ยวข้องและมีความสามารถในการคำนวณที่รวดเร็วเมื่อเทียบกับอัลกอริทึมที่ใช้จำแนกข้อมูลชนิดอื่น โดยการจำแนกข้อมูลออกเป็นกลุ่มๆ (Class) โดยใช้คุณสมบัติของข้อมูลเป็นตัวแยกแยะข้อมูลเพื่อมาสร้างแบบจำลองในการพยากรณ์และใช้การตั้งกฎแบบง่ายๆ เช่น การตัดสินใจแบบถ้า-แล้ว (if-else) ซึ่งวิธีการนี้สามารถจัดกลุ่มของข้อมูลที่กำหนดไว้ได้โดยอัตโนมัติ และผลของต้นไม้ตัดสินใจจะทำให้ทราบว่าคุณสมบัติใดของข้อมูลที่ใช้เป็นตัวกำหนดในการจำแนกข้อมูล และสามารถบอกความสำคัญของคุณสมบัตินั้นๆ ได้อีกด้วย ซึ่งจะเป็นประโยชน์อย่างยิ่งในการวิเคราะห์ข้อมูล หรือนำข้อมูลดังกล่าวไปใช้ประกอบการตัดสินใจ โดยวิธีการสร้างต้นไม้ช่วยตัดสินใจนั้นมีดังนี้

2.4.1 หากคุณสมบัติที่สำคัญที่สุดมาแบ่งชุดของข้อมูล โดยสร้างเป็นรากของต้นไม้ (Root node)

2.4.2 สร้างโหนดภายใน (Internal node) ของข้อมูลจากค่าของคุณสมบัติต่างๆ ที่เป็นไปได้ของข้อมูล เพื่อใช้เป็นตัวตัดสินใจว่าข้อมูลที่ตกลงมาในโหนดภายในนี้จะไปในทิศทางใดต่อไป

2.4.3 เมื่อแบ่งข้อมูลทั้งหมดแล้วจะได้กลุ่มต่างๆ ที่เป็นผลลัพธ์ของการจำแนกข้อมูล



ภาพประกอบ 2-11 โครงสร้างต้นไม้ตัดสินใจ

## 2.5 RES index [10]

RES index คือ การหาผลต่างระหว่างระยะทางแบบยูคลิด (Euclidean distance) กับค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ซึ่งใช้ในการหาค่าลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล่อมเนื้อที่ดีที่สุดของสัญญาณไฟฟ้ากล่อมเนื้อในแต่ละช่องสัญญาณ โดยหาได้จากสมการนี้

$$RES_i = \frac{\overline{ED}_i}{\sigma_i} \quad (2-33)$$

โดย 
$$\overline{ED}_i = \frac{2}{K(K-1)} \sum_{p=1}^{K-1} \sum_{q=p+1}^K \sqrt{(\bar{m}_{ip} - \bar{m}_{iq})^2} \quad (2-34)$$

$$\sigma_i = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K s_{ik} \quad (2-35)$$

เมื่อให้  $m$  เป็นค่าเฉลี่ยของลักษณะเด่น,  $s$  เป็นค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของลักษณะเด่น,  $i$  คือ เลขของช่องสัญญาณ โดย  $i$  จะมีค่าระหว่าง 1-4,  $p, q$  และ  $k$  คือเลขระบุท่าทางของการออกกำลังกาย โดย  $k$  จะมีค่าระหว่าง 1-5 ในการใช้งาน RES index เนื่องจากค่าของลักษณะเด่นแต่ละตัวมีค่าต่างกัน จึงต้องทำการปรับค่าให้อยู่ระหว่าง 0-1 ก่อน โดยใช้สมการ

$$m_{norm} = \frac{m - \min(m)}{\max(m) - \min(m)} \quad (2-36)$$

ผลของ RES index จะแสดงความสามารถในการหาลักษณะเด่นที่ดีที่สุดในแต่ละ  
ช่องสัญญาณ โดยค่า RES index ของการหาลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่มีค่ามากจะ  
ให้ผลในการจำแนกท่าทางในการออกกำลังกายที่ดีกว่าค่า RES index ของการหาลักษณะเด่นของ  
สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่มีค่าน้อย

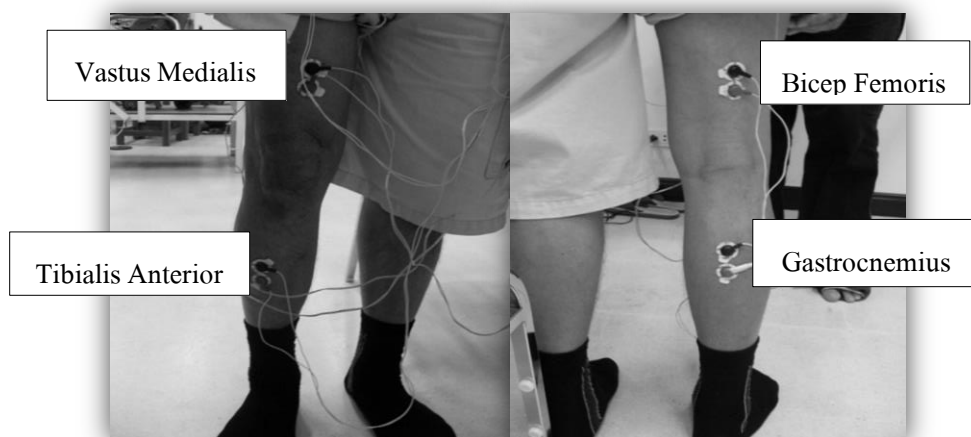
## บทที่ 3

### อุปกรณ์และวิธีการ

ในบทนี้กล่าวถึงอุปกรณ์และวิธีการทดลองที่ใช้ในงานวิจัย ได้แก่ การเก็บสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อและขั้นตอนการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเพื่อจำแนกท่าทางการออกกำลังกาย ดังรายละเอียดต่อไปนี้

#### 3.1 การเก็บบันทึกสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

ในการเก็บบันทึกสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจะใช้อาสาสมัครจำนวน 10 คน เป็นเพศชาย 5 คน และเพศหญิง 5 คน อายุระหว่าง 18-23 ปี เป็นผู้หญิง 5 คนและผู้ชาย 5 คน มีอายุระหว่าง 18-23 ปี และออกกำลังกายสม่ำเสมอ โดยในขั้นตอนการเตรียมตัวก่อนเก็บสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจะต้องทำความสะอาดผิวหนังบริเวณที่จะทำการเก็บสัญญาณด้วยแอลกอฮอล์ให้สะอาดเพื่อลดค่าความต้านทานบริเวณผิวหนัง จากนั้นรอนบริเวณที่เช็ดด้วยแอลกอฮอล์แห้งสนิทแล้วจึงติดอิเล็กโทรดชนิดพื้นผิวจำนวน 2 ชั้น คร่อมบริเวณกึ่งกลางของกล้ามเนื้อจำนวน 4 มัดกล้ามเนื้อ คือ Vastus Medialis, Bicep Femoris, Gastrocnemius และ Tibialis Anterior ส่วน Ground ติดที่บริเวณข้อมือข้างขวาดังภาพประกอบที่ 3-1 จากนั้นให้อาสาสมัครนั่งพักเพื่อผ่อนคลายกล้ามเนื้อให้มากที่สุดเพื่อลดผลกระทบจากการเกิดการเมื่อยล้า



ภาพประกอบ 3-1 แสดงตำแหน่งการติดอิเล็กโทรด

หลังจากที่อาสาสมัครนั่งพักพอสมควรแล้วก็จะเริ่มทำการเก็บสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ โดยก่อนที่จะเริ่มทำท่าทางต่างๆ อาสาสมัครควรขึ้นในท่าที่ผ่อนคลาย ไม่เกร็งต้นขา น่อง ฝ่าเท้า หรือขึ้นงอเข่า เพราะจะทำให้ผลของสัญญาณที่ออกมามีความคลาดเคลื่อน และมีปัญหาเมื่อนำไปวิเคราะห์ การเก็บสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจะใช้ท่าทางจำนวน 5 ท่าทาง แต่ละท่าทางจะทำซ้ำกัน 5 ครั้ง โดยจะทำ 1 ครั้ง ใช้เวลา 4 วินาที แล้วหยุดพักประมาณ 30 วินาที เพื่อป้องกันไม่ให้เกิดกล้ามเนื้อเกิดความล้า จากนั้นค่อยเริ่มทำครั้งต่อไปจนครบ 5 ครั้ง โดยท่าทางที่ใช้ คือ เขย่งเท้า ขึ้นบนส้นเท้า ย่อ-ยืด ขกขาขวาและขกขาซ้าย โดยมีอุปกรณ์ที่ใช้ในการทดลองดังนี้

### 3.1.1 อุปกรณ์ขยายสัญญาณ

งานวิจัยนี้ใช้อุปกรณ์ขยายสัญญาณ รุ่น Mobi6-6b ของบริษัท Twente Medical Systems International B.V. โดยมีอัตราขยายสัญญาณ 19.5 เท่า ใช้ตัวกรองความถี่แบบช่วง (Band pass filter) ระหว่าง 20-500 เฮิรตซ์ และใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าเท่ากับ 1024 เฮิรตซ์

### 3.1.2 ระบบประมวลผล

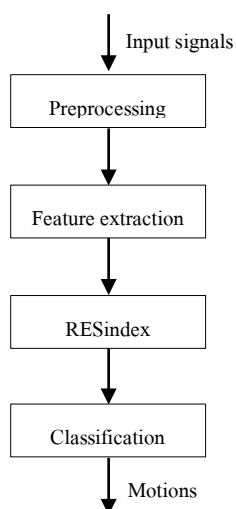
งานวิจัยนี้พัฒนาบนระบบปฏิบัติการ Windows 8 Pro 64-bit ประมวลผลด้วยเครื่องคอมพิวเตอร์แบบพกพา(Notebook) ที่ใช้หน่วยประมวลผลกลาง Intel® Core™i3 M 380 ความเร็ว 2.53 GHz แรม (RAM) 4 GB และฮาร์ดดิสก์ (Hard disk) ความจุ 300 GB

### 3.1.3 อิเล็กโทรดแบบพื้นผิว

งานวิจัยนี้ใช้อิเล็กโทรดชนิดพื้นผิว แบบ Ag/AgCl ของบริษัท Kendal ARBO รุ่น H124SG สำหรับติดบนกล้ามเนื้อที่ระบุไว้บนขาขวา และใช้อิเล็กโทรดชนิดพื้นผิว แบบ Ag-AgCl Red-Dot ของบริษัท 3M รุ่น 2237 สำหรับติดบนข้อมือซึ่งใช้เป็นจุดอ้างอิงของสัญญาณ

## 3.2 ขั้นตอนการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเพื่อจำแนกท่าทางการออกกำลังกาย

ภาพรวมของขั้นตอนการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเพื่อจำแนกท่าทางการออกกำลังกายประกอบด้วย 4 ขั้นตอน คือ การเตรียมสัญญาณ ไฟฟ้ากล้ามเนื้อ การหาลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ การเลือกลักษณะเด่นที่ดีที่สุดของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อในแต่ละช่องสัญญาณด้วยวิธี RES index และการจำแนกท่าทางการออกกำลังกาย

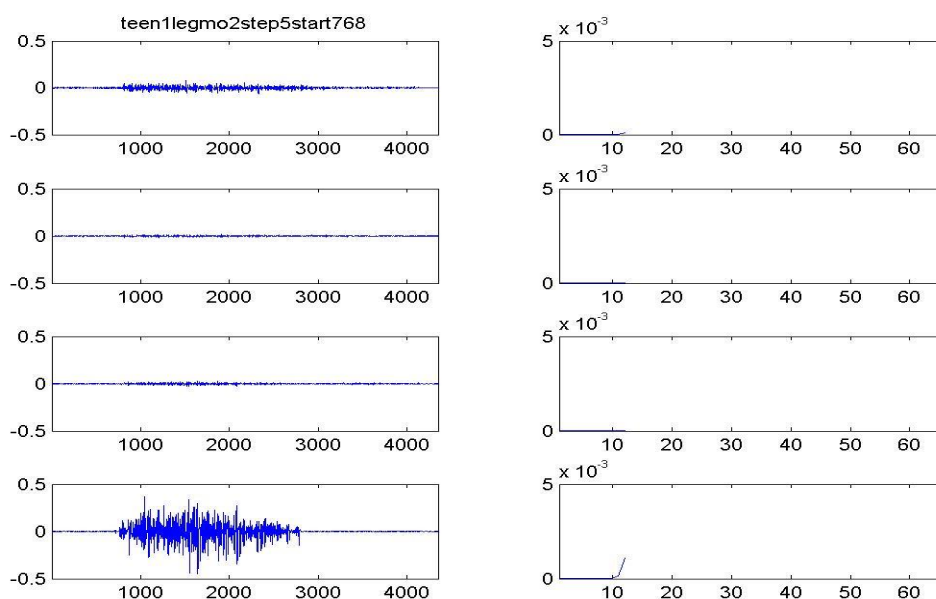


ภาพประกอบ 3-2 ขั้นตอนการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเพื่อจำแนกท่าทางการออกกำลังกาย

### 3.2.1 การเตรียมสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

การเตรียมสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ คือ การเตรียมสัญญาณไฟฟ้าก่อนการประมวลผลโดยจะหาจุดเริ่มต้นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเพื่อใช้ในการคำนวณ โดยจะคำนวณพร้อมกันทั้ง 4 ช่องสัญญาณในการคำนวณจะใช้ค่าเฉลี่ยกำลังสองของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อโดยใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 128 จุด และจะเลื่อนหน้าต่างในการคำนวณครั้งละ 64 จุด ถ้าค่าที่คำนวณได้ในช่องสัญญาณใดมีค่ามากกว่าหรือเท่ากับค่า Threshold ที่กำหนดไว้ คือ 0.2 ไมโครโวลต์กำลังสอง (หน่วยไมโครโวลต์กำลังสองเกิดจากการนำค่าสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อไปยกกำลังสองแล้วหาค่าเฉลี่ยในช่วงความกว้างของหน้าต่างที่ใช้ในการหาจุดเริ่มต้น และค่า Threshold เป็นค่าที่ได้จากการทดลองซึ่งเหมาะสมกับผู้ทดลองทั้ง 10 คน) ก็จะหยุดการคำนวณแล้วใช้จุดนั้นเป็นจุดเริ่มต้นเพื่อคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อต่อไปดังภาพประกอบ 3-3 โดยค่า Threshold นั้นกำหนดเพื่อให้ใช้ได้กับทุกข้อมูลที่มีอยู่

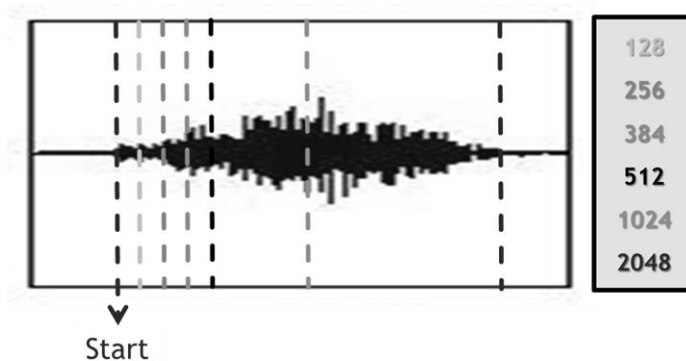




ภาพประกอบ 3-3 การหาจุดเริ่มต้นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

### 3.2.2 การหาลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

เมื่อกำจัดสัญญาณรบกวนที่ปนมากับสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อแล้ว สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจะถูกนำไปหาลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจำนวน 32 ตัว ดังที่กล่าวไว้ในบทที่ 2 โดยจะแบ่งการทดลองออกเป็น 4 ชุด ตามอัตราการสุ่มสัญญาณเข้าโดยเริ่มจาก 1024 เฮอร์ตซ์ แล้วลดลงทีละ  $\frac{1}{4}$  เท่า คือ 768, 512 และ 256 เฮอร์ตซ์ๆ ตามลำดับ และในแต่ละการทดลองจะใช้เวลาของหน้าต่างคำนวณเป็นจำนวนเท่าของ 128 โดยที่อัตราสุ่มสัญญาณเข้า 1024 เฮอร์ตซ์ คือ 128 256 384 512 1024 และ 2048 จุด แล้วเมื่อลดอัตราการสุ่มสัญญาณเข้าลงก็จะต้องลดความกว้างของหน้าต่างคำนวณลงเป็นจำนวน  $\frac{1}{4}$  เท่าตามลำดับเมื่อเปลี่ยนค่าอัตราการสุ่มสัญญาณเข้าเช่นกัน ตัวอย่างความกว้างของหน้าต่างคำนวณรูปแบบต่างๆ แสดงดังภาพประกอบ 3-4



ภาพประกอบ 3-4 ความกว้างของหน้าต่างคำนวณรูปแบบต่างๆ

### 3.2.3 การเลือกลักษณะเด่นที่ดีที่สุดของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อในแต่ละ

#### ช่องสัญญาณด้วยวิธี RES index

การเลือกลักษณะเด่นที่ดีที่สุดของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อในแต่ละช่องสัญญาณด้วยวิธี RES index นั้น จะคำนวณจากข้อมูลในหัวข้อ 3.2.2 เพื่อหาคำตอบว่าลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อตัวไหนมีความสามารถในการจำแนกท่าทางต่างๆ ได้ที่ดีที่สุดในแต่ละช่องสัญญาณ ถ้าค่า RES Index ของลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อตัวไหนมีค่ามากแสดงว่าลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อตัวนั้นสามารถจำแนกท่าทางในการออกกำลังกายได้ดี

### 3.3 การจำแนกท่าทางการออกกำลังกาย

การจำแนกท่าทางการออกกำลังกายจะใช้วิธีต้นไม้ช่วยตัดสินใจซึ่งทำงานบนโปรแกรม WEKA 3.6 เพื่อดูค่าความแม่นยำในการจำแนกท่าทางของวิธีต้นไม้ช่วยตัดสินใจที่ได้จากหัวข้อ 3.2.3 ซึ่งในการคำนวณจะตั้งค่า Cross-Validation เท่ากับ 50 Folds คือ มีการแบ่งข้อมูลเป็น 50 กลุ่ม โดยจะใช้ 49 กลุ่มในการสอน และ 1 กลุ่มในการทดสอบ หลังจากนั้นก็จะเปลี่ยนกลุ่มใหม่เพื่อให้ข้อมูลทุกกลุ่มได้ถูกสอน และถูกทดสอบเหมือนกัน ซึ่งข้อมูลที่ใช้จะมีการสับเปลี่ยนลำดับการเรียงของข้อมูลเพื่อให้การสอนและการทดสอบของตัวจำแนกท่าทางเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพ และเมื่อได้การทดลองที่มีค่าความถูกต้องที่มากที่สุดแล้ว จะนำการทดลองดังกล่าวมาลดจำนวนช่องสัญญาณลงจาก 4 ช่องสัญญาณจนเหลือ 1 ช่องสัญญาณเพื่อเปรียบเทียบค่าความถูกต้องที่ได้

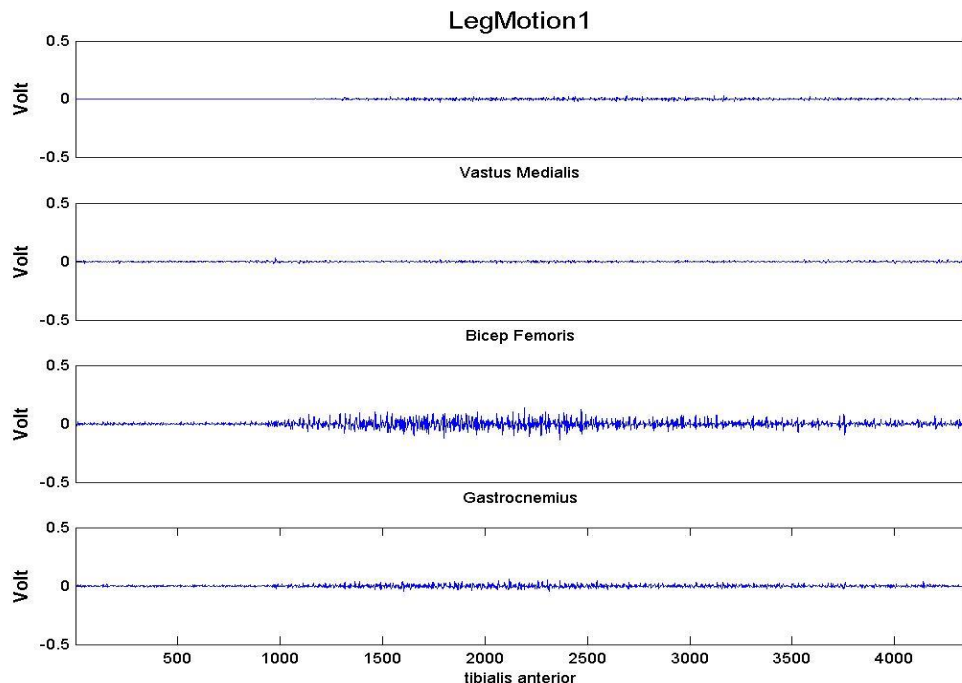
## บทที่ 4

### ผลการวิจัย

ในบทนี้กล่าวถึงสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจากการออกกำลังกายท่าทางต่างๆ ผลของการเลือกลักษณะเด่นที่ดีที่สุดของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อในแต่ละช่องสัญญาณด้วยวิธี RES index และผลของการจำแนกท่าทางการออกกำลังกายด้วยวิธีต้นไม้ช่วยตัดสินใจ ดังรายละเอียดต่อไปนี้

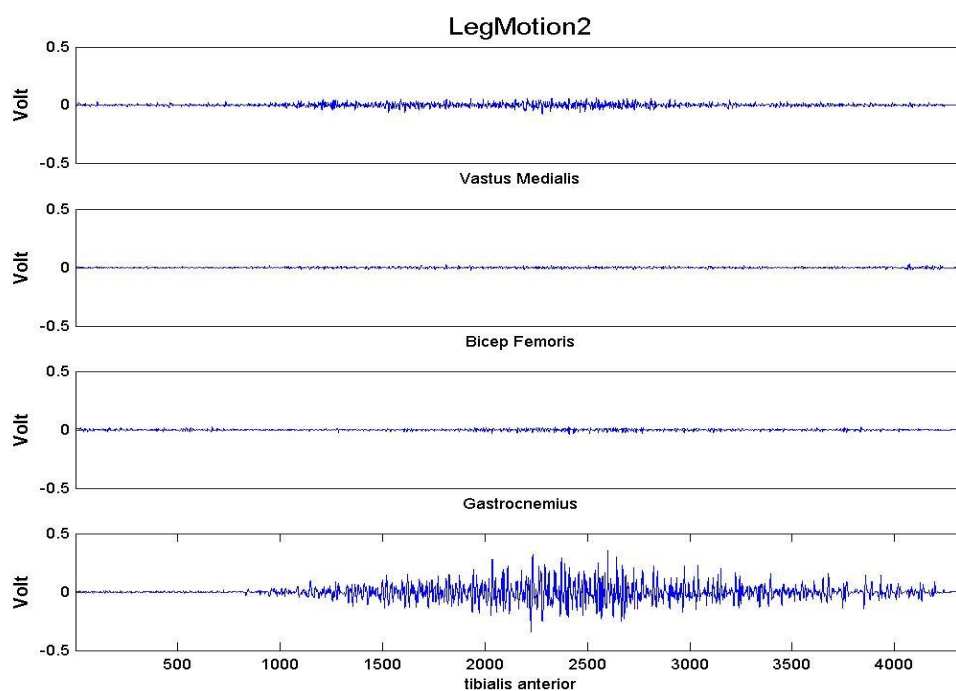
#### 4.1 สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจากการออกกำลังกายท่าทางต่างๆ

จากการทดลองเก็บสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจากการออกกำลังกายทั้ง 5 ท่าทาง คือ ท่าเขย่งเท้า ทำยืนบนส้นเท้า ท่าย่อ-ยืด ท่ายกขาขวา และท่ายกขาซ้าย ได้ผลของสัญญาณทั้ง 4 มัดกล้ามเนื้อจากท่าทางทั้ง 5 ดังภาพประกอบที่ 4-1 ถึง 4-5 และภาพของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่ได้ลดอัตราการสุ่มสัญญาณเข้าลง ดังภาพประกอบที่ 4-6 ถึง 4-8



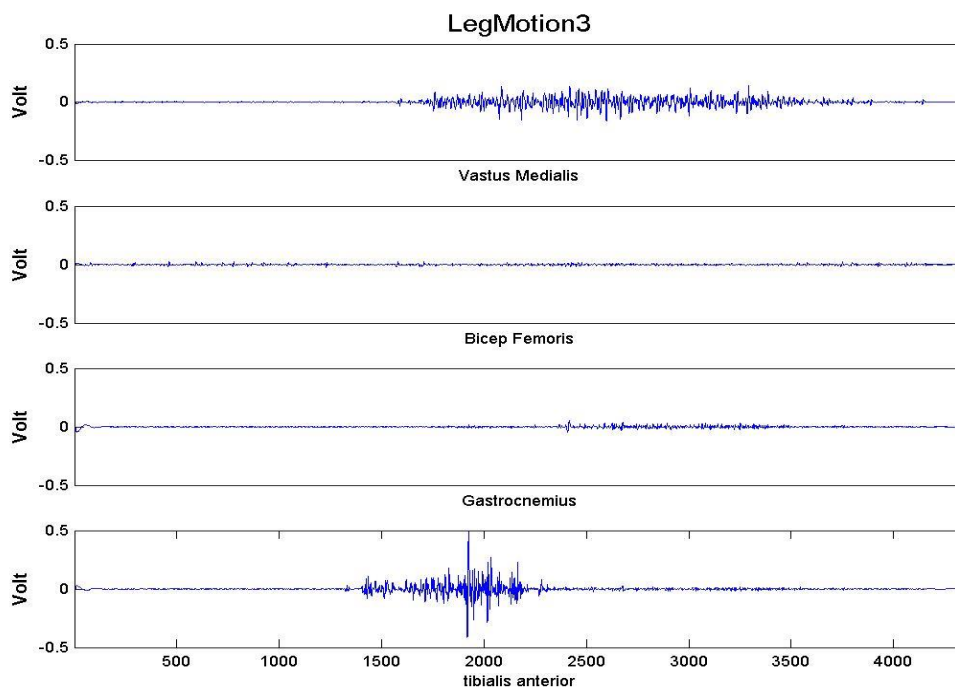
ภาพประกอบ 4-1 แสดงสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อของท่าเขย่งเท้า

จากภาพประกอบ 4-1 จะสังเกตเห็นว่าสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อของกล้ามเนื้อ Gastrocnemius จะมีขนาดของสัญญาณที่สูงที่สุด แสดงว่าในการออกกำลังกายท่าเข่งเท้าใช้กล้ามเนื้อมัดนี้เป็นหลัก



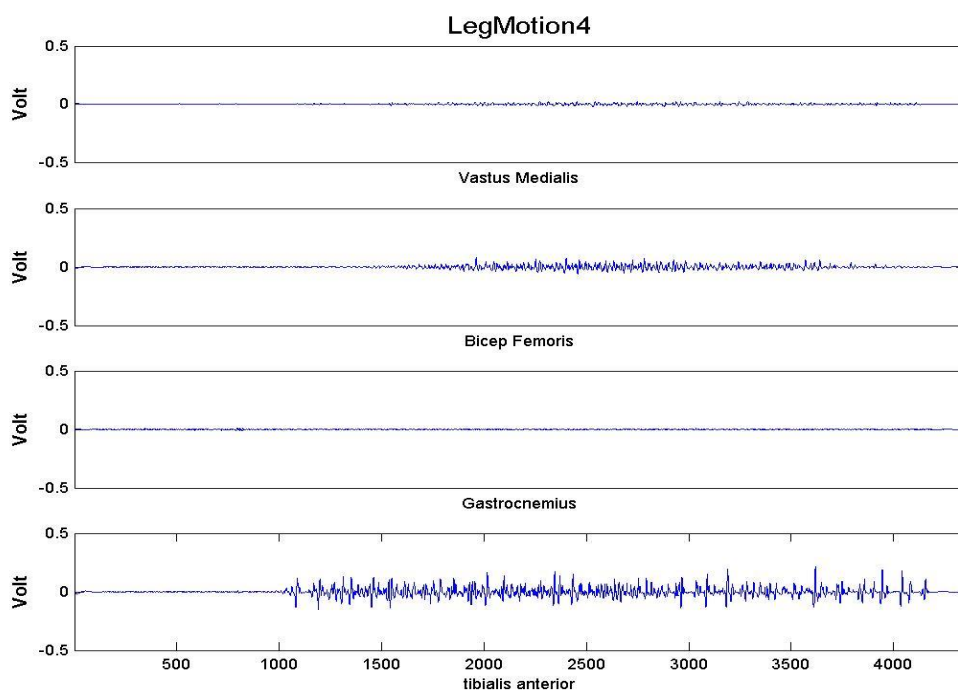
ภาพประกอบ 4-2 แสดงสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อของท่ายืนบนส้นเท้า

จากภาพประกอบ 4-2 จะสังเกตเห็นว่าสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อของกล้ามเนื้อ Tibialis anterior จะมีขนาดของสัญญาณที่สูงที่สุด แสดงว่าในการออกกำลังกายท่ายืนบนส้นเท้าใช้กล้ามเนื้อมัดนี้เป็นหลัก



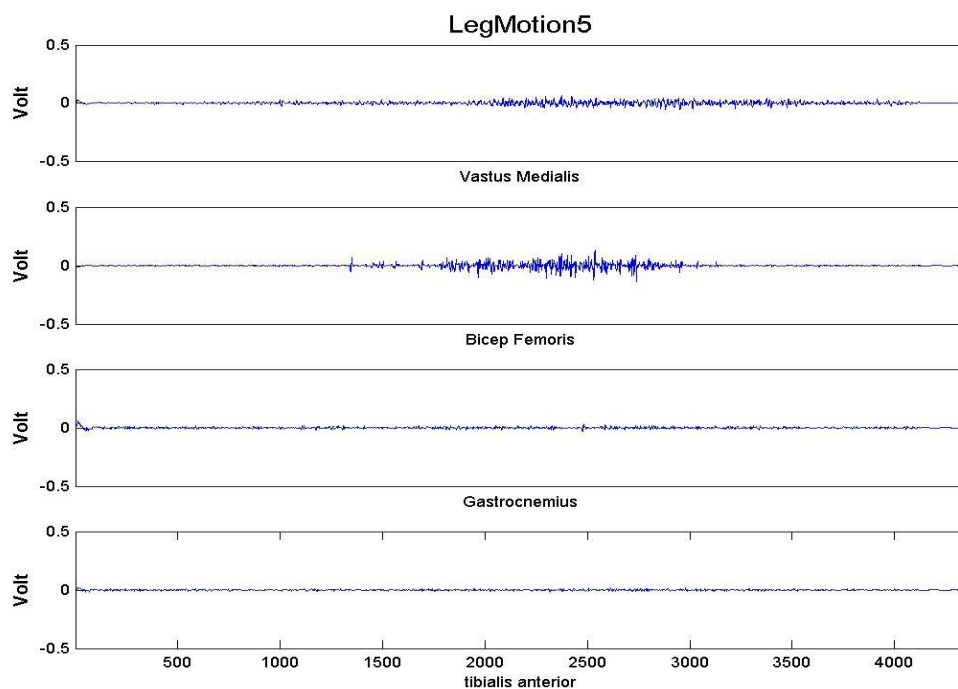
ภาพประกอบ 4-3 แสดงสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อของท่าย่อ-ยืด

จากภาพประกอบ 4-3 จะสังเกตเห็นว่าสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อของกล้ามเนื้อ Tibialis anterior จะเริ่มต้นการทำงานเป็นกล้ามเนื้อแรก หลังจากนั้นกล้ามเนื้อ Vastus medialis จะเริ่มทำงานเป็นลำดับต่อมา แสดงว่าในการออกกำลังกายท่าย่อ-ยืดใช้กล้ามเนื้อทั้งสองมัดนี้เป็นหลัก



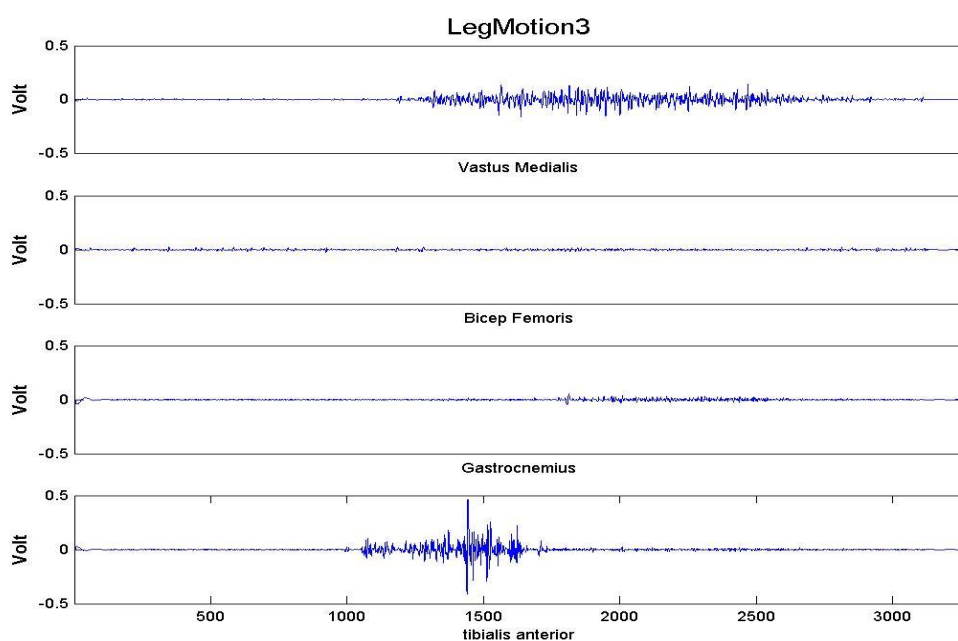
ภาพประกอบ 4-4 แสดงสัญญาณ ไฟฟ้ากล้ามเนื้อของท่ากขาขวา

จากภาพประกอบ 4-4 จะแสดงให้เห็นว่าสัญญาณ ไฟฟ้ากล้ามเนื้อของกล้ามเนื้อ Tibialis anterior จะเริ่มต้นการทำงานเป็นกล้ามเนื้อแรก หลังจากนั้นกล้ามเนื้อ Bicep Femoris จะเริ่มทำงานเป็นลำดับต่อมา แสดงว่าในการออกกำลังกายท่ากขาขวาใช้กล้ามเนื้อทั้งสองมัดนี้เป็นหลัก

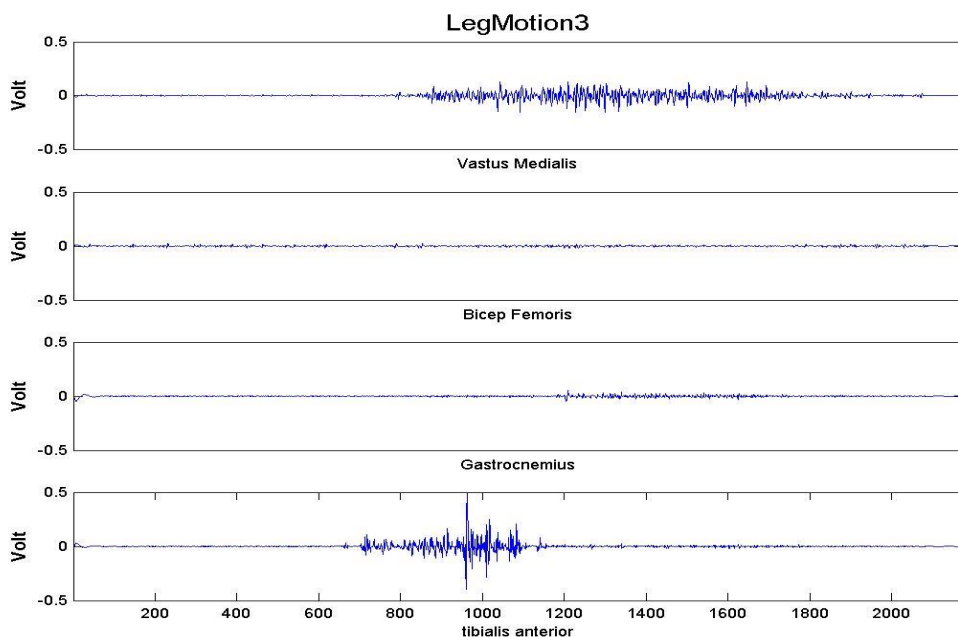


ภาพประกอบ 4-5 แสดงสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อของท่ากขาซ้าย

จากภาพประกอบ 4-5 จะแสดงให้เห็นว่าสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อของกล้ามเนื้อ Bicep Femoris จะเริ่มต้นการทำงานเป็นกล้ามเนื้อแรก หลังจากนั้นกล้ามเนื้อ Vastus medialis จะเริ่มทำงานเป็นลำดับต่อมา แสดงว่าในการออกกำลังกายท่ากขาซ้ายใช้กล้ามเนื้อทั้งสองมัดนี้เป็นหลัก

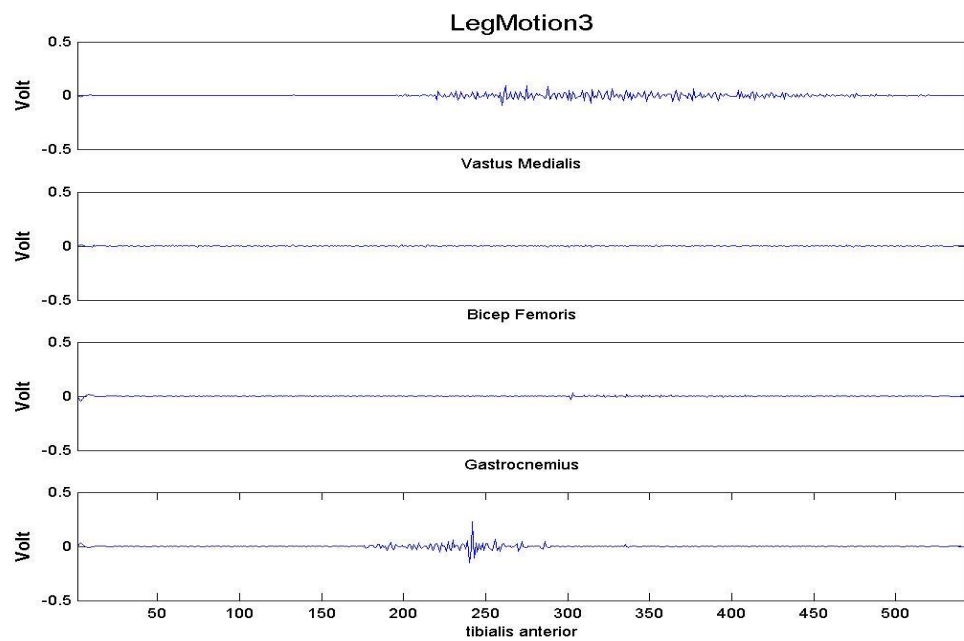


ภาพประกอบ 4-6 แสดงสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อของท่าทำย่อ-ยืด ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าเท่ากับ 768 เฮิร์ตซ์



ภาพประกอบ 4-7 แสดงสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อของท่าทำย่อ-ยืด ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าเท่ากับ 512 เฮิร์ตซ์





ภาพประกอบ 4-8 แสดงสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อของท่าทำย่อ-ยืด ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าเท่ากับ  
128 เฮิร์ตซ์

#### 4.2 ผลของการเลือกลักษณะเด่นด้วยวิธี RES index

จากผลของการเลือกลักษณะเด่นด้วยวิธี RES index สามารถจัดกลุ่มของลักษณะเด่นของสัญญาณ ไฟฟ้ากล้ำเนื้อที่ให้ค่าสูงสุดในแต่ละช่องสัญญาณ โดยใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณขนาดต่างๆ ที่อัตราสุ่มสัญญาณเข้าต่างๆ ได้ดังตารางที่ 4-1 ถึง 4-4

ตารางที่ 4-1 แสดงกลุ่มของลักษณะเด่นของสัญญาณ ไฟฟ้ากล้ำเนื้อที่ให้ค่าสูงสุดในแต่ละช่องสัญญาณ โดยใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณขนาดต่างๆ ที่อัตราสุ่มสัญญาณเข้า 1024 เฮอร์ตซ์

ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ	Feature Set (RES index)			
	CH1	CH2	CH3	CH4
128	ZC(0.51)	MNF(0.48)	AAC(0.78)	AAC(0.52)
256	ZC(0.57)	AAC(0.46)	AAC(0.88)	AAC(0.58)
384	ZC(0.57)	ZC(0.56)	AAC(0.90)	ZC(0.58)
512	ZC(0.57)	ZC(0.66)	AAC(0.92)	ZC(0.62)
1024	ZC(0.78)	ZC(1.16)	AAC(1.05)	ZC(0.81)
2048	PSR(1.44)	MNF(1.89)	SM3(2.11)	V4(1.72)

ตารางที่ 4-2 แสดงกลุ่มของลักษณะเด่นของสัญญาณ ไฟฟ้ากล้ำเนื้อที่ให้ค่าสูงสุดในแต่ละช่องสัญญาณ โดยใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณขนาดต่างๆ ที่อัตราสุ่มสัญญาณเข้า 768 เฮอร์ตซ์

ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ	Feature Set (RES index)			
	CH1	CH2	CH3	CH4
96	ZC(0.49)	MNF(0.47)	AAC(0.79)	AAC(0.53)
192	ZC(0.52)	AAC(0.46)	AAC(0.89)	AAC(0.58)
288	ZC(0.57)	ZC(0.64)	AAC(0.91)	ZC(0.61)
384	ZC(0.61)	ZC(0.77)	AAC(0.92)	ZC(0.64)
768	ZC(0.93)	ZC(1.27)	AAC(1.06)	ZC(0.79)
1536	ZC(1.47)	MNF(1.88)	SM3(2.09)	V4(1.72)

ตารางที่ 4-3 แสดงกลุ่มของลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ำเนื้อที่ให้ค่าสูงสุดในแต่ละช่องสัญญาณ โดยใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณขนาดต่างๆ ที่อัตราสุ่มสัญญาณเข้า 512 เฮอร์ตซ์

ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ	Feature Set (RES index)			
	CH1	CH2	CH3	CH4
64	ZC(0.42)	MNF(0.47)	AAC(0.79)	AAC(0.52)
128	ZC(0.49)	ZC(0.50)	AAC(0.89)	AAC(0.58)
192	ZC(0.62)	ZC(0.68)	AAC(0.91)	AAC(0.53)
256	ZC(0.74)	ZC(0.82)	AAC(0.92)	ZC(0.57)
512	ZC(1.06)	ZC(1.29)	AAC(1.05)	ZC(0.70)
1024	ZC(1.42)	MNF(1.82)	SM3(1.95)	V4(1.72)

ตารางที่ 4-4 แสดงกลุ่มของลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ำเนื้อที่ให้ค่าสูงสุดในแต่ละช่องสัญญาณ โดยใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณขนาดต่างๆ ที่อัตราสุ่มสัญญาณเข้า 256 เฮอร์ตซ์

ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ	Feature Set (RES index)			
	CH1	CH2	CH3	CH4
32	ZC(0.41)	AAC(0.28)	AAC(0.32)	AAC(0.14)
64	ZC(0.61)	ZC(0.48)	AAC(0.92)	AAC(0.53)
96	ZC(0.71)	ZC(0.62)	AAC(0.92)	ZC(0.48)
128	ZC(0.83)	ZC(0.75)	AAC(0.92)	ZC(0.42)
256	ZC(1.04)	ZC(1.09)	AAC(1.02)	V4(0.53)
512	V4(1.37)	MNF(1.62)	DASDV(1.66)	V4(1.69)

จากตารางที่ 4-1 ถึง 4-4 จะได้อันดับของลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ำเนื้อที่ให้ค่าสูงสุดในแต่ละช่องสัญญาณที่ความกว้างของหน้าต่างคำนวณขนาดต่างๆ และที่อัตราสุ่มสัญญาณเข้าต่างๆ จากนั้นจะนำกลุ่มของลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ำเนื้อนี้ไปใช้เพื่อจำแนกท่าทางต่างๆต่อไป

### 4.3 ผลของการจำแนกท่าทางการออกกำลังกายด้วยวิธีต้นไม้ช่วยตัดสินใจ

ในหัวข้อนี้จะนำเสนอผลของอัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางโดยใช้ความกว้างของหน้าต่างจำนวนขนาดต่างๆ อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าแบบต่างๆ และผลของอัตราความถูกต้องเมื่อมีการลดช่องสัญญาณเข้า โดยข้อมูลที่ใช้ในการจำแนกจะใช้ข้อมูลที่ได้จากการแบ่งกลุ่มของลักษณะเด่นของสัญญาณกลั่นเนื้อจากหัวข้อ 4.2

#### 4.3.1 ผลการจำแนกท่าทางโดยใช้ความกว้างของหน้าต่างจำนวนขนาดต่างๆ

ผลของอัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางโดยใช้ความกว้างของหน้าต่างจำนวนขนาดต่างๆ จะถูกแสดงไว้ในตารางที่ 4-5 ถึง 4-8

ตารางที่ 4-5 แสดงอัตราความถูกต้องของการแยกท่าทางโดยใช้ความกว้างของหน้าต่างจำนวนขนาดต่างๆ ที่อัตราสุ่มสัญญาณเข้า 1024 เฮอร์ตซ์

Sampling rate = 1024	
ความกว้างของหน้าต่างจำนวน	อัตราความถูกต้อง (%)
128	36.4
256	33.2
384	37.2
512	42
1024	49.6
2048	81.2

ตารางที่ 4-6 แสดงอัตราความถูกต้องของการแยกท่าทางโดยใช้ความกว้างของหน้าต่างจำนวน  
ขนาดต่างๆ ที่อัตราสุ่มสัญญาณเข้า 768 เฮิรตซ์

Sampling rate = 768	
ความกว้างของหน้าต่างจำนวน	อัตราความถูกต้อง (%)
96	39.6
192	34.4
288	36.4
384	40.4
768	44.4
1536	80.8

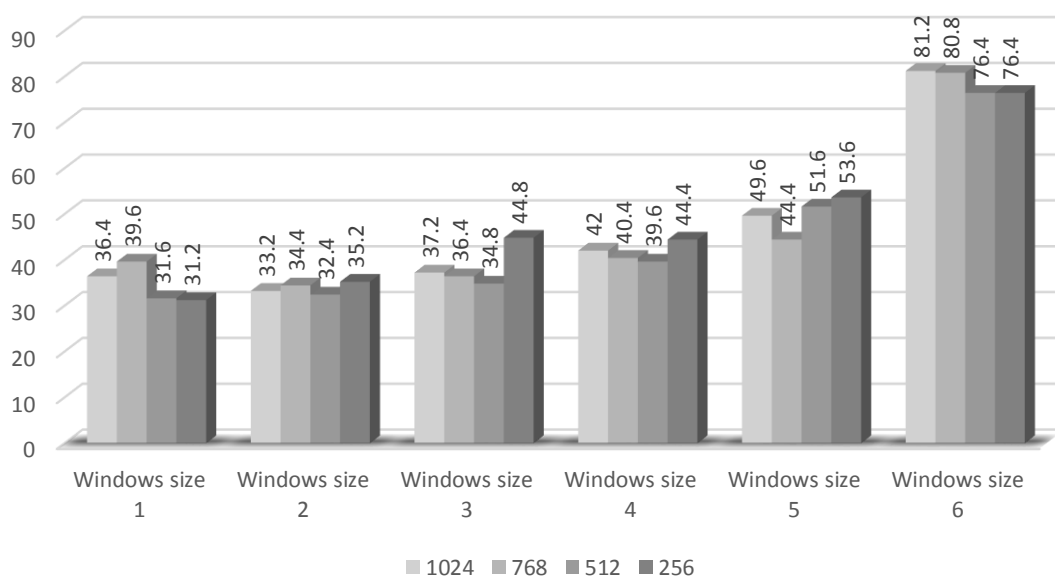
ตารางที่ 4-7 แสดงอัตราความถูกต้องของการแยกท่าทางโดยใช้ความกว้างของหน้าต่างจำนวน  
ขนาดต่างๆ ที่อัตราสุ่มสัญญาณเข้า 512 เฮิรตซ์

Sampling rate = 512	
ความกว้างของหน้าต่างจำนวน	อัตราความถูกต้อง (%)
64	31.6
128	32.4
192	34.8
256	39.6
512	51.6
1024	76.4

ตารางที่ 4-8 แสดงอัตราความถูกต้องของการแยกทำทางโดยใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณขนาดต่างๆ ที่อัตราสุ่มสัญญาณเข้า 256 เฮิรตซ์

Sampling rate = 256	
ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ	อัตราความถูกต้อง (%)
32	31.2
64	35.2
96	44.8
128	44.4
256	53.6
512	76.4

จากตารางที่ 4-5 ถึง 4-8 สามารถสรุปอัตราความถูกต้องของการแยกทำทางที่ความกว้างของหน้าต่างคำนวณขนาดต่างๆ และที่อัตราสุ่มสัญญาณเข้าต่างๆ ได้ดังภาพประกอบที่ 4-6



ภาพประกอบที่ 4-9 แสดงผลของอัตราความถูกต้องของการแยกทำทางที่ความกว้างของหน้าต่างคำนวณขนาดต่างๆ และที่อัตราสุ่มสัญญาณเข้าต่างๆ

ตารางที่ 4-9 แสดงอัตราความถูกต้องของการแยกท่าทางในแต่ละท่าโดยใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณขนาด 2048 จุด และอัตราสุ่มสัญญาณเข้า 1024 เฮิร์ตซ์

Sampling rate 1024 ,Windows size 2048	
Motion	Accuracy
SH	88±0.015
ST	84±0.06
HS	74±0.08
SR	82±0.02
SL	78±0.06

ตารางที่ 4-10 แสดงอัตราความถูกต้องของการแยกท่าทางในแต่ละท่าโดยใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณขนาด 1536 จุด และอัตราสุ่มสัญญาณเข้า 768 เฮิร์ตซ์

Sampling rate 768 ,Windows size 1536	
Motion	Accuracy
SH	90±0.015
ST	86±0.035
HS	64±0.08
SR	84±0.04
SL	80±0.07

จากภาพประกอบที่ 4-9 ตารางที่ 4-9 และ 4-10 จะเห็นได้ว่าค่าความถูกต้องที่สูงที่สุด คือ กลุ่มของลักษณะเด่นของสัญญาณ ไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่ใช้ขนาดของหน้าต่างคำนวณสูงสุด คือ 2048 1536 1024 และ 512 จุด แต่อัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางมากกว่า 80% จะมีแค่กลุ่มที่ใช้ขนาดความกว้างของหน้าต่างคำนวณเท่ากับ 2048 และ 1536 จุด โดยกลุ่มที่ใช้ขนาดความกว้างของหน้าต่างคำนวณเท่ากับ 2048 จุด ใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าเท่ากับ 1024 เฮิร์ตซ์ จะมีอัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางเท่ากับ 81.2 % โดยสามารถแยกท่าขึ้นเขย่งเท้าได้ดีที่สุด และแยกท่าทางย่อเขย่งได้แย่ที่สุด และกลุ่มที่ใช้ขนาดความกว้างของหน้าต่างคำนวณเท่ากับ 1536 จุด ใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าเท่ากับ 768 เฮิร์ตซ์ จะมีอัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางเท่ากับ 80.8 % โดยสามารถแยกท่าขึ้นเขย่งเท้าได้ดีที่สุด และแยกท่าทางย่อเขย่งได้แย่ที่สุดเช่นกัน

#### 4.3.2 ผลการจำแนกทำทางโดยการลดจำนวนช่องสัญญาณ

ผลของอัตราความถูกต้องเมื่อมีการลดช่องสัญญาณเข้าที่แสดงในหัวข้อนี้จะนำข้อมูลมาจากผลในหัวข้อ 4.2.1 คือ กลุ่มที่ใช้ขนาดความกว้างของหน้าต่างคำนวณเท่ากับ 2048 จุด ใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าเท่ากับ 1024 เฮิร์ตซ์ และกลุ่มที่ใช้ขนาดความกว้างของหน้าต่างคำนวณเท่ากับ 1536 จุด ใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าเท่ากับ 768 เฮิร์ตซ์ เพราะเป็นชุดข้อมูลที่ให้ค่าอัตราความถูกต้องในการแยกทำทางสูงที่สุดและมีอัตราความถูกต้องในการจำแนกทำทางมากกว่า 80% โดยจะแสดงผลของการลดช่องสัญญาณและอัตราความถูกต้องในการจำแนกทำทางในตาราง 4-9 ถึง 4-10

ตาราง 4-11 แสดงผลของการลดช่องสัญญาณและอัตราความถูกต้องในการจำแนกทำทางของกลุ่มที่ใช้ขนาดความกว้างของหน้าต่างคำนวณเท่ากับ 2048 จุดและใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าเท่ากับ 1024 เฮิร์ตซ์

ช่องสัญญาณ				อัตราความถูกต้อง (%)
Ch.1	Ch.2	Ch.3	Ch.4	81.2
-	Ch.2	Ch.3	Ch.4	78.4
Ch.1	-	Ch.3	Ch.4	73.6
Ch.1	Ch.2	-	Ch.4	69.2
Ch.1	Ch.2	Ch.3	-	63.6
Ch.1	-	-	Ch.4	60.4
Ch.1	-	Ch.3	-	63.6
Ch.1	Ch.2	-	-	40.4
-	Ch.2	-	Ch.4	69.2
-	Ch.2	Ch.3	-	66.8
-	-	Ch.3	Ch.4	66
Ch.1	-	-	-	36.8
-	Ch.2	-	-	44
-	-	Ch.3	-	50
-	-	-	Ch.4	53.6



ตาราง 4-12 แสดงผลของการลดช่องสัญญาณและอัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางของกลุ่มที่ใช้ขนาดความกว้างของหน้าต่างจำนวนเท่ากับ 1536 จุดและใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าเท่ากับ 768 เฮิร์ตซ์

ช่องสัญญาณ				อัตราความถูกต้อง (%)
Ch.1	Ch.2	Ch.3	Ch.4	80.8
-	Ch.2	Ch.3	Ch.4	80
Ch.1	-	Ch.3	Ch.4	77.6
Ch.1	Ch.2	-	Ch.4	67.6
Ch.1	Ch.2	Ch.3	-	73.2
Ch.1	-	-	Ch.4	65.2
Ch.1	-	Ch.3	-	66.8
Ch.1	Ch.2	-	-	48
-	Ch.2	-	Ch.4	63.2
-	Ch.2	Ch.3	-	65.2
-	-	Ch.3	Ch.4	61.2
Ch.1	-	-	-	47.6
-	Ch.2	-	-	48.4
-	-	Ch.3	-	52
-	-	-	Ch.4	54.4

จากตารางที่ 4-11 จะเห็นได้ว่าเมื่อมีการลดช่องสัญญาณเข้าลงจะทำให้ค่าของอัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางลดลง ค่าของอัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางที่มากที่สุดเมื่อลดช่องสัญญาณลง คือ 78.4% โดยลดช่องสัญญาณลงเหลือ 3 ช่องสัญญาณ คือ ช่องที่ 2 ช่องที่ 3 และช่องที่ 4 ซึ่งมีอัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางน้อยกว่า 80%

จากตารางที่ 4-12 จะเห็นได้ว่าเมื่อมีการลดช่องสัญญาณเข้าลงจะทำให้ค่าของอัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางลดลง ค่าของอัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางที่มากที่สุดเมื่อลดช่องสัญญาณลง คือ 80% โดยลดช่องสัญญาณลงเหลือ 3 ช่องสัญญาณ คือ ช่องที่ 2 (Bicep Femoris) ช่องที่ 3 (Gastrocnemius) และช่องที่ 4 (Tibialis Anterior)

ดังนั้นการที่จะทำให้อัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางในระหว่างออกกำลังกาย มีประสิทธิภาพสูงสุดจำเป็นต้องใช้ช่องสัญญาณไฟฟ้าครบทั้ง 4 ช่องสัญญาณ โดยใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าได้ 2 แบบ คือ 1024 เฮอร์ตซ์ ความกว้างของหน้าต่างคำนวณเป็น 2048 จุดซึ่งจะได้แผนภาพต้นไม้ตามภาพประกอบที่ 4-10 และใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 768 เฮอร์ตซ์ ความกว้างของหน้าต่างคำนวณเป็น 1536 จุด หรือถ้าต้องการลดช่องสัญญาณลงก็สามารถทำได้โดยการลดช่องสัญญาณลง 1 ช่องสัญญาณ โดยให้เหลือเพียงช่องที่ 2(Bicep Femoris) ช่องที่ 3(Gastrocnemius) และช่องที่ 4(Tibialis Anterior) และใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 768 เฮอร์ตซ์ ความกว้างของหน้าต่างคำนวณเป็น 1536 จุด ซึ่งจะได้แผนภาพต้นไม้ตามภาพประกอบที่ 4-11 และ 4-12 ตามลำดับ

#### 4.3.3 ผลการจำแนกท่าทางของผู้ทดลองทั้ง 10 คน

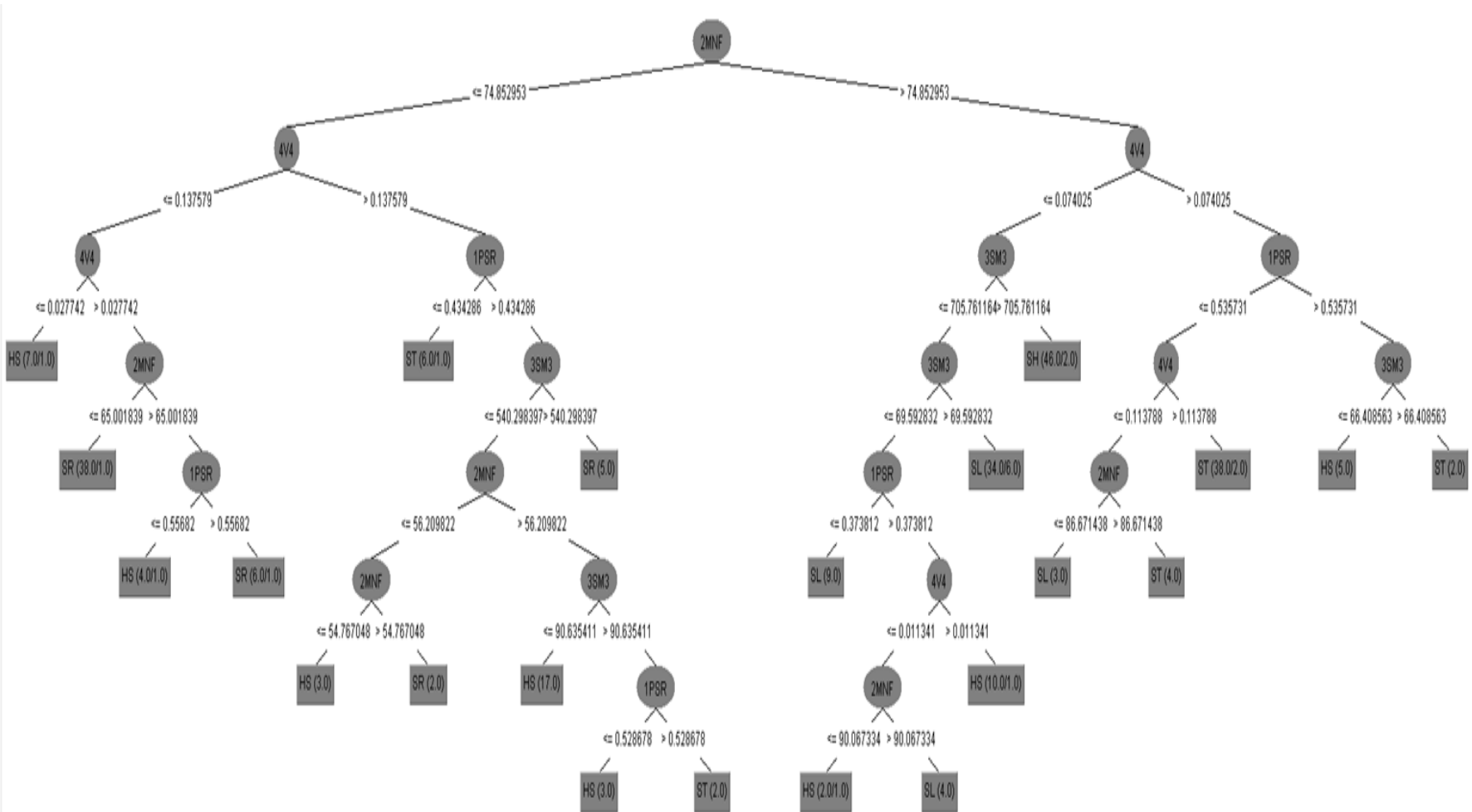
ตาราง 4-13 แสดงอัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางของกลุ่มที่ใช้ขนาดความกว้างของหน้าต่างคำนวณเท่ากับ 2048 จุดและใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าเท่ากับ 1024 เฮอร์ตซ์

Sampling rate 1024 ,Windows size 2048										
Subject	Motions					Avg.	Feature Set			
	SH	ST	HS	SR	SL					
1	80	80	80	80	80	80	MNF	MNF	SM3	MFL
2	100	100	80	80	100	92	MNF	TM3	V3	V3
3	80	80	100	60	80	80	MFL	MNF	MFL	SM3
4	100	80	40	60	80	72	MFL	MNF	AAC	MFL
5	100	100	60	60	80	80	MFL	ZC	DASDV	MNF
6	80	60	80	100	60	76	SM1	MNF	TM4	MNP
7	100	100	80	80	60	84	MFL	MDF	V3	SM3
8	100	80	80	80	80	84	MNF	DASDA	TM3	V4
9	80	80	100	80	80	84	V3	V4	SM3	V4
10	80	80	80	80	80	80	MFL	MNF	SM2	V4

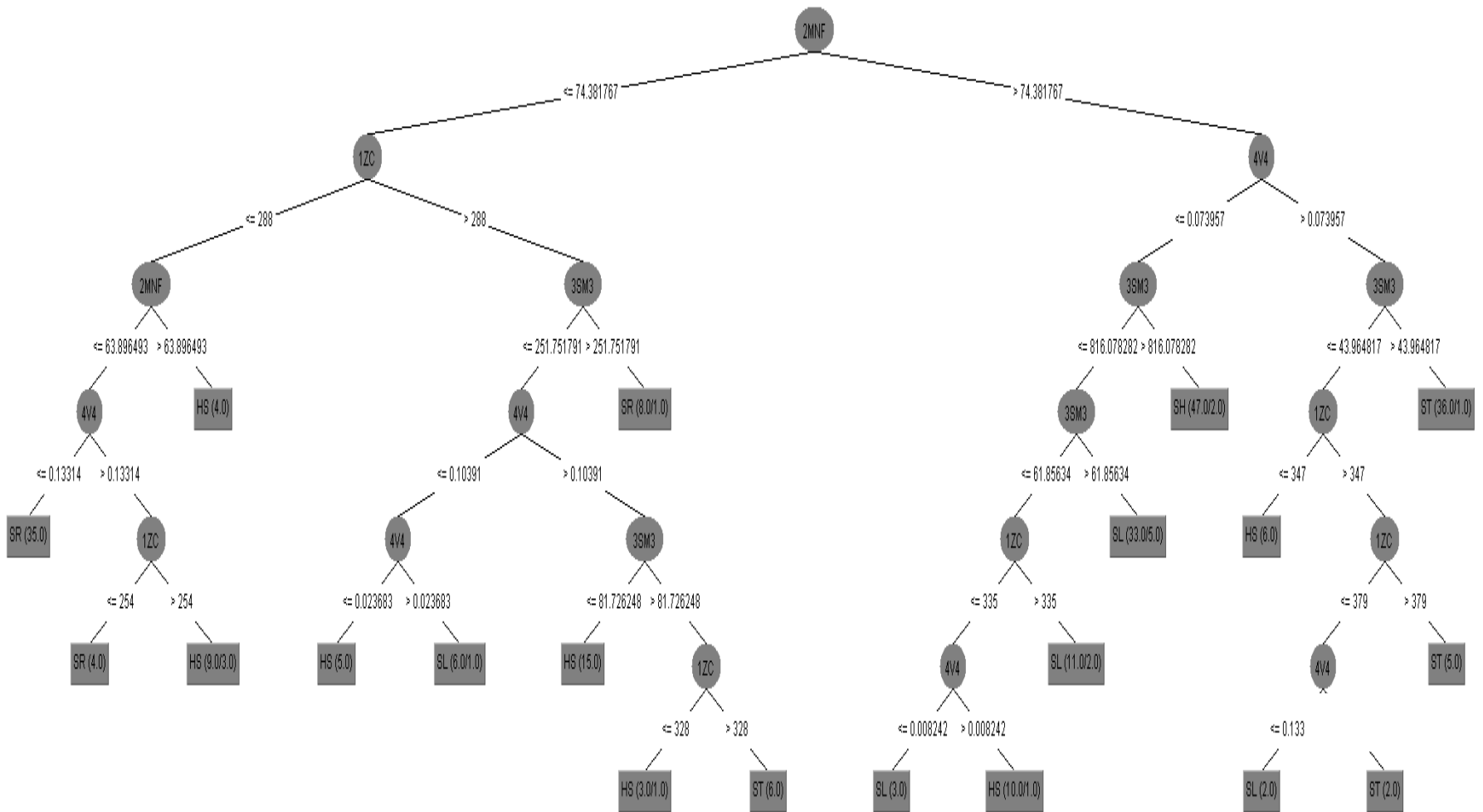
**ตาราง 4-14** แสดงอัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางของกลุ่มที่ใช้ขนาดความกว้างของหน้าต่างคำนวณเท่ากับ 1536 จุดและใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าเท่ากับ 768 เฮิรตซ์

Sampling rate 768 ,Windows size 1536										
Subject	Motions					Avg.	Feature Set			
	SH	ST	HS	SR	SL					
1	80	80	80	80	80	80	MNF	MNF	SM3	MFL
2	80	80	80	80	100	80	MNF	TM3	V3	ZC
3	80	60	80	100	80	80	MFL	MNF	ZC	SM3
4	100	80	60	60	80	76	MFL	MNF	SM3	MFL
5	100	100	80	60	80	84	MFL	ZC	DASDV	MNF
6	40	80	80	100	60	72	SM2	ZC	TM5	V4
7	60	100	80	100	60	80	MFL	PSR	V4	SM3
8	100	100	80	80	100	92	ZC	DASDV	TM3	V4
9	80	80	100	100	60	84	V3	SM2	SM3	V4
10	100	80	80	80	80	84	MNF	ZC	TM3	V3

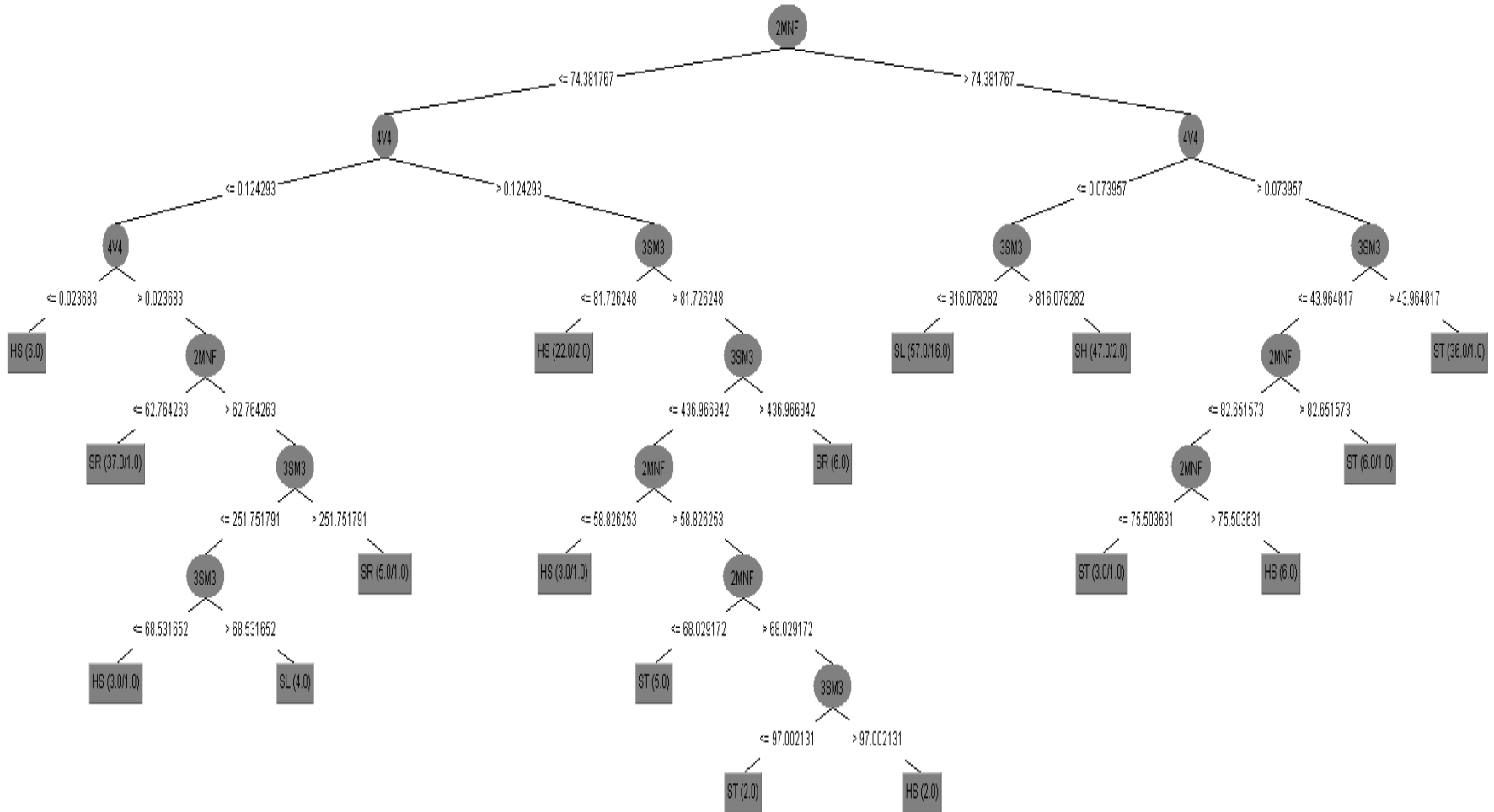
จากตารางที่ 4-13 และ 4-14 จะพบว่าผลในการจำแนกท่าทางของแต่ละคนจะมีค่าความถูกต้องที่แตกต่างกันออกไป แต่ในผู้ทดลองรายที่ 4 และ 6 จะสังเกตได้ว่ามีค่าความถูกต้องในการแยกท่าทางการออกกำลังกายที่ต่ำกว่า 80%



ภาพประกอบที่ 4-10 แผนภาพต้นไม้ของการใช้ช่องสัญญาณ 4 ช่องสัญญาณ โดยใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 1024 เฮิร์ตซ์ และความกว้างของหน้าต่างจำนวนเป็น 2048 จุด



ภาพประกอบที่ 4-11 แผนภาพต้นไม้ของการใช้ช่องสัญญาณ 4 ช่องสัญญาณ โดยใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 768 เฮิร์ตซ์ และความกว้างของหน้าต่างจำนวนเป็น 1536 จุด



ภาพประกอบที่ 4-12 แผนภาพต้นไม้ของการใช้ช่องสัญญาณ 3 ช่องสัญญาณ โดยใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 768 เฮิร์ตซ์ และความกว้างของหน้าต่างคำนวณเป็น 1536 จุด

## บทที่ 5

### บทสรุปและข้อเสนอแนะ

ในบทนี้กล่าวถึงบทสรุปของการวิจัยและข้อเสนอแนะสำหรับผู้ต้องการนำงานวิจัยนี้ไปอ้างอิงหรือพัฒนาต่อ ดังรายละเอียดต่อไปนี้

#### 5.1 บทสรุป

งานวิจัยนี้เป็นการศึกษาการจำแนกท่าทางการออกกำลังกายโดยการนำสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจากบริเวณขาจากการทำท่ากายบริหาร 5 ท่า ได้แก่ เขย่งเท้า ยืนบนส้นเท้า ย่อ-ยืด ยกขาขวา และยกขาซ้าย ซึ่งได้จากกล้ามเนื้อจำนวน 4 มัดกล้ามเนื้อ คือ Vastus Medialis, Bicep Femoris, Gastrocnemius และ Tibialis Anterior ซึ่งกล้ามเนื้อดังกล่าวเป็นกล้ามเนื้อที่จะช่วยในการทรงตัวเมื่อมีการหกล้ม โดยในการทดลองจะใช้สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อของคนปกติมาวิเคราะห์เพื่อจำแนกท่าทางการออกกำลังกาย เนื่องจากการใช้ผู้สูงอายุมาเป็นผู้ทดลองอาจจะทำให้การเก็บบันทึกสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อมีความล่าช้า โดยงานนี้จะใช้เป็นต้นแบบในการพัฒนาไปใช้กับผู้สูงอายุและผู้ที่ต้องทำการกายภาพบำบัดต่อไป โดยในการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเพื่อจำแนกท่าทางการออกกำลังกายประกอบด้วย 4 ขั้นตอน คือ การเตรียมสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ การหาลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ การเลือกลักษณะเด่นที่ดีที่สุดของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อในแต่ละช่องสัญญาณด้วยวิธี RES index และการจำแนกท่าทางการออกกำลังกาย

การเตรียมสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อก่อนการประมวลผลโดยจะใช้ตัวกรองความถี่ดิจิทัลแบบช่วง (Band pass filter) ระหว่าง 20 – 500 เฮิร์ตซ์ เพื่อกำจัดสัญญาณรบกวนที่ปนมากับสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ และหาจุดเริ่มต้นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเพื่อใช้ในการคำนวณ โดยจะคำนวณพร้อมกันทั้ง 4 ช่องสัญญาณในการคำนวณจะใช้ผลรวมของค่าเฉลี่ยกำลังสองของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อในแต่ละช่องสัญญาณจำนวน 128 จุด และจะเลื่อนหน้าต่างในการคำนวณครั้งละ 64 จุด ถ้าค่าที่คำนวณได้ในช่องสัญญาณไหนมีค่ามากกว่าหรือเท่ากับค่า Threshold ที่กำหนดไว้ คือ 0.2 ไมโครโวลต์กำลังสอง (หน่วยไมโครโวลต์กำลังสองเกิดจากการนำค่าสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อไปยกกำลังสองแล้วหาค่าเฉลี่ยในช่วงความกว้างของหน้าต่างที่ใช้ในการหาจุดเริ่มต้น และค่า Threshold เป็นค่าที่ได้จากการทดลองซึ่งเหมาะสมกับผู้ทดลองทั้ง 10 คน) ก็จะ

หยุดการคำนวณแล้วใช้จุดนั้นเป็นจุดเริ่มต้นเพื่อคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อต่อไปคงภาพประกอบ 3-3 โดยค่า Threshold นั้นกำหนดเพื่อให้ใช้ได้กับทุกข้อมูลที่มีอยู่

เมื่อกำจัดสัญญาณรบกวนที่ปนมากับสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อแล้ว สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจะถูกนำไปหาลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจำนวน 32 ตัว โดยจะแบ่งการทดลองออกเป็น 4 ชุด ตามอัตราการสุ่มสัญญาณเข้า โดยเริ่มจาก 1024 เฮิร์ตซ์ แล้วลดลงทีละ  $\frac{1}{4}$  เท่า คือ 768, 512 และ 256 เฮิร์ตซ์ ตามลำดับ และในแต่ละการทดลองจะใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณเป็นจำนวนเท่าของ 128 โดยที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 1024 จุด คือ 128 256 384 512 1024 และ 2048 จุด แล้วเมื่อลดอัตราการสุ่มสัญญาณเข้าลงก็จะต้องลดความกว้างของหน้าต่างคำนวณลงเป็นจำนวนลด  $\frac{1}{4}$  เท่าตามลำดับเมื่อเปลี่ยนค่าอัตราการสุ่มสัญญาณเข้าเช่นกัน

การเลือกลักษณะเด่นที่ดีที่สุดของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อในแต่ละช่องสัญญาณด้วยวิธี RES index นั้น จะคำนวณจากข้อมูลที่ได้แบ่งตามความกว้างของหน้าต่างที่ใช้ในการคำนวณและตามอัตราการสุ่มสัญญาณเข้าแบบต่างๆ เพื่อหาคำตอบว่าลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อตัวไหนมีความสามารถในการจำแนกท่าทางต่างๆ ได้ดีที่สุดในแต่ละช่องสัญญาณ ถ้าค่า RES Index ของลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อตัวไหนมีค่ามากแสดงว่าลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อตัวนั้นสามารถจำแนกท่าทางในการออกกำลังกายได้ดี

การจำแนกท่าทางการออกกำลังกายจะใช้วิธีต้นไม้ช่วยตัดสินใจซึ่งทำงานบนโปรแกรม WEKA 3.6 เพื่อดูค่าความแม่นยำในการจำแนกท่าทางของวิธีต้นไม้ช่วยตัดสินใจที่ได้โดยใช้ข้อมูลจากค่า RES index ที่ได้แบ่งตามความกว้างของหน้าต่างที่ใช้ในการคำนวณและตามอัตราการสุ่มสัญญาณเข้าแบบต่างๆ ซึ่งในการคำนวณจะตั้งค่า Cross-Validation เท่ากับ 50 Folds คือ มีการแบ่งข้อมูลเป็น 50 กลุ่ม โดยจะใช้ 49 กลุ่มในการสอน และ 1 กลุ่มในการทดสอบ หลังจากนั้นก็จะเปลี่ยนกลุ่มใหม่เพื่อให้ข้อมูลทุกกลุ่มได้ถูกสอน และถูกทดสอบเหมือนกัน ซึ่งข้อมูลที่ใช้จะมีการสับเปลี่ยนลำดับการเรียงของข้อมูลเพื่อให้การสอนและการทดสอบของตัวจำแนกท่าทางเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพ โดยค่าความถูกต้องที่สูงที่สุด คือ กลุ่มของลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่ใช้ขนาดของหน้าต่างคำนวณสูงสุด คือ 2048 1536 1024 และ 512 จุด แต่อัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางมากกว่า 80% จะมีแค่กลุ่มที่ใช้ขนาดความกว้างของหน้าต่างคำนวณเท่ากับ 2048 และ 1536 จุด โดยกลุ่มที่ใช้ขนาดความกว้างของหน้าต่างคำนวณเท่ากับ 2048 จุด ใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าเท่ากับ 1024 เฮิร์ตซ์ จะมีอัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางเท่ากับ 81.2 % โดยสามารถแยกทำยื่นแข่งเท่าได้ดีที่สุด และแยกทำทางย่อยได้ดีที่สุด และกลุ่มที่ใช้ขนาดความกว้างของหน้าต่างคำนวณเท่ากับ 1536 จุด ใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าเท่ากับ 768



เฮิร์ตซ์ จะมีอัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางเท่ากับ 80.8 % โดยสามารถแยกท่าขึ้นเขย่งเท้าได้ดีที่สุด และแยกท่าทางย่อเขียดได้แย่ที่สุดเช่นกัน

เมื่อนำผลของค่าความถูกต้องที่สูงที่สุดทั้ง 2 แบบมาลดจำนวนช่องสัญญาณลง ปรากฏว่าการลดช่องสัญญาณและอัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางของกลุ่มที่ใช้ขนาดความกว้างของหน้าต่างจำนวนเท่ากับ 2048 จุดและใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าเท่ากับ 1024 เฮิร์ตซ์ จะทำให้ค่าของอัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางลดลง ค่าของอัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางที่มากที่สุดเมื่อลดช่องสัญญาณลง คือ 78.4% โดยลดช่องสัญญาณลงเหลือ 3 ช่องสัญญาณ คือ ช่องที่ 2(Bicep Femoris) ช่องที่ 3(Gastrocnemius) และช่องที่ 4(Tibialis Anterior) ซึ่งมีอัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางน้อยกว่า 80% และการลดช่องสัญญาณและอัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางของกลุ่มที่ใช้ขนาดความกว้างของหน้าต่างจำนวนเท่ากับ 1536 จุดและใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าเท่ากับ 768 เฮิร์ตซ์ จะทำให้ค่าของอัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางลดลง ค่าของอัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางที่มากที่สุดเมื่อลดช่องสัญญาณลง คือ 80% โดยลดช่องสัญญาณลงเหลือ 3 ช่องสัญญาณ คือ ช่องที่ 2(Bicep Femoris) ช่องที่ 3(Gastrocnemius) และช่องที่ 4(Tibialis Anterior)

ดังนั้นการที่จะทำให้อัตราความถูกต้องในการจำแนกท่าทางในระหว่างออกกำลังกายมีประสิทธิภาพสูงสุดจำเป็นต้องใช้ช่องสัญญาณไฟฟ้าครบทั้ง 4 ช่องสัญญาณ โดยใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้าได้ 2 แบบ คือ 1024 เฮิร์ตซ์ ความกว้างของหน้าต่างจำนวนเป็น 2048 จุด และใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 768 เฮิร์ตซ์ ความกว้างของหน้าต่างจำนวนเป็น 1536 จุด หรือถ้าต้องการลดช่องสัญญาณลงก็สามารถทำได้โดยการลดช่องสัญญาณลง 1 ช่องสัญญาณ โดยให้เหลือแค่ช่องที่ 2 ช่องที่ 3 และช่องที่ 4 และใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 768 เฮิร์ตซ์ ความกว้างของหน้าต่างจำนวนเป็น 1536 จุด

จากผลการวิจัยดังกล่าวพบว่าจำนวนจุดที่ใช้ในการคำนวณความกว้างของหน้าต่างจำนวนมีความสำคัญมากกว่าการเปลี่ยนแปลงอัตราการสุ่มสัญญาณเข้า โดยการใช้ความกว้างหน้าต่างจำนวนเป็น 2 เท่าของอัตราการสุ่มสัญญาณเข้าจะทำให้ได้ค่าความถูกต้องในการแยกท่าทางการออกกำลังกายที่สูงที่สุด และเมื่อนำผู้ทดลองที่มีค่าความถูกต้องในการจำแนกท่าทางที่ต่ำออกจากการทดลองจะทำให้ค่าความถูกต้องมีค่ามากขึ้น

## 5.2 อภิปรายผล

จากงานวิจัย [17] ที่ได้ศึกษาการทำงานของกล้ามเนื้อขาเพื่อจำแนกท่าทางการออกกำลังกายโดยใช้ผู้ทดลอง 30 คน เป็นเพศชาย 15 คนและเพศหญิง 15 คน พบว่าสามารถจำแนกท่าทางการออกกำลังกาย 4 ท่า โดยเลือกจาก 10 ท่า คือ นั่งเหยียดขา ยืนเขย่งปลายเท้า ยืนบนส้นยกปลายเท้า และยืนเหยียดขาไปด้านหลัง โดยใช้กล้ามเนื้อจำนวน 3 มัดกล้ามเนื้อคือ Quadriceps femoris, Biceps femoris และ Gastrocnemius โดยใช้ Feature extraction 2 ชนิด คือ MAV และ WAMP และใช้ค่า Threshold ที่เหมาะสมในแต่ละคน เพื่อจำแนกท่าทางในการออกกำลังกาย ซึ่งในการจำแนกท่าทางในการออกกำลังกายจะใช้วิธีการสังเกตความแตกต่างด้วยสายตา แล้วสร้างตารางค่าความจริงเพื่อใช้ในการตัดสินใจในการจำแนกท่าทาง

ซึ่งในงานวิจัยข้างต้นได้ใช้กล้ามเนื้อจากขาและท่าทางในการออกกำลังกายที่เหมือนกันกับในงานวิจัยฉบับนี้ คือ กล้ามเนื้อ Biceps femoris และ Gastrocnemius และทำยืนเขย่งปลายเท้าและทำยืนบนส้นยกปลายเท้า โดยในงานวิจัยฉบับนี้ไม่สามารถจำแนกท่าทางด้วยสายตาได้เนื่องจากสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อในผู้ทดลองแต่ละคนค่อนข้างมีรูปแบบที่แตกต่างกัน เนื่องจากข้อจำกัดในการทำท่าทางต่างๆ จึงจำเป็นต้องใช้วิธีอื่นไม่ช่วยตัดสินใจในการจำแนกท่าทางและสามารถจำแนกท่าทางการออกกำลังกายได้ 5 ท่าทาง โดยใช้ช่องสัญญาณครบทั้ง 4 ช่องสัญญาณหรือลดลงเหลือ 3 ช่องสัญญาณ

## 5.3 ข้อเสนอแนะ

5.3.1 ในการใช้งานจริงควรใช้ข้อมูลจากผู้ทดลองเพียงคนเดียว และใช้จำนวนครั้งในการทำซ้ำให้มากขึ้น เพื่อให้การจำแนกท่าทางมีประสิทธิภาพมากที่สุด

5.3.2 ผลที่ได้จากการวิจัยนี้สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับงานวิจัยอื่นๆ ที่มีประโยชน์ได้ เช่น การนำผลของการจำแนกท่าทางที่ได้ไปควบคุมเกมส์คอมพิวเตอร์เพื่อการออกกำลังกาย หรือเพื่อใช้นับจำนวนในการออกกำลังกายสำหรับผู้สูงอายุหรือผู้ที่ต้องการกายภาพบำบัด

## บรรณานุกรม

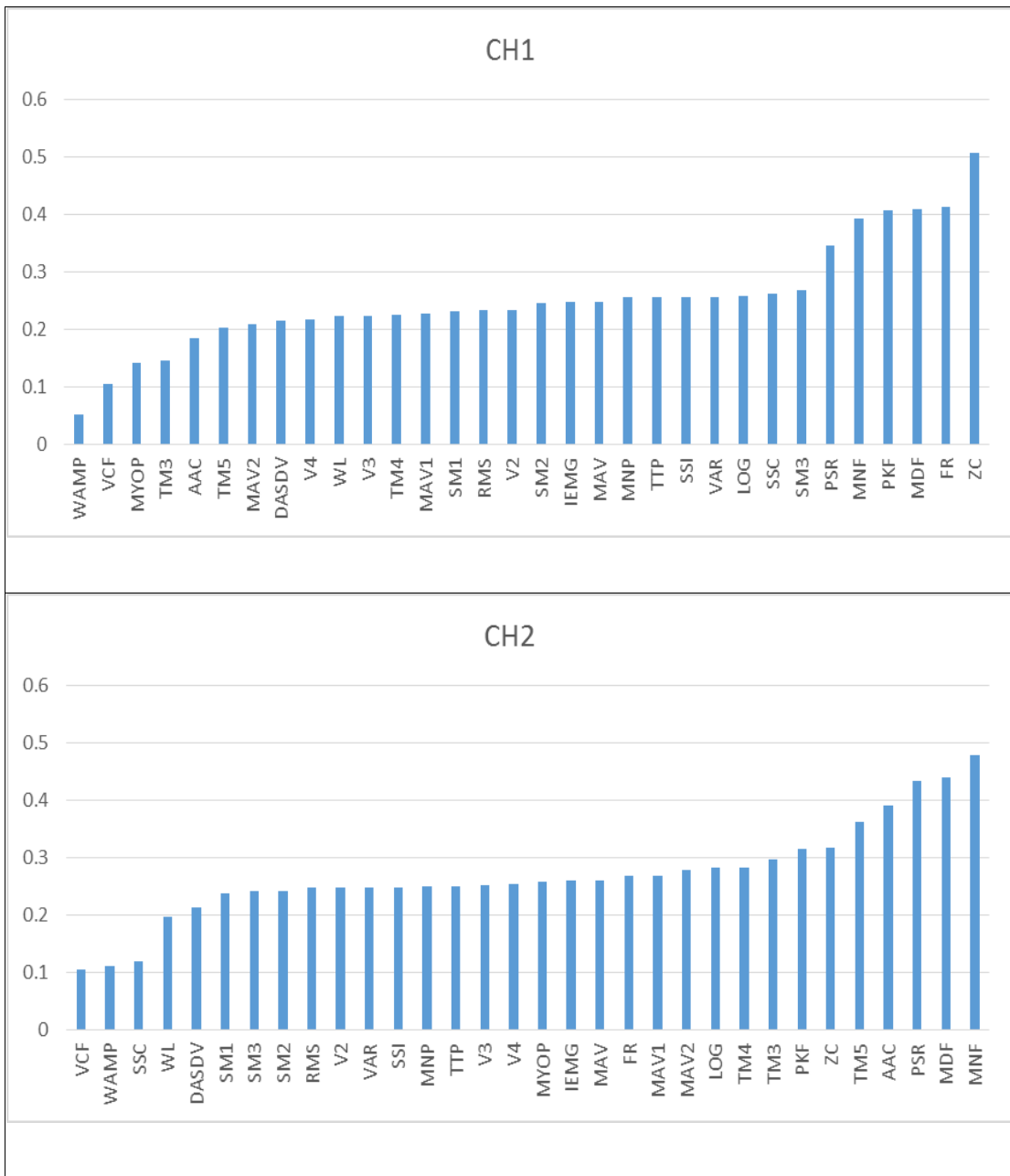
- [1] Baker, S.P. and Harvey, A.H. 1985. Fall Injuries in the Elderly. *Clinics in Geriatric Medicine*, 1: 501-512.
- [2] Schoenfelder, D.P. 2000. A Fall Prevention Program for Elderly Individuals. *Exercise in Long-term Care Settings. Journal of Gerontological Nursing*, 26: 43-51.
- [3] Kim, K.S., Kang, J.H., Lee, Y.H., Moon, C.S., Choi, H.H. and Mun, C.W. 2011. The Development of muscle training system using the electromyogram and interactive game for physical rehabilitation. *Proceedings of the fifth Kuala Lumpur International Conference on Biomedical Engineering, Kuala Lumpur, Malaysia, June 20-23, 2011: 801-804.*
- [4] Oppenheim, H., Armiger, R.S. and Vogelstein, R.J. 2010. WiiEMG: A real-time environment for control of the Wii with surface electromyography. *Proceedings of the IEEE International Symposium on Circuits and Systems, Paris, France, May 30-June 2, 2010: 957-960.*
- [5] Xing, S. and Zhang, X. 2010. EMG-driven computer game for post-stroke rehabilitation. *Proceedings of the IEEE Conference on Robotics Automation and Mechatronics, Singapore, June 28-30, 2010: 32-36.*
- [6] Zardoshti-Kermani, M., Wheeler, B.C., Badie, K. and Hashemi, R.M. 1995. EMG Feature Evaluation for Movement Control of Upper Extremity Prostheses. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 3: 324-333.
- [7] Boostani, R. and Moradi, M.H. 2003. Evaluation of the Forearm EMG Signal Features for the Control of a Prosthetic Hand. *Physiological Measurement*, 24:309-319.
- [8] Frederich H. Martini. Edwin F. Bartholomew. *Essentials of anatomy and physiology.* U.S.A., Prentice-Hall , Inc. 1997.
- [9] วัลภา เสมอภพ, “การศึกษาเบื้องต้นของส่วนต่อประสานคอมพิวเตอร์กับผู้ทุพพลภาพทางการเคลื่อนไหวสัญญาณ EMG”, วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขา วิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์, 2551.หน้า 13
- [10] Phinyomark, A., Hirunviriyaya, S., Limsakul, C. and Phukpattaranont, P. 2010. Evaluation of EMG feature extraction for hand movement recognition based on Euclidean distance and standard deviation. *Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Electrical*

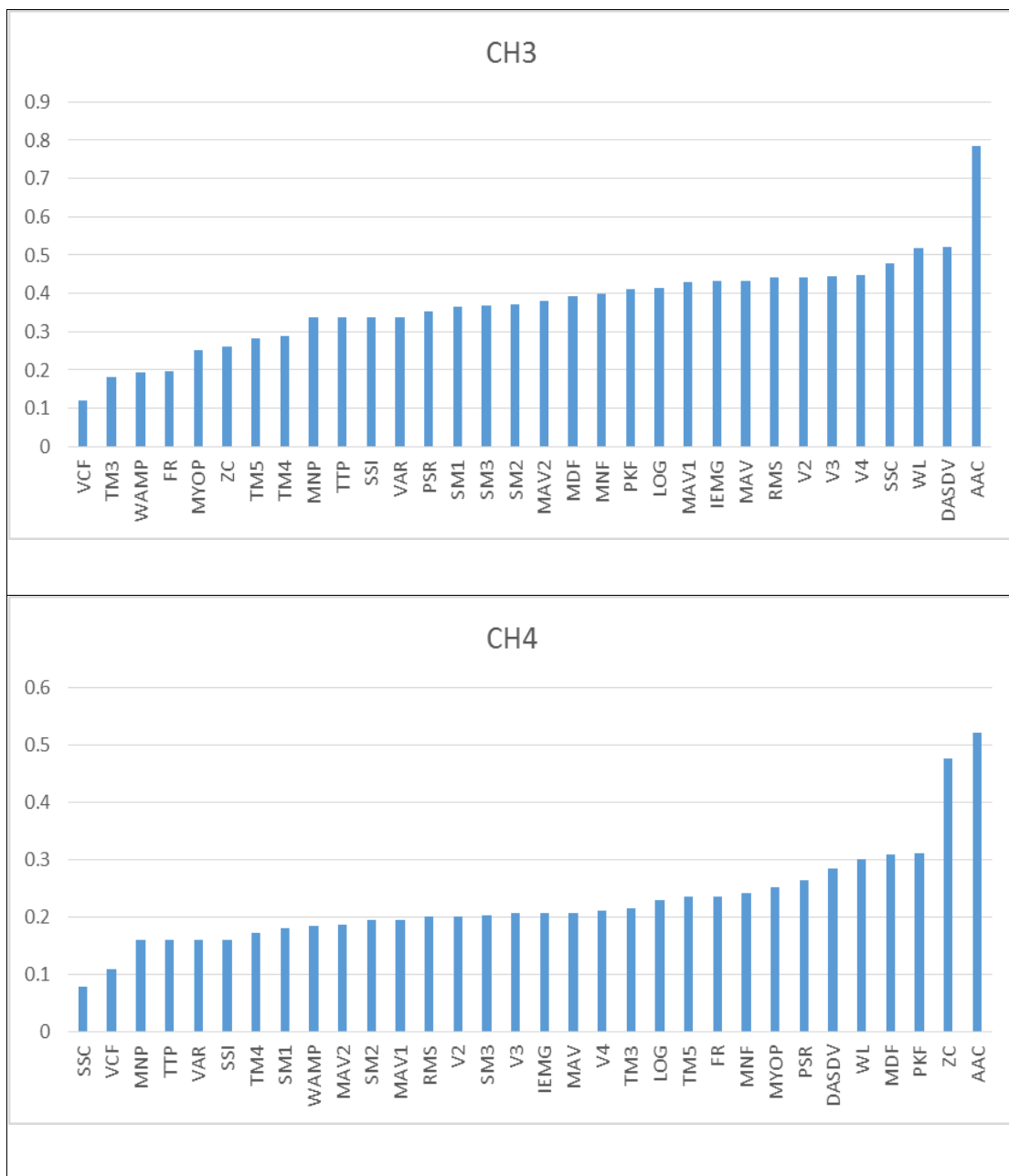
Engineer-ing/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology, Chiang Mai, Thailand, May 19-21, 2010: 856-860.

- [11] Dennis Tkach, He Huang, Todd A Kuiken .2010. Study of stability of time-domain features for electromyographic pattern recognition. Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation. Volume: 7, Issue: 1, Publisher: BioMed Central, 7: 21
- [12] Li G, Li Y, Yu L, Geng Y. 2011. Conditioning and Sampling Issues of EMG Signals in Motion Recognition of Multifunctional Myoelectric. Annals of Biomedical Engineering. Volume 39, Number 6, 1779-1787
- [13] Geethanjali P, Ray KK. 2011. Identification of motion from multi-channel EMG signals for control of prosthetic hand. Australasian Physical & Engineering Science in Medicine. Volume 34, Number 3, 419-427
- [14] แคนเนาวรัตน์ จามรจันทร์. 2548. การศึกษาเรื่องการทรงตัวและหกล้มในผู้สูงอายุไทย คณะสหเวชศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย (online Febuary, 2012) Available: <http://hrn.thainhf.org/index.php?module=research&view=detail&rid=90>
- [15] อารี ปรมัตถากร. 2553. ป้องกันการหกล้มในผู้สูงอายุ ศูนย์วิจัยส่งเสริมสุขภาพผู้สูงอายุ (เรือนลำดวน) ศูนย์อนามัยที่ 5 จังหวัดนครราชสีมา กรมอนามัย (online Febuary, 2012) Available: [http://hpc.anamai.moph.go.th/index.php?option=com\\_k2&view=item&task=download&id=46](http://hpc.anamai.moph.go.th/index.php?option=com_k2&view=item&task=download&id=46).
- [16] Angkoon Phinyomark, Pornchai Phukpattaranont, Chusak Limsakul. 2012. Feature reduction and selection for EMG signal classification. Journal Expert Systems with Applications: An International Journal. Volume 39 Issue 8, June, 7420-7431
- [17] สุพรพิศ ณ พินุลย์, “การคัดเลือกหาลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเพื่อการบริหารข้อเข่า”, วิทยานิพนธ์วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์, 2546. หน้า 1-107

**ภาคผนวก**

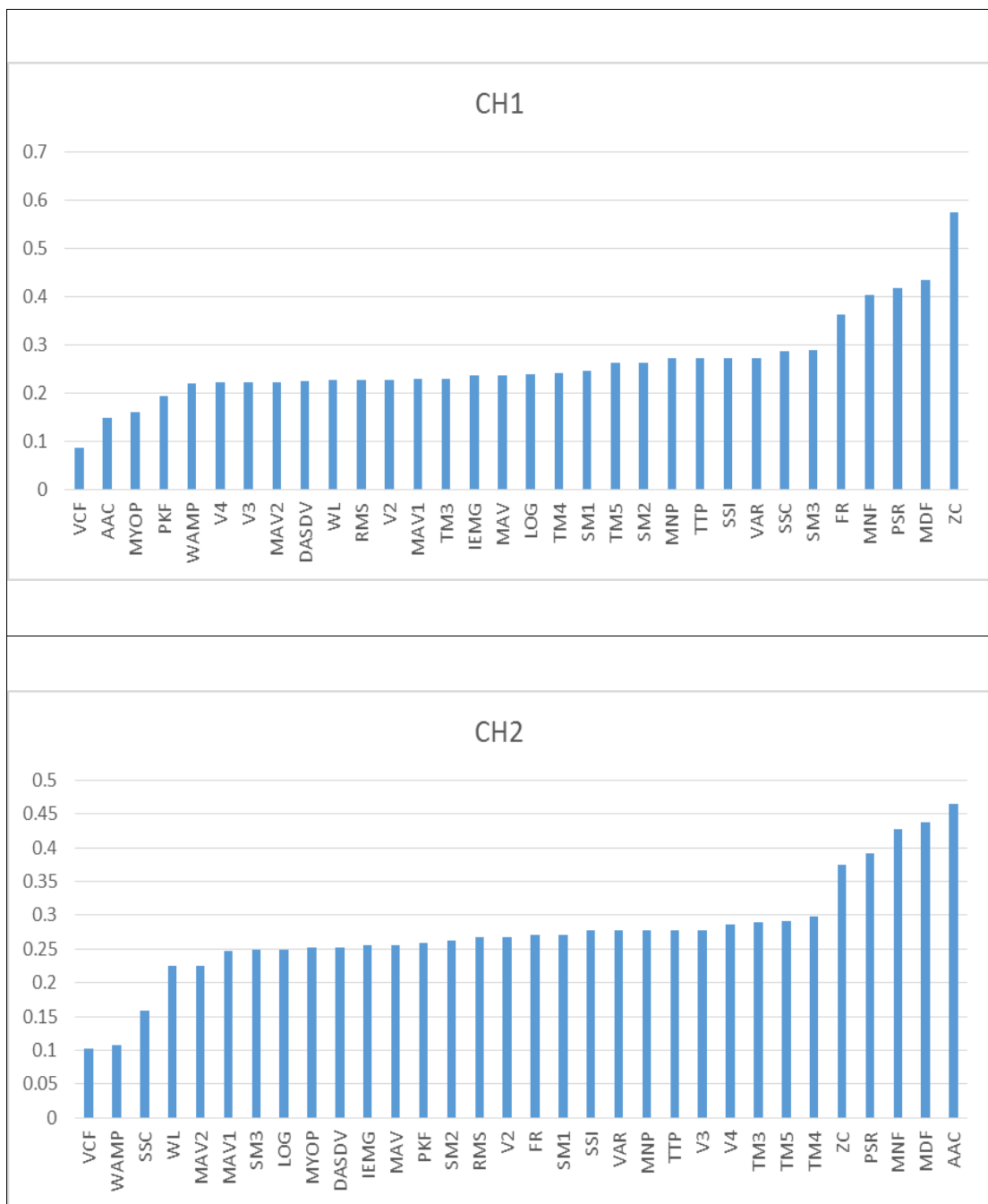
ภาคผนวก ก  
ผลของการเลือกลักษณะเด่นที่ดีที่สุดของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อในแต่ละช่องสัญญาณ  
ด้วยวิธี RES index

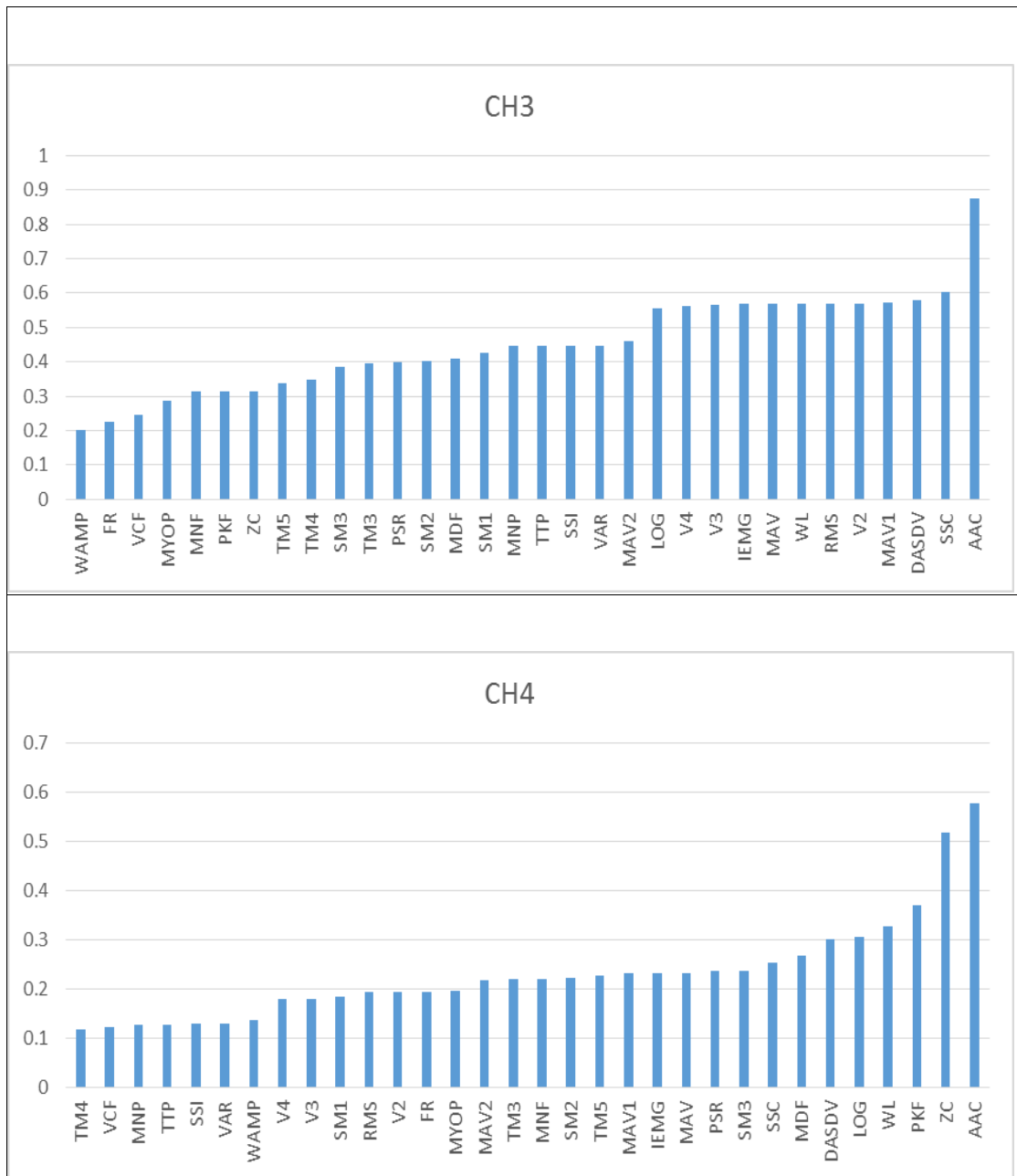




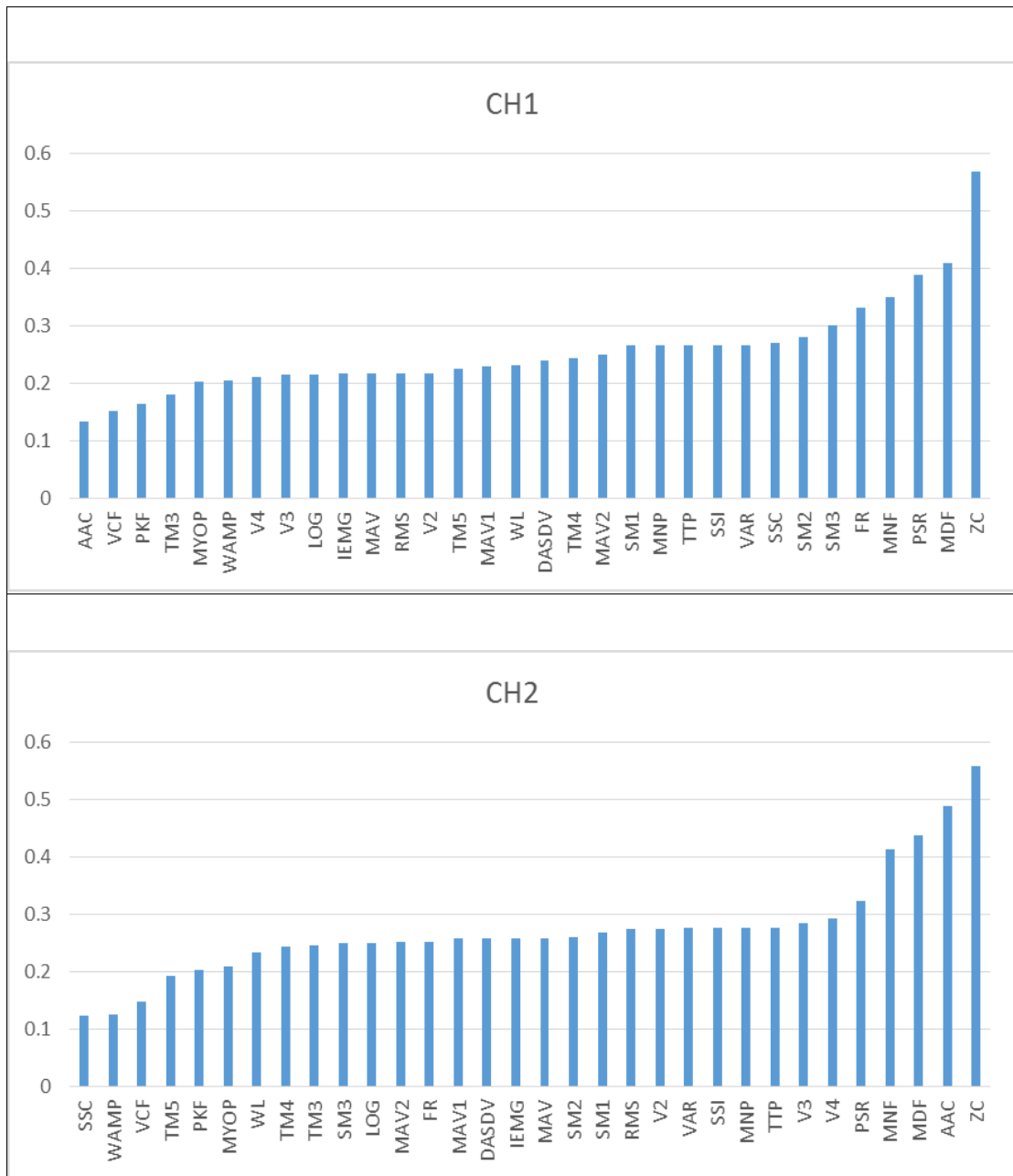
ภาพประกอบ ก-1 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ  
ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 1024 เฮิร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 128 จุด

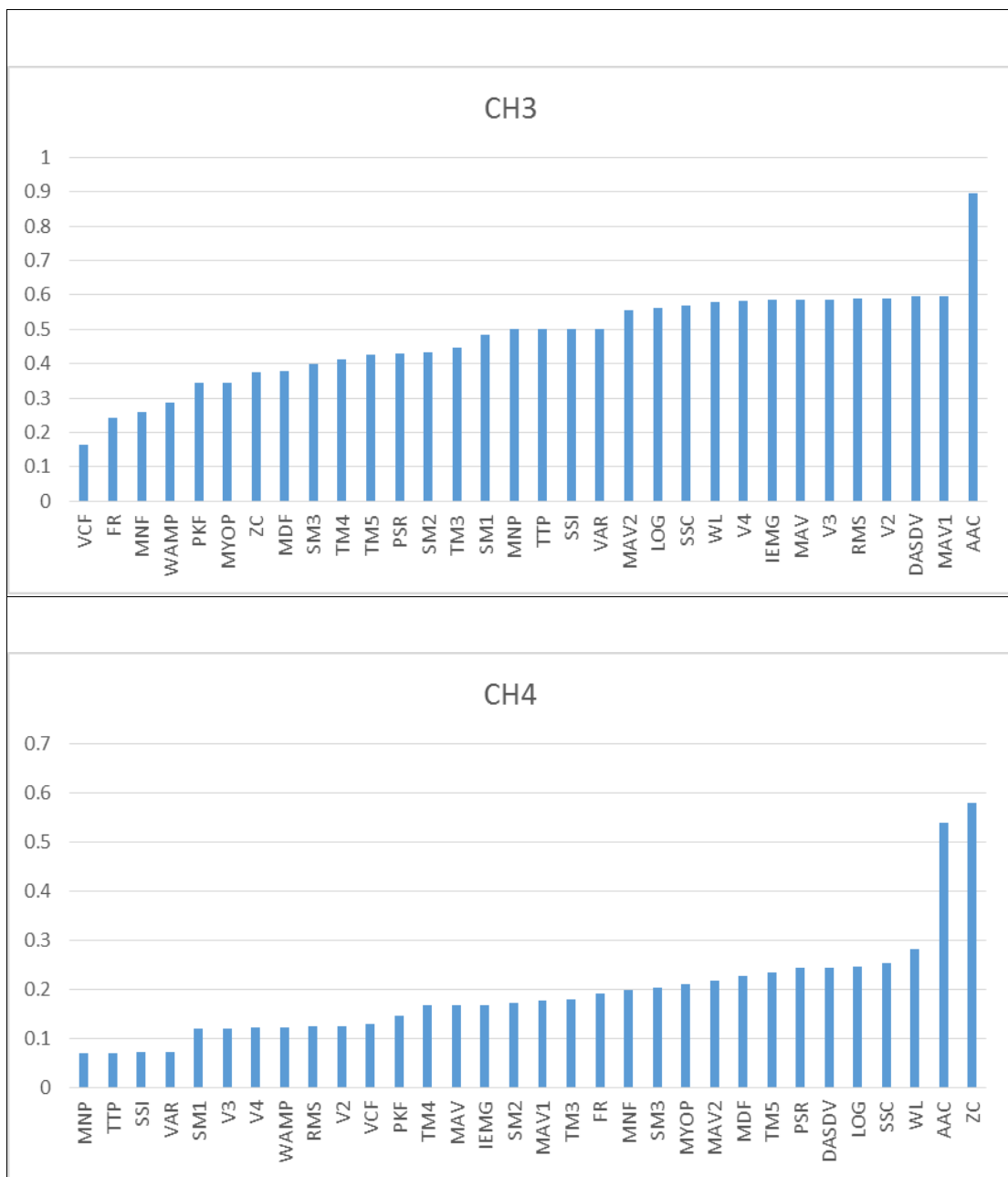




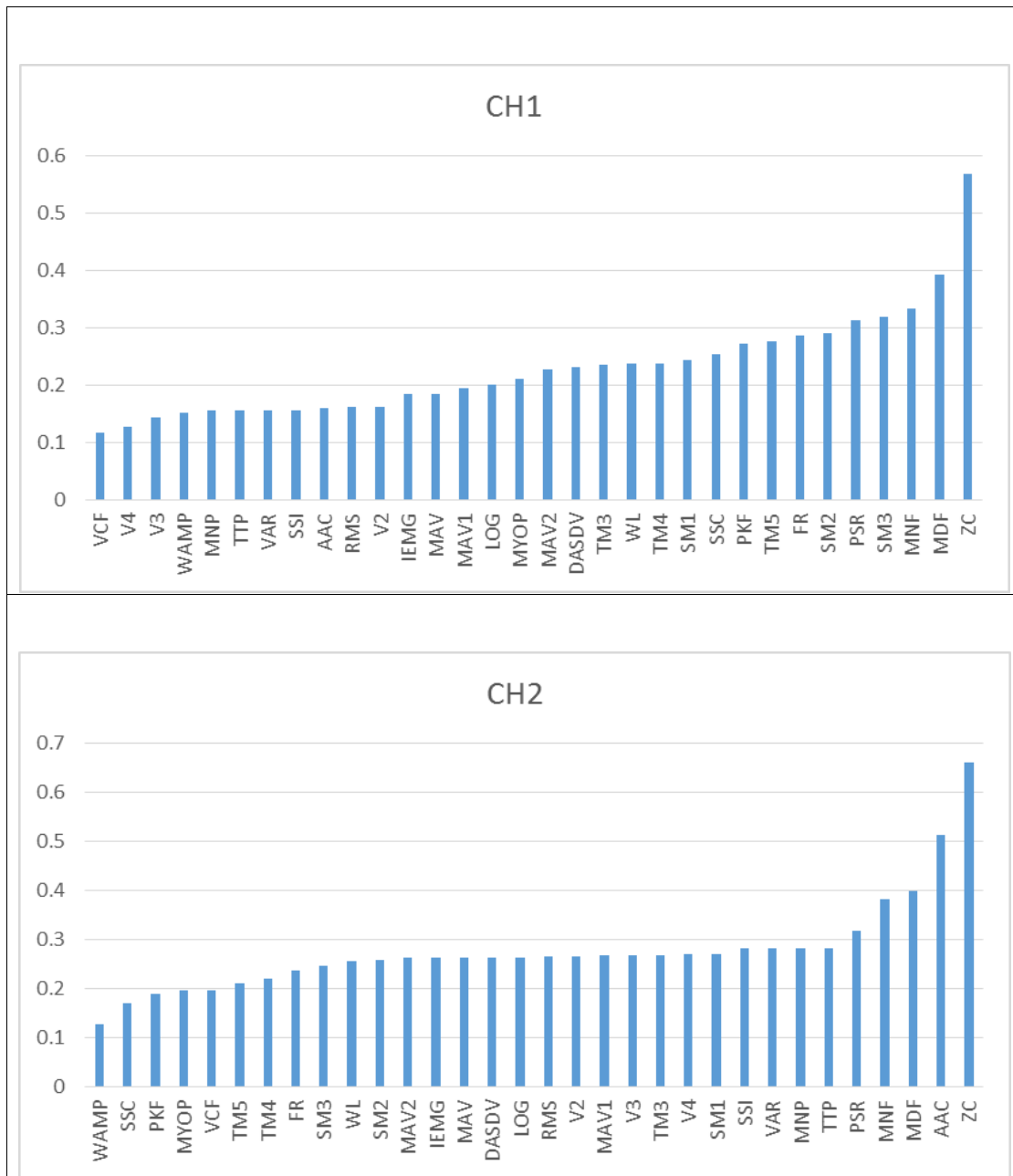


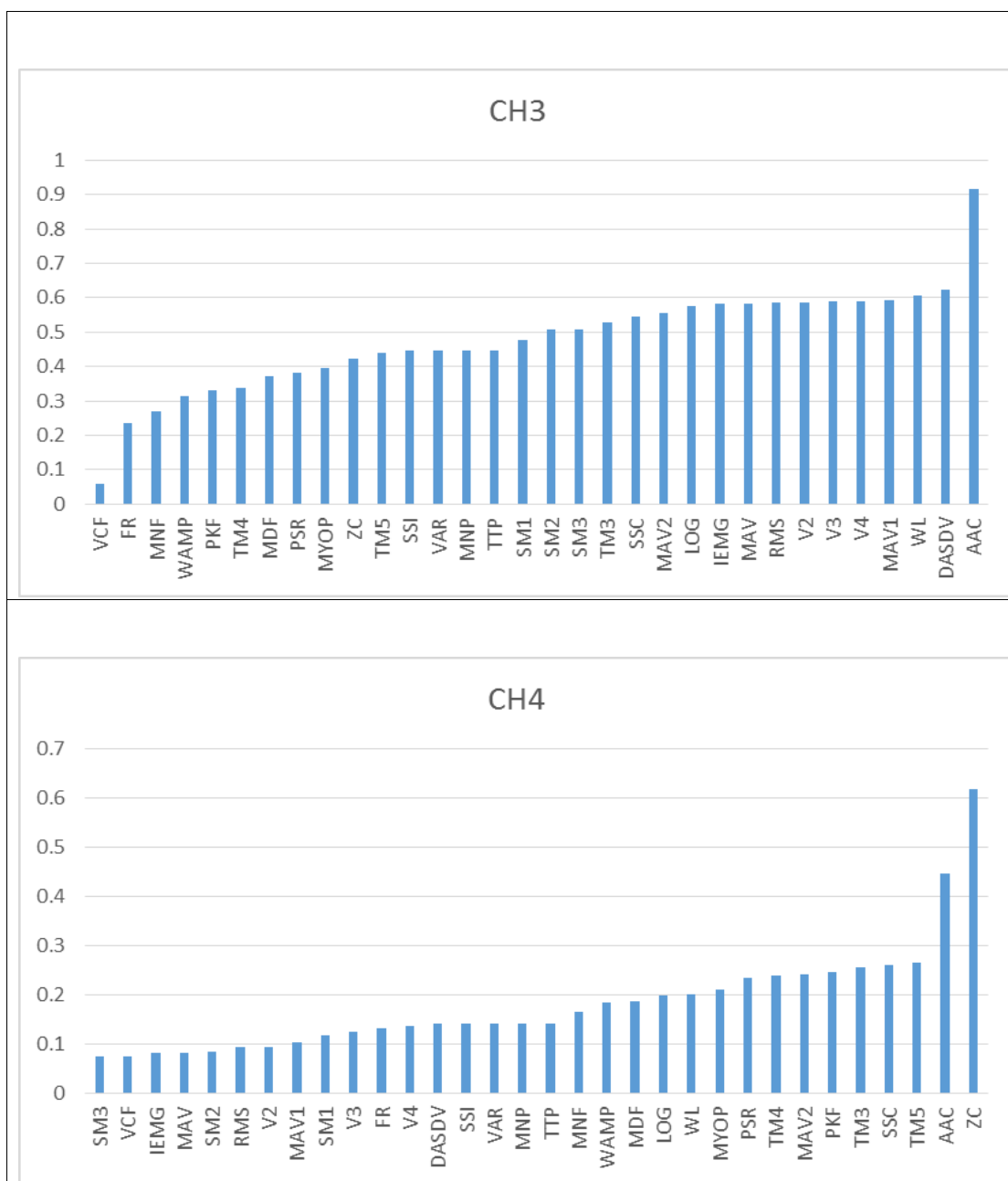
ภาพประกอบ ก-2 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อ  
ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 1024 เฮิร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 256 จุด



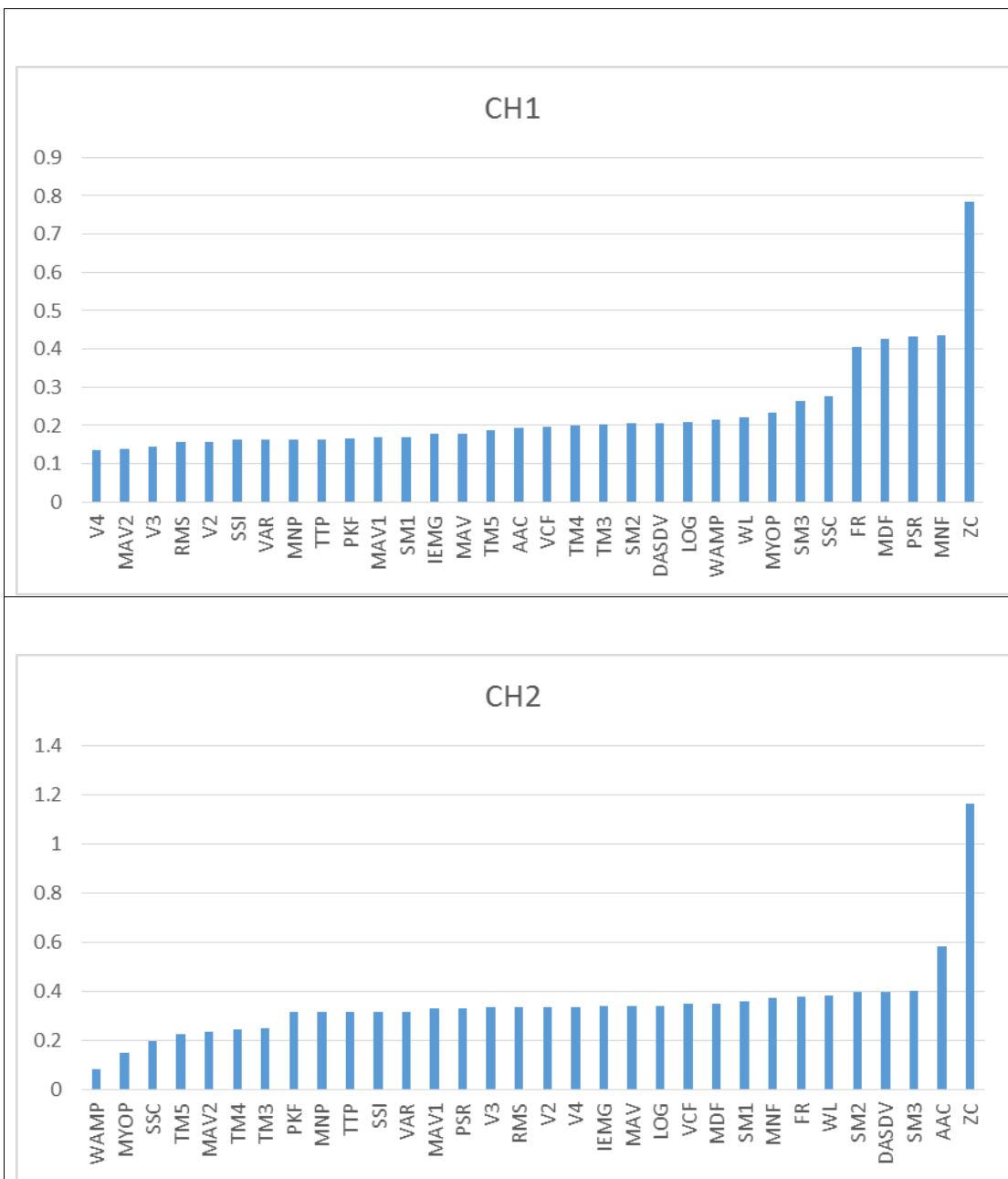


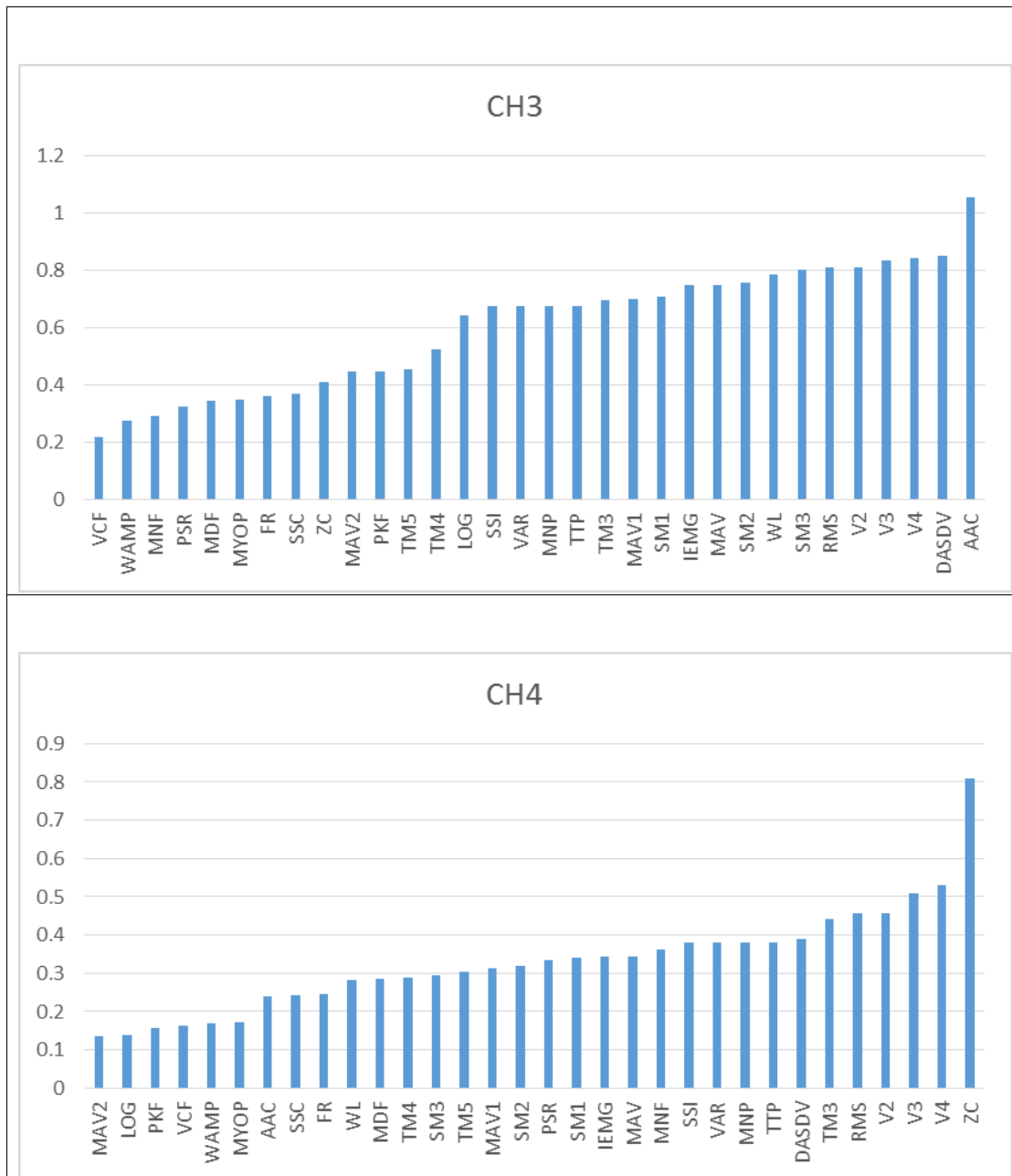
ภาพประกอบ ก-3 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ  
ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 1024 เฮิร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 384 จุด





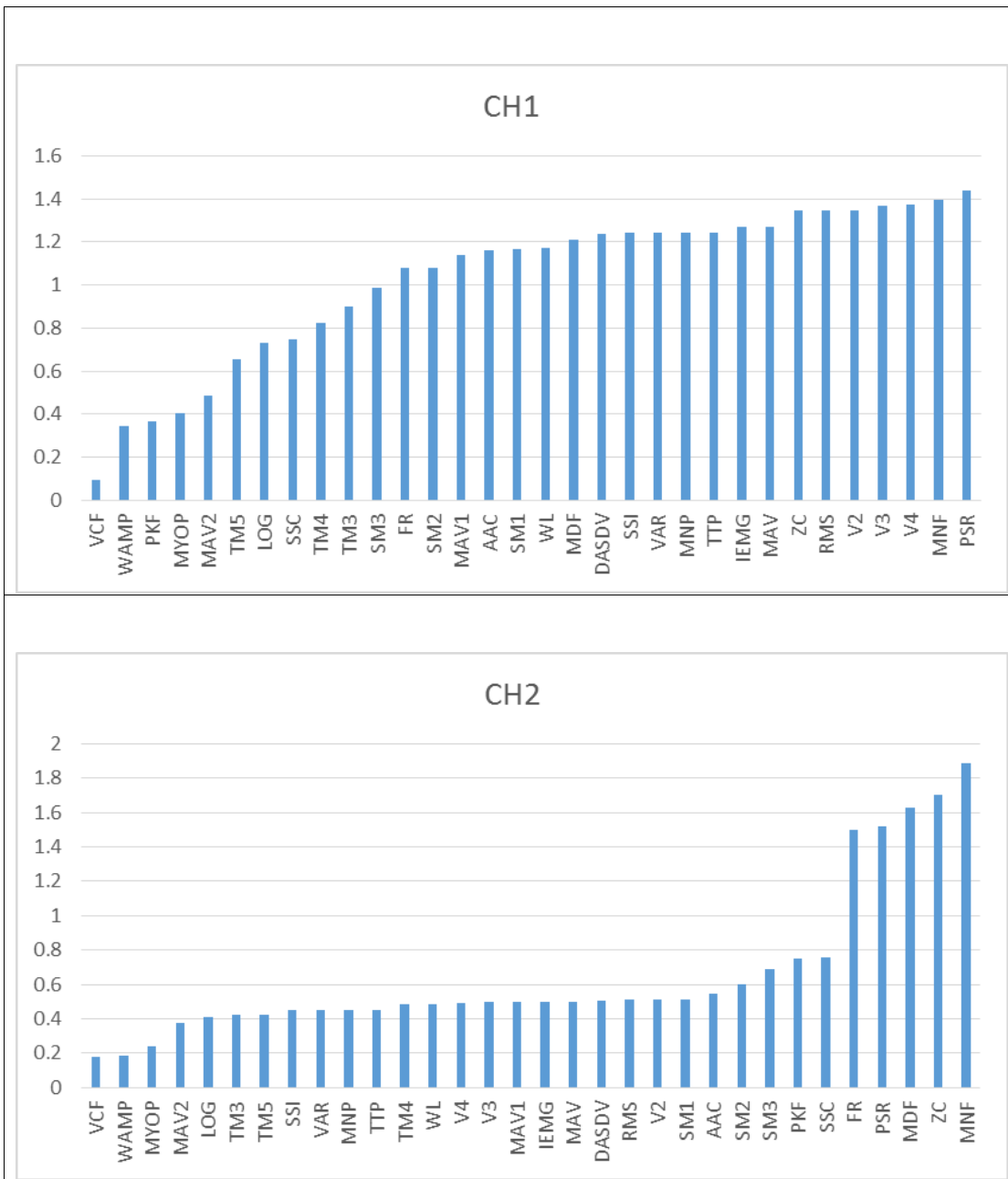
ภาพประกอบ ก-4 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อ  
ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 1024 เฮิร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 512 จุด

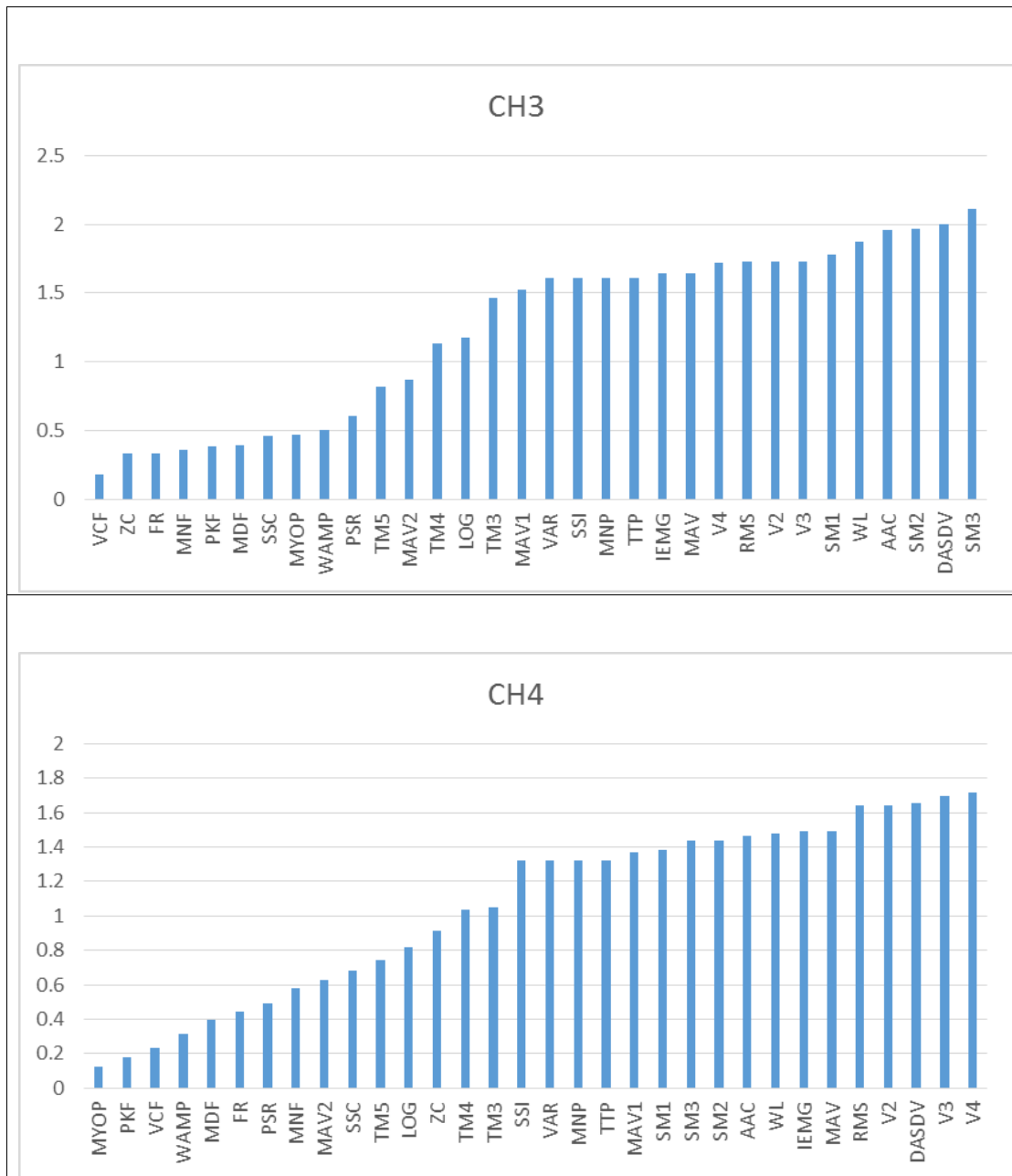




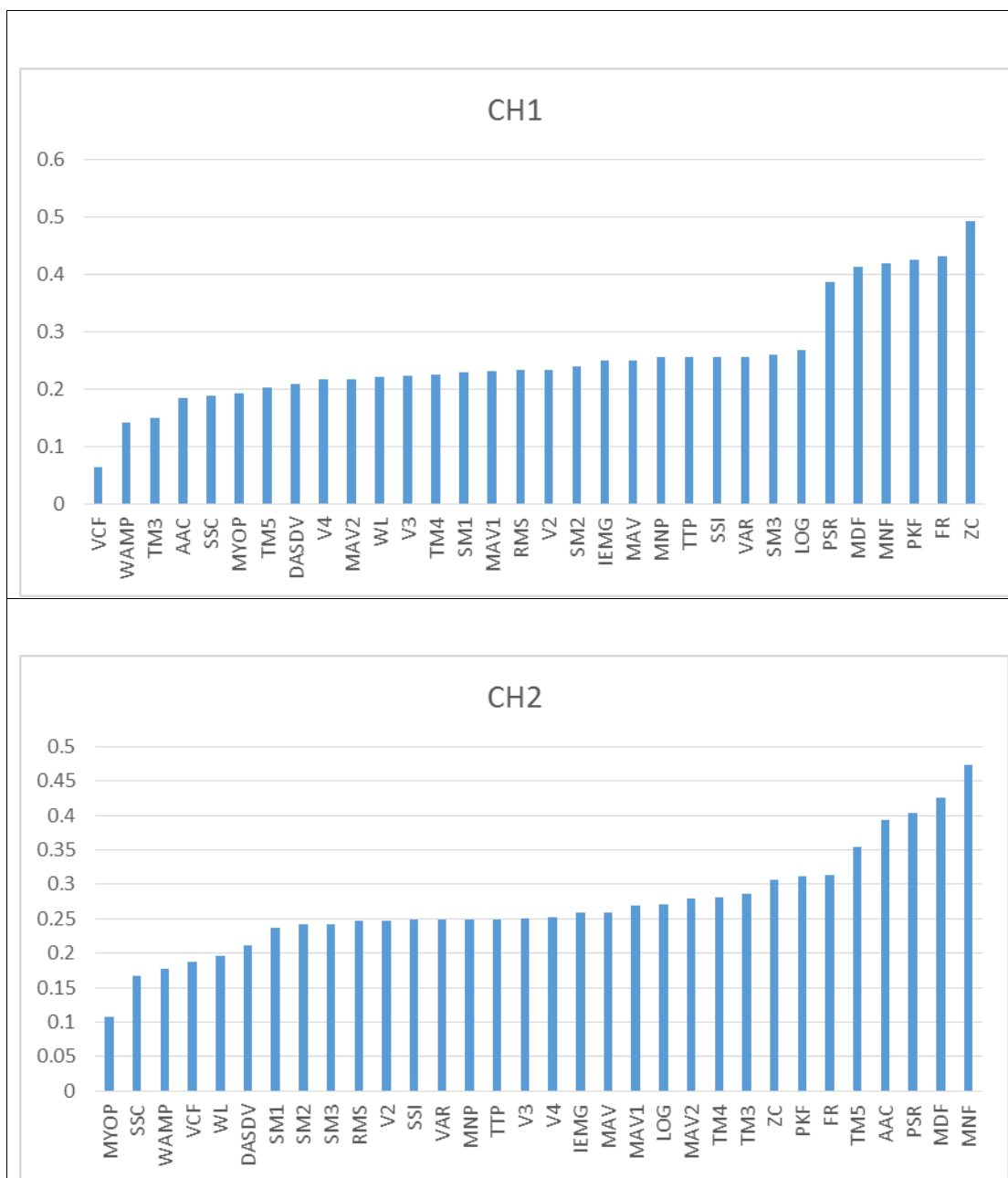
ภาพประกอบ ก-5 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 1024 เฮิร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 1024 จุด

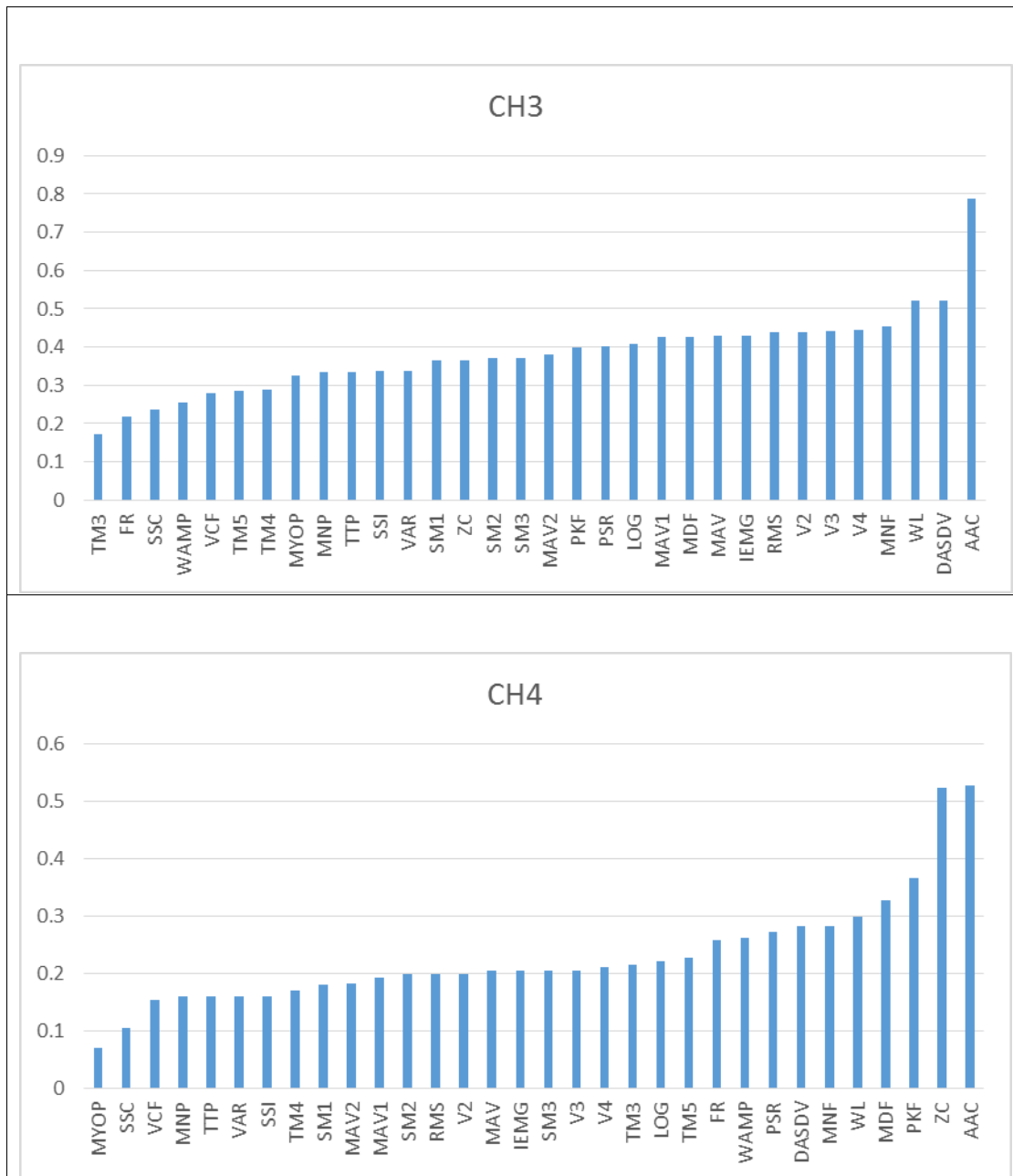




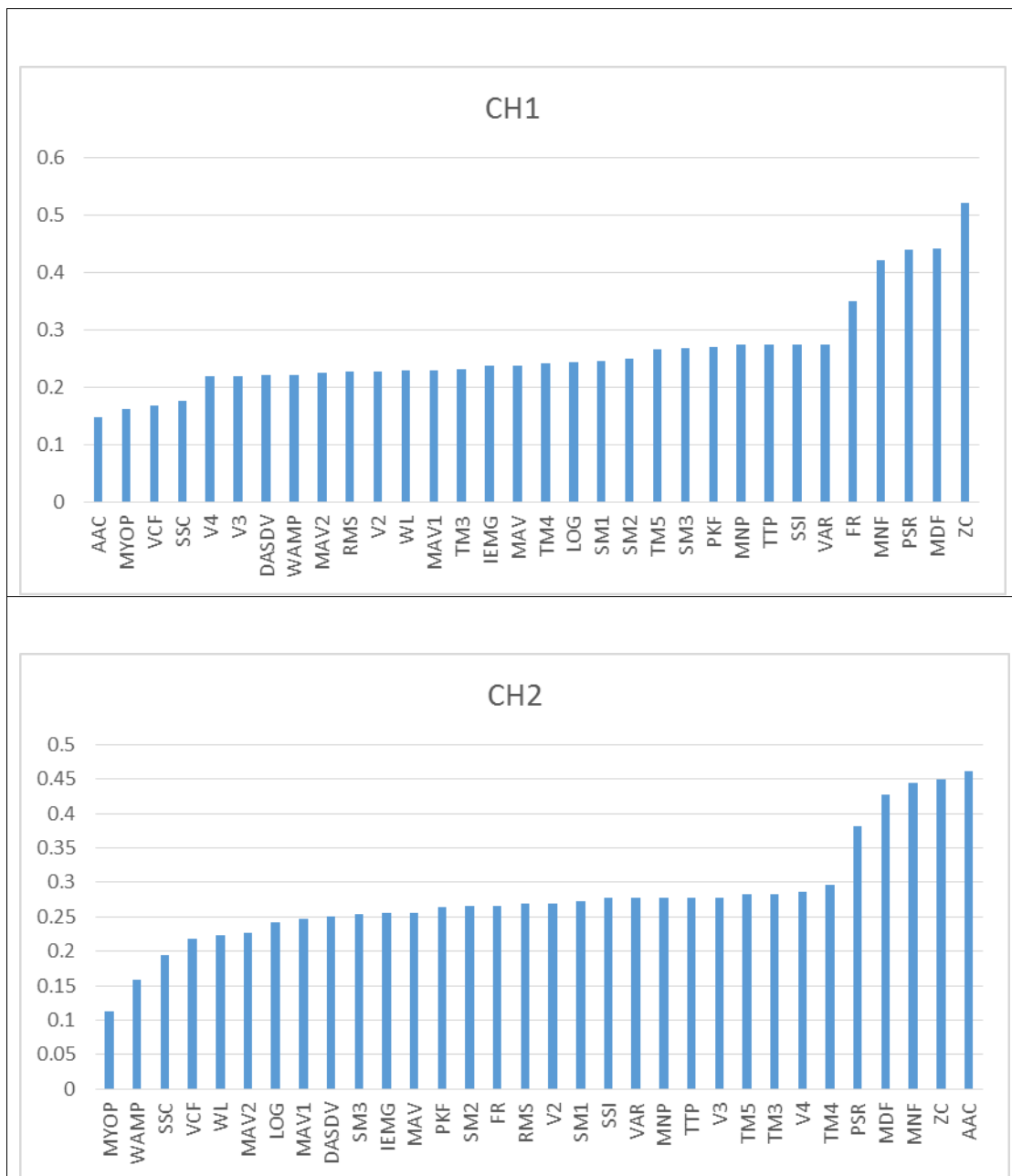


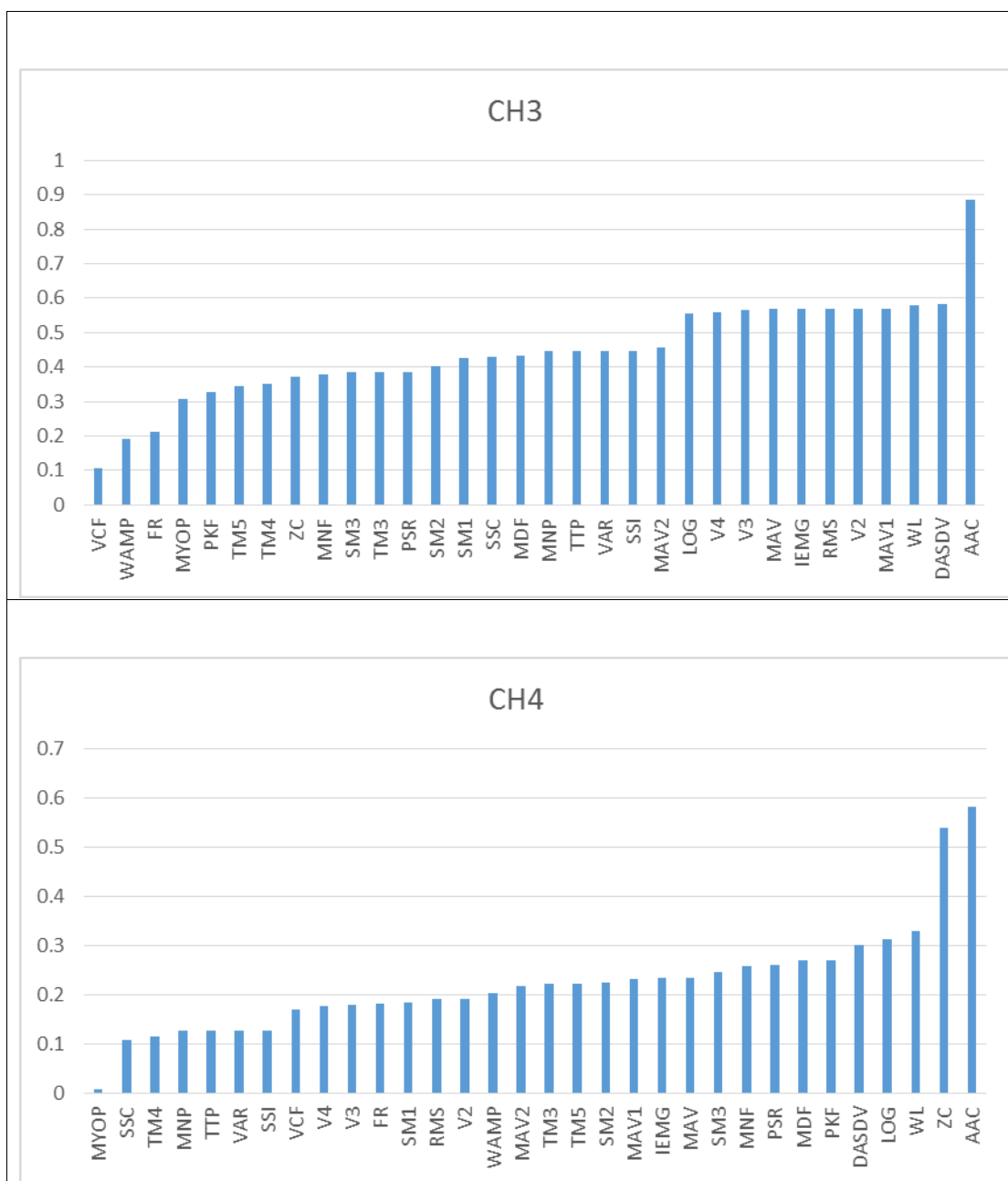
ภาพประกอบ ก-6 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อ  
ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 1024 เฮิร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 2048 จุด



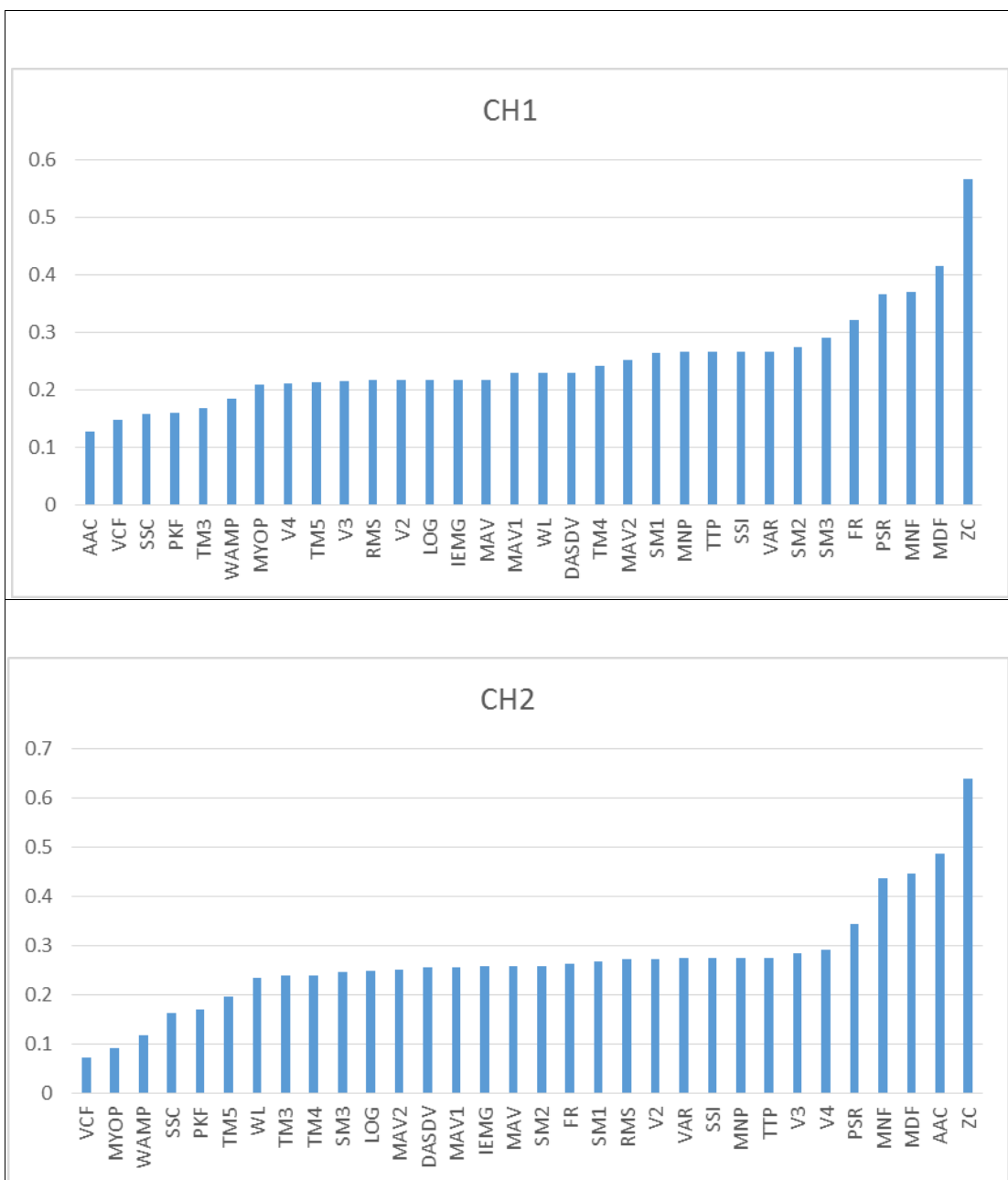


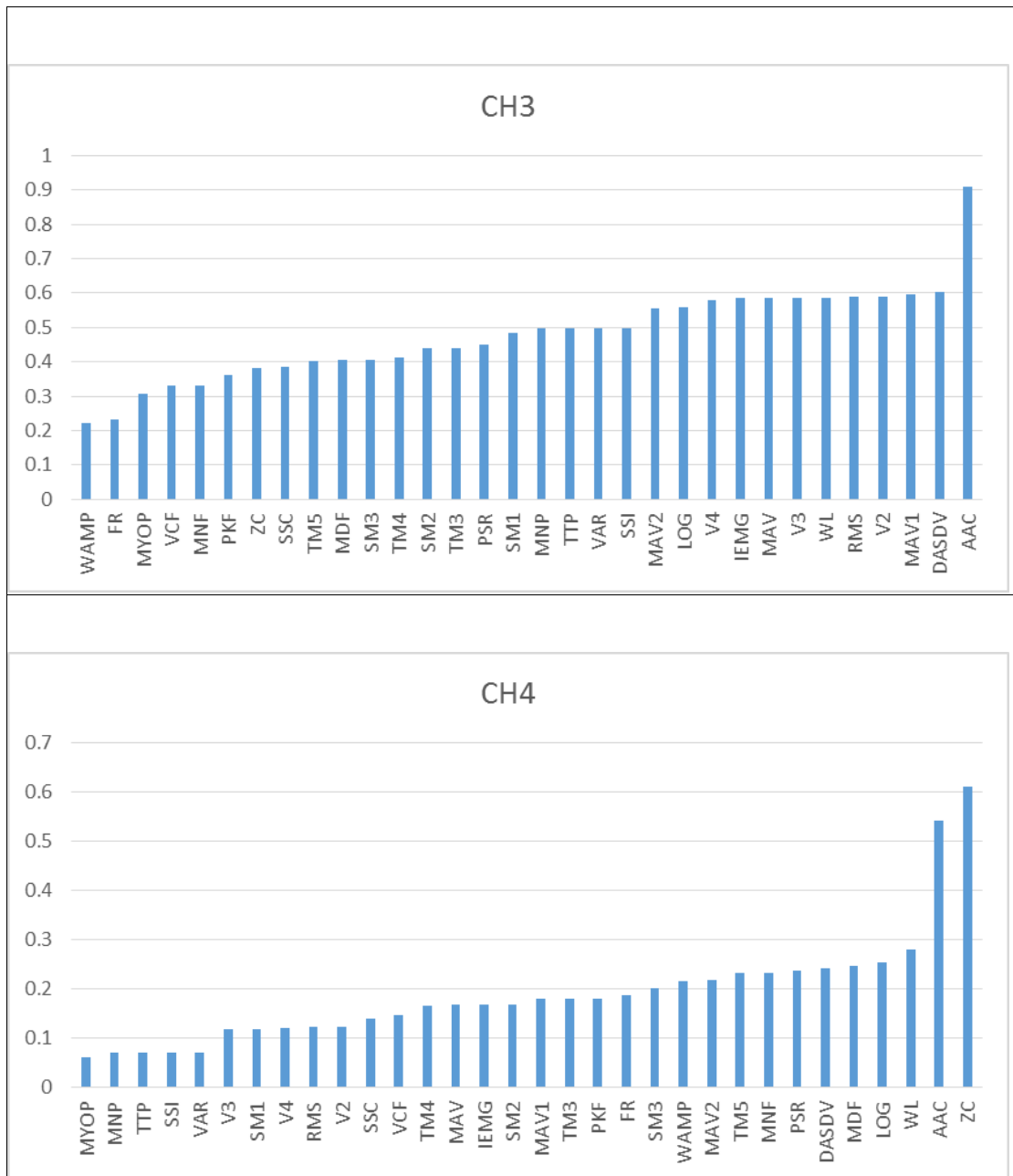
ภาพประกอบ ก-7 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ  
ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 768 เฮิร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 96 จุด





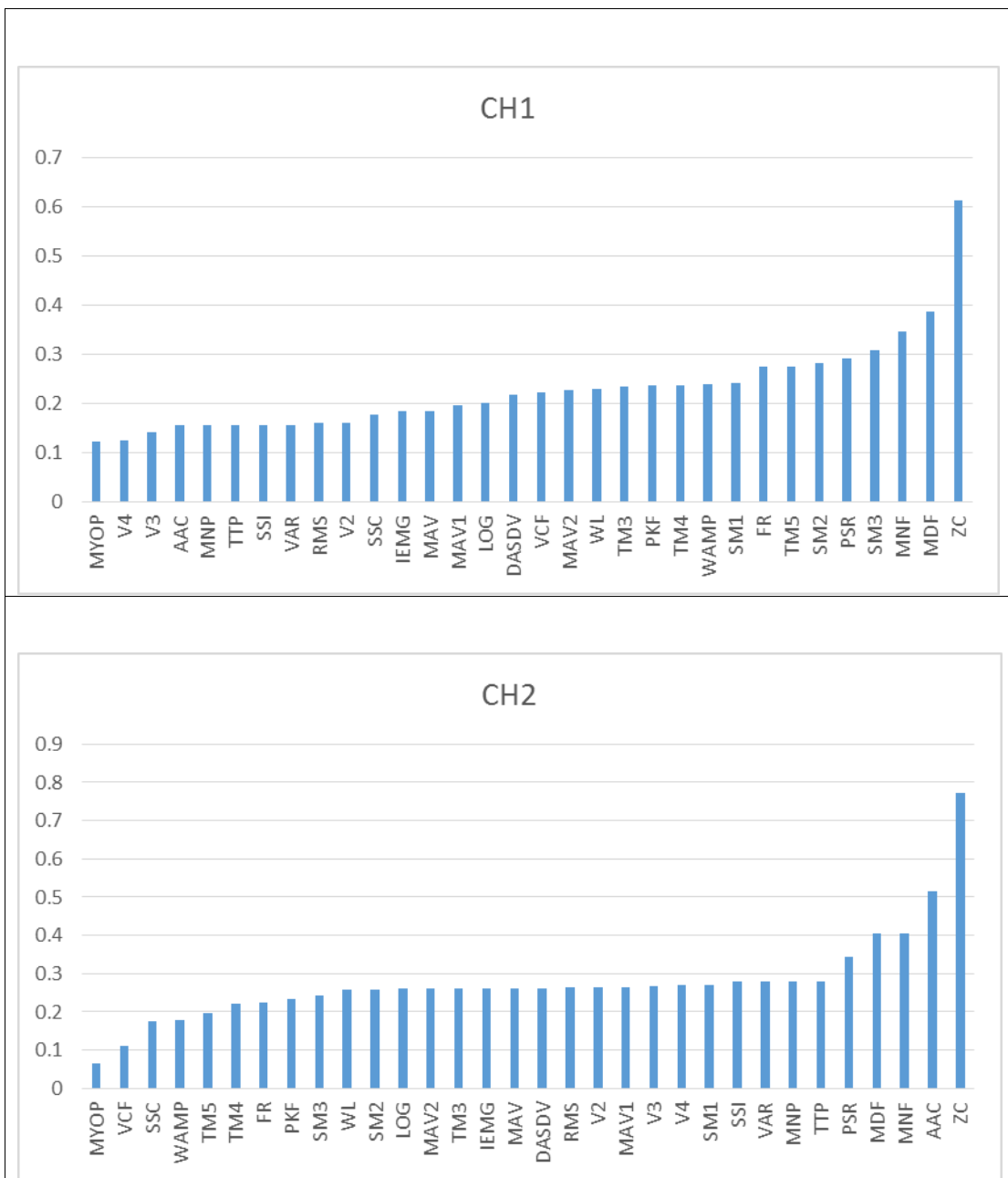
ภาพประกอบ ก-8 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อ  
ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 768 เฮิร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 192 จุด

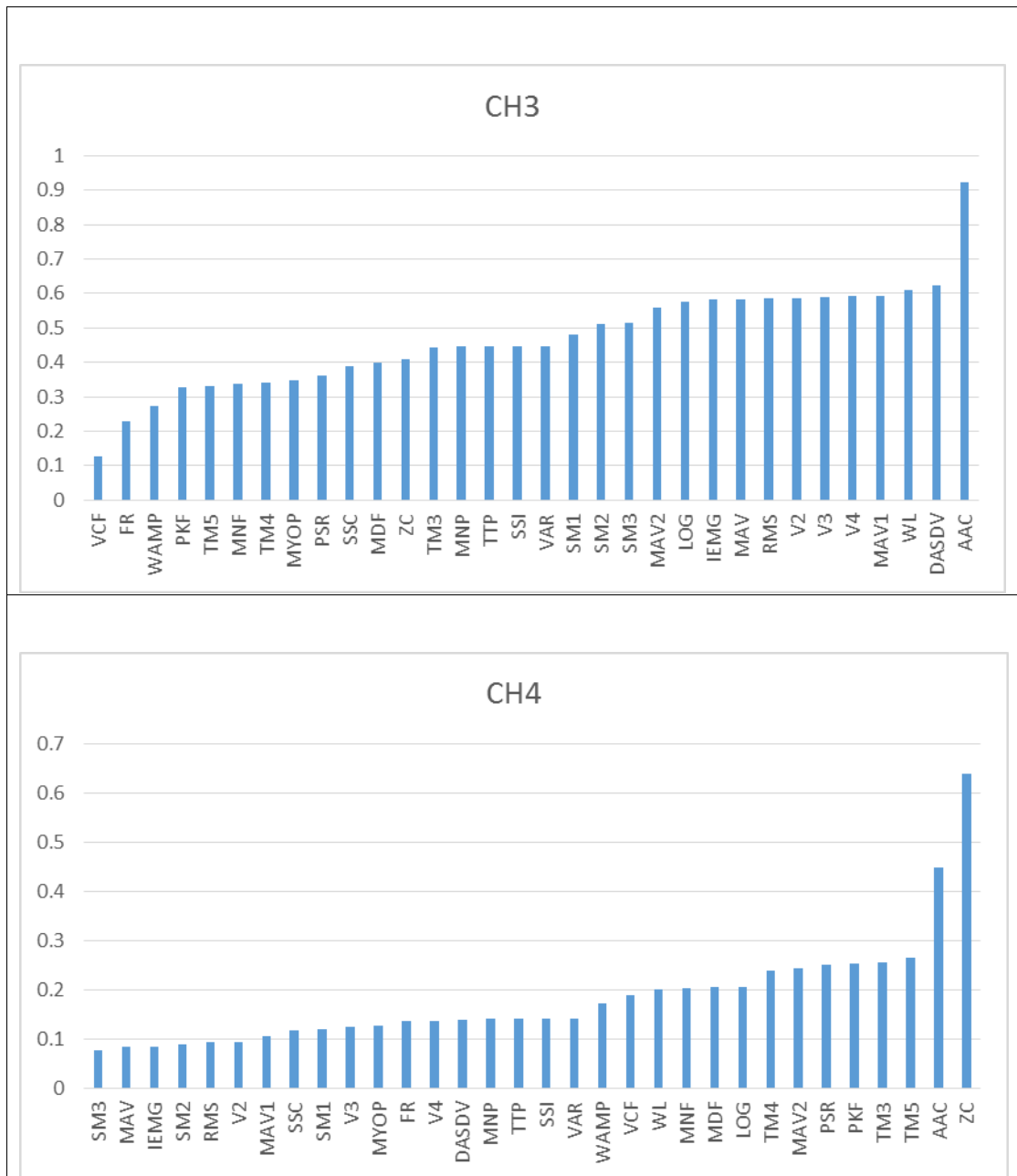




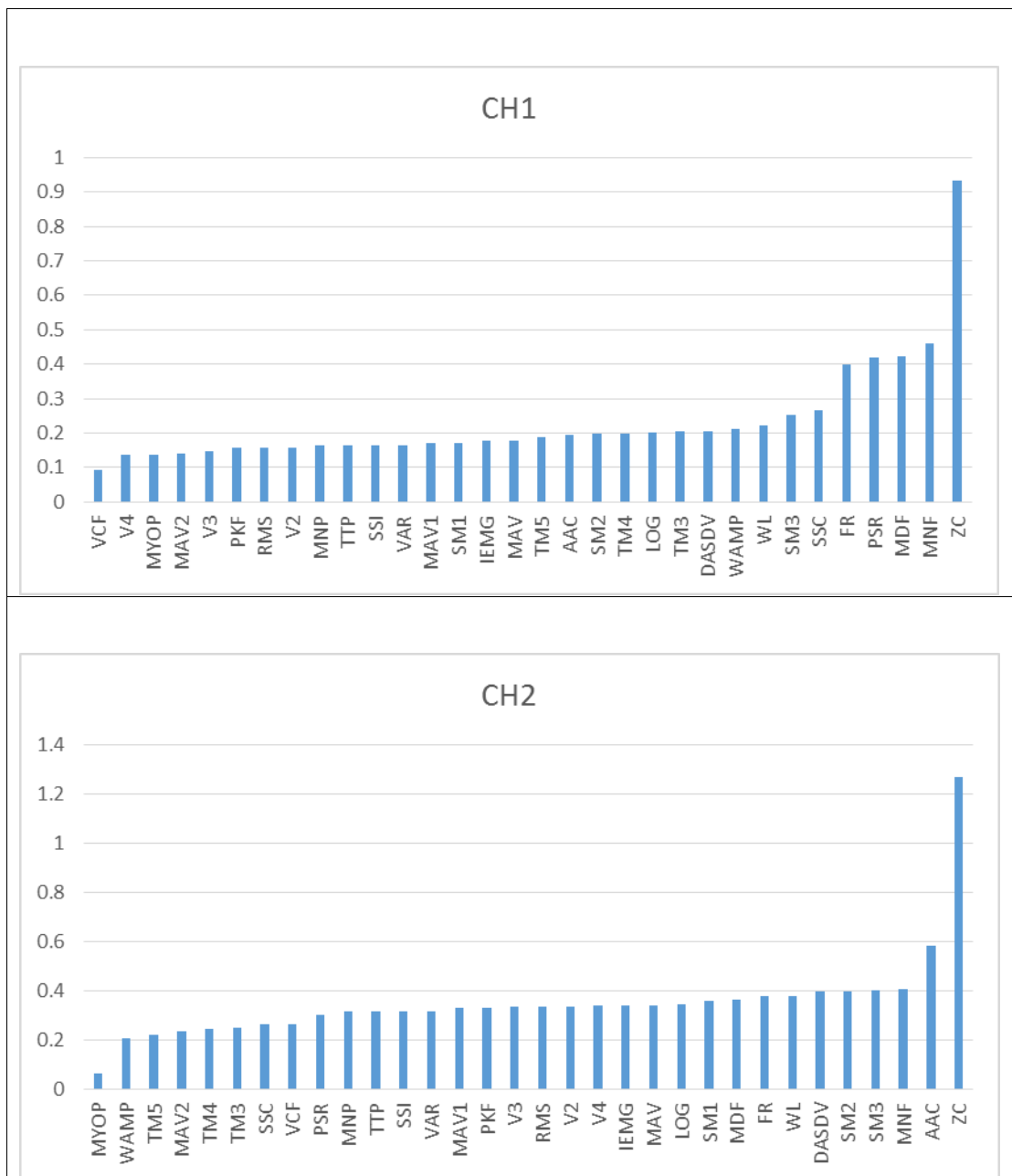
ภาพประกอบ ก-9 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ  
ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 768 เฮิร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 288 จุด

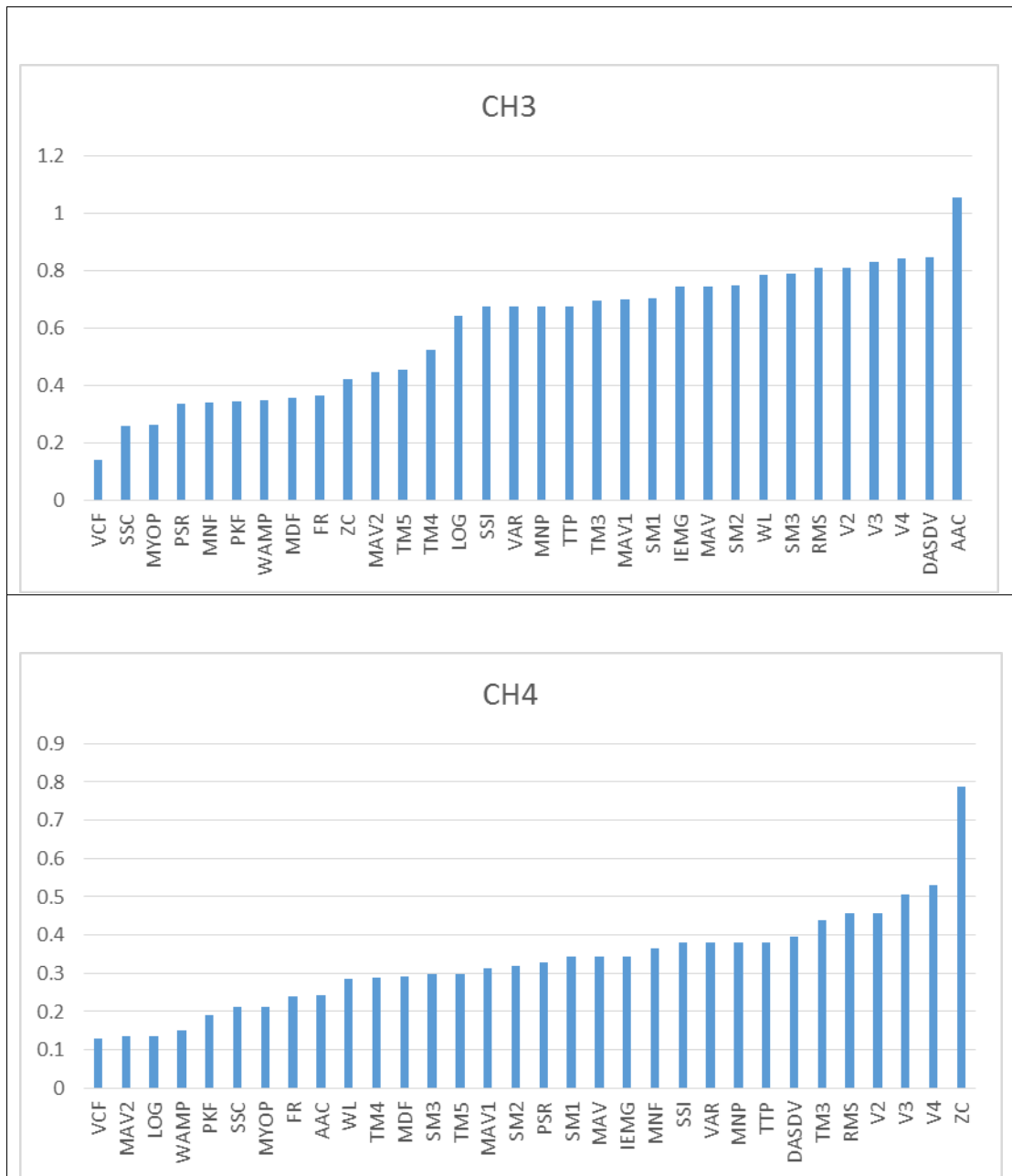




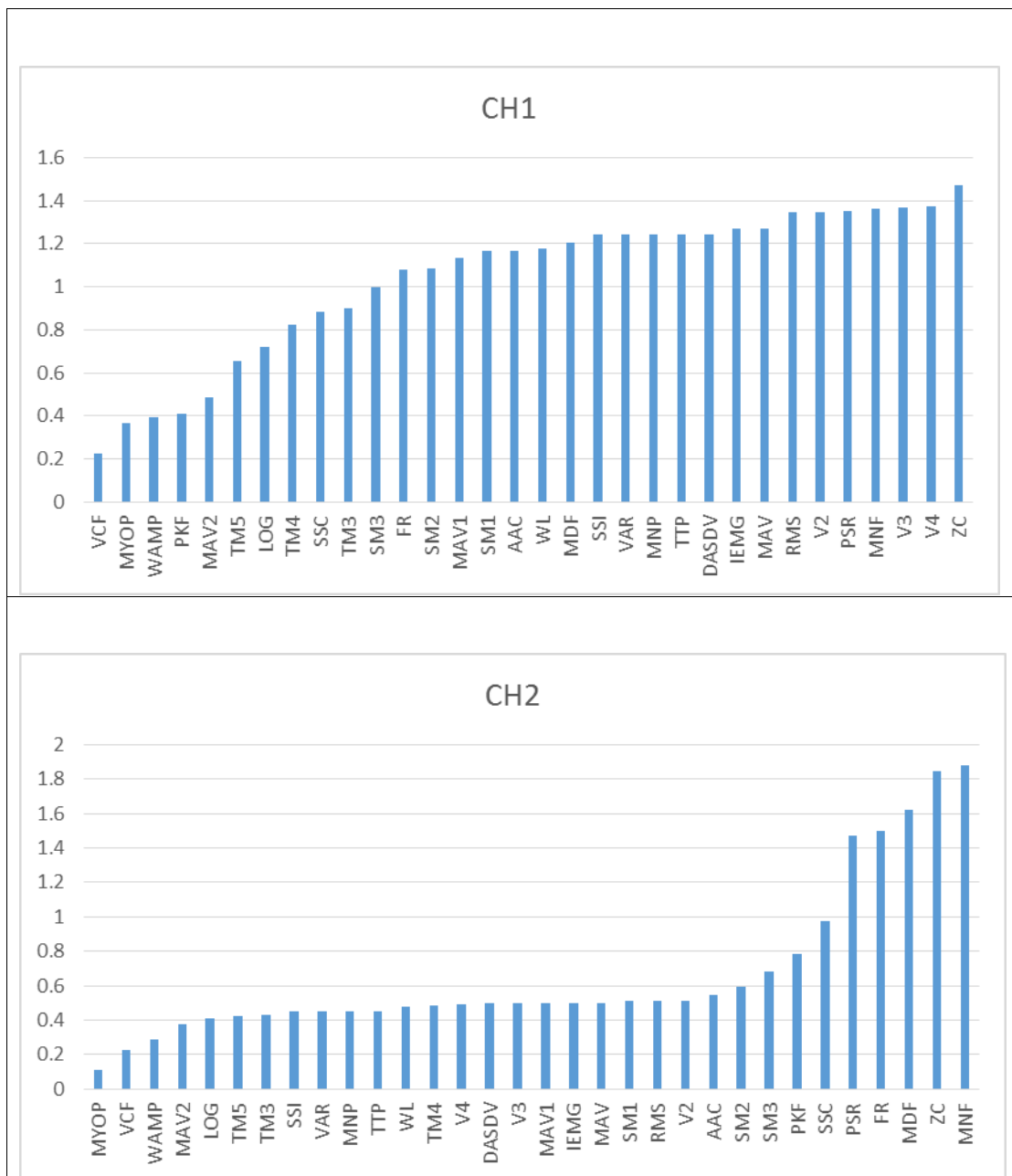


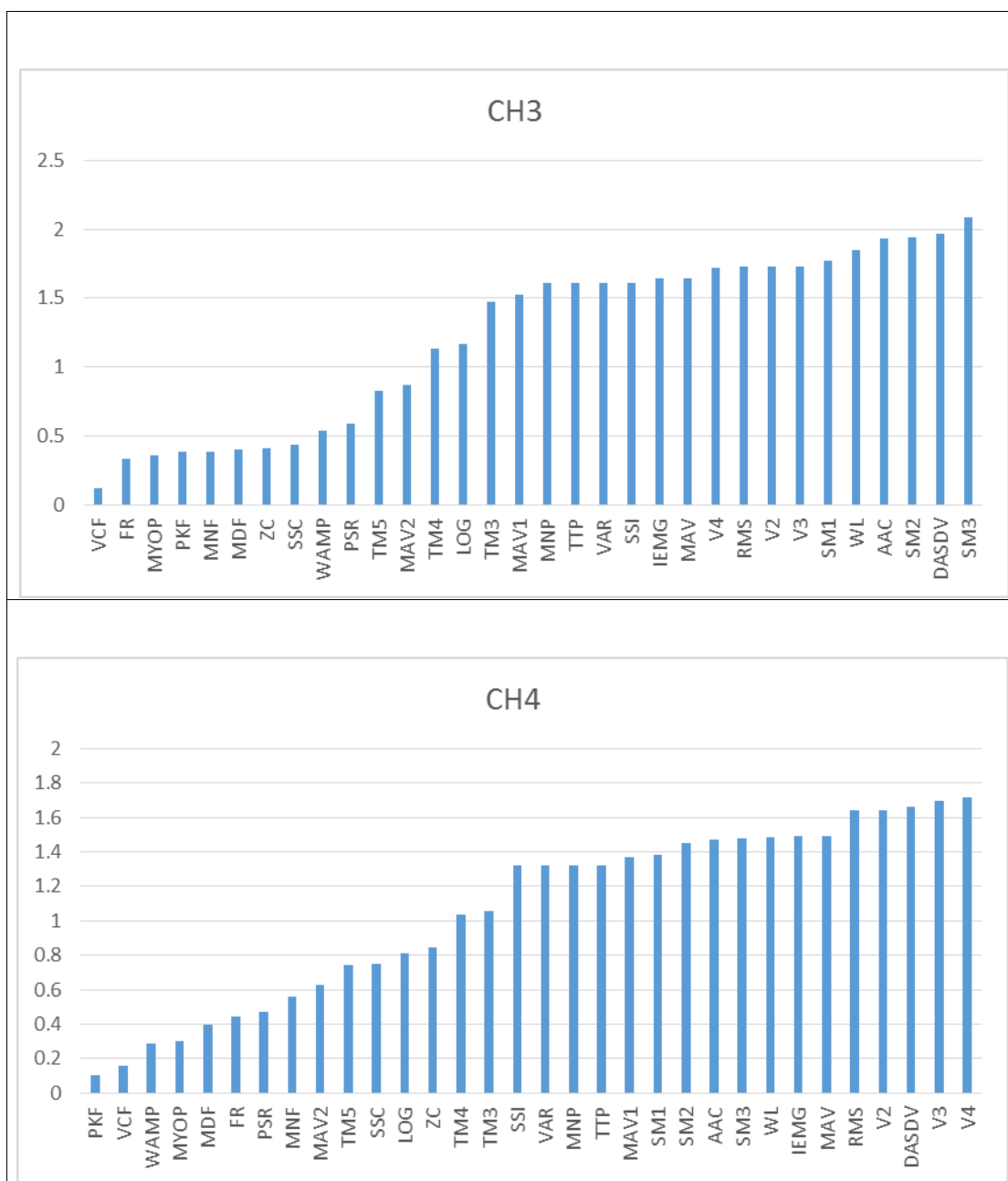
ภาพประกอบ ก-10 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ  
ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 768 เฮิร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 384 จุด



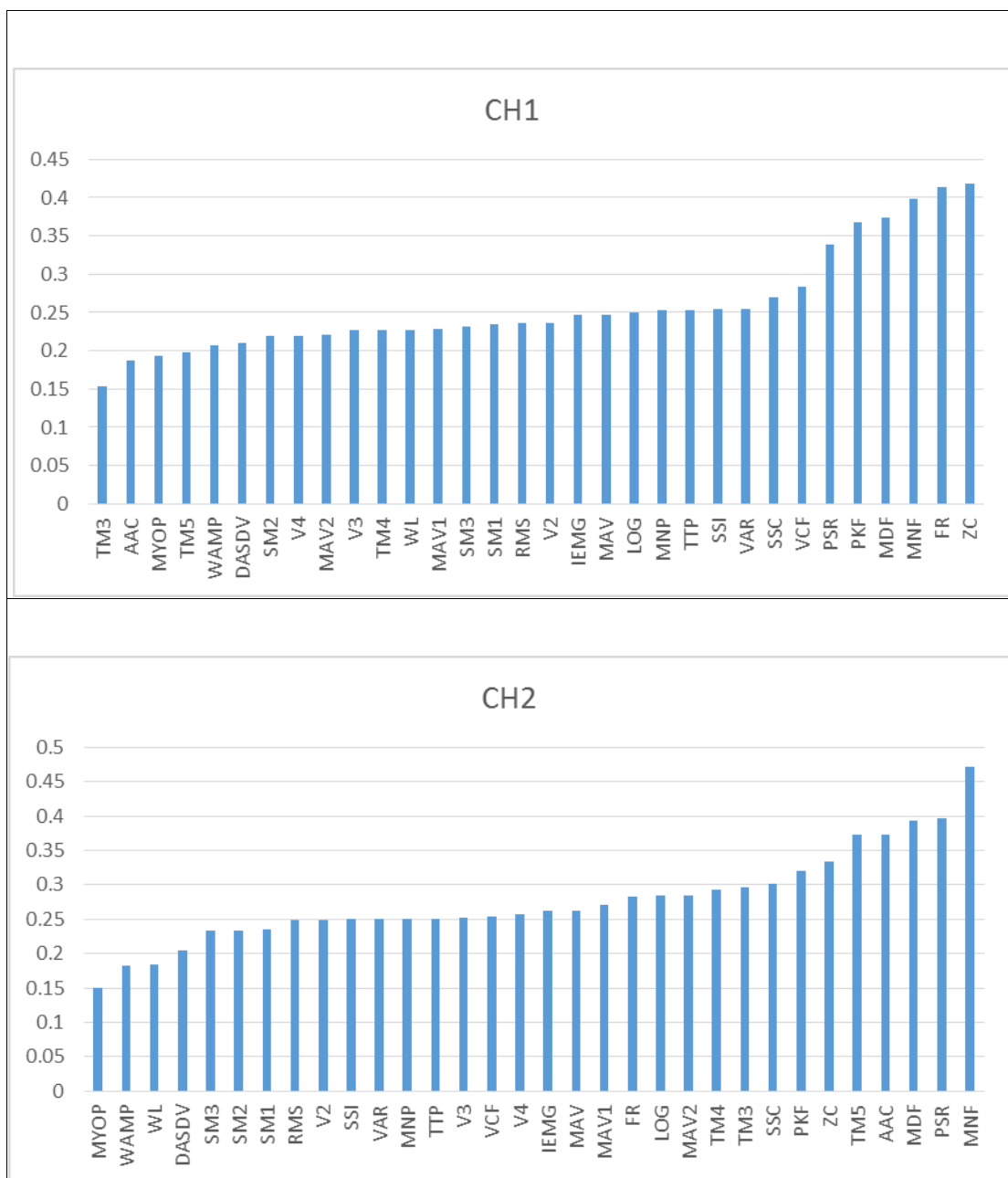


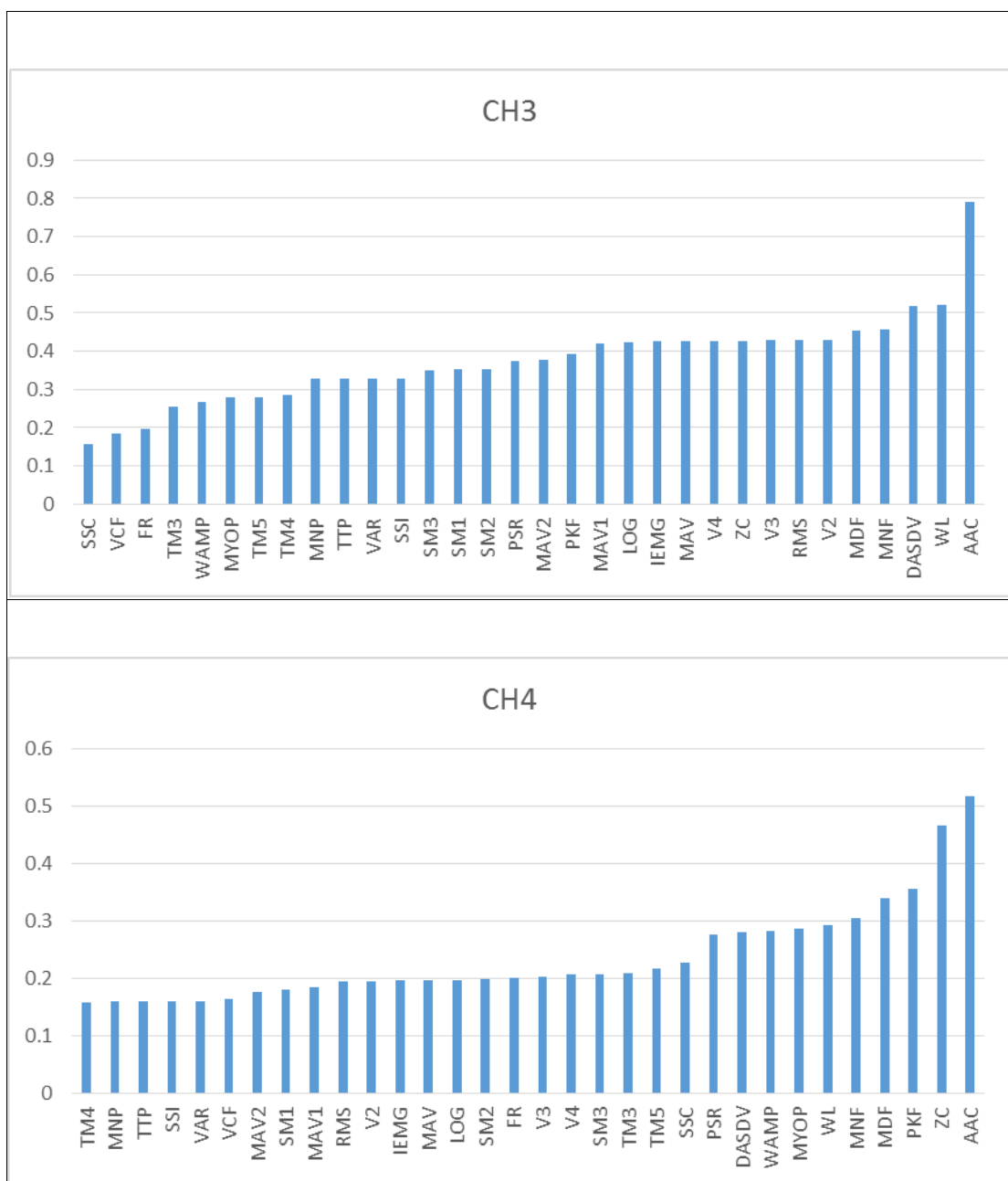
ภาพประกอบ ก-11 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ  
ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 768 เฮิร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 768 จุด





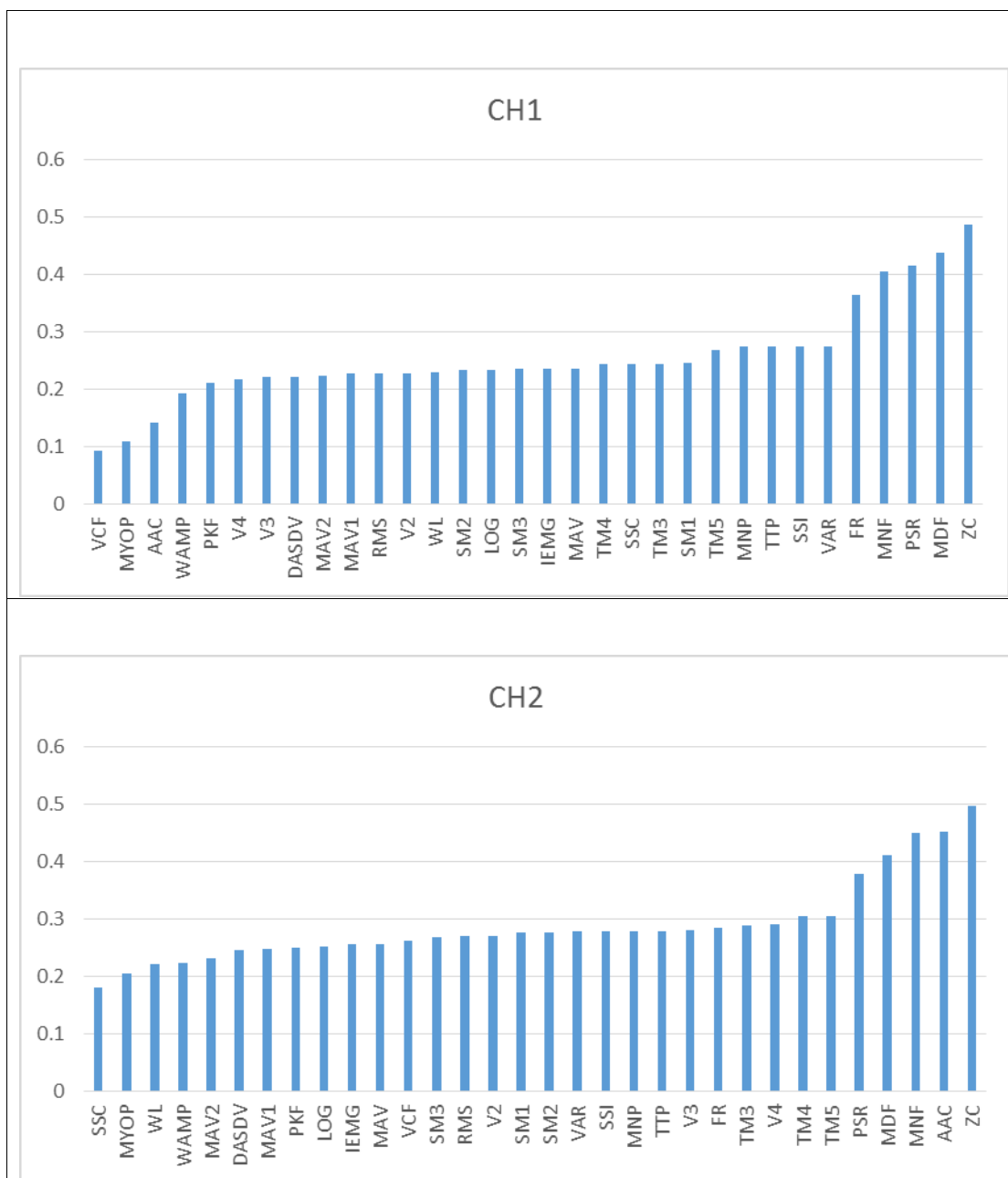
ภาพประกอบ ก-12 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ  
ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 768 เฮิร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 1536 จุด

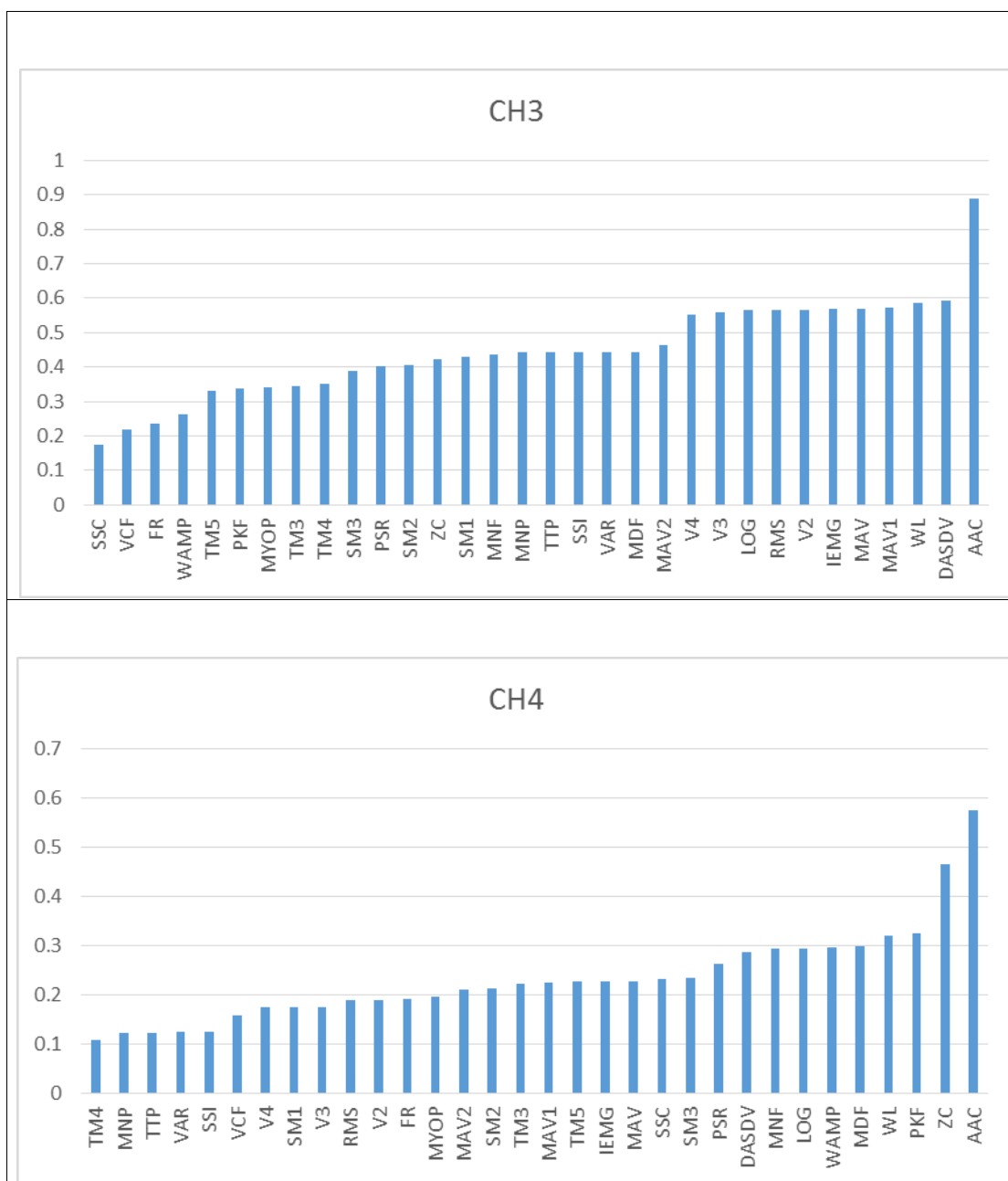




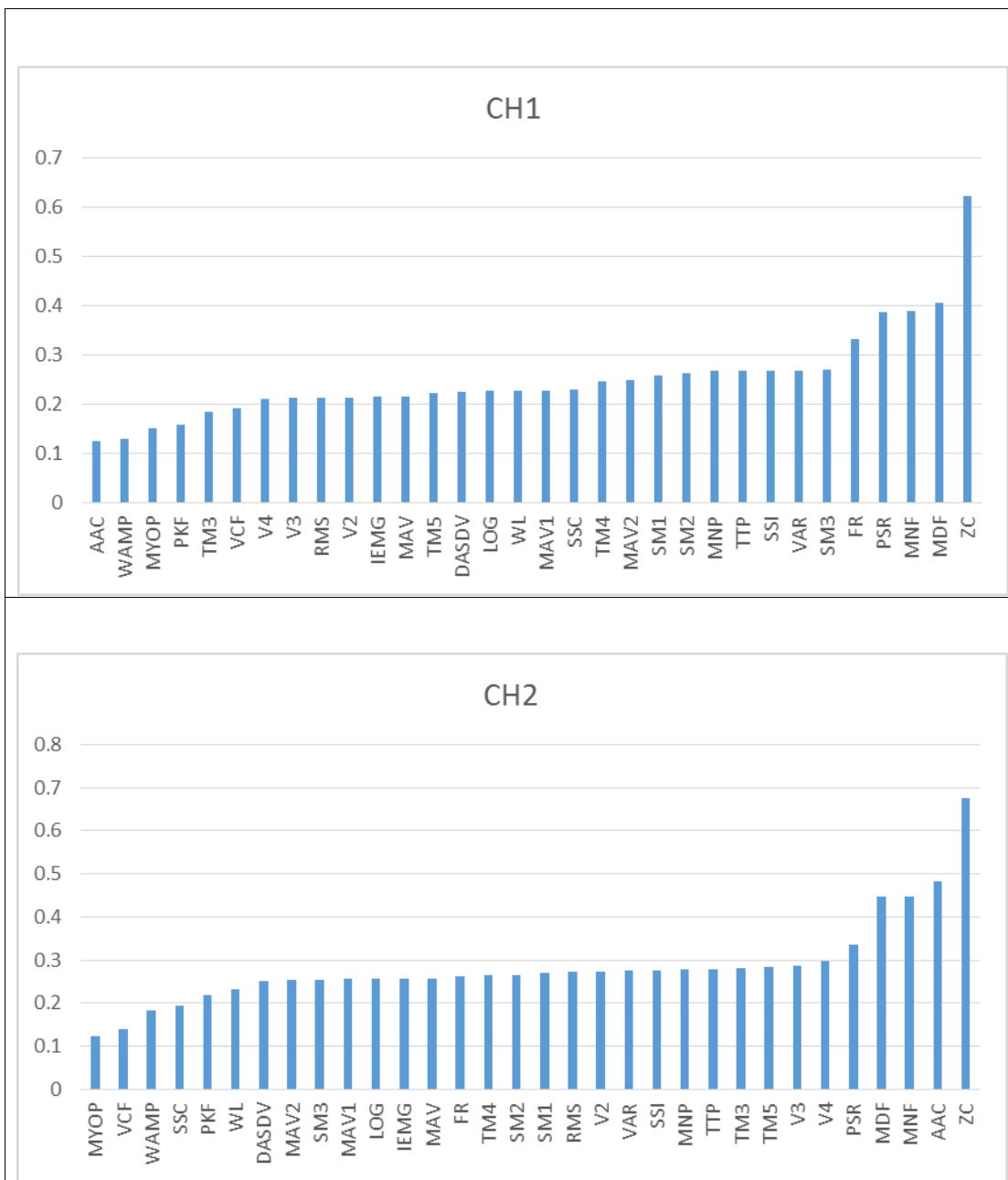
ภาพประกอบ ก-13 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ  
ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 512 เฮิร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 64 จุด

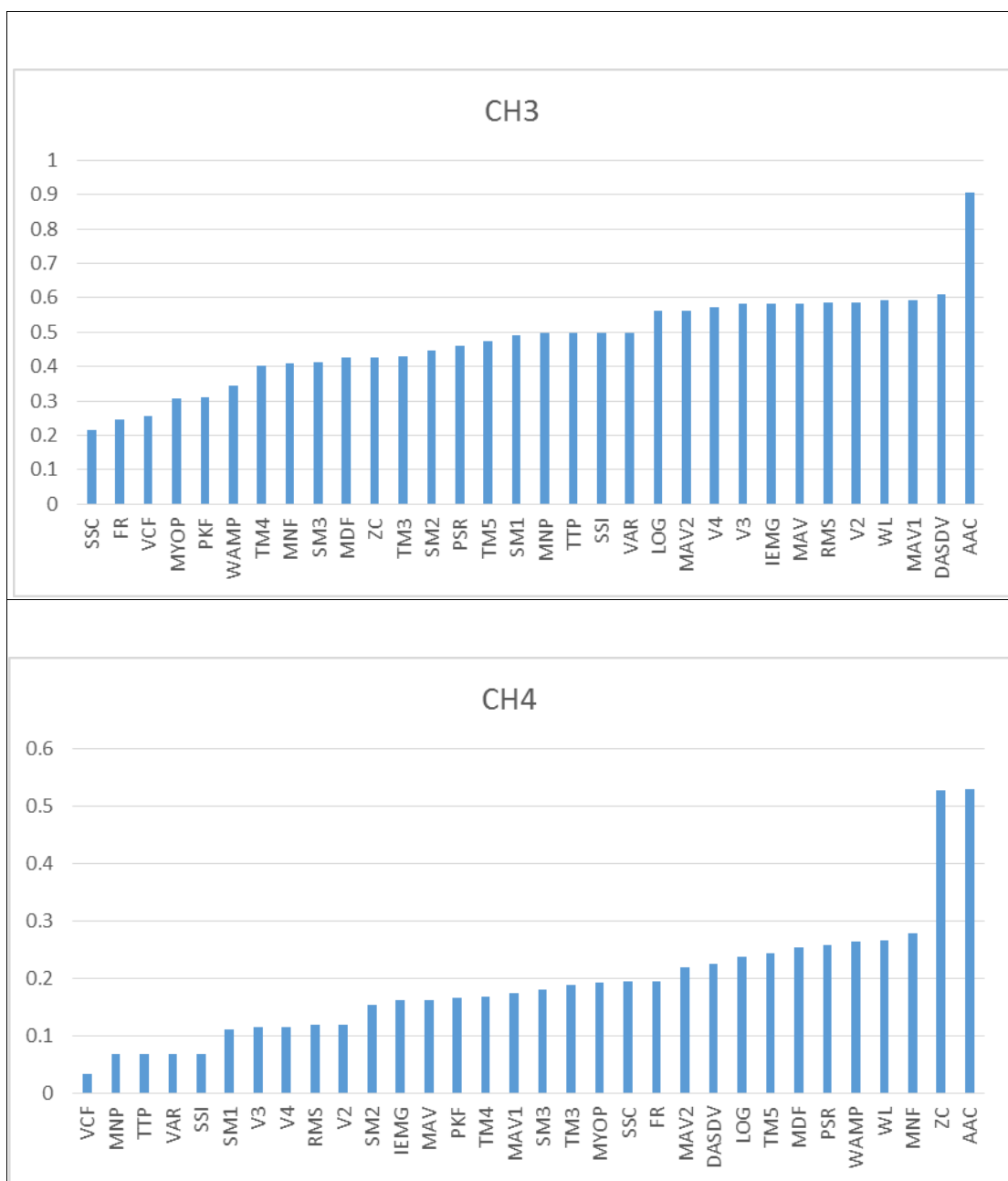




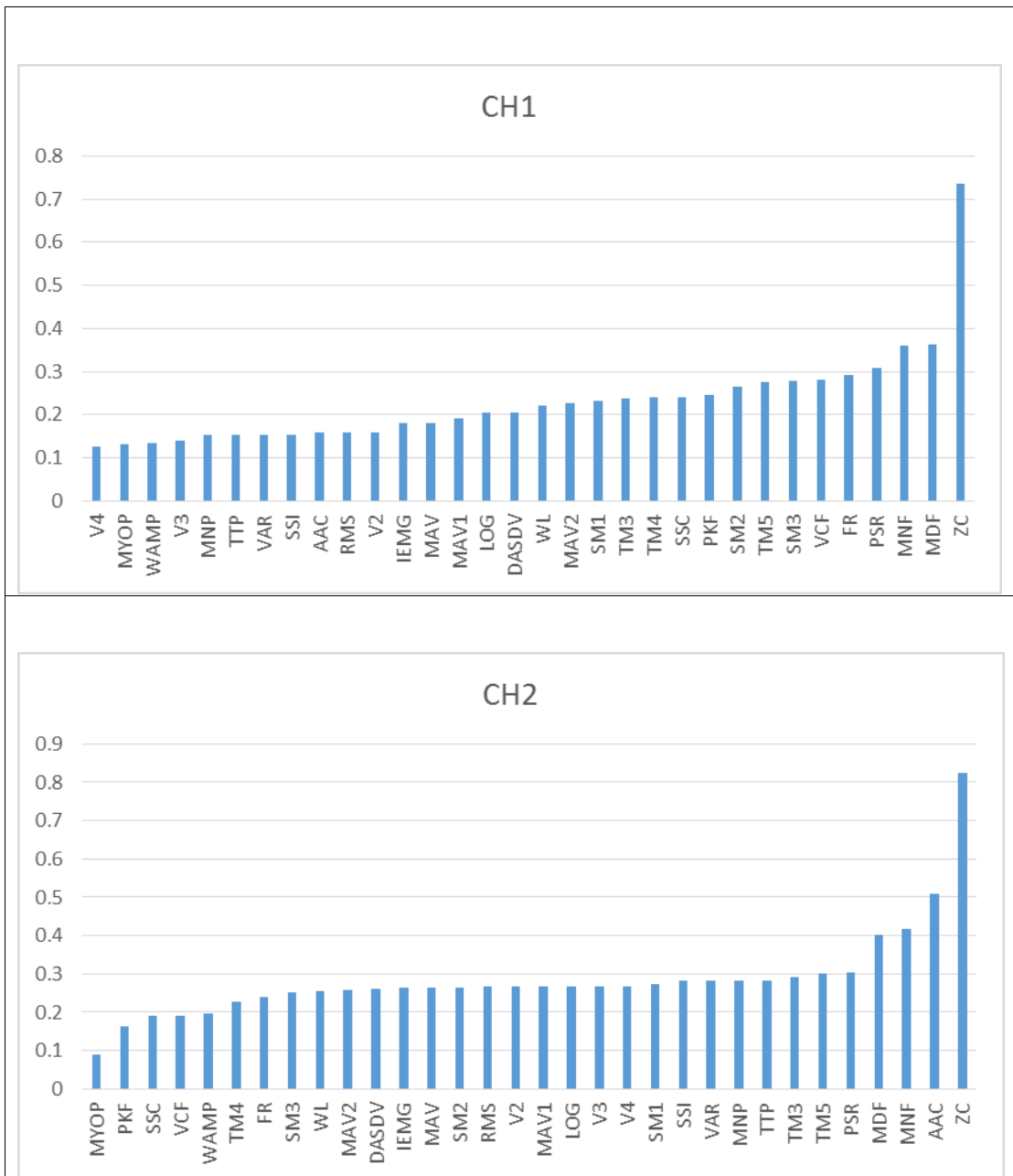


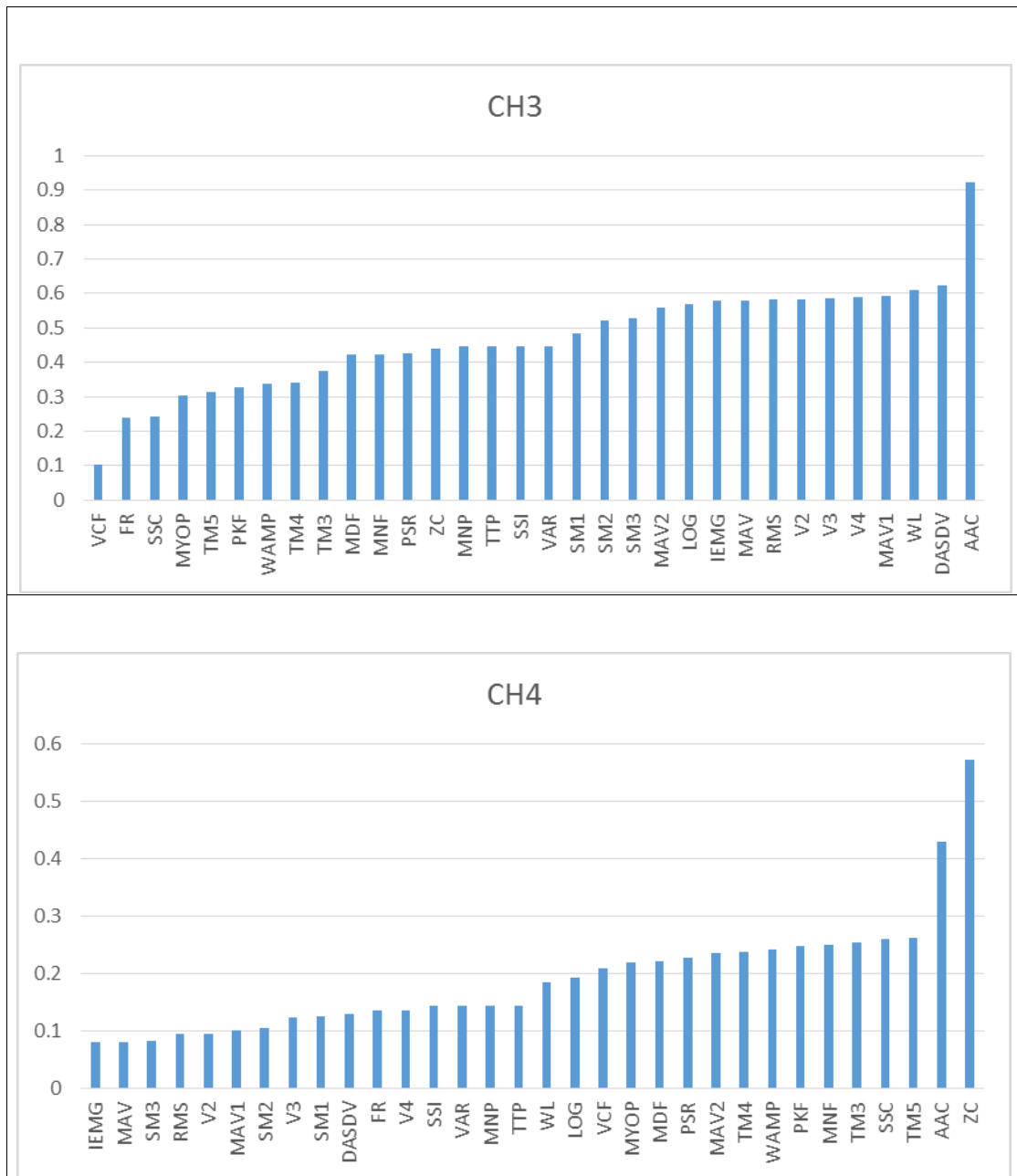
ภาพประกอบ ก-14 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ  
ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 512 เฮิร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 128 จุด



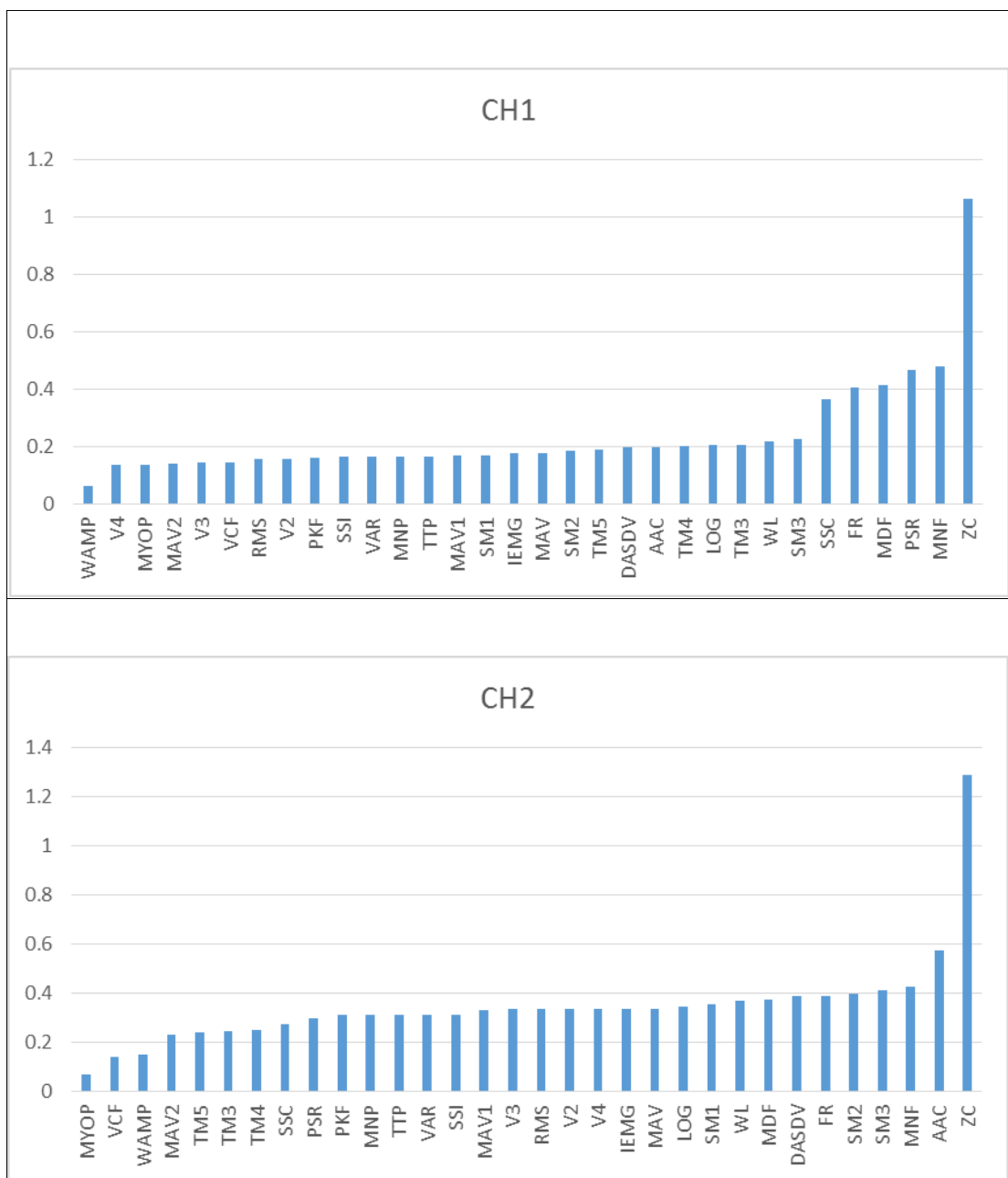


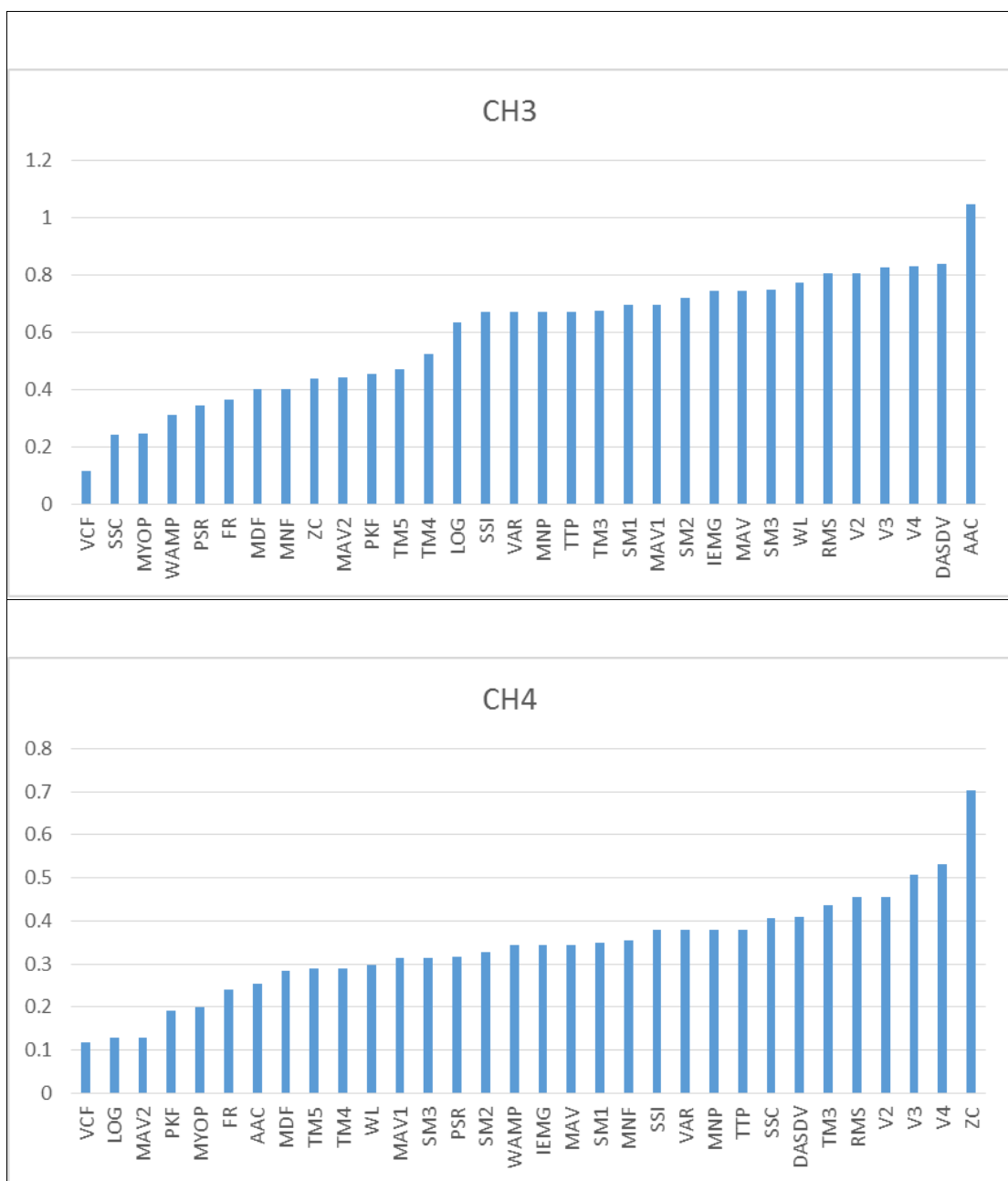
ภาพประกอบ ก-15 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ  
ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 512 เฮิร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 192 จุด





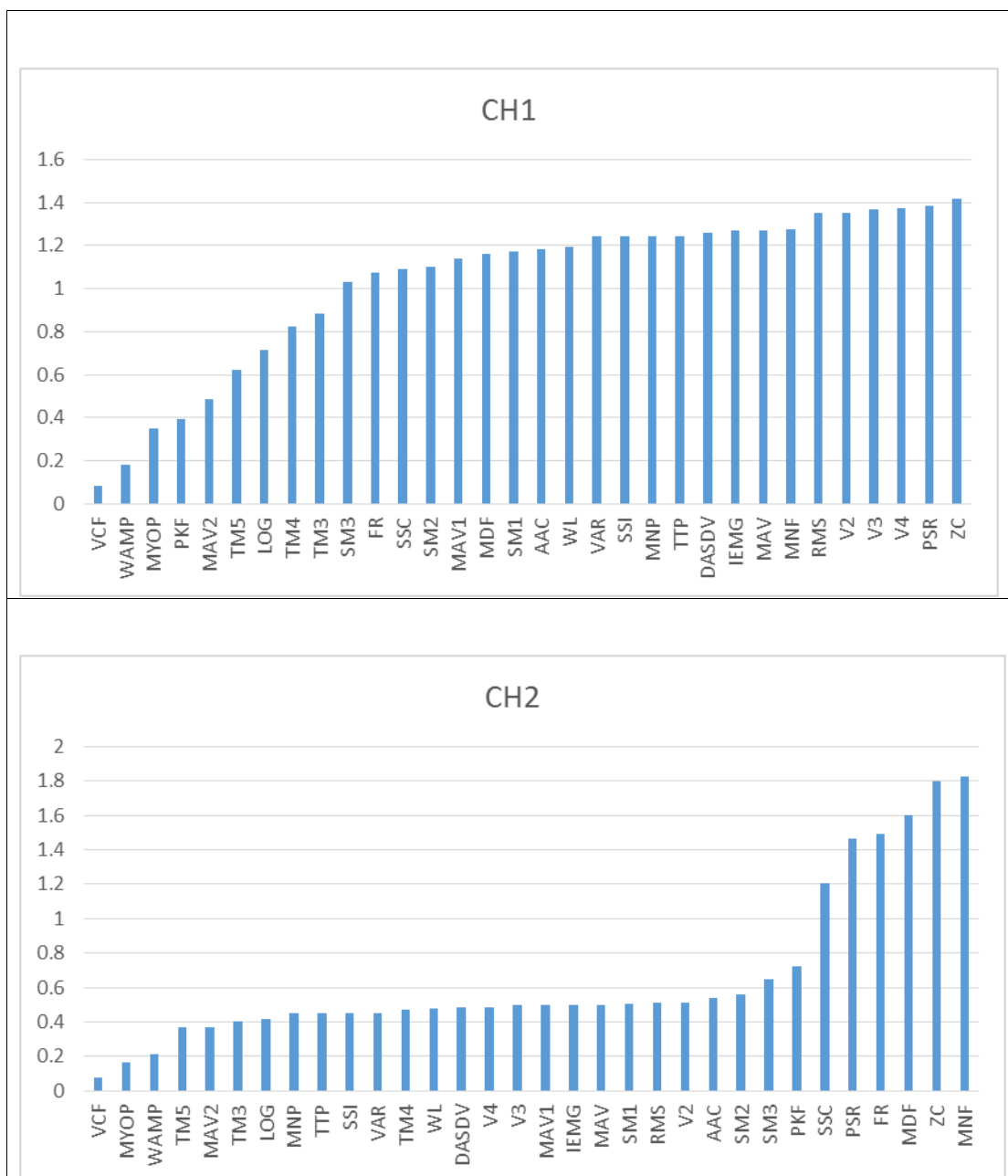
ภาพประกอบ ก-16 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ  
ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 512 เฮิร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 256 จุด

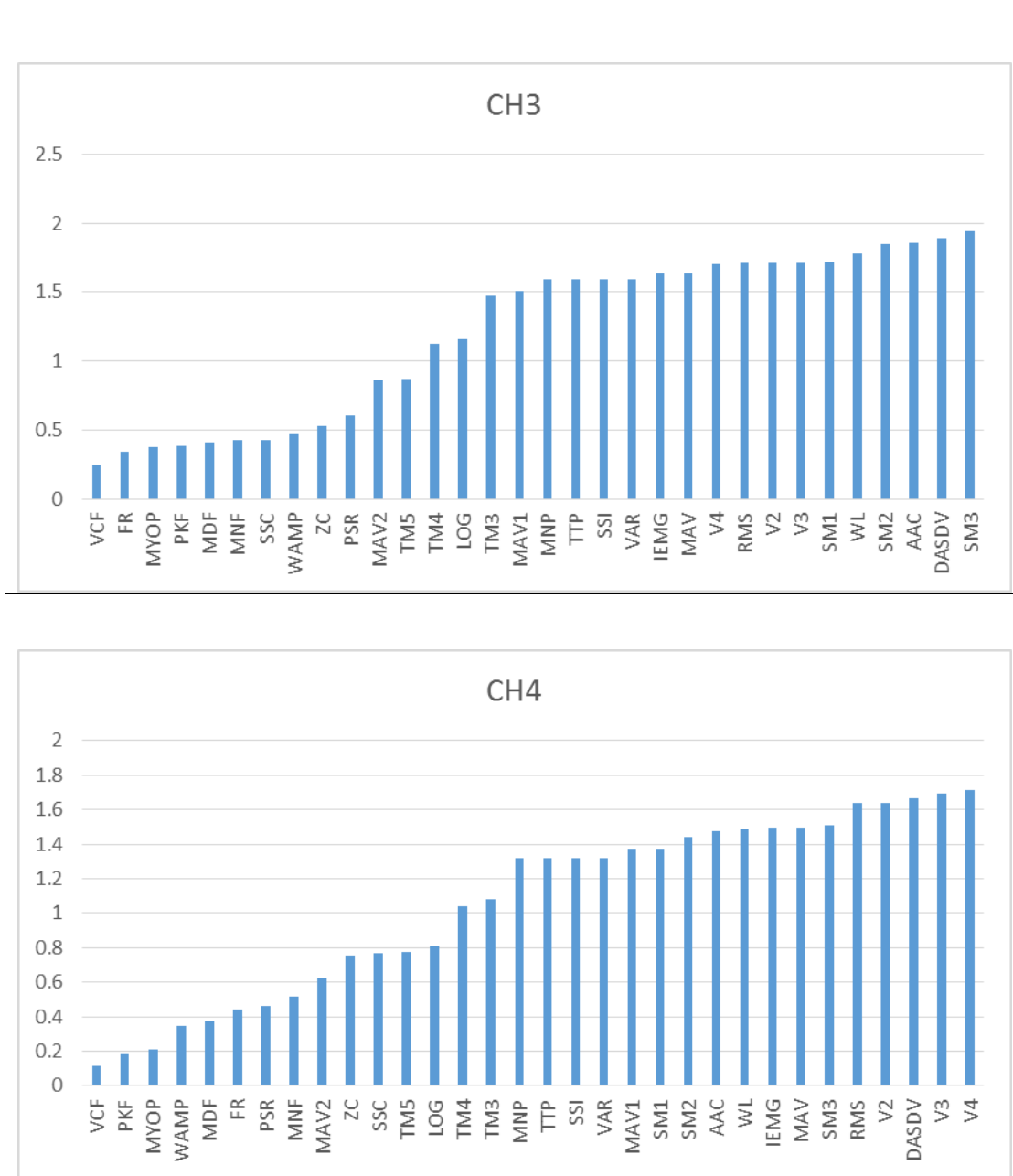




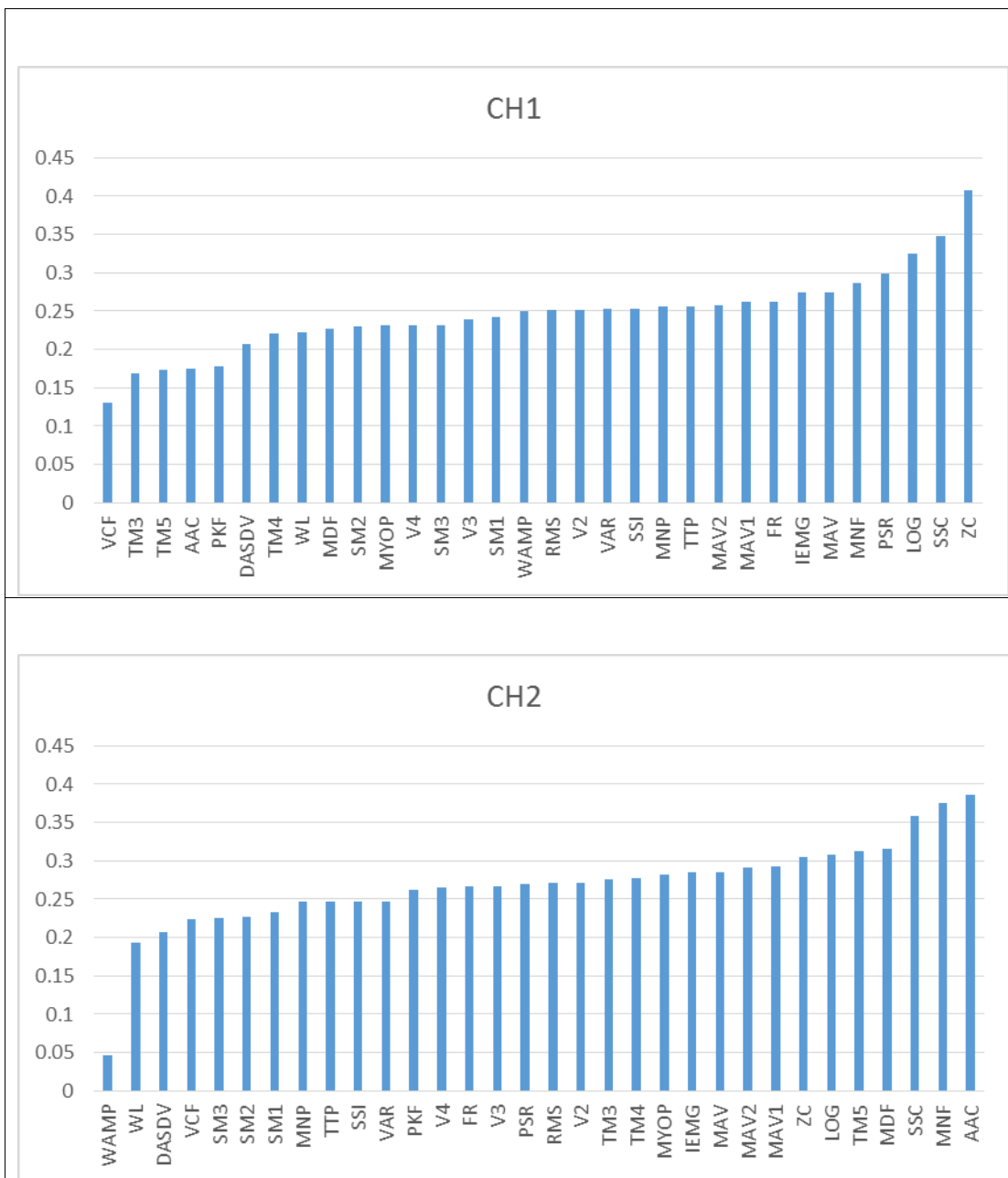
ภาพประกอบ ก-17 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ  
ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 512 เฮิร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 512 จุด

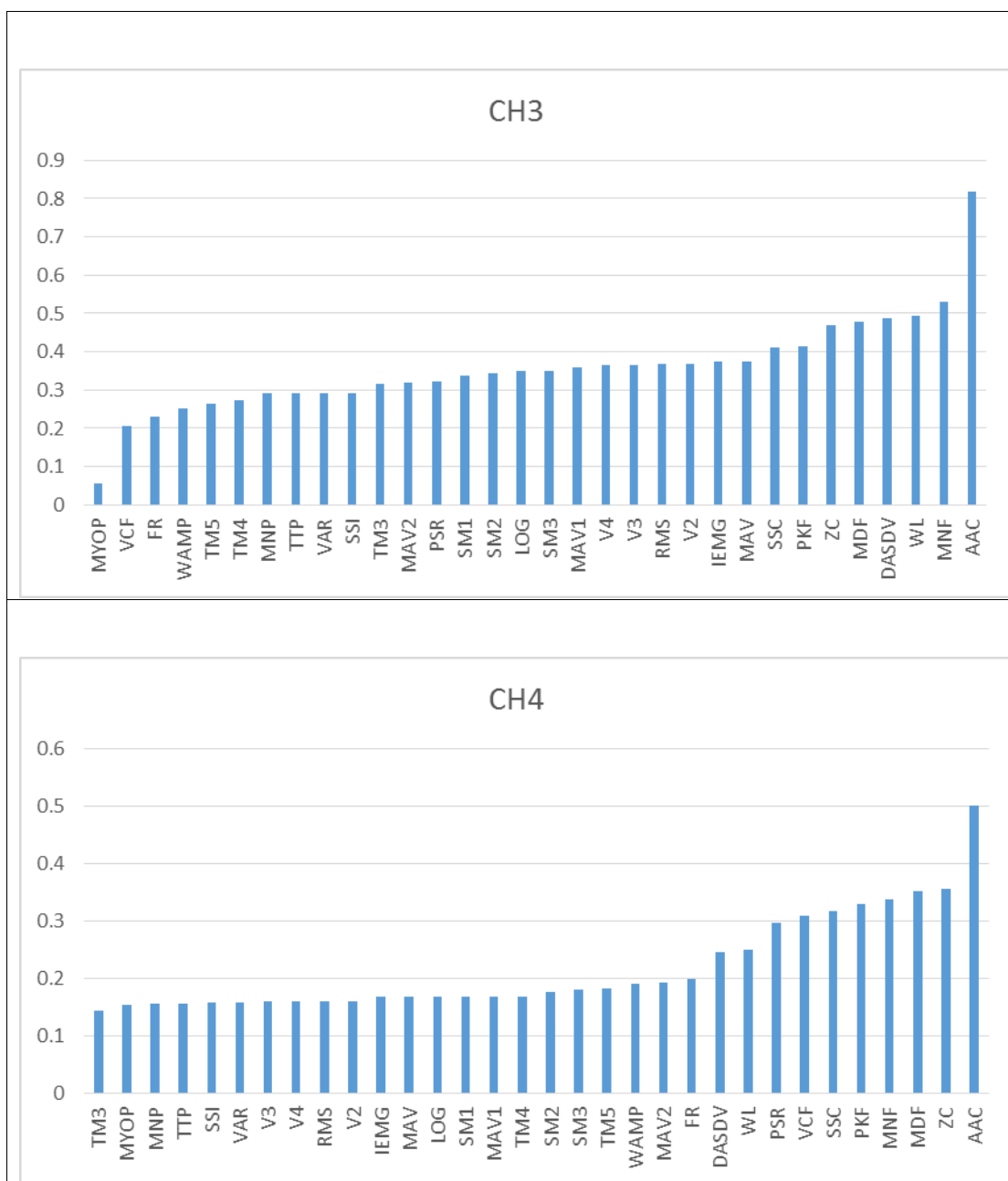




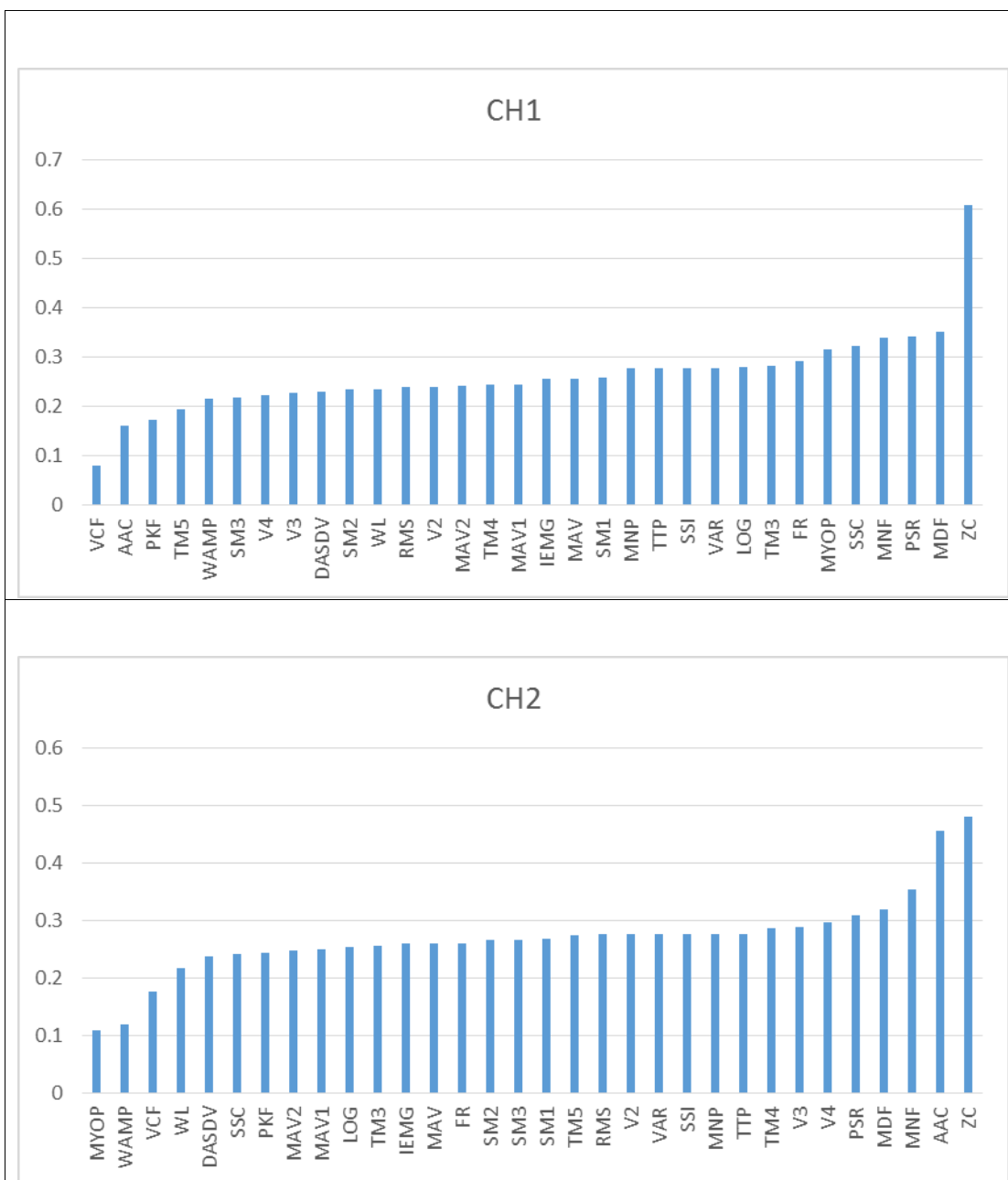


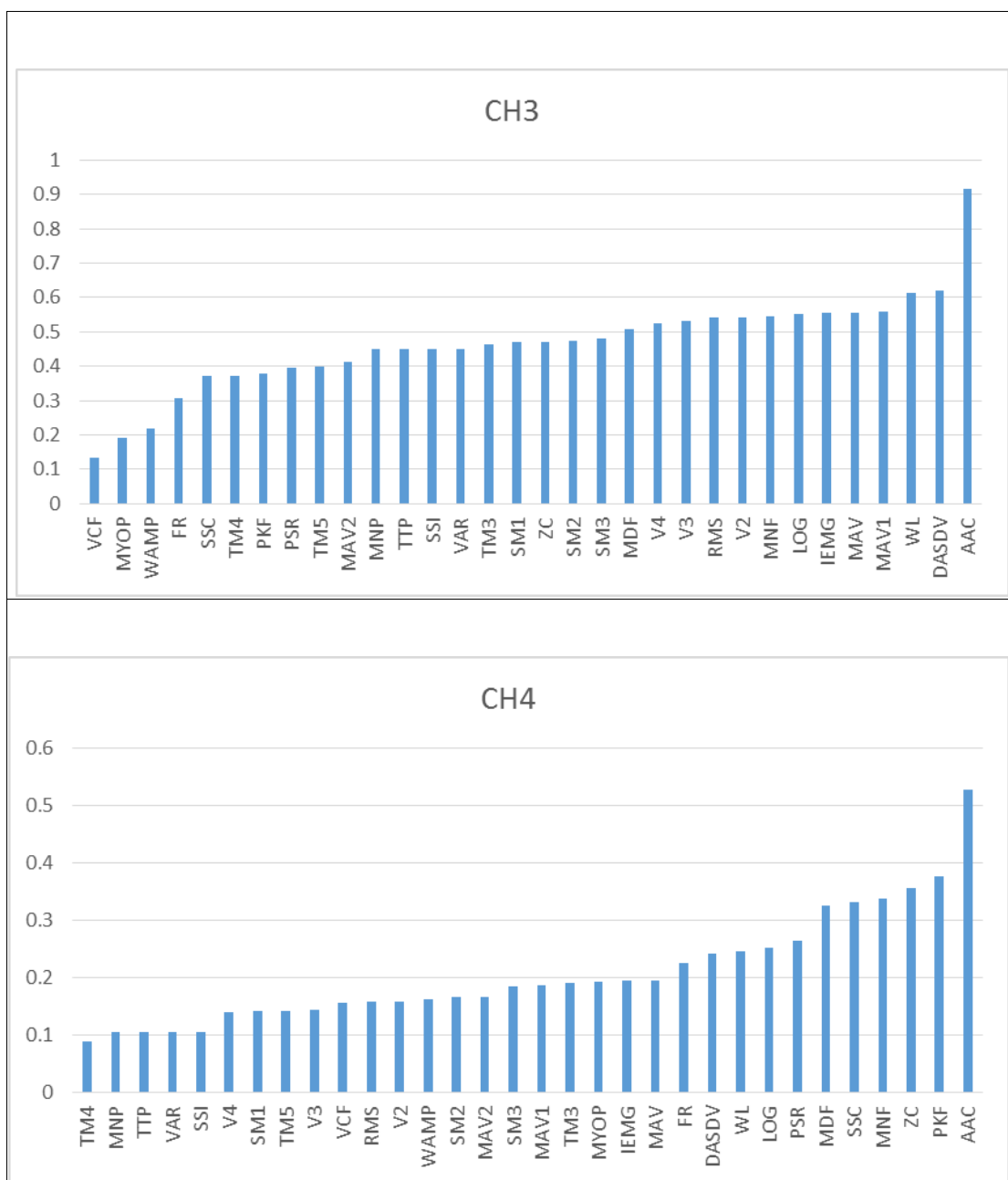
ภาพประกอบ ก-18 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ  
ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 512 เฮิร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 1024 จุด



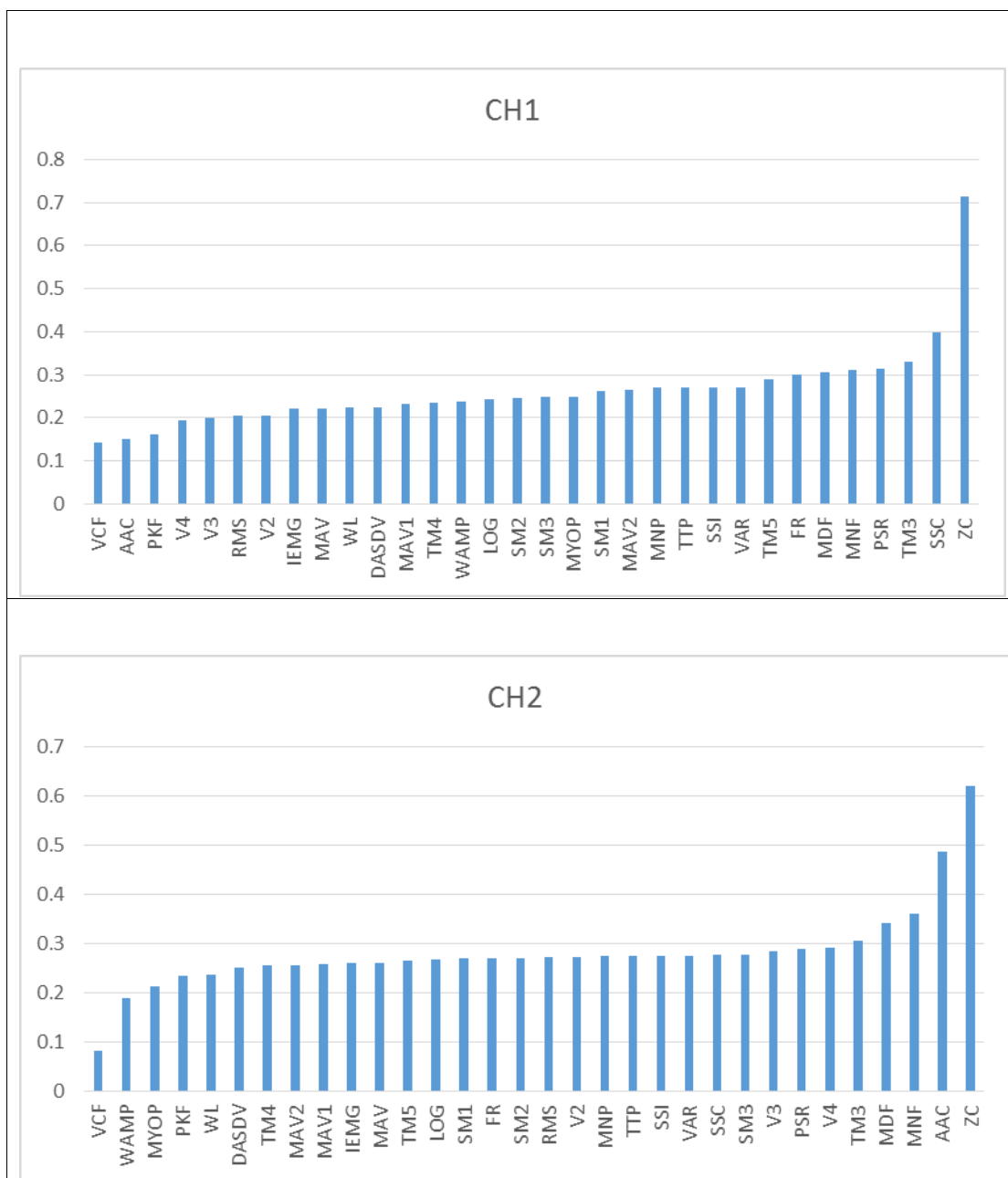


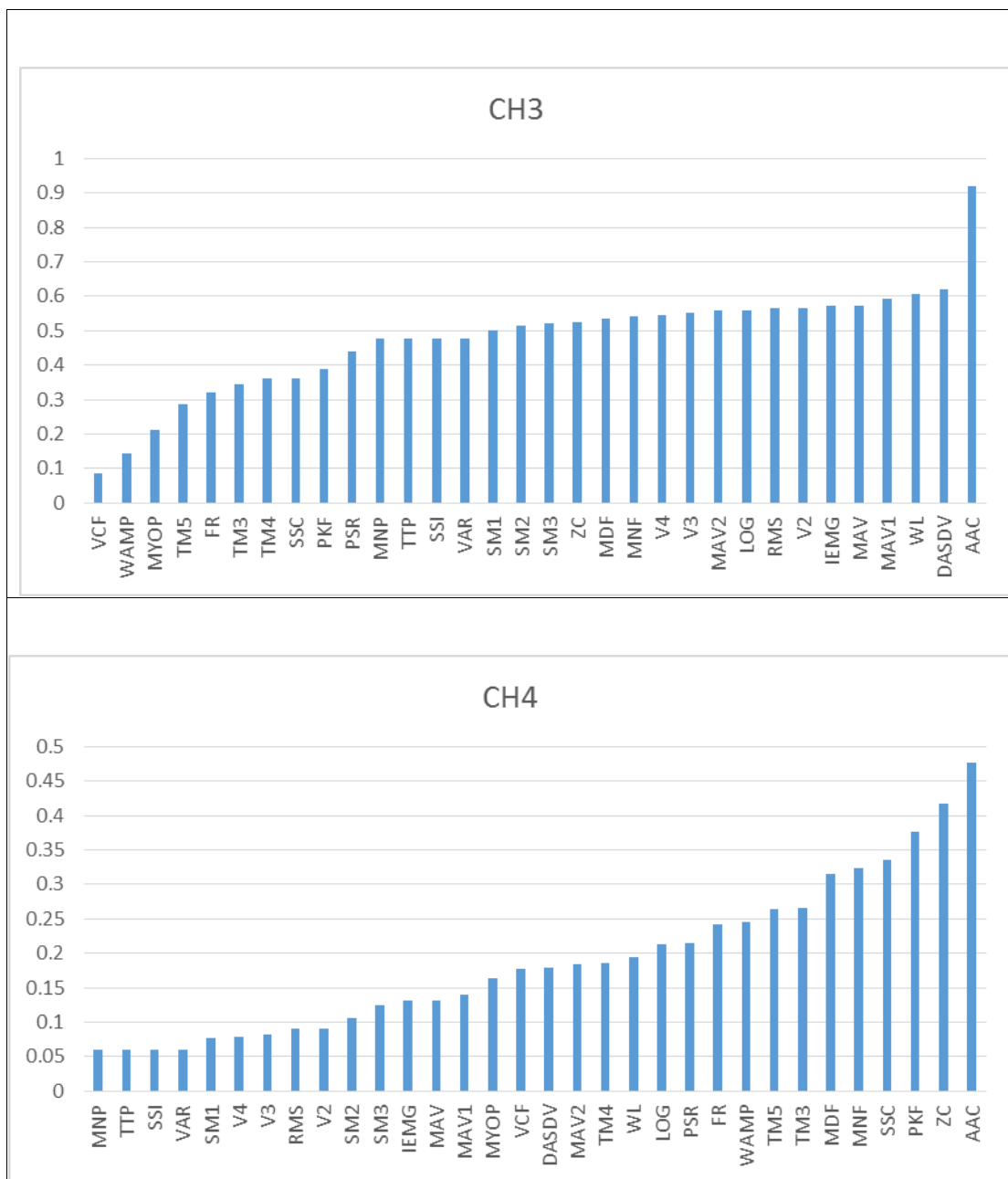
ภาพประกอบ ก-19 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ  
ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 256 เฮิร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 32 จุด





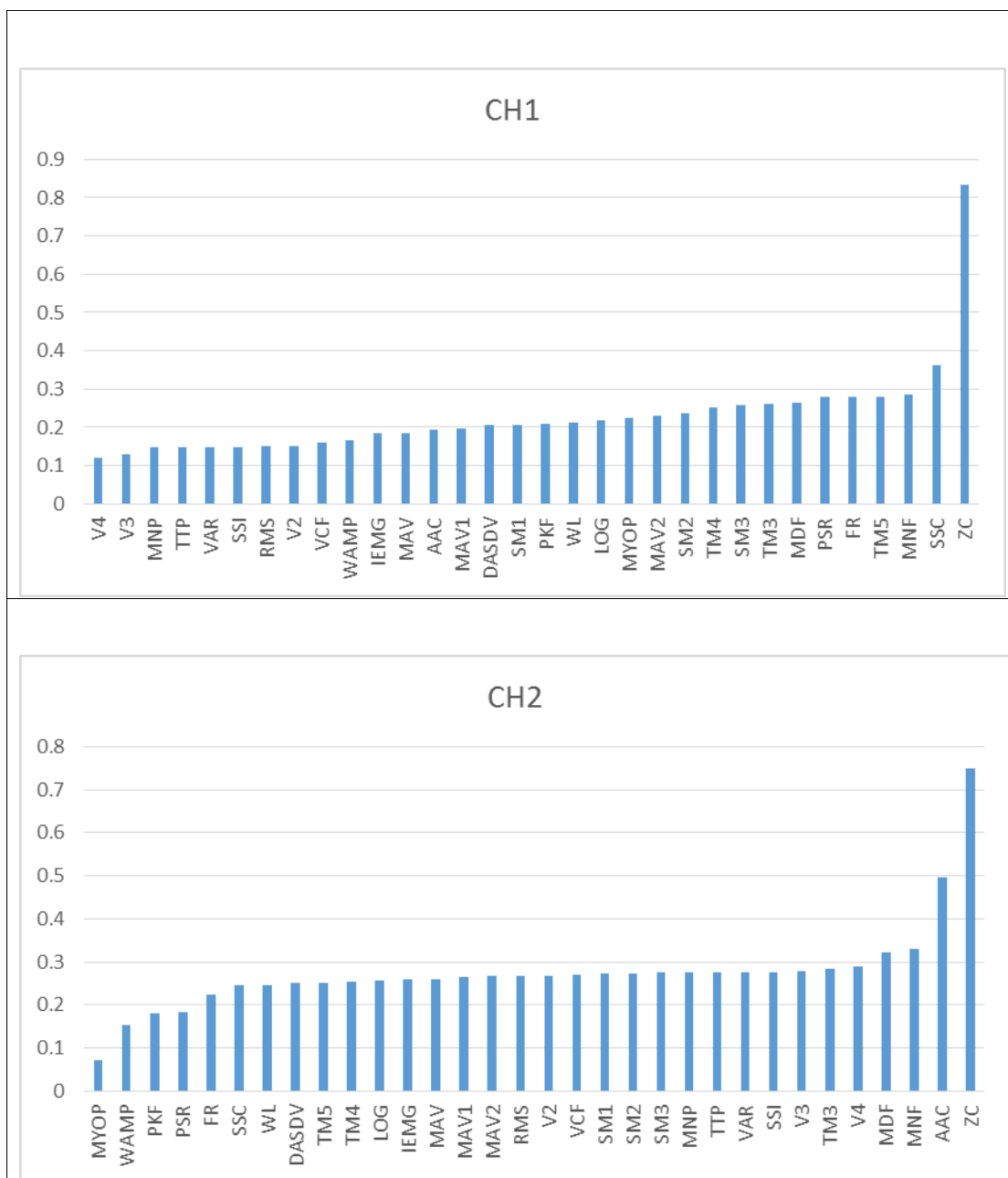
ภาพประกอบ ก-20 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ  
ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 256 เฮิร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 64 จุด

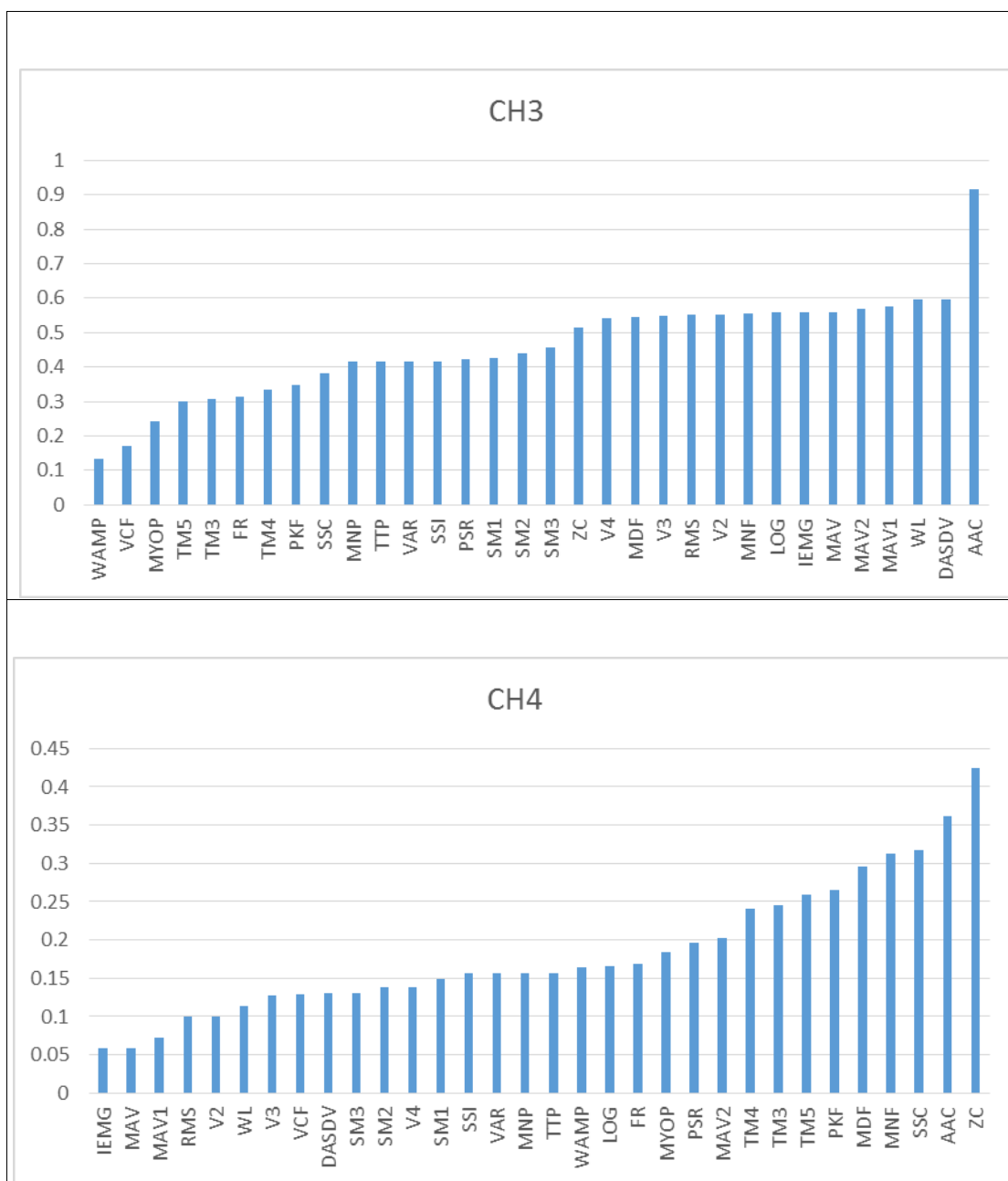




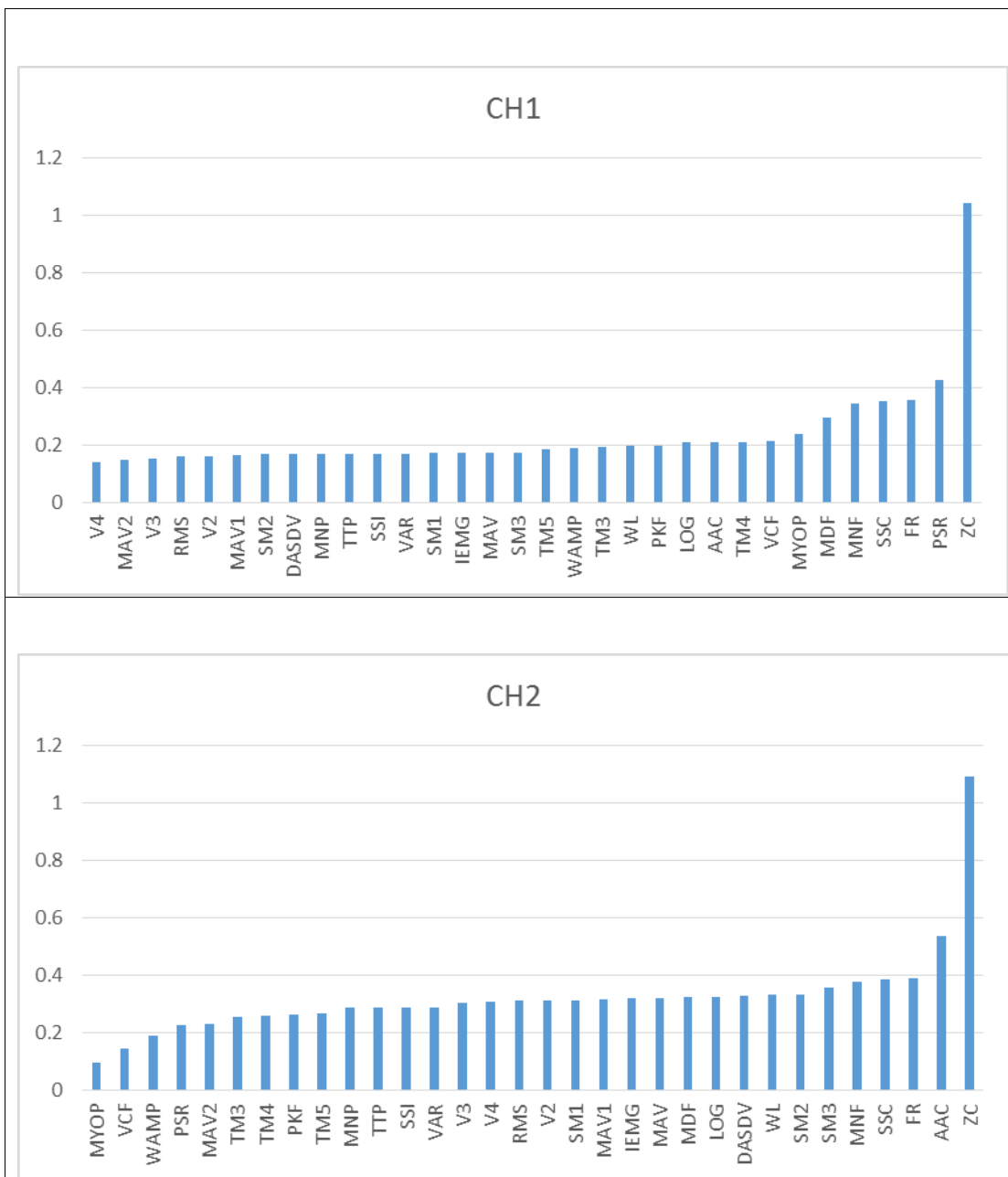
ภาพประกอบ ก-21 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ  
ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 256 เฮิร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 96 จุด

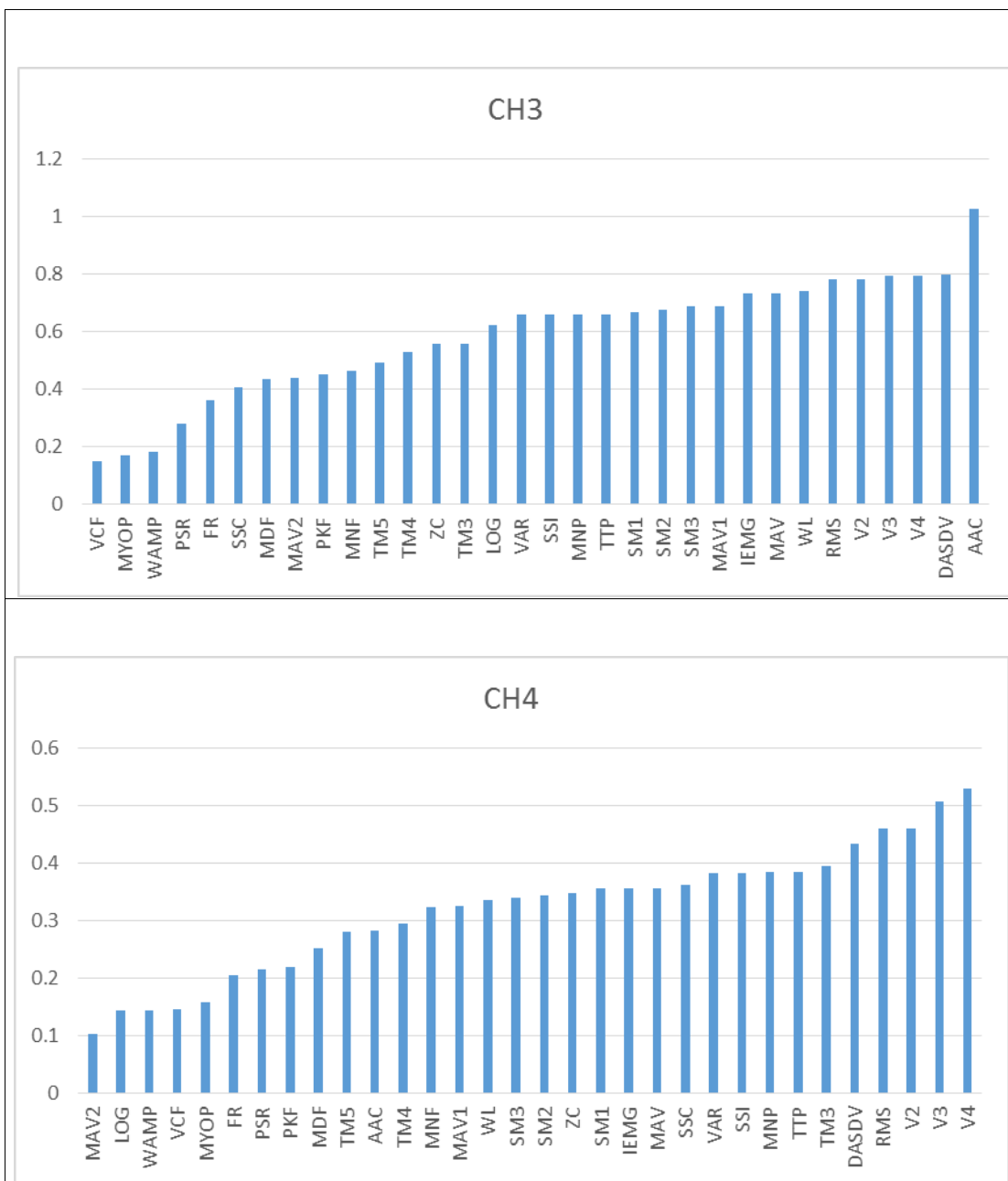




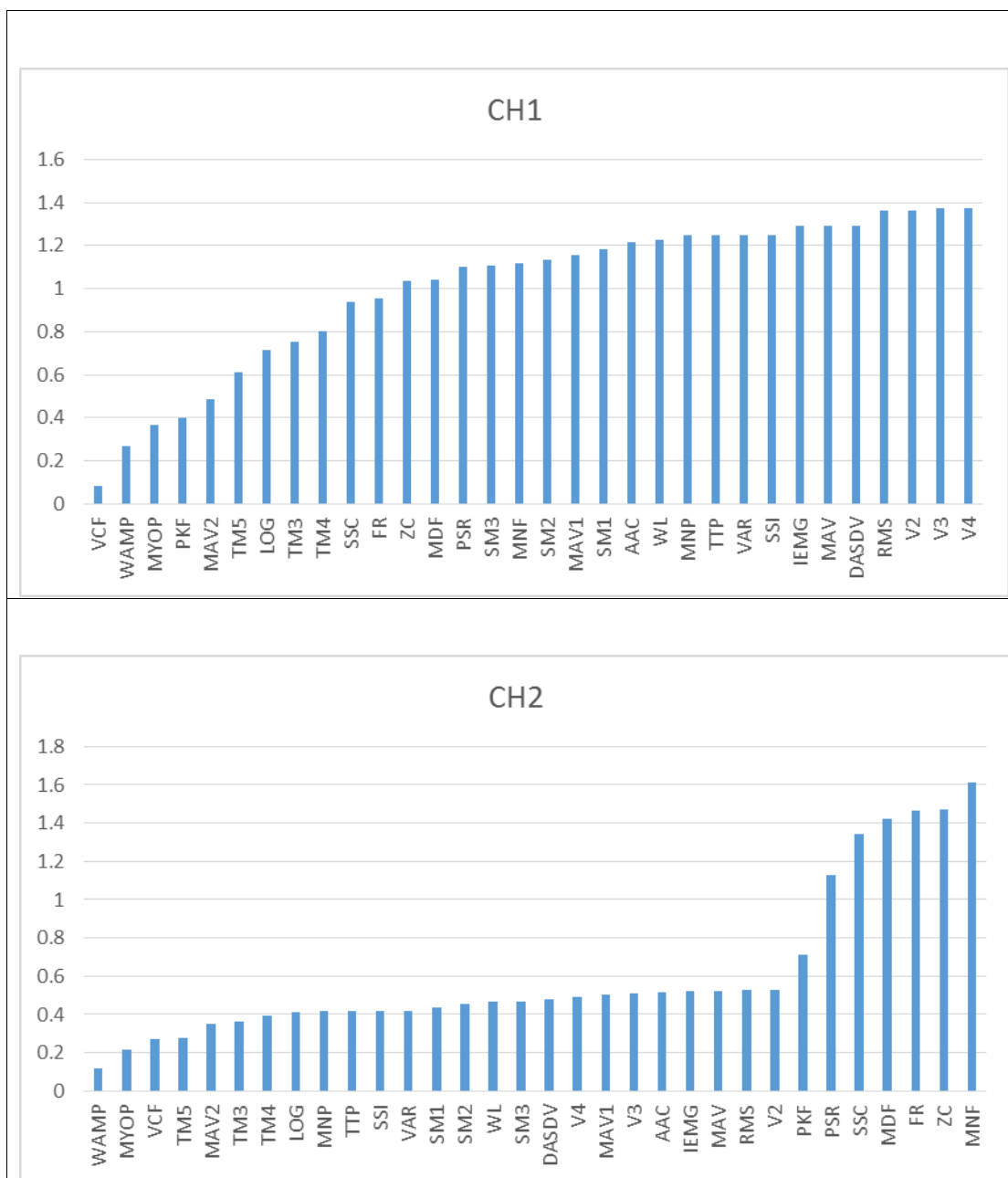


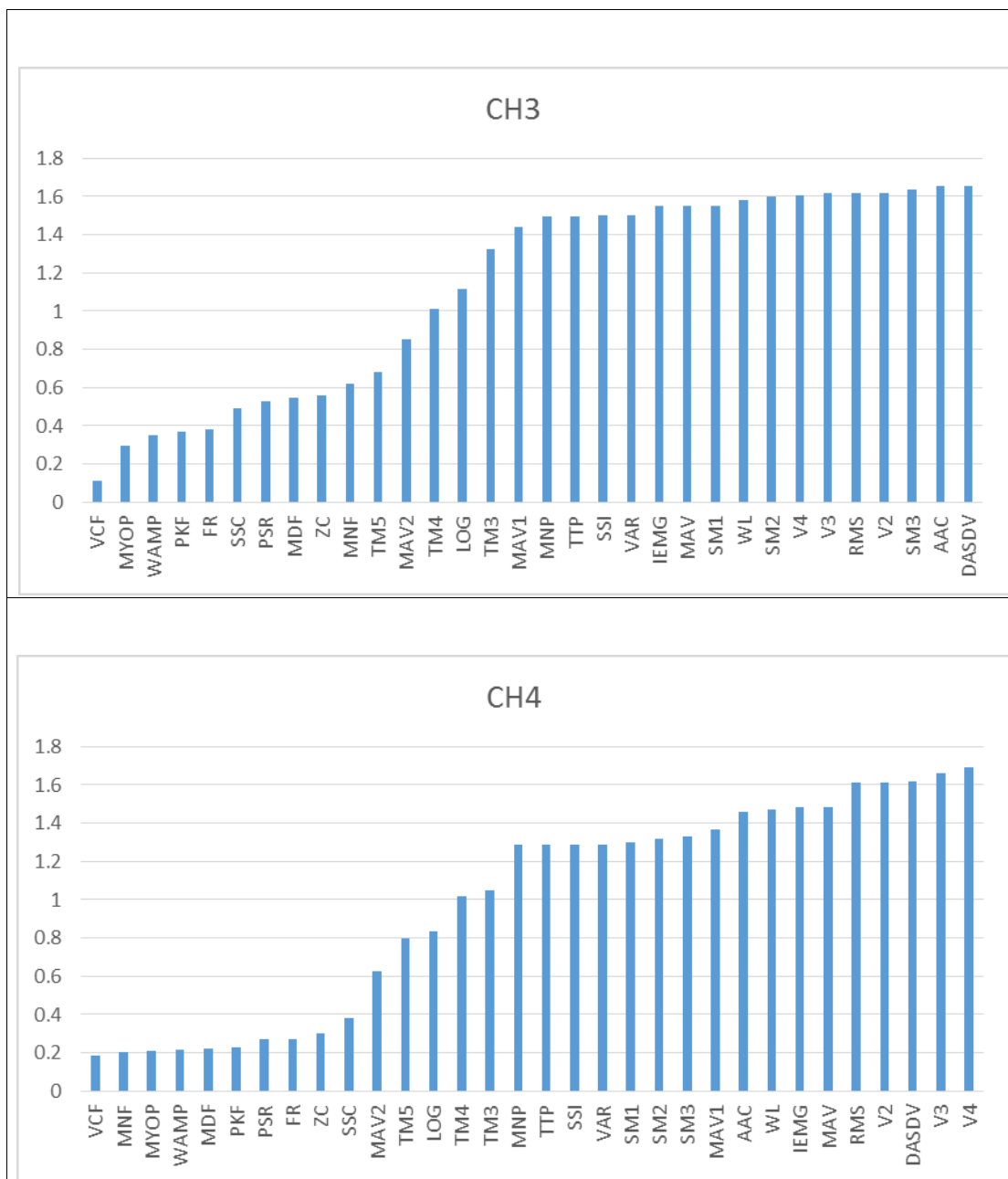
ภาพประกอบ ก-22 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ  
ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 256 เฮิร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 128 จุด





ภาพประกอบ ก-23 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 256 เฮิร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 256 จุด





ภาพประกอบ ก-24 แสดงผลการคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อ  
ที่อัตราการสุ่มสัญญาณเข้า 256 เฮิร์ตซ์ และใช้ความกว้างของหน้าต่างคำนวณ 512 จุด

ภาคผนวก ข ข้อมูลของผู้ทดลองแต่ละคน

ตาราง ข-1 แสดงข้อมูลต่างๆ ของผู้ทดลองแต่ละคน

ผู้ทดลอง	เพศ	อายุ	ส่วนสูง	น้ำหนัก	ดัชนีมวลกาย	ออกกำลังกาย (ครั้ง/สัปดาห์)
1	หญิง	22	157	43	17.44	3
2	ชาย	24	170	74	25.60	5
3	หญิง	22	156	50	20.54	3
4	หญิง	22	150	60	26.66	1
5	ชาย	24	183	73	21.79	5
6	หญิง	21	152	48	20.77	2
7	ชาย	22	170	69	23.87	5
8	ชาย	20	168	55	19.48	5
9	ชาย	24	178	98	30.93	5
10	หญิง	22	155	47	19.56	5



ภาคผนวก ค ผลงานที่เผยแพร่

## Evaluation of EMG Feature Extraction for Classification of Exercises in Preventing Falls in the Elderly

Gongrit Chujit<sup>1</sup> Angkoon Phinyomark<sup>1</sup> Huosheng Hu<sup>2</sup> Pornchai Phukpattaranont<sup>1</sup> Chusak Limsakul<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Prince of Songkla University, Thailand

<sup>2</sup>School of Computer Science & Electronic Engineering, University of Essex, U.K.

E-mail: gongrit.c@gmail.com, angkoon.p@hotmail.com,  
hhu@essex.ac.uk, pornchai.p@psu.ac.th, chusak.l@psu.ac.th

### Abstract

Falls are among the most common causes of injuries in elderly people. In order to prevent falls, one of the most effective and easy ways is home-based regular exercise, which consists of simple movements and do not require weights. To develop exercise recognition system based on surface electromyography (EMG) signals, the first and the most important step is an extraction of the efficient features. A main advantage of the system is an ability to monitor the performance of the defined exercises with the particular muscles. This research was aimed to address this challenge by investigating the class separability performance of frequency-domain EMG features during exercises in elderly people, and identifying the suitable feature sets that would provide the effective pattern recognition. Eleven features were evaluated by using a statistical criterion method, and tested with EMG data recorded from ten elderly subjects on four muscles during employing seven exercises. Frequency ratio and mean frequency showed the best class separation performance of all studied features for the posterior and the front thigh muscles respectively, whereas the third spectral moment produced the best classification performance for the muscles located in the lower leg. The combination of such features is recommended to further improve the performance of the exercise recognition system in the elderly.

**Keywords:** electromyography signal, fall prevention, feature selection, pattern recognition, RES index

### 1. Introduction

Falls are among the most common causes of injuries in elderly people [1]. In order to prevent falls, one of the most effective and easy ways is home-based regular exercise [2], which consists of simple movements and do not require weights. To promote the daily-life exercises in elderly people, the research proposed the exercise recognition system based on surface electromyography (EMG) signals. A main advantage of this system is an ability to monitor the performance of the defined exercises with particular muscle groups [3]. In addition, the system can be used to control the computer game or toy robot in order to communicate with elderly persons [4-5].

In the EMG-based pattern recognition system,

the first and the most important step is an extraction of the efficient features [6-7]. Because, the EMG data do not contain only the useful information but also include a variety of noises or interferences [8]. This may lead to difficulty in the analysis of EMG data. This research was aimed to address this challenge by investigating the class separability performance of frequency-domain EMG features during balance and strength exercises in the elderly, and identifying the suitable feature sets that would provide the effective EMG pattern recognition. To our best knowledge, the evaluation of frequency-domain EMG features of classifying exercises in preventing falls in elderly persons has never been studied before [9-10].

### 2. Experiments and Data Acquisition

EMG data used in the signal analysis were recorded from ten elderly subjects during seven exercises on four specific muscles. The seven balance and strength exercises recommended from two physiotherapists respond to the important lower-limb muscle groups consisting (1) standing hip flexion with the right leg, (2) standing hip flexion with the left leg, (3) half squats, (4) wall push-off with chair, (5) standing toe raises, (6) standing heel raises, and (7) pulling stomach in. More details about these exercises were described in the next subsection.

Four representative muscles on the right leg are (1) the biceps femoris, (2) the vastus medialis, (3) the gastrocnemius and (4) the tibialis anterior, as shown in Fig. 1. The bipolar Ag/AgCl surface electrodes (Kendal ARBO, H124SG) were used for each muscle and an Ag-AgCl Red-Dot surface electrode (3M, 2237) was placed on the wrist to provide a common ground. The measurement device was set a band-pass filter with a 10-500 Hz bandwidth and an amplifier with a 1000x. In addition, EMG data were sampled by using an analog-to-digital converter (NI, USB-6009), and the sampling frequency was set at 1024 Hz with a resolution of 14 bits.

Each participant was asked to perform seven exercises as mentioned above for three seconds (3072 samples). However, the recording length was set at 4000 samples because elderly subjects cannot provide the accurate exercise within three seconds for all trials. Each exercise was repeated for three times. In

order to avoid any effect of muscle fatigue on the measurements, a resting time of at least five minutes was taken between each trial. In total, 30 datasets were collected for each exercise from ten subjects.

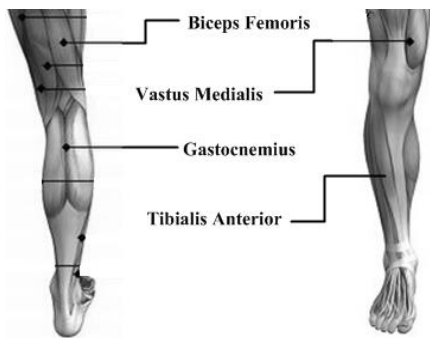


Figure 1. The muscle locations for four muscles.

## 2.1 Balance and Strength Exercises

In preparation stage, the subject firstly stands behind a chair with feet one foot apart and uses it for support. Next, the subject places both hands on the chair backrest. This preparation procedure was for the first three exercises and also the fifth and the sixth exercises. For the seventh exercise, the subject stands with feet together and both arms at side. However, for the fourth exercise, the subject sits on the chair with keeping the back straight and looking straight ahead, while places the feet against the wall, about one foot from a wall by bending the knee. The following is the description of the execution stage. It should be noted that each exercise was performed within three seconds.

E1) Standing hip flexion with the right leg: The subject lifts right leg off the floor by bending the knee toward chest, no more than 90 degrees, while standing on left leg. After that the subject returns his/her leg to the preparation position to complete one round.

E2) Standing hip flexion with the left leg: This exercise is similar to the first exercise but the subject lifts the left leg and stands on the right leg instead.

E3) Half squats: The subject bends his/her knees, no more than 90 degrees, and holds for a second. After that the subject returns his/her knees to the preparation position to complete one round.

E4) Wall push-off with chair: The subject pushes off the wall until his/her legs are in an outstretched position and holds for a second, and returns to the preparation position to complete one round.

E5) Standing toe raises: The subject rises up onto his/her heels as lifting both toes off the ground and holds for a second, and then returns to the start position to complete one round.

E6) Standing heel raises: The subject rises up onto his/her toes as lifting both heels off the ground and hold for a second, and then returns to the start position to complete one round.

E7) Pulling stomach in: The subject breathes in and slowly pulls his/her stomach in, and holds for a second. Then, the subject breathes out and slowly pushes his/her stomach out.

The procedure of seven exercises is respectively shown in Fig. 2(a) through Fig. 2(g). All exercises were employed in order to improve strength, balance, flexibility, or endurance in the elderly.

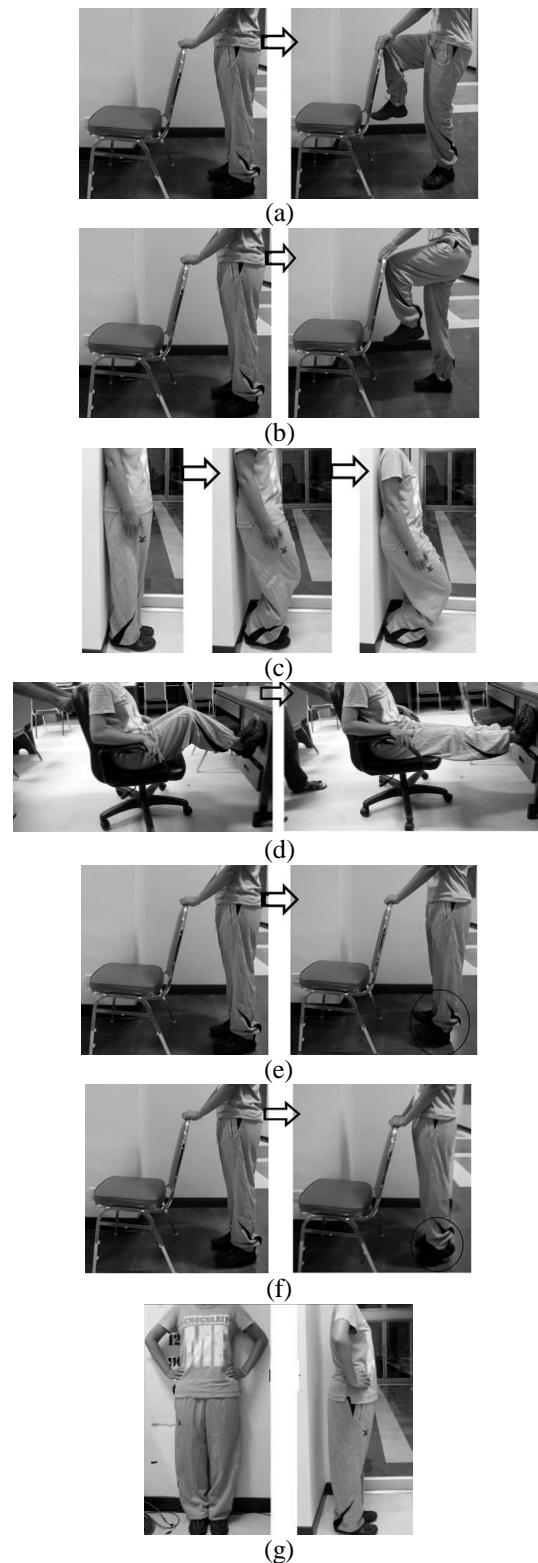


Figure 2. Preparation and execution stages of all exercises. (a) Standing hip flexion with the right leg (b) Standing hip flexion with the left leg (c) Half squats (d) Wall push-off with chair (e) Standing toe raises (f) Standing heel raises (g) Pulling stomach in.

### 3. Methodology

#### 3.1 Feature Extraction

Eleven frequency-domain features proposed in the literature during the past decade were evaluated in this study. Usually, time-domain features were paid more an interest in the classification of EMG data, however, the frequency-domain features were also successful for the EMG classification, particularly in hand grasps recognition [11-12]. This may be useful for the classification of exercises in the elderly that the EMG data have a small difference in EMG signal amplitude in some exercises.

Frequency/spectral-domain features can be used to study not only muscle contraction but also muscle fatigue and motor unit (MU) recruitment analysis [13]. Power spectral density (PSD) becomes a major analysis in frequency-domain. Different types of the statistical properties were applied to the PSD which is defined as a Fourier transform of the autocorrelation function of the EMG data. It can be estimated using either Periodogram or parametric methods i.e. the AR model [14]. The definition of all frequency-domain features is described as follows:

##### 1) Total power (TTP)

TTP is defined as an aggregate of the EMG power spectrum [15]. Another general name of TTP is zero spectral moment (SM0) [12]. The definition is as

$$TTP = \sum_{j=1}^M P_j = SM0, \quad (1)$$

where  $P_j$  is the EMG power spectrum at frequency bin  $j$ , and  $M$  is the length of frequency bin.

##### 2) Mean power (MNP)

MNP is an average of the EMG power spectrum [15]. The calculation is defined as

$$MNP = \sum_{j=1}^M P_j / M. \quad (2)$$

##### 3) Median frequency (MDF)

MDF is a frequency at which the EMG power spectrum is divided into two regions with equal amplitude. In other words, MDF is a half of TTP [7-8]. It can be expressed as

$$\sum_{j=1}^{MDF} P_j = \sum_{j=MDF}^M P_j = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M P_j. \quad (3)$$

##### 4) Frequency ratio (FR)

FR is aimed to distinguish between contraction and relaxation of the muscle using a ratio between the low frequency and the high frequency components of EMG signal [16]. The equation is defined as

$$FR = \sum_{j=LLC}^{ULC} P_j / \sum_{j=LHC}^{UHC} P_j, \quad (4)$$

where  $ULC$  and  $LLC$  are the upper- and lower-cutoff frequency of low frequency band and  $UHC$  and  $LHC$  are the upper- and lower-cutoff frequency of high frequency band, respectively. Such thresholds were defined based on the experiments as 10-60 Hz for low frequency component and 100-250 Hz for high frequency component. From mathematical definition, FR is an inverse case of high-to-low ratio (H/L ratio),

which is widely used in the study of diaphragmatic fatigue [17].

##### 5) Peak frequency (PKF)

PKF is a frequency at which the maximum EMG power occurs [15]. It is given by

$$PKF = \max(P_j), \quad j = 1, \dots, M. \quad (5)$$

##### 6) Power spectrum ratio (PSR)

PSR is an extension of PKF and FR [18]. It is defined as a ratio between the energy  $P_0$  which is nearby the maximum EMG power spectrum and the energy  $P$  which is the whole energy of the EMG power spectrum. Its calculation can be written by

$$PSR = \frac{P_0}{P} = \sum_{j=f_0-n}^{f_0+n} P_j / \sum_{j=-\infty}^{\infty} P_j, \quad (6)$$

where  $f_0$  is a feature value of PKF and  $n$  is the integral limit. In this research,  $n$  is set at 20 and the energy of  $P$  ranges from 10 Hz to 500 Hz based on the previous recommendation [18].

7)-9) The first, the second, and the third spectral moments (SM1-SM3)

Spectral moment is an alternative statistical analysis way to extract feature from the EMG power spectrum. The first three spectral moments are useful in EMG feature classification [12]. The definitions of their equations can be expressed as

$$SM1 = \sum_{j=1}^M P_j f_j; \quad (7)$$

$$SM2 = \sum_{j=1}^M P_j f_j^2; \quad (8)$$

$$SM3 = \sum_{j=1}^M P_j f_j^3, \quad (9)$$

where  $f_j$  is a frequency value of the EMG power spectrum at frequency bin  $j$ .

##### 10) Mean frequency (MNF)

MNF is an average frequency which is calculated as a sum of product of the EMG power spectrum and the frequency divided by the total sum of the spectrum intensity [7-8]. Other common names of MNF are central frequency ( $f_c$ ) and spectral center of gravity [12]. It can be calculated as

$$MNF = \sum_{j=1}^M f_j P_j / \sum_{j=1}^M P_j. \quad (10)$$

##### 11) Variance of central frequency (VCF)

VCF is one of the alternative statistical analysis ways to extract feature from the power spectrum [12]. It can be defined by using a number of spectral moments. It can be defined as

$$VCF = \frac{1}{SM0} \sum_{j=1}^M P_j (f_j - f_c)^2 = \frac{SM2}{SM0} - \left( \frac{SM1}{SM0} \right)^2. \quad (11)$$

### 3.2 Evaluation Function

Generally, the selection of EMG features can be implemented based on two criteria: (1) the measure of classification rate obtained from the classifier (i.e. neural networks or support vector machine), and (2) the measure of discrimination in feature space by

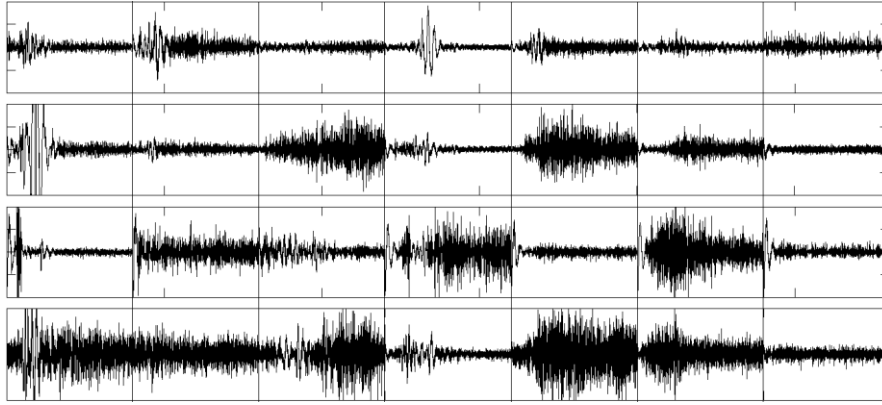


Figure 3. Four-channel surface EMG signals (top to bottom) from seven exercises (left to right: E1-E7) in the time domain. The x-axis ranges from 1 to 28000 samples and the y-axis ranges from -0.2 to 0.2 V. Sample data are from Subject 1.

using the statistical criterion method [6-7]. In this research, the second criterion was used because the first criterion has a major disadvantage that the evaluation of features depends on the classifier type but the second one is not problematic in this way [19].

During the past decade, there have been many statistical indices deployed for the evaluation of EMG features i.e. scattering index [7], Fishers linear discriminate index [16], Bhattacharyya distance [20], fuzzy-entropy-based feature evaluation index [21], and Davies-Bouldin index [22]. In one of our previous studies, a simple and effective statistical criterion method namely, RES index [23] was proven its better performance as EMG feature evaluation index.

A good quality in class separation means that the result of classification accuracy will be as high as possible. In other words, the maximum separation between classes is yielded and the small variation in subject experiment is reached. The definition of the RES index [23], the ratio between the Euclidean distance and standard deviation that used in this research, is as follows.

$$RES_i = \frac{\overline{ED}_i}{\sigma_i}, \quad (12)$$

where

$$\overline{ED}_i = \frac{2}{K(K-1)} \sum_{p=1}^{K-1} \sum_{q=p+1}^K \sqrt{(\bar{m}_{ip} - \bar{m}_{iq})^2}, \quad (13)$$

$$\bar{\sigma}_i = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K s_{ik}, \quad (14)$$

where  $m$  is the mean EMG feature,  $s$  is the standard deviation of feature,  $i$  is the channel number ( $1 \leq i \leq I$ ,  $I = 4$ ), and  $p$ ,  $q$  and  $k$  are the exercise number ( $1 \leq k \leq K$ ,  $K = 7$ ). The optimal class separation performance is yielded when the RES index has a high value. It should be noted that the values of EMG features from each EMG channel of all exercises were normalized to be in the range of 0 and 1, which can be expressed as

$$m_{norm} = \frac{m - \min(m)}{\max(m) - \min(m)}. \quad (15)$$

It should be noted that the definition in this research is slightly different to the definition in our previous work [23]. In that study RES index was computed as an average of all EMG channels, whereas in this study RES index was computed for each EMG channel in order to find the usefulness of EMG channel. However, the RES index was proven that it exhibited the same trend with the efficient classifiers.

#### 4. Results and Discussion

The EMG data in this research acquired from the long movement duration. It should be noted that when the muscle contraction is maintained for a long period the amplitude of EMG signal is dropped. This may be difficult to classify the correct movement [24].

##### 4.1 Characteristics of EMG Signal

Figure 3 shows a sample of the EMG data from four muscles during seven exercises in time domain. As can be clearly observed from all columns in Fig. 3 except the last one, the pattern of EMG data have a significant difference between each of the four muscles. Thus such exercises are possible to classify using the EMG signals. On the other hand, in the last column, the EMG signal amplitudes are small. The patterns of EMG data from each muscle are slightly different because the EMG data were measured from only the muscles on the right leg, but the exercise, pulling stomach in, did not directly respond on the leg muscles. However, to minimize the EMG channels, the EMG data were measured from only four EMG channels on the right leg in this study.

Another interest is on the first and the fourth columns in Fig. 3, the EMG signals were greatly contaminated by the movement artifacts although a high-pass filter with a corner frequency of 10 Hz was implemented. This may be due to much dynamic movement in both exercises, standing hip flexion with the right leg and wall push-off with chair, on the muscles located surface electrodes. The appropriate filter specifications to remove these artifacts should be determined in further study [25].

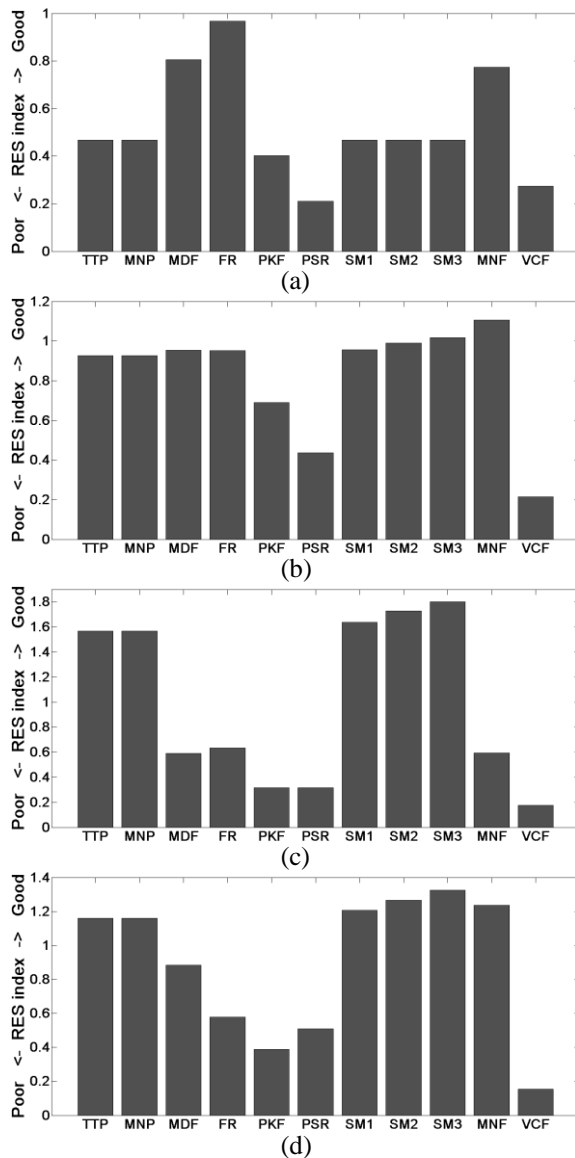


Figure 4. Averaging RES indices of eleven frequency-domain EMG features for the classification of seven exercises with four lower-limb muscles: (a) biceps femoris, (b) vastus medialis, (c) gastrocnemius, and (d) tibialis anterior, from ten elderly subjects.

#### 4.2 Evaluation of EMG Features

Overall eleven frequency-domain features were computed from four EMG muscle channels and were calculated their RES indices for each of four channels as shown respectively in Fig. 4(a) through Fig. 4(d). From the results in Fig. 4(a), FR has the maximum RES index. From the distribution of FR in the first channel, seven exercises can be grouped as E6, E4-E7, E1-E2-E5, and E3 (from maximum to minimum). MNF and MDF are other two features that provided a high RES index. This muscle, the biceps femoris, is a large muscle located on the back of the thigh. From the results in Fig. 4(b), MNF has a slightly better performance than other features including FR, MDF and SM1-SM3. MNF can effectively separate four exercises: E2, E4, E5, and E6. This muscle, the vastus medialis, is a major muscle located on the front of the

thigh. The first two muscles were respectively used as the representative muscles of the hamstrings muscle group and the quadriceps muscle group.

The gastrocnemius and the tibialis anterior, the third and the fourth muscles, are the muscles located in the lower part of the leg. In Fig. 4(c) and Fig. 4(d), SM3 was the best feature, followed closely by SM2, SM1, TTP and MNP. The SM3 computed from both muscles can effectively discriminate three exercises consisting E1, E6 and E7. Furthermore, all features provide only one value per channel, which is small enough to combine with the other features to make a more powerful feature vector, while it does not increase the computational burden for the classifier.

Among four muscles, the information obtained from the gastrocnemius muscle provided the highest RES indices. However, four EMG channels (the biceps femoris, the vastus medialis, the gastrocnemius and the tibialis anterior) are still important in the balance and strength exercise recognition system for preventing falls in the elderly because such muscles cover all important lower-limb muscle groups located in both the front and the posterior of the upper and the lower legs. It will be useful for providing information for the physiotherapists and the doctors. Therefore, such four muscles are recommended to be used in the classification of lower-limb exercises.

#### 5. Conclusion and Future Research

Based on the experimental results, feature sets included FR, MNF, and SM3 are suggested to further improve the performance of the exercise recognition system in the elderly. This feature sets may combine with other useful time-domain EMG features to form an optimal feature vector for the pattern recognition and should be tested with the effective classifiers i.e. the linear discriminant classifier or the support vector machine in future research. Moreover, there are many exercises that can be employed to improve strength, balance, flexibility or endurance in elderly persons such as plantar flexion, hip extension, knee flexion, knee extension and side leg raise. All of these exercises can be applied for the recognition system based on EMG signal analysis in future research.

#### Acknowledgments

This work was supported by NECTEC-PSU Center of Excellence for Rehabilitation Engineering, Faculty of Engineering, Prince of Songkla University. The authors would like to thank Professor Sirirat Topreecha and Professor Weeranant Yamrattanagul for helping in the selection of exercises and muscles.

#### References

- [1] Baker, S.P. and Harvey, A.H. 1985. Fall Injuries in the Elderly. *Clinics in Geriatric Medicine*, 1: 501-512.
- [2] Schoenfelder, D.P. 2000. A Fall Prevention Program for Elderly Individuals. *Exercise in Long-term Care Settings*. *Journal of*

- Gerontological Nursing, 26: 43-51.
- [3] Kim, K.S., Kang, J.H., Lee, Y.H., Moon, C.S., Choi, H.H. and Mun, C.W. 2011. The Development of muscle training system using the electromyogram and interactive game for physical rehabilitation. Proceedings of the fifth Kuala Lumpur International Conference on Biomedical Engineering, Kuala Lumpur, Malaysia, June 20-23, 2011: 801-804.
- [4] Oppenheim, H., Armiger, R.S. and Vogelstein, R.J. 2010. WiiEMG: A real-time environment for control of the Wii with surface electromyography. Proceedings of the IEEE International Symposium on Circuits and Systems, Paris, France, May 30-June 2, 2010: 957-960.
- [5] Xing, S. and Zhang, X. 2010. EMG-driven computer game for post-stroke rehabilitation. Proceedings of the IEEE Conference on Robotics Automation and Mechatronics, Singapore, June 28-30, 2010: 32-36.
- [6] Zardoshti-Kermani, M., Wheeler, B.C., Badie, K. and Hashemi, R.M. 1995. EMG Feature Evaluation for Movement Control of Upper Extremity Prostheses. IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, 3: 324-333.
- [7] Boostani, R. and Moradi, M.H. 2003. Evaluation of the Forearm EMG Signal Features for the Control of a Prosthetic Hand. Physiological Measurement, 24:309-319.
- [8] Phinyomark, A., Limsakul, C. and Phukpattaranont, P. 2009. A Novel Feature Extraction for Robust EMG Pattern Recognition. Journal of Computing, 1: 71-80.
- [9] Tavakolan, M., Xiao, Z.G. and Menon, C. 2011. A Preliminary Investigation Assessing the Viability of Classifying Hand Postures in Seniors. BioMedical Engineering OnLine, 10:1-16.
- [10] Ahsan, Md.R., Ibrahim, M.I. and Khalifa, O.O. 2010. Advances in Electromyogram Signal Classification to Improve the Quality of Life for the Disabled and Aged People. Journal of Computer Science, 6:706-715.
- [11] Vuskovic, M. and Du, S. 2005. Spectral moments for feature extraction from temporal signals. Proceedings of the International Conference on Intelligent Computing, Hefei, China, Aug. 23-26, 2005: 1063-1072.
- [12] Du, S. and Vuskovic, M. 2004. Temporal vs. spectral approach to feature extraction from prehensile EMG signals. Proceedings of the IEEE International Conference on Information Reuse and Integration, Las Vegas, Nevada, USA, Nov. 8-10, 2004: 344-350.
- [13] Al-Mulla, M.R., Sepulveda, F. and Colley, M. 2011. A Review of Non-Invasive Techniques to Detect and Predict Localised Muscle Fatigue. Sensors, 11: 3545-3594.
- [14] Farina, D. and Merletti, R. 2000. Comparison of Algorithms for Estimation of EMG Variables during Voluntary Isometric Contractions. Journal of Electromyography and Kinesiology, 10: 337-349.
- [15] Biopac Systems, Inc. 2010. EMG frequency signal analysis. [http://www.biopac.com/Manuals/app\\_pdf/app118.pdf](http://www.biopac.com/Manuals/app_pdf/app118.pdf).
- [16] Oskoei, M.A. and Hu, H. 2006. GA-based feature subset selection for myoelectric classification. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, Kunming, China, Dec. 17-20, 2006: 1465-1470.
- [17] Gross, D., Grassino, A., Ross, W.R. and Macklem, P.T. 1979. Electromyogram Pattern of Diaphragmatic Fatigue. Journal of Applied Physiology, 46: 1-7.
- [18] Qingju, Z. and Zhizeng, L. 2006. Wavelet Denoising of Electromyography. Proceedings of the IEEE International Conference on Mechatronics Automation, Luoyang, China, June 25-28, 2006: 1553-1558.
- [19] Han-Pang, H. and Chun-Yen, C. 1999. Development of a myoelectric discrimination system for a multi-degree prosthetic hand. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, Detroit, Michigan, USA, May 10-15, 1999: 2392-2397.
- [20] Park, S.H. and Lee, S.P. 1998. EMG Pattern Recognition Based on Artificial Intelligence Techniques. IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, 6: 400-405.
- [21] Huang, H.-P., Liu, Y.-H. and Wong, C.-S. 2003. Automatic EMG feature evaluation for controlling a prosthetic hand using a supervised feature mining method: an intelligent approach. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, Taipei, Taiwan, Sep. 14-19, 2003: 220-225.
- [22] Wang, G., Wang, Z., Chen, W. and Zhuang, J. 2006. Classification of Surface EMG Signals Using Optimal Wavelet Packet Method Based on Davies-Bouldin Criterion. Medical and Biological Engineering and Computing, 44: 865-872.
- [23] Phinyomark, A., Hirunviriyaya, S., Limsakul, C. and Phukpattaranont, P. 2010. Evaluation of EMG feature extraction for hand movement recognition based on Euclidean distance and standard deviation. Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology, Chiang Mai, Thailand, May 19-21, 2010: 856-860.
- [24] Hudgins, B., Parker, P. and Scott, R.N. 1993. A New Strategy for Multifunction Myoelectric Control. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 40:82-94.
- [25] De Luca, C.J., Gilmore, L.D., Kuznetsov, M. and Roy, S.H. 2010. Filtering the Surface EMG Signal: Movement Artifact and Baseline Noise Contamination. Journal of Biomechanics, 43: 1573-1579.

## ประวัติผู้เขียน

ชื่อ สกุล	นายกรกฤตย์ ชูจิต	
รหัสประจำตัวนักศึกษา	5410120035	
วุฒิการศึกษา		
วุฒิ	ชื่อสถาบัน	ปีที่สำเร็จการศึกษา
วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วิศวกรรมไฟฟ้า)	มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์	2554

## การตีพิมพ์เผยแพร่ผลงาน

Gongrit Chujit, Angkoon Phinyomark, Huosheng Hu, Pornchai Phukpattaranont, and Chusak Limsakul, "Evaluation of EMG feature extraction for classification of exercises in preventing falls in the elderly," in Proceedings of PSU-Engineering Conference (IPEC-10), Songkhla, May 14-15, 2012.