

การรู้จำคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อของการขยับเท้าโดยใช้โครงข่ายประสาทแบบ  
คอนโวลูชันและสเปกโตรแกรม



นายนราธิป ชาวบ้านเกาะ

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต  
สาขาวิชาวิศวกรรมโทรคมนาคมและคอมพิวเตอร์  
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี  
ปีการศึกษา 2563

**EMG PATTERN RECOGNITION OF FOOT  
MOVEMENT USING CONVOLUTION NEURAL  
NETWORK AND SPECTROGRAM**



**A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirement for the  
Degree of Master of Engineering in Telecommunication  
and Computer Engineering  
Suranaree University of Technology  
Academic Year 2020**

การรู้จำคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อของการขยับเท้าโดยใช้โครงข่ายประสาท  
แบบคอนโวลูชันและสเปกโตรแกรม

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา  
ตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์



(รศ. ดร. ปิยาภรณ์ มีสวัสดิ์)

ประธานกรรมการ



(รศ. ดร. พีระพงษ์ อุฑารสกุล)

กรรมการ (อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์)



(ผศ. ดร. พิชญา ชัยปัญญา)

กรรมการ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



(รศ. ร.อ. ดร.กนต์ธร ชำนิประศาสน์)

รองอธิการบดีฝ่ายวิชาการและพัฒนาความเป็นสากล



(รศ. ดร. พรศิริ จงกล)

คณบดีสำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์

นายนราธิป ชาวบ้านเกาะ : การรู้จำคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อของการขยับเท้าโดยใช้โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันและสเปกโตรแกรม (EMG PATTERN RECOGNITION OF FOOT MOVEMENT USING CONVOLUTION NEURAL NETWORK AND SPECTROGRAM) อาจารย์ที่ปรึกษา : รองศาสตราจารย์ ดร. พีระพงษ์ อุฑารสกุล, 108 หน้า.

ปัจจุบันสัญญาณ Electromyography (EMG) ในร่างกายมนุษย์สามารถนำไปใช้เพื่อพัฒนาเทคโนโลยีที่หลากหลายในด้านการแพทย์และอื่น ๆ นอกจากนี้การวินิจฉัยและการตรวจหาพัฒนาการของกล้ามเนื้อผิดปกติยังมีประโยชน์อย่างมากสำหรับอุปกรณ์ช่วยเหลือหลายอย่างในการควบคุมโรคกระดูกพรุน สัญญาณ EMG สามารถระบุกิจกรรมของกล้ามเนื้อในแต่ละการเคลื่อนไหว จนถึงขณะนี้ยังไม่มีการวิเคราะห์เฉพาะเกี่ยวกับการเคลื่อนไหวของข้อเท้าผ่านสัญญาณ EMG งานวิจัยนี้นำเสนอการศึกษาเกี่ยวกับการเคลื่อนไหวของข้อเท้าเพื่อค้นหาความเป็นไปได้ในการใช้สัญญาณ EMG เพื่อควบคุมอุปกรณ์ช่วยเหลือใด ๆ

โดยปกติวงจรการเดินจะแบ่งออกเป็นสองระยะคือ ระยะเท้าสัมผัสพื้นและระยะเท้าแกว่ง แต่ละระยะจะมีกล้ามเนื้อหลักสองส่วนคือกล้ามเนื้อหน้า Tibialis anterior และกล้ามเนื้อ Gastrocnemius ระยะเท้าสัมผัสพื้นคือบริเวณที่เท้าสัมผัสพื้นหรือร่างกายเสียดสมดุกลก่อนเดิน Gastrocnemius รองรับน้ำหนักตัวเพื่อช่วยปรับสมดุลและควบคุมการยืดหยุ่นของต้นขา การทำงานของกล้ามเนื้อทั้งสองเกี่ยวข้องกับวงจรการเดิน ระยะเท้าแกว่งเกี่ยวข้องกับการกระดกข้อเท้า โดยใช้การควบคุมของกล้ามเนื้อทั้งสองข้าง การตั้งค่าการทดลองจะดำเนินการตามวงจรการเดินตามธรรมชาติ อย่างไรก็ตามมีเพียงสัญญาณ EMG แบบเรียลไทม์เท่านั้นที่รับรู้การเคลื่อนไหวของข้อเท้าได้

ดังนั้นจึงได้มีการนำสเปกโตรแกรมที่แปลงมาจากสัญญาณ EMG เพื่อใช้บ่งบอกการทำงานของกล้ามเนื้อ โดยเฉพาะอย่างยิ่งสำหรับการเคลื่อนไหวของข้อเท้า สเปกโตรแกรมประกอบด้วยข้อมูลของส่วนประกอบความถี่ของสัญญาณในช่วงเวลาที่ต่างกัน การแปลงสัญญาณทั้งในโดเมนเวลาและความถี่เพื่อกำหนดลักษณะของสัญญาณด้วยส่วนประกอบความถี่ที่เปลี่ยนแปลงตลอดเวลา งานวิจัยนี้เสนอความเป็นไปได้ในการตรวจจับการเคลื่อนไหวของข้อเท้าโดยการจดจำรูปแบบสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อบริเวณต้นขาจากภาพสเปกโตรแกรม ซึ่งสามารถระบุค่าของแอมพลิจูดในการเคลื่อนไหวในหนึ่งรอบการเดิน

ผลลัพธ์ในงานวิจัยนี้ระบุว่าช่องว่างของโดเมนเวลาที่มีความสัมพันธ์โดยตรงด้วยมุมของการ  
กระดูกข้อเท้าขึ้น dorsiflexion และการกระดูกข้อเท้าลง plantarflexion รวมไปถึงการยืนอยู่เฉย  
โดยการค้นพบนี้มีประโยชน์มากในการนำไปใช้กับอุปกรณ์ช่วยเหลืออื่นๆ เช่น ขาเทียม



สาขาวิชา วิศวกรรมโทรคมนาคม

ปีการศึกษา 2563

ลายมือชื่อนักศึกษา นางสาว อภิญญา

ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา ดร. อภิญญา

NARATHIP CHAOBANKOH : EMG PATTERN RECOGNITION OF  
FOOT MOVEMENT USING CONVOLUTION NEURAL NETWORK AND  
SPECTROGRAM.THESIS ADVISOR : ASSOC. PROF. PEERAPONG  
UTHANSAKUL, Ph. D. , 108 PP.

EMG/TA/GAS/GAIT CYCLE/SPECTROGRAM/CNNCOMPUTER

Nowadays, Electromyography (EMG) signal in the human body can be applied to develop a variety of technologies in a medical field and others. Furthermore, the diagnosis and detection for abnormal muscle development are very helpful to many assistive devices to control orthosis [1]. EMG signal can specify the activity of the muscles in each movement. So far there has been no a specific analysis on the ankle movement via EMG signals. This thesis initiatively presents the study on ankle movement to find the possibility of using EMG signals to control any assistive devices [2-4].

Normally, the gait cycle is divided into two phases, stance phase and swing phase. Each phase has two main muscles, Tibialis anterior muscle and Gastrocnemius muscle. Stance phase is the area where the feet touch the ground or the body is balance before walking. Gastrocnemius supports a body weight to help balance and control plantarflexion. The function of both muscles is related to the gait cycle. The swing phase involves the tipping of ankle using the control of both muscles. The experimental setup is also performed according to the natural gait cycle. However, only the real-time EMG signals are not successful to recognize the ankle movement.

Therefore, the use of spectrogram produced from EMG signals has been introduced to indicate the activities of muscles especially for ankle movements.

The spectrogram consists of information of the frequency component of the signal in different times. The signal conversion both in time and frequency domains is used to characterize the signals with frequency components that change over time. Based on this spectrogram, this paper proposes the possibility to detect the ankle movement by EMG pattern recognition. The EMG spectrogram indicates the amplitude strength [5] on each movement in the gait cycle. The results in this thesis indicate that the gap of time domain has a direct relationship with the angle of dorsiflexion. This finding is very useful to further implement on the other assistive devices such as prosthesis.



School of Telecommunication Engineering

Academic year 2020

Student's Signature พรวิทย์ อภินันท์

Advisor's Signature วิวัฒน์ อภินันท์

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลงได้ด้วยดีเนื่องจากได้รับความกรุณาอย่างสูงจากครอบครัวและทุกคนที่อุปการะอบรมสั่งสอนและคอยให้กำลังใจเสมอมา

ขอกราบขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร.พีระพงษ์ อุฑารสกุล อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ที่กรุณาให้คำปรึกษาปัญหาในงานวิจัย และช่วยแนะนำและให้ข้อคิดจนสามารถปรับปรุงแก้ไขข้อบกพร่องต่างๆ ด้วยความเอาใจใส่เป็นอย่างดี จึงขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

ขอกราบขอบพระคุณคณาจารย์ในสาขาวิชาวิศวกรรมโทรคมนาคมทุกๆ ท่านที่ช่วยให้ความรู้ในด้านวิชาการ และให้คำแนะนำในการดำเนินงานต่างๆ รวมถึงให้ข้อคิดในการดำเนินชีวิต

ขอขอบคุณพี่ เพื่อน และน้องทุกคนที่มีส่วนร่วมในการให้ความช่วยเหลือในทุกๆ เรื่องและคอยให้กำลังใจจนงานวิจัยนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

สุดท้ายนี้ผู้วิจัยหวังว่าวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะมีส่วนในการแก้ไขปัญหาและพัฒนา หรือมีประโยชน์ต่องานวิจัยที่เกี่ยวข้องไม่มากนักน้อย หากมีข้อบกพร่องประการใดผู้วิจัยก็ขอภัยไว้ ณ ที่นี้

นราธิป ชาวบ้านเกาะ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี



# สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ (ภาษาไทย).....	ก
บทคัดย่อ (ภาษาอังกฤษ).....	ค
กิตติกรรมประกาศ.....	จ
สารบัญ.....	ฉ
สารบัญตาราง.....	ซ
สารบัญรูป.....	ณ
<b>บทที่</b>	
<b>1 บทนำ.....</b>	<b>1</b>
1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหาวิจัย.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	2
1.3 สมมติฐานของการวิจัย.....	3
1.4 ขอบเขตของการวิจัย.....	3
1.5 วิธีดำเนินการวิจัย.....	3
1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	3
<b>2 ปรัชญาบรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....</b>	<b>4</b>
2.1 กล่าวนำ.....	4
2.2 วงจรการเดินของมนุษย์.....	5
2.3 ความหมายและคุณสมบัติของคลื่นไฟฟ้าที่เกิดขึ้นบนมนุษย์.....	6
2.4 ระบบการสื่อสารระหว่างกล้ามเนื้อกับบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์.....	21
2.5 เทคนิคการวิเคราะห์และจำแนกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ.....	24
2.6 การทบทวนวรรณกรรม/สารสนเทศ (information) ที่เกี่ยวข้อง.....	31
2.7 สรุปผลจากการศึกษา.....	36
<b>3 การออกแบบการรู้จำคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อแบบคอนโวลูชัน.....</b>	<b>37</b>
3.1 บทนำ.....	37
3.2 การออกแบบการทดลองเก็บข้อมูลคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ.....	37

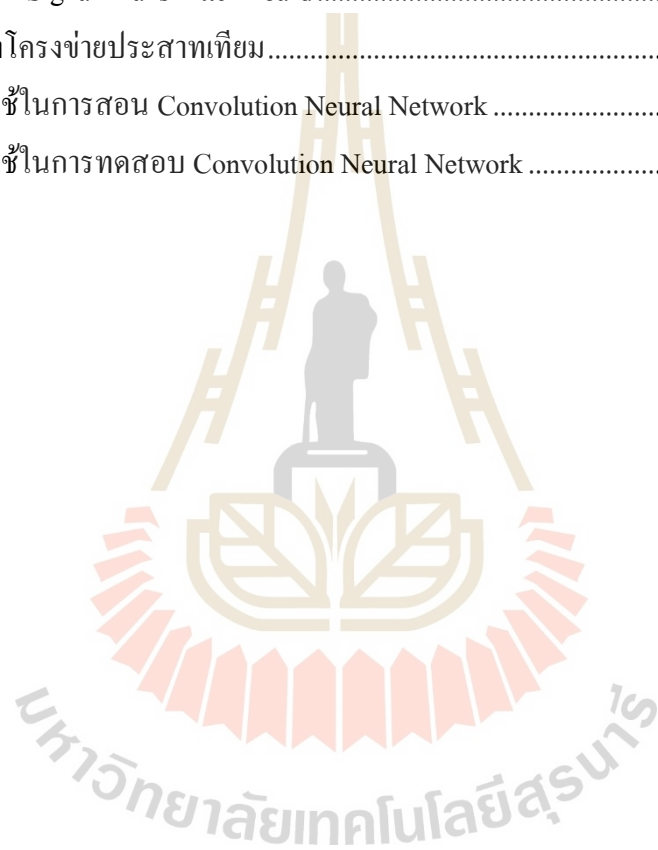
## สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.3	กล้ามเนื้อที่ใช้ในการทดลอง.....	37
3.4	อุปกรณ์บันทึกสัญญาณคลื่น ไฟฟ้ากล้ามเนื้อ .....	38
3.5	การออกแบบวิธีการบันทึกสัญญาณคลื่น ไฟฟ้ากล้ามเนื้อ .....	46
3.6	วิธีการบันทึกสัญญาณคลื่น ไฟฟ้ากล้ามเนื้อ .....	51
3.7	การวิเคราะห์และจำแนกสัญญาณคลื่น ไฟฟ้ากล้ามเนื้อ .....	53
3.8	การเรียนรู้ของเครื่อง Machine Learning บน บอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์สำหรับการบันทึก และวิเคราะห์สัญญาณ .....	56
3.9	การสร้างท่าเทียบ.....	65
3.10	สรุปท้ายบท.....	69
<b>4</b>	<b>ผลการศึกษา และการวิเคราะห์ผล.....</b>	<b>70</b>
4.1	ผลของการออกแบบรูปแบบการเคลื่อนไหวข้อเท้า .....	71
4.2	ผลสรุปขั้นตอนการบันทึกสัญญาณคลื่น ไฟฟ้ากล้ามเนื้อ .....	72
4.3	ผลการเก็บค่าตามจำนวนการสุ่มตัวอย่างและสร้างแบบแผน .....	72
4.4	ผลการสร้างลักษณะเฉพาะตัวของวัตถุ .....	79
4.5	ผลทดสอบการจำแนกสัญญาณคลื่น ไฟฟ้ากล้ามเนื้อ Convolution Neural Network .....	82
4.6	สรุปท้ายบท.....	87
<b>5</b>	<b>สรุปเนื้อหาวิทยานิพนธ์และข้อเสนอแนะในการวิจัย.....</b>	<b>89</b>
5.1	สรุปเนื้อหาวิทยานิพนธ์ .....	89
5.2	ข้อเสนอแนะและแนวทางการพัฒนาในอนาคต.....	90
	รายการอ้างอิง .....	91
	ภาคผนวก	
	ภาคผนวก ก.....	93
	ภาคผนวก ข.....	99
	ประวัติผู้เขียน .....	108

## สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 คลื่นไฟฟ้าบนร่างกายมนุษย์.....	21
3.1 การใช้งาน Signal Transmitter Board.....	44
3.2 การตั้งค่าโครงข่ายประสาทเทียม.....	62
4.1 ข้อมูลที่ใช้ในการสอน Convolution Neural Network.....	85
4.2 ข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ Convolution Neural Network.....	85



## สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1	วงจรการเดินของมนุษย์.....6
2.2	คลื่นเดลต้า (Delta Wave) .....7
2.3	คลื่นเทต้า (Theta Wave) .....8
2.4	คลื่นอัลฟา (Alpha wave).....8
2.5	คลื่นมู (Mu Wave).....9
2.6	คลื่นเบต้า (Beta Wave).....9
2.7	คลื่นแกมมา (Gamma Wave).....10
2.8	ชนิดของสัญญาณคลื่น ไฟฟ้ากล้ามเนื้อ .....11
2.9	กล้ามเนื้อขาได้เข้า.....12
2.10	กล้ามเนื้อ Tibialis Anterior.....13
2.11	กล้ามเนื้อ Extensor Hallucis Longus.....14
2.12	กล้ามเนื้อ Extensor Digitorum Longus .....15
2.13	กล้ามเนื้อ Peroneus Tertius .....15
2.14	กล้ามเนื้อ Gastrocnemius .....16
2.15	กล้ามเนื้อ Soleus.....17
2.16	กล้ามเนื้อ Peroneus Longus.....17
2.17	กล้ามเนื้อ Peroneus Brevis .....18
2.18	กล้ามเนื้อ Tibialis Posterior.....19
2.19	กล้ามเนื้อ Flexor Hallucis Longus.....19
2.20	กล้ามเนื้อ Flexor Digitorum Longus .....20
2.21	อิเล็กโทรดพื้นผิว.....22
2.22	Intramuscular EMG.....23
2.23	หลักการการทำงานของอิเล็กโทรด.....24
2.24	ภาพสเปกโตรแกรม.....30

## สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.1 การกระดกเท้าขึ้นและกระดกเท้าลง .....	38
3.2 Myoware Muscle sensor .....	39
3.3 Myoware Muscle sensor เชื่อมต่อกับบอร์ด .....	40
3.4 ขั้วไฟฟ้า.....	40
3.5 ช่องสัญญาณของเซ็นเซอร์.....	41
3.6 การติด Myoware Muscle sensor เข้าผิวหนังของผู้ทดลอง .....	42
3.7 Oymotion Muscle sensor .....	43
3.8 Signal Transmitter Board .....	44
3.9 การติด Oymotion Muscle sensor เข้าผิวหนังของผู้ทดลอง .....	45
3.10 ส่วนที่ศึกษาการเคลื่อนไหว.....	47
3.11 ตำแหน่งการติดอิเล็กโทรดชนิดแผ่นกาวสำเร็จรูป .....	48
3.12 ตัวอย่างของการใช้งานอิเล็กโทรดแผ่นกาวสำเร็จรูป.....	49
3.13 แผ่นโลหะที่ใช้รับสัญญาณไฟฟ้า .....	50
3.14 ตัวอย่างการใช้งานอิเล็กโทรดชนิดโลหะ .....	51
3.15 ตัวอย่างการรับส่งข้อมูล Baud rate .....	51
3.16 แสดงสัญญาณเปิด HIGH และปิด LOW .....	52
3.17 วิธีการบันทึกสัญญาณ .....	53
3.18 Convolution Neural Network : CNN .....	58
3.19 Machine Learning และ Deep Learning .....	59
3.20 การเรียนรู้ของเครือข่าย CNN .....	63
3.21 กระบวนการฝึกอบรมของเครือข่าย CNN .....	64
3.22 ออกแบบจำลองเท้าเทียม .....	66
3.23 ส่วนประกอบแบบจำลองเท้าเทียม .....	67
3.24 แบบจำลองเท้าเทียม .....	68

## สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.1 ภาพแสดงการเคลื่อนไหวของเท้า.....	71
4.2 ภาพการเดินหน้า ภาพการถอยหลัง Myoware Muscle sensor .....	74
4.3 ภาพการเดินหน้า ภาพการถอยหลัง Oymotion Muscle sensor .....	75
4.4 ภาพคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ Tibialis anterior ขณะเดินหน้า .....	76
4.5 ภาพคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ Gastrocnemius ขณะเดินหน้า.....	77
4.6 ภาพคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อขณะเดินหน้า.....	78
4.7 ภาพคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อขณะเดินถอยหลัง .....	79
4.8 ภาพคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อขณะกระดกข้อเท้าขึ้น .....	80
4.9 ภาพคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อขณะกระดกข้อเท้าลง .....	81
4.10 ภาพคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อขณะข้อเท้าระนาบกับพื้น .....	82
4.11 ภาพสเปกโตรแกรมของกล้ามเนื้อข้อเท้ากระดกขึ้น .....	83
4.12 ภาพสเปกโตรแกรมของกล้ามเนื้อข้อเท้ากระดกลง .....	83
4.13 ภาพสเปกโตรแกรมของกล้ามเนื้อข้อเท้าระนาบกับพื้น.....	84
4.14 ภาพกระบวนการทดสอบของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน .....	84
4.15 ภาพผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 1 .....	86
4.16 ภาพผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 2 .....	86
4.17 ภาพผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 3 .....	87
ก.1 เซนเซอร์ตรวจจับคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ Myoware Muscle sensor .....	94
ก.2 อิเล็กทรอนิกส์แผ่นกาวสำเร็จรูป.....	95
ก.3 เซนเซอร์ตรวจจับคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ Oymotion Muscle sensor .....	96
ก.4 Arduino Uno Rev 3.0.....	97

# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การสื่อสารเป็นปัจจัยสำคัญในการดำรงชีวิต มนุษย์จำเป็นต้องติดต่อสื่อสารกันอยู่ตลอดเวลา การสื่อสารจึงเป็นปัจจัยสำคัญอย่างหนึ่งนอกเหนือจากปัจจัยพื้นฐานในการดำรงชีวิตของมนุษย์ การสื่อสารมีบทบาทสำคัญต่อการดำเนินชีวิตของมนุษย์มาก ซึ่งได้ชื่อว่าเป็นยุคโลกาภิวัตน์ ยุคของข้อมูลข่าวสาร การสื่อสารมีประโยชน์ทั้งในแง่บุคคลและสังคม การสื่อสารทำให้คนมีความรู้และโลกทัศน์ที่กว้างขวางขึ้น การสื่อสารเป็นกระบวนการที่ทำให้สังคมเจริญก้าวหน้าอย่างไม่หยุดยั้ง ทำให้มนุษย์สามารถสืบทอดพัฒนา เรียนรู้ และรับรู้วัฒนธรรมของตนเองและสังคมได้ การสื่อสารเป็นปัจจัยสำคัญในการพัฒนาประเทศ สร้างสรรค์ความเจริญก้าวหน้าแก่ชุมชน และสังคมในทุกด้าน ซึ่งสามารถ แบ่งประเภทการสื่อสารตามวิธีต่างๆ ดังนี้ คือการติดต่อสื่อสารทางรูปสัญลักษณ์อักษร การติดต่อสื่อสารทางวาจา การติดต่อสื่อสารผ่านทางสัญลักษณ์ วิดีโอ หรือรูปภาพ การสื่อสารผ่านตัวกลางในการนำส่งข้อมูลและการสื่อสารกันโดยตรง ซึ่งหากมีการพัฒนาการอัลกอริทึม โดยการใช้คลื่นไฟฟ้าในมนุษย์ให้สามารถเชื่อมต่อสื่อสารกับอวัยวะเทียม เพื่อพัฒนาอวัยวะเทียมให้ผู้พิการทางการเคลื่อนไหวนำไปใช้ประโยชน์ในชีวิตประจำวัน จะทำให้ผู้พิการมีคุณภาพชีวิตที่ดีขึ้น

สำหรับผู้พิการทางการเคลื่อนไหว ซึ่งเป็นบุคคลมีข้อจำกัดในการปฏิบัติกิจกรรมในการใช้ชีวิตประจำวันหรือการเข้าไปมีส่วนร่วมในกิจกรรมทางสังคม ซึ่งเป็นผลมาจากการมีความบกพร่องหรือ การสูญเสียอวัยวะในการเคลื่อนไหว ได้แก่ มือ เท้า แขน ขา อาจมาจากสาเหตุอัมพาต แขน ขา อ่อนแรง แขนขาขาด หรือภาวะเจ็บป่วยเรื้อรังจนมีผลกระทบต่อการทำงานมือ เท้า แขน ขา จากสาเหตุทำให้ผู้พิการมีข้อจำกัดในการเคลื่อนไหวซึ่งเป็นอุปสรรคสำคัญในการใช้ชีวิตประจำวันโดยที่มีข้อจำกัดในการเคลื่อนไหวที่แตกต่างกันในแต่ละบุคคลตัวอย่างเช่น 1) เคลื่อนไหวไม่ได้ 2) เคลื่อนไหวช้า 3) เคลื่อนไหวลำบาก ซึ่งทำให้ผู้พิการมีความต้องการอุปกรณ์ และเครื่องช่วยในการเคลื่อนไหว ถึงแม้ว่าผู้พิการเหล่านี้จะมีข้อจำกัดในการเคลื่อนไหวแต่สมองยังสามารถทำงานได้เป็นปกติ ซึ่งสั่งการผ่านเส้นประสาทเพื่อสั่งการกล้ามเนื้อบริเวณส่วนที่เหลือได้ ดังนั้นการศึกษาคลื่นกล้ามเนื้อจึงเป็นเรื่องที่น่าสนใจ ซึ่งการตรวจคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อหรือ EMG (Electromyography) เป็นเทคนิคที่ใช้ตรวจวัดสัญญาณไฟฟ้า ที่สร้างจากเส้นประสาทและกล้ามเนื้อ

การตรวจคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ (Electromyography / EMG) ในร่างกายของมนุษย์สามารถนำมาประยุกต์ใช้เพื่อพัฒนาเทคโนโลยีในปัจจุบันได้อย่างหลากหลาย ซึ่งในปัจจุบันได้มีการนำมาใช้พัฒนาร่วมกับอุปกรณ์ทางการแพทย์ โดยส่วนใหญ่จะเป็นพวกอวัยวะเทียม แขนเทียม ขาเทียม โดยทั่วไปอุปกรณ์เหล่านี้ยังไม่สามารถทำงานได้เสมือนอวัยวะจริงมากนัก ด้วยข้อจำกัดทางด้านอุปกรณ์และงบประมาณต่อชิ้น อีกทั้งการทำงานที่ซับซ้อนของอวัยวะมนุษย์ อวัยวะเทียมที่พบส่วนใหญ่คือ ขาเทียม เกิดจากผู้ป่วยติดเชื้อมาก่อนตั้งแต่ต้นขาลงไป จึงต้องตัดขาเพื่อรักษาอวัยวะส่วนอื่นไม่ให้ติดเชื้อ โดยทั่วไปขาเทียมที่พบประสิทธิภาพในการทำงานคือ ช่วยในการทรงตัวแทนขาที่ถูกตัดไป แต่ไม่สามารถทำการเคลื่อนไหวได้เสมือนขาจริงๆ ซึ่งยังพบปัญหาจากการใช้ขาเทียมมากมายเช่น ผู้ที่ใช้งานจริงเกิดล้าเนื่องจากบริเวณข้อเท้าไม่สามารถขยับได้ตามสภาพพื้นต่างระดับ เพื่อศึกษาและพัฒนาขาเทียมจึงศึกษาที่ข้อเท้าเพื่อประสิทธิภาพในการทำงานของขาเทียม การทำงานหลักๆของข้อเท้าคือ ควบคุมเท้าในการกระดกขึ้นและกระดกลงเพื่อรองรับพฤติกรรมเดินของมนุษย์ การทำงานของข้อเท้าเกิดจากคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อของกล้ามเนื้อส่วนบริเวณต้นขาซึ่งการกระดกขึ้นและลงนั้นใช้กล้ามเนื้อคนละส่วนกัน การศึกษานี้จะนำเอาคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่ได้จากกล้ามเนื้อแต่ละส่วนมาวิเคราะห์เพื่อระบุการทำงานของข้อเท้าให้สอดคล้องกับสถานการณ์ เพื่อให้ผู้ใช้งานดำเนินชีวิตได้สะดวกสบายยิ่งขึ้น

จากการศึกษาปริทัศน์วรรณกรรมงานวิจัยที่แสดงให้เห็นถึงวงจรการเดินปกติของมนุษย์ที่ประกอบไปด้วยท่าทางของการเคลื่อนไหวร่างกายที่ถูกต้องตามช่วงระยะ เพื่อหลีกเลี่ยงความผิดปกติทางการเดินที่นำไปสู่ความไม่ปลอดภัย และช่วยให้ทราบว่าแต่ละช่วงระยะของการเดินมีกล้ามเนื้อส่วนใดที่ทำงานสัมพันธ์กับแต่ละช่วงระยะ โดยในงานวิจัยนี้ได้ศึกษาสัญญาณกล้ามเนื้อในตำแหน่งพื้นที่กล้ามเนื้อที่ควบคุมท่าทางของข้อเท้ามนุษย์ ได้นำลักษณะของคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อตำแหน่งที่ใช้สำหรับควบคุมข้อเท้าของมนุษย์มาวิเคราะห์ความสัมพันธ์เพื่อใช้ในการจำแนกลักษณะข้อเท้าที่เกิดขึ้นขณะเดิน เพื่อนำข้อมูลไปพัฒนาขาเทียมในอนาคต

## 1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1.2.1 นำคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อมาใช้ในการวิเคราะห์จำลองวงจรการเดินปกติของมนุษย์ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพให้กับอุปกรณ์เท้าเทียม

1.2.2 พัฒนาอัลกอริทึมให้มีความสามารถในการทำนายการเคลื่อนไหวของข้อเท้าได้อย่างแม่นยำ



### 1.3 สมมติฐานของการวิจัย

1.3.1 การใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ที่ประกอบด้วยข้อมูลในรูปแบบภาพสเปกตรัมของโดเมนความถี่และเวลา สามารถรู้จำรูปแบบการทำงานของข้อเท้ามนุษย์ได้แม่นยำมากขึ้น

### 1.4 ขอบเขตของการวิจัย

1.4.1 ศึกษาวงจรการเดินของมนุษย์เพื่อนำมาวิเคราะห์การขยับข้อเท้าในหนึ่งวงจรการเดิน มีลักษณะข้อเท้าเป็นไปในลักษณะใดบ้าง เพื่อนำข้อมูลมาจำใช้ในการทำนายจากสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

1.4.2 ประสิทธิภาพที่ใช้ในการทำนายความแม่นยำของโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน

### 1.5 วิธีการดำเนินการวิจัยและสถานที่ทำการวิจัย

1.5.1 ศึกษาการทำงานของคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ EMG

1.5.2 ศึกษาเทคโนโลยีโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน CNN และสเปกโตรแกรม

1.5.3 การออกแบบการทดลองเพื่อเก็บข้อมูล

1.5.4 การออกแบบและพัฒนาอัลกอริทึมการทำนาย

1.5.5 การทดสอบอัลกอริทึมตามที่ได้ทำการออกแบบไว้

1.5.6 สรุปผลการวิจัยและจัดทำรายงานฉบับสมบูรณ์

### 1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.6.1 ความแม่นยำในการทำนายการขยับข้อเท้าโดยใช้คลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่เพิ่มขึ้น

1.6.2 สามารถนำอัลกอริทึมไปพัฒนาต่อเพื่อใช้งานร่วมกับผู้พิการได้

## บทที่ 2

### ปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

#### 2.1 กล่าวนำ

การตรวจคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ (Electromyography / EMG) ในร่างกายของมนุษย์สามารถนำมาประยุกต์ใช้เพื่อพัฒนาเทคโนโลยีในปัจจุบันได้อย่างหลากหลาย ซึ่งในปัจจุบันได้มีการนำมาใช้พัฒนาร่วมกับอุปกรณ์ทางการแพทย์ โดยส่วนใหญ่จะเป็นพวกอวัยวะเทียม แขนเทียม ขาเทียม โดยทั่วไปอุปกรณ์เหล่านี้ยังไม่สามารถทำงานได้เสมือนอวัยวะจริงมากนัก ด้วยข้อจำกัดทางด้านอุปกรณ์และงบประมาณต่อชิ้น อีกทั้งการทำงานที่ซับซ้อนของอวัยวะมนุษย์ ซึ่งอวัยวะเทียมที่พบส่วนใหญ่คือ ขาเทียม เกิดจากผู้ป่วยติดเชื้อมาก่อนตั้งแต่ต้นขาลงไป จึงต้องตัดขาเพื่อรักษาอวัยวะส่วนอื่นไม่ให้ติดเชื้อ โดยทั่วไปขาเทียมที่พบประสิทธิภาพในการทำงานคือช่วยในการทรงตัวแทนขาที่ถูกตัดไป แต่ไม่สามารถทำการเคลื่อนไหวได้เสมือนขาจริงๆ ซึ่งยังพบปัญหาจากการใช้ขาเทียมมากมายเช่น ผู้ที่ใช้งานจริงเกิดล้าเนื่องจากบริเวณข้อเท้าไม่สามารถขยับได้ตามสภาพพื้นต่างระดับ เพื่อศึกษาและพัฒนาขาเทียมจึงศึกษาที่ข้อเท้าเพื่อประสิทธิภาพในการทำงานของขาเทียม การทำงานหลักๆของข้อเท้าคือ ควบคุมเท้าในการกระดกขึ้นและกระดกลงเพื่อรองรับพฤติกรรมการเดินทางของมนุษย์ การทำงานของข้อเท้าเกิดจากคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อของกล้ามเนื้อส่วนบริเวณต้นขาสั่งการ ซึ่งการกระดกข้อเท้าขึ้นและลงนั้นใช้กล้ามเนื้อคนละส่วนกัน เนื้อหาในบทนี้จะกล่าวถึง ปริทัศน์วรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ซึ่งประกอบด้วยงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับตำแหน่งและการทำงานของกล้ามเนื้อที่ควบคุมข้อเท้าสำหรับการเดิน และระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่นำมาใช้ในการทำนายลักษณะการทำงานของกล้ามเนื้อ เพื่อเพิ่มความแม่นยำของการทำงานผลการทำนายของกล้ามเนื้อที่ควบคุมข้อเท้า เพื่อให้ทราบถึงแนวทางการวิจัยที่เกี่ยวข้องระเบียบวิธีที่เคยถูกนำมาใช้ ผลการดำเนินการวิจัย ตลอดจนข้อคิดเห็นและข้อเสนอแนะต่าง ๆ เพื่อที่จะนำไปสู่วัตถุประสงค์หลักที่ได้ตั้งไว้ โดยฐานข้อมูลที่ใช้ในการสืบค้นงานวิจัยนั้นเป็นฐานข้อมูลที่มีชื่อเสียงและได้รับการยอมรับกันอย่างกว้างขวาง เช่น ฐานข้อมูล IEEE นอกจากนี้ยังได้ทำการสืบค้นงานวิจัยจากแหล่งอื่น ๆ ทั้งในและต่างประเทศเพื่อนำผลการสืบค้นที่ได้มาใช้เป็นแนวทางในการดำเนินการวิจัยต่อไป

## 2.2 วงจรการเดินของมนุษย์

การเดินเป็นวิวัฒนาการที่เป็นไปตามธรรมชาติ ทำให้คนทั่วไปเห็นความสำคัญ จนกระทั่งเมื่อมีความผิดปกติของการเดิน อันเนื่องมาจากสาเหตุต่างๆ เกิดขึ้นแล้ว จึงจะรู้สึกว่าการเดินนี้เป็นปัญหาที่ใหญ่มากต้องมีการบำบัดและฝึกหัดการเดิน ซึ่งปัญหาดังกล่าว จำเป็นต้องใช้เครื่องมือในการช่วยวิเคราะห์ความผิดปกติ เพื่อให้การบำบัดรักษาสามารถทำได้อย่างถูกต้องและรวดเร็ว

โดยการเดินเกิดจากการเคลื่อนไหวของขาทั้ง 2 ข้าง ซึ่งแบ่งวงจรของการเดิน (Gait cycle) ออกเป็น 2 ช่วง (Phase) คือ

1. Stance phase คือ ช่วงที่เท้ายันอยู่กับพื้นดิน

2. Swing phase คือ ช่วงที่เท้าลอยอยู่ในอากาศ

2.2.1 Stance phase ประกอบด้วยช่วงระยะการขยับทั้งหมด 5 ระยะ ดังนี้

1. Initial contact (heel strike) การสัมผัสครั้งแรก ส้นเท้าแตะพื้น เกิดขึ้นเมื่อเท้าสัมผัสพื้น โดยประกอบด้วยการทำงานของกล้ามเนื้อ 3 ตำแหน่ง hip extensor, quadriceps and tibialis anterior.

2. Loading response (initial double limb support) การตอบสนองการรับน้ำหนักของแขนและขา เกิดขึ้นหลังจากการที่เท้าสัมผัสพื้น โดยลักษณะการวางแขนจะสลับกับขาที่ก้าว และน้ำหนักตัวจะถูกถ่ายโอนไปตามขาและขาคู่ที่เคลื่อนที่ไปด้านหน้า ประกอบด้วยการทำงานของกล้ามเนื้อจากการกระดกเท้าขึ้นคือ Tibialis anterior โดยควบคุมการงอของฝ่าเท้า

3. Mid-stance (single limb support) ช่วงที่เท้าข้างหนึ่งรับน้ำหนักของร่างกายทั้งหมด ระยะนี้สิ้นสุดเมื่อเท้าของขาข้างนี้พ้นพื้น โดยประกอบด้วยกล้ามเนื้อ 2 ตำแหน่งที่ทำงานคือ gluteus medius and calf muscles.

4. Terminal stance (single limb support) ระยะที่ส้นเท้าของขาข้างนี้พ้นพื้นสิ้นสุดเมื่อเหลือแต่ส่วนของปลายเท้าสัมผัสพื้น (heel off) โดยประกอบด้วยกล้ามเนื้อ 2 ตำแหน่งที่ทำงานคือ toe flexors and tibialis posterior.

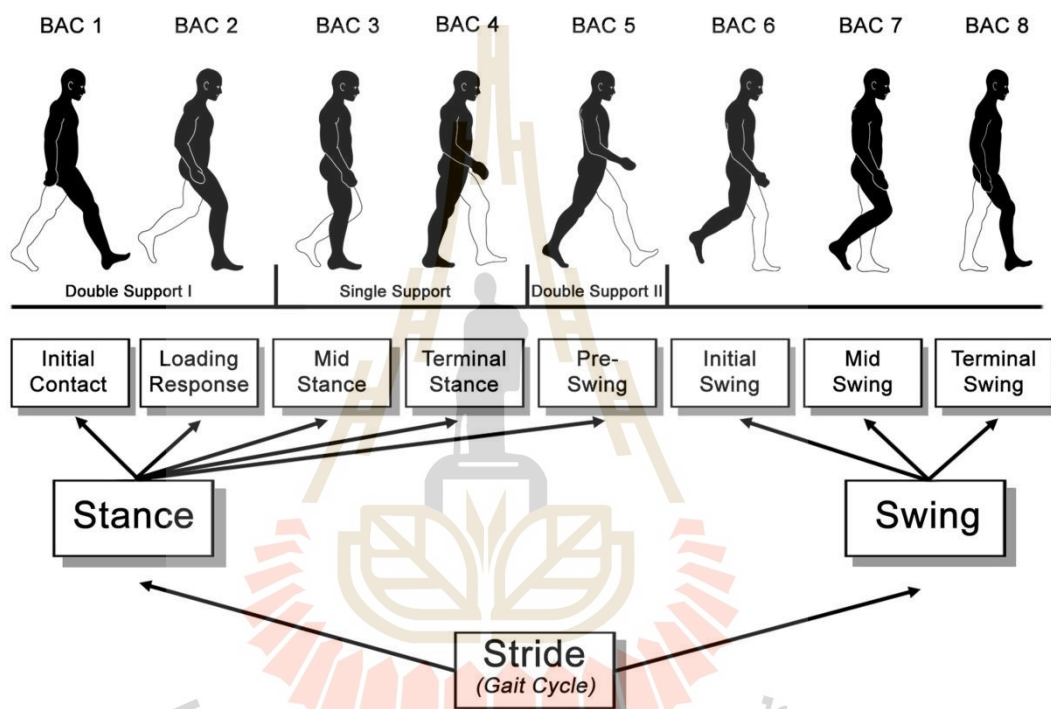
5. Pre-swing (second double limb support) ระยะที่ส่วนของปลายเท้าสัมผัสพื้นและกำลังออกจากพื้น เพื่อส่งให้ขาข้างนี้เคลื่อนไปข้างหน้า (toe off) โดยประกอบด้วยกล้ามเนื้อที่ทำงานคือ hip flexors.

2.2.2 Swing phase ประกอบด้วยช่วงระยะการขยับทั้งหมด 3 ระยะดังนี้

1. Initial swing (toe off) ระยะแรกของช่วงแกว่งขา ขาจะอัตราเร่งเพื่อให้เท้าก้าวไปข้างหน้า ระยะนี้ลำตัวจะอยู่ต่อหน้าขาที่แกว่ง (acceleration) โดยประกอบด้วยกล้ามเนื้อที่ทำงานคือ hip flexors.

2. Mid-swing (foot clearance) ระยะที่ขาแกว่งอยู่ในแนวเดียวกับลำตัว (ใต้ลำตัว) เป็นระยะที่ขาหดสั้นมากที่สุดเพื่อให้เท้าพ้นพื้น โดยประกอบด้วยกล้ามเนื้อที่ทำงานคือการงอสะโพกเพื่อก้าวขาที่แกว่ง

3. Terminal swing (tibia vertical) ระยะที่ขาแกว่งมาด้านหน้าต่อลำตัว และมีกรดอัตราเร่งของขาหลัง ระยะนี้ลำตัวจะอยู่หลังต่อขาที่แกว่ง (deceleration) โดยประกอบด้วยกล้ามเนื้อที่ทำงานคือ hamstring muscles ชะลอการเคลื่อนไหวไปข้างหน้า



รูปที่ 2.1 วงจรการเดินของมนุษย์ Gait cycle

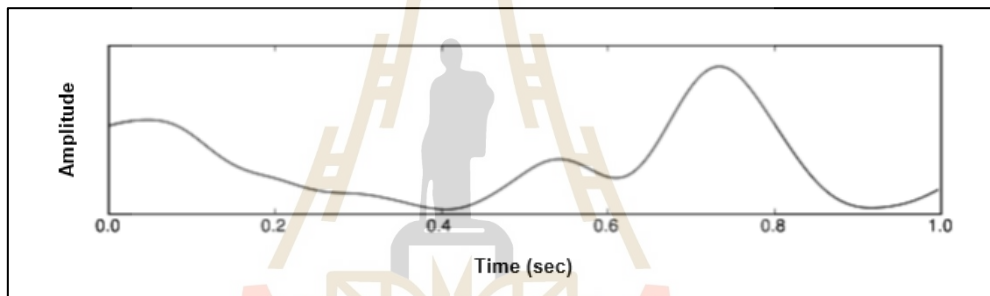
## 2.3 ความหมายและคุณสมบัติของคลื่นไฟฟ้าที่เกิดขึ้นบนมนุษย์

บนร่างกายมนุษย์มีการเคลื่อนไหวเริ่มต้นเกิดมาจากการนึกคิดก่อนที่จะมีการเคลื่อนที่มาจากสมองสั่งการ ซึ่งมีคลื่นไฟฟ้าที่ช่วยในการสั่งการการเคลื่อนไหวที่ผ่านไปยังเส้นประสาทตามบริเวณต่างๆบนร่างกายจากนี้จะเกิดการกระตุ้นเพื่อทำให้กล้ามเนื้อทำงานหรือเคลื่อนไหว หากต้องการทราบการเคลื่อนไหวของร่างกายมนุษย์ที่น่าสนใจในการศึกษาการเคลื่อนไหวคือคลื่นไฟฟ้าบนตัวมนุษย์มีดังนี้

### 2.3.1 คลื่นไฟฟ้าสมอง (Electroencephalogram)

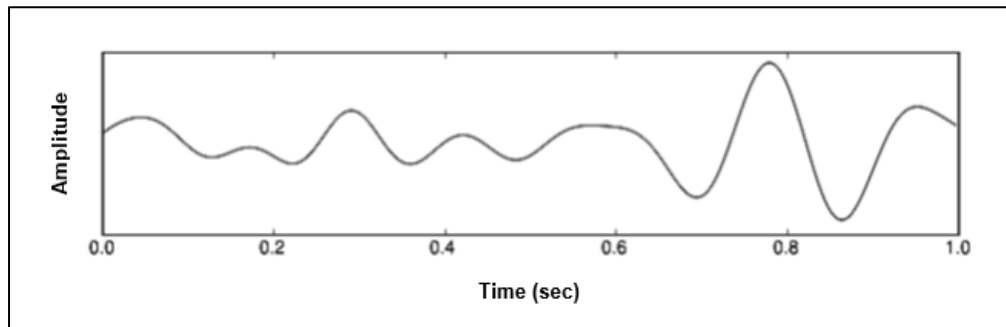
คลื่นสมองเป็นการตรวจจับความต่างศักย์ไฟฟ้าที่ผิวหนังบริเวณศีรษะ ความต่างศักย์นี้เกิดจากการทำงานด้วยการส่งสัญญาณไฟฟ้าระหว่างกันของเซลล์ประสาทจำนวนมากในสมองส่วนที่ใกล้กับขั้วไฟฟ้าที่เราใช้ในการวัด คลื่นสมองนี้สามารถนำมาใช้ประโยชน์ได้ทั้งทางการแพทย์และการวิจัย ในปัจจุบันยังได้มีการประยุกต์นำคลื่นสมองนี้มาใช้สังเคราะห์อุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ต่างๆ ได้ด้วย คลื่นสมองสามารถแบ่งเป็น 6 ประเภท ตามความถี่ของคลื่น ได้ดังนี้ (Niedermeyer et al., 2004)

1. คลื่นเดลต้า (Delta wave) มีความถี่อยู่ในช่วง 0 – 4 เฮิรตซ์ คลื่นประเภทนี้จะปรากฏในขณะที่เราหลับลึก หรือที่เรียกว่า การนอนในช่วง Non-rapid eye movement ในขั้นที่ 3 และ 4 การหลับลึกจึงมีอีกชื่อหนึ่งว่า Slow-wave sleep



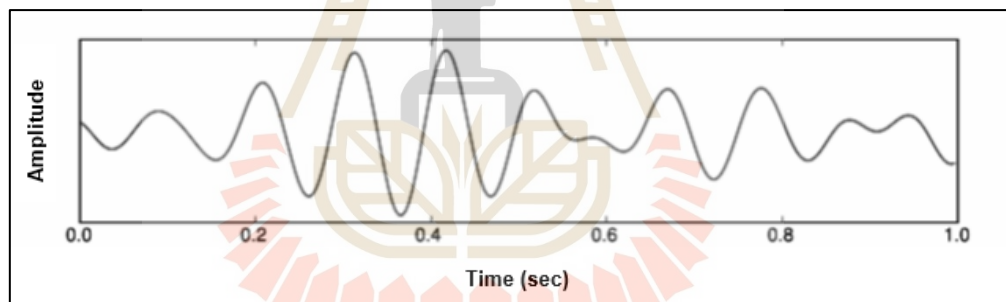
รูปที่ 2.2 คลื่นเดลต้า (Delta Wave)

2. คลื่นเธต้า (Theta wave) มีความถี่อยู่ในช่วง 4 – 7 เฮิรตซ์ จะพบคลื่นสมองประเภทนี้มากในเด็กเล็ก สำหรับในเด็กโตและผู้ใหญ่ คลื่นสมองชนิดนี้จะปรากฏเมื่อกำลังมีสมาธิ ครึ่งหลับครึ่งตื่น หรือในการนอนหลับที่ไม่ใช่การหลับลึกและการทำสมาธิอย่างลึก นอกจากนี้การเพิ่มขึ้นของคลื่นเธต้ายังเกี่ยวข้องกับ การตอบสนองต่อการทำงานของหน่วยความจำสมอง



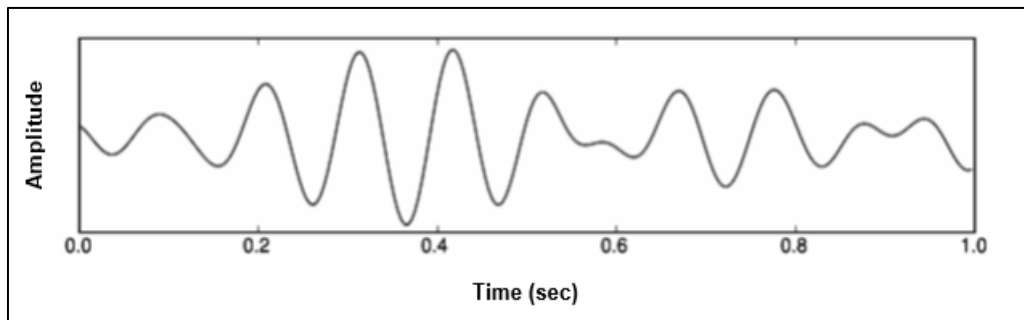
รูปที่ 2.3 คลื่นเซต้า (Theta Wave)

3. คลื่นอัลฟา (Alpha wave) มีความถี่อยู่ในช่วง 7.5 – 12.5 เฮิรตซ์ พบที่สมองส่วนที่เกี่ยวข้องกับการมองเห็น และจะเกิดเมื่อมีการผ่อนคลายด้วยการหลับตา และคลื่นสมองชนิดนี้จะลดลงเมื่อลืมตาหรือนอนหลับ



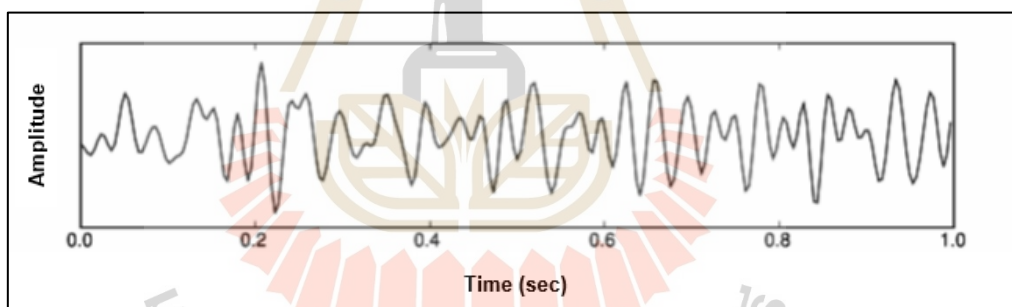
รูปที่ 2.4 คลื่นอัลฟา (Alpha Wave)

4. คลื่นมู (Mu wave) อยู่ในช่วงความถี่เดียวกับ คลื่นอัลฟา (Alpha wave) แต่พบที่สมองคนละส่วน โดย คลื่นมู (Mu wave) จะพบในสมองที่ควบคุมการเคลื่อนไหว และจะเด่นชัดเมื่อร่างกายไม่มีการเคลื่อนไหว และจะหายไปเมื่อมีการเคลื่อนไหวร่างกายหรือจินตนาการว่าตนเองกำลังเคลื่อนไหวร่างกาย และยังมีรวมถึงเมื่อกำลังมองผู้อื่นเคลื่อนไหวร่างกายอีกด้วย



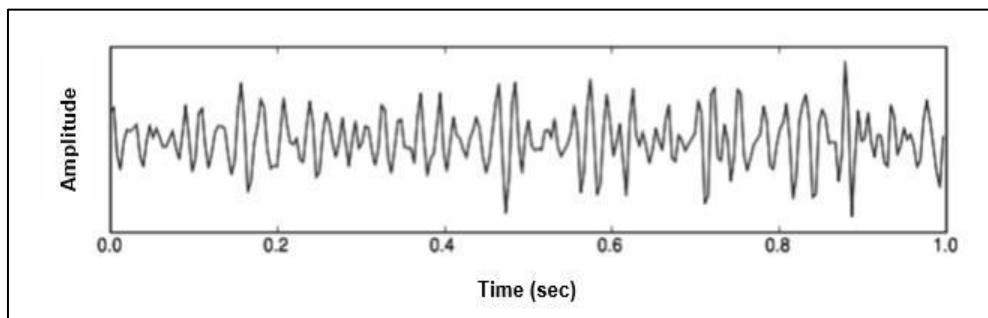
รูปที่ 2.5 คลื่นมู (Mu wave)

5. คลื่นเบต้า (Beta wave) มีความถี่อยู่ในช่วง 12.5 – 30 เฮิรตซ์ พบได้ในขณะที่มีสติสัมปชัญญะตามปกติโดยเกี่ยวข้องกับการใช้ความคิด การใช้ความสนใจ การมุ่งเน้นไปที่บางสิ่งบางอย่างจากภายนอก และยังเกี่ยวข้องกับภาวะจิตใจเช่น หากรู้สึกตื่นเต้น ตึงเครียด หรือกลัว ก็อาจส่งผลให้คลื่นเบต้าสูงขึ้นกว่าปกติได้



รูปที่ 2.6 คลื่นเบต้า (Beta Wave)

6. คลื่นแกมมา (Gamma wave) มีความถี่อยู่ในช่วง 25 – 100 เฮิรตซ์เกี่ยวข้องกับการประมวลผลทางความคิด การรวบรวมข้อมูลและความเข้าใจอย่างฉับพลัน การมีคลื่นแกมมาในปริมาณที่สูงกว่าคนปกติ จะมีสติปัญญา การแก้ปัญหาและการควบคุมตนเองที่ดี โดยส่วนใหญ่จะสามารถพบได้ในคนที่ฝึกสมาธิขั้นสูง

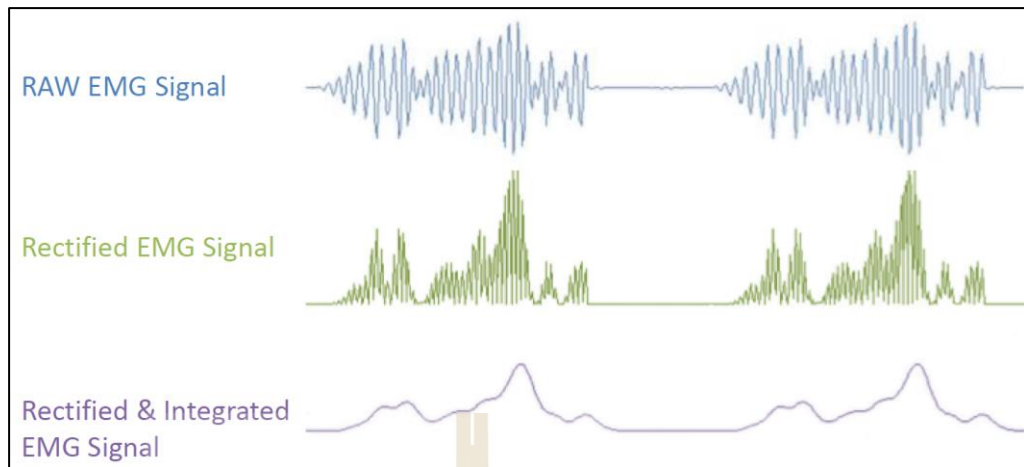


รูปที่ 2.7 คลื่นแกมมา (Gamma Wave)

### 2.3.2 คลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ (Electromyography)

เป็นวิธีการวัดกิจกรรมไฟฟ้าภายในเส้นใยกล้ามเนื้อระหว่างการกระตุ้น (Hamilton et al., 2014) ทุกครั้งที่กล้ามเนื้อเคลื่อนไหวเส้นใยกล้ามเนื้อจะถูกกระตุ้นโดยสัญญาณที่ส่งผ่านจากสมองผ่านระบบประสาทส่วนกลางและเซลล์ประสาทไปยังเส้นใยกล้ามเนื้อ โดยปกติจะมีประจุลบภายในเซลล์กล้ามเนื้อมากกว่าด้านนอก แต่การกระทำที่เป็นไปได้เชิงบวกจะเคลื่อนที่ไปตามความยาวของเส้นใยกล้ามเนื้อเมื่อกล้ามเนื้อหดตัว (Konrad., 2005) EMG เกี่ยวข้องกับการวัดความเป็นไปได้ของการเคลื่อนที่ของเส้นใยกล้ามเนื้อด้วยความเร็ว 2-6 m / s (Baker et al., 2013) ความแตกต่างชั่วขณะในประจุไฟฟ้าสามารถตรวจจับได้ด้วยอิเล็กโทรดสองตัว (หรือมากกว่า) ที่วางไว้ตามแนวเดียวกันบนกล้ามเนื้อในขณะที่ขยายความแตกต่างโดยตรวจจับคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อและเปรียบเทียบกับแรงดันไฟฟ้าทั่วไปที่อยู่บนร่างกายมนุษย์ ด้วยกระบวนการที่เรียกว่า คลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ ดังนั้นสามารถแสดงความรุนแรง ระยะเวลาและคำสั่งของการเกร็งของกล้ามเนื้อ (Jamal., 2012)

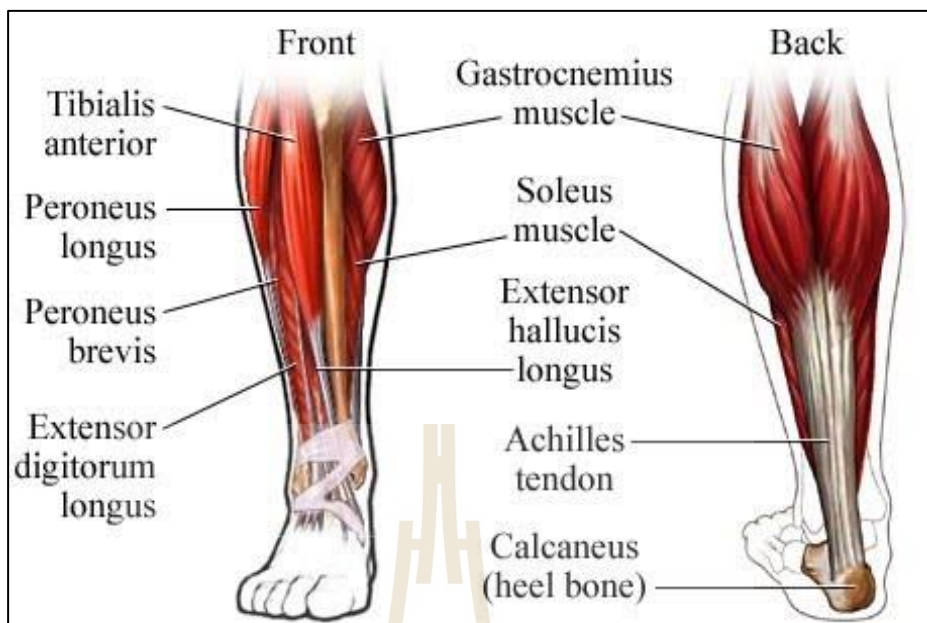




รูปที่ 2.8 ชนิดของสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

ประเภทของสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่ได้ นั้นเป็นสัญญาณ ดิบ (Raw) ของคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ เป็นสัญญาณที่มีลักษณะซิกแซคดังรูปที่ 2.8 เนื่องจากความต่างของศักย์ไฟฟ้าระหว่างขั้วไฟฟ้าเมื่อกล้ามเนื้อถูกกระตุ้นหรือการเกร็งของกล้ามเนื้อ ทำแรงดันไฟฟ้าเกิดการแกว่งระหว่าง  $V+$  และ  $V-$  จึงมีการแก้ไขสัญญาณ (Rectified) ซึ่งเป็นค่าสัมบูรณ์ของสัญญาณดิบเหล่านี้ และสัญญาณบูรณาการ (Integrated) จะถูกปรับให้เรียบเพื่อแสดงรูปแบบของขนาดการกระตุ้นกล้ามเนื้อด้วยวิธีการแก้ไขสัญญาณและบูรณาการ (Rectified & Integrated) ทำงานร่วมกันให้เป็นค่าเริ่มต้นเมื่อเข้ามาที่อุปกรณ์รับสัญญาณ

จากรูปที่ 2.9 ได้แสดงกล้ามเนื้อที่นำศึกษาโดยเกี่ยวข้องกับการเคลื่อนไหวของการเคลื่อนไหวข้อเท้าดังนี้



รูปที่ 2.9 กล้ามเนื้อขาใต้เข่า

กระดูกข้อเท้าขึ้น (Dorsiflexion) - การเคลื่อนไหวนี้คือการดึงเท้าขึ้น นิ้วเท้าเคลื่อนเข้าไปใกล้ด้านหน้าของขาส่วนล่าง มุมระหว่างพื้นผิวที่เหนือกว่าของเท้าและขาหน้าจะเล็กลง ในภาษาเดียวกันส่วนใหญ่จะพูดว่าพวกเขา "งอ" เท้าเพื่อให้ได้ตำแหน่งนี้ Dorsiflexion จะมากขึ้นเมื่องอเข่าและน้อยลงเมื่อยืดเข่า เนื่องจากในการงอเข่ามีความตึงเครียดมากขึ้นที่กล้ามเนื้อแกสโตรนีเมียส (กล้ามเนื้อขนาดใหญ่ที่ด้านหลังของขาส่วนล่าง)

กระดูกข้อเท้าลง (Plantarflexion) - การเคลื่อนไหวนี้กำลังเคลื่อนนิ้วเท้าออกไปจากด้านหน้าของขาหรือเพิ่มมุมระหว่างพื้นผิวที่เหนือกว่าของเท้าและขาหน้า

กล้ามเนื้อที่ทำหน้าที่ในการควบคุมการกระดกขึ้นของข้อเท้า Dorsiflexion คือกล้ามเนื้อภายนอกที่อยู่ด้านหน้าของขาส่วนล่างและข้อเท้า

1. The Tibialis anterior.
2. The Extensor hallucis longus.
3. The Extensor digitorum longus.
4. The Peroneus tertius.

1. Tibialis Anterior - กล้ามเนื้อนี้มีต้นกำเนิดมาจาก condyle ด้านข้างและ superolateral shaft ของ tibialis และผ่านไปใต้ \* extensor retinaculum เพื่อแทรกบนกระดูกรูปกรวย

ตรงกลางและฐานของกระดูกฝ่าเท้าแรก กล้ามเนื้อนี้เป็น dorsiflexor ที่แข็งแรงที่สุดของเท้าและข้อเท้า นอกจากนี้ยังช่วยในการยกขึ้นของข้อเท้า กล้ามเนื้อนี้พาดผ่านด้านหน้าของขาส่วนล่างและยึดติดกับด้านใน (ตรงกลาง) ของเท้า ดังนั้นเมื่อมันหดตัวจะดึงเท้าขึ้นและเข้า



รูปที่ 2.10 กล้ามเนื้อ Tibialis Anterior

2. Extensor Hallucis Longus - กล้ามเนื้อนี้มีต้นกำเนิดมาจากพื้นผิวด้านหน้าส่วนกลางของกระดูกน่องและเชื่อมกระดูกและยึดติดกับฐานของอวัยวะส่วนปลายของนิ้วเท้าใหญ่ มันทนขายนิ้วเท้าที่ขอดเยี่ยม (ดึงขึ้น) แต่ยังช่วยในการกระดกข้อเท้าขึ้น



รูปที่ 2.11 กล้ามเนื้อ Extensor Hallucis Longus

3. Extensor Digitorum Longus - กล้ามเนื้อนี้มีต้นกำเนิดจาก condyle ด้านข้างของ tibial, เพลา fibular ด้านหน้าและเยื่อหุ้ม interosseus มันผ่านไปภายใต้เรตินาคลุมที่ขยายออกเป็นสี่ส่วนและยึดติดกับฐานของส่วนปลายของนิ้วเท้า II-V หน้าที่หลักของมันคือการขยายนิ้วเท้า II-V (ยกขึ้น) นอกจากนี้ยังดำเนินการ dorsiflexion ของข้อเท้าและการกลับตัวของเท้า



รูปที่ 2.12 กล้ามเนื้อ Extensor Digitorum Longus

4. Peroneus Tertius - นี้คือกล้ามเนื้อขนาดเล็กที่ขาดหายไปบางคน มันเกิดขึ้นจากส่วนล่างของกระดูกน่องด้านหน้าและติดกับกระดูกฝ่าเท้าที่ห้า มันดำเนินการ dorsiflexion และ eversion ของข้อเท้า



รูปที่ 2.13 กล้ามเนื้อ Peroneus Tertius

กล้ามเนื้อที่ทำหน้าที่ในการควบคุมการกระดกของข้อเท้า Plantarflexion

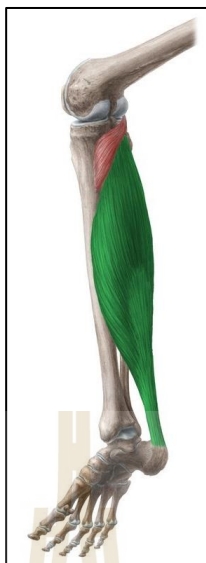
1. The Gastrocnemius.
2. The Soleus.
3. The Peroneus longus.
4. The Peroneus brevis.
5. The Tibialis posterior.
6. The Flexor hallucis longus.
7. The Flexor digitorum longus.

1. Gastrocnemius - นี่คือกกล้ามเนื้อขนาดใหญ่ที่ด้านหลังของขาส่วนล่างและทำงานร่วมกับ Soleus เป็นกล้ามเนื้อฝ่าเท้าหลักของข้อเท้า มันเกิดขึ้นจากสองหัวบน โคนขาหลังส่วนปลายเหนือ โคนขา มันแทรกบนพื้นผิวด้านหลัง / ด้านล่างของ calcaneus ผ่านเอ็นร้อยหวาย เอ็นร้อยหวายเป็นเอ็นที่แข็งแรงที่สุดในร่างกาย แต่ก็มักจะแตกออกด้วย gastrocnemius ทำ plantarflexion ที่ข้อเท้า



รูปที่ 2.14 กล้ามเนื้อ Gastrocnemius

2. Soleus - Soleus เป็นกล้ามเนื้อที่กว้างและลึกกว่าซึ่งอยู่ลึกไปถึง gastrocnemius แต่ไม่ข้ามข้อเข่าด้านบน มันเกิดขึ้นจากด้านหลัง / ด้านที่เหนือกว่าของกระดูกแข้งและกระดูกน่อง และรวมเข้ากับ gastrocnemius เพื่อแทรกบน calcaneus ผ่านเอ็น Achilles การกระทำหลักคือการงอข้อเท้าฝ่าเท้าโดยเฉพาะในระหว่างเดิน



รูปที่ 2.15 กล้ามเนื้อ Soleus

3. Peroneus Longus - กล้ามเนื้อนี้เกิดขึ้นจากศีรษะและด้านข้าง / เพลลาที่เหนือกว่าของกระดูกน่อง เดินตามทางลงด้านข้างของขาผ่านด้านหลัง malleolus ด้านข้างและไปได้ด้านข้างของเท้าเพื่อแนบกับพื้นผิวฝ่าเท้า (ด้านล่าง) ของเท้าบนรูปกรวยตรงกลางและฐานของกระดูกฝ่าเท้าแรก ดำเนินการข้อเท้า plantarflexion และ eversion.



รูปที่ 2.16 กล้ามเนื้อ Peroneus Longus

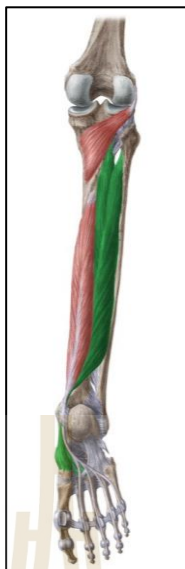
4. Peroneus Brevis - กล้ามเนื้อนี้เกิดขึ้นจากเพลาของ fibular แต่อยู่ห่างจากเพลา มากกว่า peroneus longus นอกจากนี้ยังผ่านด้านข้างของขาส่วนล่างและด้านหลัง malleolus ด้านข้าง เพื่อสอดเข้าไปที่ tubercle ด้านข้างของ metatarsal V. ซึ่งแตกต่างจาก peroneus longus คือไม่อยู่ใต้ ฝ่าเท้า นอกนอกจากนี้ยังทำการงอฝ่าเท้าและการเบี่ยงออกของข้อเท้า



รูปที่ 2.17 กล้ามเนื้อ Peroneus Brevis

5. Tibialis Posterior - นี่คือก้ามเนื้ออ่อนงที่ลึกที่สุด มันมีต้นกำเนิดมาจากเพลาหลัง / กระดูกแข็งและเส้นใยที่เหนียวกว่าและเมมเบรน interosseus ผ่านด้านหลังไปยัง malleolus ตรง กลางที่ด้านในของเท้า มันยึดติดกับ tubercle ที่อยู่ตรงกลางของกระดูก navicular เป็นหลักโดยมีสิ่ง ที่แนบมาเล็กน้อยกับรูปทรงลูกบาศก์รูปกรวยด้านข้างและ metatarsal II-IV มันทำ Plantarflexion และการผกผันของข้อเท้า เนื่องจากจะผ่านได้ด้านตรงกลางของเท้าเพื่อยึดติดกับพื้นผิวฝ่าเท้าจึงทำ หน้าทีรองรับส่วนโค้ง





รูปที่ 2.18 กล้ามเนื้อ Tibialis Posterior

6. Flexor Hallucis Longus - กล้ามเนื้อนี้เกิดจากเยื่อหุ้มเส้นใยด้านหลัง / ด้านล่าง และ interosseus และวิ่งไปด้านหลังไปยัง malleolus ตรงกลางตามร่องบนทางเดินด้านหลังผ่านไปทางด้านล่างของเท้าเพื่อแนบกับอวัยวะส่วนปลายของนิ้วเท้าใหญ่ ฝ่าเท้าจะงอนิ้วเท้าใหญ่ (ดึงไว้ข้างใต้) ฝ่าเท้างอข้อเท้าและรองรับส่วนโค้งตรงกลางของเท้า



รูปที่ 2.19 กล้ามเนื้อ Flexor Hallucis Longus

7. Flexor Digitorum Longus - กล้ามเนื้อนี้มีต้นกำเนิดจากเพลาหลัง / กระดูกหน้าแข้งตรงกลางและวิ่งไปด้านหลังไปยัง malleolus ตรงกลางและไปที่ด้านล่างของเท้าและยึดติดกับส่วนปลายของนิ้วเท้า II-V การกระทำของมันคือการงอฝ่าเท้า II-V (ดึงมันเข้าไปข้างใต้) และการผกผันของเท้า นอกจากนี้ยังทำหน้าที่เป็นส่วนรองรับโค้ง



รูปที่ 2.20 กล้ามเนื้อ Flexor Digitorum Longus

### 2.3.3 ความสัมพันธ์ระหว่างคลื่นสมองกับคลื่นกล้ามเนื้อ

ในการทำงานของกล้ามเนื้อนั้น เมื่อสมองสั่งให้ร่างกายเคลื่อนไหว กล้ามเนื้อจะเกิดการหดตัวและคลายตัว ทำงานประสานเป็นคู่ๆพร้อมกันแต่ตรงข้ามกัน ในขณะที่กล้ามเนื้อมัดหนึ่งหดตัว กล้ามเนื้ออีกมัดหนึ่งจะคลายตัว การทำงานของกล้ามเนื้อในลักษณะนี้ เรียกว่า “Antagonistic muscle” และระบบประสาททกไกที่ควบคุมการทำงานของกล้ามเนื้อมี 2 ระบบ คือ

1. ระบบพีระมิดคัล (Pyramidal system) ส่วนนี้รับการทำงานจากสมองก่อนและผ่านมายังประสาททกไกที่อยู่ตรงไขสันหลังทำให้กล้ามเนื้อส่วนต่างๆ หดตัวแยกตัวออกจากกันได้

2. ระบบเอ็กซ์ตราพีระมิดคัล (Extrapyramidal system) ส่วนนี้รับการทำงานจากสมอง และก้านสมอง (Brainstem) ทำหน้าที่ควบคุมการทำงานของกล้ามเนื้อและการเคลื่อนไหว การตรวจวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเป็นที่ทราบโดยทั่วไปคือ สมอง เส้นประสาท และกล้ามเนื้อ เป็นเนื้อเยื่อที่ไวต่อสิ่งเร้า สามารถสร้างสัญญาณไฟฟ้าและส่งผ่านสัญญาณ เมื่อถูกกระตุ้นด้วยสิ่งเร้าดังกล่าวไปตามเส้นประสาทใยกล้ามเนื้อการตรวจคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ หรืออีเอ็มจี เป็นเทคนิคที่ใช้

ตรวจวัดสัญญาณไฟฟ้าที่สร้างจากเส้นประสาทและกล้ามเนื้อโดยตรงดังตารางที่ 2.1 ซึ่งคล้ายกับการตรวจคลื่นไฟฟ้าหัวใจและคลื่นไฟฟ้าสมองแตกต่างกันเฉพาะขนาดของความถี่และ ศักย์ไฟฟ้า ตารางที่ 2.1 คลื่นไฟฟ้าบนร่างกายมนุษย์

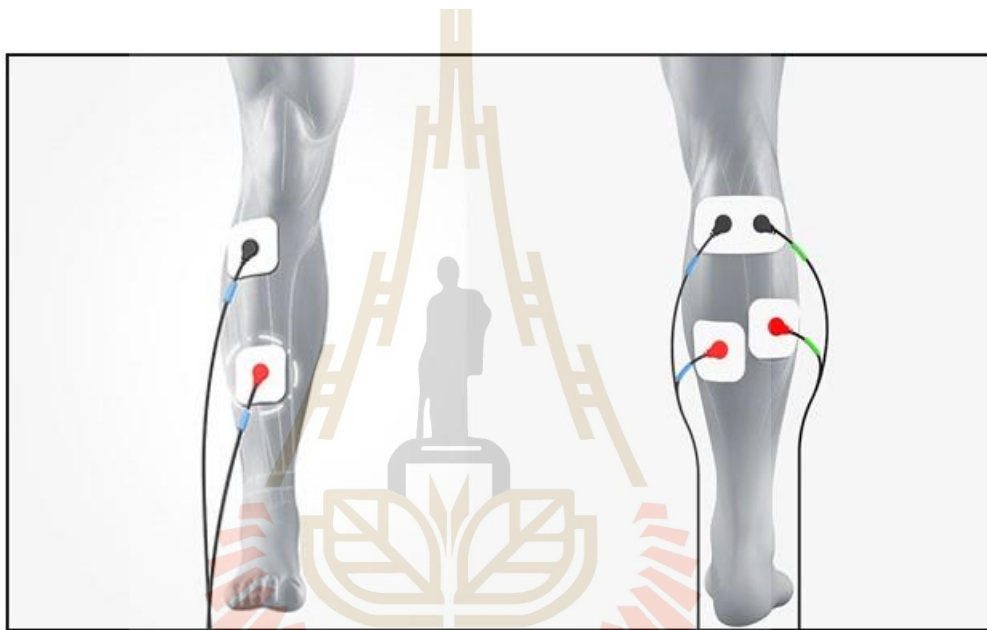
คลื่นไฟฟ้า	ย่านแรงดันไฟฟ้า (มิลลิโวลต์)	ย่านความถี่ ตอบสนอง (เฮิรตซ์)
คลื่นไฟฟ้าสมอง EEG (Electroencephalography)	0.001 ถึง 0.10	0.02 ถึง 100
คลื่นไฟฟ้าหัวใจ ECG (Electrocardiogram)	0.02 ถึง 5.0	0.1 ถึง 30
คลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ EMG (Electromyography)	0.003 ถึง 5.0	2 ถึง 10,000

## 2.4 ระบบการสื่อสารระหว่างกล้ามเนื้อกับบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์

เซนเซอร์คลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ (EMG Sensor) เป็นหนึ่งในการวัดสัญญาณไฟฟ้าขนาดเล็กที่เกิดขึ้นโดยกล้ามเนื้อมนุษย์เมื่อมีการเคลื่อนไหวของกล้ามเนื้อ ซึ่งรวมถึงการยกแขนขึ้น กำปั้น หรือแม้แต่การเคลื่อนไหวที่ง่ายที่สุดเช่นการขยับนิ้ว อุปกรณ์สามารถตรวจจับมีสัญญาณที่เกิดขึ้นคือเริ่มต้นในสมองได้มีกิจกรรมของระบบประสาทในเยื่อหุ้มสมอง ส่วนหนึ่งของสมองส่งสัญญาณไปยังไขสันหลังสัญญาณจะถูกลำเลียงไปยังส่วนกล้ามเนื้อผ่านทางเซลล์ประสาทมอเตอร์ (motor neurons) ซึ่งเซลล์ประสาทมอเตอร์ (motor neurons) ทำให้กล้ามเนื้อเกิดการเคลื่อนไหวโดยตรงทำให้เกิดการปลดปล่อยแคลเซียมไอออน (calcium ions) ภายในกล้ามเนื้อและในที่สุดก็สร้างการเปลี่ยนแปลงเชิงกลเกี่ยวกับการสลับขั้วเป็นการเปลี่ยนแปลงในไฟฟ้าที่มีการสลับขั้วบวกและลบ ซึ่งสามารถตรวจจับได้โดยคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ ที่มีการวัดคลื่นไฟฟ้าสัญญาณคลื่นไฟฟ้ามีค่าที่จำกัดความให้ชัดเจนในความหมายของ EMG มากขึ้นเพื่อให้เข้าใจความหมายและหลักการทำงานได้ดียิ่งขึ้นดังนี้

### 2.4.1 อิเล็กโทรดพื้นผิว หรือ sEMG sensors (surface electrodes)

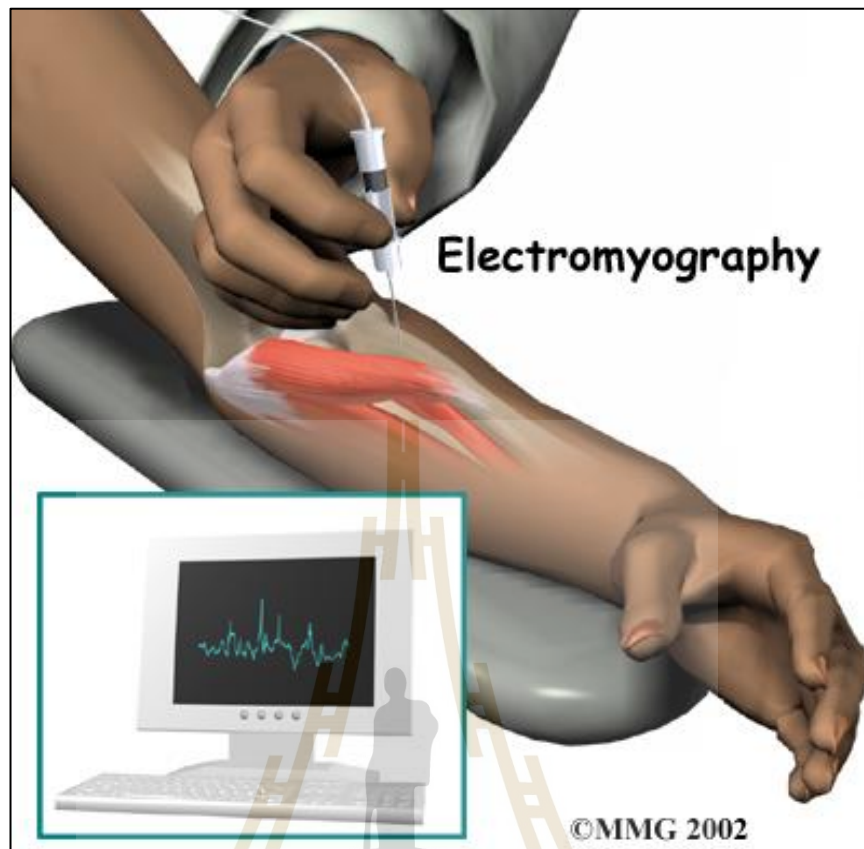
โดยทั่วไปมักจะพบเรื่องคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่จะใช้คำว่า “EMG” โดยส่วนใหญ่เมื่อพูดถึง “sEMG” ซึ่งในที่นี้ “s” หมายถึงพื้นที่ผิวซึ่งเซนเซอร์คลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อประเภทนี้ทำการวัดด้วยการวางขั้วไฟฟ้าคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อบนผิวของผู้ที่ต้องการวัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อโดยใช้เทคโนโลยีที่ไม่รุกรานทำให้เซ็นเซอร์เซนเซอร์คลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อไม่เจ็บปวดใช้กันทั่วไปในคลินิกและสุขภาพของนักกีฬา ซึ่งมีข้อจำกัด แม้ว่าจะเป็นวิธีที่ง่ายและสะดวกในการวัดค่าเซนเซอร์คลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อแต่ก็จำกัดเฉพาะกล้ามเนื้อผิวเผินและขึ้นอยู่กับตัวแปรอื่น ๆ เช่น น้ำหนักของผู้ป่วย เป็นต้น



รูปที่ 2.21 อิเล็กโทรดพื้นผิว

#### 2.4.2 Intramuscular EMG

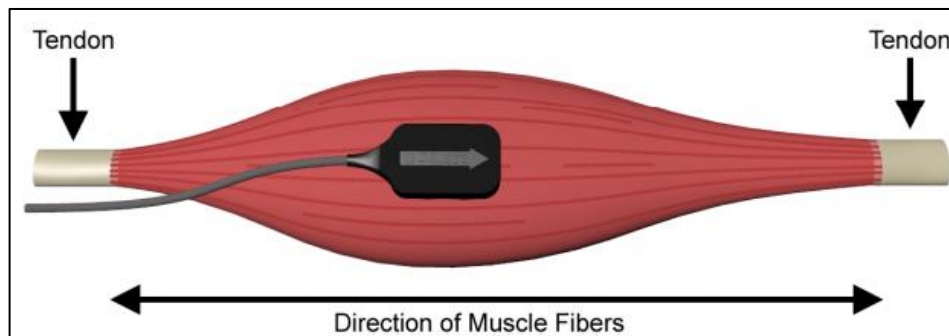
Intramuscular EMG ทำการวัดโดยการสอดขั้วเข็ม (monopolar) ผ่านผิวหนังและเข้าไปในเนื้อเยื่อกล้ามเนื้อมีข้อจำกัดอาจมีการปนเปื้อนที่เป็นไปได้ของการบันทึกกล้ามเนื้อลึกลงไปเมื่อสัมผัสกับก้านเข็ม ซึ่งมีตัวเลือกที่ปลอดภัยอย่างสมบูรณ์แบบแม้ว่ามันอาจทำให้เกิดความรู้สึกไม่สบายเมื่อใส่ขั้วเข็มและความปวดกล้ามเนื้อหลังจากนั้น กระบวนการเริ่มต้นด้วยการแทรกเข็มที่ผ่านการฆ่าเชื้อที่อิเล็กโทรดเข็ม (monopolar) เข้าไปในกล้ามเนื้อของตัวเอง



รูปที่ 2.22 Intramuscular EMG

#### 2.4.3 หลักการทำงานโดยทั่วไปของอิเล็กโทรด

อิเล็กโทรดทั้งสองประเภทนั้นแตกต่างจากการจัดวางเซ็นเซอร์แม้ว่ากระบวนการของมันจะมีความคล้ายคลึงกันบ้าง กระบวนการเริ่มต้นด้วยการจัดวางเซ็นเซอร์ (sensor) ที่ซึ่งอยู่ในเขตปกคลุมด้วยเส้นเอ็นของทั้งสองเส้นเอ็นเพื่อคุณภาพการตรวจจับที่ดีขึ้นดังรูปที่ 2.23 การทำงานของอิเล็กโทรดเริ่มตรวจจับคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่เกิดจากการเคลื่อนไหวของกล้ามเนื้อที่มีการหดตัว ซึ่งสัญญาณผ่านแอมพลิฟายเออร์ (amplifier) ดัดตั้งเพื่อประเมินลักษณะและสัญญาณที่เกิดขึ้น คลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่ตรวจพบจะถูกแสดงผ่านรูปแบบของคลื่นบนมอนิเตอร์ (monitor) หรือที่เรียกว่า ออสซิลโลสโคป (oscilloscope) สัญญาณสามารถสังเกตเห็นได้ชัดคือมีปกติและผิดปกติ ดังนี้



รูปที่ 2.23 หลักการทำงานของอิเล็กโทรด

1. ปกติ เนื้อเยื่อของกล้ามเนื้อที่เหลือไม่มีมีการทำงานด้วยไฟฟ้าโดยไม่มีรูปคลื่นหรือเห็นสัญญาณเป็นรูปคล้ายเส้นตรง
2. ผิดปกติ หากยังกล้ามเนื้อหดตัวเกร็งจำนวนกล้ามเนื้อที่ใช้งานยิ่งมากขึ้น ดังนั้นความกว้างของแรงดันไฟฟ้าที่บันทึกไว้จะสูงขึ้น

## 2.5 เทคนิคการวิเคราะห์และจำแนกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

การวิเคราะห์สัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ หรือ EMG (Electromyography) นั้นต้องมีการเก็บบันทึกสัญญาณเข้ามาเพื่อที่จะสามารถวิเคราะห์ได้ต่อไป ดังนั้นจึงต้องให้ความสำคัญของสิ่งที่บันทึกได้เพื่อนำไปวิเคราะห์เพื่อที่จะหาลักษณะเฉพาะตัวของวัตถุ (Feature) ซึ่งสิ่งที่จะได้รับการวัดและบันทึกข้อมูลจากบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ (microcontroller board) อ่านค่าจากอนุภาคที่ระบบจากบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ประกอบด้วยตัวแปลงสัญญาณอนุภาค (analog) เป็นดิจิทัล (digital) แบบหลายช่องสัญญาณ 10 บิต ซึ่งหมายความว่ามีการแปลงแรงดันไฟฟ้าอินพุตระหว่าง 0 และแรงดันไฟฟ้าปฏิบัติการ 5V หรือ 3.3V หากเป็น 5V จะได้ค่าจำนวนเต็ม (value) ระหว่าง 0 ถึง 1,023 ตัวอย่างเช่น Arduino UNO ของ Arduino ให้ความละเอียดระหว่างการอ่าน 5 โวลต์ มีค่าจำนวนเต็ม (value) 1024 หากเป็นค่าแรงดันละเอียดคือ 0.0049 โวลต์ หรือ 4.9 mV จากข้อมูลที่ได้นั้นเป็นค่าที่เป็นจำนวนเต็ม (value) หรือ แรงดันไฟฟ้า แต่การจำแนกทำทางหลายทำ อาจมีทำทางบางทำที่มีลักษณะเฉพาะตัวบางอย่างคล้ายคลึงกันจึงยังคงไม่เพียงพอสำหรับการนำมาวิเคราะห์หรือจำแนกทำทาง ดังนั้นจำเป็นที่ต้องศึกษาลักษณะเฉพาะตัวของวัตถุ (feature) และเลือกไมโครชิปที่สามารถจำแนกทำทางเคลื่อนไหวได้ ในการแยกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ หรือ EMG (Electromyography) นั้นมีสูตรคำนวณที่หลากหลาย ซึ่งให้ความสำคัญทางด้านตัวแปรที่แตกต่างกันออกไป ซึ่งสามารถแบ่งออกเป็น 3 กลุ่มหลักๆคือ การวิเคราะห์บนแกนเวลา (Time

domain), การวิเคราะห์บนแกนความถี่ (Frequency domain) และการวิเคราะห์บนทั้งแกนเวลาและความถี่ (Time-Frequency representation)

กำหนดให้  $x_n$  คือแรงดันไฟฟ้าที่ผ่านการแปลงจากค่าจำนวนจริง (value) ที่ได้จากการวัดที่เวลาช่วงหนึ่ง โดยเก็บจำนวน  $N$  ค่า ซึ่งมีการแทนค่าในรูปแบบชุดแรงดันไฟฟ้า  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$  มีการนำไปใช้แยกสัญญาณได้ดังนี้

### 2.5.1 หลักการพิจารณาสัญญาณบนแกนเวลา (Time domain)

1. Root Mean Square (RMS) เป็นการหาค่ารากของค่าเฉลี่ยของกำลังของสัญญาณไฟฟ้างล้ามนเนื้อ

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

2. Mean Absolute Value (MAV) เป็นการหาค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์ของสัญญาณไฟฟ้างล้ามนเนื้อ หรืออาจเรียกเป็นอย่างอื่น เช่น Integral of absolute value (IAV)

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

การหาค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์ของสัญญาณไฟฟ้างล้ามนเนื้อยังมีวิธีที่นอกเหนือจากวิธีนี้ มีอีกชื่อว่า Integrated EMG (IEMG)

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

นอกจากการหาค่าของค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์ของสัญญาณไฟฟ้างล้ามนเนื้อยังคงมีอีก 2 วิธีที่เพิ่มการคำนวณของค่าสัมบูรณ์ของสัญญาณไฟฟ้างล้ามนเนื้อให้ได้ดียิ่งขึ้นอีกคือการให้น้ำหนัก (Modified Mean Absolute Value: MMAV1 and MMAV2) มีดังนี้

$$MAV1 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N w_n |x_n| \quad (2-4ก)$$

$$W_n \begin{cases} 1, & \text{if } 0.25N \leq n \leq 0.75N \\ 0.5, & \text{other} \end{cases}$$

$$MAV2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N w_n |x_n| \quad (2-4\text{ข})$$

$$W_n \begin{cases} 1, & \text{if } 0.25N \leq n \leq 0.75N \\ \frac{4n}{N}, & \text{if } 0.25N > n \\ \frac{4(n-N)}{N}, & \text{if } 0.75N < n \end{cases}$$

3. Mean Absolute Value Slope (MAVS) เป็นการหาค่าผลต่างระหว่างค่าของวิธีการวัดลักษณะเด่นของสัญญาณแบบ MAV ของค่าในตำแหน่งปัจจุบันกับค่าในตำแหน่งถัดไป โดยให้ความละเอียดของวิธีการวัดลักษณะเด่นของสัญญาณชนิดนี้ จะขึ้นอยู่กับจำนวนของ Segment ที่กำหนด

$$MAVS_i = MAV_{i+1} - MAV_i \quad (2-5)$$

เมื่อ  $i = \text{Segment}$  ตัวที่  $i$

4. Simple Square Integral (SSI) เป็นการหาค่าพลังงานของสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อ เพื่อใช้แทนลักษณะเด่นของสัญญาณ

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

5. Variance (VAR) ใช้วัดความหนาแน่นของพลังงานของสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อ ถ้าค่าสูง แสดงว่าสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อมีความเปลี่ยนแปลงมาก และบ่งชี้ว่ามีความหนาแน่นของพลังงานมาก



$$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N x_n^2 \quad (2-7)$$

6. Waveform Length (WL) เป็นการหาค่าสะสมของผลต่างระหว่างแรงดันปัจจุบันกับค่าก่อนหน้า เป็นค่าที่บ่งชี้ว่าสัญญาณไฟฟ้ากล่อมเนื้อมีการเปลี่ยนแปลงไปมากน้อยเพียงใด

$$WL = \sum_{n=1}^{N-1} |x_{n+1} - x_n| \quad (2-8)$$

7. Zero Crossing (ZC) เป็นการหาจำนวนครั้งที่ลูกคลื่นสัญญาณไฟฟ้ากล่อมเนื้อตัดผ่านระดับแรงดันไฟฟ้าที่มีการกำหนดคือ Threshold โดยทั่วไปแล้วจะใช้การนับจำนวนครั้งที่แรงดันไฟฟ้ามีการเปลี่ยนเครื่องหมายจากลบเป็นบวก หรือ เปลี่ยนจากบวกเป็นลบ

$$ZC = \sum_{n=1}^{N-1} [ \text{sgn}(x_n \times x_{n+1}) \cap |x_n - x_{n+1}| ] \quad (2-9)$$

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

8. Willison Amplitude (WAMP) เป็นการหาจำนวนครั้งที่สัญญาณไฟฟ้ากล่อมเนื้อมีการเปลี่ยนแปลงขนาดมากกว่าค่าที่กำหนดไว้ (Threshold) ส่วนใหญ่ โดยปริมาณของ Threshold จะบ่งชี้ถึงระดับความรุนแรงของกล่อมเนื้อที่มีการหดตัวในขณะที่ร่างกายออกแรงกระทำ

$$WAMP = \sum_{n=1}^{N-1} f(|x_n - x_{n+1}|) \quad (2-10)$$

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

9. Slope Sign Change (SSC) เป็นวิธีการวัดลักษณะเด่นของสัญญาณที่มีความสัมพันธ์กับวิธีการหาค่า ZC โดยเป็นการหาจำนวนครั้งที่สัญญาณไฟฟ้ากล่อมเนื่องมีการเปลี่ยนแปลงขนาดระหว่างค่าความชันที่เป็นบวกกับลบของสัญญาณในสามลำดับที่ติดต่อกัน ซึ่งจะมีการกำหนดให้นับเมื่อค่ามากกว่าค่าที่กำหนดไว้ (threshold)

$$SSC = \sum_{n=2}^{N-1} f[(x_n - x_{n-1}) \times (x_n - x_{n+1})] \quad (2-11)$$

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

10. Auto Regressive (AR) Model เป็นการหาค่าสัมประสิทธิ์ของแบบจำลอง ที่มีแนวคิดพื้นฐานที่ว่าสำหรับสัญญาณหนึ่งๆ ที่ได้ถูกสุ่มอ่านเข้ามานั้น สามารถแทนค่าแรงดันที่จุดปัจจุบันที่กำลังพิจารณา  $x_n$  ด้วยผลรวมของผลคูณระหว่างสัมประสิทธิ์ ( $\alpha$ ) และค่าแรงดันก่อนหน้าหลายๆ พจน์ และ สัญญาณรบกวนที่มีการกระจายตัวแบบ Gaussian ( $w_n$ ) ซึ่งจำนวนพจน์ของแรงดันก่อนหน้าที่ต้องการสำหรับคำนวณค่าของแรงดันปัจจุบันที่กำลังพิจารณานั้น จะถูกกำหนดโดยลำดับของแบบจำลอง

$$x_n = -\sum_{i=1}^P \alpha_i x_{n-i} + w_n \quad (2-12)$$

### 2.5.2 หลักการพิจารณาสัญญาณบนแกนความถี่ (Frequency domain)

1. Mean Frequency (MNF) เป็นการใช้ FFT เพื่อให้ได้ Power spectrum แล้วหาค่าเฉลี่ยของความถี่

$$MNF = \frac{\sum_{j=1}^M f_j P_j}{\sum_{j=1}^M P_j} \quad (2-13)$$

เมื่อ  $P_j =$  สเปกตรัมกำลัง ตัวที่  $j$

$f_j =$  ความถี่ตัวที่  $j$

2. Median Frequency (MDF) เป็นการนำ FFT เพื่อให้ได้ Power spectrum แล้วหาค่าที่ทำให้ผลรวมเป็นของความถี่เป็นครึ่งหนึ่งพอดี

$$\sum_{j=1}^{MDF} P_j = \sum_{j=MDF}^M P_j = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M P_j \quad (2-14)$$

2.5.3 หลักการพิจารณาสัญญาณบนทั้งแกนเวลาและความถี่ (Time Frequency representation)

1. Fast Fourier Transform (FFT) หรือ การแปลงฟูเรียร์อย่างรวดเร็ว อยู่บนแนวคิดพื้นฐานที่ว่า สัญญาณเชิงเวลาใดๆ เกิดจากการรวมตัวกันขององค์ประกอบสัญญาณย่อยๆ ที่เป็นสัญญาณกระแสดตรง และสัญญาณรูปคลื่นไซน์หลายๆ สัญญาณ ซึ่งมีค่าขนาดแรงดันไฟฟ้าสูงสุด ความถี่ของสัญญาณ และมุมเฟสที่แตกต่างกันไป

2. Short Time Fourier Transform (STFT) สัญญาณไฟฟ้าทุกตัวนั้นนั้น องค์ประกอบสัญญาณแต่ละความถี่ไม่ได้ปรากฏขึ้นตลอด แต่จะเกิดขึ้นเป็นช่วงๆ และบางช่วงก็จะหายไป ซึ่งการแปลงฟูเรียร์ไม่สามารถให้ข้อมูลได้ว่าองค์ประกอบสัญญาณแต่ละความถี่นั้นเกิดขึ้นและหายไปในช่วงเวลาใดบ้าง จึงมีการคำนวณสัญญาณดังกล่าวจะเริ่มจากการแบ่งสัญญาณที่สุ่มเข้ามาออกเป็นกลุ่มย่อยๆ ซึ่งแต่ละกลุ่มมีจำนวนจุดของสัญญาณไฟฟ้าที่สุ่มเข้ามาเท่ากัน หลังจากนั้นจึงคูณค่าแรงดันไฟฟ้าด้วยค่าที่เหมาะสม และจึงทำการแปลงฟูเรียร์ในแต่ละกลุ่มย่อยๆ เหล่านั้น จากผลที่ได้พบว่า สัญญาณที่มีความถี่ช่วงใด เกิดขึ้นระหว่างช่วงเวลาใดบ้าง

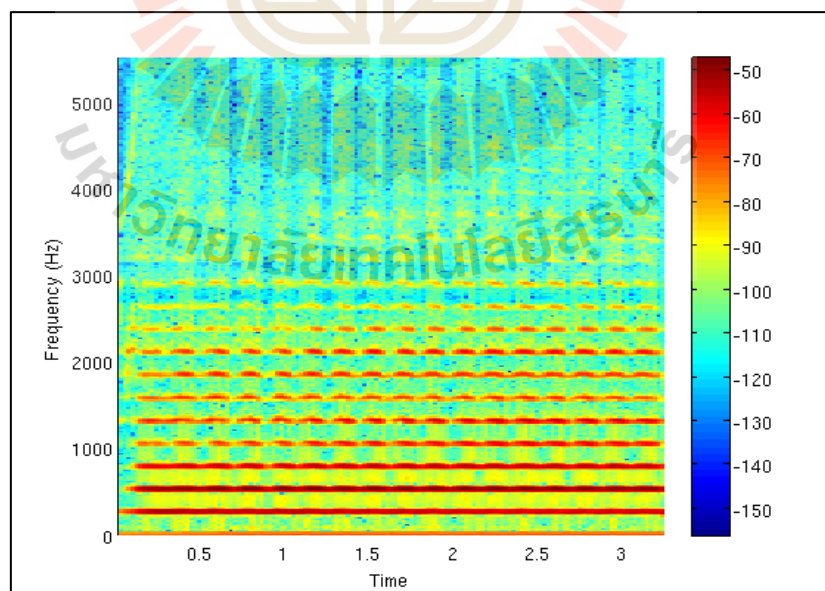
3. Wavelet Transform (WT) เป็นวิธีการวิเคราะห์สัญญาณที่มีลักษณะไม่คงที่ และเป็นการวิเคราะห์ข้อมูลระหว่างแกนเวลาและแกนความถี่ ซึ่ง Wavelet Transform นั้นสามารถปรับขนาดหน้าต่างได้แบบอัตโนมัติ โดยจะใช้หน้าต่างที่สั้นกับความถี่สูง และหน้าต่างที่กว้างกับความถี่ต่ำ ทำให้สามารถเลือกคุณลักษณะเด่นทางเวลาและความถี่ได้

4. สเปกโตรแกรมเป็นวิธีที่มองเห็นได้ในการแสดงความแรงของสัญญาณหรือ "ความดัง" ของสัญญาณเมื่อเวลาผ่านไปที่มีความถี่ต่างๆ ที่มีอยู่ในรูปคลื่นเฉพาะ ไม่เพียง แต่สามารถดูได้ว่ามีพลังงานมากหรือน้อยที่ตัวอย่างเช่น 2 Hz เทียบกับ 10 Hz แต่ยังสามารถดูว่าระดับพลังงานเปลี่ยนแปลงไปอย่างไรเมื่อเวลาผ่านไป ในทางวิทยาศาสตร์อื่น ๆ สเปกโตรแกรมมักใช้เพื่อแสดงความถี่ของคลื่นเสียงที่เกิดจากมนุษย์ เครื่องจักร สัตว์ ปลา วาฬ เครื่องบิน ไอพ่น ฯลฯ ตามที่

ไมโครโฟนบันทึกไว้ ในโลกแผ่นดินไหวมีการใช้สเปกโตรแกรมมากขึ้นเพื่อดูเนื้อหาของความถี่ของสัญญาณต่อเนื่องที่บันทึกโดยเครื่องวัดแผ่นดินไหวแต่ละตัวหรือกลุ่มเพื่อช่วยแยกแยะและระบุลักษณะของแผ่นดินไหวประเภทต่างๆหรือการสั่นสะเทือนอื่น ๆ ในโลก

เป็นวิธีที่มองเห็นได้ในการแสดงความแรงของสัญญาณหรือ "ความดัง" ของสัญญาณเมื่อเวลาผ่านไป ที่ความถี่ต่างๆที่มีอยู่ในรูปคลื่นเฉพาะ ไม่เพียง แต่สามารถดูได้ว่ามีพลังงานมากหรือน้อยที่ ตัวอย่างเช่น 2 Hz เทียบกับ 10 Hz แต่ยังสามารถดูว่าระดับพลังงานเปลี่ยนแปลงไปอย่างไรเมื่อเวลาผ่านไป ในทางวิทยาศาสตร์อื่น ๆ สเปกโตรแกรมมักใช้เพื่อแสดงความถี่ของคลื่นเสียงที่เกิดจากมนุษย์เครื่องจักรสัตว์ปลาวาฬเครื่องบินไอพ่น ฯลฯ ตามที่ไมโครโฟนบันทึกไว้ ในโลกแผ่นดินไหวมีการใช้สเปกโตรแกรมมากขึ้นเพื่อดูเนื้อหาของความถี่ของสัญญาณต่อเนื่องที่บันทึกโดยเครื่องวัดแผ่นดินไหวแต่ละตัวหรือกลุ่มเพื่อช่วยแยกแยะและระบุลักษณะของแผ่นดินไหวประเภทต่างๆหรือการสั่นสะเทือนอื่น ๆ ในโลก

การสร้าง spectrogram ใช้ FFT เป็นกระบวนการดิจิทัล ข้อมูลที่สุ่มตัวอย่างแบบดิจิทัลในโดเมนเวลาจะแบ่งออกเป็นชิ้น ๆ ซึ่งโดยปกติจะทับซ้อนกันและฟูรีเยร์จะแปลงเพื่อคำนวณขนาดของสเปกตรัมความถี่สำหรับแต่ละชิ้น แต่ละชิ้นจะสอดคล้องกับเส้นแนวตั้งในภาพการวัดขนาดเทียบกับความถี่ในช่วงเวลาหนึ่ง (จุดกึ่งกลางของชิ้นส่วน) สเปกตรัมเหล่านี้หรือการลงจุดเวลาแล้ว



รูปที่ 2.24 ภาพสเปกโตรแกรม

## 2.6 การทบทวนวรรณกรรม/สารสนเทศ (Information) ที่เกี่ยวข้อง

เพื่อให้เกิดความเข้าใจเกี่ยวกับการพิจารณาการเคลื่อนไหวของข้อเท้า โดยการวาง อิเล็กโทรด (electrode) ตามตำแหน่งต่างๆของกล้ามเนื้อเพื่อศึกษาสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ หรือ EMG (Electromyography) และศึกษาเทคนิคทางการจำแนกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่เกิดจากการเคลื่อนไหวของนิ้วมือแต่ละนิ้ว หรือวิธีการจำแนกคลื่นกล้ามเนื้อบริเวณต่างๆ จำเป็นต้องศึกษาทิศทางปริทัศน์วรรณกรรม และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง เพื่อศึกษาโครงสร้าง หลักการทำงาน ของคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่มีความสัมพันธ์กันกับกล้ามเนื้อบริเวณต่างๆและเทคนิคการจำแนกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ เพื่อเป็นความรู้และใช้เป็นแนวทางในการออกแบบสำหรับงานวิจัยต่อไปนี้ ซึ่งจากการศึกษามีปริทัศน์วรรณกรรมที่ผ่านมามีงานวิจัยที่เกี่ยวข้องดังนี้

2.6.1 งานวิจัยของ HONGFENG CHEN<sup>1</sup>, RUNZE TONG<sup>1</sup>, MINJIE CHEN<sup>1</sup>, YINFENG FANG<sup>2</sup>, HONGHAI LIU<sup>3</sup> “A HYBRID CNN SVM CLASSIFIER FOR HAND GESTURE RECOGNITION WITH SURFACE EMG SIGNALS

โดยนำการจำแนกสัญญาณแบบผสมระหว่าง CNN และ SVM โดยเก็บค่าพื้นที่ผิวสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อปกติก่อนและใช้ SVM Support Vector Machine ระบุการเคลื่อนไหว โดย SVM เป็นอัลกอริทึมที่ใช้จำแนกข้อมูลได้ง่ายในอดีต แต่ประสิทธิภาพการทำงานเทียบเท่าโครงข่ายประสาทเทียมในปัจจุบัน โดยงานนี้ได้ใช้คุณสมบัติของ SVM ร่วมกันกับ CNN ทำให้มีความแม่นยำกว่า CNN ทั้งหมด 2% และแม่นยำกว่าการจำแนกปกติถึง 9.7% ซึ่งใช้ CNN ในการแยกคุณสมบัติ และ ใช้ SVM ระบุการเคลื่อนไหวตามลำดับ

ปกติตัวการจำแนกคุณสมบัติจะสามารถดึงคุณสมบัติจาก ข้อมูลดิบ (raw EMG) ได้เลย เนื่องจากตัวแปรลดลงแต่คุณสมบัติคงที่ ทำให้ Input ไม่ชัดเจนและมักจะหลีกเลี่ยงความซับซ้อนระหว่างการหาคุณสมบัติและการจำแนก

จุดที่สามารถพัฒนาต่อจากการศึกษางานวิจัยคือการนำข้อมูลภาพมาใช้ในการเพิ่มประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน โดยปกติโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันเหมาะสำหรับข้อมูลที่เป็นรูปภาพ

2.6.2 งานวิจัยของ Dawei Huang<sup>1</sup>, Badong Chen<sup>1</sup> Senior Member “Surface EMG Decoding for Hand Gestures Based on Spectrogram and CNN LSTM.” เป็นการนำ LSTM (Long Short Term Memory) ที่ออกแบบมาสำหรับการประมวลผลแบบเป็นลำดับ (sequence) คือการเก็บ ‘สถานะ’ ของแต่ละขั้นตอนเอาไว้ด้วย ป้องกันการเรียงลำดับข้อมูลที่ผิดพลาด จะได้ทราบว่าค่านี้แท้จริงแล้วเป็นอะไรมาก่อน

โดย LSTMs โดดเด่นในการคัดเลือกและเรียงลำดับข้อมูล ทำให้ทราบว่าข้อมูลไหนที่ควรจดจำหรือข้อมูลไหนที่ควรกำจัดทิ้งออกไปในแต่ละขั้นตอน ซึ่งตัวแปรสำคัญของกระบวนการ LSTM คือ Cell state เป็นตัวเก็บ สถานะ ของ หน่วยความจำใน LSTM Gate เป็นตัวที่ควบคุมการไหลของข้อมูล ซึ่งก็คือ ค่าอะนาล็อกที่คอยควบคุมว่าเมื่อไหร่ควรจดจำข้อมูล หรือกำจัดข้อมูลทิ้งไป เหมือนกับประตูที่จะคว่ำ เมื่อไหร่ควรเปิดให้ข้อมูลไหลเข้า ไหลออก หรือไหลหายไปเลย และหลักการของ gate ก็คล้ายๆ กันตอน ใน neural network ที่จะดูว่ากระบวนการนั้นๆ จะดำเนินการต่อ หรือ ไม่ดำเนินการ จากค่าความแรงของสัญญาณที่เข้ามาในสถานะนั้นที่ผ่านการเฉลี่ยน้ำหนักข้อมูลแล้ว

อีกทั้งใช้พื้นที่ที่คลื่นไฟฟ้ากล่อมเนื้อถอดรหัสท่าทางมือบนสเปกโตรแกรมและ CNN LSTM รวมทั้ง Spectrogram CNN และ LSTM เข้าด้วยกัน ให้ความแม่นยำ 75-80% LSTM ประหยัดเวลาและยังรักษาข้อมูลสำคัญไว้

จุดที่สามารถพัฒนาต่อจากการศึกษางานวิจัยคือการนำภาพสเปกโตรแกรมมาใช้งานร่วมกับโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันอีกทั้งยังใช้ในการวิเคราะห์การเคลื่อนไหวของข้อเท้าซึ่งนำไปใช้กับกายอุปกรณ์เช่นกัน

2.6.3 งานวิจัยของ Oludare Isaac Abiodun<sup>1</sup>, Aman Jantan<sup>2</sup>, Abiodun Esther Omolara<sup>3</sup>, Kemi Victoria Dada<sup>4</sup>, Abubakar Malah Umar<sup>5</sup>, Okafor Uchenwa Linus<sup>6</sup>, Humaira Arshad<sup>7</sup>, Abdullahi Aminu Kazaure<sup>8</sup>, Usman Gana<sup>9</sup>, and Mahammad Ubale Kiru<sup>10</sup>. “Comprehensive Review of Artificial Neural Network Applications to Pattern Recognition”

จากการศึกษาโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) เริ่มต้นด้วยการประยุกต์ใช้งานที่เรียบง่ายในหลายสาขาและประสบความสำเร็จอย่างมากในด้านการจดจำรูปแบบ (PATTERN RECOGNITION) แม้แต่ในอุตสาหกรรมการผลิต แต่ยังมีปัญหา ได้แก่ การจำแนกประเภทของวัตถุดิบ การปรับขนาดการวิเคราะห์พฤติกรรมของเซลล์ประสาทในเลเซอร์ที่ซ่อนอยู่ และการจับคู่เทมเพลต นอกจากนี้การขาดวรรณกรรมในประเด็นที่เกี่ยวข้องกับแอปพลิเคชัน ANN เพื่อจดจำรูปแบบ ดูเหมือนไม่ค่อยมุ่งเน้นการวิจัยและความก้าวหน้าในด้านนี้ ดังนั้นจึงมีความจำเป็นในการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่ล้ำสมัยเพื่อแก้ไขปัญหา

การศึกษานี้ช่วยให้ผู้อ่านมีความเข้าใจที่ชัดเจนขึ้นเกี่ยวกับกระแสและแนวโน้มใหม่ในแบบจำลอง ANN ที่จัดการได้อย่างมีประสิทธิภาพ โมเดล ANN และการประยุกต์ใช้งานจดจำรูปแบบ ในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง ANN ได้มีการนำตัวบ่งชี้ทางสถิติบางอย่างสำหรับการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง ANN มาใช้ในการศึกษาจำนวนมาก เช่นการใช้ข้อผิดพลาดเปอร์เซ็นต์สัมบูรณ์ (MAPE) ค่าเฉลี่ยข้อผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAE) ข้อผิดพลาด

ค่าเฉลี่ยกำลังสองราก (RMSE) และความแปรปรวนของข้อผิดพลาดเปอร์เซ็นต์สัมบูรณ์ (VAPE) ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าโมเดล ANN ปัจจุบันเช่น GAN, SAE, DBN, RBM, RNN, RBFN, PNN, CNN, SLP, MLP, MLNN และโมเดล Transformer ทำงานได้อย่างยอดเยี่ยมในการประยุกต์ใช้ ดังนั้นการศึกษาจึงแนะนำให้เน้นการวิจัยไปที่โมเดลปัจจุบันและการพัฒนาโมเดลใหม่ควบคู่กันไป เพื่อความสำเร็จ

จุดที่สามารถพัฒนาต่อจากการศึกษางานวิจัยคือการเปรียบเทียบลักษณะของระบบโครงข่ายประสาทแบบต่างๆทำให้ทราบถึงลักษณะเด่นของแต่ละโครงข่ายประสาทเทียมว่าแต่ละโครงข่ายประสาทเทียมมีรูปแบบในการวิเคราะห์และจำแนกข้อมูลที่ต่างกันไปขึ้นอยู่กับลักษณะข้อมูลขาเข้าและข้อมูลขาออก ทำให้ทราบว่าควรนำไปใช้ในงานด้านใดถึงจะได้ค่าความแม่นยำเหมาะสม

2.6.4 งานวิจัยของ S.Vani Dr. T. V. Madhusudhana Rao Dr and Ch. Kannam Naidu.

“Comparative Analysis on variants of Neural Networks: An Experimental Study.”

โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการจัดหมวดหมู่ข้อมูลที่ได้รับเพื่อวิเคราะห์ Neural Networks มีหลายประเภทเช่น Artificial โครงข่ายประสาทเทียม (ANN), โครงข่ายประสาทเทียม Feedforward, Recurrent Neural Network (RNN), Recursive Recurrent Neural เครือข่าย (RRNN), Convolutional Neural Network (CNN), Modular Neural Network (MNN), Boltzmann จำกัค เครื่องจักร (RBM) เป็นต้น

ในบทความนี้เราได้กล่าวถึงประสิทธิภาพของ ANN, CNN, RNN และ RBM โดยที่ CNN มีเหนือกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบอื่นที่เหลือด้วยความแม่นยำ 97.81%

จุดที่สามารถพัฒนาต่อจากการศึกษางานวิจัยคือการนำโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันมาใช้ในการจำแนกภาพให้ความแม่นยำมากที่สุดในการจำแนกข้อมูล

2.6.5 งานวิจัยของ Z. Zhen, Y. Songli, Zh. Yanan, Q. Jinwu. “On the surface electromyography sensor network of human ankle movement.”

บทความนี้เกี่ยวข้องกับการศึกษาการเคลื่อนไหวของข้อเท้าของมนุษย์โดยอาศัยสัญญาณคลื่นไฟฟ้าพื้นผิว (sEMG) สัญญาณ sEMG ถูกรวบรวมจากกล้ามเนื้อส่วนต่างๆคือ gastrocnemius ด้านข้าง (LA), gastrocnemius ตรงกลาง (MG), กล้ามเนื้อหน้าท้อง tibialis (TA) และ peroneus longus (PER) ของผู้ป่วยปกติเมื่อพวกเขาขยับข้อเท้า - ยืด การเคลื่อนไหวสี่ประเภทได้รับการออกแบบรวมถึงการหดตัวสูงสุดโดยการงอ / การลงเดิน สัญญาณ EMG ดิบได้รับการประมวลผลและวิเคราะห์

ผลการทดลองยังแสดงให้เห็นว่า สัญญาณ sEMG ของ TA และ MG ให้ผลระหว่างการเคลื่อนไหวของข้อเท้า สัญญาณ EMG มีความสม่ำเสมอในช่วงเดิน ลักษณะของสัญญาณ sEMG เหมาะสำหรับการใช้เพื่อวัตถุประสงค์ในการควบคุม TA และ MG มีสัญญาณ sEMG ที่ค่อนข้างอ่อนแอในการเดินแกว่งขา ดังนั้นจึงเป็นเรื่องยากที่จะวิเคราะห์ช่วงเวลาแกว่งขา โดยถ้ามองลึกถึงการเดินสองขาเราจะพบสองขา พบว่าระยะเวลาที่เท้าอยู่กับพื้นและระยะเวลาที่เท้าแกว่งเป็นส่วนเสริม สามารถวิเคราะห์ระยะเวลาการแกว่งของขาข้างหนึ่งผ่านส่วนรองรับช่วงเวลาของขาอื่น เครื่องข่ายเซ็นเซอร์ sEMG ของข้อต่อข้อเท้าจากผลการทดลองพบว่าระยะเวลาการเดินสามารถอธิบายได้ด้วยสัญญาณ sEMG ของ TA และ MG ดังนั้นถ้าใช้ช่องเซ็นเซอร์ sEMG สี่ช่องไปยัง TA และ MG ซึ่งเป็น sEMG สร้างเครือข่ายเซ็นเซอร์ของข้อต่อข้อเท้า ความสัมพันธ์ของสัญญาณ EMG และมุมข้อเท้า เนื่องจากการเคลื่อนไหวของข้อเท้าถูกควบคุมโดยกล้ามเนื้อที่มีความสัมพันธ์บางอย่างระหว่างมุมข้อต่อและซิงเกิ้ล sEMG ในช่วงหนึ่งของการเดินสัญญาณ sEMG ของ TA และ MG

จุดที่สามารถนำไปพัฒนาต่อได้คือ การทราบตำแหน่งของกล้ามเนื้อที่ทำงานในวงจรการเดินแต่ละช่วง โดยมีความสัมพันธ์กันตลอดทั้งการเดิน เพื่อนำเซ็นเซอร์ที่จะใช้ทำการทดลองเก็บข้อมูลของกล้ามเนื้อตามตำแหน่งนั้นๆ มาวิเคราะห์การเคลื่อนไหวของข้อเท้าขณะกำลังเดิน

2.6.6 T. N. S. T. Zawawi, A. R. Abdullah, E. F. Shair, I.Halim, Rawaida.O  
“Electromyography signal analysis using spectrogram.”

บทความนี้เป็นกรณีวิเคราะห์สัญญาณ EMG โดยใช้การแจกแจงความถี่เวลา (TFD) ซึ่งเป็นโปรแกรมสเปกตรัมที่ขนาดแตกต่างกัน เนื่องจากสเปกตรัมเป็นตัวแทนของสัญญาณ EMG ในการแสดงความถี่เวลา (TFR) จึงเหมาะที่จะใช้วิเคราะห์สัญญาณ EMG โดยส่งสัญญาณจากกล้ามเนื้อ Biceps ของสองคน ระบุขนาดข้อมูลที่เหมาะสมในการแสดงค่าสเปกโตรแกรมพร้อมหน้าต่างขนาดต่างๆ เพื่อใช้ในการวิเคราะห์สัญญาณและมีการประเมินประสิทธิภาพของ TFR ผลปรากฏว่า spectrogram ที่มีขนาดหน้าต่าง 512 ให้ TFR ที่ดีที่สุดของสัญญาณ EMG และเหมาะสมในการกำหนดลักษณะของสัญญาณ

จุดที่สามารถนำไปพัฒนาต่อได้คือ การนำสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ EMG มากำหนดลักษณะการขยับข้อเท้าผ่านการแปลงสเปกโตรแกรมของสัญญาณ เพื่อเหมาะสำหรับการวิเคราะห์โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

2.6.7 Artur J. Gmerek\* , Mohammadreza Davoodi\* , N. Meskin\* and F. Jaber. “An EMG Signal Processing System for Control of an Ankle-foot Orthosis.”



บทความนี้นำเสนอเกี่ยวกับคลื่นไฟฟ้า (EMG) ตามระบบประมวลผลดิจิทัล สำหรับการประมาณทิศทางการเดินของการเคลื่อนไหวและแรงที่กระทำจากกล้ามเนื้อส่วนล่างของมนุษย์ ข้อมูลนี้สามารถใช้ในกรอบการควบคุมของกระดูกข้อเท้า - เท้า (AFOs) โดยประเมินการหดรัดตัวของกล้ามเนื้อข้อเท้าโดยสมัครใจ (VC) และความตั้งใจในการเคลื่อนไหวของผู้ใช้เพื่อควบคุม AFO ในรูปแบบที่เชื่อถือได้และมีประสิทธิภาพ ดังนั้นระบบประมวลผลข้อมูลได้รับการพัฒนาที่สามารถกำหนดพารามิเตอร์เหล่านี้จาก สัญญาณ EMG การหดรัดตัวโดยสมัครใจคำนวณจาก ค่าเฉลี่ยรากกำลังสอง (RMS) ของสัญญาณ EMG และทิศทางการเคลื่อนที่ที่ถูกระบุโดยใช้ตัวจำแนกตามคุณลักษณะการทดลองจะดำเนินการกับอาสาสมัครที่มีสุขภาพดี 5 คนและวิธีการประกอบด้วยการเลือกคุณสมบัติที่แตกต่างกันและโดยใช้ตัวแยกประเภทพื้นฐาน

ผลของงานนี้แสดงให้เห็นว่าทิศทางการเคลื่อนที่ที่สามารถประมาณแบบเรียลไทม์ได้สูงความถูกต้องจุดมุ่งหมายของงานที่นำเสนอคือการสร้างแบบเรียลไทม์ระบบกำหนดแรงที่เกิดจากขาส่วนล่างของวัตถุกล้ามเนื้อและทิศทางการเคลื่อนไหวของเท้าในระนาบ (dorsiflexion / plantarflexion movement)

จุดที่สามารถนำไปพัฒนาต่อได้คือ การวิเคราะห์จำแนกสัญญาณ EMG โดยการคำนวณจาก ค่าเฉลี่ยกำลังสอง หรือ Root Mean Square (RMS) ใช้สำหรับการแยกลักษณะข้อเท้าทั้งกระดูกขึ้นและกระดูกลง

## 2.7 สรุป

เนื้อหาในบทที่สองนี้ได้กล่าวถึงการสำรวจปริทัศน์วรรณกรรมที่ทำการสำรวจมารวมถึงความหมายและคุณสมบัติของคลื่นไฟฟ้าที่เกิดขึ้นบนร่างกายมนุษย์ อีกทั้งเพื่อให้เข้าใจถึงวงจรการเดินของมนุษย์ที่ถูกต้อง ซึ่งการเคลื่อนไหวของข้อเท้ามีบทบาทสำคัญอย่างมากในวงจรการเดิน โดยการควบคุมข้อเท้าประกอบไปด้วยการทำงานของกล้ามเนื้อหลายตำแหน่ง ศึกษาโดยวงจรการเดินโดยใช้คลื่นไฟฟ้าที่เกิดขึ้นจากการเคลื่อนไหวของร่างกายมนุษย์ ซึ่งจากการสำรวจปริทัศน์วรรณกรรมนั้นพบคลื่นไฟฟ้าที่มาจากเคลื่อนไหวของร่างกายมนุษย์ได้บ่อยคือ สัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ ซึ่งการที่จะตรวจวัดคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อนั้นต้องมีการศึกษาบริเวณกล้ามเนื้อที่ต้องตรวจวัด โดยมีความสัมพันธ์กับการเคลื่อนไหวของข้อเท้า เพื่อเป็นแนวทางในการวางตำแหน่งอิเล็กโทรดที่เหมาะสมกับการวัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ โดยการวางอิเล็กโทรดนั้นต้องรู้จักถึงชนิดของอิเล็กโทรดและหลักการใช้งานของอิเล็กโทรด เมื่อทำการวัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อนั้นสิ่งที่ได้จากอุปกรณ์การวัดนั้นเป็นค่าดิบ (Raw data) ของสัญญาณ ดังนั้นจึงต้องมีสิ่งที่มาช่วยในการจำแนกสัญญาณคือ ลักษณะเฉพาะตัวของวัตถุ (Feature) การศึกษาความเป็นไปได้

ในการจำแนกนั้นต้องรู้ถึงลักษณะเฉพาะตัวของวัตถุในรูปแบบต่างๆก่อน เพื่อการเลือกใช้วัตถุที่เหมาะสมและลดการคำนวณที่ค่อนข้างซับซ้อน โดยการนำไปใช้กับบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ได้อย่างมีประสิทธิภาพและช่วยลดต้นทุน ซึ่งการใช้ลักษณะเฉพาะตัวของวัตถุยังคงไม่เพียงพอต่อการจำแนกการเคลื่อนไหวของข้อเท้าจึงต้องมีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) คือการจำแนกสัญญาณจากข้อมูลที่มีการฝึกสอนก่อนที่จะนำชุดข้อมูลที่จะทดสอบมา เพื่อจำลองดูการทายผลการเคลื่อนไหวของข้อเท้า ซึ่งจากการศึกษาปริทัศน์วรรณกรรมที่ผ่านมานั้นพบว่าสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อโดยทั่วไปถูกนำมาวิเคราะห์โดยระบบโครงข่ายประสาทเทียมส่วนใหญ่พบที่มือเป็นหลัก โดยเมื่อนำมาเปรียบเทียบความแม่นยำ พบว่ามีความแม่นยำที่สูงมากใน ระบบประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน แต่สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจากขาช่วงล่างยังไม่มีการนำโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันมาใช้งาน



## บทที่ 3

### การออกแบบการรู้จำคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อแบบคอนวอลูชัน

#### 3.1 บทนำ

ในบทนี้ได้กล่าวถึงการออกแบบ และหลักการทำงานของกรรู้จำคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อแบบคอนวอลูชัน โดยจะออกแบบการทดลองจากการเคลื่อนไหวของข้อเท้ามนุษย์ที่ใช้ในการเดิน 1.การเดินหน้า 2.การถอยหลัง 3.การอยู่เฉยๆ และ โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนวอลูชันที่ใช้ในการทำนายลักษณะท่าทางของข้อเท้าที่ใช้ในการเดิน หลังจากนั้นจะอธิบายการนำข้อมูลที่ได้จากการทดลองมาทดสอบกับโครงข่ายประสาทเทียมต่อไป

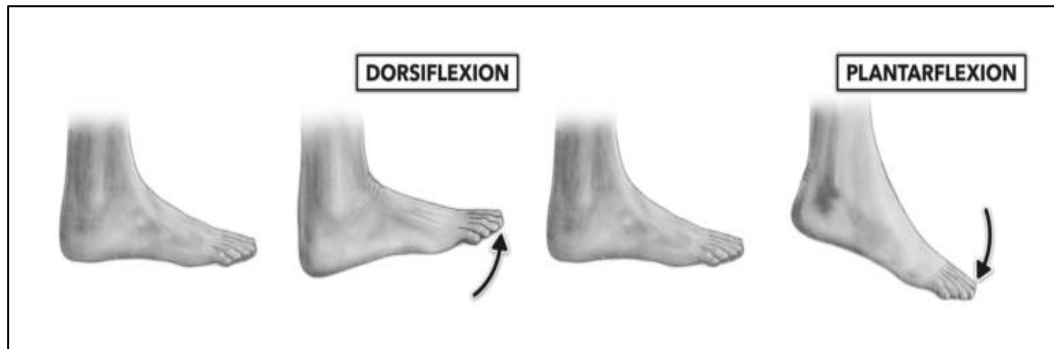
#### 3.2 การออกแบบการทดลองเก็บข้อมูลคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

ข้อต่อข้อเท้าเคลื่อนไหวเฉพาะใน dorsiflexion และ plantarflexion มันมีการเคลื่อนไหวทั้งสองทิศทางมากกว่าข้อต่ออื่น ๆ ในเท้าหรือข้อเท้า เมื่อเท้าเคลื่อนไหวเข้าสู่ dorsiflexion กล้ามเนื้อส่วนของ Talus จะเคลื่อนที่เข้าไปในพื้นที่ข้อต่อมากขึ้นและทำให้เท้าแน่นขึ้นและมั่นคงมากขึ้น เมื่อเท้าเคลื่อนไหวเข้าสู่ plantarflexion ส่วนที่แคบกว่าของกล้ามเนื้อ Talus จะสัมผัสกับกระดูกด้านบนและทำให้ข้อต่อมีความเสถียรน้อยลง

#### 3.3 กล้ามเนื้อที่ใช้ในการทดลอง

Dorsiflexion - การเคลื่อนไหวนี้คือการดึงเท้าขึ้น นิ้วเท้าเคลื่อนไหวเข้าใกล้ด้านหน้าของขาส่วนล่าง มุมระหว่างพื้นผิวที่เหนือกว่าของเท้าและขาหน้าจะเล็กลง ในภาษาเล็คนส่วนใหญ่จะพูดว่าพวกเขา "งอเท้า" เพื่อให้ได้ตำแหน่งนี้ Dorsiflexion จะมากขึ้นเมื่องอเข่าและน้อยลงเมื่อยืดเข่า เนื่องจากในการงอเข่าข้อต่อหัวเข่ามีความตึงมากขึ้นที่กล้ามเนื้อแกสโตรนีเมียส (Gastrocnemius) (กล้ามเนื้อขนาดใหญ่ที่ด้านหลังของขาส่วนล่าง)

Plantarflexion - การเคลื่อนไหวนี้กำลังเคลื่อนนิ้วเท้าออกไปจากด้านหน้าของขาหรือเพิ่มมุมระหว่างพื้นผิวที่เหนือกว่าของเท้าและข้อเท้า



รูปที่ 3.1 การกระดกเท้าขึ้น (Dorsiflexion) และ การกระดกเท้าลง (Plantarflexion)

### 3.4 อุปกรณ์บันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

การศึกษาเซ็นเซอร์ (sensor) เพื่อตรวจจับคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่คนทั่วไปสามารถเข้าถึงได้ง่าย เป็นเซ็นเซอร์ที่สามารถใช้งานได้กับบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ (microcontroller board) ซึ่งมีชนิดของอิเล็กโทรด (electrode) ที่น่าสนใจในการศึกษาอยู่สองแบบ 1. ชนิดแผ่นกาวสำเร็จรูป 2. ชนิดโลหะ ซึ่งมีรูปแบบในการเก็บข้อมูลใกล้เคียงกันขึ้นอยู่กับความเหมาะสมในการใช้งาน

#### 3.4.1 MyoWare Muscle Sensor อิเล็กโทรดชนิดแผ่นกาวสำเร็จรูป

MyoWare Muscle Sensor ใช้ในการวัดการกระตุ้นของกล้ามเนื้อด้วยศักย์ไฟฟ้า เรียกว่า Electromyography (EMG) ซึ่งโดยทั่วไปแล้วจะใช้สำหรับการวิจัยทางการแพทย์และการวินิจฉัยความผิดปกติของระบบประสาทและกล้ามเนื้อ อย่างไรก็ตามด้วยการถือกำเนิดของไมโครคอนโทรลเลอร์และวงจรรวมที่มีขนาดเล็กลง แต่มีประสิทธิภาพมากขึ้นเซ็นเซอร์ EMG ได้ค้นพบวิธีการเข้าสู่ขั้วเข็มชนิดและระบบควบคุมอื่น ๆ

แหล่งจ่ายเดี่ยว (Single supply) - MyoWare ไม่ต้องใช้แหล่งจ่ายไฟแรงดัน +/- ซึ่งสามารถเสียบเข้ากับ 3.3V ผ่านบอร์ดพัฒนา 5V ได้โดยตรง

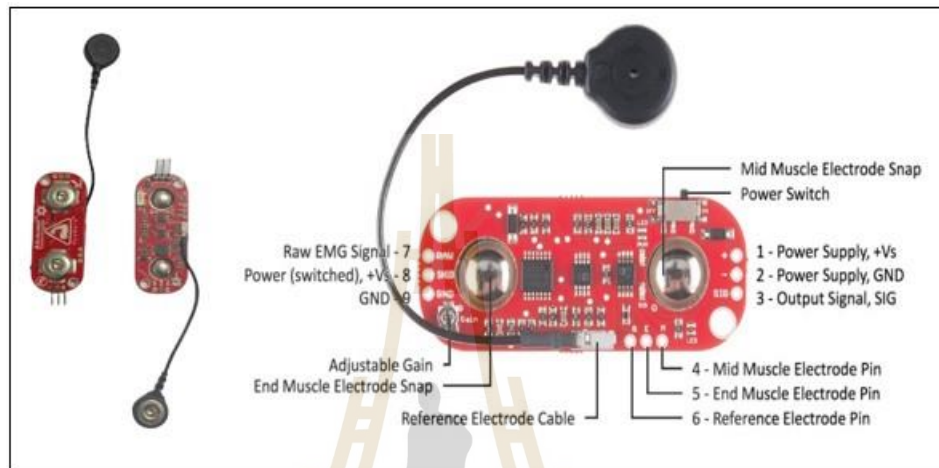
ขั้วต่ออิเล็กโทรดในตัว (Embedded Electrode Connector) - อิเล็กโทรดจะเชื่อมต่อโดยตรงกับ MyoWare ไม่ต้องใช้สายเคเบิล

สัญญาณแบบดิบ (RAW EMG Output) - มีเอาต์พุตของรูปคลื่น เป็นสัญญาณแบบดิบ (RAW EMG)

Polarity Protected Power Pins – คือการเพิ่มการป้องกันเพื่อให้ชิปเซ็นเซอร์ไม่ไหม้เมื่อเชื่อมต่อกระแสไฟโดยไม่ได้ตั้งใจหรือต่อขั้วไฟฟ้าสลับกัน

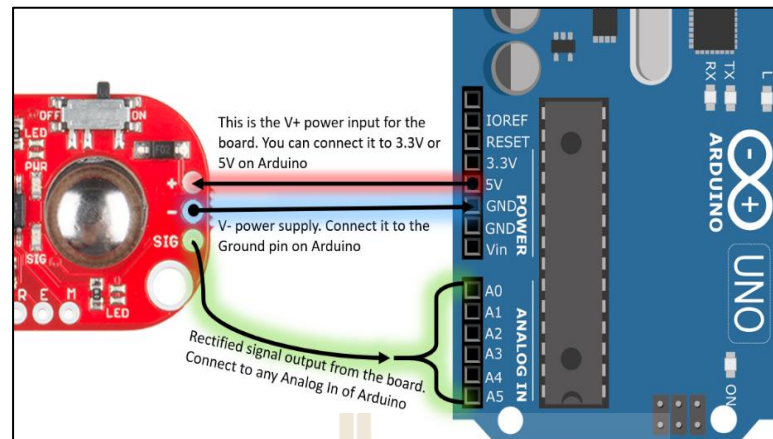
สวิตช์เปิด / ปิด (ON/OFF) - สวิตช์เปิด/ปิดบนบอร์ดง่ายสามารถทดสอบกา  
เชื่อมต่อพลังงาน

ไฟแสดงสถานะ (LED Indicator) - ไฟ LED บนบอร์ดสองดวงเพื่อแจ้งให้ทราบ  
เมื่อไฟของ MyoWare เปิดอยู่และอีกดวงหนึ่งจะสว่างขึ้นเมื่อก้ามเนื้อของคุณทำงาน



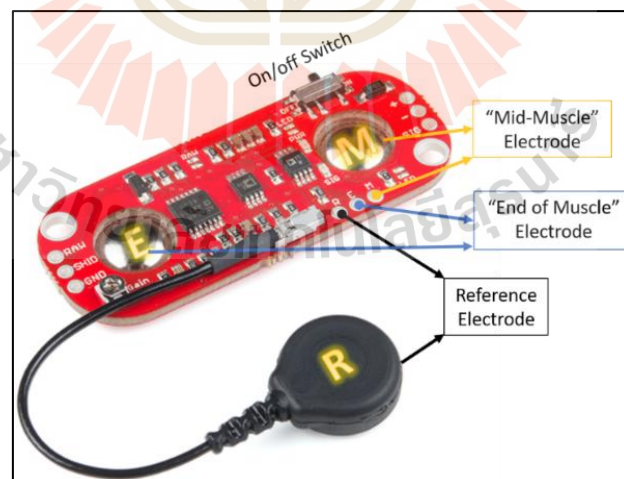
รูปที่ 3.2 MyoWare Muscle Sensor

มีรูสามรูที่อยู่ด้านขวาสุดของเซ็นเซอร์ดังรูปที่ 3.2 โดยเบอร์1 และ เบอร์2 ทำหน้าที่ให้แรงดันให้กับเซ็นเซอร์ด้วย+และ - ส่วนเบอร์3 ทำหน้าที่เป็นและรวบรวมสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อสัญญาณแก้ไขและบูรณาการ(rectified & integrated)จากเซ็นเซอร์ ซึ่ง 'SIG' หรือสัญญาณเอาต์พุตนี้จะเป็นแบบอะนาล็อก มีค่าตั้งแต่ 0-1023 Arduino ใช้สัญญาณอะนาล็อก(analog) ที่มีระดับแรงดันไฟฟ้าตั้งแต่ 0V ถึง 5V ของอินพุตไฟฟ้าซึ่งเป็นค่าสูงสุด 5V แบ่งเป็น 1024 ระดับ



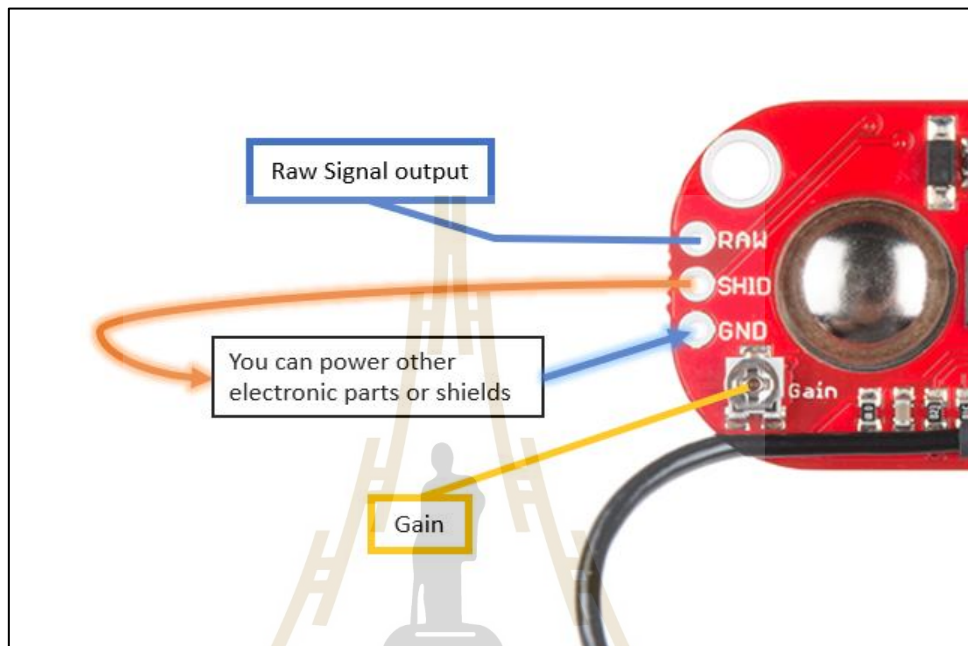
รูปที่ 3.3 Myoware muscle sensor เชื่อมกับบอร์ด Arduino

เมื่อสังเกตจากรูปที่ 3.2 MyoWare กำหนดอิเล็กโทรดที่ควรไปที่ "สิ้นสุด (end)" ของกล้ามเนื้อและควรไปที่ "กึ่งกลาง (middle)" ของกล้ามเนื้ออิเล็กโทรดสองตัววางอยู่ในทิศทางของเส้นใยกล้ามเนื้อบนท้องของกล้ามเนื้อและสามารถวางอิเล็กโทรด (electrode) 'M' และ 'E' ในทิศทางใดก็ได้ที่ต้องการ ไม่แนะนำให้วางอิเล็กโทรดโดยตรงหรือใกล้ถึงจุดสิ้นสุด (end) ของกล้ามเนื้อเนื่องจากพื้นที่เหล่านี้มีแนวโน้มที่จะสร้างสัญญาณที่ไม่เสถียร (De Luca., 2002)



รูปที่ 3.4 ขั้วไฟฟ้า

MyoWare ยังมี 3 รู (“R” /”E” /”M”) จากรูปที่ 3.4 สำหรับแต่ละขั้วไฟฟ้าเหล่านี้ในกรณีที่ต้องการใช้ขั้วอิเล็กทรอนิกส์ในตัว ต้องทำการบัดกรีสายไฟขั้วต่อเข้าไปในรูเหล่านี้เพื่อต่อไฟเข้ากับเซ็นเซอร์



รูปที่ 3.5 ช่องสัญญาณของเซ็นเซอร์

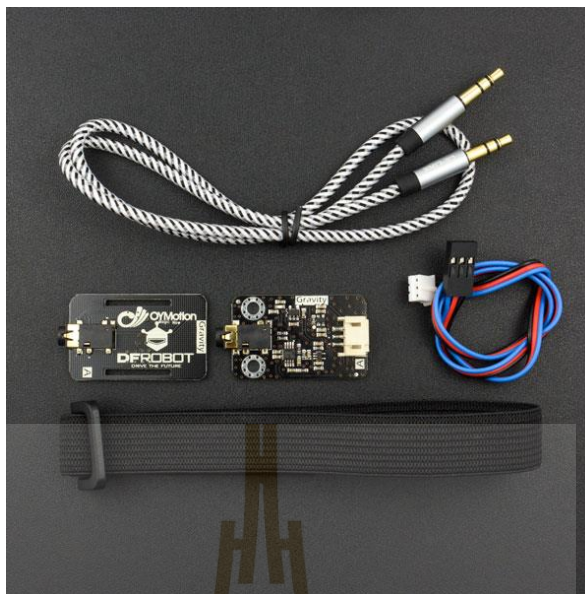
จากรูปที่ 3.5 ด้านซ้ายบนของเซ็นเซอร์มีรูส่งสัญญาณ ‘RAW’ หากต้องการรวบรวมสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อแบบดิบ (RAW) เนื่องจากสัญญาณแรงดันไฟฟ้าลบจึงไม่สามารถใส่ลงใน Arduino ได้สัญญาณเอาต์พุตดิบเหล่านี้อยู่ที่กลางประมาณ 2.5V หากใช้ไฟฟ้ากระแสตรงให้ 5V แก่ MyoWare ‘SHID’ (+) และ ‘GND’ (-) สามารถใช้กับชิ้นส่วนอิเล็กทรอนิกส์อื่น ๆ หากต้องการนำข้อมูลสัญญาณไฟฟ้าแสดงลงบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ให้เชื่อมต่อไฟตามรูปที่ 3.3



รูปที่ 3.6 การติด MyoWare เข้าผิวหนังของผู้ทดลอง

วิธีการใช้แถบอิเล็กโทรดในตัวของเซ็นเซอร์เพียงเสียบอิเล็กโทรดเข้ากับโลหะสามสแนป แล้ววางอิเล็กโทรดหลัก สองอันตามแนวของกล้ามเนื้อที่ต้องการวัดจากนั้นอิเล็กโทรดอ้างอิง (reference electrode) สามารถวางให้ห่างจากกล้ามเนื้อได้มากที่สุดขึ้นอยู่กับกล้ามเนื้อ ตรวจสอบให้แน่ใจว่า ได้สัมผัสกับกล้ามเนื้อที่วัดเมื่อวางอิเล็กโทรดอ้างอิง ซึ่งเป็นบริเวณอุดมคติ

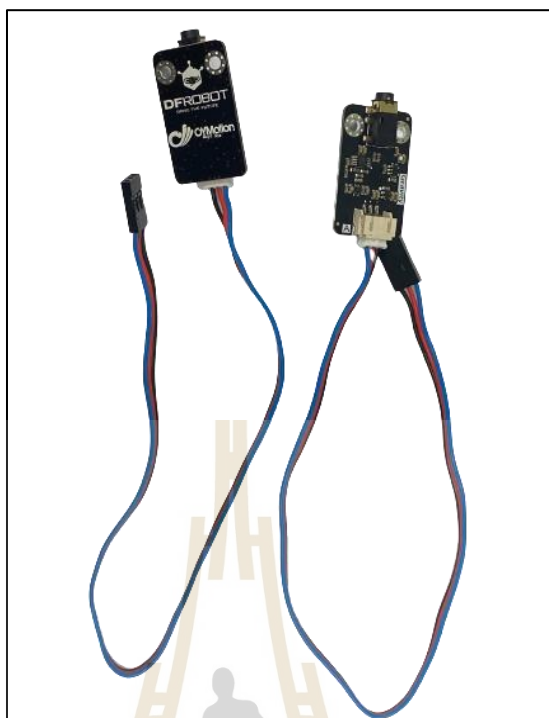




รูปที่ 3.7 OYMotion Muscle Sensor

#### 3.4.2 OYMotion Muscle Sensor อิเล็กทรอนิกส์ชนิดแผ่นโลหะ

เซ็นเซอร์นี้รวมวงจรกรองและวงจรขยาย ขยายค่า sEMG ขึ้นต่ำภายใน  $\pm 1.5\text{mV}$  1,000 เท่าและลดเสียงรบกวน (โดยเฉพาะการรบกวนความถี่กำลังไฟฟ้า) โดยใช้อินพุทที่แตกต่างกันและวงจรกรองอนาล็อก สัญญาณเอาต์พุตเป็นอนาล็อก analog ซึ่งใช้ 1.5V เป็นแรงดันอ้างอิง ช่วงแรงดันขาออกคือ 0 ~ 3.0V ความแรงของสัญญาณขึ้นอยู่กับความรุนแรงของกิจกรรมของกล้ามเนื้อ รูปคลื่นสัญญาณเอาต์พุตบ่งบอกถึงการทำงานของกล้ามเนื้อและมีส่วนช่วยในการวิเคราะห์และวิจัย sEMG โดยเฉพาะเราสามารถใช้อินพุทเป็นตัวควบคุมเพื่อตรวจจับกิจกรรมของกล้ามเนื้อเช่น ตรวจสอบว่ากล้ามเนื้อตึงหรือไม่ ความแข็งแรงของกล้ามเนื้อ ฯลฯ เซ็นเซอร์ให้การรวบรวมสัญญาณคุณภาพสูงและใช้งานง่าย ใช้อิเล็กทรอนิกส์แบบแห้งกับโมดูลและมีสัญญาณคุณภาพดีแม้ไม่มีเจลนำไฟฟ้า เมื่อเทียบกับเจลนำไฟฟ้า จะสะดวกกว่าในการใช้งาน ข้อดีนำสัญญาณได้ดี ไม่มีสัญญาณรบกวน ดังนั้นจึงเหมาะสำหรับการใช้งาน



รูปที่ 3.8 Signal Transmitter Board

การวัดด้วยเซ็นเซอร์ EMG แบบอะนาล็อกนั้นไม่รบกวนร่างกายผู้วัด สะดวกและสามารถนำไปใช้กับการติดต่อระหว่างมนุษย์กับคอมพิวเตอร์ได้ ด้วยการพัฒนาไมโครคอนโทรลเลอร์และวงจรไฟฟ้าในตัววงจรและเซ็นเซอร์ EMG ไม่ได้ถูกนำไปใช้กับงานวิจัยการตรวจจบบกกล้ามเนื้อทางการแพทย์แบบดั้งเดิม แต่เป็นระบบควบคุม

ตารางที่ 3.1 การใช้งาน Signal Transmitter Board

หมายเลข	เครื่องหมาย	รายละเอียด
1	A	สัญญาณอะนาล็อกขาออก (0~3.0V)
2	+	ให้ไฟบวก (3.3~5.5V)
3	-	ให้ไฟลบ (0V)
4	PJ-342	Probe Wiring Connector

คุณสมบัติของ OYMotion Muscle sensor

1. ช่วงแรงดันไฟฟ้า 3.3 ~ 5.5V; กระแสไฟไม่ควรน้อยกว่า 20mA กระแสกระเพื่อมและกระแสรบกวนควรวต่ำที่สุด แนะนำให้ใช้แรงดันไฟฟ้ากระแสตรงที่เสถียร
  2. ช่วงสเปกตรัมที่มีประสิทธิภาพคือ 20Hz ~ 500Hz และตัวแปลง ADC ที่มีความละเอียดสูงกว่า 8 บิตและความถี่ 1 kHz ขอแนะนำให้เก็บตัวอย่างและแปลงเป็นข้อมูลดิจิทัลเพื่อเก็บข้อมูลต้นฉบับ
  3. การวางอิเล็กโทรดโลหะแห่งควรสอดคล้องกับทิศทางของกล้ามเนื้อ
  4. ผลิตภัณฑ์ไม่ใช่เครื่องมือแพทย์มีอาชีพและไม่สามารถวินิจฉัยและรักษาโรคเป็นอุปกรณ์ช่วยได้
- Metal Dry Electrode: อายุการใช้งานยาวนาน ใช้งานง่าย อินพุตดิฟเฟอเรนเชียลอัตราส่วนการปฏิกิริยาโหมคทั่วไปสูง การใช้พลังงานต่ำ และมีแหล่งจ่ายไฟเดียว



รูปที่ 3.9 การติด OYMotion เข้าผิวหนังของผู้ทดลอง

เมื่อทำการต่ออุปกรณ์ตามตารางที่ 3.1 หลังจากนั้นให้ทำการวางขั้วไฟฟ้าโลหะแห่งควรสอดคล้องกับทิศทางของกล้ามเนื้อดังรูปที่ 3.8 สัญญาณเอาต์พุตนี้จะเป็นแบบอนาล็อก (analog) มีค่าตั้งแต่ 0-1023 Arduino ใช้สัญญาณ ที่มีระดับแรงดันไฟฟ้าตั้งแต่ 0V ถึง 5V ของอินพุตไฟฟ้าซึ่งเป็นค่าสูงสุด 5V แบ่งเป็น 1024 ระดับ หากติดตั้งอุปกรณ์ได้ถูกต้องสัญญาณที่รับได้จะอยู่ในช่วงระหว่าง 280-340 ระดับ

โดยจากคุณสมบัติของเซ็นเซอร์ทั้งสองชนิดที่แตกต่างกัน ได้นำเซ็นเซอร์ Myoware muscle sensor มาใช้ในการเก็บข้อมูลสมมติฐานที่ว่า กล้ามเนื้อ Tibialis Anterior และ กล้ามเนื้อ Gastrocnemius ทำงานสัมพันธ์กัน จากข้อดีของเซ็นเซอร์ตัวนี้คือ ไวต่อการรับสัญญาณได้ดี แต่มีข้อเสียคือ มีสัญญาณรบกวนมาก ซึ่งในการทดลองเก็บข้อมูลเพื่อใช้ในการวิเคราะห์จะใช้ เซ็นเซอร์ OYMotion Sensor เพราะมีการรบกวนสัญญาณที่น้อยและมีความแม่นยำในการรับสัญญาณจากกล้ามเนื้อแต่ละตำแหน่ง

### 3.5 การออกแบบวิธีการบันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

#### 1. หลักเกณฑ์ของการบันทึกสัญญาณ

สำหรับหลักเกณฑ์ของผู้ที่เข้าร่วมการทดลองเป็นทีมวิจัยที่ยินยอมให้มีการบันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อดังนี้

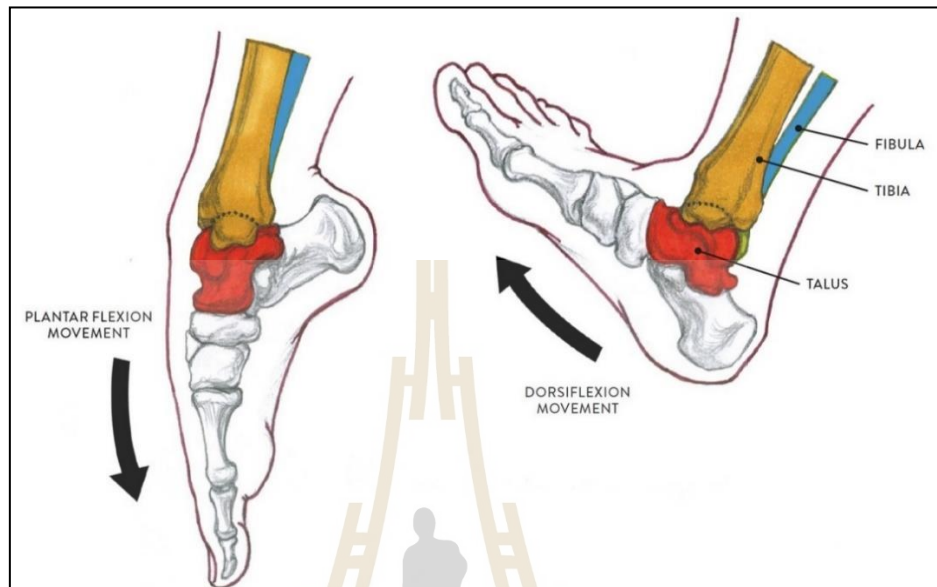
1. เป็นเพศชายและหญิงอายุระหว่าง 20-25 ปี
2. ไม่เคยได้รับผลกระทบหรือประวัติการรักษาที่เกี่ยวข้องกับระบบประสาท สมอง และกล้ามเนื้อ
3. ไม่มีประวัติเจ็บป่วยทางจิต หรือใช้ยาทางจิตเวช หรือสารเสพติดที่มีผลต่อระบบประสาท
4. มีความเต็มใจเข้าร่วมการทดลองตามที่ผู้วิจัยกำหนด โดยในงานวิจัยนี้มีทีมวิจัยเป็นเพศชาย 1 คน และเพศหญิง 3 คน

#### 2. การออกแบบรูปแบบการเคลื่อนไหวให้มีมาตรฐานเดียวกัน

เนื่องจากทีมวิจัยแต่ละคนมีลักษณะทางกายภาพไม่เหมือนกันจึงต้องกำหนดท่าทางการเคลื่อนไหวของข้อเท้าให้เป็นรูปแบบเดียวกันตามภาพ โดยลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อเท้าในการเดินจะมีอยู่ 3 ลักษณะหลักๆ ก็คือ การกระดกข้อเท้าขึ้น การกระดกเท้าลงและการที่ข้อเท้าอยู่เฉยๆ โดยออกแบบโดยให้นักวิจัยแต่ละคน เดินไปข้างหน้า และเดินถอยหลังเป็นจำนวน 1 วงจร และยืนอยู่เฉยๆ ซึ่งการเดินหน้าจะเป็นการเก็บลักษณะข้อเท้าที่มีการกระดกขึ้น ส่วนการเดินถอยหลังจะเป็นการเก็บลักษณะข้อเท้าที่มีการกระดกลง

การเคลื่อนไหวของข้อเท้า Ankle joint motion จะเห็นว่าเท้าเคลื่อนที่ไปในทิศทางขึ้นและลงที่ข้อต่อข้อเท้าอย่างไร Dorsiflexion กำลึงยกหรือแกว่งส่วนหน้าของข้อเท้าขึ้นและดันส่วนเท้าลง ในการเคลื่อนไหวโดยเฉพาะนี้ นิ้วเท้ามักจะแยกออกจากกันเล็กน้อย การเคลื่อนไหวนี้เกิดขึ้นในการเดินและวิ่งเพื่อป้องกันไม่ให้นิ้วเท้าชูดพื้นเมื่อเท้าก้าวไปข้างหน้าในการก้าวอย่าง การงอฝ่าเท้าเป็นการชี้ส่วนหน้าของเท้าลงและยกส่วนเท้าขึ้น ในการกระทำนี้ นิ้วเท้ามักจะดันเข้าหากันดังที่เห็น

ได้จากการเคลื่อนไหวของบัลเลต์หลาย ๆ แบบ การกระทำที่เหมือนบานพับนี้ขับเคลื่อนร่างกายไปข้างหน้าในการเคลื่อนไหวเช่นการเดินการวิ่งและการกระโดด



รูปที่ 3.10 ส่วนที่ศึกษาการเคลื่อนไหว

### 3. การออกแบบการวางตำแหน่งอิเล็กทรอนิกส์

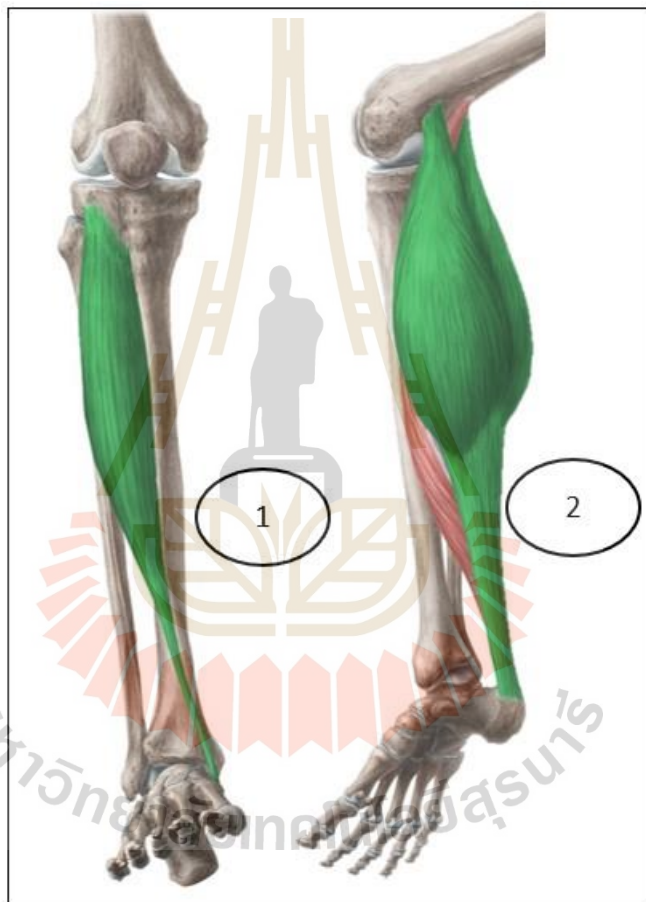
การศึกษาคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อเนื้อนี้เลือกบริเวณต้นขาได้เข้าลงมาเพียงเล็กน้อย เนื่องจากผู้พิการทางด้านขาส่วนใหญ่จะถูกตัดขาบริเวณใต้เข่าเป็นต้นไป และได้ทำการศึกษาสัญญาณบริเวณกล้ามเนื้อที่เหลือหลังจากการตัดขาแล้ว ซึ่งกล้ามเนื้อยังสามารถให้สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อได้ โดยในการจัดวางตำแหน่งของอิเล็กทรอนิกส์ต้องคำนึงถึงความเป็นไปได้ที่จะมีสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อออกมาได้ชัดเจนที่สุดและสามารถบ่งบอกการเคลื่อนไหวของข้อเท้าได้ โดยผู้ทำวิจัยได้ใช้รูปแบบของอิเล็กทรอนิกส์ทั้งสองชนิด

ชนิดแผ่นกาวสำเร็จรูปมีคุณสมบัติค่อนข้างไวต่อการตรวจจับสัญญาณคลื่นไฟฟ้าค่อนข้างสูงไม่ว่าจะเป็นสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อหรือคลื่นไฟฟ้าจากภายนอกที่ไม่ได้มาจากมนุษย์ ซึ่งเป็นชนิดแผ่นกาวมาพร้อมกับอิเล็กทรอนิกส์ที่อยู่ด้านในของแผ่นกาว สามารถเปลี่ยนได้ทุกเมื่อ ในการติดอิเล็กทรอนิกส์มีการติดทั้งหมด 2 ตัว ดังรูปที่ 3.12 เพื่อหาความเป็นไปได้ที่พบสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อได้ดีที่สุดและจำแนกความแตกต่างของสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อได้ดีที่สุดจากการเลือกติดอิเล็กทรอนิกส์ชนิดแผ่นกาวสำเร็จรูปตามตำแหน่ง 2 ตำแหน่งดังรูปที่ 3.11 นั้นได้มีการ

ทดสอบว่าพบสัญญาณใดดีที่สุด จึงได้ทำการศึกษาคำแหน่งทั้ง 2 ตำแหน่ง ซึ่ง 2 ตำแหน่งประกอบไปด้วยกล้ามเนื้อจากส่วนต่างๆบริเวณใต้ต้นขาที่สัมพันธ์กับกล้ามเนื้อดังนี้

ตำแหน่งที่ 1 เป็นกล้ามเนื้อ Tibialis anterior muscle บริเวณนี้สามารถเก็บข้อมูลที่เป็นการกระดกข้อเท้าขึ้นได้

ตำแหน่งที่ 2 เป็นกล้ามเนื้อ Gastrocnemius muscle บริเวณนี้สามารถเก็บข้อมูลที่เป็นการกระดกข้อเท้าลงได้



รูปที่ 3.11 ตำแหน่งการติดอิเล็กทรอนิกส์ทรานสดิวเซอร์บนเท้า



รูปที่ 3.12 ตัวอย่างของการใช้งานอิเล็กทรอนิกส์ชนิดแผ่นกาวสำเร็จรูป

3.1 การใช้งานอิเล็กทรอนิกส์ชนิดแผ่นกาวสำเร็จรูปนั้นต้องมีการติดอิเล็กทรอนิกส์เข้ากับเซนเซอร์ก่อนและหลังจากนั้นจึงนำไปต่อเข้ากับบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์เมื่อเปิดอุปกรณ์สามารถรับสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อได้หลังจากนั้นผู้ทดลองสามารถเลือกตำแหน่งในการติดเซนเซอร์เข้ากับผิวหนังของทีมวิจัยได้ดังรูปที่ 3.12 จากรูปเป็นตัวอย่างของการวางอิเล็กทรอนิกส์บนตำแหน่งที่ 1 และ 2 ของกล้ามเนื้อขา

3.2 การใช้งานอิเล็กทรอนิกส์โลหะ คุณสมบัติการตรวจจับสัญญาณคลื่นไฟฟ้าที่สามารถตัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้าจากภายนอกได้ดี เป็นเพียงแผ่นโลหะที่เป็นแผ่นอิเล็กทรอนิกส์แผ่นบนตัวเซนเซอร์ซึ่งง่ายต่อการติดตั้งอุปกรณ์บนผู้ทดลองทำให้สะดวกกับการใช้งานจริง ซึ่งการใช้งานแผ่นอิเล็กทรอนิกส์โลหะนั้นเป็นการบันทึกผลเพื่อนำมาวิเคราะห์แล้วหาความเป็นไปได้ที่จะนำมาใช้งานจริงเนื่องจากมีความสะดวกต่อการติดตั้งอุปกรณ์



รูปที่ 3.13 แผ่นโลหะที่ใช้รับสัญญาณไฟฟ้า

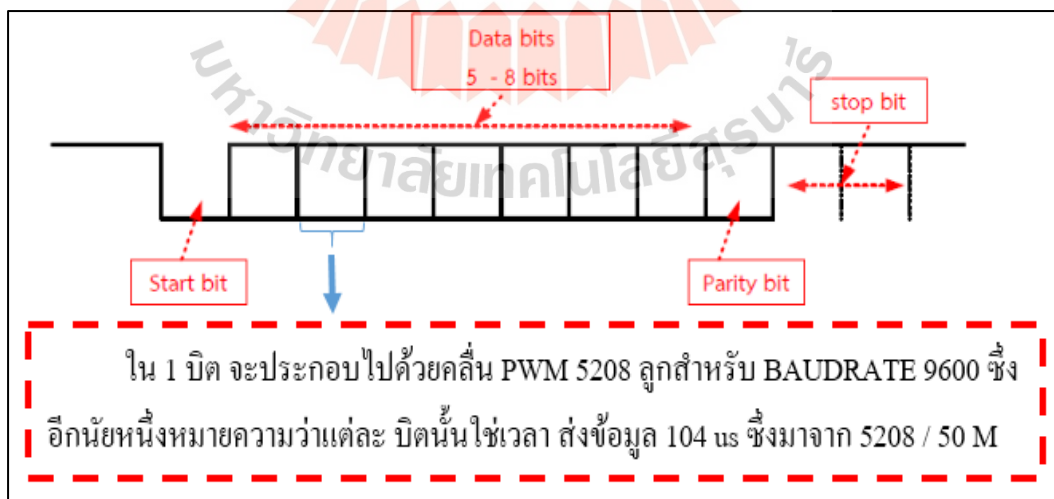
การใช้งานอิเล็กทรอนิกส์โลหะนั้นมีแผ่นอิเล็กทรอนิกส์อยู่บนเซนเซอร์ ดังนั้นจึงนำเซนเซอร์ไปต่อเข้ากับ บอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ได้โดยง่าย เมื่อเปิดอุปกรณ์สามารถรับสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อได้หลังจากนั้นผู้ทดลองสามารถเลือกตำแหน่งในการวางเซนเซอร์ เข้ากับผิวหนังของทีมวิจัยได้ดังรูปที่ 3.14 จากรูปนั้น เป็นตัวอย่างของการวางอิเล็กทรอนิกส์บนตำแหน่งที่ 1 และ ตำแหน่งที่ 2 ของกล้ามเนื้อต้นขา





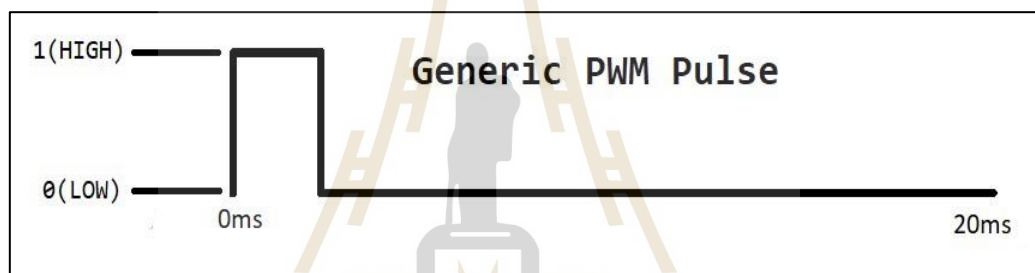
รูปที่ 3.14 ตัวอย่างของการใช้งานอิเล็กทรอนิกส์ชนิดโลหะ

### 3.6 วิธีการบันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ



รูปที่ 3.15 ตัวอย่างของการรับส่งข้อมูลผ่าน Baud rate

เมื่อได้สัญญาณคลื่นไฟฟ้ากระแสเนื้อ จากบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ ซึ่งโดยทั่วไปเราสามารถเปิดดูสัญญาณได้ปกติโดยผ่าน IDE (Integrated Development Environment) เป็นโปรแกรมสำหรับใช้เขียนโปรแกรม คอมพิวเตอร์ และฮาร์ดแวร์โปรแกรมลงบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ ซึ่งสามารถเปิดอ่านค่าที่รับเข้ามาผ่านคอมพิวเตอร์ได้โดยการกำหนด Baud rate คือ เวลาเราทำการเขียนอุปกรณ์ส่งข้อมูลแบบ UART จะเห็นว่าเราจะมีกำหนดค่า เป็น 9600 หรือ 115200 เป็นต้น ซึ่งค่าที่กำหนดมานี้จะเป็นตัวกำหนดว่าใน 1 วินาที นั้นจะทำการส่งข้อมูลได้เร็วเท่าไร ยกตัวอย่างเช่น Baud rate 9600 ดังรูปที่ 3.16 นั้น หมายความว่าในการส่งข้อมูลใน 1 วินาทีนั้น จะมีการส่งข้อมูล ขนาด 9600 bits เช่น ถ้า Clock มีค่าความถี่ 50 MHz หมายความว่าในหนึ่งวินาที นั้นจะมีคลื่น PWM (Pulse Width Modulation) เป็นเทคนิคที่ทำให้สามารถอ่าน/เขียนข้อมูลแบบ analog ด้วยสัญญาณ digital ได้ โดยตัว

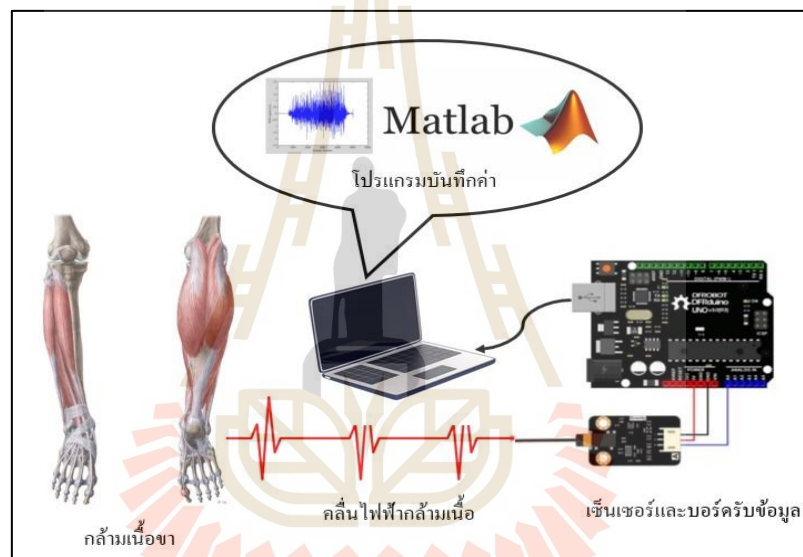


รูปที่ 3.16 แสดงสัญญาณเปิด (HIGH) และปิด (LOW)

ควบคุมการสร้างสัญญาณดิจิทัล (Digital control) จะสร้างสัญญาณคลื่นสี่เหลี่ยมออกมา ดังรูปที่ 3.17 โดยสัญญาณที่สร้างออกมาจะสลับกันระหว่าง เปิด(HIGH) กับ ปิด(LOW) รูปแบบสัญญาณเปิด-ปิดนี้สามารถจำลองเป็นแรงดันไฟฟ้าระหว่าง เปิด (5 Volts) กับ ปิด (0 Volts) เรียกช่วงที่เป็นปิดหรือเปิดตามการทำงาน เพราะช่วงที่เป็น ปิด(LOW) แรงดันไฟฟ้าจะเป็น 0 ทำให้ไม่มีการทำงาน ส่วนช่วงที่เป็น เปิด(HIGH) คือช่วงที่มีแรงดันไฟฟ้า ทำให้อุปกรณ์ทำงานได้

หาก PWM ทั้งหมด 50 ล้านลูก ซึ่งเมื่อนำ 50,000,000 หารด้วย 9600 จะได้ ประมาณ 5208 ซึ่งหมายความว่าใน 1 bit ของ Baud rate นั้น จะมีคลื่น PWM 5208 ลูก สำหรับในการส่งข้อมูล 1 บิต หรือ อีกนัยหนึ่ง คือในการส่งข้อมูล หนึ่ง บิตใช้เวลา 104 us แต่ถ้า BAUDRATE เป็น 115200 จะใช้เวลาเพียง 8.6 us ซึ่งได้มาจาก  $50 \text{ M} / 115200$  แล้วนำค่าที่ได้ คูณกับ 20 ns ซึ่งคือ คาบของความถี่ 50MHz โดยทั่วไปนั้นโปรแกรม IDE ที่ใช้กับบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ นั้นมีการออกแบบมาเพื่ออ่านข้อมูลได้เท่านั้น ดังนั้นหากต้องการเก็บหรือบันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้า

กล้ามเนื้อ นั้นต้องมีโปรแกรมประสานผู้ใช้แบบกราฟิก หรือ Graphical User Interface (GUI) เข้ามาช่วยในการบันทึกข้อมูลที่ถูกอ่านผ่านบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ มีโปรแกรม GUI ที่หลากหลายที่สามารถบันทึกค่า ซึ่งมีวิธีการบันทึกสัญญาณคือวางอิเล็กโทรด ไว้บนผิวหนังที่เป็นส่วนของกล้ามเนื้อที่ต้องการศึกษา นำเซนเซอร์ต่อเข้ากับบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ จากนั้นต่อเข้ากับคอมพิวเตอร์จะสามารถอ่านค่าผ่านโปรแกรม IDE ได้หากต้องการบันทึกค่าสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ หรือ ต้องมีโปรแกรม GUI มาช่วยในการบันทึกค่าโดยเปิดอ่านข้อมูลเหล่านั้นผ่านโปรแกรม GUI และมีโปรแกรมที่มาช่วยในการบันทึกค่าคือ Matlab Java และ Tera Term ตามรูปที่ 3.18



รูปที่ 3.17 วิธีการบันทึก

### 3.7 การวิเคราะห์และจำแนกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

หลักการในการวิเคราะห์สัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อนั้น ศึกษาความเป็นไปได้ของการหาตำแหน่งการวางอิเล็กโทรดที่พบสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อได้ชัดเจนส่งไปยังบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ จากนั้นนำสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่รับมาจากบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์มาวิเคราะห์สัญญาณออกเป็นตัวแปรที่หลากหลายขึ้น เพื่อให้เห็นถึงความแตกต่างของสัญญาณคลื่นกล้ามเนื้อไฟฟ้า ซึ่งทำให้เหมาะสมกับการจำแนกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่มาจากเคลื่อนไหวของข้อเท้า 3 ลักษณะ โดยงานวิจัยนี้มีเซนเซอร์อยู่ 2 ชนิดนำมาเก็บบันทึกเพื่อนำไปสร้างสูตรในการวิเคราะห์ค่าจำนวนจริงที่ได้จากบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์

โดยออกแบบภายใต้การประมวลผลที่มีความเป็นไปได้ในการนำไปใช้งานบนบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ ซึ่งมีเทคนิคในการวิเคราะห์ดังนี้

### 3.7.1 การเก็บค่าตามจำนวนการสุ่มตัวอย่างและสร้างแบบแผน

หลักการเก็บค่าการสุ่มตัวอย่างและสร้างแบบแผนเป็นการกรองที่มาจากเซนเซอร์ โดยจะส่งสัญญาณดิบเข้าไปผ่านการกรองโดยแก้ไขสัญญาณ (Rectified) จากนั้นทำการแก้ไขสัญญาณและบูรณาการ (Rectified & Integrated) ส่งเข้าไปยังบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์และมีการคำนวณและเก็บข้อมูลที่มาจากการคำนวณและวิเคราะห์ที่มีสูตรการคำนวณดังนี้

1. Amplitude เป็นการคำนวณออกมาเป็นแรงดัน เพื่อคำนวณค่าจำนวนจริง (Value) ที่ได้มาจากอุปกรณ์ ทำให้ผู้วิจัยสามารถเข้าถึงค่าที่รับเข้ามาแล้วอ่านค่าเป็นมาตรฐานเดียว

$$Amplitude(mV) = \frac{Value \times 3.3 \times 10^3}{675} \quad (3-1)$$

โดยที่ Value คือ ค่าจำนวนที่รับได้จากอุปกรณ์

3.3 คือ ไฟฟ้าที่จ่ายให้กับเซนเซอร์

675 คือ ค่าจำนวนจริงสูงสุดเมื่อจ่ายไฟฟ้า 3.3 โวลต์ให้กับเซนเซอร์ที่อ่านได้จากอุปกรณ์

2. Mean Absolute Value (MAV) เป็นการหาค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์ของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

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

โดยที่ N คือ จำนวนนับของสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่รับมา

n คือ หมายเลขของค่าหนึ่งค่าหนึ่งๆ

x คือ ค่าของสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

3. Peak to Average คือค่าที่นำค่าของ Amplitude ปัจจุบันมาหาความแตกต่างของสัญญาณที่คำนวณโดยช่วยลดสัญญาณรบกวนเกิดขึ้นด้วยวิธีการเปรียบเทียบกันระหว่างค่าของ Amplitude ปัจจุบันกับ Mean Absolute Value (MAV)

$$Peak\ to\ Average = Amplitude - Mean\ Absolute\ Value\ (MAV) \quad (3-3)$$

4. Increasing and Decreasing คือ การนำสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อมาสร้างรูปแบบที่คิดคำนวณออกมาเป็นค่าเปอร์เซ็นต์การเปลี่ยนแปลง

$$\text{Increasing and Decreasing} = \frac{\text{Amplitude} - \text{Mean Absolute Value}}{\text{Mean Absolute Value}} \times 100 \quad (3-4)$$

หลังจากมีการคำนวณค่าออกมาจะมีการสร้างแบบแผน (Pattern) โดยใช้ค่าจาก Peak to Average และ Increasing and Decreasing เพื่อสร้างแบบแผนเป็นรูปแบบหนึ่งที่ใช้ในการจำแนกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่มาจากการเคลื่อนไหวของข้อเท้า

### 3.7.2 การสร้างลักษณะเฉพาะตัวของวัตถุ

การสร้างลักษณะเฉพาะตัวของวัตถุเป็นการออกแบบมาเพื่อรับสัญญาณที่เป็นสัญญาณดิบจากเซนเซอร์ ซึ่งมีค่าที่สูงและต่ำสลับกันเรื่อยๆ การจำแนกการเคลื่อนไหวของข้อเท้านั้นมีรูปแบบการเคลื่อนไหวที่แตกต่างกัน แต่สัญญาณที่รับได้เป็นเพียงค่าจำนวนจริงเท่านั้นจึงทำให้สิ่งที่ได้นั้นยังคงไม่เพียงพอต่อการจำแนกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่เกิดจากการเคลื่อนไหวของข้อเท้าแต่ละลักษณะ ดังนั้นการสร้างลักษณะเฉพาะตัวของวัตถุจำเป็นต้องมีเพื่อระบุได้ถึง ความแตกต่างที่เกิดจากการเคลื่อนไหวข้อเท้าแต่ละลักษณะ ก่อนที่จะใช้การพัฒนาเรียนรู้ของเครื่อง เพื่อมาช่วยในการจำแนกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่เกิดจากการเคลื่อนไหวของข้อเท้าแต่ละลักษณะ โดยพัฒนาการสร้างลักษณะเฉพาะตัวของวัตถุนั้นต้องสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์โดยที่ไม่ใช้ทรัพยากรของบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์มากเกินไป เพื่อให้มีความเร็วในการประมวลผลบนไมโครคอนโทรลเลอร์ ซึ่งมีการสร้างลักษณะเฉพาะตัวของวัตถุ ดังนี้

1. Maximum Value คือ การเก็บที่สูงสุดของค่าจำนวนจริง (value) ที่ได้จากอุปกรณ์ โดยการเก็บมีการเก็บจำนวนค่า 1 ค่าจากค่าทั้งหมดขึ้นอยู่กับข้อกำหนดค่าการสุ่มตัวอย่าง มีการเริ่มเก็บใหม่เมื่อครบตามจำนวนที่กำหนดไว้ของค่าการสุ่มตัวอย่าง

2. Minimum Value คือ การเก็บที่ต่ำสุดของค่าจำนวนจริงที่ได้จากอุปกรณ์ โดยการเก็บมีการเก็บจำนวนค่า 1 ค่าจากค่าทั้งหมดขึ้นอยู่กับข้อกำหนดค่าการสุ่มตัวอย่างที่มีการเริ่มเก็บใหม่เมื่อครบตามจำนวนที่กำหนดไว้ของค่าการสุ่มตัวอย่าง

### 3.8 การเรียนรู้ของเครื่องบนบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์

#### 3.8.1 ความหมายของการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)

การเรียนรู้ของเครื่องเป็นศาสตร์แขนงหนึ่งที่ทำให้คอมพิวเตอร์มีความสามารถในการเรียนรู้ด้วยตนเอง เมื่อมีข้อมูลเข้ามาสามารถทำนายหรือตัดสินใจได้โดยปราศจากการทำงานตามลำดับคำสั่งโปรแกรมหรือสามารถคิดได้ด้วยตนเอง การเรียนรู้ของเครื่องนั้นเป็นการรวมของศาสตร์หลายแขนงไม่ว่าจะเป็น วิทยาการคอมพิวเตอร์, วิศวกรรม และโดยเฉพาะอย่างยิ่งสถิติ นอกจากนี้มันยังเชื่อมโยงกับองค์ความรู้ปลายทางที่เราต้องการนำไปประยุกต์ใช้ เช่น ชีววิทยา เคมี หลักการตลาด เป็นต้น

#### 3.8.2 ความรู้พื้นฐานของการพัฒนาการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)

ประเภทต่างๆ ของข้อมูลที่ได้ในรูปแบบที่ต่างกัน ซึ่งต้องมีตัวแยกเรียกสิ่งเหล่านี้ที่ใช้เป็นตัววัดว่า Features หรือ Attributes ข้อมูลที่แตกต่างกันได้จากการเก็บตัวอย่างข้อมูลที่เกิดขึ้นจริงตามธรรมชาติ ตัวอย่างข้อมูลที่ไปสำรวจมาเหล่านี้เรียกว่า Instances โดยแต่ละ Instance ต้องประกอบด้วย Features ที่ต้องการใช้วัดด้วย จุดประสงค์ของข้อมูลคือเมื่อได้ข้อมูลใหม่ ระบบต้องจำแนกได้ข้อมูลนั้นคือข้อมูลอะไร การเรียนรู้ของเครื่องจักรเพื่อจำแนกประเภทเราเรียกว่า Classification มีหลายอัลกอริทึมเพื่อใช้สอนคอมพิวเตอร์ในการทำ Classification แต่โดยพื้นฐานต้องมีชุดข้อมูลหนึ่งก่อน โดยชุดข้อมูลนี้ได้จากการเก็บตัวอย่างจริง แล้วส่งให้คอมพิวเตอร์เพื่อให้คอมพิวเตอร์เรียนรู้ที่จะแยกประเภทได้โดยอาศัยการเรียนรู้จากข้อมูลที่มีอยู่ ซึ่งเป็นข้อมูลที่ต้องมีคุณภาพใส่เข้ามาแรกเริ่มเพื่อให้เครื่องจักรเรียนรู้เรียกว่า Training set

เมื่อออกแบบอัลกอริทึมเสร็จต้องทดสอบ โดยลองใส่ข้อมูลให้คอมพิวเตอร์แล้วแยกประเภทได้ถูกต้องหรือไม่ ข้อมูลที่ใส่เพื่อทดสอบความแม่นยำของอัลกอริทึมเรียกว่า Test set เมื่อโปรแกรมมีความแม่นยำเพียงพอแล้วจึงบอกได้ว่าคอมพิวเตอร์เรียนรู้จากข้อมูลที่มีหรือมี Knowledge representation

#### 3.8.3 ประเภทของการพัฒนาการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)

ประเภทของ Machine Learning สามารถจำแนกตามหน้าที่และขอบเขตปัญหาได้หลักๆ คือ Supervised Learning, Unsupervised Learning และ Reinforcement Learning มีรายละเอียดของแต่ละประเภทดังนี้

1. Supervised Learning การที่โปรแกรมจำแนกได้ว่าข้อมูลที่ใส่เข้ามาหมายถึงข้อมูลชนิดไหนจำเป็นต้องใส่ Training Examples หรือตัวอย่างจริงให้กับโปรแกรมก่อน เพื่อให้มันเรียนรู้จากตัวอย่างเหล่านี้แล้วไปทำนายจากสิ่งที่ส่งเข้ามาเพื่อให้มันคัดแยกอีกที จะเห็นได้ว่า Classification ต้องอาศัยการสอนก่อน คือสอนให้มันรู้จักข้อมูลจากตัวอย่างจริงก่อน ถ้ามีข้อมูลประเภทแบบนี้มี Target Variable แบบที่เหมาะสม ลักษณะการทำงานที่ต้องอาศัย Training Examples เรียกว่า Supervised Learning

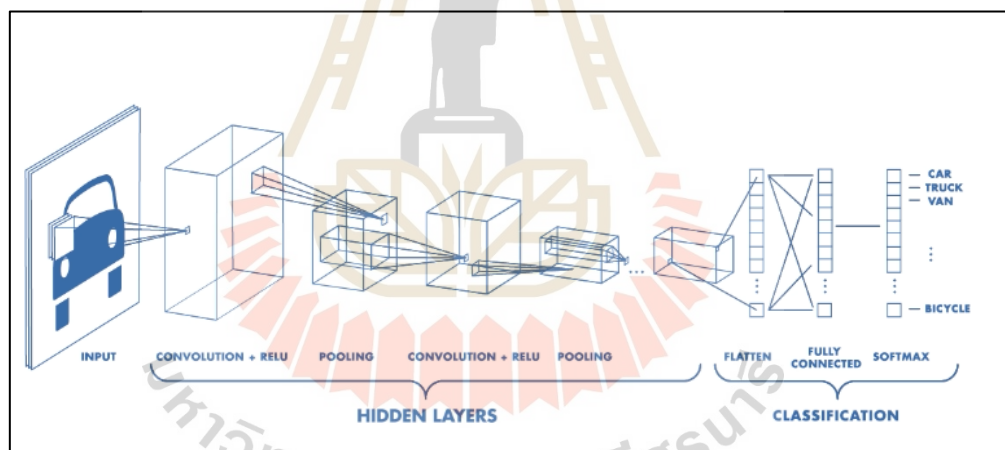
อีกหนึ่งตัวอย่างของ Supervised learning คือ Regression ในปัญหาแบบ Classification ผลลัพธ์ที่ได้จำกัดไม่สามารถระบุข้อมูลที่เป็นข้อมูล 2 ชนิดมารวมกันทำให้เกิดประเภทผลลัพธ์ใหม่ได้ ซึ่ง Regression นั้นผลลัพธ์จะอยู่ในช่วงๆหนึ่งและเป็นตัวเลขจำนวนเต็ม และตัวเลขที่เป็นทศนิยมได้

2. Unsupervised Learning ซึ่ง Unsupervised learning นั้น ตรงกันข้ามกับ Supervised learning การเรียนรู้แบบนี้จะไม่มีกระบวนการผลลัพธ์ (Target variable) ที่ต้องการไว้ก่อน ให้คอมพิวเตอร์หาความสัมพันธ์จากข้อมูลเอง จึงกล่าวได้ว่าการเรียนรู้ประเภทนี้เป็นการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอนนั่นเอง ตัวอย่างของ unsupervised learning เช่นการแบ่งกลุ่มข้อมูลหรือที่เรียกว่า clustering กระบวนการแบ่งกลุ่มข้อมูลนี้เป็นการจัดวัตถุต่างๆให้อยู่ในกลุ่มที่เหมาะสม โดยวัตถุในกลุ่มเดียวกันจะคล้ายกัน และแตกต่างจากวัตถุในกลุ่มอื่น clustering ต่างจาก classification ตรงที่ classification นั้นรู้ประเภทเป้าหมายล่วงหน้า แต่ clustering เราไม่รู้กลุ่มล่วงหน้า ประโยชน์ของ clustering เช่น ใช้แบ่งกลุ่มลูกค้าออกเป็นกลุ่มย่อย ๆ เพื่อให้สามารถวางกลยุทธ์ทางการตลาดที่เหมาะสมกับลูกค้าแต่ละกลุ่มได้มากขึ้น

3. Reinforcement Learning การเรียนรู้แบบเสริมกำลัง หรือ reinforcement learning เป็นการเรียนรู้ที่คอมพิวเตอร์จะสนใจความเป็นไปได้ของข้อมูลชุดใหม่เป็นพิเศษ โดยคำนวณและหาวิธีใหม่ตามข้อมูลที่มีอยู่ ซึ่งคือความเป็นไปได้ที่ข้อมูลเปลี่ยนไป

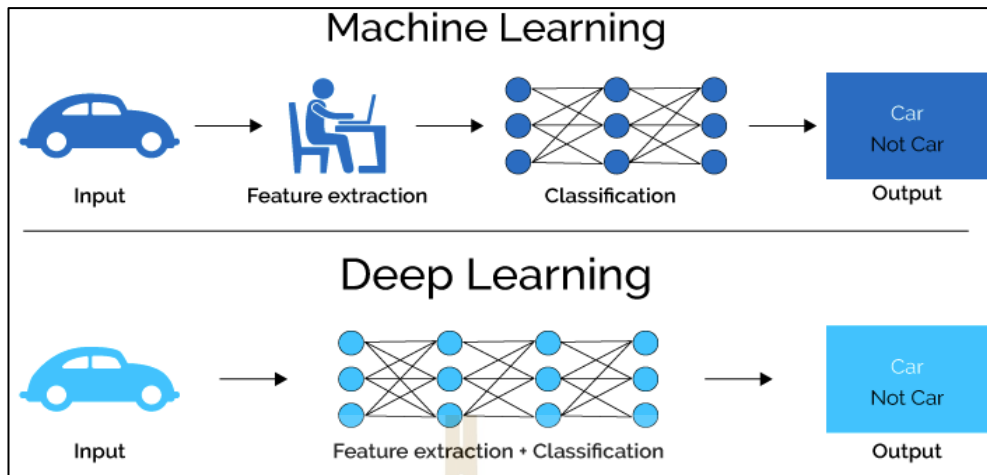
4. Convolution Neural network เครือข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network) หรือ CNN จัดเป็น เครือข่ายประสาทเทียมประเภทหนึ่งที่อยู่ในกลุ่มวิธีการค้นหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุด (Optimizations) ที่ได้รับแรงบันดาลใจจากสิ่งมีชีวิตจากธรรมชาติ (Bio-inspired) โดยที่ CNN จะจำลองการมองเห็น ของมนุษย์ที่มองเห็นที่เป็นส่วนที่ย่อยๆ จากนั้นนำกลุ่มของพื้นที่ย่อยๆเหล่านั้นมาผสานกันเพื่อ ตรวจสอบดูว่าสิ่งที่กำลังมองอยู่ในพื้นที่หรือภาพดังกล่าวหรือไม่ หรืออาจกล่าวได้ว่าเป็นการตรวจจับ หรือการสกัดลักษณะเด่น (Feature extraction) ของภาพ และเรียกว่าเป็น “Local feature” ของ ภาพดิจิทัลนั้นๆ ค่า Local feature ของภาพที่ตรวจจับได้นั้นถือเป็นส่วนหนึ่งของเครือข่ายประสาท เทียม (Artificial neural networks,

ANN) ที่จะถูกปรับไปพร้อม ๆ กับตัวที่ใช้ในการแบ่งแยกประเภท (Classifier) ดังนั้นเมื่อทำการสอนให้เครือข่ายทำการเรียนรู้ (Training) เสร็จสิ้นแล้วจะได้ลักษณะของเครือข่ายประสาทเทียมที่สามารถสกัดและจำแนกลักษณะเด่น (Feature extractor) ที่เหมาะสมกับงาน ซึ่งถือว่าเป็นจุดเด่นของเครือข่าย CNN เครือข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันจัดว่าเป็นการเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning) ซึ่งมีความแตกต่างไปจากการเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine learning) ทั่วไป ที่ผู้ใช้งานจะต้องทำการสกัด ลักษณะเด่นด้วยตนเองก่อนจะป้อนเป็นอินพุตให้กับเครือข่ายประสาทเทียมใช้ในการเรียนรู้ ส่วนการเรียนรู้เชิงลึกนั้นมีการใช้เครือข่าย ANN ที่มีชั้นซ่อนเร้น (Hidden layers) หลายชั้น ทั้งนี้เพื่อเพิ่ม ความสามารถในการคิดที่มากกว่าปกติทำให้สามารถทำการคำนวณ โจทย์ปัญหาซับซ้อนได้สามารถใช้ เทคนิคต่าง ๆ ได้มากขึ้น และที่สำคัญที่สุดคือ CNN สามารถทำการคิดอย่างเป็นขั้นเป็นตอนได้ซึ่ง สามารถลอกเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ได้ดีขึ้น แผนภาพตัวอย่างสถาปัตยกรรมของ เครือข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันและแผนภาพแสดงความแตกต่างระหว่าง Machine learning กับ Deep learning แสดงในรูปที่ 3.18 และรูปที่ 3.19 ตามลำดับ



รูปที่ 3.18 CNN Convolution Neural Network: CNN





รูปที่ 3.19 Machine Learning และ Deep Learning

สถาปัตยกรรมของเครือข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันแสดงในรูปที่ 3.18 ซึ่งแสดงให้เห็นว่า CNN คือ Neural networks (NN) ที่มีหลายเลเยอร์ (Layers) และโครงสร้างเฉพาะตัวซึ่งถูกออกแบบมาเพื่อ การเพิ่มความสามารถในการสกัดเอกลักษณ์เด่น (Features) ที่มีความซับซ้อนมากยิ่งขึ้นจากข้อมูล ใน ปัจจุบัน CNN มักจะถูกใช้เพื่อการสกัดลักษณะเด่นจากข้อมูลประเภทที่ไม่ค่อยเป็นระเบียบหรือข้อมูลที่ไม่ได้มีโครงสร้างเป็นรูปแบบเฉพาะตัว (Unstructured data) เช่น ภาพดิจิทัล (Digital image) เป็นต้น การคำนวณตามสถาปัตยกรรมของ CNN มีขั้นตอนการคำนวณที่แบ่งออกได้ 3 ขั้นตอนคือ ขั้นตอนการคอนโวลูชัน (Convolution stage) ขั้นตอนการตรวจจับ (Detector stage) และขั้นตอน การพูลลิ่ง (Pooling stage) 1.) ขั้นตอนการคอนโวลูชัน (Convolution stage) การคำนวณในขั้นตอนนี้จะใช้หลักการ เดียวกันกับการคำนวณคอนโวลูชันเชิงพื้นที่ (Spatial convolution) ที่ใช้งานในด้าน การประมวลผล ภาพดิจิทัล (Digital image processing) จุดมุ่งหมายของการคำนวณคอนโวลูชันเชิงพื้นที่กับรูปภาพ ดิจิทัลก็คือ การสกัดลักษณะเด่นจากรูปภาพอินพุตแบบดิจิทัล โดยการคำนวณคอนโวลูชันทำให้เกิดการ แปลงเชิงเส้น (Linear transformation) ของรูปภาพอินพุตที่สอดคล้องกับในข้อมูลเชิงพื้นที่จากตัว กรอง (Filters) โดยมีค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) ของแต่ละ layer จะเป็นตัวกำหนดรายละเอียดของคอน โวลูชันเคอร์เนล (Convolution kernel) ดังนั้น Convolution kernel สามารถทำการเทรน (Training) หรือทำการฝึกสอนได้และขึ้นอยู่กับอินพุตของเครือข่ายประสาทเทียมแบบ CNN ขั้นตอนการคอนโวลูชันจะเริ่มจากการกำหนดจำนวนของตัวกรอง (Filters) สำหรับใช้ในการ แยกลักษณะเด่นหรือ Feature ของรูปภาพโดยปกติตัวกรอง 1 ตัวกรองจะสามารถทำการคัดแยกได้ 1 Feature โดยต้องมีการกำหนดขนาดของหน้าต่าง Sliding window หรือขนาดของเคอร์เนล (Kernel size) ที่ใช้ของตัวกรองนั้น ๆ ไว้ด้วย ในขั้นตอนนี้

จะมีการคำนวณคอนโวลูชันเชิงพื้นที่ (Spatial convolution) ระหว่างตัวกรองกับ รูปภาพอินพุตโดยใช้การเทคนิค Sliding window หรือการสแกนรูปอินพุตเพื่อสร้างฟังก์ชันลักษณะ (Feature map) โดยมีการกำหนดค่า Strides เพื่อให้ Sliding window ทำการเลื่อนตำแหน่งไปครั้งละ กี่พิกเซลภาพ (Pixels) ในขั้นตอนของการสแกนภาพอินพุตตามแกนแนวดิ่งและแนวแกนนอนให้ ครอบคลุมตลอดทั้งรูปภาพอินพุต 2.) ขั้นตอนการตรวจจับ (Detector stage) ในขั้นตอนนี้จะทำหน้าที่รับข้อมูลที่ได้จากขั้นตอน Convolution stage มาแปลงให้อยู่ในรูปแบบที่ไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear) โดยใช้ฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation function) เช่น Rectified Linear Units (ReLU) โดยผลลัพธ์ที่ได้จากการทำคอนโวลูชัน ในแต่ละตำแหน่งจะผ่านการแปลงค่าด้วยฟังก์ชัน ReLU ที่เป็นการแปลงแบบไม่เป็นเชิงเส้น เพื่อความง่ายในการคำนวณและประสิทธิภาพของผลลัพธ์ 3.) ขั้นตอนการพูลลิ่ง (Pooling stage) การคำนวณ Pooling เป็นการประมวลผลที่ทำให้เกิด การลดขนาดข้อมูลหรือการสุ่มค่า (Subsampling) ข้อมูลโดยทำให้ข้อมูลที่ได้อาจด้านเอาต์พุตมีขนาดเล็กกลง โดยที่รายละเอียดของข้อมูลที่ป้อนเข้ามายังคงครบถ้วนเหมือนเดิม การพูลลิ่งแบบค่าสูงสุด (Max Pooling) เป็นตัวกรองแบบหนึ่งที่ยกค่าสูงสุด (Maximum) ในบริเวณที่ตัวกรองทาบอยู่แล้วนำมา เป็นผลลัพธ์โดยจะเตรียมตัวกรองในลักษณะเดียวกับขั้นตอนการทำ Feature extraction ของ CNN มาทาบบนข้อมูลแล้วเลือกค่าสูงสุดบนตัวกรองนั้นมาเป็นผลลัพธ์ใหม่ จากนั้นทำการเลื่อนตัวกรองไป 16 ตาม Stride ที่กำหนดไว้ การ Pooling มีประโยชน์ในเรื่องของการเพิ่มความไวในการคำนวณและยัง ช่วยในการแก้ปัญหาการเกิด Overfitting ในขั้นตอนของการเรียนรู้ วิธีการ Pooling ที่นิยมใช้ทั่วไปคือ วิธีการ MAX Pooling กับวิธีการ L2 โดยในสถาปัตยกรรม ของ CNN โดยทั่วไปแล้ว การคำนวณ Pooling จะใช้ขนาดของหน้าต่างในการคำนวณเท่ากับ 2x2 และ ใช้ขนาดของ Stride เท่ากับ 2 โดยที่ไม่ต้องมีการเพิ่มพิกเซลภาพ (Padding) ที่บริเวณขอบของภาพ ซึ่ง เป็นวิธีการคำนวณที่แตกต่างไปจากการคำนวณ Convolution โดยทั่วไป เป็นการทำให้ Feed forward หรือการคำนวณผลลัพธ์ของโมเดลเท่านั้น

#### การเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

ขั้นตอนการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ที่ได้นำมาประยุกต์ใช้กับการสร้างภาพ ความแม่นยำสูงด้วยการประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (CNN) สามารถสรุปได้ดังนี้

1. ทำการจัดเตรียมฐานข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ให้กับเครือข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ซึ่งเป็นข้อมูลภาพที่ได้จากการแปลงสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ ไปเป็นสเปกโตรแกรมจำนวน 900 รูปจากอาสาสมัคร 3 คน คนละ 300 ภาพ เป็นการแสดงท่าทางการขยับข้อเท้า 3 รูปแบบ จำนวนรูปแบบละเท่าๆกัน

2. ทำการกำหนดจำนวนกลุ่มภาพย่อยขนาดเล็ก (Mini-batch) สำหรับการเรียนรู้ในแต่ละรอบของเครือข่ายประสาทเทียม และกำหนดขนาดพิกเซลของภาพเพื่อใช้ในการดึงหรือสกัดลักษณะเด่นข้อมูลภาพสำหรับการเรียนรู้ ซึ่งโดยทั่วไปจะใช้กลุ่มภาพย่อยขนาดเล็กเท่ากับ 3 กลุ่ม และภาพย่อยดังกล่าวจะมีขนาด 28x28 พิกเซล และสามารถปรับเปลี่ยนการตั้งค่าได้ อย่างไรก็ตามในขั้นตอนการเรียนรู้แต่ละรอบนั้น จะมีกลุ่มของภาพย่อยเพียงกลุ่มเดียวเท่านั้นที่จะถูกสกัดลักษณะเด่นเพื่อการเรียนรู้ และทุกภาพย่อยจะใช้วิธีการสุ่มโดยสุ่มเลือกที่ตำแหน่งต่าง ๆ ของภาพ สามารถกำหนดค่าอัตราขยายภาพแบบหลายอัตรา (Multiscale factor) ได้ในขั้นตอนนี้

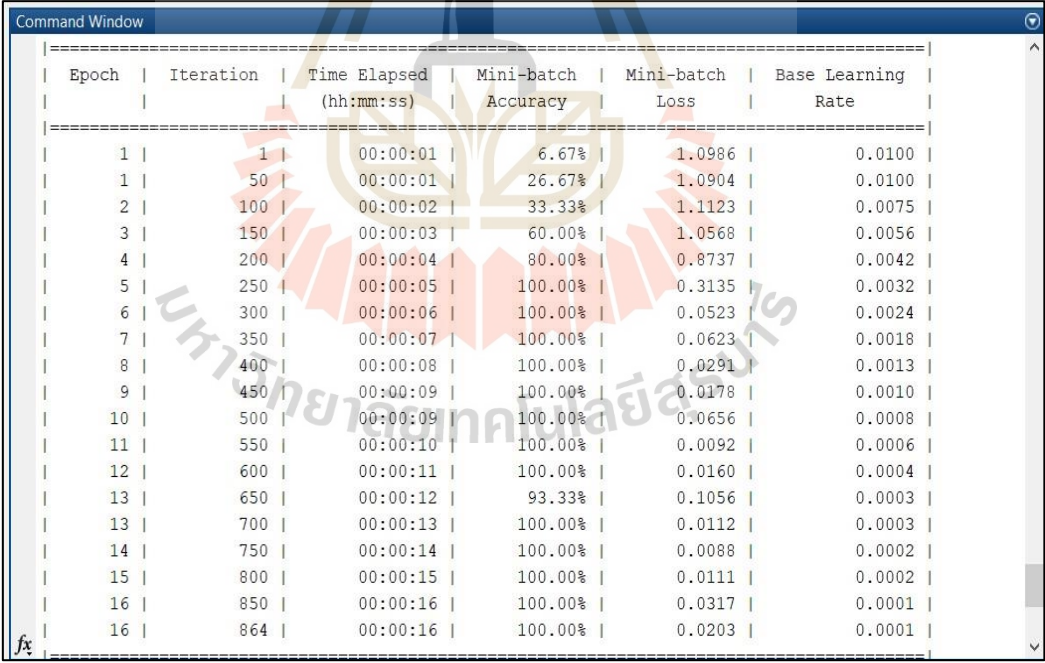
3. กำหนดจำนวนชั้น (Layers) ของเครือข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ผู้วิจัยได้กำหนดจำนวนชั้นของเครือข่ายเท่ากับ 28 เพื่อลดขนาดภาพในการคัดเลือกคุณสมบัติจากเมทริกซ์ 4X4 ที่ลงตัว และใช้การคำนวณคอนโวลูชันแบบ 2 มิติ (2-D convolution layer) โดยใช้กล่องเครื่องมือ Neural Network Toolbox™ ในโปรแกรม MATLAB เป็นตัวช่วยในการพัฒนาโปรแกรม



รายละเอียดการตั้งค่ากำหนดในตารางที่ 3.2 ดังนี้

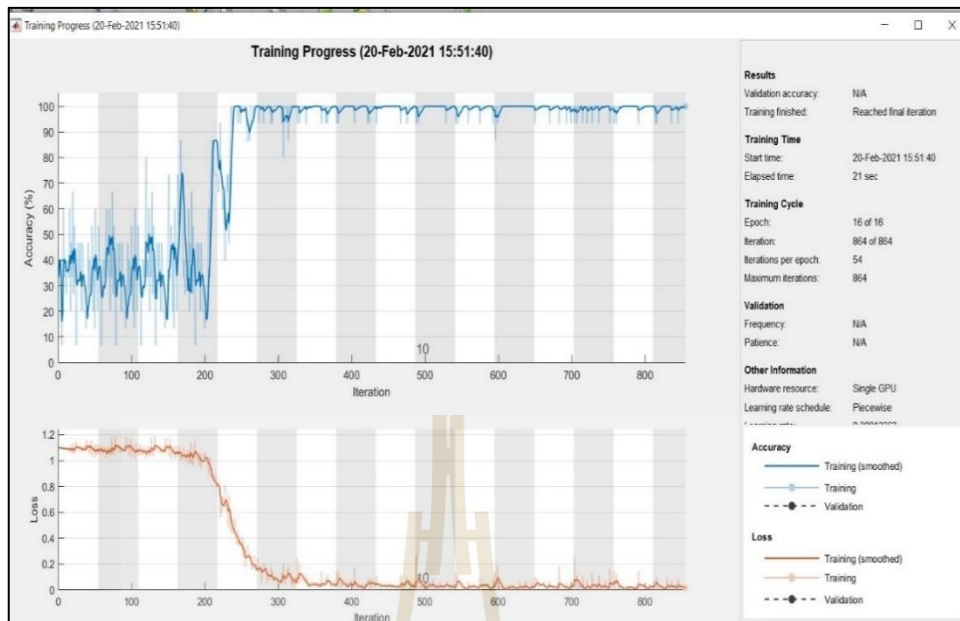
ชั้นที่	ชื่อเรียก	รายละเอียด
1	ImageInputLayer	อินพุตเป็นสัญญาณภาพ 28x28x1 with zerocenter normalization
2	Convolutional	32 4x4 Convolutions with stride [1 1] and padding [0 0 0 0]
3	ReLu	Rectified linear unit (ReLU) layer
4	Cross channel Normalization	Cross channel Normalization
5	Max pooling	3x3 Max pooling with stride [3 3] and padding [1 1 1 1]
6	Dropout	Dropout
7	Convolutional	16 3x3 Convolutions with stride [1 1] and padding [0 0 0 0]
8	ReLu	Rectified linear unit (ReLU) layer
9	Cross channel Normalization	Cross channel Normalization
10	Dropout	Dropout
11	Fully Connected	2 Fully connected layer
12	Softmax	Softmax
13	Classification Output	Crossentropyex

4. ทำการกำหนดตัวเลือก (Options) ในการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน โดยผู้วิจัยเลือกใช้วิธีการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด (Optimization) ให้กับเครือข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันด้วยวิธี Stochastic gradient descent with momentum (SGDM) optimization โดยในตอนเริ่มต้นได้กำหนดอัตราการเรียนรู้ (Learning rate) ให้มีค่าเริ่มต้นเท่ากับ 0.1 และลดลงเป็นจำนวนเท่าของ 10 ในทุกๆรอบของการคำนวณ (Epochs) อย่างไรก็ตาม ขั้นตอนในการเรียนรู้ดังกล่าวถือว่าเป็นขั้นตอนที่ใช้เวลาในการประมวลผลมาก การกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้ที่สูงขึ้นก็จะช่วยลดเวลาในการคำนวณแต่ละรอบลง แต่อาจจะทำให้ค่าเกรเดียนต์ของเครือข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันไม่มีการลู่เข้า โดยอาจจะโตขึ้นเรื่อย ๆ จนไม่สามารถควบคุมได้ทำให้การเรียนรู้ไม่ประสบความสำเร็จ ดังนั้นจึงต้องเพิ่มเงื่อนไขควบคุมการเพิ่มขึ้นของค่าเกรเดียนต์ไม่ให้มากไปกว่าที่กำหนดไว้ด้วยวิธีการควบคุมค่าขีดเริ่มเปลี่ยนของเกรเดียนต์ (Gradient threshold) โดยได้กำหนดเงื่อนไขในการเรียนรู้ GradientThreshold Method โดยใช้ค่า L2-norm ในการควบคุมค่าเกรเดียนต์ผลการเรียนรู้ของเครือข่าย CNN ที่รอบของการเรียนรู้ (Epoch) เท่ากับ 16 แสดงในรูปที่ 3.22 และรูปที่ 3.23 ตามลำดับ



Epoch	Iteration	Time Elapsed (hh:mm:ss)	Mini-batch Accuracy	Mini-batch Loss	Base Learning Rate
1	1	00:00:01	6.67%	1.0986	0.0100
1	50	00:00:01	26.67%	1.0904	0.0100
2	100	00:00:02	33.33%	1.1123	0.0075
3	150	00:00:03	60.00%	1.0568	0.0056
4	200	00:00:04	80.00%	0.8737	0.0042
5	250	00:00:05	100.00%	0.3135	0.0032
6	300	00:00:06	100.00%	0.0523	0.0024
7	350	00:00:07	100.00%	0.0623	0.0018
8	400	00:00:08	100.00%	0.0291	0.0013
9	450	00:00:09	100.00%	0.0178	0.0010
10	500	00:00:09	100.00%	0.0656	0.0008
11	550	00:00:10	100.00%	0.0092	0.0006
12	600	00:00:11	100.00%	0.0160	0.0004
13	650	00:00:12	93.33%	0.1056	0.0003
13	700	00:00:13	100.00%	0.0112	0.0003
14	750	00:00:14	100.00%	0.0088	0.0002
15	800	00:00:15	100.00%	0.0111	0.0002
16	850	00:00:16	100.00%	0.0317	0.0001
16	864	00:00:16	100.00%	0.0203	0.0001

รูปที่ 3.20 การเรียนรู้ของเครือข่าย CNN



รูปที่ 3.21 กระบวนการฝึกอบรมของเครือข่าย CNN

เมื่อทำการฝึกอบรมเครือข่าย การติดตามความคืบหน้าของการฝึกอบรมมักเป็นประโยชน์เช่นกัน โดยการวางแผนเมตริกต่างๆในระหว่างการฝึกอบรม ซึ่งสามารถเรียนรู้ว่าการฝึกอบรมดำเนินไปอย่างไร ตัวอย่างเช่นคุณสามารถระบุได้ว่าเครือข่ายมีการปรับปรุงความแม่นยำและเร็วเพียงใดและเครือข่ายเริ่มปรับแต่งข้อมูลการฝึกอบรมมากเกินไปหรือไม่ ตามรูปที่ 3.21

โดยจะระบุ 'training-progress' เป็นค่า 'Plots' ใน trainingOptions และเริ่มการฝึกอบรมเครือข่าย trainNetwork จะสร้างรูปและแสดงเมตริกการฝึกอบรมทุกครั้งที่ทำซ้ำ การวนซ้ำแต่ละครั้งเป็นการประมาณการไล่ระดับสีและการอัปเดตพารามิเตอร์เครือข่าย หากทำการระบุข้อมูลการตรวจสอบความถูกต้องใน trainingOptions รูปจะแสดงเมตริกการตรวจสอบความถูกต้องทุกครั้งที่ทำซ้ำ trainNetwork ตรวจสอบความถูกต้องของเครือข่าย รูปที่ 3.21

ความแม่นยำในการฝึกอบรม (Training accuracy) - ความแม่นยำในการจำแนกประเภทของแต่ละชุดข้อมูล

ความแม่นยำในการฝึกที่ราบรื่น (Smoothed training accuracy) - ความแม่นยำในการฝึกที่ราบรื่นได้จากการใช้อัลกอริทึมการปรับให้เหมาะสมกับความแม่นยำในการฝึกอบรม ทำให้มองเห็นแนวโน้มได้ง่ายขึ้น

ความแม่นยำในการตรวจสอบความถูกต้อง (Validation accuracy) - การจำแนกประเภทของชุดการตรวจสอบความถูกต้องทั้งหมด (ระบุโดยใช้ trainingOptions)

Smoothed training loss – การสูญเสียที่ราบรื่น แสดงให้เห็นแนวโน้มของการสูญเสียข้างขึ้น

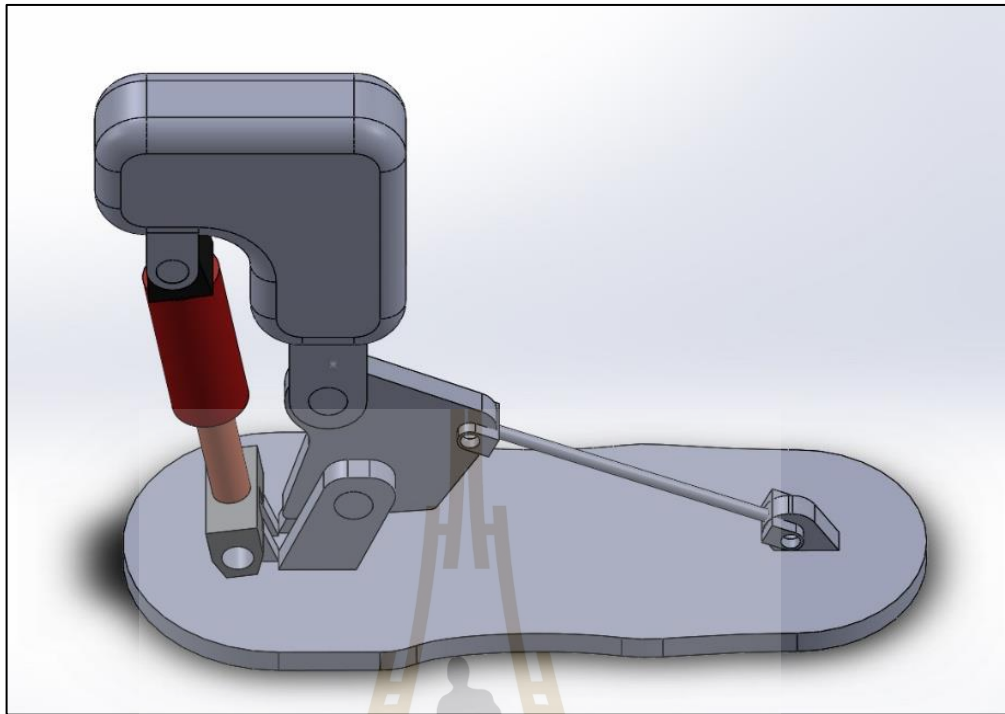
Training Loss - การสูญเสียที่เกิดจากการคำนวณข้อมูลที่ใช้สอน โมเดล

Validation Loss - การสูญเสียที่เกิดจากการคำนวณจากข้อมูลที่โมเดลไม่เคยเห็นมาก่อน ใช้เพื่อทดสอบโมเดลในกรณี que โมเดลไปใช้งานจริง แล้วโมเดลต้องเจอกับข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน แล้วจะยังสามารถทำอย่างที่ต้องการได้หรือไม่

### 3.9 การสร้างเท้าเทียม

งานวิจัยนี้ได้มีการทำขาเทียมขึ้นมาเพื่อเป็นต้นแบบในการนำไปใช้งานจริง โดยเป็นการใช้พอลิเมอร์ในการสร้างรูปแบบของเท้า และข้อเท้าออกมามีลักษณะที่ใกล้เคียงกับขา และข้อเท้า ซึ่งผู้วิจัยได้ออกแบบเอง โดยผู้วิจัยสามารถนำไปใช้งานได้จริงด้วยการใช้เครื่องพิมพ์สามมิติเป็นนวัตกรรมการพิมพ์ที่ทำให้งานที่คิดหรือออกแบบไว้ ถูกผลิตออกมาได้อย่างสมจริงมีรูปลักษณะสามารถจับต้องได้ รวมถึงการนำไปใช้ประโยชน์ได้จริง ซึ่งมีความเหมาะสมในการนำไปพัฒนาเป็นหุ่นยนต์หรืออวัยวะเทียม โดยแบบสามมิตินี้เปิดให้เหล่าผู้วิจัยสามารถนำแบบสามมิตินี้ไปพัฒนาต่อยอดได้ เพื่อทดแทนอวัยวะที่ได้รับการสูญเสียทำให้ผู้ที่สูญเสียได้รับการทดแทนที่มีความใกล้เคียงกับอวัยวะที่สูญเสีย จากนั้นจะกล่าวถึงวิธีที่สำคัญบางส่วน ซึ่งมีรายละเอียดการส่วนประกอบดังรูปที่ 3.23 และ รูปที่ 3.24





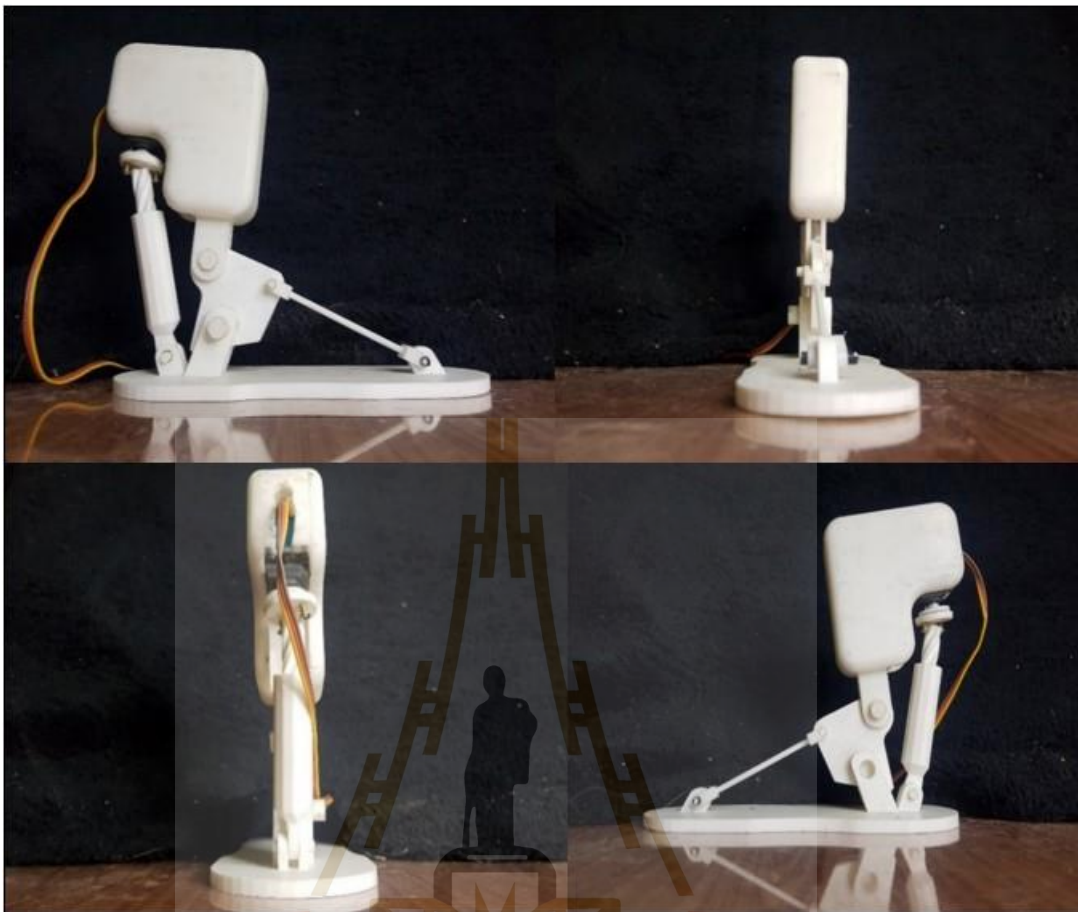
รูปที่ 3.22 ออกแบบแบบจำลองเท้าเทียม







รูปที่ 3.23 ส่วนประกอบแบบจำลองเท้าเทียม



รูปที่ 3.24 แบบจำลองเท้าเทียม

ทำการใช้เครื่องพิมพ์สามมิติได้ชิ้นส่วนออกมา และประกอบเข้าด้วยกันตามภาพ 3.24 โดยมีลักษณะตรงตามแบบที่ออกแบบไว้และสามารถใช้งานได้จริง โดยการเคลื่อนไหวของข้อเท้าจะถูกควบคุมผ่านเซอร์โวมอเตอร์ ที่ใช้ควบคุมการหมุนบริเวณข้อเท้า

### 3.10 สรุป

เนื้อหาในบทนี้ได้กล่าวถึงแนวคิด โครงสร้าง และกระบวนการทำงานของเทคนิคการจำแนกการเคลื่อนไหวของข้อเท้า โดยใช้คลื่นกล้ามเนื้อเป็นข้อมูลในการจำแนกการเคลื่อนไหว ซึ่งได้มีการกล่าวถึงรูปแบบการใช้เซ็นเซอร์ในรูปแบบต่างๆ ซึ่งเริ่มจากการใช้งานของอิเล็กโทรดทั้งสองชนิดคือ อิเล็กโทรดแผ่นกาวสำเร็จรูปและอิเล็กโทรดแผ่นโลหะ รวมทั้งเทคนิคในการหาตำแหน่งกล้ามเนื้อที่เหมาะสมกับตำแหน่งที่พบสัญญาณกล้ามเนื้อที่เกิดขึ้นเมื่อมีการเคลื่อนไหวของข้อเท้าแต่ละท่าทาง โดยแบ่งการทำงานที่ต่างกันคือการรับข้อมูลเข้ามาที่แตกต่างกันคือรูปแบบข้อมูลที่มีการกรองสัญญาณจากอุปกรณ์ ซึ่งใช้หลักการแก้ไขสัญญาณและบูรณาการ (Rectified & Integrated) และอีกรูปแบบของการรับข้อมูลเข้ามาคือข้อมูลดิบ (RAW) พร้อมเสนอวิธีการจำแนกสัญญาณที่แตกต่างกันออกไป โดยมีวิธีการเก็บค่าตามจำนวนการสุ่มตัวอย่างและสร้างแบบแผนที่ใช้กับสัญญาณคลื่นกล้ามเนื้อที่ผ่านการกรองสัญญาณจากตัวอุปกรณ์ และวิธีการสร้างลักษณะเฉพาะตัวของวัตถุ เพื่อนำไปใช้กับการพัฒนาเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เป็นส่วนในการระบุการเคลื่อนไหว โดยการพัฒนาเรียนรู้ของเครื่องเป็นการพัฒนาขึ้นอยู่บนพื้นฐานบนบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ และมีการนำเสนอหลักการสร้างแขนเทียมขึ้นมาเป็นต้นแบบงานที่จะนำไปใช้งานกับผู้พิการทางการเคลื่อนที่หรือการเดินได้

## บทที่ 4

### ผลการศึกษา และการวิเคราะห์ผล

จากการพัฒนาวิธีการบันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ การออกแบบรูปแบบการเขียนวิธีการวิเคราะห์และจำแนกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ รวมถึงการพัฒนาโปรแกรมสำหรับการวิเคราะห์โดยอยู่บนบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ (microcontroller board) ในบทที่ผ่านมาสามารถสรุปผลการดำเนินงานได้ในแต่ละขั้นตอนดังนี้

- 4.1 ผลการออกแบบรูปแบบการเคลื่อนไหวข้อเท้า
- 4.2 ผลสรุปขั้นตอนการบันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ
- 4.3 ผลการเก็บค่าตามจำนวนการสุมตัวอย่างและสร้างแบบแผน
- 4.4 ผลการสร้างลักษณะเฉพาะตัวของวัตถุ
- 4.5 ผลทดสอบการจำแนกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อของ Convolution Neural Network
- 4.6 สรุปท้ายบท

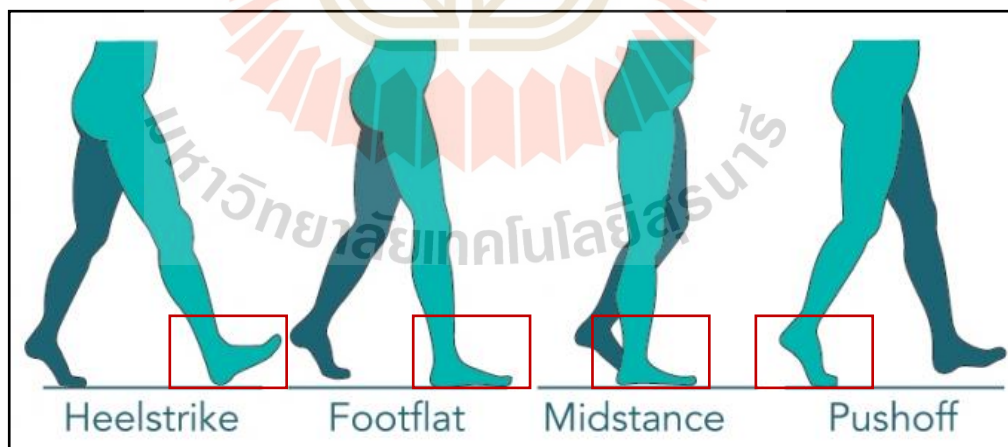
หัวข้อที่ 4.3 เป็นเทคนิคการจำแนกสัญญาณที่ผ่านการกรองสัญญาณจากตัวอุปกรณ์ตรวจจับคลื่นกล้ามเนื้อไฟฟ้า โดยใช้อิเล็กทรอนิกส์แผ่นกาวสำเร็จรูป ซึ่งมีทีมวิจัยเพศชายทำการทดลอง 1 คน หัวข้อที่ 4.4 และ หัวข้อที่ 4.5 เป็นเทคนิคหนึ่งที่ใช้หลักการทำงานร่วมกันระหว่างการสร้างลักษณะเฉพาะตัวของวัตถุและ Convolution Neural Network ใช้ในการจำแนกสัญญาณที่ไม่มี การกรองหรือสัญญาณดิบที่มาจากตัวอุปกรณ์ตรวจจับคลื่นกล้ามเนื้อไฟฟ้า โดยใช้อิเล็กทรอนิกส์แผ่นโลหะมีความเหมาะสมกับการนำไปใช้งานจริง เนื่องจากอิเล็กทรอนิกส์แผ่นโลหะไม่ต้องการเปลี่ยนแผ่นกาว ซึ่งสามารถทำการวางอิเล็กทรอนิกส์ลงบนผิวหนังได้โดยตรงและสามารถเคลื่อนเพื่อหาตำแหน่งการวางอิเล็กทรอนิกส์ได้ง่ายโดยที่ไม่มีแผ่นกาวยึดติดกับผิวหนังดังอิเล็กทรอนิกส์แผ่นกาว ซึ่งมีทีมวิจัยเพศชาย 1 คน และเพศหญิง 3 คนทำการทดลองมีผลการทดลองโดยใช้เทคนิคของหัวข้อที่ 4.4 และได้ผลการจำแนกการเคลื่อนไหวของแต่ท่าทางออกมาในหัวข้อที่ 4.5

## บทนำ

ในบทนี้จะเป็นการนำอุปกรณ์ต่าง ๆ ทั้งอุปกรณ์อุปกรณ์ในการวัดคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันที่ได้กล่าวไว้ในบทที่ผ่านมา ซึ่งจะนำมาทดสอบระบบทั้งในเรื่องของความแม่นยำของเทคนิคที่ใช้อ้างอิงและทดสอบในเรื่องของความถูกต้องของการบอกลักษณะการทำงานของข้อเท้าที่วิเคราะห์จากคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ โดยทั้งความแม่นยำของเทคนิคที่ใช้อ้างอิงหรือการบอกลักษณะการทำงานของข้อเท้า จะต้องมีความถูกต้องสูงสุด เพื่อใช้ในการบอกท่าทางการเดินของมนุษย์

### 4.1 ผลการออกแบบรูปแบบการเคลื่อนไหวข้อเท้า

จากวงจรการเดินที่กล่าวไว้ในบทที่ 2 ทำให้ทราบลักษณะการเดินของมนุษย์ปกติทั้งหมดที่เป็นไปได้ ประกอบไปด้วยการยกปลายเท้าขึ้น กดปลายเท้าลง และเท้าระนาบกับพื้น อยู่ในทุกช่วงระยะในวงจรการเดิน ทำให้ออกแบบการเคลื่อนไหวของข้อเท้าได้ 3 ลักษณะ คือ กระดกข้อเท้าขึ้น Dorsiflexion กระดกเท้าลง Plantarflexion ข้อเท้าระนาบกับพื้น Normal โดยจากวงจรการเดินปกติเริ่มจาก ขาที่เริ่มเดินมีการกระดกเท้าขึ้นจนกระทั่งเท้าลอยอยู่ในอากาศในระนาบกับพื้นและจบด้วยการกลับมาสัมผัสพื้นอีกเพื่อพร้อมที่จะถีบตามรูปที่ 4.1 โดยจะเดินหน้า เดินถอยหลัง และยืนอยู่เฉยๆ อย่างละ 10 รอบแล้วบันทึกท่าถัดไปจนครบทั้ง 3 ท่า



รูปที่ 4.1 ภาพแสดงการเคลื่อนไหวของข้อเท้า

#### 4.2 ผลสรุปขั้นตอนการบันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

จากผลการทดสอบความเหนื่อยล้าและการลดความวิตกกังวลด้วยการทำสมาธิเราจึงสามารถสรุปออกมาเป็นขั้นตอนของการบันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อได้ดังนี้

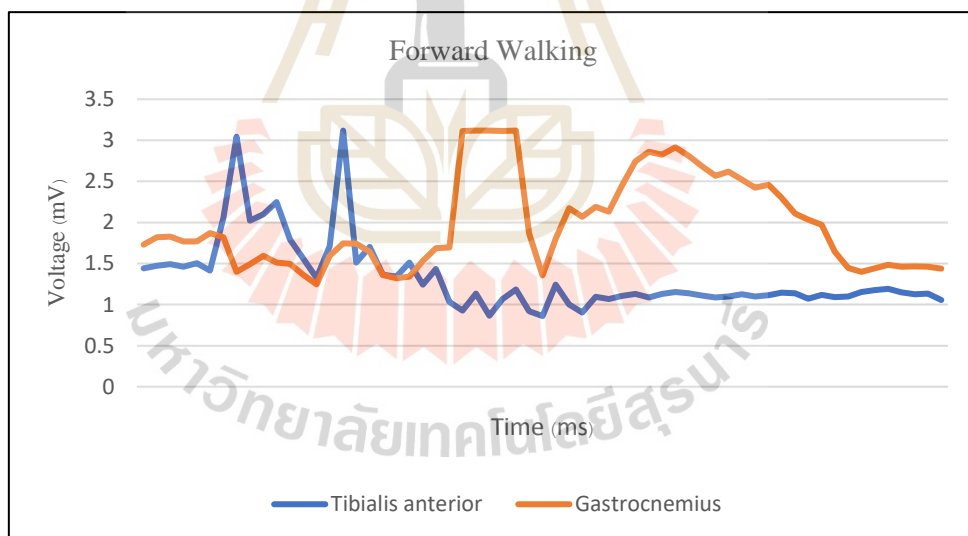
1. ทีมวิจัยจะต้องทำเคลื่อนไหวที่ถูกต้องและทำความเข้าใจในรูปแบบของการเก็บข้อมูลการเคลื่อนไหวของข้อเท้าแต่ละรูปแบบ
2. หากเป็นอิเล็กทรอนิกส์แผ่นกาวสำเร็จรูป นั้นต้องทำความสะอาดผิวหนังบริเวณแขนด้วยสำลีชุบแอลกอฮอล์ 75 % เพื่อขจัดเซลล์ที่ตายแล้วออกไปและ ลดความต้านทานบริเวณที่ต้องการวัดสัญญาณ ส่วนแบบแผ่นโลหะสามารถใช้งานได้ต่อเนื่อง
3. ทีมวิจัยวางอิเล็กทรอนิกส์ที่เชื่อมกับอุปกรณ์บันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อและจัดตำแหน่งของขั้วไฟฟ้าให้ ถูกต้องซึ่งอธิบายวิธีการติดตั้งไว้แล้วในบทที่ 3
4. ก่อนเริ่มบันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อทีมวิจัยจะต้องไม่เคลื่อนไหวอวัยวะทุกส่วนเวลาระยะเวลาหนึ่ง เพื่อให้โปรแกรมทำงานตามเงื่อนไขเมื่อพร้อมแล้วจึงเริ่มบันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ
5. ทีมวิจัยจะต้องเคลื่อนไหวข้อเท้าที่ละท่าแบบรูปการเคลื่อนไหวดังรูปที่ 4.1 โดยจะทำเป็นรอบ รอบละ 10 ครั้ง และจะพักเป็นเวลาประมาณ 1 - 2 นาทีต่อรอบ ก่อนเริ่มบันทึกสัญญาณต่อ หากเป็นอิเล็กทรอนิกส์แผ่นกาวสำเร็จรูป เมื่อบันทึกสัญญาณเสร็จแล้วจะต้องเปลี่ยนแผ่นอิเล็กทรอนิกส์ เพื่อเตรียมความพร้อมสำหรับการทดลองครั้งต่อไป ส่วนแบบแผ่นโลหะสามารถใช้งานได้ตามปกติ

#### 4.3 ผลการเก็บค่าตามจำนวนการสุ่มตัวอย่างและสร้างแบบแผน

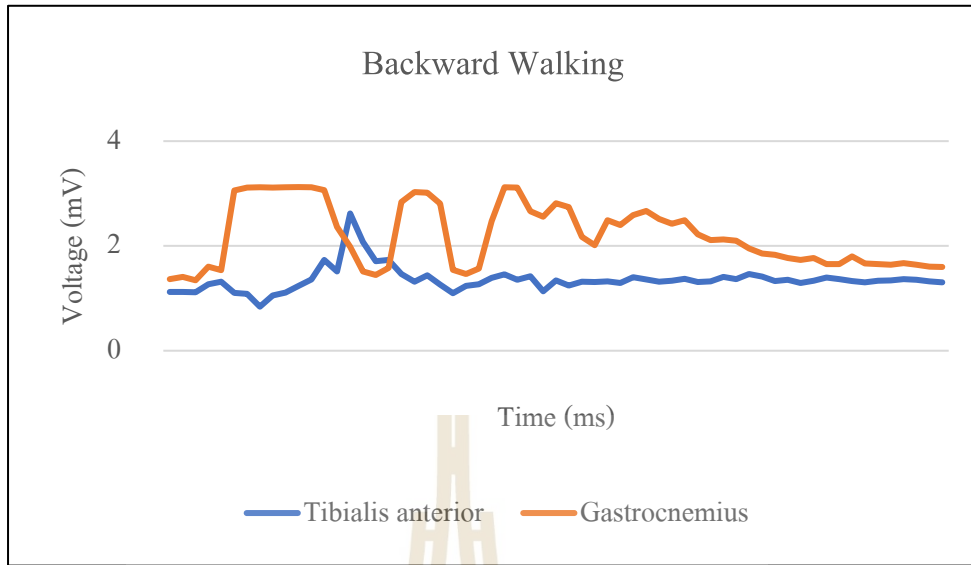
ผลที่เก็บข้อมูลมาจากบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ โดยเป็นอิเล็กทรอนิกส์แผ่นกาวสำเร็จรูป ซึ่งข้อมูลที่ได้นั้นเป็นข้อมูลที่มีการกรองมาโดยใช้การกรองแบบแก้ไขสัญญาณและบูรณาการ (Rectified & Integrated) เป็นการกรองมาจากตัวอุปกรณ์ที่เป็นเซนเซอร์ ซึ่งเป็นการวางอิเล็กทรอนิกส์ไว้บนกล้ามเนื้อส่วนกล้ามเนื้อต้นขาทั้ง 2 ตำแหน่งและหาความเป็นไปได้ที่พบสัญญาณที่มาจากเคลื่อนไหวของข้อเท้าแต่ละลักษณะ เมื่อเก็บบันทึกข้อมูลแล้วจึงนำมาพิจารณาบนคอมพิวเตอร์เพื่อออกแบบเทคนิคการจำแนกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ วิธีการนั้นใช้วิธีการของการเก็บค่าตามจำนวนการสุ่มตัวอย่างและสร้างแบบแผน ซึ่งการสร้างเทคนิคการสร้างสูตรคำนวณเพื่อเพิ่มตัวแปรที่หลากหลายขึ้นช่วยในการจำแนกการเคลื่อนไหวของข้อเท้าแต่ละลักษณะ นั้นเป็นการสร้างบนโปรแกรม Matlab และแสดงกราฟของสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อออกมาในรูปแบบ

กราฟดังรูปที่ 4.2 เพื่อเปรียบเทียบสัญญาณที่ผ่านสูตรคำนวณออกมาและพัฒนาต่อเป็นการจำแนกสัญญาณได้

จากนี้เป็นวิธีการจำแนกสัญญาณที่ผ่านสูตรคำนวณออกมาแล้ว แต่ยังไม่มีการจำแนกสัญญาณออกมาในรูปแบบการเคลื่อนไหวแต่ละลักษณะการเดิน ดังนั้นผู้วิจัยจึงพัฒนาการจำแนกสัญญาณเพิ่มขึ้นมา โดยใช้ Peak to Average และ Increasing and Decreasing ดังรูปที่ 4.3 นำมาช่วยพิจารณาการเคลื่อนไหวของแต่ละลักษณะการเดินโดยสร้างเกณฑ์การตัดสินใจ (Judgment criteria) เพื่อเป็นจุดในการช่วยตัดสินใจ ซึ่งเป็นการสร้างขึ้นมาทั้งสองตัวแปรของ Peak to Average และ Increasing and Decreasing โดยมีการกำหนดค่าที่แตกต่างกันมาจากการหาค่าที่มาจากผลการทดลองพบความแตกต่างแต่ละลักษณะการเคลื่อนไหวและจำแนกข้อเท้าแต่ละลักษณะได้ดี โดยให้เกณฑ์การตัดสินใจเมื่อทำการกำหนดค่าของ Peak to Average และ Increasing and Decreasing แล้วจึงนำค่าสัญญาณที่มีการเคลื่อนไหวของข้อเท้าเป็นค่าจากรูปที่ 4.2 บริเวณพื้นที่สีแดงหาค่าที่สูงของแต่ละค่าสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อแต่ละตำแหน่งแสดงดังรูปที่ 4.3 จากนั้นจะมีค่าที่มีความแตกต่างของแต่ละลักษณะท่าทาง

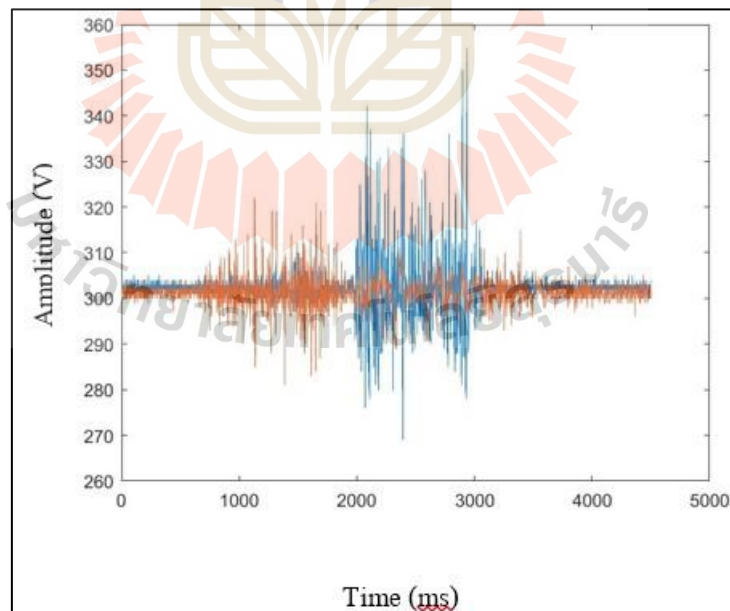


a)



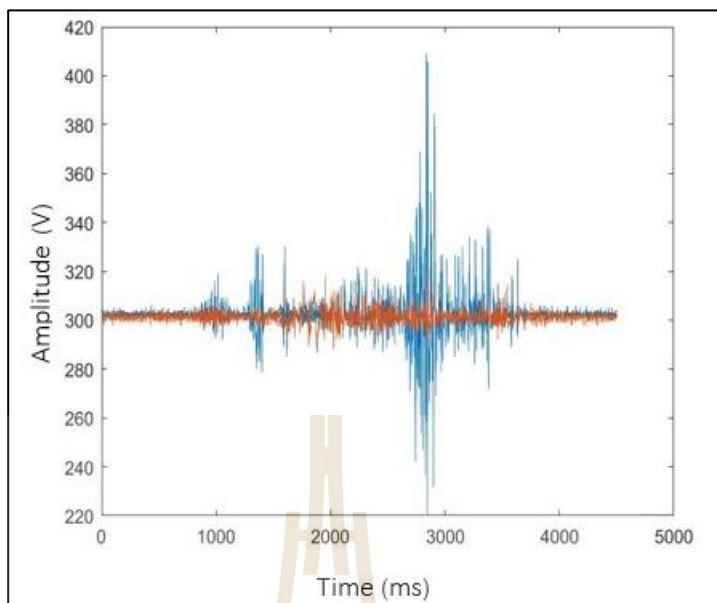
b)

รูปที่ 4.2 a) ภาพการเดินหน้า b) ภาพการเดินถอยหลัง Myoware muscle sensor



c)

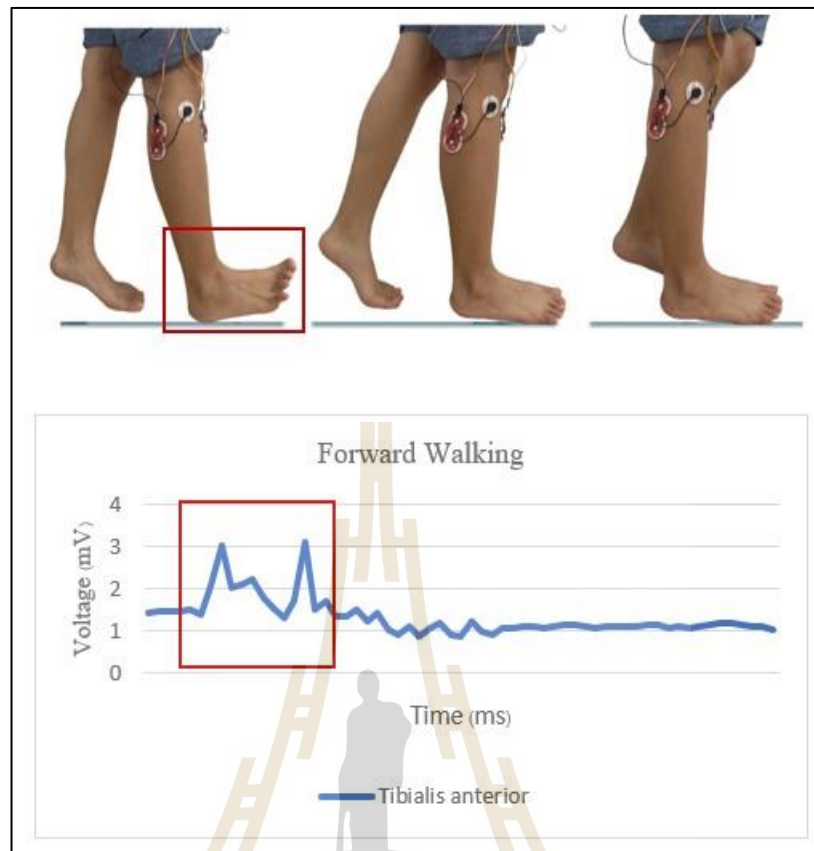




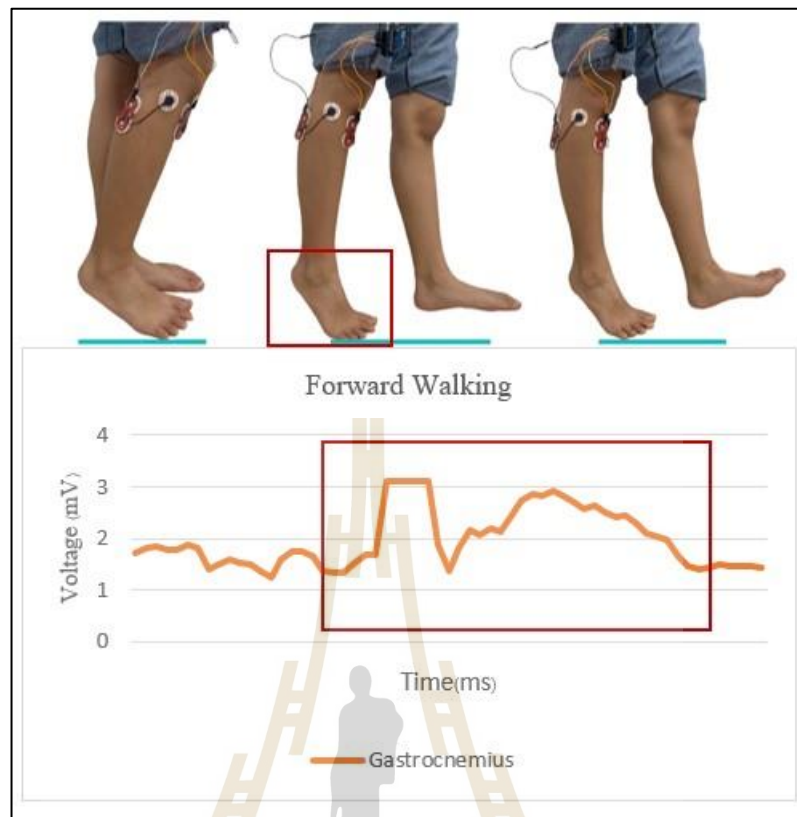
d)

รูปที่ 4.3 c) ภาพการเดินหน้า d) ภาพการเดินถอยหลัง Oymotion sensor

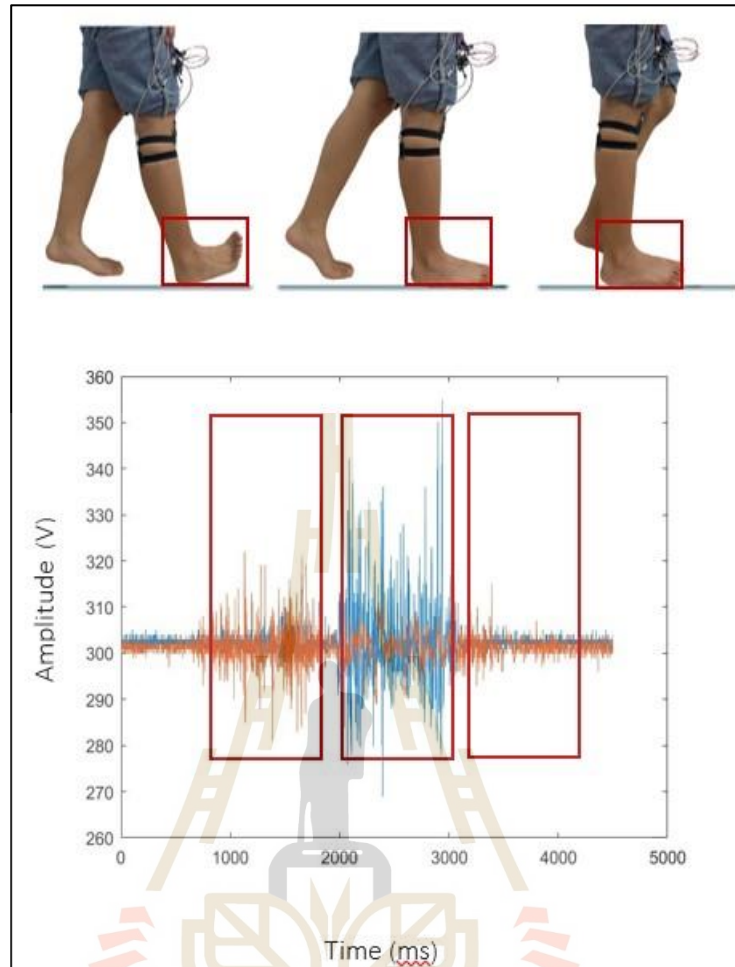
จากนี้เป็นวิธีการจำแนกสัญญาณที่ผ่านสูตรคำนวณออกมาแล้ว แต่ยังไม่มีการจำแนกสัญญาณออกมาในรูปแบบการเคลื่อนไหวแต่กล้ามเนื้อ โดยแยกความสัมพันธ์ระหว่างกล้ามเนื้อ Tibialis anterior และ Gastrocnemius ตามการทำงานที่สัมพันธ์กับวงจรการเดินแบบแปรผกผันตามกัน โดยเริ่มจากระยะช่วงแรกโดยจากวงจรการเดินปกติเริ่มจาก ขาที่เริ่มเดินมีการกระดกเท้าขึ้น กล้ามเนื้อส่วน Tibialis anterior จะทำงานส่วนกล้ามเนื้อส่วน Gastrocnemius ยังไม่ทำงานจนกระทั่งเท้าลอยอยู่ในอากาศในระนาบกับพื้นและจบด้วยการกลับมาสัมผัสพื้นอีกรอบการทำงานของกล้ามเนื้อทั้ง 2 ชนิดจะเท่ากันส่วนช่วงระยะสุดท้ายเท้าที่จะถีบออกจากพื้นนั้นกล้ามเนื้อส่วน Gastrocnemius จะทำงานมากกว่า Tibialis anterior ซึ่งพอสังเกตแล้วพบว่ากล้ามเนื้อทั้งสองชนิดทำงานสลับกันไปมาตามการขยับของข้อเท้า



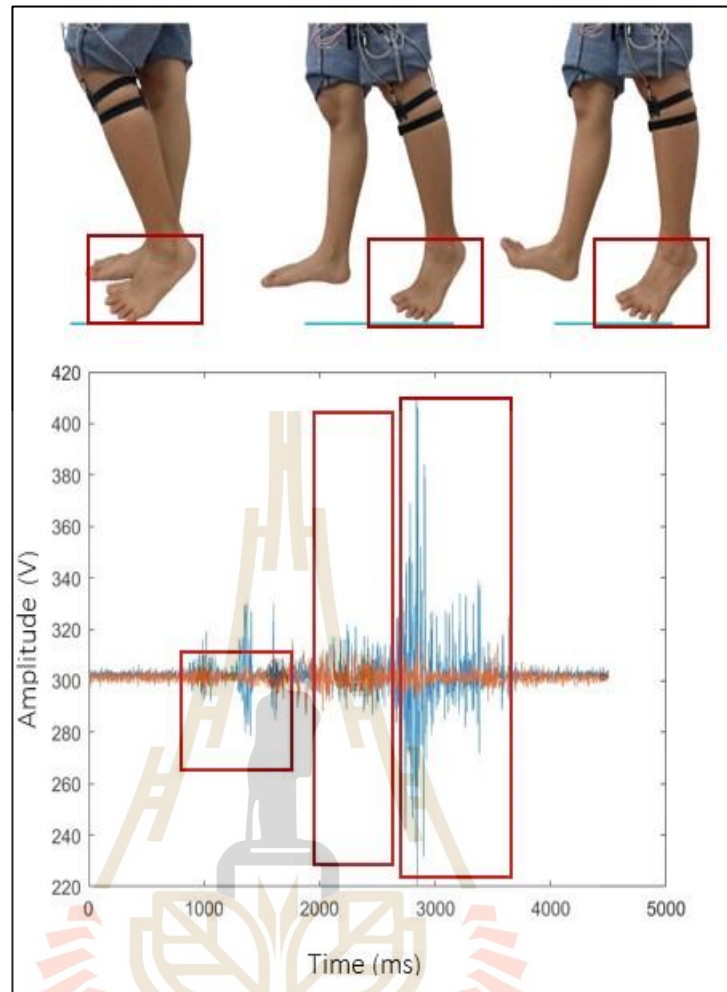
รูปที่ 4.4 ภาพคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ Tibialis anterior ขณะเดินหน้า



รูปที่ 4.5 ภาพคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ Gastrocnemius ขณะเดินหน้า



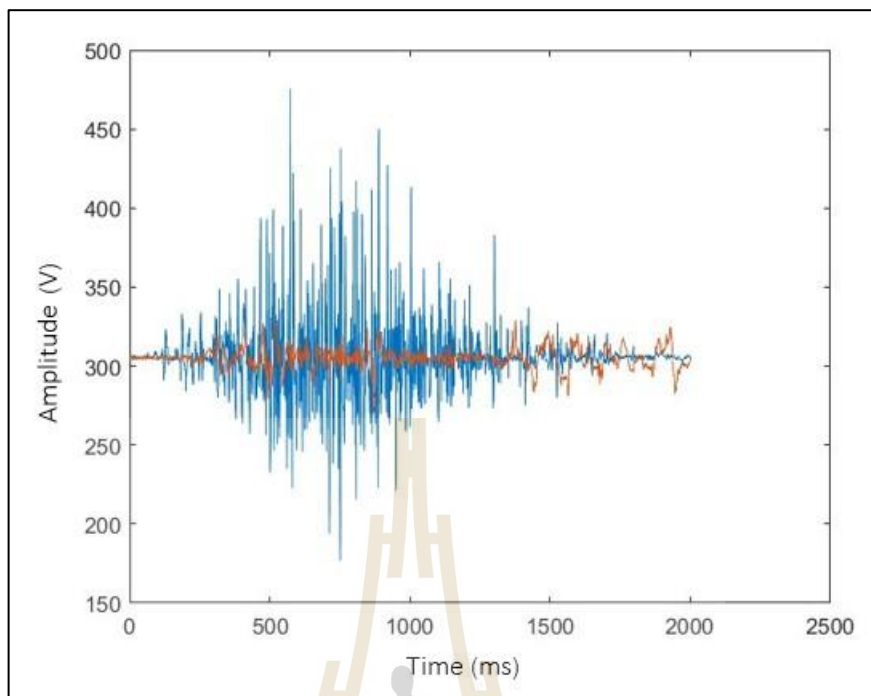
รูปที่ 4.6 ภาพคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อขณะเดินหน้า



รูปที่ 4.7 ภาพคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อขณะเดินถอยหลัง

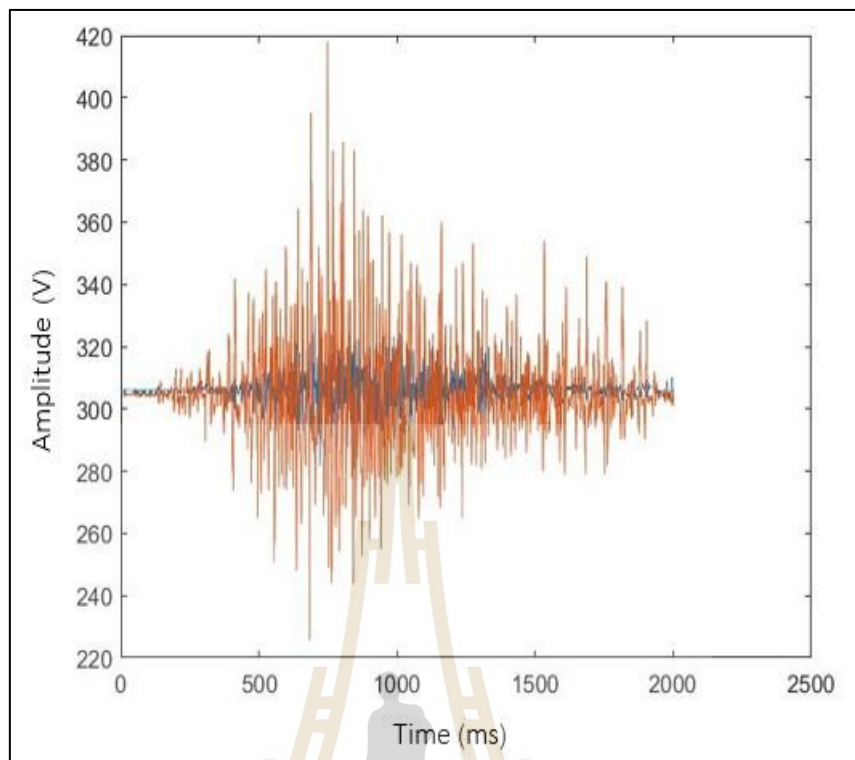
#### 4.4 ผลการสร้างลักษณะเฉพาะตัวของวัตถุ

จากนี้เป็นการแสดงลักษณะเด่นของการเคลื่อนไหวของข้อเท้าทั้ง 3 แบบ คือ กระดกข้อเท้าขึ้น Dorsiflexion กระดกเท้าลง Plantarflexion ข้อเท้าระนาบกับพื้น Normal จากลักษณะคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อผ่านเซ็นเซอร์ OYmotion sensor



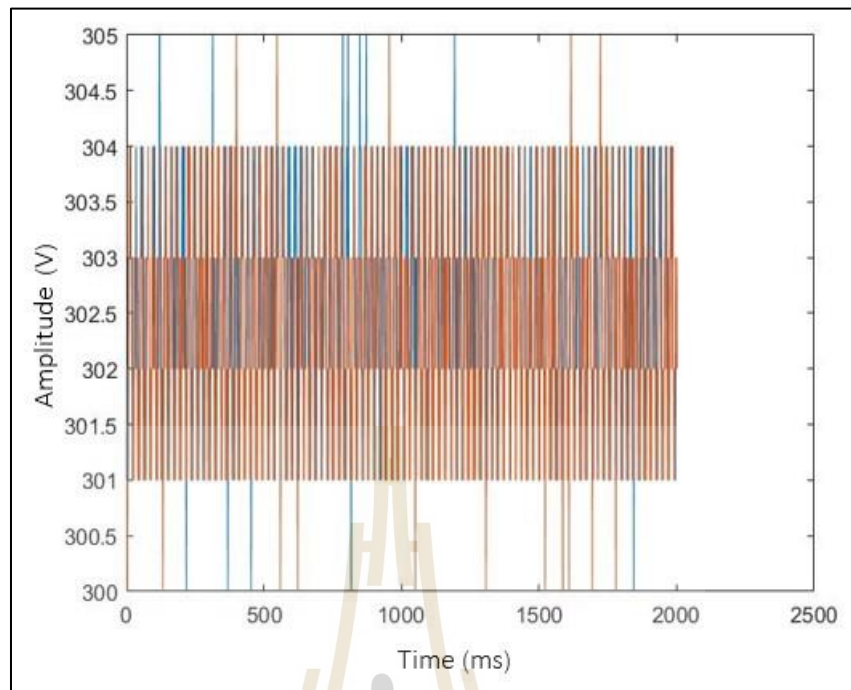
รูปที่ 4.8 ภาพคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อขณะกระดกข้อเท้าขึ้น

ลักษณะของคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่สัมพันธ์กับตำแหน่งของกล้ามเนื้อแสดงให้เห็นถึงลักษณะเฉพาะของกล้ามเนื้อและคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ โดยรูปที่ 4.8 เป็นภาพการกระดกข้อเท้าขึ้น โดยมีกล้ามเนื้อที่ทำงานคือ Tibialis anterior เพียงตัวเดียว ลักษณะคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อจะไม่มีแอมพลิจูดของกล้ามเนื้อตำแหน่ง Gastrocnemius มารบกวนการทำงาน



รูปที่ 4.9 ภาพคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อขณะกระดกข้อเท้าลง

การกระดกข้อเท้าลงมีกล้ามเนื้อที่ทำงานคือ Gastrocnemius Tibialis anterior เพียงตัวเดียว ลักษณะคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อก็จะไม่มีแอมพลิจูดของกล้ามเนื้อตำแหน่ง Tibialis anterior มารบกวนการทำงาน ตามรูปที่ 4.9



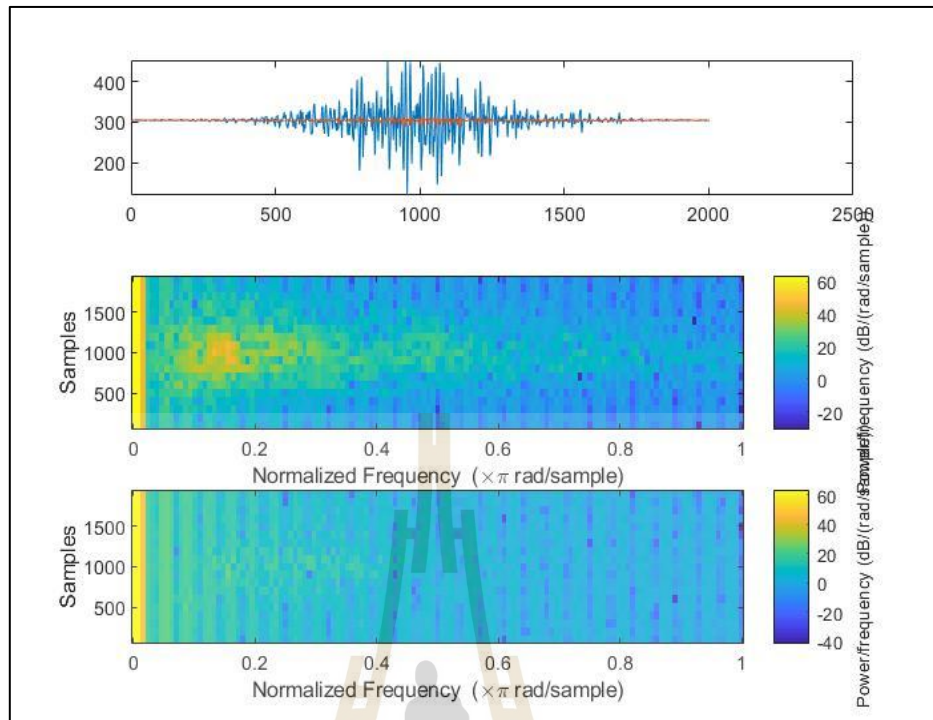
รูปที่ 4.10 ภาพคลื่น ไฟฟ้ากล้ามเนื้อขณะข้อเท้าระนาบกับพื้น

การยืนอยู่เฉยๆจะไม่มีกรออกแรงของกล้ามเนื้อทุกส่วน ทำให้กล้ามเนื้อที่นำมาวิเคราะห์ ทั้งสองตัว มีคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่แอมพลิจูดเท่ากัน ตามรูปที่ 4.10

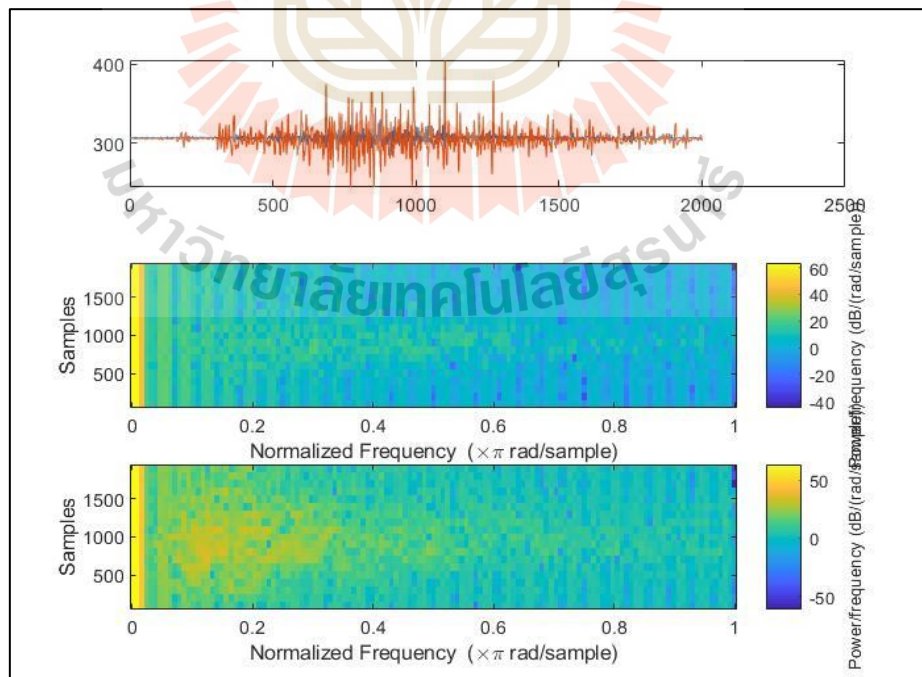
#### 4.5 ผลทดสอบการจำแนกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อของ Convolution Neural Network

จากการออกแบบการทดลองลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อเท้า ซึ่งมีลักษณะการเคลื่อนไหว 3 รูปแบบคือ กระจกข้อเท้าขึ้น กระจกข้อเท้าลง และข้อเท้าระนาบกับพื้นเฉยๆ จะได้ลักษณะเฉพาะของสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อแต่ละการเคลื่อนไหวตามที่กล่าวมา โดยจะนำคลื่นไฟฟ้าดังกล่าวมาทำการทดสอบใน โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน CNN เพื่อพิจารณาและจำแนกคุณสมบัติ ของสัญญาณเพื่อทำนายความแม่นยำ

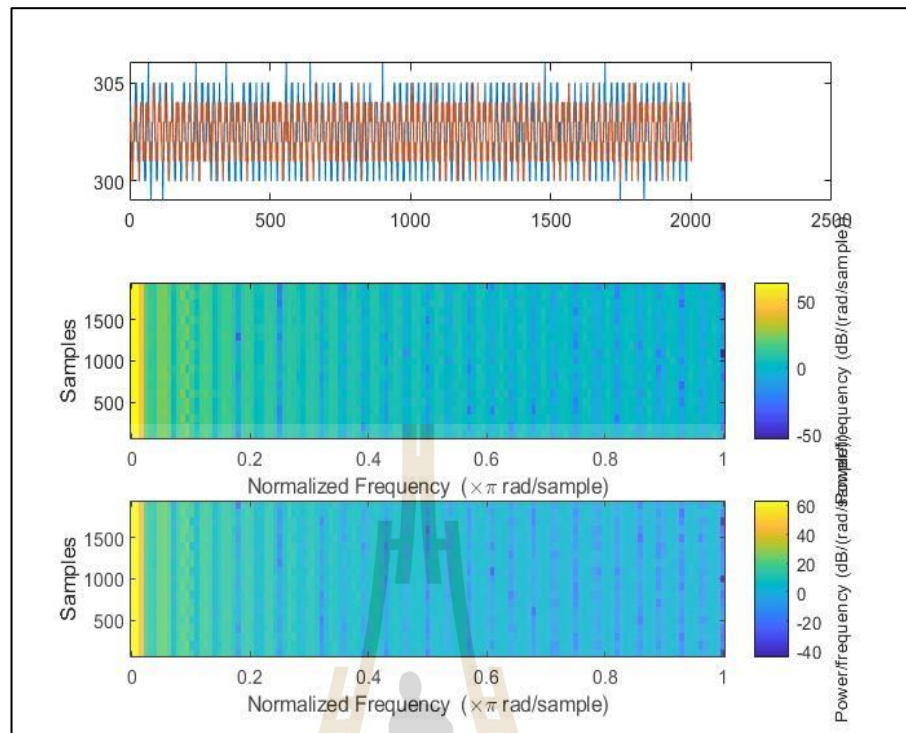




รูปที่ 4.11 ภาพสเปกโตรแกรมของวลี "เนื้อหะข้อเท้ากระดกขึ้น"

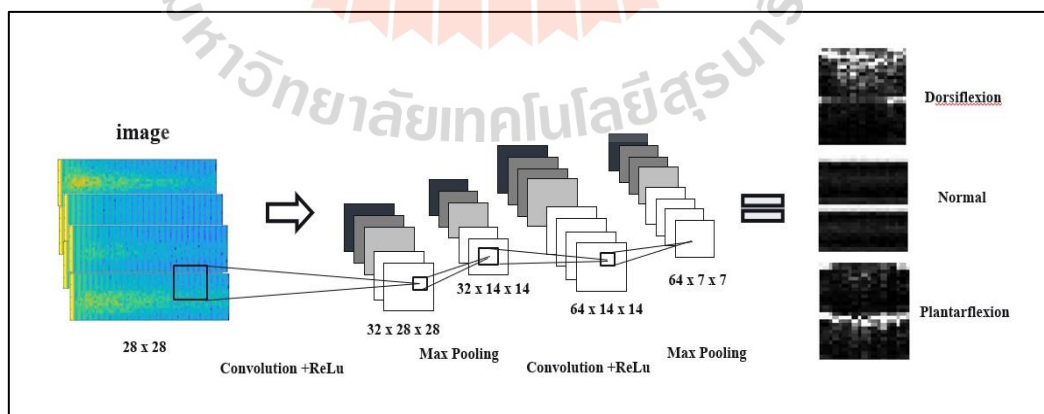


รูปที่ 4.12 ภาพสเปกโตรแกรมของวลี "เนื้อหะข้อเท้ากระดกลง"



รูปที่ 4.13 ภาพสเปกโตรแกรมของคลื่นเนื้อขณะข้อเท้าระนาบกับพื้น

จากลักษณะเฉพาะของข้อมูลสามารถแปลงให้อยู่ในรูปสเปกโตรแกรมได้เพื่อให้เหมาะสำหรับการใช้งานในระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน CNN



รูปที่ 4.14 ภาพกระบวนการทดสอบของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน CNN

หลังจากที่ได้ทำการแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบเวกเตอร์แล้ว จากนั้นเป็นการทดสอบระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน CNN โดยข้อมูลการเดินทางจากอาสาสมัครทั้ง 3 คนนำไปเรียนรู้ข้อมูลจำนวน 3 ชุดข้อมูล เพื่อให้ได้คุณสมบัติของแต่ละลักษณะเฉพาะ เพื่อใช้สำหรับข้อมูลในการทดสอบ

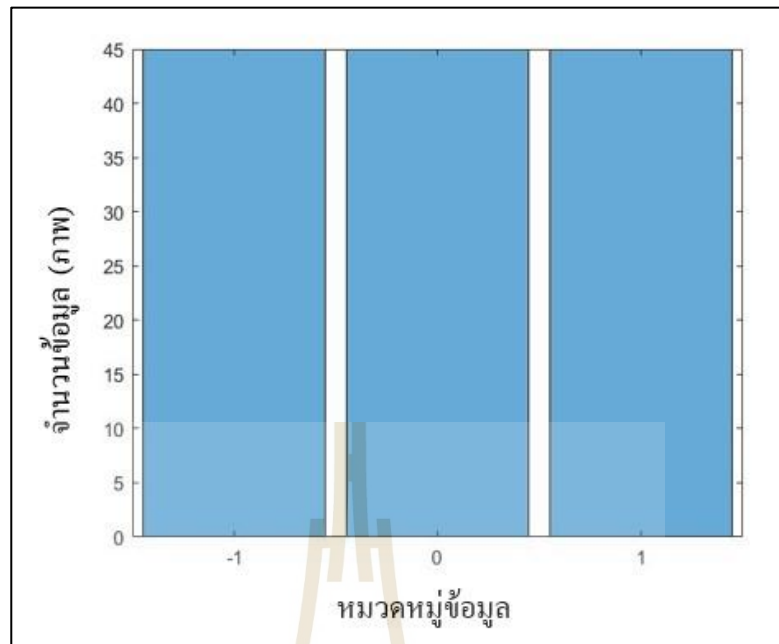
ผลการทดสอบลักษณะการขยับเท้าโดยใช้โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน พบว่ามีความแม่นยำถึง 100 % ทดสอบกับชุดข้อมูล 3 ชุดข้อมูล

ตารางที่ 4.1 ข้อมูลที่ใช้ในการสอน CNN หรือ Convolution Neural Network

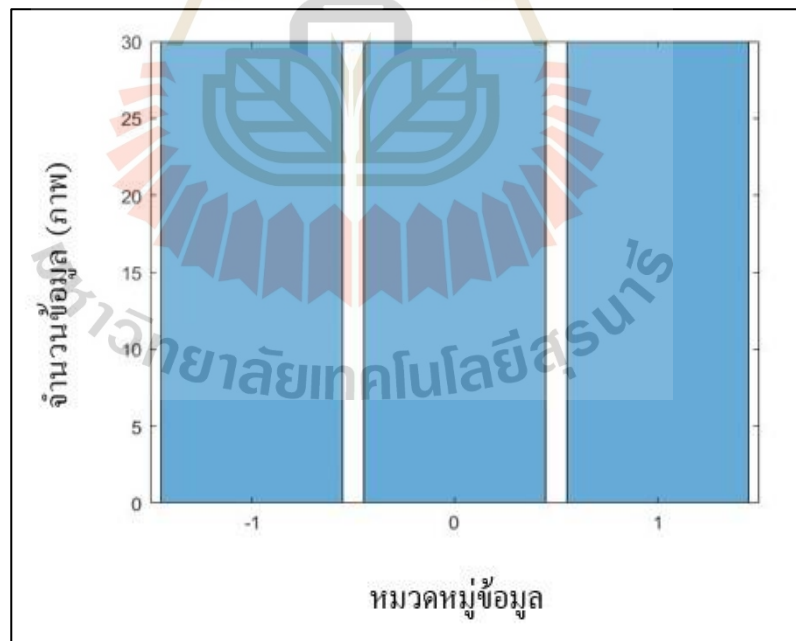
อาสาสมัคร	ข้อมูลกระดูกสัน	ข้อมูลปกติ	ข้อมูลกระดูก	รวม
คนที่ 1	100	100	100	300
คนที่ 2	100	100	100	300
คนที่ 3	100	100	100	300
รวม	900			

ตารางที่ 4.2 ข้อมูลที่ใช้ในทดสอบ CNN หรือ Convolution Neural Network

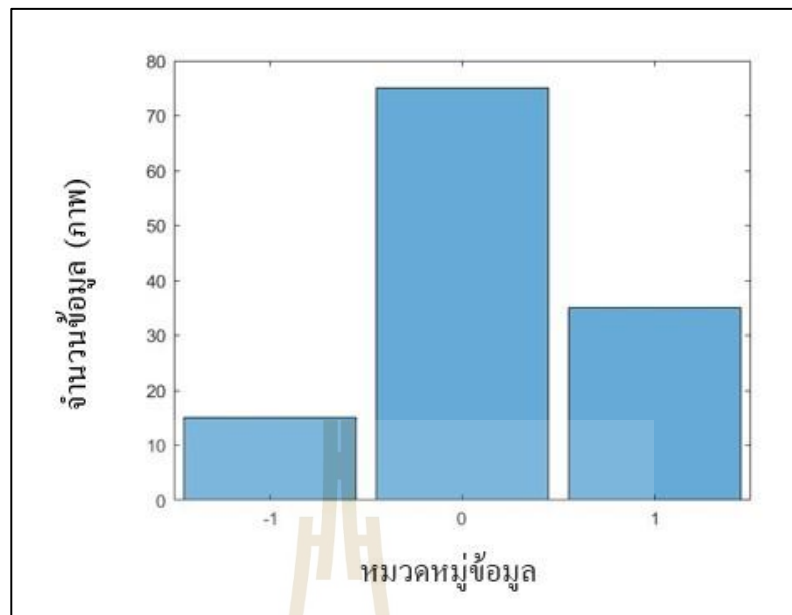
ข้อมูลชุดที่	กระดูกสัน	ปกติ	กระดูก	ความแม่นยำ %
1	45	45	45	100.00
2	30	30	30	100.00
3	15	75	35	100.00



รูปที่ 4.15 ภาพผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 1



รูปที่ 4.16 ภาพผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 2



รูปที่ 4.17 ภาพผลการทดสอบข้อมูลชุดที่ 3

#### 4.6 สรุปท้ายบท

จากการที่ได้นำเสนอผลการทดสอบการเก็บค่าตามจำนวนการสุ่มตัวอย่างและสร้างแบบแผน เป็นการทดสอบใช้อัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการกรองจากอุปกรณ์ โดยบันทึกสัญญาณจากบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ เพื่อนำมาวิเคราะห์สัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ และเป็นแนวทางการวางตำแหน่งอิเล็กโทรดที่เหมาะสมโดยที่พบสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่มาจากกล้ามเนื้อหัวใจของข้อเท้า และได้มีการสร้างการเก็บค่าตามจำนวนการสุ่มตัวอย่างและสร้างแบบแผน เพื่อแสดงให้เห็นตำแหน่งที่วางอิเล็กโทรด นั้นสามารถจำแนกสัญญาณได้ และได้ใช้อัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อวัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อโดยอิงตำแหน่งการวางอิเล็กโทรดจากอัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้ลดตำแหน่งในการวางอิเล็กโทรดโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อให้เหมาะสมกับการนำไปใช้งานจริง โดยใช้วิธีการจำแนกสัญญาณคือ การสร้างลักษณะเฉพาะตัวของวัตถุ เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการวิเคราะห์สัญญาณก่อนจะจำแนกการเคลื่อนไหวของข้อเท้าออกมา โดยใช้ Convolution Neural Network และ Spectrogram ผลที่ได้พบว่ารูปแบบการเคลื่อนไหวของข้อเท้า นั้นสามารถแยกออกจากกันได้อย่างชัดเจนทุกลักษณะ ซึ่งการพัฒนาเป็นการพัฒนาการจำแนกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อบนบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ เพื่อการนำไปใช้งานจริงในอนาคต ผลที่ได้จากรูปที่ 3.14 วางอิเล็กโทรดโครงข่ายประสาทเทียมบนผิวหนังพบว่าตำแหน่งอิเล็กโทรด

บริเวณกล้ามเนื้อ Tibialis anterior และ Gastrocnemius เป็นตำแหน่งที่มีสัญญาณรบกวนจากร่างกาย น้อยที่สุดเหมาะสำหรับการนำมาใช้ในงานวิจัยนี้และการนำสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่ได้จากการบันทึกสัญญาณด้วยการเคลื่อนไหวข้อเท้าของแต่ละลักษณะท่าทางมาแยกองค์ประกอบ ผลที่ได้พบว่ามีความสัมพันธ์กันของกล้ามเนื้อบริเวณต้นขา กระบวนการคือ การรับรู้ข้อมูล การจัดเก็บและ จัดเรียงข้อมูล และนำข้อมูลไปใช้งาน



## บทที่ 5

### สรุปเนื้อหาวิทยานิพนธ์และข้อเสนอแนะในการวิจัย

#### 5.1 สรุปเนื้อหาวิทยานิพนธ์

ปัจจุบันคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อนั้นมีบทบาทในชีวิตประจำวันเป็นอย่างมากในเรื่องของสุขภาพตรวจจับความผิดปกติของร่างกาย อีกทั้งยังสามารถนำมาใช้ในการควบคุมอวัยวะเทียม หรือ ภายอุปกรณ์ได้อีกด้วย อีกทั้งมีประสิทธิภาพมากกว่าอวัยวะเทียมปกติ โดยอวัยวะเทียมปกตินั้นไม่สามารถเคลื่อนไหวได้อย่างอิสระเท่าที่ควร ทำให้เกิดข้อจำกัดในชีวิตประจำวันของผู้พิการ อาจจะทำให้ผู้พิการรู้สึกด้อยค่าหรือถูกมองว่าเป็นภาระของสังคม โดยสาเหตุของการพิการนั้นอาจจะเกิดจาก อุบัติเหตุหรือโรคทางพันธุกรรม ทำให้สูญเสียอวัยวะบางส่วนเช่น แขน ขา เท้า รวมถึงผู้ที่ป่วยแขนขาอ่อนแรง อัมพาต เคลื่อนไหวลำบากไม่สามารถดูแลตัวเองได้ ซึ่งสามารถแบ่งลักษณะการเคลื่อนไหวได้ คือ เคลื่อนไหวไม่ได้ เคลื่อนไหวช้า เคลื่อนไหวลำบาก แต่อวัยวะส่วนอื่นยังปกติ ระบบประสาท ระบบสมอง ยังสามารถสั่งการได้ปกติ โดยสามารถใช้คลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อเป็นตัวควบคุมการทำงานของอวัยวะต่างๆ ได้ปกติ แต่ด้วยอุปกรณ์มีราคาแพงทำให้เกิดข้อจำกัดของผู้พิการไม่สามารถเข้าถึงอุปกรณ์ได้เท่าที่ควร ดังนั้นงานวิจัยที่นำเสนอนี้ จึงมุ่งเน้นการศึกษาและพัฒนาเทคนิคการตรวจจับการเคลื่อนไหวของข้อเท้าบนพื้นฐานของคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อหลายตำแหน่ง ซึ่งเป็นการตรวจการเคลื่อนไหวของข้อเท้าทั้งหมด 3 ท่าทางและบันทึกผลสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อของแต่ละการเคลื่อนไหวของข้อเท้า โดยนำข้อมูลที่ได้เก็บบันทึกนั้นมาวิเคราะห์และสร้างการจำแนกการเคลื่อนไหวข้อเท้าโดยใช้อุปกรณ์ในการจำแนกการเคลื่อนไหวคือ บอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ เพื่อเป็นแนวทางการจำแนกการเคลื่อนไหวได้และการนำไปใช้ประโยชน์ในชีวิตประจำวันได้

การพัฒนาโปรแกรมวิเคราะห์คุณลักษณะเด่นของสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อให้ดีขึ้น ใช้เทคนิคหลากหลายมากขึ้น และนำเอาผลการทดลองที่ได้มาประยุกต์ใช้เพื่อพัฒนาการสื่อสารด้วยสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อจากการเคลื่อนไหวในรูปแบบการเคลื่อนไหวข้อเท้า ซึ่งการวิจัยนี้จะใช้ระเบียบวิธีวิจัยเชิงทดลองแบบการทดลองเบื้องต้น

การวิเคราะห์และจำแนกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ โดยการทำงานร่วมกันระหว่างสร้างลักษณะเฉพาะตัวของวัตถุ และพัฒนาการเรียนรู้ของเครื่อง เป็นการทำงานบนบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ ผลที่ได้พบว่ารูปแบบการเคลื่อนไหวของข้อเท้า 3 ท่าทาง มีความโดดเด่นชัดเจนมากที่สุด ผลที่ได้พบว่าตำแหน่งอิเล็กโทรดบนกล้ามเนื้อ Tibialis anterior และ Gastrocnemius เป็นตำแหน่งกล้ามเนื้อที่มีสัญญาณรบกวนจากภายนอกน้อยที่สุด เหมาะสำหรับการนำมาใช้ในงานวิจัยนี้และการนำสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่ได้จากการบันทึกสัญญาณด้วยการเคลื่อนไหวข้อเท้าของแต่ท่าทางแยกองค์ประกอบ ผลที่ได้พบว่ามีความสัมพันธ์กันของกล้ามเนื้อบริเวณต้นขา เมื่อทำการจำแนกการเคลื่อนไหวของข้อเท้าทั้ง 3 ท่าทางผลที่ได้จากทีมวิจัยที่ ทั้ง 3 คน พบว่ามีความแม่นยำ 100 %

## 5.2 ข้อเสนอแนะและแนวทางการพัฒนาในอนาคต

จากการทดสอบเก็บข้อมูลคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อของคนปกติทั่วไปจะมีลักษณะสัญญาณที่คล้ายคลึงกัน แต่จากการศึกษางานวิจัยพบว่าผู้ที่พิการที่ต้องตัดขานั้น มีการทำงานของกล้ามเนื้อที่ต่างออกไปจากคนปกติ คลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อจะทำงานน้อยกว่าคนปกติทั่วไป ซึ่งยังไม่มีกลุ่มอาสาสมัครที่พิการเพื่ออธิบายในการทดลองอย่างแม่นยำ รวมไปถึงการวางตำแหน่งเซ็นเซอร์ที่อาจพบความคลาดเคลื่อนในแต่ละการทดลอง โดยงานวิจัยนี้เป็นเพียงการวิเคราะห์การเดินแบบคร่าวๆ ทำให้ตำแหน่งกล้ามเนื้อหรือกล้ามเนื้อที่มีผลต่อวงจรการเดินบางตัวยังไม่ได้นำมาใช้วิเคราะห์ เพราะค่าสัญญาณที่ต่ำไปไม่ชัดเจน ทำให้ไม่สามารถระบุการทำงานได้แน่นอน งานวิจัยนี้ได้ทำการวิเคราะห์ลักษณะการเดินของมนุษย์ปกติโดยใช้คลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อเป็นตัวระบุการทำงานของข้อเท้าจากนั้นแปลงเป็นภาพสเปกโตรแกรมเพื่อใช้ควบคุมข้อเท้าเทียม โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชันเพราะเหมาะสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลที่เป็นภาพ โดยให้ความแม่นยำที่มากพอ แต่สามารถออกแบบการทดลองเพิ่มเติมให้ครอบคลุมไปถึงการวิ่ง กระโดด หรือการเขย่งเท้า เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานของข้อเท้าเทียม หรือนำกล้ามเนื้อส่วนอื่นมาหาความสัมพันธ์กับการเคลื่อนไหวของข้อเท้าเพิ่มเติมโดยวิธีการแบบเรียลไทม์เพื่อให้ระบบโครงข่ายประสาทเทียมตัดสินใจได้ไวและแม่นยำมากขึ้น



## รายการอ้างอิง

- Z. Zhen, Y. Songli, Z. Yanan and J. Qian, On the surface electromyography sensor network of human ankle movement, 2007 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO), pp. 1688-1692, Dec 2007.
- T. N. S. T. Zawawi, A. R. Abdullah, E. F. Shair, I. Halim and O. Rawaida, "Electromyography signal analysis using spectrogram," 2013 IEEE Student Conference on Research and Development, Putrajaya, pp. 319-324, Dec. 2013
- S.Vani, Dr. T. V. Mad Rao, Dr. Ch. Kann Nai, Comparative Analysis on variant of Neural Network: An Experimental Study, 2019 5<sup>th</sup> International Conference on Advanced Computing & Communication System (ICACCS).IEEE.
- J. Aman, I. Oludare, Comprehensive Review of Artificial Neural Network Application to Pattern Recognition (2019).IEEE.
- D. Huang, B. Chen, Surface EMG Decoding for Hand Gestures Based on Spectrogram and CNN-LSTM, 2019 5th International Conference on Advanced Computing & Communication Systems (ICACCS),IEEE.
- H. Chen, R. Tong, Y. Fang, H. Liu, A Hybrid CNN-SVM Classification for Hand Gesture Recognition with surface EMG signals, 2018 International Conference on Machine Learning and Cybernetics (ICMLC),IEEE.
- J. Chao, S. Rong, Dual-Channel Speed-Adaptive Control of Functional Electrical Stimulation of Tibialis Anterior (TA) and Gastrocnemius (GAS) for Dropfoot Correction. 2018 IEEE International Conference on Cyborg and Bionic Systems (CBS).

- G. Amit, Simulations of Foot Stability During Gait Characteristic of Ankle Dorsiflexor Weakness in the Elderly, IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering ( Volume: 9, Issue: 4, Dec. 2001).
- M. N Mohd Nor, R. Jailani & NM. Tahir, Analysis of EMG Signals of TA and GAS Muscles during Walking of Autism Spectrum Disorder (ASD) Children, 2016 IEEE Symposium on Computer Applications & Industrial Electronics (ISCAIE).
- J. Arthur, D. Mohammadreza, M. Dader, J. Fadi, An EMG Signal Processing System for Control of an Ankle-foot Orthosis, 2017 4th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT).
- V. Dhule, V. V. Shete, S. B. Somani, Implementation of Adaptive Dorsiflexion and Plantarflexion in Active Ankle Foot Orthosis, 2015 International Conference on Information Processing (ICIP),IEEE.
- L. Hee, H. Chong, G. Darwin, A. Alpha, Developing Interactive and Simple Electromyogram PONG Game for Foot Dorsiflexion and Plantarflexion Rehabilitation Exercise, 2017 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC).

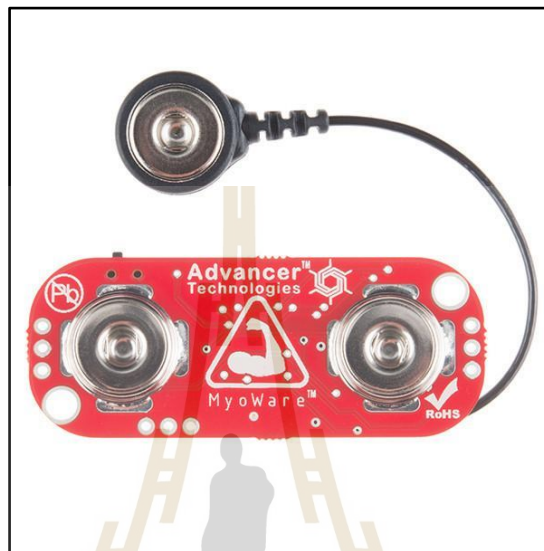
ภาคผนวก ก

อุปกรณ์ที่ใช้ในการวัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

### ก.1 เซนเซอร์ตรวจจับสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อชนิดแผ่นกาวสำเร็จรูป

เซนเซอร์ที่มีอิเล็กโทรดชนิดแผ่นกาวสำเร็จรูป ซึ่งมีสแนป (Snap) เพื่อให้สามารถเปลี่ยนอิเล็กโทรดให้สะดวกขึ้น ใช้ในการตรวจคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อระหว่างทีมวิจัย



รูปที่ ก.1 เซนเซอร์ตรวจจับคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อรุ่น MyoWare Muscle Sensor

คุณสมบัติของเซ็นเซอร์ MyoWare Muscle Sensor

- (1) Single supply MyoWare ไม่จำเป็นต้องใช้แหล่งจ่ายไฟ +/- แรงดันไฟฟ้า! ซึ่งสามารถเสียบโดยตรงกับ 3.3V ผ่านบอร์ดพัฒนา 5V
- (2) Embedded Electrode Connector มีอิเล็กโทรดโดยตรงไปยัง MyoWare กำจัดสายเคเบิลที่นำราคาแพงเหล่านั้น
- (3) RAW EMG Output MyoWare มีรูปแบบคลื่น คลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ EMG (Electromyography) แบบดิบ (RAW)
- (4) Polarity Protected Power Pins การเพิ่มการป้องกันบางอย่างดังนั้นชิปเซ็นเซอร์จะไม่ไหม้เมื่อไฟเชื่อมต่อโดยไม่ตั้งใจไปข้างหลัง
- (5) ON/OFF Switch เพื่อป้องกันความเสียหายของบอร์ดมีสวิตช์เปิดปิดเพื่อให้สามารถทดสอบการเชื่อมต่อพลังงานได้ง่ายขึ้น
- (6) LED Indicators ไฟ LED บนบอร์ดสองดวงเพื่อแจ้งให้ทราบเมื่อพลังงานของ MyoWare เปิดอยู่และไฟอีกดวงหนึ่งจะสว่างขึ้นเมื่อกกล้ามเนื้อเกิดไค้งอ

อิเล็กโทรดชนิดแผ่นกาวสำเร็จรูปเป็นส่วนหนึ่งของเซนส์รุ่น MyoWare Muscle Sensor ช่วยในการยึดติดผิวหนังที่มึนวิชัยกับอิเล็กโทรด



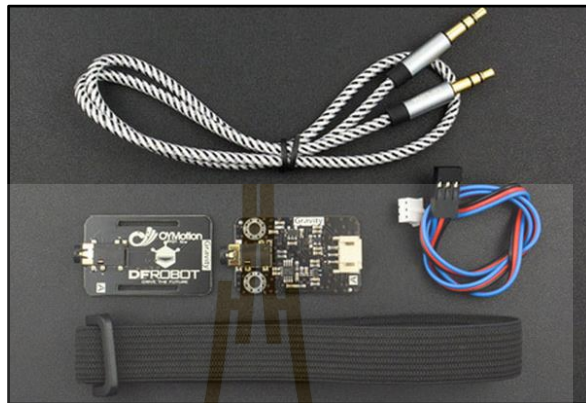
รูปที่ ก.2 อิเล็กโทรดชนิดแผ่นกาวสำเร็จรูป

#### คุณสมบัติของอิเล็กโทรดชนิดแผ่นกาวสำเร็จรูป

- (1) วัสดุรองฐานโฟมช่วยป้องกันเซ็นเซอร์และเจลจากการฟาดตัดและน้ำยาทำความสะอาด
- (2) มีการบันทึกคุณภาพสูงอย่างต่อเนื่องเพื่อการตรวจสอบในระยะยาวโดยมีปฏิกิริยาทางผิวหนังน้อยที่สุด
- (3) เซ็นเซอร์ทั้งหมดมีโลหะ Ag / AgCl คุณภาพสูง

## ก.2 เซนเซอร์ตรวจจับสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อชนิดแผ่นโลหะ

เซนเซอร์ที่มีอิเล็กโทรดชนิดแผ่นโลหะ ซึ่งมีการแบ่งอิเล็กโทรดกับเซนเซอร์ใช้ในการตรวจคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อระหว่างทิมวิชัย



รูปที่ ก.3 เซนเซอร์ตรวจจับคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อรุ่น OYMotion

### คุณสมบัติเซนเซอร์ OYMotion Sensor

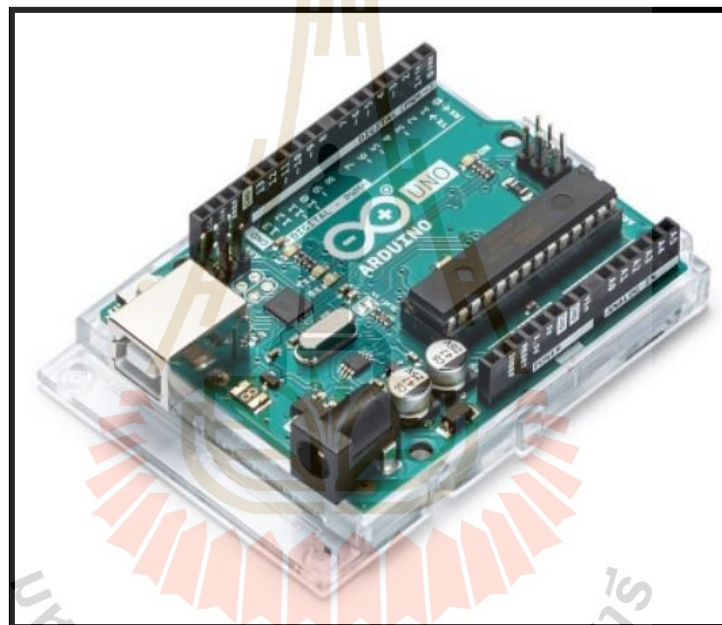
- (1) Supply Voltage:  $+3.3V \sim 5.5V$
- (2) Operating Voltage:  $+3.0V$
- (3) Detection Range:  $\pm 1.5mV$
- (4) Electrode Connector: PJ-342
- (5) Module Connector: PH2.0-3P
- (6) Output Voltage:  $0 \sim 3.0V$
- (7) Operating Temperature:  $0 \sim 50^{\circ}C$
- (8) Size:  $22mm * 35mm$  ( $0.87inch * 1.38inch$ )

### คุณสมบัติอิเล็กทรอนิกส์

- (1) Electrode Connector: PJ-342
- (2) Wire Length: 50cm(19.69inch)
- (3) Plate Size: 22 \* 35 mm(0.87inch\*1.38inch )

### ก.4 บอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์ประมวลผลคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

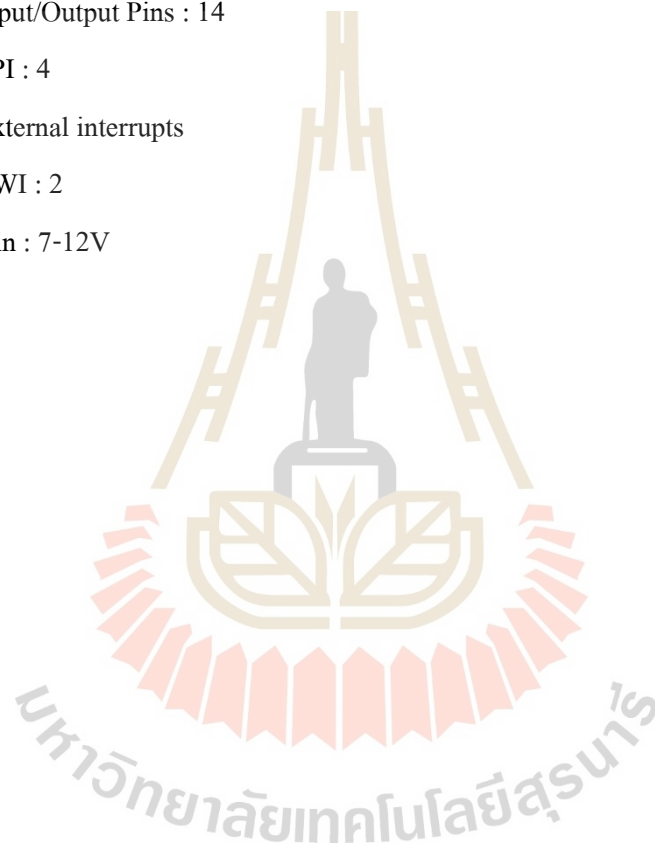
บอร์ดที่ใช้ในการประมวลผลโดยรับค่าจากเซนเซอร์เป็นค่าจำนวนจริง เซนเซอร์ตรวจจับคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อรุ่น MyoWare Muscle Sensor มาวิเคราะห์ลักษณะท่าทางการกระขยับข้อเท้า



รูปที่ ก.4 ARDUINO UNO REV3.0

### คุณสมบัติบอร์ดไมโครคอนโทรลเลอร์

- 1) Microcontroller : ATmega328P
- 2) Working voltage : 5V
- 3) CPU Frequency : 16MHz
- 4) TIO ports / PWM : 20 / 6
- 5) Analog inputs : 6
- 6) Input/Output Pins : 14
- 7) SPI : 4
- 8) External interrupts
- 9) TWI : 2
- 10) Vin : 7-12V







ภาคผนวก ข

บทความทางวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี

รายชื่อบทความที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่ในระหว่างศึกษา

Narathip Chaobankoh<sup>1</sup>, Peerapong Uthansakul

EMG pattern recognition of ankle movements using spectrogram analysis. SUT  
International Virtual Conference on Science and Technology Nakhon-Ratchasima, Thailand 28th  
August 2020 (IVCST), (pp. 1-7).



AECXXX

(this number will be assigned after full manuscript is accepted)

## EMG pattern recognition of ankle movements using spectrogram analysis

Narathip Chaobankoh<sup>1,\*</sup>, Peerapong Uthansakul<sup>1</sup>

<sup>1</sup>School of Telecommunication Engineering, Suranaree University of Technology,  
Nakhon Ratchasima, 30000, Thailand

\* Corresponding Author: M6113117@g.sut.ac.th

**Abstract.** Walking is an important part of human life and controlled by many muscles. Gait cycle is divided into 2 phases, stance phase and swing phase. The main muscles that control both phases are Tibialis anterior and Gastrocnemius. Both muscles work together in different manners of ankle movements. This paper proposes the relationship between these two muscles and EMG signals that control the ankle in the gait cycle. Also in this paper, the authors use a spectrogram to analyse the EMG performance of two muscles that are consistent with the properties of the spectrogram, showing the energy value of the EMG signals.

**Keyword:** Gait cycle, EMG signals, Spectrogram, Tibialis anterior, Gastrocnemius.

### 1. Introduction

Nowadays, Electromyography (EMG) signal in the human body can be applied to develop a variety of technologies in a medical field and others. Furthermore, the diagnosis and detection for abnormal muscle development are very helpful to many assistive devices to control orthosis [1]. EMG signal can specify the activity of the muscles in each movement. So far there has been no a specific analysis on the ankle movement via EMG signals. This paper initiatively presents the study on ankle movement to find the possibility of using EMG signals to control any assistive devices [2-4].

Normally, the gait cycle is divided into two phases, stance phase and swing phase. Each phase has two main muscles, Tibialis anterior muscle and Gastrocnemius muscle. Stance phase is the area where the feet touch the ground or the body is balance before walking. Gastrocnemius supports a body weight to help balance and control plantarflexion. The function of both muscles is related to the walking cycle. The swing phase involves the tipping of ankle using the control of both muscles. The experimental setup is also performed according to the natural walking cycle. However, only the real-time EMG signals are not successful to recognize the ankle movements.

Therefore, the use of spectrogram produced from EMG signals has been introduced to indicate the activities of muscles especially for ankle movements. The spectrogram consists of information of the frequency component of the signal in different times. The signal conversion both in time and frequency domains is used to characterize the signals with frequency components that change over time. Based on this spectrogram, this paper proposes the possibility to detect the ankle movement by EMG pattern recognition. The EMG spectrogram indicates the amplitude strength [5] on each movement in the walking cycle. The results in this paper indicate that the gap of time domain has a direct relationship

with the angle of dorsiflexion. This finding is very useful to further implement on the other assistive devices such as prosthesis.

## 2. Materials and Methods

### 2.1 Electromyography

The electrical measurements of muscles are performed using electronic devices. This work employs 2 modules for making such a measurement. The first module is the EMG sensor that can realize an electrical signal generated from muscles. This work uses Myoware muscle sensor [1] as shown in Fig. 1(a). The second module is the processing unit as shown in Fig. 1(b). This microcontroller performs as a collector through amplifier and analogue to digital conversion connecting with EMG sensor.



Figure 1. (a) Myoware muscle sensor and (b) Arduino uno R3

The Myoware muscle sensors are designed to be used directly with a microcontroller. Therefore, the primary output of sensor is not a RAW EMG signal but rather an amplified, rectified, and integrated signal (AKA the EMG's envelope) that will work well with a microcontroller's analog-to-digital converter (ADC). This difference is illustrated below using a presentative EMG signal as shown in Fig. 2.

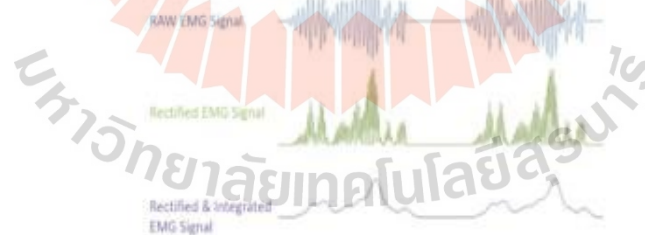


Figure 2. EMG signal, Rectified EMG signal and Rectified & Integrated EMG signal

### 2.2 Gait cycle

Walking is the complex movement caused by the interaction of various parts of the body. In this complex movement, the authors refer to gait patterns that correspond to both time and distance combined into a walking cycle. Gait cycle means one cycle or time that occurs while walking begins with the heel of one leg touching the floor until the end of the heel of that leg touching the ground again. This cycle is divided into 2 phases, stance phase and swing phase. Stance phase is the time when the feet touch the ground. Swing phase is the time when the feet do not touch the ground. Both phases are illustrated in Fig 3.

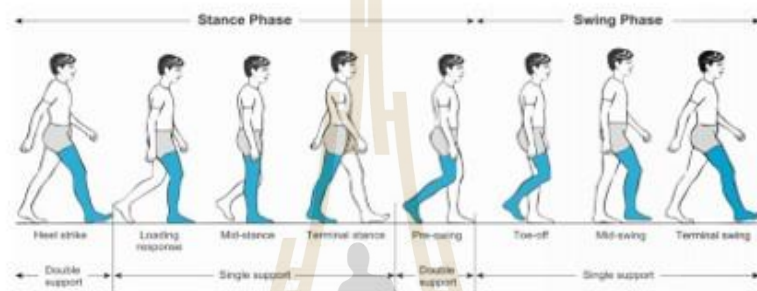


Figure 3. Gait cycle

From the walking cycle, it is found that the limitations of entering the phase in different ages. For children in 1-7 years, the walking pattern is not normal. At the age of 7-9 years, the walking patterns are more similar to adults, but the weight and tilt of the ankles also have limitations in the body.

### 2.3 Dorsiflexion and Plantarflexion

The gait cycle can specify the operation of the muscles in 2 parts as shown in Fig 4. During the stance phase, the Gastrocnemius muscle actively works, while during the swing phase both Tibialis and Gastrocnemius actively work [2]. In addition, by looking in the details of ankle movements, Tibialis actively works when the ankle tilts up and tilts down while Gastrocnemius actively works as much as the strength of the muscles work as well.

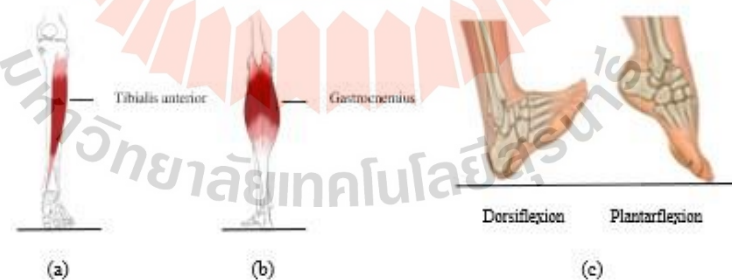


Figure 4. (a) Tibialis Anterior Muscle (b) Gastrocnemius Muscle and (c) Dorsiflexion & Plantarflexion

#### 2.4 Sensor position

From the position of the muscles that are used to control the ankle, the authors place the sensor in a plane level with that muscle to prevent disturbance of other muscles and place a grounding electrode on the bone to serve as a reference to the EMG signals. The measured position of each sensor is approximately 2.5 centimetres apart from each other.



Figure 5. The position of placing sensors for (a) Tibialis anterior and (b) Gastrocnemius

### 3. Results and Discussions

From the experiments, the measurements of EMG signals for two muscles were divided into 2 experiments. The first experiment was to test the angle of ankle movements. There are 3 steps for changing angle of ankle movements as defining by dorsiflexion 10 20 and 30 degrees. The second experiment was to test the forward and backward walking. According to the walking style and the walking cycle, ankles can normally be dorsiflexion up to 30 degrees and plantarflexion up to 45 degrees or tiptoe. Hence, in this paper the walking was performed only 30 degrees

Experiment 1: The angle of Dorsiflexion for changing ankle movements is set to 10, 20 and 30 degrees. The results of EMG signals and spectrograms are shown in Fig. 6, 7 and 8 The EMG signals can show some relationship with the change of ankle degree. The amplitude of EMG signals is related to the ankle movements. From Fig. 6 Dorsiflexion 10 degrees shown amplitude 1.6 mv ,Fig. 7 Dorsiflexion 20 degrees shown amplitude 2.3 mv ,Fig. 8 Dorsiflexion 30 degrees shown amplitude 3.1 mv .However, this finding is more pronounced when using spectrogram analysis. When the ankle degree increases, the intensity of the Tibialis anterior signal is also wider. In turn, the amplitude increases a little in case of Gastrocnemius.

Experiment 2: Forward and backward walking have been measured and the results are shown in Fig. 9 and Fig. 10, respectively. The forward and backward motions when feet are up and down within the walking cycle are investigated by EMG signals and spectrograms. The results show that during the forward movement Tibialis anterior muscle actively works first with amplitude 3 mv. Then, after passing the midstance to the terminal stance, Gastrocnemius muscle actively works instead with amplitude 3.1 mv. This investigation is also happened for plantarflexion.

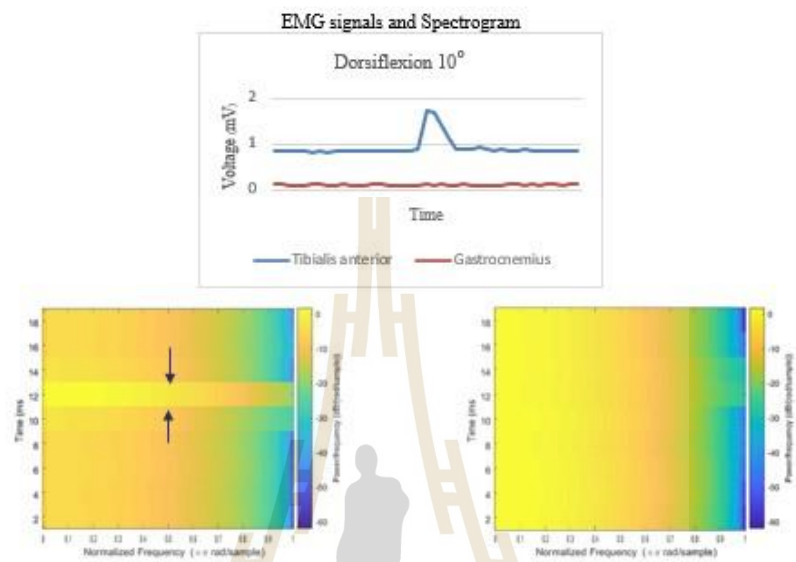


Figure 6. Dorsiflexion 10°

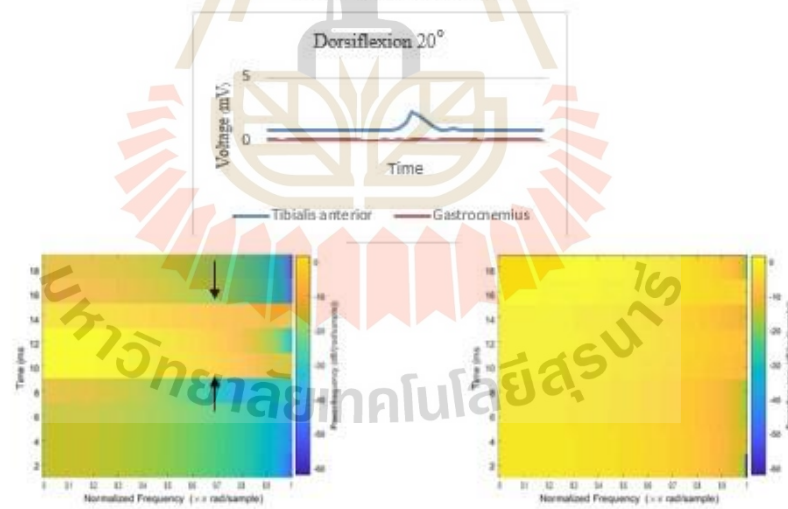


Figure 7. Dorsiflexion 20°

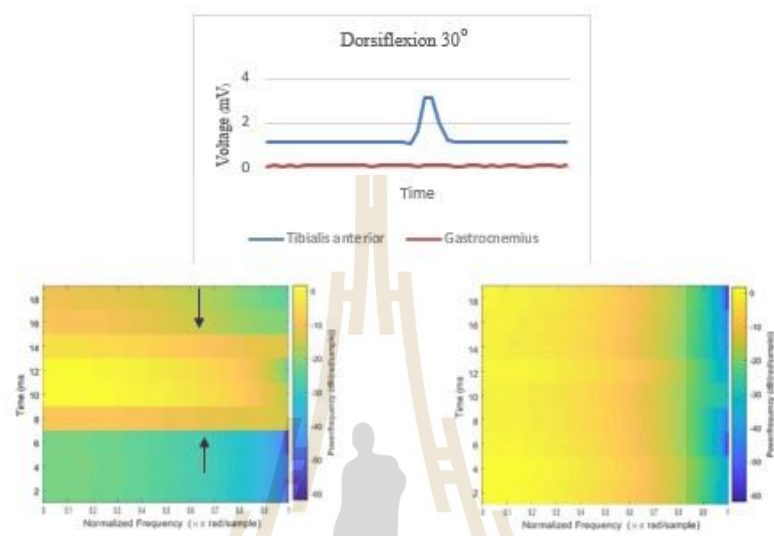


Figure 8. Dorsiflexion 30°

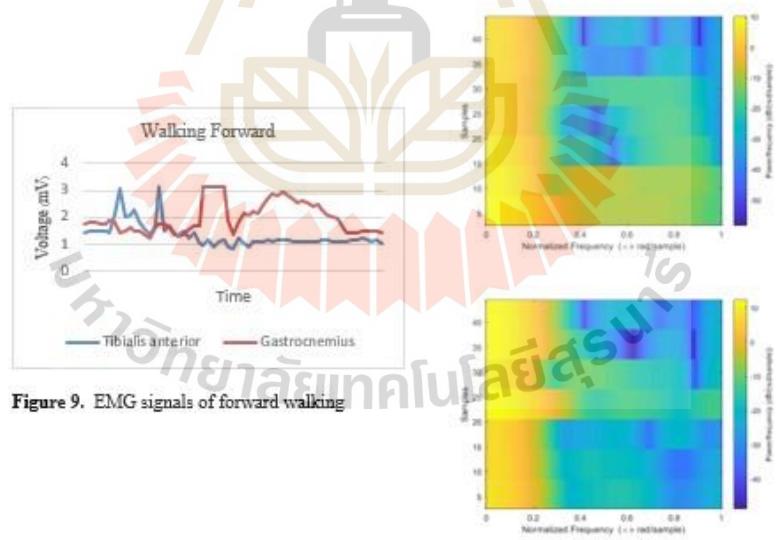


Figure 9. EMG signals of forward walking



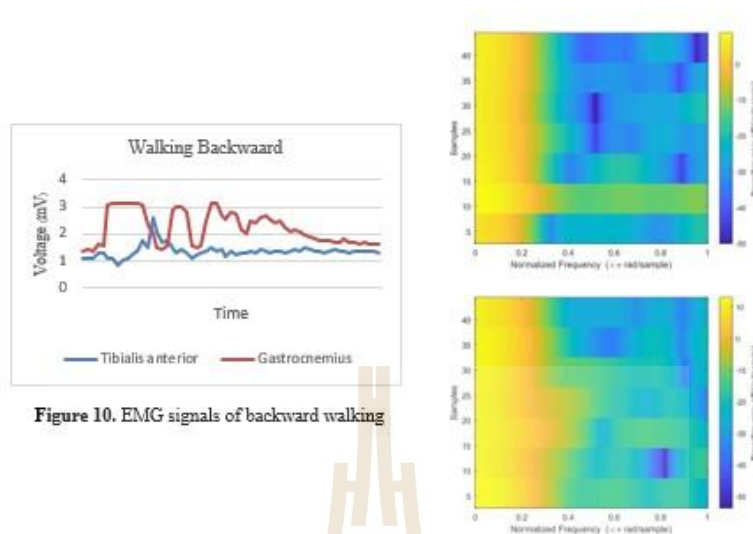


Figure 10. EMG signals of backward walking

#### 4. Conclusion

This work presents the relationship between EMG patterns and the responses of two muscles according to ankle movements. The activities under gait cycle have been discussed. The results reveal that the mechanism of different muscles in each phase of the gait cycle can be used for analyzing the EMG patterns. Both muscles, Tibialis anterior and Gastrocnemius, work together at different time throughout the walking cycle. The finding of this work also demonstrated that the spectrograms can be helpful to indicate the angle of ankle movement as well as walking activities. In a future work to be applied a spectrogram to Convolution Neural Network so that suitable for analysis image data.

#### Reference

- [1] MyoWare™ Muscle Sensor (AT-04-001) DATASHEET 2015, Advancer Technologies.
- [2] UNIT VIII Muscles of the Foot and Ankle – The Foot and Ankle courses of Virginia Commonwealth University.
- [3] Chaitavat Ngarmukos. The ankle and foot orthopaedic Chulalongkorn University.
- [4] Z. Zhen, Y. Songli, Z. Yanan and J. Qian, "On the surface electromyography sensor network of human ankle movement," 2007 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO), pp. 1688-1692, Dec 2007.
- [5] T. N. S. T. Zawawi, A. R. Abdullah, E. F. Shair, I. Halim and O. Rawaida, "Electromyography signal analysis using spectrogram," 2013 IEEE Student Conference on Research and Development, Putrajaya, pp. 319-324, Dec. 2013

## ประวัติผู้เขียน

นาย นราธิป ชาวบ้านเกาะ เกิดเมื่อวันที่ 11 มีนาคม พ.ศ. 2540 เริ่มศึกษาชั้นประถมที่ โรงเรียนสัตหีบเขตกองเรือยุทธการ ชั้นประถมศึกษาปีที่ 1-4 ที่โรงเรียนสัตหีบเขตกองเรือยุทธการ ชั้นประถมศึกษาปีที่ 5 ถึง ชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 3 ที่โรงเรียนอัสสัมชัญศรีราชา ชั้นมัธยมศึกษาปีที่ 4-6 โรงเรียนสตรีประเสริฐศิลป์ จังหวัดตราด และสำเร็จการศึกษาระดับปริญญาตรี สาขาวิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี จังหวัดนครราชสีมา เมื่อปี พ.ศ.2561

ปี พ.ศ.2562 เข้าศึกษาต่อในระดับปริญญาโท สาขาวิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี โดยขณะศึกษาได้รับทุนการศึกษาแก่นักศึกษาระดับบัณฑิตศึกษาที่คณาจารย์ได้รับทุนวิจัยจากแหล่งทุนภายนอกจากกองทุนสนับสนุนการวิจัยและพัฒนา (ทุน OROG) และผู้ช่วยสอนและวิจัยสาขาวิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม และเป็นผู้ช่วยวิจัยโครงการวิจัยเรื่อง โครงการพัฒนาขาเทียมสำหรับกำลังพลผู้ได้รับบาดเจ็บ โดยใช้การควบคุมแขนเทียมกลด้วยชีวสัญญาณ

ผลงานวิจัย : ได้เสนอบทความเข้าร่วมในการประชุมวิชาการระดับนานาชาติ The SUT International Virtual Conference on Science and Technology (The SUT-IVCST 2020) วันที่ 28 สิงหาคม 2563 เรื่อง การจดจำรูปแบบสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเพื่อการเคลื่อนไหวของข้อเท้าโดยใช้การวิเคราะห์สเปกโตรแกรม

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี