

วารสาร ECTI เพื่ออุตสาหกรรม
ฉบับที่ 3
ประจำเดือนพฤศจิกายน

2019

Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI)

สวัสดีค่ะขอต้อนรับเข้าสู่วารสาร ECTI เพื่ออุตสาหกรรม ฉบับนี้ก็เป็นฉบับที่ 3 (ประจำเดือนพฤศจิกายน 2561 ถึง มกราคม 2562) แล้วนะคะสำหรับการเผยแพร่ผลงานวิจัยในประเทศออกสู่ภาคอุตสาหกรรม ในฉบับนี้ทางบรรณาธิการขอแนะนำผลงานวิจัยทางด้านการแพทย์เชิงประยุกต์จาก 2 มหาวิทยาลัยไทย ใน 2 ภูมิภาค อันได้แก่ งานวิจัยระดับปริญญาเอกเกี่ยวกับระบบรับรู้จำสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อจากการเคลื่อนไหว จากมหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตหาดใหญ่ ของนางสาวนันทริกา เทียมชู ภายใต้อาจารย์ที่ปรึกษาคนเก่งจากแดนใต้ของทางสมาคม ECTI นั่นคือ รศ.ดร. พรชัย พงษ์ภัทรานนท์ นั่นเอง

ผลของงานวิจัยนี้สามารถนำไปประยุกต์ต่อการพัฒนาอวัยวะเทียมเพื่อทดแทนส่วนของร่างกายที่ขาดหายไปสำหรับผู้พิการได้ นับว่าเป็นงานวิจัยที่มีประโยชน์ต่อการแพทย์เป็นอย่างมาก

ส่วนมหาวิทยาลัยในส่วนกลางก็ไม่น้อยหน้ากัน กล่าวคือ งานวิจัยเกี่ยวกับเครื่องประเมินประสิทธิภาพของการล้างมือ โดยงานวิจัยนี้นอกจากจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการล้างมือแล้วยังช่วยลดระยะเวลาในการล้างมือสำหรับการใช้งานในโรงพยาบาลอีกด้วย เป็นคำแนะนำในรูปแบบของเครื่องต้นแบบที่สามารถนำไปประยุกต์ใช้งานทั้งในโรงพยาบาล หรือแม้กระทั่งประยุกต์ใช้ในภาคอุตสาหกรรมสำหรับห้องปลอดฝุ่นได้อีกด้วย ซึ่งงานวิจัยนี้เป็นความร่วมมือระหว่างทีมวิจัยจากมหาวิทยาลัยราชชมงคลพระนคร นายเจตน์ปิยะ ดวงทองคำ ภายใต้การดูแลของ ผศ.ดร. ณัฐพงศ์ พันธุ์นะ อาจารย์ที่ปรึกษาประจำโครงการ กับมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ โดย อ. คณบดี ศรีสมบูรณ์ และกลุ่มงานป้องกันและควบคุมการติดเชื้อ คณะแพทยศาสตร์ โรงพยาบาลรามาธิบดี โดย พว.สุมาวดี สกุนตนิยม ค่ะ

ทีมบรรณาธิการ



ดร. ศรีณูญา ปะสะกะวี
(บรรณาธิการ)



ดร. ชัยวัฒน์ เจษฎาจินต์
(ที่ปรึกษาอาวุโส)



ดร. นฤตม นวลขาว
(ที่ปรึกษา)

1. ระบบรู้จำสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อจากการเคลื่อนที่ของมือและนิ้ว

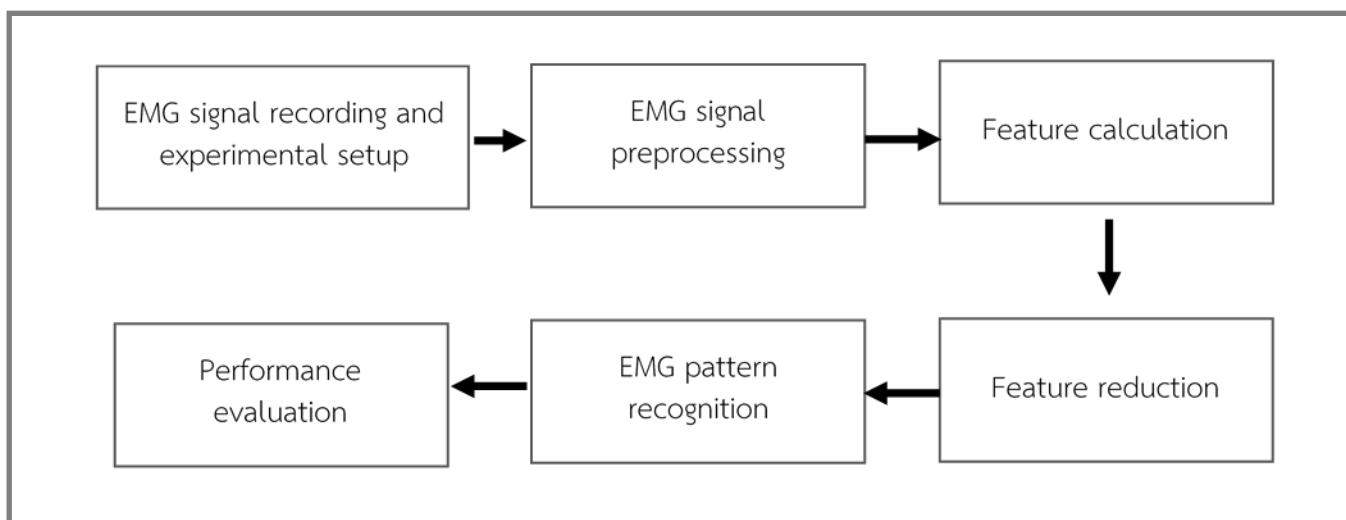
1. บทนำ

จากการศึกษาจำนวนผู้พิการในประเทศไทยของสถาบันสถิติแห่งชาติ [1] พบว่า ในปี พ.ศ. 2555 ประเทศไทยมีประชากรที่พิการประมาณ 1.5 ล้านคน หรือคิดเป็นร้อยละ 2.2 ของประชากรทั้งหมดในประเทศ เมื่อพิจารณาตามลักษณะความพิการซึ่งสามารถแบ่งออกเป็น 3 ประเภทหลักตามหลักขององค์การอนามัยโลกได้แก่ (1) ประชากรที่มีความลำบากหรือปัญหาสุขภาพที่เป็นข้อจำกัดในการทำกิจกรรม คิดเป็นร้อยละ 2.1 ของประชากร หรือจำนวน 1.4 ล้านคน (2) ประชากรที่มีความลำบากในการดูแลตนเองหรือทำกิจวัตรส่วนตัว ซึ่งคิดเป็นร้อยละ 0.5 ของประชากรหรือจำนวน 0.3 ล้านคน และ (3) ประชากรที่มีลักษณะความบกพร่องทางร่างกาย จิตใจ หรือสติปัญญา คิดเป็นร้อยละ 1.6 ของประชากรหรือจำนวน 1.1 ล้านคน ซึ่งเมื่อพิจารณาจำนวนผู้พิการตามประเภทความลำบากหรือปัญหาสุขภาพพบว่าผู้พิการจำนวน 158,891 คน ซึ่งคิดเป็นร้อยละ 11.2 ของจำนวนผู้พิการทั้งหมด มีความบกพร่องหรือความลำบากในการใช้งานมือหรือนิ้วมือในการจับช้อนอาหารหรือวัตถุอื่นๆ โดยมีสาเหตุมาจากโรคประจำตัว อาทิ เบาหวาน กล้ามเนื้อแขนขาลีบ หรือ อุบัติเหตุซึ่งทำให้เกิดการสูญเสียแขน มือ หรือนิ้วมือ ความบกพร่องเหล่านี้นำมาซึ่งข้อจำกัดในการใช้ชีวิตประจำวัน

เพื่อยกระดับความสามารถของผู้พิการกาย อุปกรณ์สำหรับผู้พิการจึงถูกพัฒนาขึ้น ในปัจจุบันกายอุปกรณ์เชิงพาณิชย์ (Commercial prosthesis) สามารถแบ่งออกเป็น 2 ประเภทด้วยกันคือ (1) กายอุปกรณ์ประเภทสวยงาม (Cosmetic prosthesis) ซึ่งมีไว้เพื่อทดแทนส่วนของร่างกายที่ขาดหายหรือไม่เคยมีอยู่โดยไม่สามารถทำงานได้ และ (2) กายอุปกรณ์ประเภทใช้งานได้ (Functional prosthesis) ซึ่งสามารถเคลื่อนไหวและทำงานตามความต้องการของผู้ใช้งานได้ โดยการควบคุมการทำงานของกายอุปกรณ์ประเภทใช้งานได้สามารถทำได้ 2 วิธีการด้วยกันคือ (1) การควบคุมกายอุปกรณ์โดยการเคลื่อนไหวของร่างกาย (Body-powered prostheses) และ (2) การควบคุมกายอุปกรณ์โดยการใช้พลังงานภายนอก (Externally-powered prostheses) ซึ่งควบคุมการจ่ายไฟฟ้าด้วยสวิตช์ไฟฟ้า (Switch controlled) หรือ ตัวรับสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ (Electromyogram) หรือ สัญญาณชีพทางไฟฟ้า (Electrical bio-signals) อื่น ๆ ที่เกิดขึ้นเนื่องจากการทำงานของกล้ามเนื้อและระบบประสาท อาทิ สัญญาณคลื่นไฟฟ้าสมอง (Electroencephalogram, EEG) สัญญาณแมคคาโนไมโอแกรม (Mechanomyogram, MMG) สัญญาณโซโนไมโอแกรม (Sonomyogram) และ สัญญาณผลตอบสนองของผิวหนังแกลวานิก (Galvanic skin response, GSR) เป็นต้น [2]

จากการสำรวจความต้องการและข้อคิดเห็นของผู้ใช้งานกายอุปกรณ์สำหรับรายคน [3] พบว่าผู้ใช้งานต้องการให้กายอุปกรณ์มีความสามารถในการจับวัตถุในรูปแบบหลากหลายมากขึ้นเพื่อสามารถใช้งานได้จริงในชีวิตประจำวัน โดย 3 ท่าจับที่ถูกพิจารณามากที่สุดคือ Lateral grasp Cylindrical grasp และ Tripod grasp นอกจากนี้ท่าจับแล้วการใช้นิ้วชี้และนิ้วหัวแม่มือยังเป็นท่าที่สำคัญในการแสดงอาการปฏิกิริยาในชีวิตประจำวัน ในการทำงานของมือมนุษย์การเคลื่อนไหวนิ้วมือหรือการจับวัตถุ มักเกิดขึ้นพร้อมกับการเคลื่อนไหวข้อมือ โดยการเคลื่อนไหวข้อมือทำให้หยิบจับวัตถุในองศาที่แตกต่างกันได้ ดังนั้นกายอุปกรณ์ควรมีความสามารถในการควบคุมการทำงานที่สอดคล้องกันระหว่าง 2 ข้อต่อให้ลื่นไหลและทันเวลา นอกจากนี้ผู้ใช้อีกควรสามารถควบคุมการออกแรงและความเร็วในการเข้าจับวัตถุได้ โดยที่อุปกรณ์ยังคงสามารถยึดถือวัตถุค้างไว้และมีระบบในการป้องกันการลื่นหลุด

จากการทบทวนวรรณกรรมพบว่าระบบรู้จำรูปแบบสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเพื่อควบคุมกายอุปกรณ์สำหรับรายคนสามารถแบ่งออกเป็น 6 ขั้นตอนหลักด้วยกันคือ (1) การบันทึกสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อและการตั้งค่าการทดลอง (EMG signal recording and experimental setup) (2) การประมวลผลสัญญาณเบื้องต้น (Signal preprocessing) (3) การคำนวณคุณลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ (Feature calculation) (4) การลดขนาดข้อมูล (Feature reduction) (5) การรู้จำรูปแบบสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ (EMG pattern recognition) และ (6) การประเมินผลอัลกอริทึม (Performance evaluation) ดังที่แสดงไว้ในภาพประกอบ 1 ซึ่งสามารถสรุปประเด็นรายละเอียดที่เกี่ยวข้องได้ดังนี้

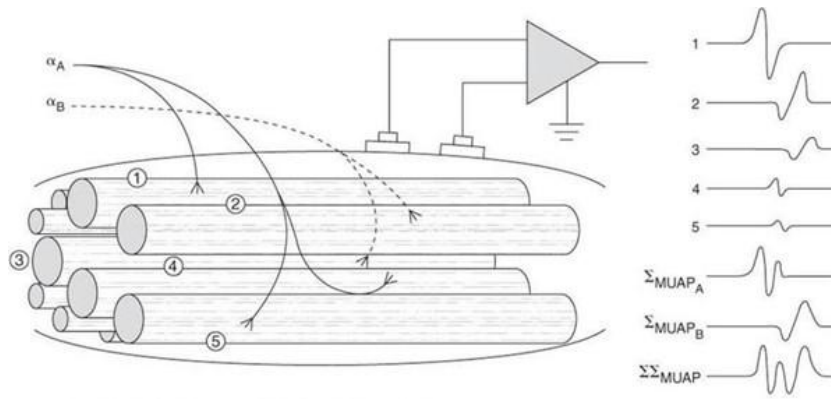


ภาพประกอบ 1 องค์ประกอบของระบบรู้จำสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อจากการเคลื่อนที่ของมือและนิ้ว

2. การบันทึกสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อและการตั้งค่าการทดลอง

2.1 สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

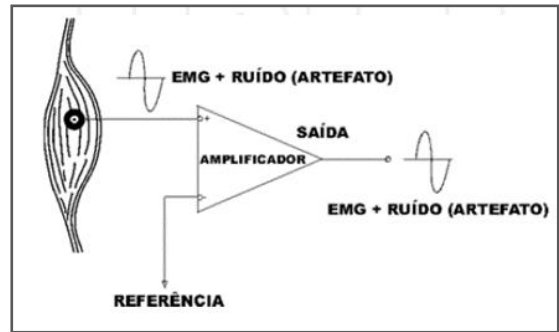
สัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อเป็นสัญญาณที่ใช้วัดจากการทำงานของกล้ามเนื้อและระบบประสาท โดยกล้ามเนื้อลายจะทำงานหรือหดตัวได้ต้องได้รับสารสื่อประสาทจากเซลล์ประสาทมากระตุ้นการทำงาน โดยปกติในระยะพัก (Relaxation) ความต่างศักย์ระหว่างภายในและนอกเซลล์กล้ามเนื้อลายมีค่าประมาณ -90 มิลลิโวลต์ เมื่อกล้ามเนื้อลายถูกกระตุ้นสารสื่อประสาทจากเซลล์ประสาทจะเข้าไปจับตัวกับช่องแคลเซียมให้เปิดออกที่บริเวณที่เรียกว่า T-tubule ในมัดกล้ามเนื้อ ทำให้แคลเซียมไอออนซึ่งมีประจุไฟฟ้าเป็นบวกซึ่งลอยอิสระอยู่ในไซโตพลาสซึมนอกเซลล์กล้ามเนื้อไหลเข้าสู่เซลล์กล้ามเนื้อ เกิดการเสียสภาพขั้ว (Depolarization) ทันที แคลเซียมเมื่อเข้าไปในเซลล์กล้ามเนื้อแล้วจะเข้าไปจับกับส่วนหัวของโปรตีนโทรโปนินซึ่งอยู่บนโปรตีนแอกตินทำให้โปรตีนแอกตินหดตัวบิดเป็นเกลียวเคลื่อนเข้าหาแนวเส้น M ซึ่งเป็นบริเวณที่มีโปรตีนไมโอซิน (Myosin filament) เกิดเป็นการหดตัวของกล้ามเนื้อ เมื่อไม่มีกระแสประสาทมากระตุ้นแล้วแคลเซียมจะไหลออกจากเซลล์กล้ามเนื้อกลับเข้าสู่ไซโตพลาสซึมรอบนอกดังเดิมทำให้เกิดการคืนสภาพขั้ว (Repolarization) เกิดขึ้น ส่งผลให้เซลล์กล้ามเนื้อคลายตัวกลับสู่สภาวะพัก



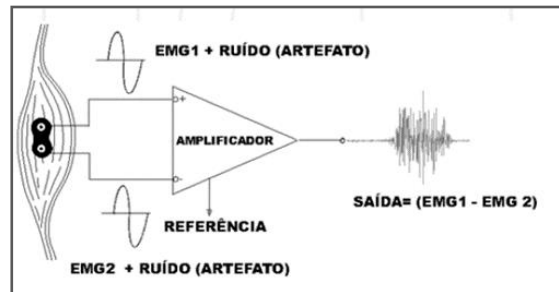
ภาพประกอบ 2 ตัวอย่างผลรวมศักย์ไฟฟ้า (Motor unit summation) ขณะกล้ามเนื้อหดตัวของเซลล์กล้ามเนื้อ 5 เซลล์ [4]

สัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่วัดได้คือผลรวมของศักย์ไฟฟ้าอันเนื่องมาจากการเสียสภาพขั้วและคืนสภาพขั้วของเซลล์กล้ามเนื้อหลายๆเซลล์ร่วมกันซึ่งมีค่าประมาณ 0.003-5 มิลลิโวลต์ ในช่วงความถี่ตอบสนอง 2-10,000 เฮิรตซ์ โดยมีพลังงานหลัก (Dominant energy) ในช่วงความถี่ 50-150 Hz ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับขนาดและจำนวนเซลล์กล้ามเนื้อที่ทำงานอยู่ในขณะนั้น ภาพประกอบ 2 แสดงตัวอย่างการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่เกิดขึ้นจากการทำงาน 5 หน่วยยนต์ (Motor unit) [4] ซึ่งหมายถึงเซลล์กล้ามเนื้อทั้งหมดที่ตอบสนองต่อเซลล์ประสาทสั่งการ (Motor neuron) 1 ตัว

การวัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อสามารถทำได้ 2 วิธีการคือ การวัดแบบขั้วเดียว (Monophasic หรือ monopolar) ซึ่งจะใช้อิเล็กโทรด หรือขั้วไฟฟ้าเพียงขั้วเดียวต่อ 1 ช่องสัญญาณ ดังแสดงในภาพประกอบ 3 (ก) [5] สัญญาณที่บันทึกได้เป็นสัญญาณความต่างศักย์เทียบกับสัญญาณจากขั้วอ้างอิงซึ่งมักวางอยู่บนข้อมือด้านหน้า ซึ่งเป็นตำแหน่งที่ไม่มีมัดกล้ามเนื้อ ในขณะที่การวัดแบบสองขั้ว (Biphasic หรือ bipolar) ใช้อิเล็กโทรด 2 ขั้วต่อ 1 ช่องสัญญาณดังแสดงในภาพประกอบ 3 (ข) [5] โดยอิเล็กโทรดแต่ละขั้ววางห่างกันประมาณ 2-2.5 เซนติเมตร [6] แม้ว่าการวัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อแบบสองขั้วจะสิ้นเปลืองอิเล็กโทรดมากกว่าแบบขั้วเดียว แต่กลับเป็นที่นิยมมากกว่าเนื่องจากสัญญาณที่บันทึกได้มีการปนของสัญญาณรบกวนน้อยกว่า เพราะวงจรขยายในการวัดแบบสองขั้วมีค่าอัตราส่วนการขจัดโหมดร่วม (Common mode rejection ratio, CMRR) สูงกว่าการวัดแบบขั้วเดียว



(ก)



(ข)

ภาพประกอบ 3 การบันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ (ก) แบบขั้วเดียว (ข) แบบสองขั้ว [5]

2.2 อุปกรณ์ในการบันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

อุปกรณ์สำคัญในการบันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อประกอบด้วย 3 ส่วนด้วยกันคือ (1) ขั้วไฟฟ้าหรืออิเล็กโทรด (Electrode) (2) ตัวเครื่องวัดสัญญาณซึ่งมักมีวงจรไฟฟ้าในการทำหน้าที่ขยายและกรองสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นในระบบ และ (3) ตัวแสดงผลซึ่งในปัจจุบันมักแสดงผลผ่านคอมพิวเตอร์ซึ่งเป็นระบบดิจิทัลแสดงผลให้ในเครื่องวัดสัญญาณจำเป็นต้องมีวงจรแปลงสัญญาณอนาล็อกเป็นสัญญาณดิจิทัลอยู่ภายใน

2.2.1 ขั้วไฟฟ้าหรืออิเล็กโทรด (Electrode)

อิเล็กโทรดที่นิยมใช้งานในห้องทดลองเพื่อพัฒนาระบบรับรู้รูปแบบของสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อมี 2 ชนิดคือ อิเล็กโทรดแบบเข็ม (Intramuscular electrode หรือ needle electrode) และ อิเล็กโทรดแบบวางที่ผิวหนัง (Extramuscular electrode หรือ surface electrode)

- **อิเล็กโทรดแบบเข็ม (Needle electrode)**

อิเล็กโทรดแบบเข็มเป็นอุปกรณ์ที่ใช้งานในการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อโดยตรง (Invasive method) ด้วยการแทงอิเล็กโทรดเข้าไปยังมัดกล้ามเนื้อที่ต้องการวัด วิธีการนี้พบน้อยมากในการพัฒนาระบบรับรู้สัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อเพื่อควบคุมกายอุปกรณ์ เนื่องจากผู้ทดลองจำเป็นต้องมีทักษะทางการแพทย์ซึ่งไม่เหมาะสมต่อการใช้งานในชีวิตประจำวัน สัญญาณไฟฟ้าไม่ถูกลดทอนจากความต้านทานของชั้นผิวหนัง

และอาจสร้างความเจ็บปวดให้กับผู้ทดลองได้ อย่างไรก็ตามวิธีการดังกล่าวสามารถเพิ่มอัตราส่วนระหว่างสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (Signal to noise ratio, SNR) ได้เนื่องจาก

- **อิเล็กโทรดแบบวางที่ผิวหนัง (Surface electrode)**

อิเล็กโทรดชนิดนี้ถูกใช้งานในการวัดสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อทางอ้อม (Non-invasive method) โดยการวางแผ่นอิเล็กโทรดลงบนผิวหนังให้สอดคล้องกับตำแหน่งกล้ามเนื้อที่ต้องการวัด แม้ว่าอิเล็กโทรดชนิดนี้มีข้อได้เปรียบในการใช้งานที่สะดวกกว่าอิเล็กโทรดชนิดเข็มและเหมาะแก่การใช้งานในกายอุปกรณ์ประเภทที่ใช้งานได้สัญญาณที่บันทึกได้จากอิเล็กโทรดชนิดนี้มักประสบปัญหาเรื่อง EMG cross-talk ในบริเวณที่มีมัดกล้ามเนื้อขนาดเล็กซึ่งควบคุมการทำงานที่ต่างกันและเรียงตัวซ้อนกันหลายชั้น อาทิ กล้ามเนื้อบริเวณแขนล่าง เนื่องจากขนาดของหน้าสัมผัสที่ใหญ่กว่าอิเล็กโทรดแบบเข็มหลายเท่าตัวทำให้สัญญาณที่บันทึกได้นั้นมาจากหลายแหล่งกำเนิดหรือหลายมัดกล้ามเนื้อ ส่งผลให้ไม่สามารถระบุมัดกล้ามเนื้อที่ทำงานได้อย่างชัดเจนยากต่อการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างท่าทางกับมัดกล้ามเนื้อรวมถึงการแยกการเคลื่อนไหวมืออีกด้วย อิเล็กโทรดแบบวางที่ผิวหนังสามารถแบ่งออกเป็น 2 ชนิดย่อยคือ

(1) อิเล็กโทรดแบบวางบนผิวหนังชนิดเปียก (Wet type surface electrode) อิเล็กโทรดชนิดนี้จำเป็นต้องใช้เจลอิเล็กโทรดทำหน้าที่เป็นอิเล็กโทรไลต์ (Electrolyte) ในการนำไอออนจากผิวหนังมาสู่ขั้วโลหะ ภาพประกอบ 4 แสดงตัวอย่างอิเล็กโทรดแบบวางที่ผิวหนังชนิดเปียกแบบจุด [7] โดยบริเวณแกนกลางของอิเล็กโทรดประกอบด้วยโลหะซึ่งมักเป็นโลหะเงิน (Ag) และมีเจลอิเล็กโทรดซึ่งเป็นเกลือซิลเวอร์คลอไรด์ (AgCl) อยู่ด้านใต้ เนื่องจากอิเล็กโทรดประเภทนี้ถูกออกแบบมาเพื่อใช้ได้เพียงครั้งเดียวทิ้งจึงสิ้นเปลืองสำหรับการใช้งานในชีวิตประจำวันของผู้พิการ และเมื่อใช้เป็นเวลาานาน ความต้านทานและคุณสมบัติของเจลอิเล็กโทรดจะเปลี่ยนไปส่งผลให้เกิดการลดทอนของสัญญาณขึ้น



ภาพประกอบ 4 ตัวอย่างอิเล็กโทรดแบบวางที่ผิวหนังชนิดเปียกแบบจุด[7]



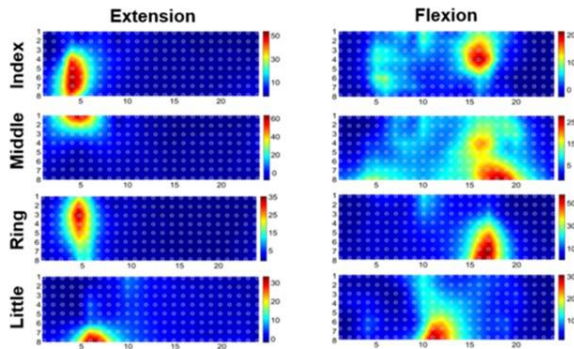
(ก)

(ข)

(ค)

ภาพประกอบ 5 ตัวอย่างอิเล็กโทรดแบบวางบนผิวหนังชนิดแห้ง (ก) แบบแผ่น [8] (ข) แบบวงแหวน (Ring type) [9] และ (ค) แบบความหนาแน่นสูง (High density array type) [10]

(2) อิเล็กโทรดแบบวางบนผิวหนังชนิดแห้ง (Dry type surface electrode) อิเล็กโทรดประเภทนี้ไม่ใช้เจลอิเล็กโทรดในการนำไฟฟ้าแต่อาศัยเหงื่อและความชื้นที่ผิวหนังแทนซึ่งมีความเข้มข้นของสารละลายเกลือต่ำกว่าเจลอิเล็กโทรด ส่งผลให้ขนาดของสัญญาณไฟฟ้าที่บันทึกได้มีขนาดเล็กกว่าที่บันทึกได้จากอิเล็กโทรดชนิดเปียก ขั้วไฟฟ้าทำจากโลหะได้หลายชนิด อาทิ อลูมิเนียม เหล็ก แสตนเลส เงิน หรือ ทอง เป็นต้น ภาพประกอบ 5 แสดงตัวอย่างอิเล็กโทรดแบบวางบนผิวหนังชนิดแห้งทั้ง 3 รูปแบบคือ (ก) แบบแผ่น [6, 8, 11-28] (ข) แบบวงแหวน (Ring type) [9, 29] และ (ค) แบบความหนาแน่นสูง (High density array type) [10] โดยอิเล็กโทรดชนิดแห้งแบบแผ่นสามารถใช้งานโดยระบุตำแหน่งของกล้ามเนื้อที่ต้องการวัดได้เช่นเดียวกับการใช้งานอิเล็กโทรดชนิดเปียก ในขณะที่อิเล็กโทรดชนิดแห้งแบบวงแหวนและแบบความหนาแน่นสูงไม่สามารถระบุตำแหน่งของกล้ามเนื้อที่แน่นอนได้มักจะกำหนดให้แต่ละช่องสัญญาณมีระยะห่างเท่าๆกัน (Equidistantly) ซึ่งยึดหยุ่นไปตามขนาดวงแขนของผู้ทดลอง อิเล็กโทรดแบบความหนาแน่นสูงมีหน้าสัมผัสขนาดเล็กมักใช้ในการบันทึกแบบชั่วคราว ซึ่งข้อมูลที่บันทึกได้จะแสดงในรูปของสเปกตรัมพลังงาน (Energy map) ภาพประกอบ 6 แสดงตัวอย่าง Energy map ของข้อมูลรากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสอง (Root mean square, RMS) จาก 192 ช่องสัญญาณของอิเล็กโทรดแบบความหนาแน่นสูงซึ่งบันทึกได้จากกล้ามเนื้อตอนต้นของแขนส่วนปลาย (Proximal forearm) ในท่า งอ (Flexion) และ ยืด (Extension) ของนิ้วมือ 4 นิ้ว (นิ้วชี้ นิ้วนาง นิ้วกลาง และนิ้วก้อย)



(ก)

(ข)

ภาพประกอบ 6 ตัวอย่างสเปกตรัมสัญญาณที่วัดได้จาก อิเล็กโทรดแบบวางบนผิวหนังชนิดความหนาแน่นสูง [10]

2.2.2 ตัวเครื่องวัดสัญญาณ

เนื่องจากการพัฒนาระบบรู้จำสัญญาณไฟฟ้า กล้ามเนื้อจำเป็นต้องกระทำผ่านระบบคอมพิวเตอร์ เครื่องมือวัดที่เลือกใช้จึงจำเป็นต้องมีวงจรแปลงสัญญาณ อนุalog เป็นดิจิตอล โดยมีความละเอียด (Resolution) ตั้งแต่ 10 ถึง 24 บิต นอกจากนี้ในเครื่องวัดสัญญาณบางตัว ยังมีวงจรขยายสัญญาณซึ่งโดยทั่วไปจะถูกออกแบบมาให้มี ค่ากำลังขยายอยู่ในช่วง 1000-1500 เท่า เพื่อให้ทำให้ สัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อมีขนาดแรงดันยอดถึงยอดไม่ เกิน 5 โวลต์ เนื่องจากกล้ามเนื้อบริเวณข้อมือมีช่วง ความถี่ตอบสนองอยู่ระหว่าง 2 ถึง 500 Hz โดยมี Domi- nant energy อยู่ในช่วง 50 ถึง 150 Hz ดังนั้นอัตราการซึก ตัวอย่างที่นิยมใช้จึงอยู่ช่วง 1000 ถึง 2000 Hz ยกเว้น [27] ใช้อัตราการซึกตัวอย่างเพียง 100 Hz เนื่องจากใช้งาน อิเล็กโทรด Otto Bock 13E200 ซึ่งมีวงจรเรียงกระแส แบบรากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสอง (RMS rectifier) ฝังอยู่ ในตัวอุปกรณ์ดังนั้นสัญญาณที่บันทึกได้จากอิเล็กโทรดชนิด นี้ไม่ใช่สัญญาณดิบที่มีความถี่สูง ส่งผลให้สามารถเลือกใช้

อัตราการซึกตัวอย่างที่มีค่าต่ำกว่าปกติได้ นอกจากนี้ใน เครื่องวัดสัญญาณบางเครื่องได้ออกแบบวงจรกรองความถี่ ต่ำผ่าน (Low-pass filter) ซึ่งมีความถี่ตัดในช่วง 200 Hz ถึง 1000 Hz [6, 11, 26] หรือ วงจรกรองความถี่แถบ ผ่าน (Band-pass filter) ซึ่งมีความถี่ตัดในช่วง 20 Hz ถึง 450 Hz [13, 18, 23] เพื่อช่วยในลดทอนสัญญาณรบกวน หรือสัญญาณในช่วงความถี่ที่ไม่เกี่ยวข้องข้องกับสัญญาณ คลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

2.3 ท่าทางการเคลื่อนไหว

ในการเคลื่อนไหวร่างกายจำเป็นต้องอาศัยการ ทำงานประสานกันระหว่างระบบประสาทและระบบ กล้ามเนื้อ โดยปกติที่ปลายกล้ามเนื้อหลายส่วนใหญ่เป็น เนื้อเยื่อเกี่ยวพันหรือเอ็นซึ่งทำหน้าที่ยึดติดอยู่กับกระดูกที่ เรียกว่า Tendon และมักจะพาดทับส่วนที่เป็นข้อต่อ เมื่อ กล้ามเนื้อหดตัวจะทำให้ข้อต่อเคลื่อนที่เกิดเป็นการ เคลื่อนไหวร่างกายในท่าทางต่างๆ ซึ่งโดยส่วนใหญ่ กล้ามเนื้อจะทำงานในลักษณะที่เป็นคู่ตรงข้ามกัน (Antagonism) กล่าวคือมีทั้งกล้ามเนื้อทำการ (Agonists muscle) ซึ่งจะหดตัวในขณะที่ทำงาน และ กล้ามเนื้อต้าน (Antagonists muscle) ซึ่งจะคลายตัวในขณะที่ทำงาน โดยองศาเสรี (Degree of freedom, DoF) ของท่าทาง ดังกล่าวถูกจำกัดไว้ด้วยชนิดของข้อต่อ [30] จากการ ทบทวนวรรณกรรมพบว่าการศึกษาท่าทางการเคลื่อนไหวใน ข้อมือสามารถแบ่งออกเป็น 4 ส่วนตามข้อต่อคือ (1) การเคลื่อนไหวข้อไหล่ [27, 31-33] (2) การเคลื่อนไหว ข้อศอก [6, 32-33] (3) การเคลื่อนไหวข้อมือ และ (4) การเคลื่อนไหวของนิ้วมือ [34,35]



ภาพประกอบ 7 การเคลื่อนไหวของนิ้วประกอบ [28]

ภาพประกอบ 7 แสดงตัวอย่างการเคลื่อนไหวของนิ้วประกอบในท่าทางต่างๆ ซึ่งมีใช้ประโยชน์ในการสื่อสารในชีวิตประจำวัน [28]



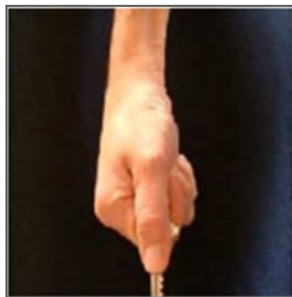
(ก)



(ข)



(ค)



(ง)



(จ)

ภาพประกอบ 8 ทำจับวัตถุรูปแบบแตกต่างกัน (ก) จับกุญแจ (ข) จับเข็ม (ค) จับวัตถุทรงกระบอก (ง) จับวัตถุทรงกลม (จ)
จับวัตถุด้วยนิ้ว 3 นิ้ว [23]

ภาพประกอบ 8 แสดงตัวอย่างท่าทางในการจับวัตถุที่มีรูปร่างแตกต่างกัน 5 ลักษณะ [23]

คือ จับกุญแจ จับเข็ม จับวัตถุทรงกระบอก จับวัตถุทรงกลม และ จับวัตถุด้วยนิ้วมือ 3 นิ้ว โดยจากการสำรวจความต้องการของผู้ใช้งานกายอุปกรณ์ [3] พบว่าท่าจับเข็ม ท่าจับวัตถุทรงกระบอก และท่าจับวัตถุด้วยนิ้วมือ 3 นิ้วเป็นท่าทางที่ผู้ใช้งานลงความเห็นว่ามีความสำคัญในการใช้ชีวิตประจำวันมากที่สุด

จากการศึกษาการทำงานของกล้ามเนื้อพบว่า การควบคุมนิ้วมือสามารถแยกย่อยเป็น 4 กลุ่มด้วยกันคือ (1) การทำงานของนิ้วหัวแม่มือซึ่งถูกควบคุมกล้ามเนื้อ Flexor pollicis longus (FPL) เป็นหลัก (2) การทำงานของนิ้วชี้ซึ่งถูกควบคุมโดยมัดกล้ามเนื้อ Extensor indicis (EI) (3) การทำงานของนิ้วก้อยถูกควบคุมโดย Extensor digiti minimi (EDM) และ Abductor digiti minimi (ADM) และ (4) การควบคุมนิ้วมือทั้งสี่ยกเว้นนิ้วหัวแม่มือจะถูกควบคุมโดย Flexor Digitorum profundus (DIP) และ Flexor digitorum superficialis (FDS) [35]

2.4 ตำแหน่งการติดตั้งอิเล็กโทรดและจำนวนช่องสัญญาณ

ดังที่กล่าวไปแล้วข้างต้นว่าการเคลื่อนไหวของร่างกายสอดคล้องกับการทำงานของกล้ามเนื้อดังนั้นการเลือกตำแหน่งการวางอิเล็กโทรดจึงมีความสำคัญต่อประสิทธิภาพของระบบรู้จำสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเพื่อควบคุมกายอุปกรณ์ กล่าวคือหากเราเลือกตำแหน่งการวางอิเล็กโทรดได้สอดคล้องกับกล้ามเนื้อ สัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่บันทึกจะมีขนาดและความหนาแน่นสูง เพิ่มโอกาสในการจำแนกที่แม่นยำมากขึ้น จากการทบทวนวรรณกรรมพบว่าลักษณะการติดตั้งอิเล็กโทรดมีอยู่ 2 ลักษณะคือ การติดตั้งแบบระบุตำแหน่ง และการติดตั้งตามความยาวรอบมัดกล้ามเนื้อโดยให้แต่ละช่องสัญญาณอยู่ห่างเท่าๆกัน ซึ่งการติดตั้งลักษณะนี้สะดวกต่อการนำมาประยุกต์ใช้กับกายอุปกรณ์มากกว่า เนื่องจากการระบุตำแหน่งกล้ามเนื้อต้องอาศัยผู้เชี่ยวชาญหรือผู้มีความรู้ความเข้าใจเกี่ยวกับกายวิภาคของร่างกาย อย่างไรก็ตามสัญญาณที่ได้จากการติดตั้งตามความยาวรอบมัดกล้ามเนื้ออาจมีคุณภาพต่ำและมีโอกาสในการประสบปัญหาจาก EMG cross-talk ได้มากกว่า นำมาซึ่งการประมวลผลที่มีความซับซ้อนสูงได้

เมื่อพิจารณาการใช้งานกายอุปกรณ์ในผู้พิการระดับข้อมือการติดตั้งอิเล็กโทรดโดยระบุมัดกล้ามเนื้ออาจเป็นไปได้ยากเนื่องจากผู้พิการแต่ละคนมีระดับความเสียหายของกล้ามเนื้อแตกต่างกัน ส่งผลให้กล้ามเนื้อบางมัดกล้ามเนื้อซึ่งถูกใช้ในทดลองเพื่อพัฒนาอัลกอริทึมอาจติดตั้งอิเล็กโทรดไม่ได้ในผู้พิการ ตารางที่ 1 แสดงตัวอย่างตำแหน่งการติดตั้งอิเล็กโทรดและจำนวนท่าของการเคลื่อนไหวมือและข้อมือ โดยตำแหน่งการติดตั้งอิเล็กโทรดสามารถแบ่งออกเป็น 2 ตำแหน่งหลักคือบนปลายแขน และ บนฝ่ามือโดยบริเวณปลายแขนสามารถแบ่งออกเป็น 3 บริเวณย่อยด้วยกันคือ ส่วนต้นของปลายแขน (Proximal forearm, PF) ส่วนกลางของปลายแขน (Middle forearm, MF) และส่วนปลายของปลายแขน (Distal forearm, DF) ท่าการเคลื่อนไหวมือสามารถแบ่งออกเป็น 4 ลักษณะย่อยคือ (1) การเคลื่อนไหวของแต่ละนิ้ว (Individual finger movements, IF) (2) การเคลื่อนไหวนิ้วประกอบ (Hand postures, HP) (3) การจับวัตถุ (Grasping) และ (4) การเคลื่อนไหวข้อมือ (Wrist movements, WM) ซึ่งรวมถึงท่าคว่ำและหงายฝ่ามือซึ่งเกิดจากการเคลื่อนไหวของข้อศอกด้วย

ตำแหน่งการติดตั้งมีความสัมพันธ์กับจำนวนช่องสัญญาณซึ่งเป็นตัวกำหนดปริมาณข้อมูลที่ใช้ในการคำนวณซึ่งชี้ให้เห็นถึงความซับซ้อนของระบบ จากตารางที่ 1 จะเห็นได้ว่าบทความส่วนใหญ่เลือกติดตั้งอิเล็กโทรดบริเวณส่วนต้นของปลายแขนซึ่งเป็นบริเวณที่มีมัดกล้ามเนื้อขนาดใหญ่ในการควบคุมการทำงานของข้อศอกในท่าคว่ำและหงายฝ่ามือและการทำงานของนิ้วมือ และโดยทั่วไปมักติดตั้งอิเล็กโทรดจำนวน 6 ถึง 12 ช่องสัญญาณ บทความ [13] ได้พัฒนาและทดสอบระบบรู้จำสัญญาณกล้ามเนื้อไฟฟ้ากล้ามเนื้อในการจำแนกท่าจับวัตถุ 6 แบบในคนปกติเปรียบเทียบกับผู้พิการระดับข้อมือ

โดยในคนปกติได้ติดตั้งอิเล็กโทรดใน 3 บริเวณด้วยกันคือ ส่วนต้นของปลายแขน (Proximal forearm) ส่วนปลายของปลายแขน (Distal forearm) และบนฝ่ามือ ในขณะที่ผู้พิการไม่สามารถติดตั้งอิเล็กโทรดบนตำแหน่งฝ่ามือได้ ผลการทดลองชี้ให้เห็นว่าข้อมูลจากบริเวณฝ่ามือมีความสำคัญต่อการจับวัตถุ ซึ่งสามารถสังเกตได้จากความแม่นยำ (Accuracy, ACC) ของคนปกตินั้นมีค่าสูงถึง 94% ในขณะที่ในผู้พิการมีค่าเพียง 79%

ตารางที่ 1 ตำแหน่งและจำนวนช่องสัญญาณในการติดตั้งอิเล็กโทรดและจำนวนท่าทาง (A = ผลจากผู้พิการ)

Paper	Forearm muscle (Channels)			Hand muscle (Channels)	No. of motions				ACC (%)
	Distal	Middle	Proximal		IF	HP	Grasp	WM	
[11]	8	5	15	-	10	2	-	-	90
[12]	2	-	2	-	-	-	5	-	100
[13]	4	-	8	-	-	1	5	4	94 79 (A)
[14]	-	6	1	3	-	1	5	-	77.4 (A)
[16]	6	-	-	-	3	5	3	-	98.4
[17]	-	4	8	-	12	3	-	-	98.25 90.57 (A)
[18]	-	-	4	-	-	4	2	4	97.62
[24]	4	-	5	3	6	1	5	6	93.8
[25]	4	-	4	3	-	-	5	-	91

2.5 การตั้งค่าและออกแบบการทดลอง

การตั้งค่าและการออกแบบการทดลองเป็นการกำหนดจุดประสงค์และขอบเขตการศึกษาซึ่งเป็นตัวกำหนดความยากง่ายในการพัฒนาอัลกอริทึมของระบบรู้จำสัญญาณกล้ามเนื้อเพื่อควบคุมกายอุปกรณ์ นอกจากนี้ยังส่งผลต่อความแม่นยำของอัลกอริทึมซึ่งถูกพัฒนาขึ้นอีกด้วย จากการทบทวนวรรณกรรมพบว่าแนวทางในการพัฒนาระบบควบคุมกายอุปกรณ์ประเภทใช้งานได้แบ่งออกเป็น 3 แนวทางคือ (1) การควบคุมท่าทางของกายอุปกรณ์แทนมือ (2) การควบคุมตำแหน่งแขนและองศาข้อต่อของกายอุปกรณ์แทนมือ และ (3) การควบคุมการออกแรงจับของกายอุปกรณ์แทนมือ โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

2.5.1 การควบคุมท่าทางของกายอุปกรณ์แทนมือ

การพัฒนาระบบรู้จำสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเพื่อควบคุมกายอุปกรณ์ส่วนใหญ่ถูกพัฒนาขึ้นจากการใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อจากช่วง Static motions ซึ่งคือออกแรงท่าทางเพียงท่าเดียวค้างไว้ ระบบรู้จำสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อสามารถแยกท่าทางได้เพียง 1 ท่าต่อการประมวลผลหนึ่งครั้ง ในความเป็นจริงแล้วการใช้งานมีมนุษย์จริงเพื่อหยิบจับวัตถุหรือทำงานอื่น ๆ มักจะมีการเคลื่อนไหวของข้อมือ ข้อแขน และข้อไหล่ร่วมด้วยเสมอการทำงานจึงจะสมบูรณ์ เพื่ออำนวยความสะดวกต่อผู้พิการระดับข้อมือ การเคลื่อนไหวแบบ Dynamic motions และ Simultaneous motions (ซึ่งเป็นการทำงานพร้อมกันของข้อต่อตั้ง 2 ข้อขึ้นไป) ระหว่างการทำงานของนิ้วมือและข้อมือมีประโยชน์อย่างมากในการใช้งานในชีวิตประจำวัน

[3]

บทความ [24] ศึกษาผลกระทบจากการเคลื่อนไหวข้อมือต่อการจำแนกท่าจับโดยใช้นิ้วมือ 3 นิ้ว ทำจับกุญแจ และท่าแบมือ พบว่าการนำข้อมูลสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่ได้จากการเคลื่อนไหวข้อมือร่วมด้วยในทั้ง 3 องศาเสริมสามารถเพิ่มความแม่นยำของระบบรู้จำได้ ในทำนองเดียวกันบทความ [27] ได้ศึกษาการผลกระทบจากการใช้ข้อมูลการเคลื่อนไหวแบบ Dynamic motion เทียบกับ Static motions พบว่าการเปลี่ยนแปลงของตำแหน่งแขนทำให้สัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่บันทึกได้มีลักษณะเปลี่ยนไปด้วย สอดคล้องกันกับการทดลองในบทความ [36] ซึ่งทำการทดสอบการจำแนกท่าในการเคลื่อนไหวนิ้วมือและข้อมือจำนวน 8 ท่าในตำแหน่งแขนที่แตกต่างกัน 8 ตำแหน่งดังแสดงในภาพประกอบที่ 9 ภาพประกอบที่ 10 แสดงผลเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดที่เกิดขึ้น ซึ่งจะเห็นได้ว่าการใช้ข้อมูลในการเรียนรู้แล้วทดสอบด้วยตำแหน่งแขนเดียวกัน (Intra-position) ให้ค่าความผิดพลาดต่ำซึ่งมีค่าเฉลี่ยประมาณ 6.9% โดยตำแหน่งแขนที่ให้ค่าความผิดพลาดต่ำสุดคือตำแหน่ง P3 หรือการวางแขนเหยียดตรงข้างลำตัว ในขณะที่ตำแหน่ง P7 หรือการตั้งแขนเป็นมุมฉากให้แนวแขนขนานลำตัวให้ค่าความผิดพลาดสูงสุด พิจารณาความผิดพลาดที่เกิดขึ้นในการเรียนรู้และทดสอบอัลกอริทึมด้วยข้อมูลตำแหน่งแขนที่แตกต่างกัน (Inter-position) พบว่าเกิดความผิดพลาดสูงกว่า 20% ในทุกกรณี ซึ่งให้เห็นว่าการเคลื่อนไหวของข้อแขนและข้อไหล่มีผลต่อความแปรปรวนที่เกิดขึ้นในสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

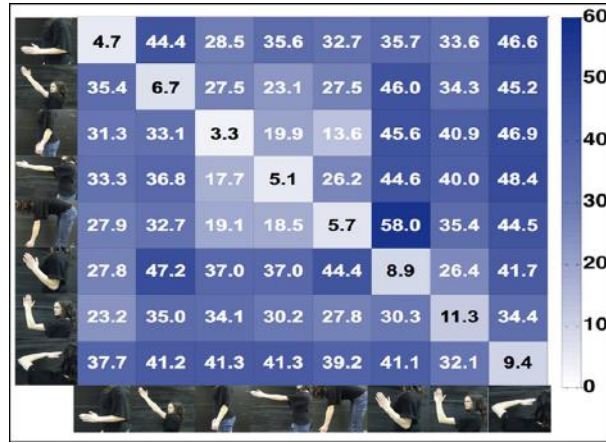
2.5.2 การควบคุมตำแหน่งแขนและองศาข้อต่อของกายอุปกรณ์แทนมือ

ธรรมชาติของมือมนุษย์สามารถปรับองศาของข้อมือและนิ้วมือ และตำแหน่งของแนวแขนให้เหมาะสมต่อการทำงานในสถานการณ์ที่แตกต่างกันได้ด้วยการทำงานของระบบประสาทที่ซับซ้อน สัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อเป็นสัญญาณที่เกิดการทำงานของกล้ามเนื้อซึ่งถูกเหนี่ยวนำด้วยกระแสประสาท ดังนั้นสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อจึงมีความสัมพันธ์กับการเปลี่ยนแปลงองศาของข้อต่อต่าง ๆ

บทความ [6] ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อและองศาข้อแขนในท่าหัดและเหยียดแขน และท่าคว่ำและหงายฝ่ามือ พบว่าสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อสามารถใช้ประมาณองศาข้อต่อได้โดยมีความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 11.6 องศาสำหรับท่าหัดและเหยียดแขน ในขณะที่ท่าคว่ำและหงายฝ่ามือมีความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย 27.7 องศาซึ่งยังสูงอยู่มาก บทความ [22] นำสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อมาประมาณองศาของข้อนิ้วมือทั้ง 10 องศาเสริมข้อต่อ Metacarpophalangeal (MCP) และ Proximal interphalangeal (PIP) พบว่าค่าเฉลี่ยของ R^2 ของการทดลองมีค่า 0.843 ซึ่งมีค่าค่อนข้างสูง นอกจากนี้การประมาณข้อต่อยังมีประโยชน์ในการใช้เป็นข้อมูลป้อนกลับให้ระบบเพื่อปรับองศาข้อต่อของกายอุปกรณ์ให้ทำงานได้ตามความตั้งใจของผู้ใช้งาน



ภาพประกอบ 9 ตำแหน่งแขนที่ใช้ในการทดสอบอัลกอริทึมในบทความ [36]



ภาพประกอบ 10 ผลการทดสอบความผิดพลาดที่เกิดขึ้นในบทความ [36]

2.5.3 การควบคุมการออกแรงจับของกายอุปกรณ์แทนมือ

การควบคุมแรงในการจับวัตถุของกายอุปกรณ์เป็นเรื่องสำคัญ หากกายอุปกรณ์ออกแรงบีบมากเกินไปอาจทำให้วัตถุที่ถูกจับเสียหายได้ ในทางกลับกันหากออกแรงน้อยเกินไปอาจทำให้วัตถุลื่นหลุดออกจากกายอุปกรณ์ได้ เช่นเดียวกันกับการควบคุมองศาการเคลื่อนไหวข้อต่อออกแรงในมือมนุษย์แปรผันตามความถี่ในการกระตุ้นเซลล์กล้ามเนื้อของระบบประสาท ดังนั้นสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อจึงมีความสัมพันธ์กับระดับแรง บทความ [10] ได้ใช้สัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อในการประมาณค่าระดับแรงด้วยตัวจำแนก Linear discriminant analysis (LDA) และ Class-wise stationary subspace analysis (CSP-PE) ซึ่งได้ทำการทดสอบทั้งระบบ Off-line และ On-line พบว่าในระบบ On-line สามารถให้ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง 3.5%

3. การประมวลสัญญาณเบื้องต้น (Signal preprocessing)

ขั้นตอนการประมวลผลขั้นต้นเป็นขั้นตอนในการเตรียมข้อมูลสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อให้พร้อมก่อนเข้าสู่อุปกรณ์คำนวณ ลักษณะเด่นซึ่งโดยทั่วไปแล้วประกอบด้วย 4 ขั้นตอนย่อยคือ

- การกำจัดสัญญาณรบกวน

แม้ว่าในเครื่องบันทึกสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อบางเครื่องอาจมีวงจรกรองสัญญาณไว้แล้ว แต่ข้อมูลที่บันทึกได้ยังคงมีสัญญาณรบกวนปะปนมาด้วยเสมอซึ่งอาจจะเกิดจากตัวรับสัญญาณหรือตัวแสดงผลอย่างคอมพิวเตอร์ เป็นต้น ส่งผลให้งานวิจัยส่วนใหญ่ทำการกำจัดสัญญาณรบกวนอีกครั้งผ่านตัวกรองดิจิทัล โดยตัวกรองดิจิทัลที่นิยมเลือกใช้คือวงจรแถบความถี่ผ่านชนิด Butterworth อันดับ 2 ถึง 7 ที่ความถี่ตัด 20 ถึง 500 Hz เพื่อกำจัดสัญญาณรบกวนจากการเคลื่อนไหว (Motion artifact) และสัญญาณรบกวนที่เส้นพื้นฐาน (Baseline noise) [6, 12, 16, 21, 25]

- การให้สัญญาณอยู่ในบรรทัดฐานเดียวกัน (Normalize)

หลังจากทำการกำจัดสัญญาณรบกวนแล้วมักทำสัญญาณให้อยู่ในบรรทัดฐานเดียวกัน (Normalize) ด้วยค่าสูงสุดของสัญญาณที่เกิดจากการหดตัวของกล้ามเนื้อลายของผู้ทดลองเพื่อลดความแปรปรวนระหว่างข้อมูลที่ได้มาจากผู้ทดลองที่

- การแบ่งสัญญาณออกเป็นช่วงย่อย (Segmentation)

เนื่องจากอัลกอริทึมส่วนใหญ่จัดเก็บสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อให้เสร็จก่อนนำมาประมวลผลบนระบบออฟไลน์ ดังนั้นสัญญาณที่บันทึกได้จึงมักมีความยาว 2 ถึง 3 วินาทีซึ่งไม่เหมาะที่จะประยุกต์ใช้งานในระบบเวลาจริง จึงจำเป็นต้องทำการแบ่งสัญญาณออกเป็นช่วงย่อย ๆ เพื่อจำลองการประมวลผลในระบบเวลาจริง โดยความยาวของสัญญาณย่อยไม่ควรเกิน 300 มิลลิวินาที และเพิ่มขึ้นครั้งละ 20 ถึง 150 มิลลิวินาที เพื่อป้องกันการเกิดการตอบสนองที่ล่าช้าไม่ทันต่อความต้องการของผู้ใช้งาน [18, 20]

- การเตรียมข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ และ ทดสอบอัลกอริทึม

ในการประเมินผลความสามารถของระบบรู้จำจำเป็นต้องมีขบวนการเตรียมข้อมูลออกเป็น 2 ชุดคือชุดข้อมูลเพื่อในการเรียนรู้ (Learning dataset) และชุดข้อมูลเพื่อใช้ในการทดสอบ (Testing dataset) ซึ่งสามารถทำได้หลายวิธี เช่นการทำ Self-consistency test ซึ่งเป็นการทดสอบโดยชุดข้อมูลในการเรียนรู้หรือสร้างโมเดลกับชุดข้อมูลทดสอบเป็นชุดข้อมูลเดียวกัน การทำ Split test เป็นการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 2 ส่วนเช่น 70% ต่อ 30% โดยข้อมูลส่วนหนึ่งจะถูกใช้ในการเรียนรู้และส่วนที่เหลือจะถูกใช้ในการทดสอบ การทำ N-fold cross-validation test เป็นการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น N ส่วนซึ่งมีขนาดเท่า ๆ กัน วิธีการนี้จะทำการเรียนรู้และทดสอบอัลกอริทึมทั้งหมด N รอบ โดยในรอบที่ 1 จะใช้ชุดข้อมูลส่วนที่ 1 หรือ Fold ที่ 1 เป็นชุดทดสอบ ส่วนชุดข้อมูลที่เหลือ (Fold ที่ 2 ถึง N) จะถูกใช้ในการเรียนรู้ ทำนองเดียวกันในรอบที่ 2 ชุดข้อมูลส่วนที่ 2 จะถูกใช้เป็นชุดทดสอบ ส่วนชุดข้อมูลที่เหลือ (Fold ที่ 1 และ 3 ถึง N) จะถูกใช้ในการเรียนรู้ ความแม่นยำที่ได้จากวิธีการนี้จะป็นค่าเฉลี่ยรวมของความแม่นยำจากการทดลองทั้ง N รอบ [37]

4. การคำนวณลักษณะเด่น (Feature calculation)

การคำนวณลักษณะเด่นเป็นขบวนการที่ใช้หาลักษณะเฉพาะของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อในการกระทำท่าทางที่แตกต่างกัน โดยผลลัพธ์ที่ได้มักออกมาในรูปของตัวเลขที่ใช้แทนลักษณะเด่น (Feature) ของท่าทางนั้น ๆ จากการทบทวนวรรณกรรมพบว่าลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ (EMG feature) ที่นิยมใช้ในการจำแนกท่าทางเคลื่อนไหวนี้และข้อมือแบ่งออกเป็น 4 ประเภทหลักด้วยกันคือ (1) ลักษณะเด่นในโดเมนเวลา (Time-domain feature, TD) [10-16, 17-20, 22, 24, 26-27, 29] (2) ลักษณะเด่นในโดเมนความถี่ (Frequency-domain feature, FD) [18, 24, 26] (3) ลักษณะเด่นในโดเมนเวลาและความถี่ (Time-frequency domain, TFD) [21, 23, 26] และ (4) ลักษณะเด่นจากค่าสัมประสิทธิ์ของสมการถดถอย (Autoregressive coefficient feature, AR) [17-18, 24, 26] ตัวอย่างรายชื่อของชื่อของลักษณะเด่นที่ได้จากการทบทวนวรรณกรรมดูได้จากตารางที่ 2

บทความ [15] ทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมจากการใช้ประเภทลักษณะเด่นที่แตกต่างกัน เพื่อจำแนกท่าทางเคลื่อนไหวนี้และข้อมือทั้งหมด 9 ท่า ด้วยตัวจำแนกชนิด Linear Discriminant Analysis (LDA) โดยได้ทดสอบชุดลักษณะเด่น 2 ชุดคือ ลักษณะเด่นในโดเมนเวลา (TD) และลักษณะเด่นในโดเมนเวลาร่วมกับลักษณะเด่นจาก AR (TDAR) พบว่าชุดลักษณะเด่น TDAR สามารถปรับปรุงค่าความผิดพลาดในการจำแนกของระบบรู้จำสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อบริเวณปลายแขนได้อย่างมีนัยสำคัญ ทำนองเดียวกันในบทความ [36] ทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมจากการใช้ประเภทลักษณะเด่นที่แตกต่างกัน 4 ชุดคือ (1) ลักษณะเด่นในโดเมนเวลา (2) ลักษณะเด่นจากค่าสัมประสิทธิ์ของสมการถดถอย (3) ลักษณะเด่นในโดเมนเวลาร่วมกับลักษณะเด่นค่าสัมประสิทธิ์ของสมการถดถอย และ (4) ลักษณะเด่นในโดเมนความถี่ชนิด Mel-scale frequency cepstral (MFCC) พบว่าลักษณะเด่น TDAR สามารถให้ค่าความผิดพลาดต่ำสุด รองลงมาคือลักษณะเด่น AR ลักษณะเด่น MFCC และลักษณะเด่น TD ตามลำดับ

ตารางที่ 2 การคำนวณลักษณะเด่นของสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

ประเภทของลักษณะเด่น	รายชื่อของลักษณะเด่น
ลักษณะเด่นในโดเมนเวลา	Mean absolute value [22], Zero crossing [38], Slope-sign changes [22], Waveform length [22], Willison's amplitude [38], Root mean square [38], Variance [38]
ลักษณะเด่นในโดเมนความถี่	Mean frequency [38], Median frequency [38], Peak frequency [38], Mean power [38]

ลักษณะเด่นในโดเมนเวลาและค่าสัมประสิทธิ์	Wavelet transform
ลักษณะเด่นจากค่าสัมประสิทธิ์ของสมการถดถอย	Autoregressive model

5. การลดขนาดข้อมูล (Dimensionality reduction)

ขนาดข้อมูลคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อขึ้นอยู่กับจำนวนตัวอย่าง ช่องสัญญาณ และลักษณะเด่นที่ใช้ ซึ่งเป็นหนึ่งในปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อความซับซ้อนในการคำนวณ (นำมาซึ่งความล่าช้าในการประมวลผล) และประสิทธิภาพของอัลกอริทึม เชื่อกันว่าในข้อมูลขนาดใหญ่อาจเกิดจากการวัดข้อมูลทางอ้อมจากแหล่งอ้างอิงที่ปกติไม่สามารถวัดข้อมูลโดยตรงได้นำมาซึ่งข้อมูลที่หลากหลาย [39] การใช้ข้อมูลขนาดใหญ่ในการเรียนรู้ อาจนำมาซึ่งปัญหาที่เรียกว่า Curse of dimensionality ซึ่งนำไปสู่ปรากฏการณ์ Peaking phenomenon กล่าวคือการเพิ่มขนาดข้อมูลโดยการเพิ่มจำนวนตัวอย่างหรือจำนวนลักษณะเด่นที่มากเกินไปทำให้ประสิทธิภาพของอัลกอริทึมแยกลง พิจารณาการวัดคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อซึ่งเป็นการวัดการทำงานโดยอ้อมของกล้ามเนื้อซึ่งให้เกิดการเคลื่อนไหวร่างกาย เรามักเลือกใช้ช่องสัญญาณจำนวนมากซึ่งอยู่บนสมมติฐานที่ว่าจำนวนช่องสัญญาณหรือลักษณะเด่นที่มากนำมาซึ่งข้อมูลที่ครบถ้วน ในความเป็นจริงแล้วข้อมูลเหล่านั้นอาจมีข้อมูลที่มีความซ้ำซ้อน (Redundancy) หรือไม่มีความเกี่ยวข้อง (Irrelevance) กับคลาส ซึ่งไปรบกวนประสิทธิภาพของระบบ

การลดขนาดข้อมูลสามารถทำได้ 2 วิธีการคือ

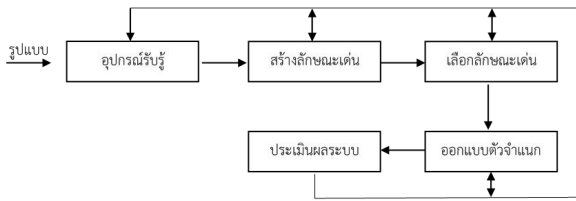
- (1) การหาคุณลักษณะพิเศษ (Feature extraction) และ
- (2) การคัดเลือกคุณลักษณะพิเศษ (Feature selection) ดังมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

- การหาคุณลักษณะพิเศษ คือการลดขนาดข้อมูลโดยการสร้างเวกเตอร์ลักษณะเด่นใหม่จากการแปลง (Transformation) เวกเตอร์ลักษณะเด่นเดิมผ่านสมการทางคณิตศาสตร์ โดยขนาดของเวกเตอร์ลักษณะเด่นใหม่มีขนาดเล็กกว่าหรือเท่ากับเวกเตอร์ลักษณะเด่นเดิม Principal component analysis (PCA) หรือ Karhunen-Loeve expression เป็นตัวอย่างของการหาคุณลักษณะพิเศษประเภทสมการแปลงเชิงเส้น (Linear transform) ที่นิยมใช้งานกันอย่างแพร่หลาย [11, 16, 24] เนื่องจากเข้าใจง่าย รวดเร็ว และเหมาะกับข้อมูลที่มีการกระจายตัวแบบ Gaussian ซึ่งสอดคล้องกับสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ
- การคัดเลือกคุณลักษณะพิเศษ คือการลดขนาดข้อมูลโดยการกำจัดคุณลักษณะเด่นที่ไม่เกี่ยวข้อง ซ้ำซ้อน หรือมีความสำคัญน้อยทิ้งไป โดยมีจุดประสงค์เพื่อหาชุดข้อมูลที่มีจำนวนคุณลักษณะเด่นน้อยที่สุดแต่ยังคงรักษารูปแบบการกระจายตัวของข้อมูลให้มีลักษณะคล้ายคลึงกับรูปแบบการกระจายของชุดคุณลักษณะเด่นเดิม (Original feature set) ซึ่งใช้คุณลักษณะทุกตัวให้ได้มากที่สุด การคัดเลือกคุณลักษณะพิเศษสามารถทำได้หลายวิธี เช่น Filter approach และ Wrapper approach เป็นต้น

อย่างไรก็ตามหากชุดคุณลักษณะเด่นเดิมมีขนาดใหญ่มากอาจทำให้เกิดการประมวลผลที่นานได้ ดังนั้นจำได้มีการประยุกต์ใช้กลยุทธ์การสืบค้น (Search strategy) ในการคัดเลือกชุดคุณลักษณะพิเศษ ตัวอย่างกลยุทธ์การสืบค้นที่พบในบทความ [24] คือ Sequential forward searching (SFS) ซึ่งเป็นกลยุทธ์การสืบค้นที่เริ่มจากเซตข้อมูลว่าง จากนั้นคุณลักษณะเด่นที่ถูกกำหนดว่ามีความสำคัญจะถูกเพิ่มเข้ามาทีละหนึ่งไปเรื่อยๆในแต่ละรอบ [41]

6. อัลกอริทึมในการรู้จำ (Pattern recognition algorithm)

การรู้จำรูปแบบถูกพัฒนาขึ้นเพื่อให้สามารถช่วยจำแนกวัตถุหรือสิ่งที่กำลังสนใจออกเป็นประเภท (Class) ต่างๆได้ ซึ่งสามารถนำมาประยุกต์ให้กับงานได้หลากหลายด้าน ภาพประกอบที่ 11 แสดงขั้นตอนการออกแบบระบบรู้จำซึ่งประกอบด้วยอุปกรณ์รับรู้ (Sensor) ซึ่งมีหน้าในการบันทึกหรือจัดเก็บรูปแบบอาทิ ภาพ หรือสัญญาณที่สนใจ จากนั้นรูปแบบที่บันทึกได้จะถูกสร้างลักษณะเด่น (Feature) ด้วยสมการทางคณิตศาสตร์เพื่อใช้เป็นตัวแทนของรูปแบบนั้นๆ ลักษณะเด่นหลายๆลักษณะถูกรวบรวมเป็นเวกเตอร์ลักษณะเด่น (Feature vector) ก่อนจะเข้าสู่กระบวนการเลือกคุณลักษณะเด่นที่เหลือเพียงคุณลักษณะเด่นที่เหมาะสมต่อการใช้งาน เพื่อลดขนาดของข้อมูลซึ่งมีผลต่อความซับซ้อนและเวลาในการจำแนกรูปแบบโดยตัวจำแนกประเภทที่ถูกออกแบบไว้ ประสิทธิภาพของระบบรู้จำสามารถคำนวณได้จากความผิดพลาดในการจำแนกรูปแบบ (Classification error rate)



ภาพประกอบ 11 ขั้นตอนในการออกแบบระบบรู้จำ

โดยทั่วไประบบรู้จำรูปแบบสามารถแบ่งออกได้เป็น 2 ประเภทคือระบบรู้จำรู้แบบที่มีการกำกับดูแล และระบบรู้จำรู้แบบที่ไม่มีการกำกับดูแล ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

- ระบบรู้จำแบบที่มีการกำกับดูแล (Supervised recognition) เป็นระบบที่ทราบประเภทของรูปแบบที่แน่ชัด และยังมีข้อมูลที่ทราบคำตอบของรูปแบบอยู่แล้วเพื่อใช้ในการฝึกฝน (Train) ระบบเพื่อให้สามารถจำแนกประเภทได้ถูกต้องแม่นยำตามที่ต้องการ
- ระบบรู้จำแบบที่ไม่มีการกำกับดูแล (Unsupervised recognition) เป็นระบบที่ไม่ทราบประเภทของรูปแบบที่แน่ชัด และไม่มีข้อมูลที่ทราบคำตอบของรูปแบบเพื่อใช้ในการฝึกฝน ระบบรู้จำประเภทนี้มักใช้ในการจัดกลุ่มข้อมูลหรือรูปแบบ

งานวิจัยเกี่ยวกับระบบรู้จำสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อส่วนใหญ่เป็นระบบรู้จำแบบที่มีการกำกับดูแล เนื่องจากสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อมีความแปรปรวนสูงและแยกได้ยากด้วยสายตาคือเป็นเรื่องยากที่จะได้รับอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพสูงด้วยการใช้ระบบรู้จำแบบที่ไม่มีการกำกับดูแล จากการทบทวนวรรณกรรม พบว่าตัวจำแนกในงานวิจัยที่นิยมเลือกใช้มีด้วยกัน 4 รูปแบบคือ (1) ตัวจำแนกทางสถิติ (Statistical classifier)

เช่น Linear discriminant analysis (LDA) และ Quadratic discriminant analysis (QDA) (2) Support vector machine (SVM) และ (3) Neural network (NN) เช่น Artificial neural network (ANN) Linear neuron network (LNN) และ Time-delay neuron network (TDNN) และ (4) สถาปัตยกรรมการเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning architecture) เช่น Convolution neuron network (CNN) [40] เป็นต้น เมื่อพิจารณาประสิทธิภาพของอัลกอริทึมพบว่าความแม่นยำในการจำแนกท่าทางของอัลกอริทึมซึ่งทดสอบในอาสาสมัครปกติมีค่าสูงกว่า 90% ในขณะที่มีเพียงบางงานวิจัยเท่านั้นที่ทำการทดสอบอัลกอริทึมกับอาสาสมัครที่เป็นผู้พิการซึ่งความแม่นยำที่ได้ยังคงมีค่าต่ำกว่า 85% ซึ่งไม่สามารถยอมรับได้ในการใช้งานจริงในชีวิตประจำวัน

7. การประเมินผล (Performance evaluation)

ในการประเมินผลประสิทธิภาพของระบบรู้จำสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อสามารถทำได้โดยการวัดค่าความผิดพลาด (Classification error rate, ER) หรือความแม่นยำ (Classification accuracy, ACC) ของโมเดลตัวจำแนกซึ่งมักจะนำเสนอในรูปแบบของ Confusion matrix ขนาด $m \times m$ โดยที่ m คือจำนวนคลาสที่ใช้ในการจำแนก โดยข้อมูลแนวตั้งมักแทนด้วยคลาสเป้าหมายที่แท้จริง (Actual class) และข้อมูลในแนวนอนแสดงถึงคลาสที่เป็นคำตอบจากการทำนายของตัวจำแนก (Prediction class) ตัวเลขใน Confusion matrix แทนจำนวน Sample ของสัญญาณหรือร้อยละของ Sample ที่ถูกทำนายในคลาสเป้าหมายนั้นๆ

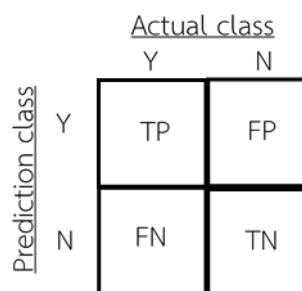
ภาพประกอบที่ 12 แสดงตัวอย่าง Confusion matrix ในการจำแนกข้อมูลจำนวน 2 คลาสคือ Y (ใช่) และ N (ไม่ใช่) จะสามารถสร้าง Confusion matrix ขนาด 2x2 ซึ่งแบ่งข้อมูลออกเป็น 4 ประเภทกล่าวคือ

- True positive (TP) คือจำนวนชุดข้อมูลที่ทำนายถูกต้องตรงตามคลาสเป้าหมายที่ตอบ “ใช่”
- True negative (TN) คือจำนวนชุดข้อมูลที่ทำนายถูกต้องตรงตามคลาสเป้าหมายที่ตอบ “ไม่ใช่”
- False positive (FP) คือจำนวนชุดข้อมูลที่มีเป้าหมายเป็น “ไม่ใช่” แต่ทำนายผิดเป็น “ใช่”
- False negative (FN) คือจำนวนชุดข้อมูลที่มีเป้าหมายเป็น “ใช่” แต่ทำนายผิดเป็น “ไม่ใช่”

$ER = \frac{FN+FP}{TP + FN} \times 100 \quad (1)$
$ACC = \frac{TN+TP}{TP + TN + FP + FN} \times 100 \quad (2)$

ค่าความผิดพลาด (Classification error rate) และความแม่นยำ (Classification accuracy) ของโมเดลตัวจำแนกสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (1) และ (2) ตามลำดับ เมื่อทำการประเมินผลประสิทธิภาพของโมเดลตัวจำแนกเรียบร้อยแล้วบทความบางบทความทำการเปรียบเทียบกับงานวิจัยอื่นๆหรือเปรียบเทียบผลจากโมเดลตัวจำแนกที่แตกต่างกัน ดังนั้นจึงมีการใช้การทดสอบความมีนัยสำคัญของการปรับปรุงประสิทธิภาพของอัลกอริทึมด้วยตัวทดสอบทางสถิติ

ตัวอย่างสถิติที่นิยมใช้ในบทความเช่น การทดสอบ One-way analysis of variance (ANOVA) และ T-test



ภาพประกอบ 12 ตัวอย่าง Confusion matrix 2 คลาส

8. ปัญหาที่ยังคงพบในระบบรู้จำสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเพื่อควบคุมกายอุปกรณ์เทียม

กายอุปกรณ์ชนิดทำงานได้ที่มีคุณภาพประกอบด้วยหลายปัจจัย เช่นเข้าสวมควรมีขนาดและรูปแบบที่เหมาะสม ผู้ใช้งานควรสามารถเข้าถึงการควบคุมอุปกรณ์ได้ทันตามต้องการ และการทำงานของอุปกรณ์ต้องมีความถูกต้องแม่นยำ จากการศึกษางานวิจัยด้านการจำแนกท่าทางของนิ้วมือและแขนด้วยสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ พบว่าอัลกอริทึมส่วนใหญ่ถูกพัฒนาขึ้นในห้องทดลองซึ่งควบคุมปัจจัยทางด้านสิ่งแวดล้อมจากการจำลองการใช้งานในสถานการณ์สมมติและอัลกอริทึมส่วนใหญ่พัฒนาขึ้นจากข้อมูลสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อของคนปกติ จะเห็นได้ว่าอัลกอริทึมที่พัฒนาจากคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อของผู้พิการยังให้ความแม่นยำน้อยกว่า 85% ซึ่งไม่เหมาะแก่การนำมาใช้งานจริง [36] ในทางปฏิบัติระบบรู้จำสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อมักประสบปัญหาเกี่ยวกับความไม่เสถียรของสัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อจากหลายปัจจัยดังรายละเอียดต่อไปนี้

- การเกิดสัญญาณรบกวนเนื่องจากการเลื่อนของอิเล็กโทรด เพื่อให้ระบบรู้จำทำงานได้อย่างมีคุณภาพตำแหน่งอิเล็กโทรดควรวางไว้ตรงตำแหน่งที่สอดคล้องกับการทดลองเพื่อสร้างโมเดลการจำแนก อย่างไรก็ตามเมื่อใช้งานจริงอิเล็กโทรดอาจเกิดการเลื่อนตำแหน่งได้เนื่องจากน้ำหนักของกายอุปกรณ์ จากการทดลองพบว่า การเลื่อนตำแหน่งอิเล็กโทรด 1 ถึง 2 เซนติเมตร ส่งผลให้ความแม่นยำมีค่าต่ำลง 5% ถึง 20% [36] นอกจากนี้ในการใช้งานอิเล็กโทรดชนิดเปียกเป็นเวลานาน เจลอิเล็กโทรไลต์มักเกิดการเสื่อมสภาพทำให้สัญญาณคลื่นไฟฟ้าที่บันทึกได้มีคุณภาพไม่ดี ระบบรู้จำสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อในอนาคตจึงควรเป็นระบบที่สามารถปรับตัวเพื่อชดเชยปัจจัยเหล่านี้ได้
- ความแปรปรวนในแรง (Variation in force) ดังที่เคยกล่าวไปแล้วก่อนหน้านี้ว่า สัญญาณคลื่นไฟฟ้ากล้ามเนื้อ มีความสัมพันธ์โดยตรงกับระดับแรงที่บุคคลมีส่วนร่วมจะกำหนดระดับแรงที่คงที่ในการสร้างโมเดลการจำแนกซึ่งในความเป็นจริงแล้วกล้ามเนื้อของผู้ใช้งานอาจไม่สามารถทำงานตามที่อัลกอริทึมต้องการ เนื่องจากความเสื่อมสภาพหรือเสียหายของกล้ามเนื้อเมื่อไม่ได้ใช้งานเป็นเวลานาน บทความ [36]

ได้ทำการศึกษาผลกระทบจากความแปรปรวนในแรงต่างระดับกันต่อความผิดพลาดของระบบพบว่าระดับแรงประมาณ 60% ถึง 70% ของ MVC เป็นระดับแรงที่ให้ค่าความผิดพลาดภายในคลาสเดียวกันต่ำกว่า 10% ในขณะที่แรงระดับ 20% ถึง 40% และ 80% ของ MVC ให้ค่าความผิดพลาดสูงถึง 20% การออกแรงในระดับต่ำ ๆ ยากต่อการประมาณโดยผู้ใช้ในทางกลับกันแรงระดับสูงเกินไปนำมาสู่ความล้าของกล้ามเนื้อและการสั่นเนื่องจากการเกร็งกล้ามเนื้อส่งผลให้เกิดสัญญาณรบกวนในระบบได้ นอกจากนี้งานวิจัยในปัจจุบันให้ความสนใจศึกษาความเข้มของระดับแรงเพื่อประยุกต์ใช้ในการควบคุมความเร็วและระดับแรงของกายอุปกรณ์ซึ่งทำให้ผู้ใช้งานเข้าถึงการควบคุมกายอุปกรณ์มากขึ้น

- ความแปรปรวนในตำแหน่งแนวแขน (Variation in limb position) การเคลื่อนไหวนิ้วมือในขณะที่มีการเคลื่อนไหวแขนหรือข้อมือร่วมด้วยเป็นการเคลื่อนที่มากกว่า 2 องศาเสรีพร้อมกัน (Simultaneous movement) ซึ่งเอื้อให้เกิด EMG crosstalk มากขึ้นส่งผลให้เกิดความแปรปรวนของสัญญาณคลื่นไฟฟ้า อย่างไรก็ตามสถานการณ์นี้มักเกิดขึ้นในการใช้งานจริง ซึ่งระบบรู้จำในปัจจุบันยังตอบสนองต่อการใช้งานรูปแบบนี้ได้ไม่ดีนัก บทความ [27] แสดงตัวอย่างการศึกษา รูปแบบการเคลื่อนไหวข้างต้นพบว่าการเพิ่มข้อมูลจากตัวรับรู้อื่น เช่น ตำแหน่งแนวแขนจาก Magnetic sensor และองศาข้อมือจาก Accelerometer sensor สามารถปรับปรุงประสิทธิภาพของระบบได้



รศ.ดร.พรชัย พงกษัฎฐทรานนต์

การศึกษา

- Ph.D. (Electrical Engineering) University of Minnesota, The United States of America
- M.Eng.(Electronics) from Prince of Songkla University, Thailand
- B.Eng.(Electrical) from Prince of Songkla University, Thailand

หัวข้อวิจัย

- Medical Image Processing & Digital Signal Processing
- Ultrasound contrast imaging
- Ultrasound signal processing
- Image processing
- Electronics

2. เครื่องประเมินประสิทธิภาพของการล้างมือ

1. บทนำ

มีมนุษย์เป็นต้นเหตุของการติดต่อและแพร่กระจายเชื้อ ซึ่งสำหรับในโรงพยาบาล มือเป็นด่านหน้าในการสัมผัสผู้ป่วยระหว่างกระบวนการดูแลรักษา Hospital-acquired infection (HAI) ถูกพัฒนาขึ้นจากสภาวะแวดล้อมในโรงพยาบาลที่เกิดจากผู้ป่วยและเจ้าหน้าที่ในโรงพยาบาลเอง ดังนั้นกระบวนการวิธีที่จะป้องกันผู้ป่วยหรือบุคลากรให้ปลอดภัยจากการติดเชื้อและการแพร่กระจายเชื้อในโรงพยาบาลจึงได้ถูกเสนอขึ้นใน World Health Organization (WHO) [1-3] ด้วยเรื่องของสุขลักษณะความสะอาดของมือ ซึ่งจะต้องถูกควบคุมให้มีมาตรฐานเพื่อหลีกเลี่ยงการกระจายเชื้อในโรงพยาบาล กระบวนการล้างมือที่ถูกสุขลักษณะจะต้องมีขั้นตอนการปฏิบัติและควบคุม และจะต้องถูกวิเคราะห์เพื่อเป็นมาตรฐานเดียวกัน

โดยทั่วไปแล้ว ประสิทธิภาพการล้างมือถูกวิเคราะห์ภายใต้แสงยูวีโดยบุคคลเพื่อวิเคราะห์พื้นที่ที่ไม่ทั่วถึงการล้างได้ถูกนำมาใช้แล้ว อย่างไรก็ตามกระบวนการนี้ใช้เวลาในการวิเคราะห์แต่ละบุคคลค่อนข้างนานและการประเมินด้วยสายตามนุษย์อาจไม่เป็นมาตรฐาน เพื่อที่จะให้เป็นมาตรฐานในแนวทางเดียวกัน ทางผู้วิจัยได้ทำการพัฒนากระบวนการวิเคราะห์การล้างมือมาตรฐานเพื่อช่วยในการควบคุมการติดต่อของเชื้อโรคภายในโรงพยาบาลด้วยทฤษฎีการวิเคราะห์ภาพถ่าย [4-5] โดยโปรแกรมวิเคราะห์ ซึ่งทางผู้วิจัยได้เลือกใช้ส่วนประกอบของภาพถ่ายที่เหมาะสมโดยใช้ผลกระทบของแสงยูวีในการวิเคราะห์ความสะอาดของมือ

2. กระบวนการทดลอง

เพื่อประเมินสุขลักษณะ ความสะอาดของมือแต่ละบุคคลหลังการล้างทำความสะอาด ทางผู้วิจัยได้ทำการแบ่งขั้นตอนการทดลองเป็น 3 ขั้นตอน กล่าวคือ ขั้นตอนแรก การวางมือในเครื่องวิเคราะห์โดยหยดน้ำมือและนั่งเป็นเวลา 3 วินาทีเพื่อให้กล้องจับภาพมือสำหรับการประมวลผล ต่อมาขั้นตอนที่สอง ให้ผู้ทดลองคว่ำมือเพื่อให้กล้องจับภาพด้านหลังของมือ แล้วจึงเอามือออกจากเครื่องวิเคราะห์ ขั้นตอนสุดท้ายจะเป็นการประมวลผลประสิทธิภาพการล้างมือด้วยการใช้การวิเคราะห์ประเมินผลทางภาพถ่าย (Image processing)

2.1 การพัฒนาทางด้านฮาร์ดแวร์

เครื่องต้นแบบการวิเคราะห์การล้างมือถูกพัฒนาและประยุกต์ใช้โดยประกอบด้วยหลอดไฟสำหรับแสงยูวี 2 หลอด และกล้องถ่ายภาพ จำนวน 2 กล้อง ดังแสดงในภาพประกอบที่ 1 โดยตัวเครื่องทำมาจากโลหะสแตนเลส 316 ซึ่งตัวกล้องถ่ายภาพถูกต่อกับคอมพิวเตอร์เพื่อจะทำการประเมินสุขลักษณะ ความสะอาดของมือของแต่ละบุคคล



ภาพประกอบที่ 1: เครื่องต้นแบบการวิเคราะห์การล้าง

2.2 การพัฒนาทางด้านโปรแกรม

ในส่วนของซอฟต์แวร์ ทางผู้วิจัยได้ทำการพัฒนาโปรแกรมเพื่อการวิเคราะห์ความสะอาดของมือโดยใช้ไพทอน (python) ซึ่งมือที่ทำการทดลองจะต้องถูกล้างด้วยแอลกอฮอล์แบบเจลที่ปราศจากสารฟลูออเรสเซนซ์ โดยหลังล้าง มือดังกล่าวจะถูกเคลือบด้วยเจลซึ่งมีคุณสมบัติเปล่งแสงตอบสนองต่อลำแสงยูวี อย่างไรก็ตามเมื่อทำการวิเคราะห์หัตถ์มือด้วยการใช้ภาพแบบขาวดำโดยตรงยังเกิดความผิดพลาดในการวิเคราะห์ ดังนั้นงานวิจัยชิ้นนี้ ทางผู้วิจัยได้ทำการแปลผลภาพด้วย 3 ส่วนประกอบ คือ แดง (R), เขียว (G), และน้ำเงิน (B) ซึ่งภายหลังทางผู้วิจัยได้เลือกส่วนประกอบ B เท่านั้นในการวิเคราะห์ เนื่องจากส่วนประกอบ B เกิดการตอบสนองต่อแสงยูวีมากที่สุด

เพื่อที่จะวิเคราะห์สุลักษณะ ความสะอาดของมือแต่ละบุคคล หลังจากถ่ายภาพมือด้วยกล้องแล้ว ขั้นตอนแรกทางผู้วิจัยได้ทำการกรองภาพถ่ายเพื่อกำจัดสัญญาณรบกวนภาพและพัฒนาคุณภาพของภาพถ่าย ต่อมาทำการแยกพื้นที่ภาพมือกับพื้นหลังโดยใช้อัตราส่วน หลังจากนั้นทำการแยกภาพส่วนประกอบ B ออกจาก RGB ซึ่งเราจะทำการวิเคราะห์ผ่านส่วนประกอบ B เท่านั้น ผลการทดลองจะเห็นชัดเจนว่าพื้นที่มือที่ถูกเคลือบด้วยแอลกอฮอล์เจลสามารถแยกจากส่วนที่ไม่ถูกเคลือบได้อย่างชัดเจน ซึ่งเครื่องจะทำการแปลผลของพื้นที่มือที่ถูกเคลือบด้วยแอลกอฮอล์เจลในรูปของเปอร์เซ็นต์



ภาพประกอบที่ 2: หน้าจอแสดงผลสำหรับเครื่องวิเคราะห์การ

4. บทสรุป

งานวิจัยนี้ ผู้วิจัยได้นำเสนอการวิเคราะห์การล้างมือโดยใช้กระบวนการวิเคราะห์ผลจากภาพ เนื่องจากการวิเคราะห์ตัดสินด้วยสายตามนุษย์ไม่สามารถเกิดมาตรฐานเป็นไปในทางเดียวกันในทุกครั้ง ซึ่งการใช้หลักการวิเคราะห์ประเมินผลด้วยภาพช่วยทำให้เกิดรูปแบบมาตรฐานเหมือนเดิมทุกครั้ง ทั้งยังช่วยลดระยะเวลาในการวิเคราะห์ความสะอาดของมือหลังการล้าง ส่งผลถึงการลดภาระงานของเจ้าหน้าที่ในโรงพยาบาลด้วย

ประวัติคณะผู้วิจัย



สุมาวดี สกุนตนิยม
พยาบาลควบคุมการติดเชื้อ คณะแพทยศาสตร์
โรงพยาบาลรามาริบดี
มหาวิทยาลัยมหิดล



เจตน์ปิยะ ดวงทองคำ
ผู้ช่วยอาจารย์
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยี
ราชมงคลพระนคร



คณบดี ศรีสมบุรณ์
อาจารย์ประจำภาควิชา
วิศวกรรมไฟฟ้า
และคอมพิวเตอร์
คณะวิศวกรรมศาสตร์
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยี
พระจอมเกล้าพระนคร
เหนือ



ผศ.ดร. ณัฐพงศ์ พันธุ์
ผู้ช่วยศาสตราจารย์
ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
คณะวิศวกรรมศาสตร์
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยี
ราชมงคลพระนคร

ภาพกิจกรรมของสมาคม

การประชุมเตรียมงานสำหรับงานประชุมวิชาการ ECTI-CARD 2019 ครั้งที่ 1 ระหว่างวันที่ 21 – 22 มกราคม 2562 ณ มหาวิทยาลัยราชภัฏอุบลราชธานี



สำหรับงานประชุมวิชาการ ECTI-CARD 2019 นี้ยังเหลือเวลาส่งผลงานวิจัยอยู่นะคะ กำหนดส่งผลงานวิจัยได้ถึงวันที่ 5 กุมภาพันธ์ 2562 นี้คะ โดยในครั้งนี้อะยังมีการแข่งขันการใช้เครื่องมือวัดทางไฟฟ้า ซึ่งจัดเป็นครั้งที่ 2 แล้วนะคะ เชิญชวนมาเข้าแข่งขันชิงเงินรางวัลกันคะ

ประชุมสมาคมประจำเดือนตุลาคม 2561 ณ โรงแรมดิวารี่ จอมเทียน ปิซ จ.ชลบุรี



ซึ่งภายหลังจากการประชุมประจำเดือนแล้ว ทางกรรมการสมาคมฯ ได้ตรวจดูสถานที่จัดงาน ECTI-CON2019 ณ โรงแรมดิวารี่ จอมเทียน ปิซ นี้ด้วย ท่านที่สนใจเข้าร่วมงานประชุมวิชาการนานาชาติครั้งนี้ ยังเหลือเวลาส่งผลงานอยู่นะคะ ซึ่งมีกำหนดภายในวันที่ 11 กุมภาพันธ์ 2562 นี้ค่ะ

งาน Roadshow ครั้งที่ 2 ของทางสายอุตสาหกรรมสัมพันธ์สมาคม ECTI วันที่ 12 ตุลาคม 2561

ณ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขตศรีราชา ชลบุรี

โดยในการนี้ทางกลุ่มได้เรียนเชิญ รศ.ดร. ชานนท์ วริสาร เป็นตัวแทนสมาคมฯ มาเผยแพร่ผลงานของสมาคม



เป็นยังไงกันบ้างคะ สำหรับกิจกรรมในปีที่ผ่านมาของทางสมาคมฯ สำหรับท่านที่สนใจทั้งเข้าร่วมกิจกรรม และร่วมออกบูธกับทางสมาคม รอตติดตามตารางกิจกรรมของทางสมาคมในปี พ.ศ. 2562 คร่าวๆในฉบับหน้านะคะ แล้วพบกันค่ะ