



รายงานการวิจัยฉบับสมบูรณ์

ภาษาไทย: การออกแบบระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้า
ของกล้ามเนื้อลายโดยการใช้วงจรกรองโครงข่ายประสาทแบบปรับตัว

ภาษาอังกฤษ: A Design of a Noise Reduction System in Surface Electromyography (SEMG)
using Adaptive Neural Network Filter

คณะผู้วิจัย ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. พรชัย พงศ์ภักทรานนท์
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. ณีฎฐา จินตนาพันธ์
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ คณิศร เจษฎ์พัฒนานนท์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์
วิทยาเขตหาดใหญ่

งานวิจัยนี้ได้รับทุนอุดหนุนการวิจัยจากเงินรายได้
มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ ประเภททั่วไป ประจำปีงบประมาณ 2548

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้เป็นการประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลสำหรับการลดสัญญาณรบกวนและการตรวจจับจุดกลืนจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย ซึ่งประกอบด้วยส่วนของระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย โดยการใช้วงจรกรองปรับตัว ADALINE ที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกและอัลกอริทึม LMS และส่วนของระบบตรวจจับการกลืนจะใช้วิธีการหาค่าตั้งเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อลายในการคำนวณหาจุดเริ่มต้นของการกลืน โดยระบบถูกสร้างขึ้นบนบอร์ด DSK TMS320VC5509A ในการทดสอบระบบที่สร้างขึ้นได้กำหนดพารามิเตอร์ของระบบลดสัญญาณรบกวนให้มีจำนวน Tapped delay line เท่ากับ 10, ระยะเวลาหน่วงเวลาเท่ากับ 10, อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.0156 และใช้อัตราการสุ่มสัญญาณในการประมวลผลที่ 1000 ข้อมูลต่อวินาที ความละเอียดขนาด 16 บิต ผลจากการทดสอบพบว่าระบบที่สร้างขึ้นสามารถลดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิรตซ์และฮาร์โมนิคออกจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายได้ และเมื่อนำระบบไปตรวจจับการกลืนพบว่าระบบทำงานได้ถูกต้อง คือ มีการส่งสัญญาณทรiggerออกไปขณะที่มีการกลืนประมาณ 90 % สำหรับเวลาที่ใช้ในการประมวลผลของอัลกอริทึมสรุปได้ว่าตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล TMS320VC5509A ใช้เวลาในการประมวลผลอัลกอริทึมลดสัญญาณรบกวน 4.08 ไมโครวินาทีต่อรอบการคำนวณ และใช้เวลาในการประมวลผลอัลกอริทึมของระบบตรวจจับการกลืน 0.52 ไมโครวินาทีต่อรอบการคำนวณ

ABSTRACT

This research presents the application of a digital signal processor for noise reduction and swallowing detection in surface electromyography (SEMG) based on a TMS320VC5509A DSP starter kit. The system is capable of reducing the power line noise and detecting the beginning of a swallow. We use an adaptive linear neural network (ADALINE) filter and least mean square (LMS) algorithms for power line noise removal. Subsequently, the start of the swallow is calculated using the average power of SEMG signals from tongue muscles. The sampling rate at 1000 sample/second was used in SEMG data acquisition. Each sample was collected with 16-bit resolution. Parameters used for testing performance of the ADALINE filter are as follows: number of tapped delay line = 10, delay = 10 and learning rate = 0.0156. Results from the real-time implementation on TMS320VC5509A demonstrate that the system can successfully eliminate 50-Hz power line noise and its harmonic components. Moreover, the appropriate beginning of the swallow can be correctly detected at approximately 90 %. The processing times for noise reduction system and the start of swallow detection are 4.08 and 0.52 μ s/iteration, respectively.

สารบัญ

	หน้า
สารบัญ	(6)
รายการตาราง	(9)
รายการภาพประกอบ	(10)
บทที่	
1. บทนำ	1
1.1 ความสำคัญและที่มาของหัวข้อวิจัย	1
1.2 การทบทวนเอกสารที่เกี่ยวข้อง	2
1.3 วัตถุประสงค์	3
1.4 ขอบเขตของการวิจัย	4
1.5 ขั้นตอนและวิธีการดำเนินการวิจัย	4
1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	5
2. หลักการพื้นฐาน	6
2.1 กล้ามเนื้อลาย	7
2.2 อิเล็กโทรด	8
2.3 วงจรขยายสัญญาณ	9
2.4 ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล	12
2.5 Code Composer Studio	14
2.6 ระบบตัวเลขที่ใช้ในการประมวลผลสัญญาณดิจิทัล	17
2.7 วงจรแปลงสัญญาณอนาลอกเป็นสัญญาณดิจิทัลและวงจรแปลงสัญญาณดิจิทัลเป็นสัญญาณอนาลอก	20
3. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง	23
3.1 ระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อ	23
3.1.1 หลักการพื้นฐานการลดสัญญาณรบกวนโดยการใช้วงจรกรองปรับตัวชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก	23
3.1.2 โครงข่ายประสาท ADALINE	25
	(5)

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
3.1.3 วงจรกรองปรับตัว ADALINE	25
3.1.4 อัลกอริทึมแบบค่าเฉลี่ยกำลังสองน้อยที่สุด	26
3.1.5 หลักการพื้นฐานของการกำจัดสัญญาณรบกวน โดยใช้วงจรกรองปรับตัว ADALINE	29
3.2 ระบบตรวจจับจุดกลืนสำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน	29
4. ผลจากการจำลอง	32
4.1 การจำลองระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อ ด้วยโปรแกรม MATLAB	32
4.1.1 วิธีการและอุปกรณ์	33
4.1.2 ผลการจำลอง	34
4.2 การจำลองระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อ ด้วยโปรแกรม Code Composer Studio	37
4.2.1 วิธีการและอุปกรณ์	37
4.2.2 ผลการจำลอง	38
4.3 การจำลองระบบตรวจจับจุดเริ่มต้นของการกลืนสำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน ด้วยโปรแกรม Code Composer Studio	41
4.3.1 วิธีการจำลอง	42
4.3.2 ผลการจำลอง	43
5. ผลจากเวลาจริง	45
5.1 การทดสอบกับสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อแขนที่ตำแหน่งไบเซ็ป (Biceps)	45
5.1.1 วัสดุอุปกรณ์และวิธีการทดสอบ	45
5.1.2 ผลการทดสอบการทำงานของระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการ วัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย	47
5.1.3 ผลการทดสอบความสามารถในการลดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 Hz และฮาร์โมนิกออกจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย	49

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
5.1.4 ผลการทดสอบเครื่องต้นแบบที่ประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณ ดิจิทัลสำหรับลดสัญญาณรบกวนและการตรวจจับจุดคลื่นจาก สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อตาย	51
5.2 การทดสอบกับสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อบริเวณใต้คางเพื่อตรวจจับจุดคลื่น	51
6. บทสรุปและข้อเสนอแนะ	54
6.1 บทสรุป	54
6.2 ข้อเสนอแนะ	55
บรรณานุกรม	57
ภาคผนวก	59
ภาคผนวก ก อุปกรณ์และวิธีการสำหรับการโปรแกรม DSK	60
ภาคผนวก ข ผลงานทางวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์	69

รายการตาราง

ตารางที่		หน้า
2-1	ผลการทดสอบค่า CMRR ของวงจรมายที่ใช้ในการวัดสัญญาณไฟฟ้าของ กล้ามเนื้อลาย	12
2-2	Dynamic Range, scaling Factors และ Precision ของเลขจำนวน 16 บิตที่ใช้ Q – format ที่ต่างกัน	17
4-1	ผลของตัวบ่งชี้จากการจำลองด้วยโปรแกรม MATLAB	35
4-2	ผลของตัวบ่งชี้จากการจำลองด้วยโปรแกรม Code Composer Studio	39

รายการภาพประกอบ

ภาพประกอบ	หน้า
2-1 โครงสร้างของเครื่องต้นแบบที่ประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลสำหรับการลดสัญญาณรบกวนและการตรวจจับจุดคลื่นจากสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อลาย.	6
2-2 ลักษณะและสเปคตรัมของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อลาย	8
2-3 วงจรจำลองของอิเล็กทรอนิกส์ในการวัดสัญญาณไฟฟ้าในร่างกาย	9
2-4 บล็อกไดอะแกรมของวงจรขยายที่ใช้ในการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย	10
2-5 วงจรขยายที่ใช้ในการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย	11
2-6 ผลตอบสนองทางความถี่ของวงจรขยายที่ใช้ในการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อลาย	11
2-7 บอร์ด DSK TMS320VC5509A	14
2-8 โครงสร้างภายในของโปรแกรม CCS	15
2-9 ขั้นตอนการพัฒนาโปรแกรมเพื่อใช้กับโปรแกรม CCS	16
2-10 บล็อกไดอะแกรมของ TLV320AIC23B	20
2-11 การประมวลผลสัญญาณดิจิทัลที่มีการเปลี่ยนอัตราการสุ่มในงานวิจัยนี้	21
2-12 ผลการประมวลผลสัญญาณดิจิทัลโดยเปลี่ยนอัตราการสุ่ม	22
3-1 วงจรกรองปรับตัวชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก	23
3-2 โครงสร้างของโครงข่ายประสาท ADALINE	25
3-3 วงจรกรองปรับตัว ADALINE	26
3-4 ระบบกำจัดสัญญาณรบกวนที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก	29
3-5 ส่วนประกอบของวงจรคำนวณและตัดสินใจ	30
4-1 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าอัตราสัมพันธ์เฉลี่ยและค่าเหลื่อมล้ำหลัง	34
4-2 ความสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนเทียบกับค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์และค่า NMSE ที่ต่างกัน	35
4-3 ไดอะแกรมการจำลองอัลกอริทึมลดสัญญาณรบกวนโดยการใช้วงจรกรองปรับตัว ADALINE และอัลกอริทึม LMS บนบอร์ด TMS320VC5509A	37
4-4 กระบวนการทำงานของระบบลดสัญญาณรบกวนโดยการใช้วงจรกรองปรับตัว ADALINE ที่ใช้อัลกอริทึมแบบ LMS	38
4-5 ผลการทดสอบอัลกอริทึมลดสัญญาณรบกวนจากบอร์ด TMS320VC5509A	40

รายการภาพประกอบ (ต่อ)

ภาพประกอบ	หน้า
4-6 กระบวนการทำงานของระบบตรวจจับจุดกสั้น	42
4-7 สัญญาณไฟฟ้าของการกสั้นจากกล้ามเนื้อ	43
4-8 กำลังเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าของการกสั้นจากกล้ามเนื้อ	44
4-9 รูปร่างของสัญญาณทรiggerที่ส่งต่อไปยังวงจรสร้างสัญญาณกระตุ้นกล้ามเนื้อ	44
5-1 ลักษณะของอิเล็กโทรด	46
5-2 ลักษณะของการติดอิเล็กโทรดที่ตำแหน่งไบเซ็ป	46
5-3 แผนภาพแสดงวิธีการทดสอบ	46
5-4 สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อที่วัดได้จากอิเล็กโทรด (บน) และสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อที่ผ่านการลดสัญญาณรบกวน (ล่าง)	48
5-5 สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อที่วัดได้จากอิเล็กโทรด (บน) และสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อที่ผ่านการลดสัญญาณรบกวนเมื่อเข้าสู่สภาวะเสถียร (ล่าง)	48
5-6 สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อ (ซ้าย) และเพาเวอร์สเปกตรัม (ขวา) ในขณะที่ไม่มีการเกร็งกล้ามเนื้อก่อนที่จะผ่านการลดสัญญาณรบกวน (บน), หลังจาก que ผ่านการลดสัญญาณรบกวน (ล่าง)	49
5-7 สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อ (ซ้าย) และเพาเวอร์สเปกตรัม (ขวา) ในขณะ que เกร็งกล้ามเนื้อก่อนที่จะผ่านการลดสัญญาณรบกวน (บน), หลังจาก que ผ่านการลดสัญญาณรบกวน (ล่าง)	50
5-8 สัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อแขน (บน) และสัญญาณทรigger (ล่าง)	51
5-9 ลักษณะของการติดอิเล็กโทรดบริเวณใต้คางเพื่อตรวจจับจุดกสั้น	52
5-10 สัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อใต้คาง (บน) และสัญญาณทรigger (ล่าง)	52
5-11 กำลังเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าจากการกสั้น	53

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความสำคัญและที่มาของหัวข้อวิจัย

สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย (Surface electromyography : SEMG) เป็นสัญญาณของกล้ามเนื้อที่เกิดจากการสั่งงานของสมองผ่านมาทางเส้นประสาทที่ควบคุมกล้ามเนื้อ ซึ่งมีประโยชน์อย่างมากในทางการแพทย์ คือนำมาใช้ในการวิเคราะห์ความผิดปกติต่าง ๆ ของระบบประสาทและกล้ามเนื้อได้ เช่น การศึกษาความสัมพันธ์ของพารามิเตอร์ทางคณิตศาสตร์ที่ได้จากสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อแขนกับแรงยกน้ำหนัก [1] เพื่อนำผลที่ได้ไปเปรียบเทียบกับผลจากสัญญาณไฟฟ้าจากผู้ป่วย เช่น ผู้ที่มีอาการลีบของกล้ามเนื้อแขนอันเนื่องมาจากการเข้าเฝือกภายหลังที่ได้รับอุบัติเหตุแขนหัก ทำให้ทราบถึงการฟื้นตัวของกล้ามเนื้อแขน และสามารถนำไปใช้ในการวางแผนการรักษาให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น การวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อเส้นเพื่อตรวจจับจุดคลื่น [2] จากการวิเคราะห์ดังกล่าวเราสามารถนำผลที่ได้ไปสร้างเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับที่ช่วยให้ผู้ป่วยที่กลืนอาหารลำบาก (Disphagia patients) สามารถกลืนอาหารได้ซึ่งเป็นประโยชน์อย่างยิ่งสำหรับผู้ป่วย

โดยทั่วไปสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อของคนปกติจะมีย่านแรงดันขนาด $50 \mu\text{V}$ - 100 mV [3] ซึ่งเป็นขนาดของสัญญาณที่ค่อนข้างต่ำ ในการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อมักพบว่าสัญญาณรบกวนเกิดขึ้นเสมอ โดยเฉพาะอย่างยิ่งสัญญาณรบกวนของระบบไฟฟ้า 50 Hz และฮาร์มอนิก สัญญาณรบกวนเหล่านี้มีขนาดของสัญญาณที่สูงกว่าสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อ จึงทำให้สัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อที่วัดได้เกิดความผิดเพี้ยน จากปัญหาดังกล่าวจึงได้มีการวิจัยเพื่อลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายขึ้น [4] ซึ่งพบว่าการนำวงจรกรองโครงข่ายประสาทเชิงเส้นแบบปรับตัว (Adaptive linear neural network : ADALINE) หรือวงจรกรองปรับตัว ADALINE ที่ไม่ใช่สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก มีความเหมาะสมที่สุดสำหรับลดสัญญาณรบกวนดังกล่าว โดยมีคุณลักษณะเด่นที่สำคัญสองประการ ได้แก่ ประการแรกคือ โครงสร้างของวงจรกรองมีความซับซ้อนของการคำนวณค่าน้ำหนักและไบอัสไม่สูงมาก เนื่องจากโครงข่ายประสาท ADALINE มีเพียงชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุต และการคำนวณเป็นแบบป้อนไปข้างหน้าอย่างเดียว ทำให้เหมาะสมสำหรับการเขียนโปรแกรมลงบนตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล (Digital signal processor) ประการที่สองคือ วงจรกรองปรับตัว ADALINE ที่ไม่

ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก นอกจากจะสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนจากระบบไฟฟ้าที่ 50 Hz
แล้วยังสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนฮาร์มอนิกได้ด้วย

แนวคิดเบื้องต้นของงานวิจัยนี้ จะทำการออกแบบระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิด
จากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อ โดยการใช้วงจรกรองปรับตัว ADALINE ที่ไม่ใช่สัญญาณ
อ้างอิงจากภายนอก หลังจากนั้นก็นำระบบไปประยุกต์ใช้กับการวัดสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อ
ลิ้น เพื่อทำการคำนวณตรวจจับจุดคลื่นที่เหมาะสมสำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน อันเป็นตัวอย่าง
แสดงถึงการนำเอาระบบไปใช้จริงกับปัญหาทางการแพทย์

1.2 การทบทวนเอกสารที่เกี่ยวข้อง

1.2.1 Applications of Adaptive Filter to ECG Analysis : Noise Cancellation and
Arrhythmia Detection [5] บทความนี้กล่าวถึง การใช้วงจรกรองปรับตัวในการกำจัดสัญญาณ
รบกวนความถี่ 60 Hz และตรวจจับความผิดปกติของหัวใจจากสัญญาณคลื่นไฟฟ้าของหัวใจ
(Electrocardiogram : ECG)

1.2.2 Adaptive Linear Neural Network Filter for Fetal ECG Extraction [6]
บทความนี้กล่าวถึงการใช้วงจรกรองแบบปรับตัวที่มีการประยุกต์ใช้วงจรกรองปรับตัว ADALINE
ในการแยกคลื่นสัญญาณไฟฟ้าหัวใจของทารกในครรภ์ออกจากคลื่นสัญญาณไฟฟ้าหัวใจของ
มารดา โดยใช้อัลกอริทึม LMS ปรับค่าน้ำหนักของวงจรกรอง ทั้งนี้ค่าพารามิเตอร์ที่มีผลต่อการ
ทำงานของวงจรกรอง คือ ค่าโมเมนต์, ค่าอัตราการเรียนรู้, การกำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้นและ
จำนวนของ Tapped delay line

1.2.3 การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเพื่อลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัด
สัญญาณ Somatosensory Evoked Potentials และสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย [4] รายงานการ
วิจัยนี้กล่าวถึงการลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย โดยการใช้
วงจรกรองปรับตัว ADALINE ซึ่งพบว่าการนำวงจรกรองปรับตัว ADALINE ที่ไม่ใช่สัญญาณ
อ้างอิงจากภายนอกมีความเหมาะสมที่สุดในการประยุกต์ใช้เป็นวงจรกรองแบบปรับตัวเพื่อลด
สัญญาณรบกวนที่มีลักษณะเป็นคาบ เนื่องจากมีความสามารถที่จะกำจัดสัญญาณรบกวนจากระบบ
ไฟฟ้าที่ 50 Hz และยังสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนฮาร์มอนิกได้ด้วย ซึ่งเป็นข้อเด่นเมื่อ
เปรียบเทียบกับวงจรกรองแบบ notch ที่สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนจากระบบไฟฟ้าที่ 50 Hz
เท่านั้น แต่ไม่สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนฮาร์มอนิกได้

1.2.4 การประยุกต์ใช้ไมโครคอนโทรลเลอร์เป็นโครงข่ายประสาทเพื่อลดสัญญาณรบกวน [7] งานวิจัยนี้ใช้ไมโครคอนโทรลเลอร์ 2 ตระกูลมาประยุกต์ใช้เป็นโครงข่ายประสาท ADALINE โดยการกำหนดให้โครงข่ายประสาท ADALINE มีจำนวน Tapped delay line เท่ากับ 8 ระยะเวลาหน่วงเวลาเท่ากับ 10 อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.005 และใช้อัตราการสุ่มสัญญาณ 1000 ข้อมูลต่อวินาที การทดสอบเริ่มจากการใช้ไมโครคอนโทรลเลอร์ AVR ATmega32 จำนวน 2 ตัวมาเป็นโครงข่าย ADALINE ปรากฏว่าใช้เวลาในการประมวลผลตามอัลกอริทึมของโครงข่ายประมาณ 980 ไมโครวินาทีต่อรอบการคำนวณ ทำให้มีเวลาในการส่งข้อมูลออกไปยังวงจรแปลงสัญญาณดิจิทัลเป็นสัญญาณอนาล็อกน้อยมาก ต่อมาได้เปลี่ยนมาใช้ไมโครคอนโทรลเลอร์ dsPIC30F2010 ซึ่งใช้เวลาในการประมวลผลตามอัลกอริทึมของโครงข่ายเพียง 400 ไมโครวินาทีต่อรอบการคำนวณ อย่างไรก็ตาม หากเปรียบเทียบความเหมาะสมระหว่างไมโครคอนโทรลเลอร์ทั้ง 2 ตระกูล พบว่า dsPIC30F2010 มีความเหมาะสมที่จะนำไปประยุกต์ใช้เป็นโครงข่าย ADALINE เนื่องจากใช้เวลาในการประมวลผลน้อยกว่า และชิปมีขนาดเล็กกว่า ทำให้พื้นที่บนแผ่นวงจรน้อยลง สำหรับความสามารถในการลดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 เฮิร์ตซ์ และฮาร์โมนิกพบว่าการประยุกต์ใช้ไมโครคอนโทรลเลอร์เป็นโครงข่ายประสาททั้งสองตระกูลสามารถทำงานได้ดีกว่าวงจรกรองแบบ notch

1.2.5 การออกแบบวงจรคำนวณและตัดสินใจเพื่อตรวจจับจุดกลืนของเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับ เพื่อใช้สำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน [8] บทความนี้กล่าวถึงการออกแบบวงจรคำนวณและตัดสินใจ ซึ่งเป็นส่วนสำคัญของเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับ มีหน้าที่วิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อเพื่อตรวจจับจุดเริ่มต้นของการกลืนแล้วส่งสัญญาณทริกเกอร์ไปให้วงจรสร้างสัญญาณกระตุ้นกล้ามเนื้อสร้างสัญญาณกระตุ้นส่งผ่านอิเล็กทรอนิกส์เพื่อใช้ช่วยผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืนสามารถกลืนอาหารได้ดีขึ้น

1.3 วัตถุประสงค์

1.3.1 เพื่อออกแบบและพัฒนาโครงสร้างของเครื่องต้นแบบที่ประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลสำหรับการลดสัญญาณรบกวนและการตรวจจับจุดกลืนจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย ซึ่งมีคุณลักษณะที่สำคัญ 2 ประการ คือ

1.3.1.1 มีความสามารถในการลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายโดยการใช้วงจรกรองโครงข่ายประสาทเชิงเส้นแบบปรับตัว

1.3.1.2 นำสัญญาณที่ผ่านการลดสัญญาณรบกวนแล้วมาทำการวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อเพื่อตรวจจับจุดกลืนที่เหมาะสมสำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน (dysphagia)

1.3.2 เพื่อสร้างเครื่องต้นแบบให้มีคุณสมบัติตามที่ระบุในข้อ 1.3.1

1.4 ขอบเขตงานวิจัย

สร้างเครื่องต้นแบบที่ประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลสำหรับการลดสัญญาณรบกวนและการตรวจจับจุดกลืนจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย ซึ่งมีคุณสมบัติ ดังนี้

1.4.1 ใช้วงจรกรองโครงข่ายประสาทแบบปรับตัว (Adaptive neural network) ในการกำจัดสัญญาณรบกวนที่มีลักษณะเป็นคาบ โดยสังเคราะห์ลงบนตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล

1.4.2 ใช้อัลกอริทึมแบบค่าเฉลี่ยกำลังสองน้อยที่สุด (Least mean square algorithm) ในการคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์ที่เหมาะสมในการกำจัดสัญญาณรบกวน

1.4.3 ใช้วิธีการคำนวณการหาค่าเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อเพื่อหาจุดที่เหมาะสมสำหรับการกลืน

1.5 ขั้นตอนและวิธีการดำเนินการวิจัย

1.5.1 ศึกษากระบวนการวิธีในการลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายโดยใช้วงจรกรองปรับตัว ADALINE

1.5.2 ศึกษาและสร้างความเชี่ยวชาญในการใช้งานตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล

1.5.3 ศึกษาเทคนิคออกแบบและสร้างอัลกอริทึมที่เหมาะสม

1.5.4 ออกแบบและสร้างอัลกอริทึมที่ออกแบบไว้

1.5.5 ทดสอบอัลกอริทึมที่ออกแบบไว้

1.5.6 ออกแบบและเขียนโปรแกรมคำนวณค่าสัมประสิทธิ์ของวงจรกรองปรับตัว ADALINE ที่เหมาะสมสำหรับการกำจัดสัญญาณรบกวนลงบนตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล

1.5.7 ออกแบบและสร้างวงจรรขยายสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย

1.5.8 ประกอบวงจรในส่วนต่าง ๆ เข้าด้วยกัน

1.5.9 ทดสอบการทำงานและปรับปรุงเครื่องต้นแบบ

1.5.10 ทดลองประยุกต์ใช้กับปัญหาจริงทางการแพทย์ ซึ่งได้แก่การตรวจจับจุดเริ่มต้นของการกลืน เพื่อช่วยให้ผู้ป่วยที่กลืนลำบากสามารถกลืนได้ดียิ่งขึ้น

1.5.11 สรุปและเขียนรายงานผล

1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.6.1 เครื่องต้นแบบที่ประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลสำหรับการลดสัญญาณรบกวนและการตรวจจับจุดกลืนจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย ซึ่งช่วยลดการนำเข้าจากต่างประเทศและเป็นการสนับสนุนการพึ่งพาตนเอง

1.6.2 ได้ฐานความรู้ในการประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล

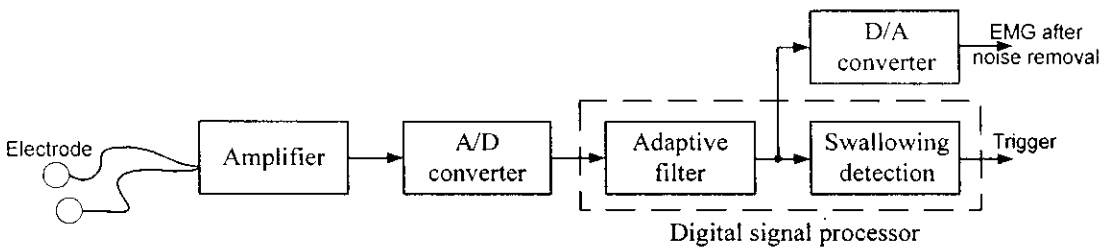
1.6.3 เมื่อนำเครื่องต้นแบบไปใช้จับสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย สามารถนำสัญญาณที่ผ่านการกำจัดสัญญาณรบกวนแล้วไปทำการวิเคราะห์ทันที ซึ่งทำให้การวิเคราะห์ความถูกต้องทำได้รวดเร็วยิ่งขึ้น เช่นการนำสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายมาช่วยในการวินิจฉัยโรค

1.6.4 ได้ระบบตรวจจับจุดกลืนที่เหมาะสมสำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืนใหม่ โดยจะทำการทดแทนวงจรอิเล็กทรอนิกส์ที่เป็นส่วนของวงจรคำนวณและตัดสินใจด้วยการออกแบบและเขียนโปรแกรมลงบนตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล ซึ่งสามารถที่จะลดจำนวนอุปกรณ์ทางอิเล็กทรอนิกส์ในระบบ ทำให้เครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับมีน้ำหนักเบาพกพาได้สะดวกขึ้น

บทที่ 2

หลักการพื้นฐาน

เนื้อหาของบทนี้กล่าวถึงโครงสร้างของเครื่องต้นแบบที่ประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลสำหรับการลดสัญญาณรบกวนและการตรวจจับจุดกลืนจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย ซึ่งประกอบด้วยส่วนต่าง ๆ ดังแสดงในภาพประกอบ 2-1



ภาพประกอบ 2-1 โครงสร้างของเครื่องต้นแบบที่ประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล สำหรับการลดสัญญาณรบกวนและการตรวจจับจุดกลืนจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย

จากภาพประกอบ 2-1 จะเห็นได้ว่าในส่วนเบื้องต้นสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายที่ได้จากอิเล็กโทรดจะได้รับการขยายจากวงจรขยาย (Amplifier) เพื่อให้ขนาดของสัญญาณมีความเหมาะสมสำหรับเป็นอินพุทของวงจรแปลงสัญญาณอนาลอกเป็นดิจิทัล (A/D converter) จากนั้นวงจรกรองแบบปรับตัว (Adaptive filter) จะทำการกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้วงจรกรองปรับตัว ADALINE แบบไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก โดยมีอัลกอริทึมแบบค่าเฉลี่ยกำลังสองน้อยที่สุด (Least mean square algorithm) หรืออัลกอริทึม LMS ในการปรับค่าน้ำหนักและไบอัสของวงจรกรองปรับตัว ดังนั้นสัญญาณที่ได้จากวงจรกรองปรับตัวจะเป็นสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายที่ได้รับการกำจัดสัญญาณรบกวนแล้ว จะถูกส่งต่อไปยังวงจรแปลงสัญญาณดิจิทัลเป็นอนาลอก (D/A converter) และในขณะเดียวกันสัญญาณดังกล่าวก็จะถูกส่งไปยังส่วนของการตรวจจับการกลืน (Swallowing detection) ซึ่งจะมีวงจรคำนวณและตัดสินใจทำการคำนวณหาจุดเริ่มต้นที่เหมาะสมสำหรับการกลืนเพื่อสร้างสัญญาณทริกเกอร์ออกไป โดยในส่วนของวงจรกรองแบบปรับตัวและส่วนของการตรวจจับการกลืนจะทำการออกแบบและเขียนโปรแกรมลงบนตัวประมวลผลสัญญาณ

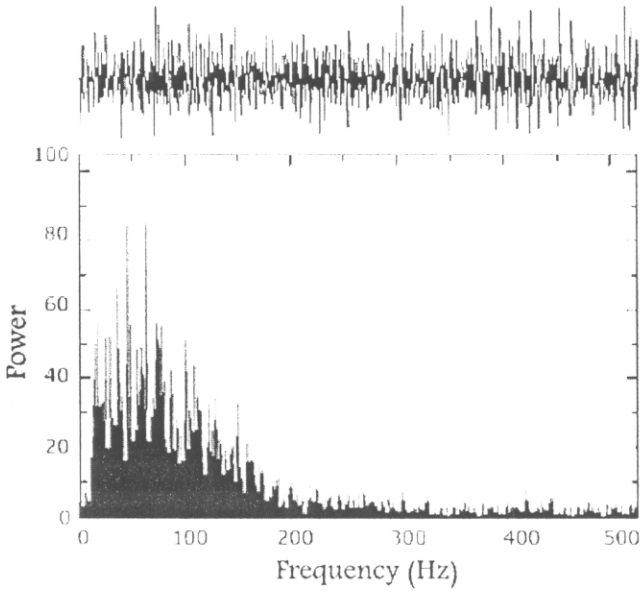
ดิจิทัล ซึ่งมีคุณลักษณะเด่นที่มีความสามารถในการคำนวณการดำเนินการทางคณิตศาสตร์ได้รวดเร็วกว่าไมโครคอนโทรลเลอร์โดยทั่วไป

ในการออกแบบและสร้างเครื่องต้นแบบที่ประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลสำหรับการลดสัญญาณรบกวนและการตรวจจับจุดคลื่นจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อ จำเป็นที่จะต้องเข้าใจถึงหลักการพื้นฐานเกี่ยวกับสัญญาณกล้ามเนื้อลาย และสิ่งสำคัญที่ต้องมีในระบบ ดังมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

2.1. กล้ามเนื้อลาย

กล้ามเนื้อลายเป็นส่วนสำคัญส่วนหนึ่งของร่างกาย โดยมีบทบาทที่สำคัญในการเคลื่อนไหวร่างกาย โดยจะประกอบด้วยมัดกล้ามเนื้อหลายร้อยมัดและยึดติดกับกระดูก ประกอบเป็นกล้ามเนื้อส่วนใหญ่ของร่างกาย การหดตัวของกล้ามเนื้อลายทำให้เกิดการเคลื่อนไหวของร่างกาย กล้ามเนื้อนี้ทำงานได้อำนาจจิตใจ (Voluntary muscle) ซึ่งสามารถควบคุมได้โดยสมองส่วนสั่งการ (Motor area) หากเกิดความผิดปกติกับกล้ามเนื้อหรือกล้ามเนื้อมีประสิทธิภาพลดลง จะส่งผลให้ร่างกายเคลื่อนไหวได้ช้าลงหรือมีประสิทธิภาพลดลงด้วยนั่นเอง สำหรับกระบวนการเกิดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อนั้นเกิดจากการหดตัวและคลายตัวของกล้ามเนื้อลายซึ่งได้รับการกระตุ้นโดยสัญญาณประสาท (Nerve impulse) ที่มาจากเซลล์ประสาท เนื่องจากเซลล์กล้ามเนื้อและเซลล์ประสาทเป็น Excitable tissue สามารถสร้างสัญญาณไฟฟ้าขึ้นได้เองเมื่อได้รับการกระตุ้นที่เหมาะสม

สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย จะมีย่านแรงดันของสัญญาณกล้ามเนื้อขนาดประมาณ $50 \mu\text{V}$ - 100mV และมีความถี่ของสัญญาณอยู่ในย่าน 0 - 500Hz แต่พลังงานของสัญญาณส่วนใหญ่อยู่ในย่าน 10 - 150Hz [3] ตัวอย่างของสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายและสเปกตรัม [9] แสดงในภาพประกอบ 2-2

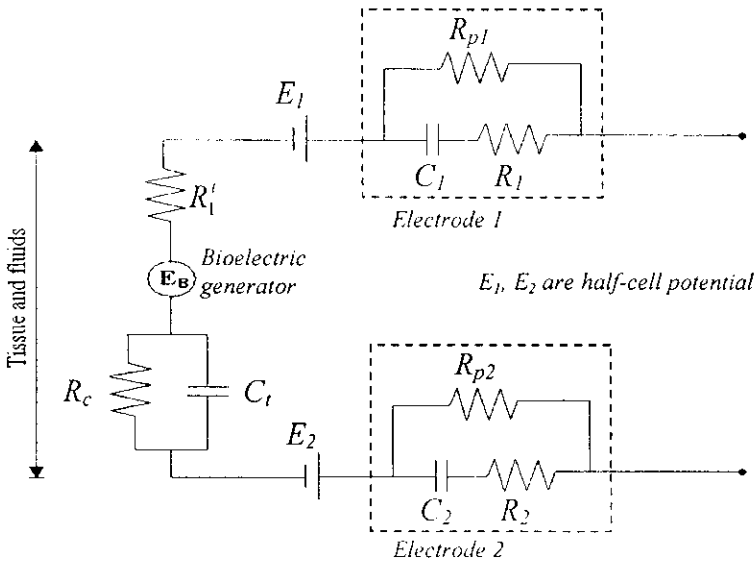


ภาพประกอบ 2-2 ลักษณะและสเปกตรัมของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อลาย

ในการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อจะพบว่ามีกรรบกวนจากสัญญาณไฟฟ้ากระแสสลับ 50 Hz (จากระบบไฟฟ้าบ้าน 220 V) และสัญญาณรบกวนฮาร์มอนิก โดยสัญญาณรบกวนนี้จะมีขนาดของสัญญาณที่สูงกว่าสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อมาก สัญญาณรบกวนนี้จึงทำให้สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อเกิดความผิดเพี้ยน

2.2 อิเล็กโทรด

การวัดสัญญาณไฟฟ้าจากร่างกายสามารถวัดได้โดยการใช้อิเล็กโทรด [10] อิเล็กโทรดที่จะใช้เป็นอิเล็กโทรดชนิดติดผิวหนัง ดังนั้นสัญญาณที่วัดได้จึงเป็นการวัดมัดของใยกล้ามเนื้อโดยรวมบริเวณที่สัมผัสกับอิเล็กโทรด หรือเป็นผลรวมของสัญญาณไฟฟ้าในบริเวณนั้น โดยการประมาณว่าให้ผิวหนังเป็นไดอะเฟรมกั้นระหว่างสารละลาย 2 ชนิดที่มีความเข้มข้นของไอออนที่ต่างกันทำให้เกิดความต่างศักย์ไฟฟ้า ดังนั้นโมเดลที่แทนระบบดังกล่าว คือ มีแหล่งกำเนิดแรงดันต่ออนุกรมกับตัวต้านทานและตัวเก็บประจุที่ต่อขนานกันอยู่ ตัวเก็บประจุจะแทนประจุที่เกิดขึ้นที่รอยต่อ ขณะที่ตัวต้านทานแสดงการแพร่ซึมของไอออนข้ามรอยต่อ



ภาพประกอบ 2-3 วงจรจำลอง (Circuit model) ของอิมพีแดนซ์ไฟฟ้าในร่างกาย

จากภาพประกอบ 2-3 จะเห็นว่าแรงดันที่วัดได้มี 2 ส่วน คือส่วนแรก E_1, E_2 เป็นเสมือนศักย์ไฟฟ้าที่เกิดระหว่างอิเล็กโทรดกับผิวหนังหรือที่เรียกว่า half-cell potential และอีกส่วนคือสัญญาณไฟฟ้าจากร่างกายที่ต้องการวัดจริง (E_B) ซึ่งถ้าเกิด half-cell potential มากเกินไปจะทำให้ไปบดบังสัญญาณไฟฟ้าจากร่างกายที่ต้องการวัดจริง ทำให้ผลการวัดไม่ดี ซึ่ง half-cell potential นี้ขึ้นกับชนิดของผิวหนัง การเตรียมผิวหนัง และโลหะที่ใช้

สายสัญญาณที่ใช้ติดกับอิเล็กโทรดควรเป็นสายชิลด์เพื่อป้องกันสัญญาณรบกวน และระยะห่างระหว่างอิเล็กโทรดที่ติดบนผิวหนังมีผลต่อแบนด์วิดท์และขนาดของสัญญาณกล้ำเนื้อ ระยะห่างน้อยจะทำให้แบนด์วิดท์เลื่อนไปที่ความถี่สูงแต่ขนาดของสัญญาณจะเล็กลง นอกจากนี้ขนาดของอิเล็กโทรดก็มีผลต่อการวัด กล่าวคืออิเล็กโทรดที่มีขนาดใหญ่จะวัดขนาดของสัญญาณได้ใหญ่ขึ้นและลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากผิวหนัง แต่ขนาดของอิเล็กโทรดใหญ่จะทำให้ไม่สะดวกในการวัด ดังนั้นจึงควรเลือกอิเล็กโทรดที่สามารถวัดสัญญาณได้ดี ลดสัญญาณรบกวน และขนาดไม่ใหญ่เกินไป

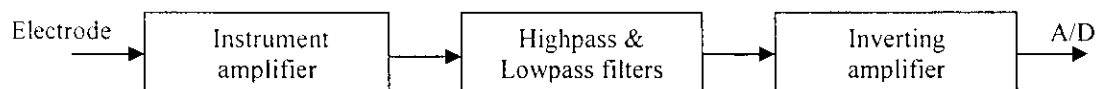
2.3 วงจรขยายสัญญาณ

สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายมีขนาดของสัญญาณประมาณ $50\mu\text{V}$ - 100mV จึงจำเป็นต้องมีวงจรขยาย (Amplifier) ทำหน้าที่ขยายสัญญาณที่ได้จากอิเล็กโทรดเพื่อให้ขนาดของสัญญาณมีความเหมาะสม แต่ในการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย สัญญาณที่วัดได้มักจะมี

การรบกวนจากสัญญาณไฟสลับ 50 Hz ดังนั้นจึงนิยมเลือกใช้อำนาจขยายแบบผลต่าง (Difference amplifier) ซึ่งวงจรถ่ายแบบผลต่างที่ดีควรมีคุณสมบัติดังต่อไปนี้

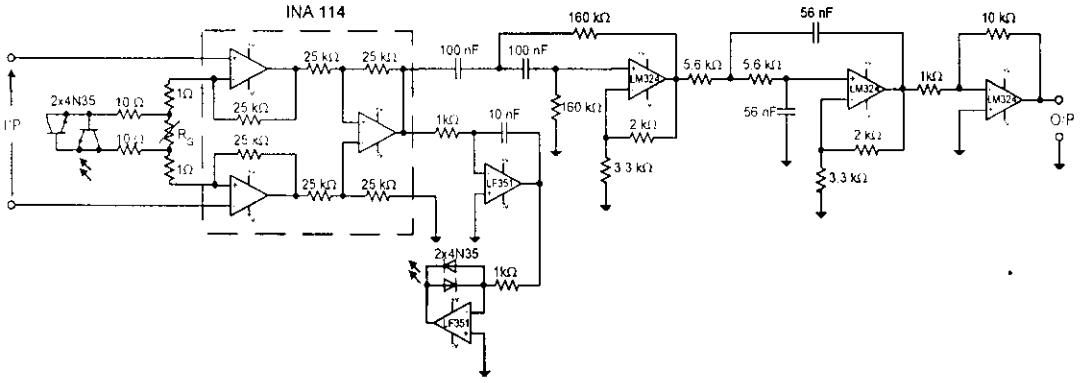
1. สามารถขยายสัญญาณที่มีขนาดต่างกันและกำจัดขนาดสัญญาณที่เท่ากันได้เป็นอย่างดี โดยจะวัดผลเป็นค่า Common mode rejection ratio (CMRR) จึงควรมีค่า CMRR สูงด้วย
2. ความต้านทานขาเข้า (Input impedance) ควรมีค่าสูง เนื่องจากอิเล็กโทรดที่ใช้ในการวัดมีความต้านทานสูง ถ้าความต้านทานขาเข้าไม่สูงมากพอ จะทำให้เกิดผลการโหลดของสัญญาณ (Loading effect) ขึ้นได้
3. มีกำลังขยายสูงและสม่ำเสมอตลอดช่วงของการตรวจวัด
4. มีการตอบสนองความถี่ในช่วงกว้าง

ดังนั้นในงานวิจัยนี้เลือกใช้อำนาจขยายสัญญาณแบบอินสตรูเมนต์เป็นวงจรที่ทำหน้าที่ขยายสัญญาณผลต่างของสัญญาณอินพุท โดยพัฒนามาจากวงจรถ่ายแบบผลต่าง ซึ่งเป็นที่นิยมใช้ในการวัดสัญญาณทางชีวภาพ เนื่องจากมีค่า CMRR สูง และนอกจากนี้จำเป็นต้องออกแบบวงจรกรองเพื่อตัดสัญญาณที่มีความถี่ต่ำกว่าและสูงกว่าย่านความถี่ของสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อออกไป ซึ่งวงจรวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อแสดงได้ดังบล็อกไดอะแกรมในภาพประกอบ 2-4



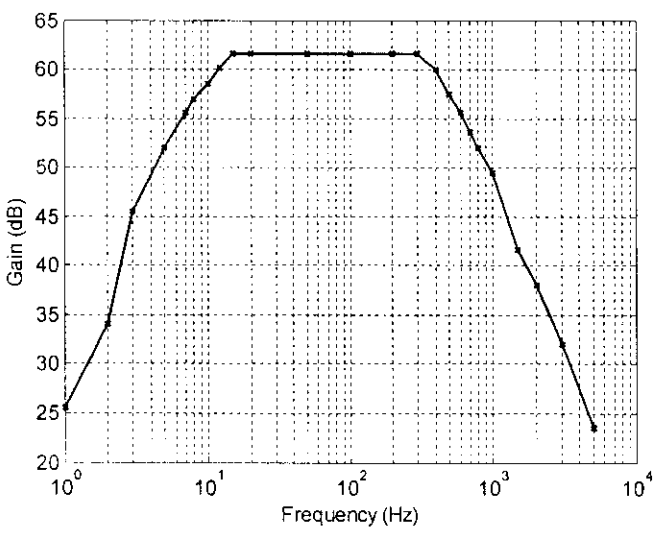
ภาพประกอบ 2-4 บล็อกไดอะแกรมของวงจรถ่ายที่ใช้ในการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย

จากภาพประกอบ 2-4 สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายที่วัดได้จากอิเล็กโทรดจะถูกนำมาผ่านวงจรถ่ายสัญญาณแบบอินสตรูเมนต์ (Instrument amplifier circuit) ผ่านวงจรกรองผ่านสูงและวงจรกรองผ่านต่ำเพื่อตัดสัญญาณที่มีความถี่ต่ำกว่าและสูงกว่าย่านความถี่ของสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายออก สุดท้ายผ่านวงจรถ่ายสัญญาณแบบกลับเฟสเพื่อให้ได้อัตราการขยายที่เพียงพอในการนำไปใช้งานต่อไป รูปวงจรของส่วนประกอบต่าง ๆ จากภาพประกอบ 2-4 ที่ได้ทำการออกแบบไว้แสดงในภาพประกอบ 2-5



ภาพประกอบ 2-5 วงจรขยายที่ใช้ในการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย

จากภาพประกอบ 2-5 ในที่นี้กำหนด $R_G = 1k\Omega$ ดังนั้นสัญญาณกล้ามเนื้อที่วัดมาจากอิเล็กโทรดจะนำผ่านวงจรขยายสัญญาณแบบอินสตรูเมนต์ซึ่งมีอัตราขยาย 50 เท่า ผ่านวงจรกรองผ่านความถี่สูงแบบบัตเตอร์เวิร์ทอันดับสอง (Second order highpass butterworth filter) มีความถี่ตัดเท่ากับ 10 Hz และมีอัตราขยายเท่ากับ 1.6 เท่า ผ่านวงจรกรองผ่านความถี่ต่ำแบบบัตเตอร์เวิร์ทอันดับสอง (Second order lowpass butterworth filter) มีความถี่ตัดเท่ากับ 500 Hz มีอัตราขยายเท่ากับ 1.6 เท่า และท้ายสุดผ่านวงจรขยายกลับเฟสที่มีอัตราขยาย 10 เท่า ดังนั้นจะได้วงจรวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายที่มีอัตราขยายรวม 1280 เท่า ($50 \times 1.6 \times 1.6 \times 10$) ในช่วงความถี่ตั้งแต่ 10 Hz – 500 Hz โดยผลตอบสนองทางความถี่ของวงจรแสดงดังภาพประกอบ 2-6



ภาพประกอบ 2-6 ผลตอบสนองทางความถี่ของวงจรขยายที่ใช้ในการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

จากภาพประกอบ 2-6 จะเห็นได้ว่าวงจรวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายมีอัตราการขยายสัญญาณ 1280 เท่า (≈ 62 dB) และมีย่านคัตออฟตำแหน่ง -3 dB ที่ความถี่ประมาณ 10 Hz และ 500 Hz (≈ 58.7 dB และ 58.5 ตามลำดับ)

สำหรับอัตราการลดทอนสัญญาณชนิดคอมมอนโหมด (CMRR) สามารถหาได้จากสมการที่ 2-1 และผลการทดสอบค่า CMRR ที่อัตราการขยาย 1280 เท่า เมื่อความถี่ 50 Hz ของวงจรรขยายที่ใช้ในการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายแสดงดังตารางที่ 2-1

$$CMRR(dB) = 20 \log \frac{A_d}{A_c} \quad (2-1)$$

เมื่อ A_d คือ อัตราการขยายแบบ differential mode

A_c คือ อัตราการขยายแบบ common mode

ตารางที่ 2-1 ผลการทดสอบค่า CMRR ของวงจรรขยายที่ใช้ในการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อลาย

Gain		CMRR (dB)
A_d	A_c	
1280	0.016	98.06

สรุปคุณสมบัติของวงจรรขยายสัญญาณในงานวิจัยนี้มีอัตราการขยายสัญญาณ 1280 เท่า คอบสนองความถี่ที่ย่าน 10-500 Hz และค่า CMRR เท่ากับ 98.06 dB ที่ความถี่ 50 Hz

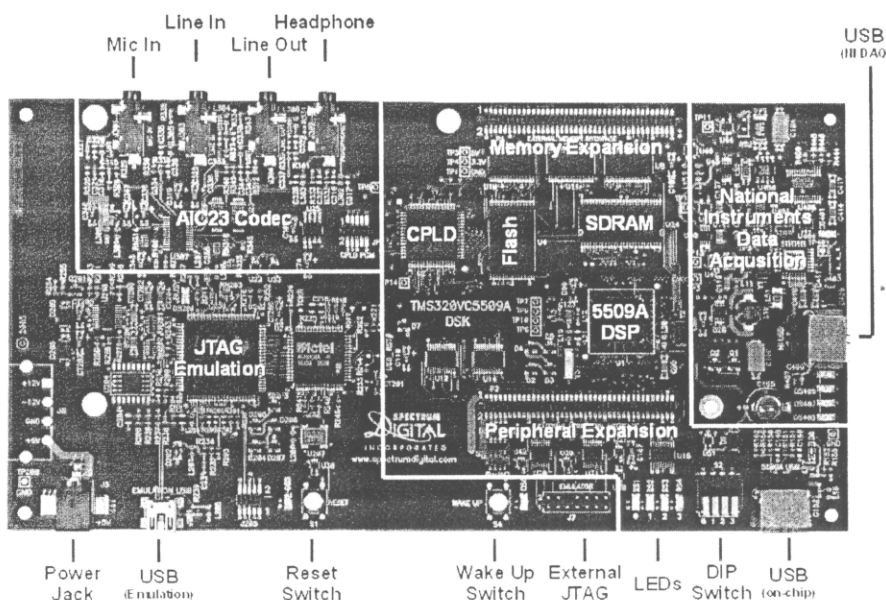
2.4 ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล

ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล ถูกประยุกต์ใช้ในงานด้านต่าง ๆ อย่างกว้างขวาง เนื่องจากมีความถูกต้องแม่นยำสูง, ปรับเปลี่ยน โปรแกรมการทำงานได้ง่าย, การทำงานไม่ขึ้นกับอุณหภูมิและค่าพารามิเตอร์ภายนอกอื่น นอกจากนั้นยังสามารถควบคุมการทำงานของระบบที่ซับซ้อนและประมวลผลทางด้านคณิตศาสตร์ได้อย่างรวดเร็ว ซึ่งตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลนี้มีบทบาทอย่างยิ่งกับการประมวลผลสัญญาณดิจิทัลเวลาจริง (Real-time) ทั้งนี้บริษัทผู้ผลิตตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลนี้มีหลายบริษัท เช่น บริษัท Texas Instruments (TI), Motorola, Analog Devices ฯลฯ โดยบริษัท TI จะเป็นผู้นำทางด้านการผลิตชิพและตัวประมวลผลมานานแล้ว จึงได้รับความนิยมมาก นอกจากนี้การควบคุมการทำงานของตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลของบริษัท TI สามารถทำได้โดยใช้โปรแกรมภาษาซี ทำให้ประหยัดเวลาในการศึกษาการทำงานและ

โครงสร้างภายในของตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล อีกทั้งโปรแกรมภาษาซียังเป็นภาษาระดับสูง ทำให้ง่ายต่อการพัฒนาโปรแกรมอีกด้วย

งานวิจัยนี้เลือกใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล TMS320VC5509A (High-performance, low-power, fixed-point TMS320C55™ digital signal processor) ซึ่งเป็น DSP Starter Kit (DSK) ของบริษัท TI [11], [12] โดยมีส่วนประกอบต่าง ๆ ดังแสดงในภาพประกอบ 2-7 และมีคุณสมบัติโดยสังเขปดังต่อไปนี้

- หน่วยประมวลผลกลางขนาด 16 บิตแบบ Fixed – point
- ความเร็วสัญญาณนาฬิกา 200 MHz เวลาที่ใช้ในการประมวลผล คือ 5 ns ต่อหนึ่งรอบสัญญาณนาฬิกา แต่ละคำสั่งจะถูกกระทำภายใน 1 รอบ (Cycle)
- 400 MMACS (Million multiply – accumulates per second)
- บัสภายในประกอบด้วย one program bus, three data read buses, two data write buses
- หน่วยการคูณและแอกคิวมูเลต (Multiply and accumulate :MAC) ขนาด 17 บิต × 17 บิต 2 ตัว, ตัวเลื่อนข้อมูลบาร์เรลขนาด 40 บิต (40-bit barrel shifter), 40-bit arithmetic logic unit (ALU) 2 ตัว, 40-bit accumulator 4 ตัว
- หน่วยความจำ on-chip RAM ขนาด 128 K × 16 บิต ประกอบด้วย DARAM 64 KB (8 Blocks of 4K × 16-Bit), SARAM 192 K Bytes (24 Blocks of 4K × 16-Bit)
- on-chip ROM ขนาด 32K × 16 บิต
- ใช้ไอซีเบอร์ TLV320AIC23B ทำหน้าที่แปลงสัญญาณอนาลอกเป็นสัญญาณดิจิทัลและแปลงสัญญาณดิจิทัลเป็นสัญญาณอนาลอกในตัวเดียวกัน
- ติดต่อกับไมโครคอมพิวเตอร์ผ่านทาง USB 2.0
- สามารถขยายระบบจากบอร์ดเดิมที่มีอยู่ได้ (Expansion connectors)



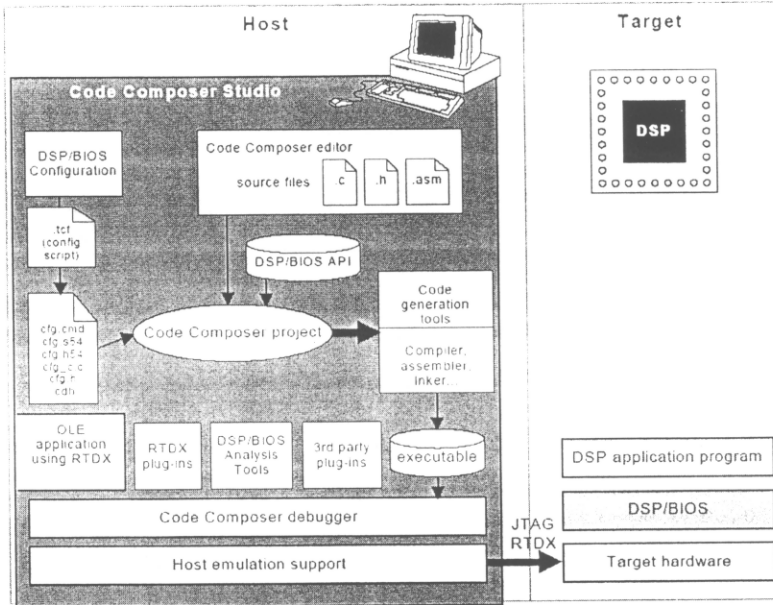
ภาพประกอบ 2-7 บอร์ด DSK TMS320VC5509A

2.5 Code Composer Studio (CCS)

การติดต่อระหว่างผู้ใช้กับบอร์ด DSK TMS320VC5509A จะใช้โปรแกรม Code Composer Studio (CCS) [13] โดยมีการติดต่อผ่านทาง USB port ซึ่งโปรแกรม CCS เป็นโปรแกรมที่ถูกพัฒนาขึ้นมาโดยบริษัท TI โดยในรายละเอียดของโปรแกรม CCS มีดังต่อไปนี้

CCS เป็นโปรแกรมที่ใช้ติดต่อระหว่างผู้ใช้กับตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล สามารถเขียนโปรแกรมได้ทั้งภาษาซีและแอสเซมบลี (Assembly) หากผู้ใช้ไม่ต้องการศึกษาภาษาแอสเซมบลี โปรแกรมนี้สามารถแปลงภาษาซีให้เป็นภาษาแอสเซมบลี แล้วจึงส่งภาษาแอสเซมบลีนั้นไปยังตัวประมวลผลสัญญาณ เพื่อโปรแกรมตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลให้ทำงานตามที่ต้องการ ซึ่งจะช่วยลดเวลาในการศึกษาภาษาแอสเซมบลีอีกด้วย นอกจากนี้โปรแกรม CCS ยังมีเครื่องมืออื่นๆ ที่เป็นประโยชน์ เช่น ความสามารถในการจำลองการทำงาน (Simulation) บนเครื่องไมโครคอมพิวเตอร์ทำให้เกิดความสะดวกในการตรวจสอบโปรแกรมก่อนที่จะนำไปใช้งานกับตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลซึ่งสามารถตรวจสอบการทำงานของตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลในขณะที่ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลทำงานอยู่ อีกทั้งยังมีการแสดงผลการทำงานด้วยกราฟฟิค ซึ่งจะส่งผลกระทบต่อการทำงานของตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลเพียงเล็กน้อย นอกจากนี้ยังมีเครื่องมือที่ใช้วัดสัญญาณนาฬิกา (CPU clock cycle) ที่ตัวประมวลผลสัญญาณ

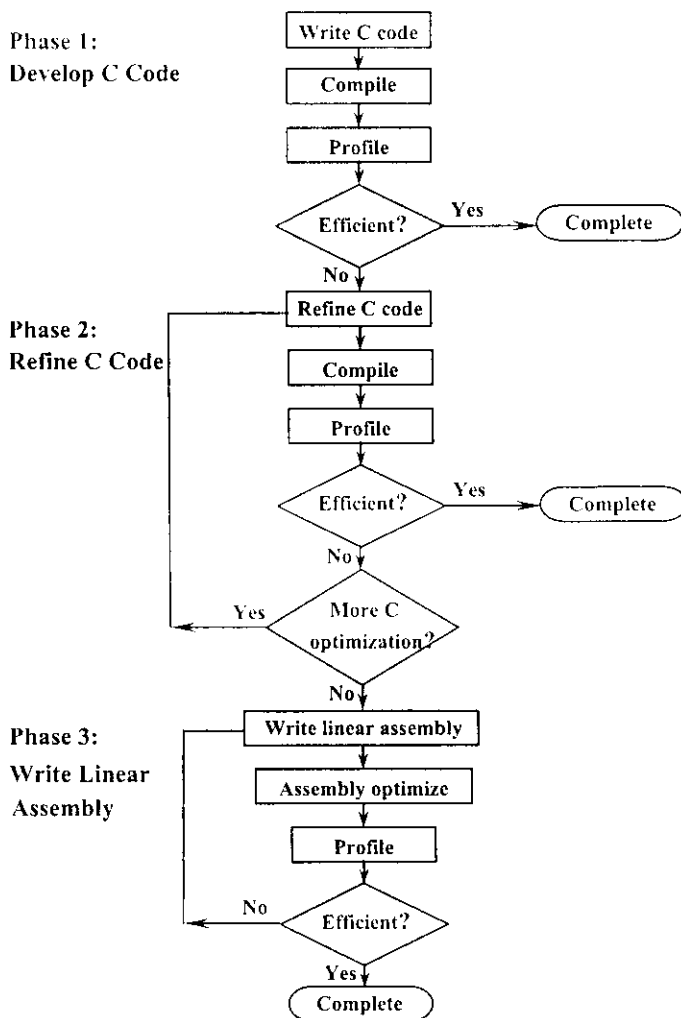
ดิจิทัลที่ใช้ในขณะที่กำลังทำงานอยู่ ซึ่งไม่รบกวนการทำงานของตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล ทั้งนี้โครงสร้างของโปรแกรม CCS [14] แสดงดังภาพประกอบ 2-8



ภาพประกอบ 2-8 โครงสร้างภายในของโปรแกรม CCS

จากภาพประกอบ 2-8 ผู้ใช้สามารถเขียนโปรแกรมด้วยภาษาซีหรือแอสเซมบลีก็ได้ ซึ่งจะอยู่ในส่วนของ Source files ต่าง ๆ และถูกเก็บรวมกับ Configuration files ไว้เป็น Project จากนั้นโปรแกรมที่เขียนจะถูกทำการ Compile, Link แล้วนำไป Execute และส่งไปยังตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลเพื่อทำงานต่อไป

การเขียนโปรแกรมด้วยภาษาซีมีประสิทธิภาพไม่เท่ากับการเขียนด้วยภาษาแอสเซมบลี แต่การเขียนด้วยภาษาซีก็สามารถทำให้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลทำงานได้ตามต้องการ ดังนั้นการพัฒนาโปรแกรมเพื่อใช้งานกับตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลและโปรแกรม CCS อาจแบ่งได้เป็น 3 เฟสใหญ่ ๆ ดังแสดงในภาพประกอบ 2-9



ภาพประกอบ 2-9 ขั้นตอนของการพัฒนาโปรแกรมเพื่อใช้กับโปรแกรม CCS

จากภาพประกอบ 2-9 เฟสที่ 1 เริ่มจากการเขียนโปรแกรมด้วยภาษาซี โดยไม่จำเป็นต้องเข้าใจการเขียนโปรแกรมด้วยภาษาแอสเซมบลี ซึ่งหากผลการทำงานที่ได้ไม่มีประสิทธิภาพเป็นที่น่าพอใจ ก็ต้องเปลี่ยนแปลงการใช้งานคำสั่งโดยศึกษาโครงสร้างของตัวประมวลผลและอาจใช้เครื่องมือของโปรแกรม CCS เพื่อหาจุดด้อยของโปรแกรมเพื่อให้การทำงานมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น ซึ่งอยู่ในการทำงานเฟสที่ 2 แต่ถ้าการทำงานยังไม่ได้ตามต้องการก็ต้องเขียนโปรแกรมด้วยภาษาแอสเซมบลีในเฟสที่ 3 ซึ่งการเขียนโปรแกรมในส่วนนี้จะต้องศึกษาถึงโครงสร้างภายในรวมถึงการใช้งานที่มีให้ในโปรแกรม CCS ให้มากขึ้น โดยเฟสที่ 3 นี้เป็นการพัฒนาขั้นสุดท้ายของการใช้โปรแกรม CCS

2.6 ระบบตัวเลขที่ใช้ในการประมวลผลสัญญาณดิจิทัล

ค่าตัวเลขต่าง ๆ ที่ใช้ในการประมวลผลในโปรแกรม MATLAB เป็นการแทนค่าในรูปแบบ Floating - point ขนาด 64 บิต ทำให้มีผลจากความคลาดเคลื่อนต่าง ๆ น้อยมากแต่ในการปฏิบัติจริงต้องนำการประมวลผลไปใช้งานโดยมีการแทนตัวเลขด้วยจำนวนบิตค่าๆ โดยเฉพาะอย่างยิ่งการนำไปใช้กับระบบเลขแบบ Fixed-point [15] จะก่อให้เกิดความคลาดเคลื่อนมาก ดังนั้นจึงจำเป็นต้องศึกษาการใช้ระบบตัวเลขแบบ Fixed-point เสียก่อน ดังนี้

Fixed-point คือ ระบบเลขที่เมื่อแปลงค่าแล้วดูเหมือนมีเลขจำนวนเต็ม (Integer) โดยรูปแบบของการแทนค่าใช้รูปแบบที่เรียกว่า Q format ในที่นี้ขออธิบายในกรณีเลข 16 บิต ซึ่งมีหลายลักษณะ จะแทนด้วย $Q_{m.n}$ เมื่อ m คือจำนวนบิตที่อยู่หน้าจุดทศนิยม และ n คือจำนวนบิตที่อยู่หลังทศนิยม โดยกำหนด N คือจำนวนบิตทั้งหมด ดังนั้นจะได้ $N = m + n + 1$ ตัวอย่างเช่น เลขจำนวน 16 บิตแบบกติกเครื่องหมาย กำหนดบิตเป็น 1 บิตเครื่องหมาย (Sign bit) และ 15 บิตสำหรับหลังจุดทศนิยม จะเรียกได้ว่า $Q_{0.15}$ (หรือ $Q_{.15}$) format ในทางกลับกัน 15 บิตสำหรับหน้าจุดทศนิยม จะเรียกว่า $Q_{15.0}$ format สำหรับค่า Dynamic range และ Scaling factors ของเลขจำนวน 16 บิตที่ใช้ Q format ที่ต่างกันแสดงได้ดังตาราง 2-1

ตารางที่ 2-2 Dynamic range, Scaling factors และ Precision ของเลขจำนวน 16 บิตที่ใช้ Q - format ที่ต่างกัน

Format	Scaling factor (2^n)	Dynamic Range in Hex (Decimal value)	Precision
Q0.15	$2^{15}=32768$	7FFFh (0.99) → 8000h (-1)	0.00003051757813
Q1.14	$2^{14}=16384$	7FFFh (1.99) → 8000h (-2)	0.00006103515625
Q2.13	$2^{13}=8192$	7FFFh (3.99) → 8000h (-4)	0.00012207031250
Q3.12	$2^{12}=4096$	7FFFh (7.99) → 8000h (-8)	0.00024414062500
Q4.11	$2^{11}=2048$	7FFFh (15.99) → 8000h (-16)	0.00048828125000
Q5.10	$2^{10}=1024$	7FFFh (31.99) → 8000h (-32)	0.00097656250000
Q6.9	$2^9=512$	7FFFh (63.99) → 8000h (-64)	0.00195312500000
Q7.8	$2^8=256$	7FFFh (127.99) → 8000h (-128)	0.00390625000000
Q8.7	$2^7=128$	7FFFh (255.99) → 8000h (-256)	0.00781250000000
Q9.6	$2^6=64$	7FFFh (511.99) → 8000h (-512)	0.01562500000000

ตารางที่ 2-2 (ต่อ)

Format	Scaling factor (2^n)	Dynamic Range in Hex (Decimal value)	Precision
Q11.4	$2^4=16$	7FFFh (2047.99) \rightarrow 8000h (-2048)	0.0625000000000000
Q12.3	$2^3=8$	7FFFh (4095.99) \rightarrow 8000h (-4096)	0.1250000000000000
Q13.2	$2^2=4$	7FFFh (8191.99) \rightarrow 8000h (-8192)	0.2500000000000000
Q14.1	$2^1=2$	7FFFh (16383.99) \rightarrow 8000h (-16384)	0.5000000000000000
Q15.0	$2^0=1$	7FFFh (32767) \rightarrow 8000h (-32768)	1.0000000000000000

จากตารางที่ 2-2 จะเห็นว่า จำนวนของบิตที่ใช้เป็นส่วนทศนิยมนั้น จะมีผลกับความแม่นยำของผลลัพธ์และในส่วนของจำนวนเต็ม จะมีผลกับช่วงไดนามิกของค่าที่สามารถแทนได้ เมื่อพิจารณา Q.15 format พบว่ามีความแม่นยำมากที่สุด แต่ก็ยังมีข้อจำกัด คือในส่วนของจำนวนจริงมีค่าอยู่ระหว่าง -1 ถึง $1 - 2^{-15}$ เท่านั้น จะเห็นได้ว่าเป็นช่วงที่แคบมาก แต่มีผลดี คือ การคูณเลขสองจำนวนเข้าด้วยกันจะไม่เกิดโอเวอร์โฟล เพราะผลลัพธ์ที่ได้จะไม่มีทางเกินช่วง -1 ถึง 1 สำหรับ Q15.0 format มีความแม่นยำน้อยที่สุด แต่มีช่วงไดนามิกกว้างที่สุด คือ -32768 ถึง 32767

การแปลงเลข Q format มีวิธีการแปลงดังนี้

1. นอมอลไลซ์ตัวเลขให้อยู่ในย่านของตัวเลขของ Q format ที่ต้องการ
2. คูณค่าตัวเลขที่ผ่านการนอมอลไลซ์ด้วย 2^n โดย n คือจำนวนบิตหลังจุดทศนิยม
3. ทำการปัดเศษผลคูณให้ใกล้เคียงจำนวนเต็ม

ตัวอย่างเช่น แปลงตัวเลข 1.18 ให้อยู่ใน Q.15 format

- วิธีทำ**
1. นอมอลไลซ์ตัวเลขให้อยู่ในย่าน ± 1 ดังนั้น $1.18/2 = 0.59$
 2. คูณค่าตัวเลขที่ผ่านการนอมอลไลซ์ด้วย 2^{15} คือ $0.59 \times 2^{15} = 19333.12$
 3. $\text{round}(19333.12) \rightarrow 19333$

โดยนิยามให้ $\text{round}(\)$ คือ ฟังก์ชันในการปัดเศษเป็นจำนวนเต็ม ถ้าค่าที่ใส่ให้มีส่วนทศนิยมที่น้อยกว่า 0.5 ก็จะตัดทิ้ง แต่ถ้ามากกว่าหรือเท่ากับ 0.5 ก็จะปัดเพิ่มเป็น 1 การปัดเศษนี้จะทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนเกิดขึ้น ซึ่งค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้น คือ $\frac{19333}{2^{15}} - 0.59$ และนอกจากความคลาดเคลื่อนที่กล่าวนี้ เมื่อนำเอาระบบเลขแบบ Fixed - point มาใช้แทนค่าสัญญาณและการ

ประมวลผลสัญญาณ ยังคงมีความคลาดเคลื่อนที่เกิดจากการแบ่งขั้นสัญญาณ (Signal quantization), โอเวอร์โฟล (Overflow), และการปัดเศษหลังการคูณ (Product rounding) ซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้ [16]

- การแบ่งขั้นสัญญาณ หมายถึง การแทนค่าสัญญาณที่ถูกสุ่มจากระดับสัญญาณอนาล็อก ซึ่งมีความละเอียดไม่จำกัดด้วยระบบเลขฐานสองที่มีจำนวนบิตจำกัด จึงทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนจากการแทนค่าขึ้น ดังนั้นการใช้จำนวนบิตยิ่งมาก จะได้การแบ่งขั้นที่ละเอียดและแทนสัญญาณจริงได้ถูกต้องมากขึ้นเท่านั้น

- โอเวอร์โฟล คือ เหตุการณ์ที่ผลลัพธ์ของการประมวลผลมีค่าเกินช่วงที่จะสามารถแทนค่าได้ ซึ่งจะทำให้ผลลัพธ์ที่ได้ผิดไปจากความเป็นจริง ถ้าหากปล่อยให้เกิดโอเวอร์โฟล อาจทำให้สัญญาณเอาต์พุตเสียรูปร่างจนไม่รู้เรื่อง อย่างไรก็ตามโอเวอร์โฟลเป็นความคลาดเคลื่อนที่สามารถป้องกันได้ โดยลดขนาดของสัญญาณอินพุต, ใช้ตัวคูณลดทอนที่สัญญาณอินพุต หรือใช้วิธีเลื่อนบิต

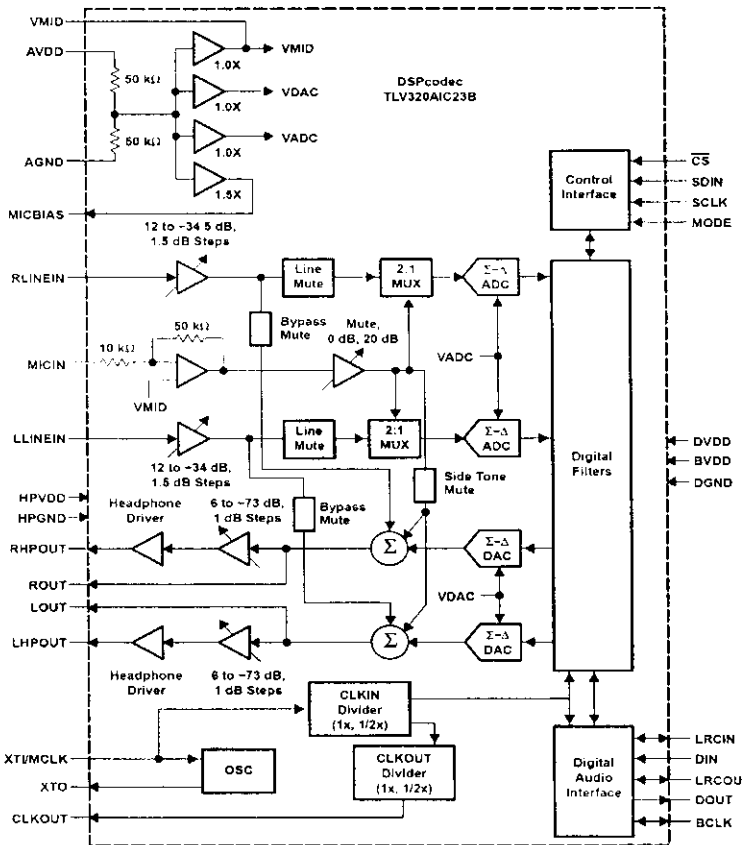
- การปัดเศษหลังการคูณ ในที่นี้ขออธิบายโดยการยกตัวอย่างการคูณเลขแบบ Fixed - point เช่น การคูณเลขจำนวน 5 บิต ตัวตั้งมีรูปแบบ Q5.0 และตัวคูณมีรูปแบบ Q2.3 ในกรณีนี้ผลลัพธ์ที่ได้จะเป็นรูปแบบ 10 บิต แต่ผลลัพธ์ที่ต้องการเป็นเลขจำนวน 5 บิต ดังนั้นต้องทำการปัดเศษ 3 บิตหลังทศ และ 2 บิตหน้าของผลลัพธ์ต้องเป็นศูนย์ มิฉะนั้นจะเกิดโอเวอร์โฟลขึ้นซึ่งแสดงตัวอย่างได้ดังนี้

$$\begin{array}{r}
 \text{X X X X X.} \\
 \times \\
 \hline
 \text{X X . X X X} \\
 \hline
 \text{X X X X X X . X X X} \\
 \hline
 \begin{array}{c}
 \leftarrow \leftarrow \leftarrow \\
 \text{ต้องเป็น 0} \quad \text{ผลลัพธ์} \quad \text{ปัดทิ้ง} \\
 \text{หลังปัดเศษ}
 \end{array}
 \end{array}$$

สรุปก็คือ ในการคูณเลขจำนวนเต็ม ตัวตั้งจะมีจุดทศนิยมอยู่ตรงไหนก็ได้ไม่ต้องสนใจ ส่วนตัวคูณถ้ามีจำนวนบิตอยู่หลังจุดทศนิยมกี่บิต หลังจากคูณแล้วต้องปัดเศษผลลัพธ์ทิ้งเท่ากับจำนวนบิตหลังจุดทศนิยม ซึ่งสิ่งที่สูญเสียไปคือ นัยสำคัญหรือความละเอียดของผลลัพธ์ จึงทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนขึ้นนั่นเอง ดังนั้นในการคูณเลขจำนวนเต็ม ตัวตั้งและตัวคูณต้องมีขนาดไม่ใหญ่จนทำให้ผลลัพธ์มากเกินกว่าที่จะแทนได้

2.7 วงจรแปลงสัญญาณอนาลอกเป็นสัญญาณดิจิทัลและวงจรแปลงสัญญาณดิจิทัลเป็นสัญญาณอนาลอก

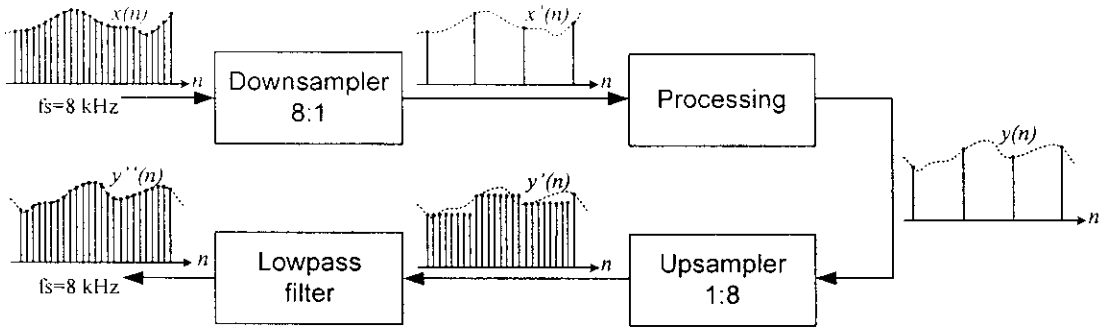
วงจรที่สำคัญอีกส่วนหนึ่งในระบบการประมวลผลสัญญาณดิจิทัลเวลาจริง ก็คือ วงจรที่ทำหน้าที่แปลงสัญญาณอนาลอกเป็นสัญญาณดิจิทัลและวงจรแปลงสัญญาณดิจิทัลเป็นสัญญาณอนาลอก สำหรับในงานวิจัยนี้ได้เลือกใช้วงจร Analog interface circuit (AIC) บนบอร์ด TMS320VC5509A ซึ่งเป็นไอซีเบอร์ TLV320AIC23B [17] ที่มีวงจร A/D และ D/A ภายในตัวเดียวกัน มีอัตราการสุ่มตั้งแต่ 8 kHz ถึง 96 kHz (Sampling – frequency support) ความละเอียดการส่งข้อมูลขนาด 16, 20, 24 และ 32 บิต ภายในตัวไอซีซึ่งมีวงจรกรองความถี่แบบดิจิทัลสำหรับการป้องกันการเกิด Aliasing และในการติดต่อระหว่าง AIC กับ TMS320VC5509A จะกระทำการผ่านทางพอร์ตอนุกรม สำหรับลักษณะภายในของไอซีเบอร์ TLV320AIC23B แสดงดังภาพประกอบ 2-10



NOTE. MCLK, BCLK, and SCLK are all asynchronous to each other.

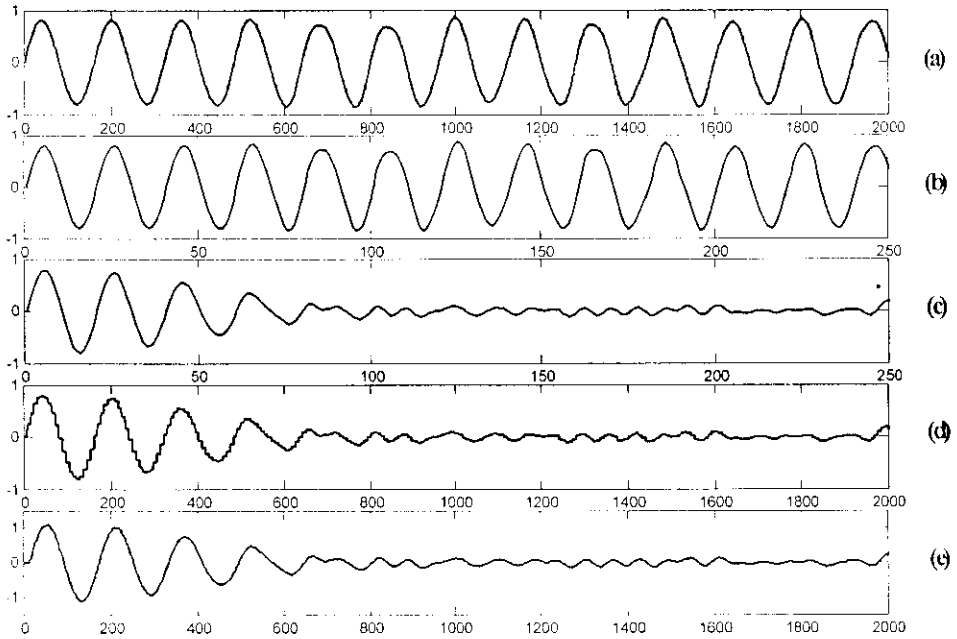
ภาพประกอบ 2-10 บล็อกโคเดอแกรมของ TLV320AIC23B

จากข้อมูลของไอซีเบอร์ TLV320AIC23B จะมีอัตราการสุ่มตั้งแต่ 8 kHz ถึง 96 kHz ในการรับและส่งสัญญาณของ A/D และ D/A แต่สำหรับงานวิจัยนี้ใช้ความละเอียดการส่งข้อมูล 16 บิต และต้องการอัตราการสุ่มในการประมวลผลสัญญาณที่ 1 kHz ดังนั้นจำเป็นต้องมีการลดอัตราการสุ่มลง ในขณะที่เดียวกันเมื่อประมวลผลเสร็จ ก่อนที่จะส่งออก D/A ต้องมีการเปลี่ยนอัตราสุ่มขึ้น ซึ่งในงานวิจัยใช้วิธีการลดอัตราการสุ่มข้อมูลจาก 8 kHz เป็น 1 kHz หรือลดลง 8 เท่า โดยการดึงค่าสัญญาณมาจำนวน 1 ค่าแล้วข้ามไป 7 ค่า (แต่เก็บค่าสัญญาณมาเอาไว้เหมือนปกติ) สำหรับวิธีการเพิ่มอัตราการสุ่มจาก 1 kHz เป็น 8 kHz หรือเพิ่มขึ้น 8 เท่า จะกระทำโดยการส่งสัญญาณที่ประมวลผลแล้ว 1 ค่า ส่งเข้าไปอีก 7 ค่า และนำมาผ่านตัวกรองผ่านแถบความถี่ต่ำ (Lowpass filter) ซึ่งสามารถแสดงกระบวนการทำงานดังกล่าวประกอบ 2-11



ภาพประกอบ 2-11 การประมวลผลสัญญาณดิจิทัลที่มีการเปลี่ยนอัตราการสุ่มในงานวิจัยนี้

จากภาพประกอบ 2-11 ทำการออกแบบโปรแกรมโดยมีการออกแบบตัวกรองผ่านแถบความถี่ต่ำชนิด FIR ด้วยวิธีค่าการกระเพื่อมคงที่ (Equiripple) ที่มีความถี่ตัดเท่ากับ 500 Hz จำนวนสัมประสิทธิ์ของตัวกรองเท่ากับ 21 โดยนำมาประยุกต์ใช้และทดสอบกับระบบลดสัญญาณรบกวน ทั้งนี้ผลการทดสอบแสดงดังภาพประกอบ 2-12 ซึ่งจะเห็นได้ว่าเมื่อนำสัญญาณอินพุตจาก A/D อัตราการสุ่ม 8 kHz (แสดงดังภาพประกอบ 2-12(a)) มาทำการลดอัตราการสุ่มลงเป็น 1 kHz จำนวนของจุดสัญญาณก็ลดลงจาก 2000 จุดไปเป็น 250 จุด (ลดลง 8 เท่า) (แสดงดังภาพประกอบ 2-12(b)) หลังจากนั้นนำสัญญาณอินพุตที่ลดอัตราการสุ่มแล้วมาทำการประมวลผล ซึ่งจะได้สัญญาณเอาต์พุตที่ยังคงมีอัตราการสุ่ม 1 kHz (แสดงดังภาพประกอบ 2-12(c)) ดังนั้นจึงต้องมีการเพิ่มอัตราการสุ่มขึ้นเป็น 8 kHz เพื่อใช้ส่งออกไปยัง D/A โดยรูปร่างของสัญญาณเอาต์พุตที่มีการเพิ่มอัตราสุ่มเป็น 8 kHz ที่ไม่ผ่านตัวกรอง FIR และผ่านตัวกรอง FIR แสดงดังภาพประกอบ 2-12(d) และ 2-12(e) ตามลำดับ



ภาพประกอบ 2-12 ผลการประมวลผลสัญญาณ โดยเปลี่ยนอัตราสุ่ม ซึ่งประกอบด้วย

- (a) สัญญาณอินพุตที่มีอัตราการสุ่ม 8 kHz
- (b) สัญญาณอินพุตที่มีการลดอัตราสุ่มเป็น 1 kHz
- (c) สัญญาณเอาต์พุตที่ผ่านการลดสัญญาณรบกวนที่มีอัตราสุ่ม 1 kHz
- (d) สัญญาณเอาต์พุตที่ผ่านการลดสัญญาณรบกวนที่มีการเพิ่มอัตราสุ่มเป็น 8 kHz โดยไม่ผ่านตัวกรอง FIR
- (e) สัญญาณเอาต์พุตที่ผ่านการลดสัญญาณรบกวนที่มีการเพิ่มอัตราสุ่มเป็น 8 kHz โดยผ่านตัวกรอง FIR

บทที่ 3

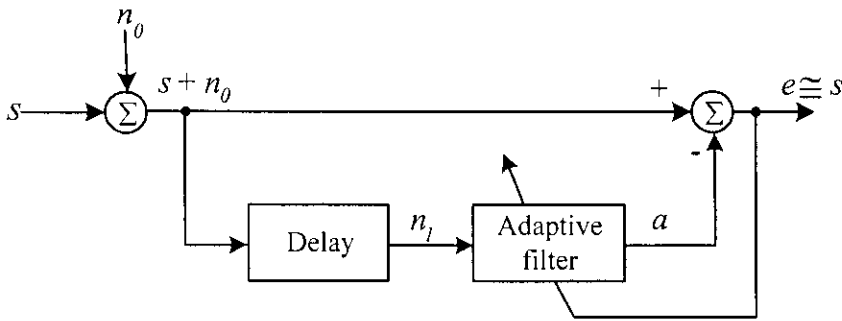
ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

เนื้อหาของบทนี้จะกล่าวถึงทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการออกแบบระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย และระบบตรวจจับจุดคลื่นสำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาการคลื่น โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

3.1 ระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย

3.1.1 หลักการพื้นฐานการลดสัญญาณรบกวนโดยการใช้วงจรรองปรับตัว (Adaptive filter) ชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

การลดสัญญาณรบกวนโดยวงจรรองปรับตัวชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก [18], [19] แสดงรูปแบบดังภาพประกอบ 3-1 สมมติให้สัญญาณที่วัดได้คือสัญญาณ s ที่มีสัญญาณรบกวนปนมาด้วย ซึ่งในที่นี้คือ $s+n_0$ ส่วนสัญญาณอ้างอิงที่จะป้อนให้แก่วงจรรองปรับตัว คือสัญญาณ n_1 ซึ่งเกิดจากการหน่วงเวลาของสัญญาณที่วัดได้ จากนั้นวงจรรองสร้างสัญญาณเอาท์พุท a เพื่อประมาณค่าของสัญญาณรบกวน n_0 และนำไปหักล้างกับสัญญาณที่วัดได้ ผลลัพธ์ที่ได้คือค่าสัญญาณความผิดพลาด e จะถูกป้อนกลับไปยังวงจรรองเพื่อให้ $a \cong n_0$ จะได้ $e \cong s$ นั่นคือสามารถแยก n_0 ออกจาก s หรือได้สัญญาณที่ทำการกำจัดสัญญาณรบกวนแล้วนั่นเอง



ภาพประกอบ 3-1 วงจรรองปรับตัวชนิดที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

สมมุติ s , n_0 และ n_1 มีคุณสมบัติทางสถิติไม่แปรผันตามเวลา (Statistical stationary) และค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ และสมมุติ s ไม่มีความสัมพันธ์ (Uncorrelated) กับ n_0 และ n_1 แต่ n_1 มีความสัมพันธ์

(correlated) กับ n_0 ดังนั้นสัญญาณความผิดพลาดซึ่งในที่นี้ขอเรียกเป็นสัญญาณเอาท์พุทของระบบ (System output, e) ก็คือ

$$e = s + n_0 - a \quad (3-1)$$

ยกกำลังสองทั้งสองข้างของสมการที่ (3-1) และจัดรูปสมการ จะได้

$$e^2 = s^2 + 2(n_0 - a)s + (n_0 - a)^2 \quad (3-2)$$

พิจารณาว่าทุกสัญญาณเป็นสัญญาณสุ่ม เมื่อกำหนดค่าความคาดหวังหรือค่าเฉลี่ยทางสถิติของสัญญาณ (Expected value) จะได้

$$E[e^2] = E[s^2 + 2(n_0 - a)s + (n_0 - a)^2] \quad (3-3)$$

กระจายแต่ละเทอมของสมการที่ (3-3) จะได้

$$E[e^2] = E[s^2] + 2E[sn_0] - 2E[sa] + E[(n_0 - a)^2] \quad (3-4)$$

เนื่องจากสัญญาณ s กับ n_0 และ s กับ a ไม่มีความสัมพันธ์กัน จากทฤษฎีทางสถิติที่ว่าค่าความคาดหวังของผลคูณของสองสัญญาณที่ไม่สัมพันธ์กันจะเท่ากับศูนย์ ซึ่งจากสมการที่ (3-4) จะได้ว่าเทอมที่ 2 และ 3 ของสมการทางด้านขวามือเป็นศูนย์ ดังนั้นจึงได้สมการใหม่ เป็น

$$E[e^2] = E[s^2] + E[(n_0 - a)^2] \quad (3-5)$$

โดยที่ค่าความคาดหวังของกำลังสองของสัญญาณ ก็คือ ค่ากำลังเฉลี่ยของสัญญาณ

กระบวนการปรับตัวของวงจรรองปรับตัวคือ กระบวนการที่วงจรรองปรับค่าน้ำหนัก (Weight value) แบบอัตโนมัติเพื่อให้ $E[e^2]$ มีค่าน้อยสุด การทำให้ $E[e^2]$ มีค่าน้อยลง หมายความว่าเทอมที่สองของสมการที่ (3-5) จะต้องมีค่าน้อยที่สุด เพราะเทอมแรกคือกำลังของสัญญาณและไม่เกี่ยวข้องกับน้ำหนัก

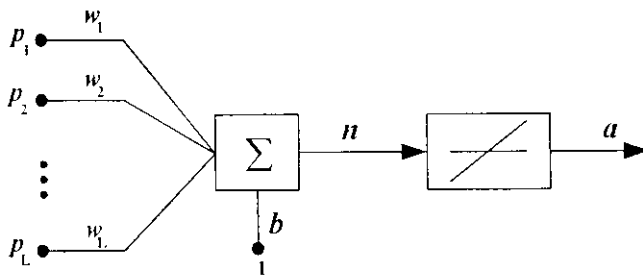
เงื่อนไขที่ดีที่สุดจะเกิดขึ้นเมื่อ $a \cong n_0$ และจะได้สมการค่าต่ำสุดของค่ากำลังเฉลี่ยของสัญญาณ ดังสมการต่อไปนี้

$$E_{\min}[e^2] = E[s^2] + E_{\min}[(n_0 - a)^2] \quad (3-6)$$

หมายความว่าสัญญาณผิดพลาดถูกทำให้เท่ากับสัญญาณแหล่งกำเนิด วงจรกรองแบบปรับตัวสามารถแยกสัญญาณแหล่งกำเนิดออกจากสัญญาณรบกวนและสำเร็จถึงเป้าหมายของการกำจัดสัญญาณรบกวนนั่นเอง

3.1.2 โครงข่ายประสาท ADALINE (Adaptive linear neural network)

โครงข่ายประสาท ADALINE [20] เป็นโครงข่ายที่ใช้ทรานเฟอร์ฟังก์ชันแบบเชิงเส้นมีโครงสร้างเป็นแบบโครงข่ายประสาทเซลล์เดียวที่มีหลายอินพุต ดังภาพประกอบ 3-2



ภาพประกอบ 3-2 โครงสร้างของโครงข่ายประสาท ADALINE

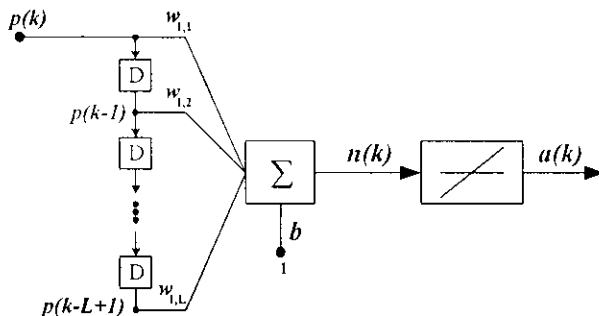
จากภาพประกอบ 3-2 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทประกอบด้วยอินพุตจำนวน L อินพุต คือ p_1, p_2, \dots, p_L แต่ละอินพุตจะมีค่าน้ำหนักที่สอดคล้องกัน คือ w_1, w_2, \dots, w_L โครงข่ายประสาทมีไบอัส b และมีทรานเฟอร์ฟังก์ชันแบบเชิงเส้น ($a = n$) สัญญาณเอาต์พุตของโครงข่ายประสาท a สามารถคำนวณได้จากสมการ

$$a = \mathbf{w}^T \mathbf{p} + b \quad (3-7)$$

โดยที่ $\mathbf{w} = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_L]^T$ และ $\mathbf{p} = [p_1 \ p_2 \ \dots \ p_L]^T$

3.1.3 วงจรกรองปรับตัว ADALINE (ADALINE adaptive filter)

การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาท ADALINE เป็นวงจรกรองปรับตัวสามารถทำได้โดยการเพิ่ม Tapped delay line ที่ประกอบด้วยเอาต์พุตจำนวน L เอาต์พุตเข้าที่ส่วนอินพุตของโครงข่ายประสาท เมื่อประกอบส่วนของ Tapped delay line เข้ากับโครงข่ายประสาท ADALINE แล้วจะได้วงจรกรองปรับตัว ADALINE แสดงดังในภาพประกอบ 3-3



ภาพประกอบ 3-3 วงจรกรองปรับตัว ADALINE

สัญญาณเอาต์พุตของวงจรกรองปรับตัว ADALINE ($a(k)$) สามารถคำนวณได้จากสมการ

$$a(k) = \mathbf{w}^T \mathbf{p}(k) + b = \sum_{i=1}^L w_{i,1} p(k-i+1) + b \quad (3-8)$$

3.1.4 อัลกอริทึมแบบค่าเฉลี่ยกำลังสองน้อยที่สุด (Least mean square algorithm)

Widrow-Hoff ได้เสนอทฤษฎีการเรียนรู้ที่เรียกว่า Least mean square algorithm หรืออัลกอริทึม LMS ซึ่งเป็นวิธีการหนึ่งที่พิจารณาถึงการปรับค่าน้ำหนักและไบอัสของโครงข่าย ADALINE โดยใช้เงื่อนไขการลดค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดกำลังสอง $E[e^2]$ ให้ได้ค่าน้อยที่สุด

ในการทำอัลกอริทึม LMS มีสมการเพื่อการคำนวณของอัลกอริทึม คือ ค่าความผิดพลาดระหว่างสัญญาณที่วัดได้ ในที่นี้ขอเรียกว่าเอาต์พุตเป้าหมาย $t(k)$ กับสัญญาณเอาต์พุตของวงจรกรอง ADALINE จะได้ดังสมการ

$$e(k) = t(k) - a(k) \quad (3-9)$$

ในที่นี้เริ่มต้นพิจารณาจากโครงข่ายที่มีเซตัสประจำตัวเดียว และให้พารามิเตอร์ต่าง ๆ ของโครงข่ายสามารถเขียนรวมอยู่ในเวกเตอร์เดียวดังนี้

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \mathbf{w} \\ b \end{bmatrix} \quad (3-10)$$

เช่นเดียวกัน สามารถเขียนเวกเตอร์อินพุตและอินพุตไบอัส รวมเป็นเวกเตอร์เดียวได้ ดังนี้

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} \mathbf{p} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3-11)$$

ดังนั้นสมการเอาท์พุทของวงจรกรองปรับตัว ADALINE สามารถเขียนใหม่ได้ดังนี้

$$a = \mathbf{x}^T \mathbf{z} \quad (3-12)$$

ค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดกำลังสองสามารถคำนวณได้ตามสมการข้างล่างนี้

$$E[e^2] = E[(t - a)^2] = E[(t - \mathbf{x}^T \mathbf{z})^2] \quad (3-13)$$

$$= E[t^2] + \mathbf{x}^T \mathbf{R} \mathbf{x} - 2\mathbf{x}^T \mathbf{h} \quad (3-14)$$

โดย $\mathbf{R} = E[\mathbf{z}\mathbf{z}^T]$ เป็น input correlation matrix

$\mathbf{h} = E[t\mathbf{z}]$ เป็น cross-correlation vector

ถ้า correlation matrix เป็น positive definite เราจะมีจุดต่ำสุดเพียงจุดเดียวเรียกว่า strong minimum ซึ่งแสดงได้ดังสมการดังนี้

$$\mathbf{x}^* = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{h} \quad (3-15)$$

จากสมการที่ (3-15) เมื่อหาค่า \mathbf{h} และ \mathbf{R}^{-1} ได้ ก็สามารถหาจุดต่ำสุดได้โดยตรง แต่ในทางปฏิบัติการหา \mathbf{R}^{-1} เป็นไปได้ยาก จึงหลีกเลี่ยงโดยการทำให้อยู่ในรูปแบบของการทำซ้ำ (Iteration) ใช้กระบวนการวิธี Steepest descent กับค่าเกรเดียนต์ (Gradient) ในการประมาณค่าเกรเดียนต์สำหรับอัลกอริทึม LMS ประมาณโดยการกำหนดให้ค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดกำลังสองเท่ากับ $e^2(k)$ ซึ่งแสดงค่าประมาณเกรเดียนต์ได้ดังนี้

$$\nabla e^2(k) = -2e(k)\mathbf{z}(k) \quad (3-16)$$

จากกระบวนการวิธี Steepest descent จะได้

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{x}(k) - \alpha \nabla e^2(k) \quad (3-17)$$

เมื่อแทนสมการที่ (3-16) ลงในสมการที่ (3-17) จะได้

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{x}(k) + 2\alpha e(k)\mathbf{z}(k) \quad (3-18)$$

ดังนั้น

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + 2\alpha e(k)\mathbf{p}(k) \quad (3-19)$$

และ

$$b(k+1) = b(k) + 2\alpha e(k) \quad (3-20)$$

สมการที่ (3-19) และ (3-20) คืออัลกอริทึม LMS ซึ่งในบางครั้งเรียกว่า กฎเดลด้า หรือกระบวนการเรียนรู้ของ Widrow -Hoff โดยค่าเริ่มต้นที่ใช้สำหรับกำหนดให้เป็นค่าน้ำหนักและค่าไบอัสเริ่มต้นให้แก่โครงข่าย สามารถกำหนดเป็นค่าใด ๆ ก็ได้ แต่ค่าที่ต้องกำหนดให้เหมาะสมคือค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning rate : α) เนื่องจาก α มีผลต่อเสถียรภาพและความเร็วในการลู่เข้า ซึ่งจะส่งผลต่อความสามารถในการติดตามสัญญาณของวงจรกรอง เราสามารถกำหนดค่า α ได้ดังนี้

$$0 < \alpha < \frac{1}{\lambda_{\max}} \quad (3-21)$$

ค่า λ_{\max} คือค่า eigen value สูงสุดของเมตริกซ์อัตสหสัมพันธ์ (Autocorrelation matrix) ซึ่งค่าประมาณของ λ_{\max} สามารถหาได้จาก \mathbf{R} โดย $\lambda_{\max} < tr[\mathbf{R}] = \sum\{\text{Diagonal elements of } \mathbf{R}\}$

จากสมการทั้งหมด สามารถนำไปสู่การศึกษาเรื่องการทำให้วงจรกรองปรับตัว ADALINE เพื่อไปใช้ในการทำการลดสัญญาณรบกวนได้ และสามารถสรุปการเรียนรู้ของโครงข่าย ADALINE ได้ดังนี้ [4]

1. สมมติค่าน้ำหนัก (\mathbf{w}), ค่าไบอัส (b) และอัตราการเรียนรู้ (α) เริ่มต้นให้แก่โครงข่ายประสาท
2. ป้อนอินพุต $\mathbf{p}(k)$ ให้แก่โครงข่าย
3. คำนวณหาค่าเอาต์พุต $a(k)$ ของโครงข่ายประสาท

$$a(k) = f(\mathbf{w}^T \mathbf{p}(k) + b)$$

4. หาค่าผลต่างความผิดพลาด $e(k)$ จากผลต่างเอาต์พุตเป้าหมาย $t(k)$

กับสัญญาณเอาต์พุตของวงจรกรอง ADALINE ($a(k)$)

$$e(k) = t(k) - a(k)$$

5. ปรับค่าน้ำหนักและไบอัสของโครงข่ายประสาทใหม่จากสมการ

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + 2\alpha e(k)\mathbf{p}(k)$$

$$b(k+1) = b(k) + 2\alpha e(k)$$

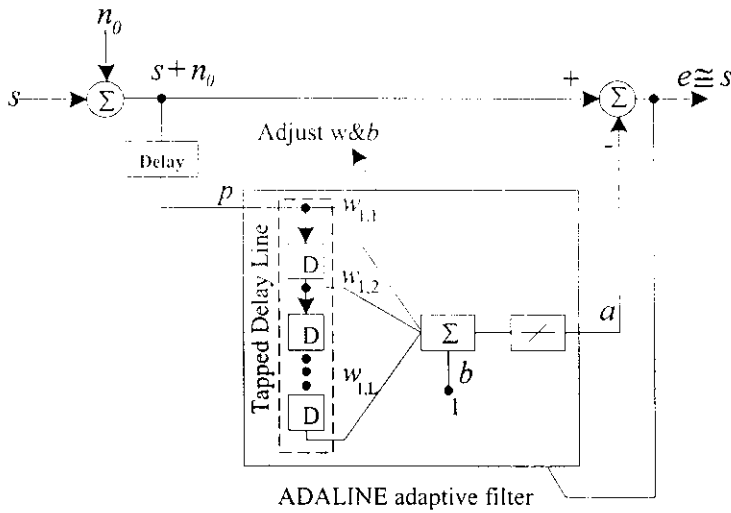
6. กลับไปเริ่มทำตั้งแต่ข้อ 2 ใหม่จนกว่าโครงข่ายจะลู่เข้าโดยดูจากความผิดพลาด

ความผิดพลาด

3.1.5 หลักการพื้นฐานของการกำจัดสัญญาณรบกวนโดยใช้วงจรกรองปรับตัว

ADALINE

การนำวงจรกรองปรับตัว ADALINE มาประยุกต์ใช้เป็นระบบลดสัญญาณรบกวนที่ไม่ใช่สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก มีโครงสร้างแสดงดังภาพประกอบ 3-4



ภาพประกอบ 3-4 ระบบกำจัดสัญญาณรบกวนที่ไม่ใช่สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

จากภาพประกอบ 3-4 จะพบว่าน้ำหนักวงจรกรองปรับตัว ADALINE ที่คำนวณจากสัญญาณอินพุต (p) และสัญญาณเอาต์พุตจากระบบ (e) มีความสัมพันธ์กับสัญญาณรบกวน (n_0) ซึ่งในที่นี้ คือสัญญาณจากระบบไฟฟ้าที่ 50 Hz มากกว่าสัญญาณ SEMG (s) เพราะสัญญาณรบกวนมีลักษณะเป็นคาบ ดังนั้นเอาต์พุตจากวงจรกรองปรับตัว ADALINE (a) จึงมีค่าเข้าใกล้สัญญาณรบกวน n_0 เมื่อระบบปรับน้ำหนักจนเข้าสู่สมดุล เอาต์พุตจากระบบกำจัดสัญญาณรบกวน e ก็จะเข้าใกล้สัญญาณ SEMG

3.2 ระบบตรวจจับจุดกลืนสำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน

ก่อนที่จะทำการออกแบบระบบตรวจจับจุดกลืน โดยทำการทดแทนวงจรอิเล็กทรอนิกส์ในส่วนของวงจรคำนวณและตัดสินใจซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับสำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน ด้วยการออกแบบและเขียนโปรแกรมลงบนตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลนั้น จะต้องทราบวิธีการทางคณิตศาสตร์ที่สามารถวิเคราะห์จุดเริ่มต้นที่เหมาะสม

สำหรับการส่งสัญญาณกระตุ้นกล้ามเนื้อออกไป ซึ่งวิธีการทางคณิตศาสตร์ที่นำมาประยุกต์ใช้นี้ได้มาจากผลการวิจัยซึ่งอยู่ในส่วนหนึ่งของวิทยานิพนธ์เรื่องการคัดเลือกหลักขณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อเพื่อตรวจจับสัญญาณที่บ่งบอกการกลืน [21] โดยวิธีการทางคณิตศาสตร์ดังกล่าวคือ การหาค่ากำลังเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อของผู้ป่วยที่กลืนลำบากทุก ๆ 60 มิลลิวินาที ซึ่งเป็นไปตามสมการ

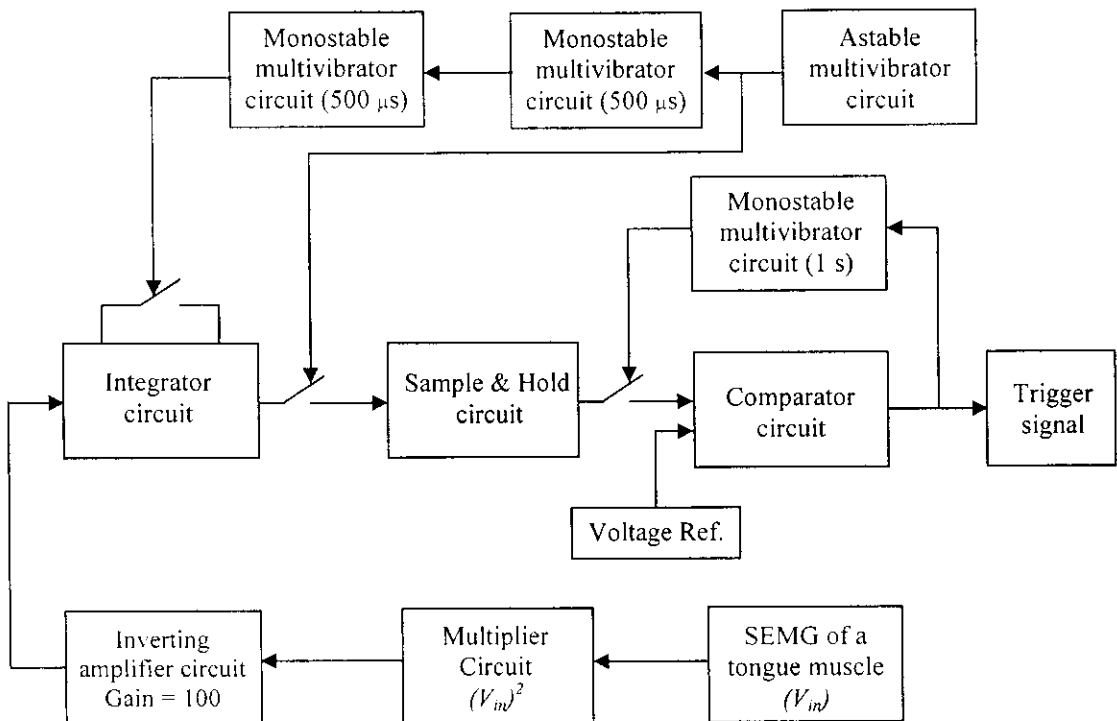
$$P_{av} = \int_0^T \frac{V_{in}^2(t)}{T} dt \quad (3-22)$$

โดยที่ $T = 60$ ms

P_{av} แทนค่ากำลังเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อ

$V_{in}(t)$ แทนสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อของผู้ป่วยที่กลืนลำบาก

จากวิธีการทางคณิตศาสตร์ข้างต้น จึงได้มีการออกแบบวงจรคำนวณและตัดสินใจให้มีส่วนประกอบต่าง ๆ ของวงจรคำนวณและตัดสินใจ [8] ดังแสดงในภาพประกอบ 3-5



ภาพประกอบ 3-5 ส่วนประกอบของวงจรคำนวณและตัดสินใจ

จากภาพประกอบ 3-5 สัญญาณไฟฟ้าจากล้ามนเนื้อลื่นจะถูกส่งมาที่วงจรคุณสัญญาณ โดยวงจรคุณสัญญาณจะทำหน้าที่ยกกำลังสองสัญญาณไฟฟ้าจากล้ามนเนื้อลื่น จากนั้นสัญญาณจะถูกส่งต่อไปยังวงจรขยายสัญญาณแบบกลับเฟส ขยายค่าแรงดันให้สูงขึ้นจากเดิมอีก 100 เท่า เพื่อให้ขนาดแรงดันของสัญญาณไฟฟ้าที่ได้มีความเหมาะสมต่อการอินทิเกรต โดยวงจรอินทิเกรตจะทำการอินทิเกรตสัญญาณเป็นเวลา 60 มิลลิวินาทีแล้วทำการรีเซตใหม่ สัญญาณที่ควบคุมคาบของการอินทิเกรตเป็นสัญญาณคลื่นสี่เหลี่ยมที่ได้จากวงจรสร้างสัญญาณคลื่นสี่เหลี่ยม จากนั้นสัญญาณไฟฟ้าที่ผ่านออกมาจากวงจรอินทิเกรตจะถูกส่งมาที่วงจรสุ่มและคงค่าแรงดัน วงจรสุ่มและคงค่าแรงดันจะทำการสุ่มและคงค่าแรงดันของสัญญาณไฟฟ้าที่ผ่านการอินทิเกรตแล้วที่ตำแหน่งเวลา 60 มิลลิวินาที ซึ่งสัญญาณที่ถูกสุ่มและคงค่าแรงดันนี้จะถูกนำไปเปรียบเทียบกับค่าแรงดันอ้างอิงในวงจรเปรียบเทียบแรงดัน ถ้าหากค่าแรงดันที่ถูกสุ่มและคงค่ามีค่าสูงกว่าค่าแรงดันอ้างอิงก็จะถือว่ามีอาการคลื่นเกิดขึ้น และจะส่งสัญญาณทรiggerที่มีความกว้างพัลส์ 1 วินาทีไปยังวงจรสร้างสัญญาณกระตุ้นกล้ามเนื้อต่อไป

บทที่ 4

ผลจากการจำลอง

เนื้อหาของบทนี้จะกล่าวถึงผลการจำลองของระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย และระบบตรวจจับจุดเคลื่อนไหวสำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาการเคลื่อนไหว โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

4.1 การจำลองระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายด้วยโปรแกรม MATLAB

จากหลักการลดสัญญาณรบกวนโดยการใช้วงจรกรองปรับตัว ADALINE และอัลกอริทึม LMS ที่ได้กล่าวในบทที่ 3 หัวข้อ 3.1 พบว่าพารามิเตอร์ที่จะถูกพิจารณาหาค่าที่เหมาะสมสำหรับระบบลดสัญญาณรบกวนที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกมี 3 ค่าได้แก่

1. ค่าหน่วงเวลา (Delay) เป็นค่าที่ต้องใช้ในการระบุจุดเริ่มต้นของข้อมูลที่จะนำมาใช้เป็นอินพุทของวงจรกรองปรับตัว ADALINE หากใช้ค่าหน่วงเวลาที่สูงเกินไปจะทำให้ต้องใช้หน่วยความจำของตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลมาก ซึ่งอาจจะไม่เพียงพอต่อการโปรแกรมอัลกอริทึมได้

2. จำนวน Tapped delay line (L) ของวงจรกรองปรับตัว ADALINE เป็นค่าที่ระบุถึงความยาวของข้อมูลที่ต้องใช้ในการคำนวณ มีผลต่อความซับซ้อนของการคำนวณในตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล หากจำนวน Tapped delay line มีค่าสูง จะทำให้จำนวนครั้งของการคูณระหว่างจำนวนค่าน้ำหนักของวงจรกรองปรับตัว ADALINE และอินพุทมีค่าสูงตามไปด้วย อาจจะทำให้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลไม่สามารถคำนวณอัลกอริทึมให้เสร็จสิ้นได้ภายในระยะเวลาที่เหมาะสม

3. ค่าอัตราการเรียนรู้ (α) เป็นพารามิเตอร์ที่เป็นองค์ประกอบของอัลกอริทึม LMS ภายในวงจรกรองปรับตัว ADALINE ควรเลือกค่าประมาณให้น้อยกว่าหรือเท่ากับ $\frac{1}{\lambda_{\max}}$ ซึ่ง

$\frac{1}{\lambda_{\max}}$ มีค่าโดยประมาณเท่ากับ $\frac{1}{LP_r}$ เพื่อเสถียรภาพของอัลกอริทึม [22] โดยที่ L คือ จำนวน

Tapped delay line และ P_r คือ ค่ากำลังเฉลี่ยของสัญญาณที่ต้องการจะกำจัดสัญญาณรบกวน

การวิเคราะห์พารามิเตอร์ต่าง ๆ ดังที่กล่าวมาแล้วข้างต้นจะถูกชี้วัดจากตัวบ่งชี้ต่อไปนี้

- อัตราการลู่เข้า (Convergent rate)
- ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation coefficients [23])
- ค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยแบบนอมอลไลซ์ (Normalized mean square error, NMSE)

โดยอัตราการลู่เข้าแสดงถึงความเร็วในการเข้าสู่คำตอบของวงจรกรองปรับตัว ADALINE ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์และค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยแบบนอมอลไลซ์เป็นค่าที่ชี้คุณภาพการกำจัดสัญญาณรบกวนของวงจรกรองปรับตัว ADALINE ซึ่งค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่ดีควรมีค่าเข้าใกล้หนึ่ง และค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยแบบนอมอลไลซ์ควรมีค่าเข้าใกล้ศูนย์

ทั้งนี้การหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายโดยการใช้วงจรกรองปรับตัว ADALINE ในงานวิจัยนี้ทำได้โดยการเขียนโปรแกรมจำลองอัลกอริทึมในการลดสัญญาณรบกวนบนโปรแกรม MATLAB ซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

4.1.1 วิธีการและอุปกรณ์

การจำลองระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อลาย เริ่มต้นโดยทำการจำลองสัญญาณรบกวนของระบบไฟฟ้า 50 Hz ด้วยสัญญาณคลื่นรูปไซน์ความถี่ 50 Hz แอมพลิจูด 0.8 ซึ่งจะทำให้ได้ค่ากำลังเฉลี่ยของสัญญาณ คือ $P_x = \frac{A^2}{2} = \frac{0.8^2}{2} = 0.32$ และจำลองสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายด้วยการนำสัญญาณสุ่มแบบเกาส์เซียนไปผ่านวงจรกรองผ่านแถบความถี่ซึ่งมีคุณสมบัติสอดคล้องกับคุณสมบัติทางความถี่ของสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย โดยวงจรกรองที่ใช้เป็นวงจรกรองผ่านแถบความถี่เฟสเชิงเส้น ออกแบบด้วยวิธีค่าการกระเพื่อมคงที่ (Equiripple) ซึ่งมีค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการออกแบบดังต่อไปนี้

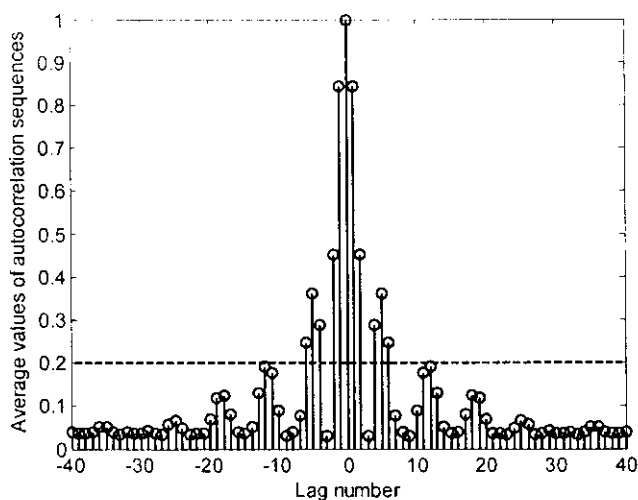
จุดสิ้นสุดของแถบความถี่หยุดที่ 1 คือ	10	Hz
จุดเริ่มต้นของแถบความถี่ผ่าน คือ	20	Hz
จุดสิ้นสุดของแถบความถี่ผ่าน คือ	145	Hz
จุดเริ่มต้นของแถบความถี่หยุดที่ 2 คือ	155	Hz
ค่าการกระเพื่อมของแถบความถี่ผ่าน คือ	1	dB
ค่าการลดทอนของแถบความถี่หยุดทั้งสอง คือ	30	dB

สัญญาณที่ใช้ในการจำลองจะเป็นสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายรวมกับสัญญาณรบกวนของระบบไฟฟ้า 50 Hz ที่สร้างขึ้น จำนวน 200 สัญญาณ จำนวน Tapped delay line ที่จะถูกทดสอบในการจำลอง คือ 10, 20, 40, 60, และ 80 ค่าอัตราการเรียนรู้ที่ใช้ในการจำลองคำนวณจากร้อยละ 5 ของสูตร $\frac{1}{LP_x}$ ได้แก่ 0.0156, 0.0078, 0.0039, 0.0026, และ 0.0019 ตามลำดับ สำหรับผลของตัวบ่งชี้ที่จะกล่าวถึงต่อไปนี้ได้มาจากการหาค่าเฉลี่ยของสัญญาณจำนวน 200 สัญญาณ ซึ่งผลที่ได้จากการจำลองมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

4.1.2 ผลการจำลอง

- กำหนดช่วงเวลา

กำหนดช่วงเวลา พิจารณาได้จากการคำนวณค่าอัตสหสัมพันธ์เฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย จำนวน 200 สัญญาณที่ค่าเหลื่อมล้ำหลัง (lag) ต่าง ๆ โดยความสัมพันธ์ดังกล่าวแสดงดังภาพประกอบ 4-1 ซึ่งแสดงได้ว่ากำหนดเวลาคิดจากขีดเริ่มเปลี่ยนของค่าอัตสหสัมพันธ์เฉลี่ยที่ต่ำกว่า 0.2 ซึ่งสามารถเห็นได้จากกราฟโดยประมาณตรงกับค่าเหลื่อมล้ำหลังเท่ากับ 10 ดังนั้นในการจำลองขั้นตอนถัดไปจะใช้กำหนดเวลาล้าหลังเป็นจำนวน 10 ตัวอย่าง (samples)



ภาพประกอบ 4-1 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าอัตสหสัมพันธ์เฉลี่ยและค่าเหลื่อมล้ำหลัง

- จำนวน Tapped delay line และอัตราการเรียนรู้

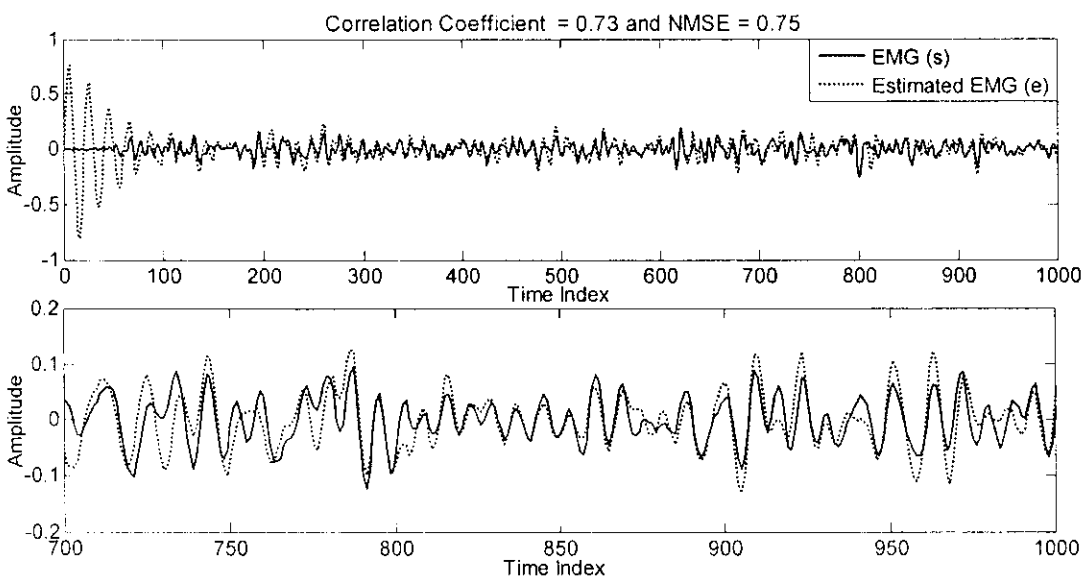
เมื่อใช้พารามิเตอร์ต่าง ๆ ดังกล่าวในวิธีการจำลอง และวิเคราะห์ความสามารถในการกำจัดสัญญาณรบกวนของวงจรกรองปรับตัว ADALINE ด้วยตัวบ่งชี้ โดย

ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์และค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยแบบนอมอลไลซ์จะถูกแสดงในรูปของค่าเฉลี่ยบวกและลบค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ซึ่งผลของตัวบ่งชี้จากการจำลองแสดงดังตารางที่ 4-1

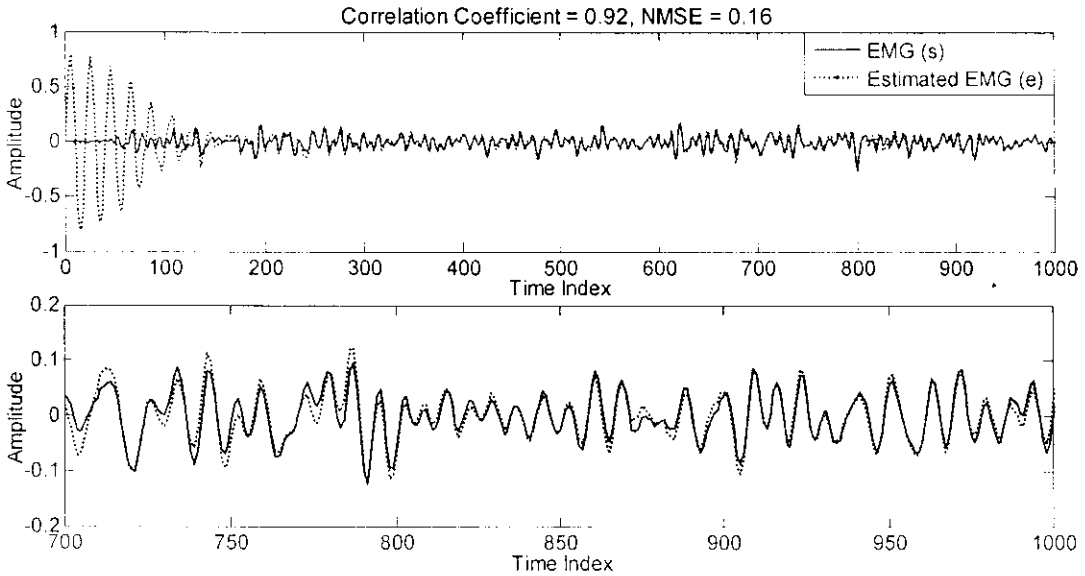
ตารางที่ 4-1 ผลของตัวบ่งชี้จากการจำลองด้วยโปรแกรม MATLAB

Tapped delay line	Learning rate	Convergent rate (sample)	Correlation coefficient	NMSE
10	0.0156	150	0.73 ± 0.02	0.75 ± 0.04
20	0.0078	170	0.82 ± 0.02	0.44 ± 0.04
40	0.0039	200	0.88 ± 0.02	0.26 ± 0.04
60	0.0026	200	0.91 ± 0.02	0.19 ± 0.03
80	0.0019	200	0.92 ± 0.02	0.16 ± 0.03

จากตารางที่ 4-1 จะเห็นได้ว่าเมื่อค่าอัตราการเรียนรู้มีค่าต่ำลง อัตราการลู่เข้าจะช้าลง แต่วงจรกรองปรับตัว ADALINE สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้ดีขึ้น สำหรับจำนวน Tapped delay line เมื่อมีค่าต่ำลง อัตราการลู่เข้าจะเร็วขึ้นแต่ประสิทธิภาพการกำจัดสัญญาณรบกวนของวงจรกรองปรับตัวก็ลดลงตามไปด้วย โดยความสามารถในการกำจัดสัญญาณรบกวนของวงจรกรองปรับตัว ADALINE เทียบกับค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์และค่า NMSE แสดงดังภาพประกอบ 4-2



(a) ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ 0.73 และ ค่า NMSE 0.76 ที่ Tapped delay line =10, $\alpha = 0.0156$



(b) ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ 0.92 และ ค่า NMSE 0.16 ที่ Tapped delay line = 80, $\alpha = 0.0019$

ภาพประกอบ 4-2 ความสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนเทียบกับค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์และค่า NMSE ที่ต่างกัน

จากภาพประกอบ 4-2 จะสังเกตได้ว่าเมื่อค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มีค่าเข้าใกล้ 1 และค่า NMSE เข้าใกล้ 0 สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายที่ผ่านการกำจัดสัญญาณรบกวนมีความใกล้เคียงกับสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายดั้งเดิมมากยิ่งขึ้น

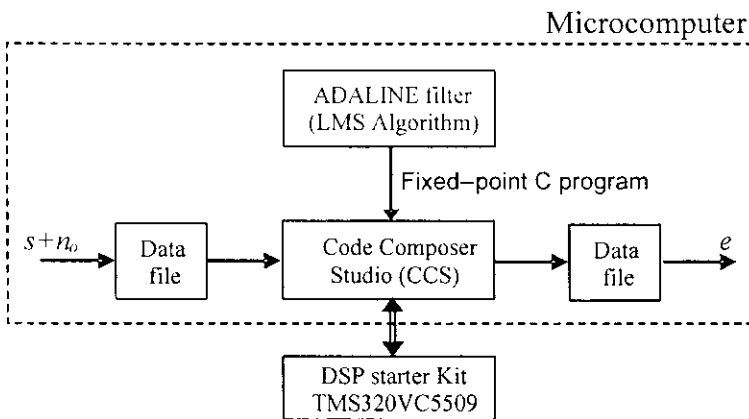
เราสามารถนำเอาความรู้ในหัวข้อนี้ไปใช้ในการเลือกพารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับการโปรแกรมอัลกอริทึมบนตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลได้ เช่น ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลที่มีหน่วยความจำต่ำหรือความเร็วของการประมวลผลสัญญาณต่ำ อาจจะต้องลดจำนวน Tapped Delay Line ของวงจรกรองปรับตัว ADALINE ลง แม้ว่าประสิทธิภาพการกำจัดสัญญาณรบกวนของวงจรกรองจะลดลงแต่อาจจะยังอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้ หรือในการประยุกต์ใช้งานบางอย่างอาจจะลดค่าอัตราการเรียนรู้ลงเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการกำจัดสัญญาณรบกวนของวงจรกรอง โดยที่อัตราการลู่เข้าที่ช้าลงไม่ส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพของการใช้งานโดยรวม

4.2 การจำลองระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายด้วยโปรแกรม Code Composer Studio (CCS)

จากหัวข้อ 4.1 ได้ทำการออกแบบโปรแกรมเพื่อจำลองการทำงานของระบบลดสัญญาณรบกวนโดยใช้โปรแกรม MATLAB ซึ่งทำให้เกิดความเข้าใจในส่วนของอัลกอริทึมและค่าพารามิเตอร์ที่มีผลต่อประสิทธิภาพของการลดสัญญาณรบกวน สำหรับการออกแบบโปรแกรมอัลกอริทึมระบบลดสัญญาณรบกวนเพื่อจำลองการทำงานในหัวข้อนี้กระทำบนตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล ด้วยภาษาซีแบบ Fixed – point [24], [25] โดยทำการติดต่อระหว่างไมโครคอมพิวเตอร์และตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลด้วยโปรแกรม CCS บนบอร์ด DSK TMS320VC5509A

4.2.1 วิธีการและอุปกรณ์

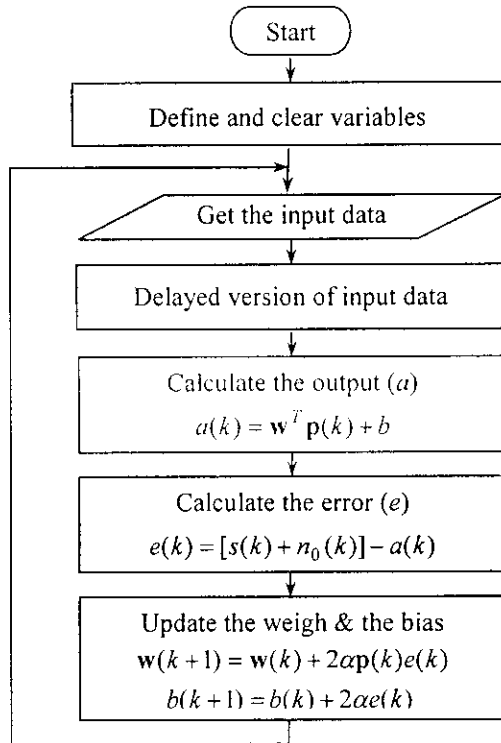
การจำลองระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายโดยใช้วงจรกรอง ADALINE และอัลกอริทึม LMS บนโปรแกรม CCS สำหรับบอร์ด TMS320VC5509A มีกระบวนการจำลองดังแสดงในภาพประกอบ 4-3



ภาพประกอบ 4-3 โค้ดแแกรมการจำลองอัลกอริทึมลดสัญญาณรบกวนโดยใช้วงจรกรองปรับตัว ADALINE และอัลกอริทึม LMS บนบอร์ด TMS320VC5509A

จากภาพประกอบ 4-3 โปรแกรม CCS อ่านข้อมูลอินพุตจากไฟล์ที่สร้างจากโปรแกรม MATLAB ในรูปแบบเลขจำนวนเต็ม 16 บิตโดยใช้รูปแบบ Q.15 เพื่อใช้เป็นสัญญาณอินพุต ($s + n_0$) ให้กับอัลกอริทึมลดสัญญาณรบกวนที่ออกแบบโปรแกรมด้วยภาษาซีแบบ Fixed – point โดยโปรแกรม CCS จะติดต่อกับบอร์ด DSK TMS320VC5509A เพื่อประมวลผลสัญญาณตามโปรแกรมที่ได้

ออกแบบไว้ ซึ่งมีกระบวนการทำงานของอัลกอริทึมดังกล่าวประกอบ 4-4 จากนั้นค่าสัญญาณเอาต์พุตของระบบ (e) ที่ได้จะถูกโปรแกรม CCS เก็บบันทึกเป็นไฟล์



ภาพประกอบ 4-4 กระบวนการทำงานของระบบลดสัญญาณรบกวนโดยใช้ วงจรกรองปรับตัว ADALINE ที่ใช้อัลกอริทึมแบบ LMS

สำหรับการจำลองสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อหลาย ค่าพารามิเตอร์และตัวบ่งชี้ความสามารถในการลดสัญญาณรบกวนของระบบลดสัญญาณรบกวนที่ใช้ในการทดสอบเป็นไปตามการจำลองบนโปรแกรม MATLAB ในหัวข้อ 4.1 โดยค่าตัวเลขที่ใช้จะถูกแปลงให้อยู่ใน Q.15 format และผลของตัวบ่งชี้ที่จะกล่าวถึงต่อไปได้มาจากการหาค่าเฉลี่ยของสัญญาณจำนวน 3 สัญญาณ

4.2.2 ผลการจำลอง

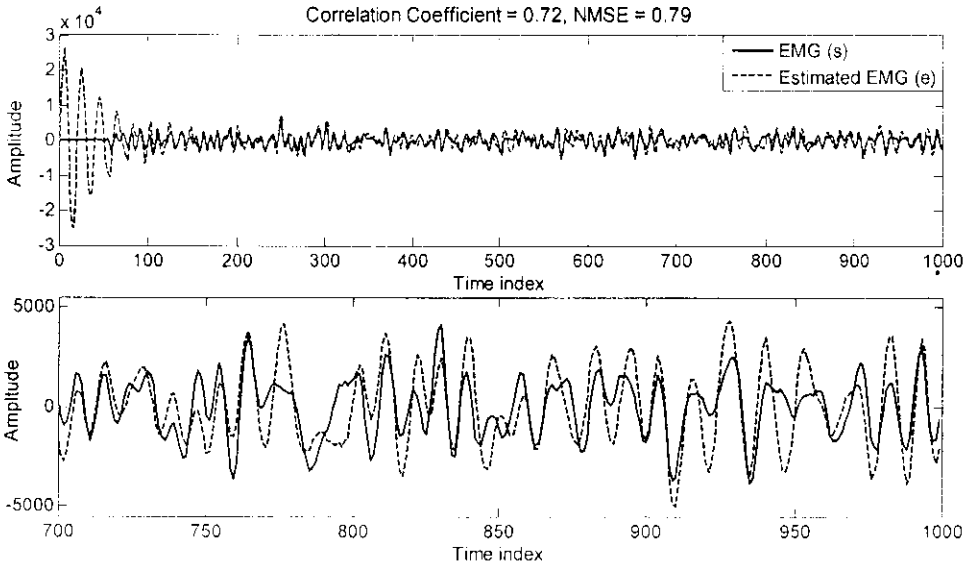
ผลการจำลองโปรแกรมจะแสดงด้วยตัวบ่งชี้ของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์และค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยแบบนอมอลไลซ์ในรูปของค่าเฉลี่ยบวกและลบค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ดังแสดงตามตารางที่ 4-2

ตารางที่ 4-2 ผลของตัวบ่งชี้จากการจำลองด้วยโปรแกรม Code Composer Studio

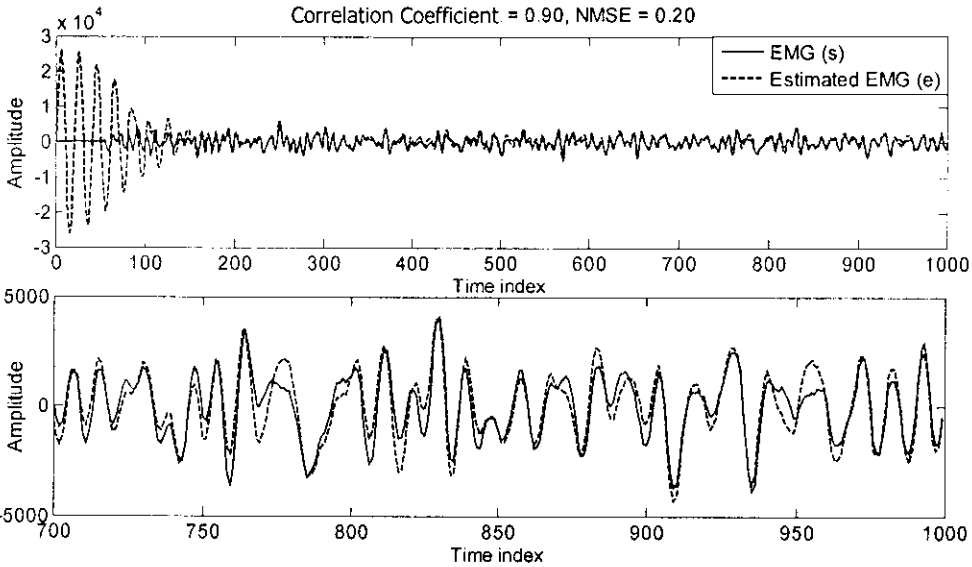
Tapped delay line	Learning rate	Convergent rate (sample)	Correlation coefficient	NMSE
10	511	100	0.72 ± 0.03	0.79 ± 0.03
80	62	150	0.90 ± 0.02	0.20 ± 0.02
The speed of processing				
Tapped delay line	Learning rate	Clock cycle/sample		Time (μ s)
10	511	815		4.08
80	62	6,379		31.90

จากตารางที่ 4-2 จะเห็นได้ว่าเมื่อค่าอัตราการเรียนรู้มีค่าต่ำลง อัตราการลู่เข้าจะช้าลง แต่วงจรรอง ADALINE สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้ดีขึ้น สำหรับจำนวน Tapped delay line เมื่อมีค่าต่ำลง อัตราการลู่เข้าจะเร็วขึ้นแต่ประสิทธิภาพการกำจัดสัญญาณรบกวนของวงจรรองแบบปรับตัวก็ลดลงตามไปด้วย สำหรับเวลาที่ใช้ในการประมวลผลต่อหนึ่งจุดสัญญาณในกรณีที่จำนวน Taped delay line เป็น 10 และ 80 taps คือ 4.08 μ s และ 31.90 μ s ตามลำดับ

ทั้งนี้ความสามารถในการกำจัดสัญญาณรบกวนของระบบลดสัญญาณรบกวนที่ได้จากโปรแกรมภาษาซีแบบ Fixed – point บนบอร์ด DSK TMS320VC5509A แสดงดังภาพประกอบ 4-5



(a) ผลของสัญญาณเอาต์พุตของระบบ (c) กับสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย (s) เมื่อ Tapped delay line = 10, $\alpha = 511$



(b) ผลของสัญญาณเอาต์พุตของระบบ (e) กับสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย (s) เมื่อ Tapped delay line = 80, $\alpha = 62$

ภาพประกอบ 4-5 ผลการจำลองอัลกอริทึมลดสัญญาณรบกวนจากบอร์ด DSK TMS320VC5509A

จากภาพประกอบ 4-5 จะสังเกตได้ว่าในกรณีที่จำนวน Tapped delay line มาก ค่าอัตราการเรียนรู้
น้อย ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์จะมีค่าเข้าใกล้ 1 และค่า NMSE เข้าใกล้ 0 สัญญาณเอาต์พุตของ

ระบบหรือสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายที่ผ่านการกำจัดสัญญาณรบกวนมีความใกล้เคียงกับสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายดั้งเดิมมากยิ่งขึ้น

4.3 การจำลองระบบตรวจจับจุดเริ่มต้นของการกลืนสำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืนด้วยโปรแกรม Code Composer Studio (CCS)

ในบทที่ 3 หัวข้อ 3.2 ได้กล่าวถึงวิธีการทางคณิตศาสตร์ที่สามารถวิเคราะห์จุดเริ่มต้นของการกลืนซึ่งทำได้โดยการหาค่ากำลังเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อของผู้ป่วยที่กลืนลำบากทุก ๆ 60 มิลลิวินาที ดังเป็นไปตามสมการที่ (3-21) เมื่อนำหลักการดังกล่าวมาออกแบบระบบด้วยวิธีการเชิงตัวเลข จะได้สมการในการคำนวณกำลังเฉลี่ยของสัญญาณ ดังสมการที่ (4-1)

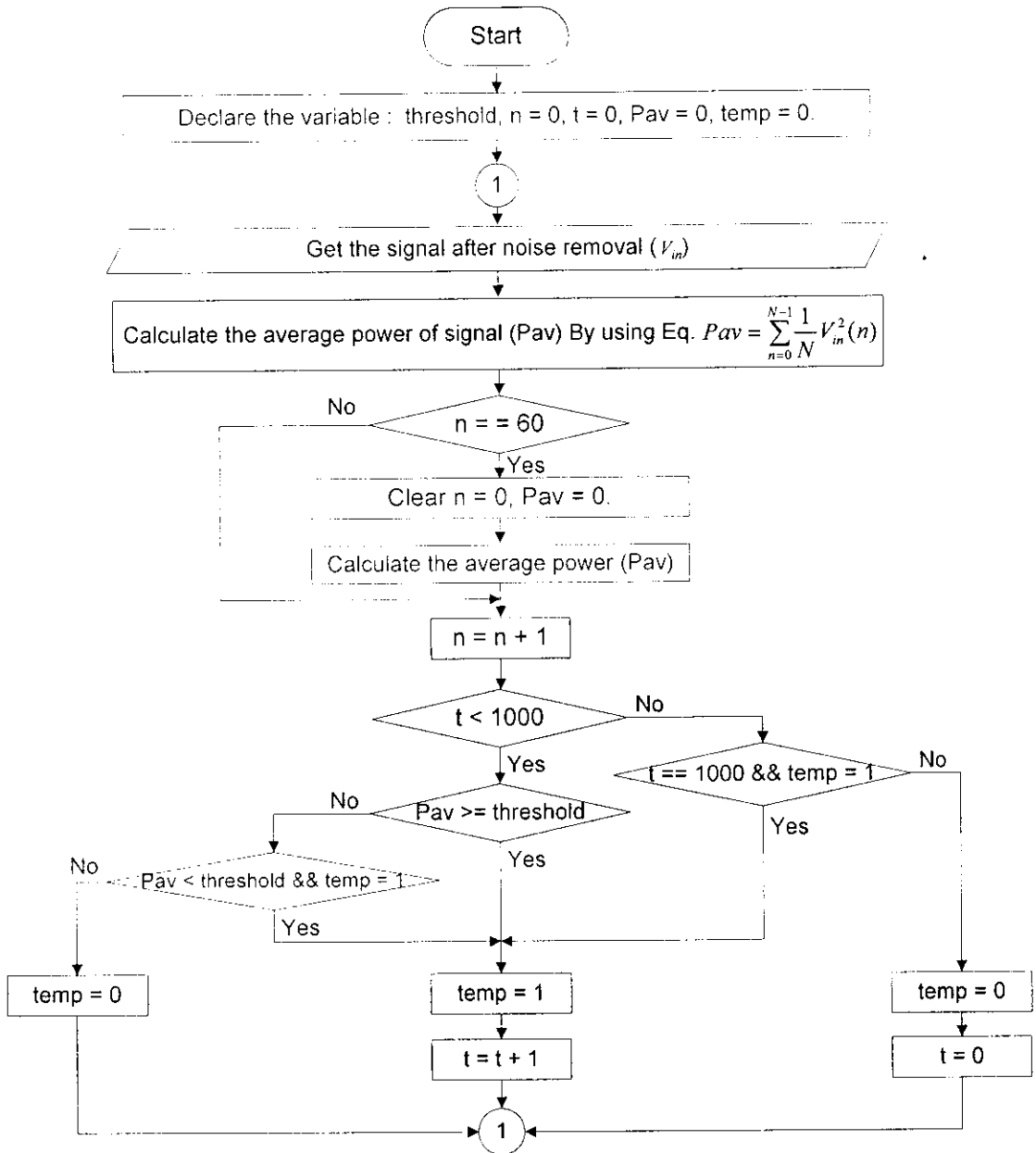
$$P_{av} = \sum_{n=0}^{N-1} \frac{1}{N} V_m^2(n) \quad (4-1)$$

โดยที่ $N = 60$

P_{av} แทนกำลังเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อ
 $V_m(n)$ แทนสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อ

จากวิธีการทางคณิตศาสตร์ซึ่งเป็นไปตามสมการที่ (4-1) จึงได้มีการออกแบบระบบตรวจจับจุดเริ่มต้นการกลืนโดยมีกระบวนการทำงานของระบบ ดังแสดงในภาพประกอบ 4-6 ซึ่งทำได้โดยการรับสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อมาทำการหาค่ากำลังเฉลี่ยของสัญญาณ (โดยจะทำการรีเซตใหม่ทุก ๆ 60 ตัวอย่าง (Sample)) จากนั้นนำค่ากำลังเฉลี่ยที่ได้ไปเปรียบเทียบกับค่าอ้างอิง หากค่ากำลังเฉลี่ยมีค่าสูงกว่าค่าอ้างอิง จะถือว่ามีอาการกลืนเกิดขึ้นและระบบจะส่งสัญญาณ “1” ไปจนครบจำนวน 1000 ตัวอย่าง (โดยไม่คำนึงถึงค่ากำลังเฉลี่ยในเวลานั้น ๆ ว่าสูงหรือต่ำกว่าค่าอ้างอิง)

ทั้งนี้ในการกำหนดค่าอ้างอิงสำหรับระบบตรวจจับจุดกลืน เมื่อนำการหาค่ากำลังเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อทุก ๆ 60 มิลลิวินาทีมาประยุกต์ใช้กับผู้ป่วยจริง จะพบว่าค่าอ้างอิงของผู้ป่วยแต่ละคนจะแตกต่างกันออกไป ขึ้นอยู่กับปัจจัยหลายอย่าง เช่น ชนิดของอาหารและความรุนแรงของโรค เป็นต้น ในระยะแรกของการประยุกต์ใช้ ผู้ป่วยจะต้องทดลองปรับเปลี่ยนค่าอ้างอิง จนกระทั่งได้ค่าที่เหมาะสมและสามารถทำงานเข้ากับเครื่องได้เป็นอย่างดี



ภาพประกอบ 4-6 กระบวนการทำงานของระบบตรวจจับจุดกลืน

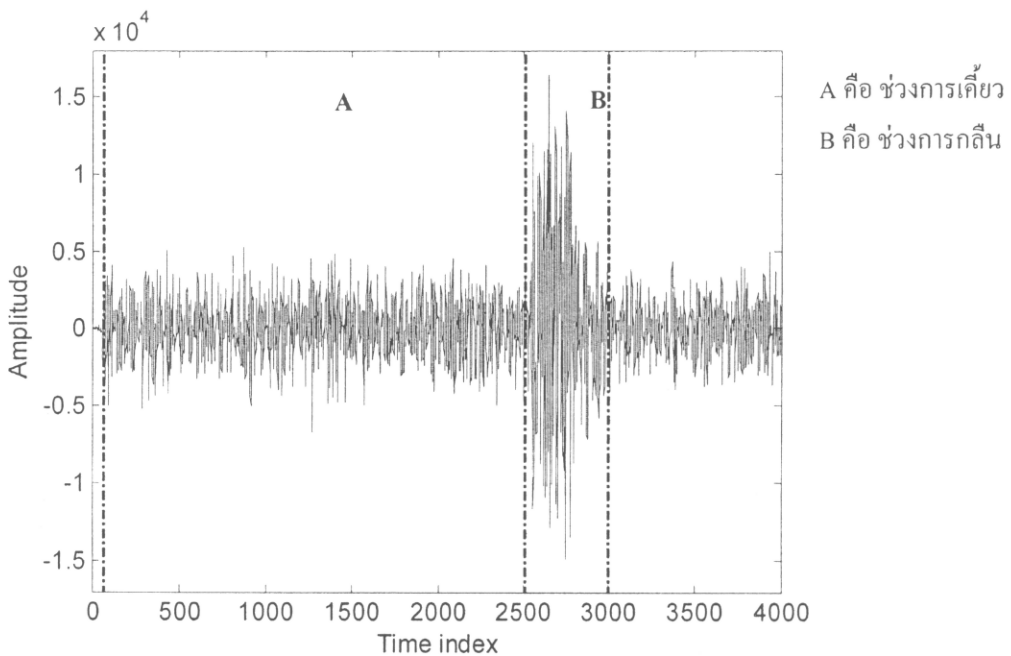
4.3.1 วิธีการจำลอง

วิธีการจำลองระบบตรวจจับจุดกลืน เริ่มต้นด้วยการจำลองสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อลิ้นบนโปรแกรม MATLAB โดยมีคุณสมบัติทางความถี่ของสัญญาณเป็นไปตามการจำลองสัญญาณไฟฟ้ากล้ำมเนื้อในหัวข้อ 4.1.1 และทำให้มีลักษณะรูปร่างของสัญญาณในช่วงที่มีการเคี้ยวและการกลืนใกล้เคียงกับสัญญาณจริงตามงานวิจัยที่ [7] ในรูปแบบเลขจำนวนเต็ม 16 บิต

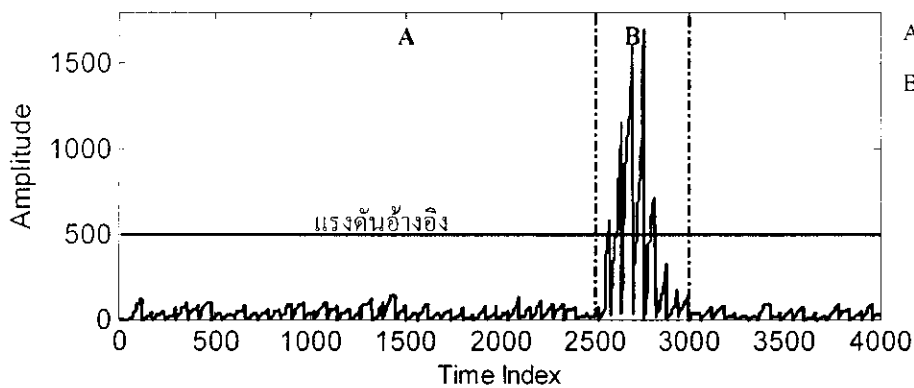
โดยใช้รูปแบบ Q.15 เพื่อใช้เป็นสัญญาณอินพุต (V_m) ให้กับอัลกอริทึมตรวจจับจุดกลืนที่ออกแบบโปรแกรมด้วยภาษาซีบนโปรแกรม CCS ที่ติดต่อกับบอร์ด DSK TMS320VC5509A เพื่อประมวลผลสัญญาณตามโปรแกรมที่ได้ออกแบบไว้ จากนั้นค่ากำลังเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้ากล่อมเนื้อและสัญญาณทริกเกอร์ ที่ได้จะถูกโปรแกรม CCS เก็บบันทึกเป็นไฟล์ สำหรับนำไปแสดงผลบนโปรแกรม MATLAB (เนื่องจากเครื่องมือ Graphic display ของโปรแกรม CCS สามารถแสดงผลได้สูงสุดเพียง 2048 ค่าเท่านั้น)

4.3.2 ผลการจำลอง

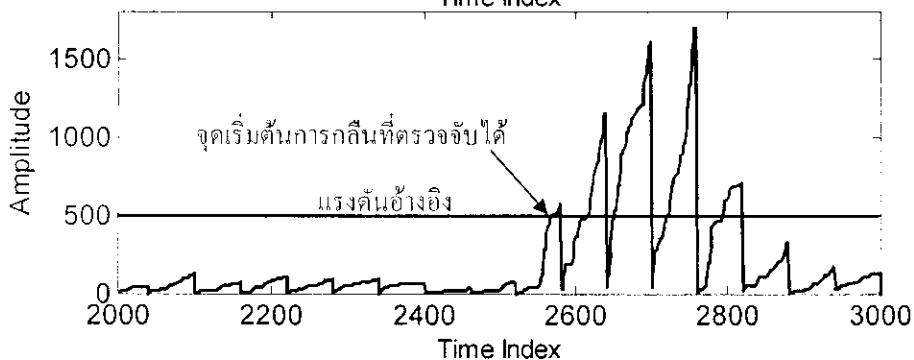
เมื่อนำสัญญาณไฟฟ้าจากกล่อมเนื้อคลื่นดังแสดงในภาพประกอบ 4-7 มาผ่านระบบตรวจจับจุดกลืนที่ได้ออกแบบไว้ จะได้รูปร่างของสัญญาณกำลังเฉลี่ยดังแสดงในภาพประกอบ 4-8 และเมื่อระบบทำการเปรียบเทียบกำลังเฉลี่ยของสัญญาณกับค่าอ้างอิง ซึ่งถ้าหากค่ากำลังเฉลี่ยของสัญญาณมีค่าสูงกว่าค่าอ้างอิง ก็จะถือว่ามีการกลืนเกิดขึ้นและจะส่งสัญญาณทริกเกอร์ที่มีความกว้างพัลส์หนึ่งวินาทีออกไป โดยรูปร่างของสัญญาณทริกเกอร์แสดงดังในภาพประกอบ 4-9 ดังนั้นสามารถสรุปได้ว่าระบบทำงานได้ถูกต้องตามที่ต้องการ กล่าวคือ สามารถคำนวณกำลังเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าจากกล่อมเนื้อคลื่นทุก ๆ 60 มิลลิวินาที และส่งสัญญาณทริกเกอร์เป็นเวลา 1 วินาทีเมื่อตรวจพบจุดเริ่มต้นของการกลืน นอกจากนี้พบว่าเวลาที่ใช้ในการประมวลผลของระบบตรวจจับจุดกลืนใช้เวลาเพียง 520 นาโนวินาทีต่อรอบการคำนวณ



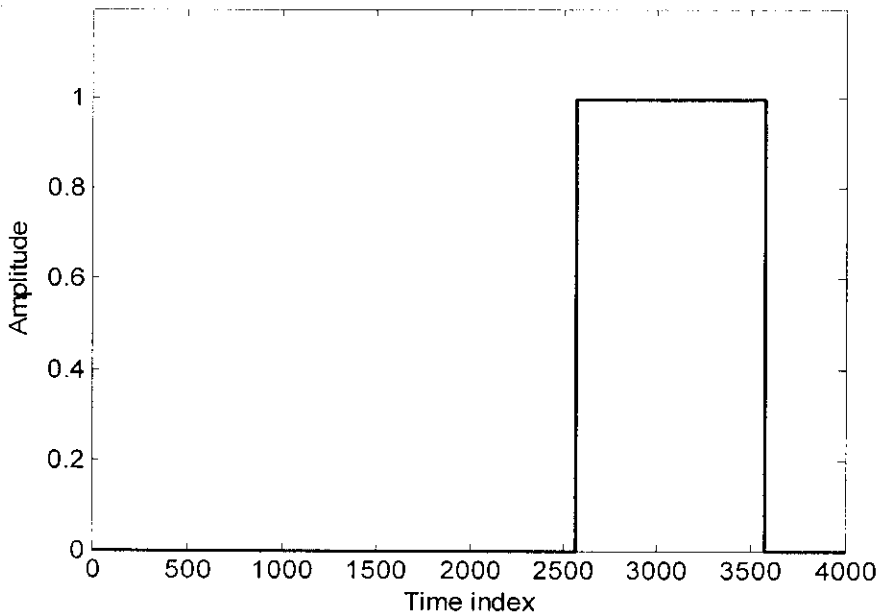
ภาพประกอบ 4-7 สัญญาณไฟฟ้าของการกลืนจากกล่อมเนื้อคลื่น



A คือ ช่วงการเคี้ยว
B คือ ช่วงการกลืน



ภาพประกอบ 4-8 กำลังเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าของการกลืนจากกล้ามเนื้อ



ภาพประกอบ 4-9 รูปร่างของสัญญาณทริกเกอร์ที่ส่งต่อไปยังวงจรสร้างสัญญาณกระตุ้นกล้ามเนื้อ

บทที่ 5

ผลจากเวลาจริง

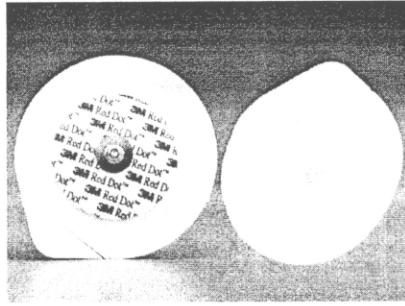
ในบทที่นี้จะกล่าวถึงผลการทดสอบเครื่องต้นแบบที่ประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลสำหรับการลดสัญญาณรบกวนและการตรวจจับจุดคลื่นจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย ซึ่งกำหนดพารามิเตอร์ของระบบลดสัญญาณรบกวนด้วยค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 511, ค่าหน่วยเวลาเท่ากับ 10, จำนวน Tapped delay line เท่ากับ 10 และได้ใช้อัตราการสุ่มสัญญาณในการประมวลผลเท่ากับ 1000 ข้อมูลต่อวินาที (1000 Sampling/second) ความละเอียดขนาด 16 บิต (16-bit resolution) โดยแบ่งการทดสอบออกเป็น 2 ส่วนใหญ่ ๆ คือ

1. การทดสอบกับสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อแขนที่ตำแหน่งไบเซ็ป (Biceps)
2. การทดสอบกับสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อบริเวณใต้คางเพื่อตรวจจับจุดคลื่น

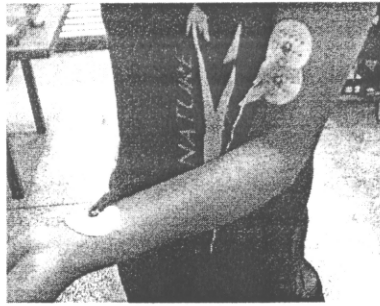
5.1 การทดสอบกับสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อแขนที่ตำแหน่งไบเซ็ป (Biceps)

5.1.1 วัตถุประสงค์และวิธีการทดสอบ

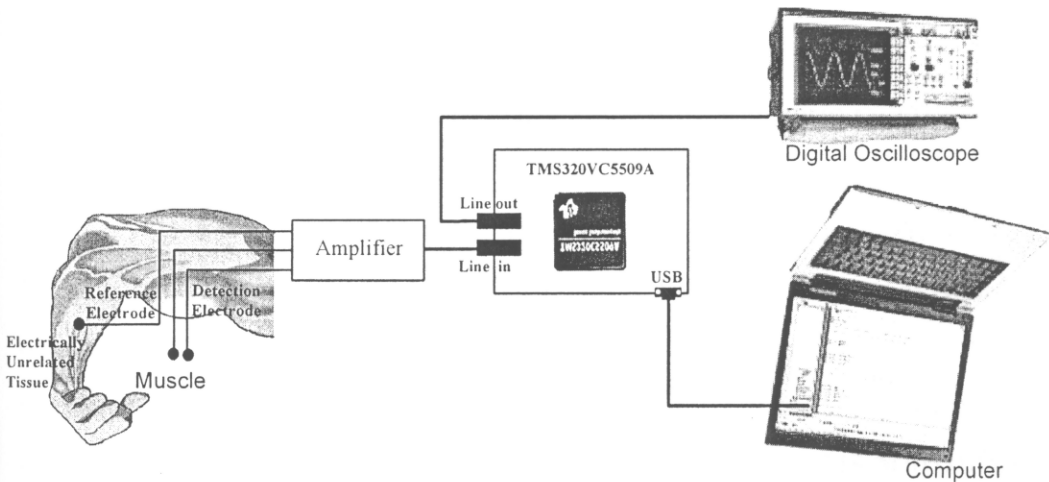
ในการทดสอบเครื่องต้นแบบที่ประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลสำหรับการลดสัญญาณรบกวนและการตรวจจับจุดคลื่นจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย จะใช้อิเล็กโทรดชนิดติดผิวหนัง (Surface electrode) ของบริษัท 3M (3M red dot 5.1 cm. foam solid gel) ดังภาพประกอบ 5-1 จำนวนทั้งหมด 3 ชิ้น โดยติดอิเล็กโทรดที่กล้ามเนื้อบริเวณ Biceps จำนวน 2 ชิ้น ระยะห่างระหว่างอิเล็กโทรดทั้ง 2 ชิ้นประมาณ 2 เซนติเมตร และติดที่บริเวณข้อมือเพื่อทำหน้าที่เป็นกราวด์อีก 1 ชิ้น ดังรูปที่ 4 ซึ่งก่อนที่จะติดอิเล็กโทรดต้องทำความสะอาดผิวหนังด้วยแอลกอฮอล์เพื่อลดความต้านทานที่ผิวหนังลง สำหรับการบันทึกสัญญาณต่าง ๆ ที่ได้จากการทดสอบจะใช้ดิจิทัลออสซิลโลสโคปยี่ห้อ Tektronix รุ่น TDS360 ทั้งนี้วิธีการทดสอบแสดงได้ดังภาพประกอบ 5-3



ภาพประกอบ 5-1 ลักษณะของอิเล็กโทรด



ภาพประกอบ 5-2 ลักษณะของการติดอิเล็กโทรดที่ตำแหน่งไบเซ็ป



ภาพประกอบ 5-3 แผนภาพแสดงวิธีการทดสอบ

จากภาพประกอบ 5-3 สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อที่วัดได้จากอิเล็กโทรดจะถูกส่งมายังสัญญาณให้มีขนาดที่เหมาะสมเพื่อส่งเข้าตัวแปลงสัญญาณอนาลอกเป็นดิจิทัล จากนั้นส่งสัญญาณดิจิทัลที่ได้ไปยังตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลเพื่อทำการประมวลผลตามอัลกอริทึมที่ได้ออกแบบไว้ ผล

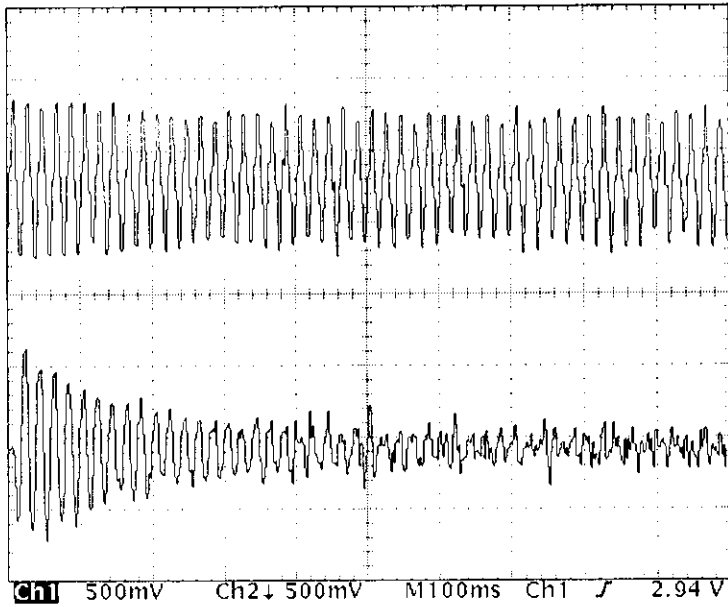
ที่ได้จากตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลจะถูกส่งมายังตัวแปลงสัญญาณดิจิทัลเป็นอนาลอกเพื่อแสดงผลด้วยออสซิลโลสโคปต่อไป ทั้งนี้การทดสอบระบบในหัวข้อนี้แบ่งออกเป็น 3 ส่วน คือ

1. การทดสอบการทำงานของระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย โดยจะแสดงผลการทดสอบเปรียบเทียบระหว่างสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อที่วัดได้จากอิเล็กโทรดกับสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อที่ผ่านการลดสัญญาณรบกวน
2. การทดสอบความสามารถในการลดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 Hz และฮาร์มอนิกออกจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย จะแสดงด้วยค่าเพาเวอร์สเปกตรัมของสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อในสภาพปกติ และในขณะเกร็งกล้ามเนื้อ ซึ่งการหาค่าเพาเวอร์สเปกตรัมนี้ทำได้โดยการเก็บบันทึกสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อที่วัดได้จากอิเล็กโทรดก่อนผ่านการลดสัญญาณรบกวนและสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อหลังผ่านการลดสัญญาณรบกวนด้วยดิจิทัลออสซิลโลสโคปจำนวน 1000 จุด โดยเก็บบันทึกเป็นไฟล์ .CSV หลังจากนั้นจึงนำไปประมวลผลเพื่อหาค่าเพาเวอร์สเปกตรัมของสัญญาณด้วยโปรแกรม MATLAB

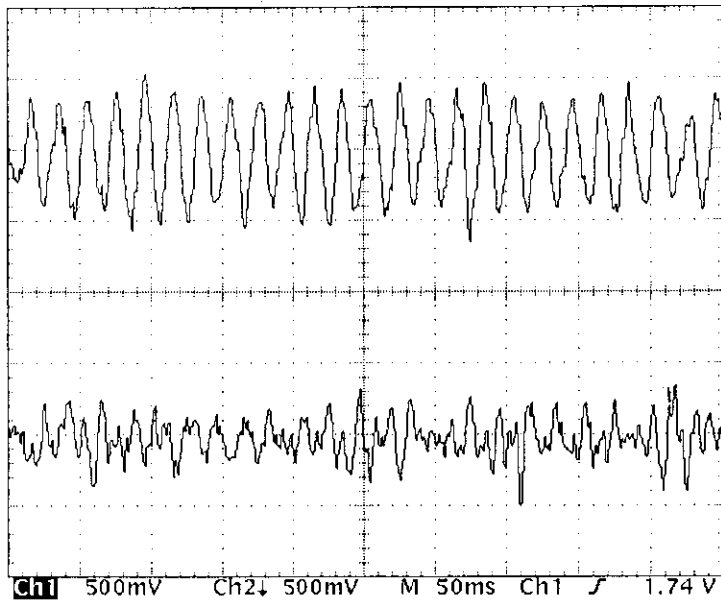
3. การทดสอบเครื่องต้นแบบที่ประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลสำหรับการลดสัญญาณรบกวนและการตรวจจับจุดคลื่นจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย โดย การทดสอบในขั้นตอนนี้จะทำการตรวจจับการเกร็งกล้ามเนื้อ กล่าวคือ ระบบจะต้องส่งสัญญาณทรiggerเป็นเวลา 1 วินาที เมื่อตรวจพบที่มีการเกร็งกล้ามเนื้อเกิดขึ้น ซึ่งการทดสอบนี้เป็นการทดสอบระบบก่อนนำไปประยุกต์ใช้ในการตรวจจับจุดคลื่นในขั้นตอนถัดไป

5.1.2 ผลการทดสอบการทำงานของระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย

ผลที่ได้จากการทำงานของระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายแสดงดังภาพประกอบ 5-4 และภาพประกอบ 5-5 ตามลำดับ ซึ่งจะเห็นได้ว่าสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อที่วัดได้จากอิเล็กโทรดมีสัญญาณรบกวนปะปนอยู่จนทำให้สัญญาณที่วัดได้ผิดเพี้ยนไปจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อจริง เมื่อนำสัญญาณนี้ไปผ่านระบบลดสัญญาณรบกวนโดยมีวงจรกรองปรับตัว ADALINE และอัลกอริทึม LMS ทำการปรับค่าน้ำหนักและไบอัสทุกครั้งพร้อมทั้งคำนวณค่าสัญญาณผิดพลาด ซึ่งจากภาพประกอบ 5-4 พบว่าอัลกอริทึมใช้เวลาในการลู่เข้าสู่ผลลัพธ์ที่ต้องการประมาณ 400 ms และเมื่ออัลกอริทึมทำการปรับค่าน้ำหนักและไบอัสจนเข้าสู่สถานะเสถียร สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อหลังผ่านการลดสัญญาณรบกวนจะแสดงดังภาพประกอบ 5-5



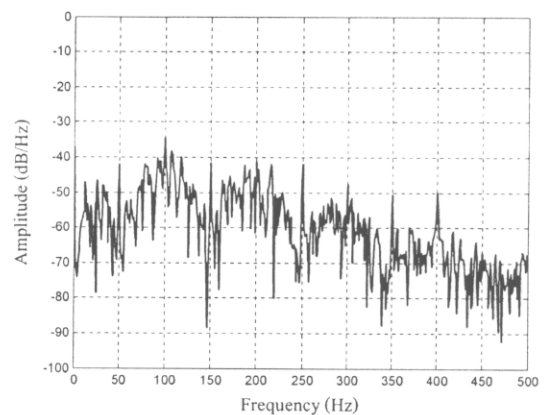
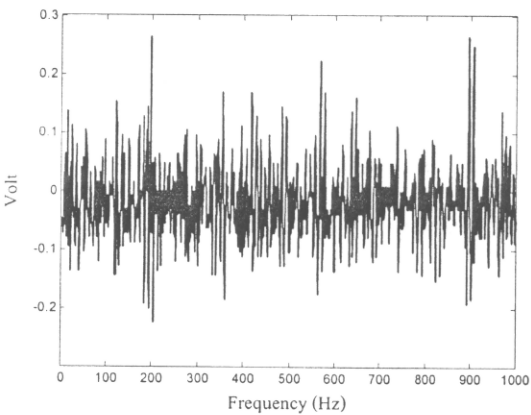
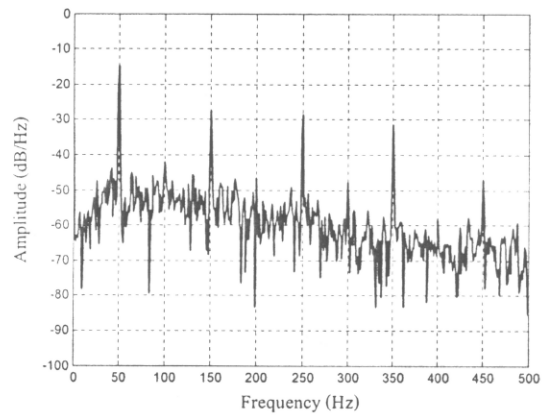
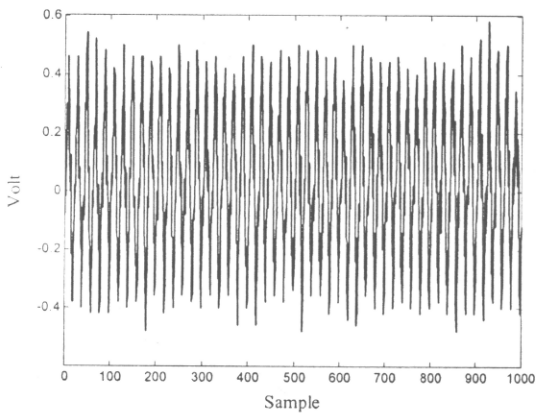
ภาพประกอบ 5-4 สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อที่วัดได้จากอิเล็กโทรด (บน) และสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อที่ผ่านการลดสัญญาณรบกวน (ล่าง)



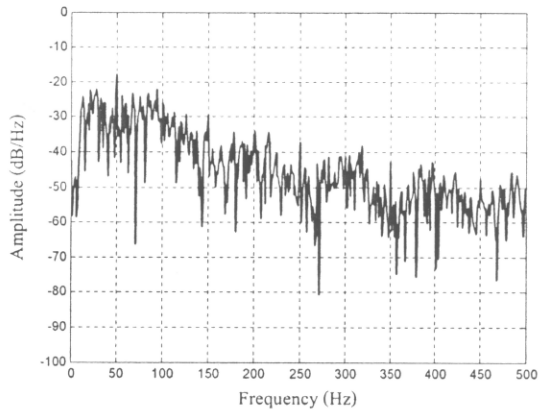
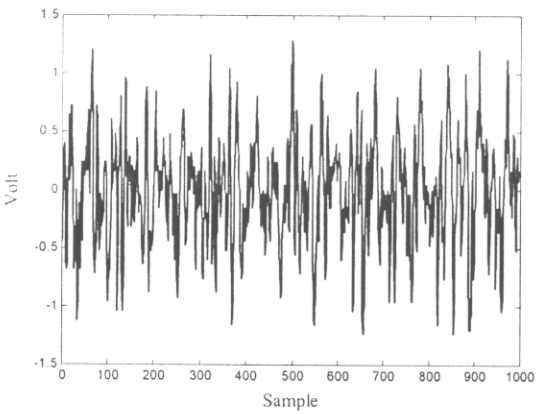
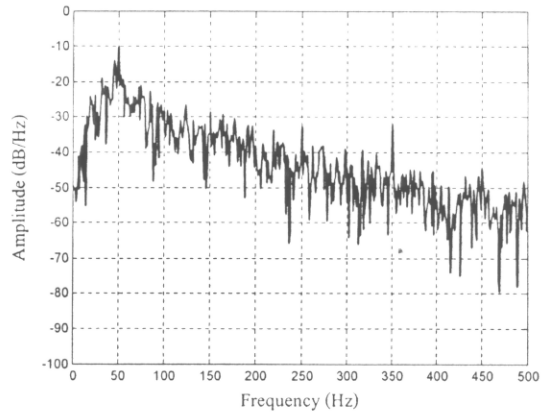
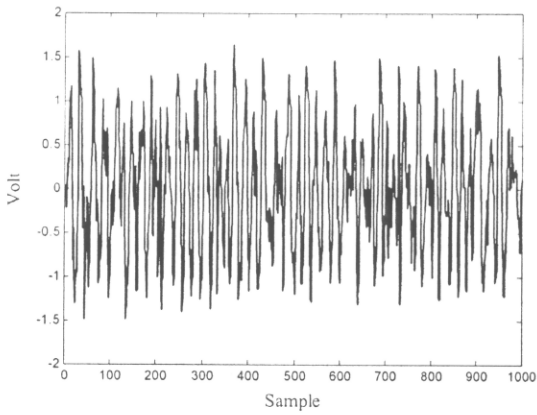
ภาพประกอบ 5-5 สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อที่วัดได้จากอิเล็กโทรด (บน) และสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อที่ผ่านการลดสัญญาณรบกวนเมื่อเข้าสู่ภาวะเสถียร (ล่าง)

5.1.3 ผลการทดสอบความสามารถในการลดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 Hz และความถี่ฮาร์มอนิกออกจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย

ผลการทดสอบความสามารถในการลดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 Hz และฮาร์มอนิกออกจากสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ แสดงดังในภาพประกอบ 5-6 และภาพประกอบ 5-7 ตามลำดับ



ภาพประกอบ 5-6 สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อ (ซ้าย) และเพาเวอร์สเปกตรัม (ขวา) ในขณะที่ไม่มีการเกร็งกล้ามเนื้อก่อนที่จะผ่านการลดสัญญาณรบกวน (บน), หลังจากที่จะผ่านการลดสัญญาณรบกวน (ล่าง)

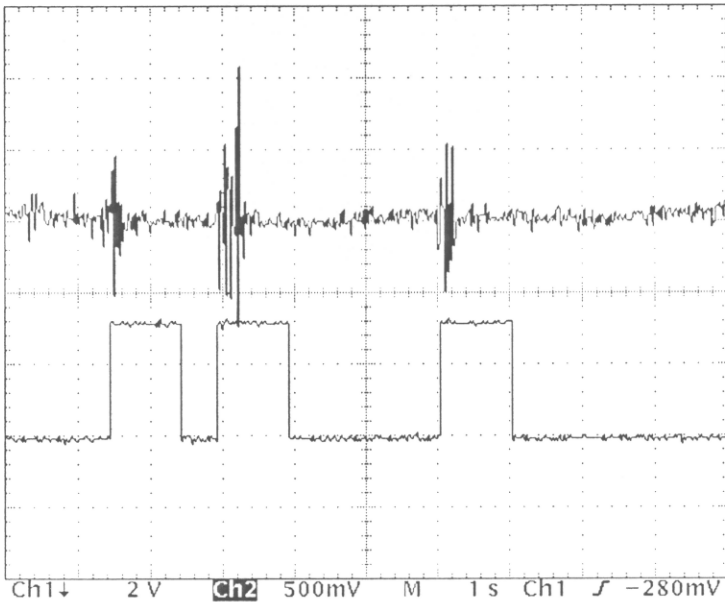


ภาพประกอบ 5-7 สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อ (ซ้าย) และเพาเวอร์สเปกตรัม (ขวา) ในขณะที่เกร็งกล้ามเนื้อก่อนที่จะผ่านการลดสัญญาณรบกวน (บน), หลังจากที่จะผ่านการลดสัญญาณรบกวน (ล่าง)

จากภาพประกอบ 5-6 จะเห็นได้ว่าค่าเพาเวอร์สเปกตรัมของสัญญาณที่ผ่านการลดสัญญาณรบกวน ความถี่ที่ 50 Hz, 150 Hz, 250 Hz, 350 Hz, และ 450 Hz มีขนาดที่ลดลง นอกจากนี้จะพบว่า เพาเวอร์สเปกตรัมของสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อในขณะที่ไม่มีการเกร็งกล้ามเนื้อ จะมีขนาดกำลังไม่สูง และมีสเปกตรัมของความถี่ที่กระจาย ในขณะที่เพาเวอร์สเปกตรัมของสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อขณะเกร็งกล้ามเนื้อดังในภาพประกอบ 5-7 จะมีขนาดกำลังที่สูงกว่าและปรากฏสเปกตรัมของความถี่ต่ำชัดเจนขึ้นในช่วงประมาณ 10 – 200 Hz

5.1.4 ผลการทดสอบเครื่องต้นแบบที่ประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล สำหรับการลดสัญญาณรบกวนและการตรวจจับจุดกลืนจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อ

ผลการทดสอบเครื่องต้นแบบที่ประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล สำหรับการลดสัญญาณรบกวนและการตรวจจับจุดกลืนจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อ เพื่อทำการตรวจจับการเกร็งกล้ามเนื้อ แสดงดังภาพประกอบ 5-8



ภาพประกอบ 5-8 สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อแขน (บน) และสัญญาณทริกเกอร์ (ล่าง)

จากภาพประกอบ 5-8 จะเห็นได้ว่าสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อในขณะเกร็งมีขนาดของสัญญาณสูงกว่าสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อในสภาพปกติอย่างเด่นชัด และระบบทำการส่งสัญญาณทริกเกอร์เป็นเวลา 1 วินาที เมื่อตรวจพบว่ามีอาการเกร็งกล้ามเนื้อเกิดขึ้นได้อย่างถูกต้อง

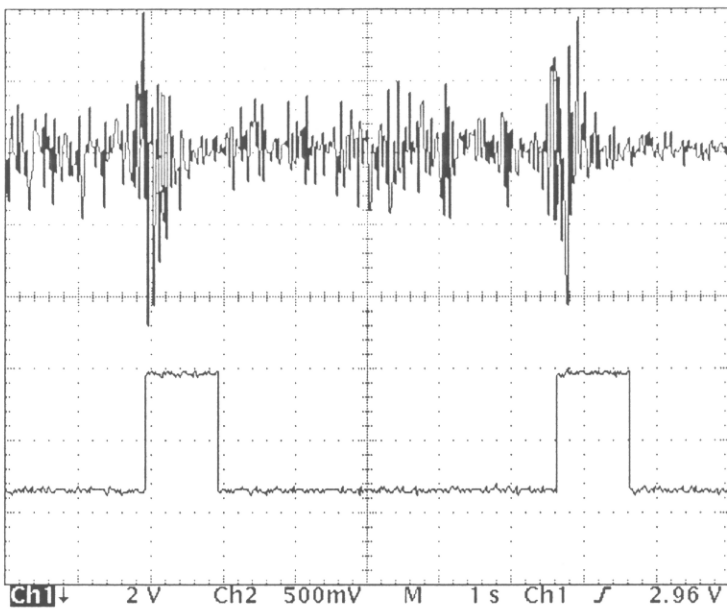
5.2 การทดสอบกับสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อบริเวณใต้คางเพื่อตรวจจับจุดกลืน

การทดสอบเครื่องต้นแบบที่ประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล สำหรับการลดสัญญาณรบกวนและการตรวจจับจุดกลืนจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายในหัวข้อนี้ มีวัสดุอุปกรณ์และวิธีการทดสอบเช่นเดียวกับภาพประกอบ 5-3 เปลี่ยนเพียงตำแหน่งของการวัดสัญญาณไฟฟ้าจากบริเวณกล้ามเนื้อ Biceps ไปเป็นบริเวณใต้คางเพื่อตรวจจับจุดกลืน ดังภาพประกอบ 5-9 โดยอาสาสมัครถูกฝึกวิธีการเคี้ยวและการกลืนเพื่อใช้ในการกำหนดค่าอ้างอิงที่

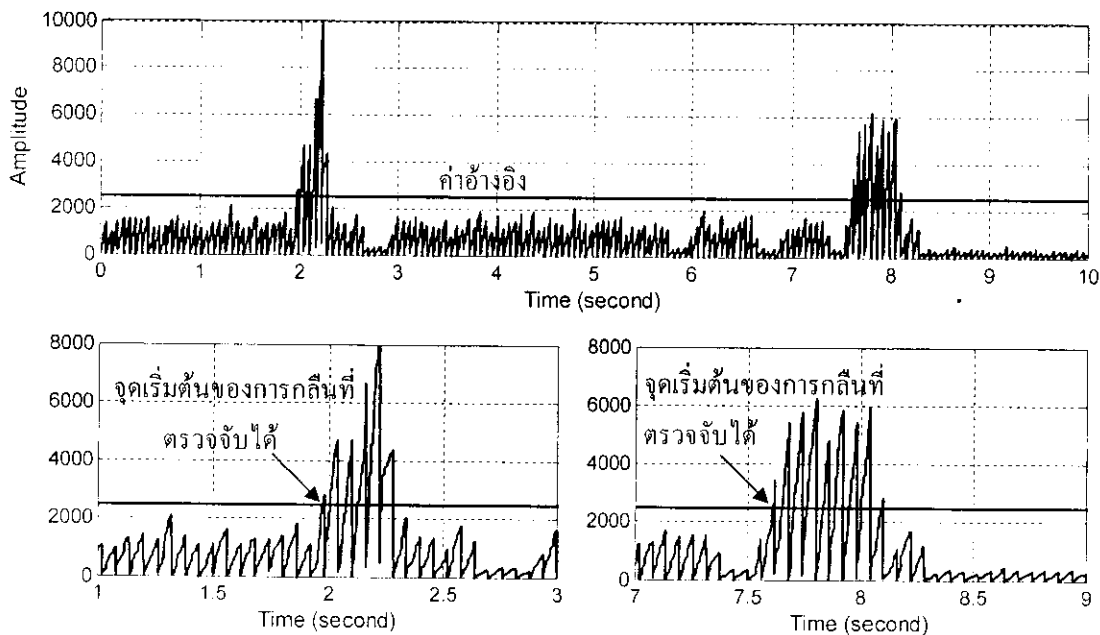
เหมาะสมให้กับระบบ จากนั้นก็ให้อาสาสมัครทำการกลืนหลาย ๆ ครั้งเพื่อดูการทำงานของเครื่องต้นแบบ ซึ่งผลการทดสอบแสดงดังภาพประกอบ 5-10 และภาพประกอบ 5-11



ภาพประกอบ 5-9 ลักษณะของการติดอิเล็กโทรดบริเวณใต้คางเพื่อตรวจจับจุดกลืน



ภาพประกอบ 5-10 สัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อใต้คาง (บน) และสัญญาณทริกเกอร์ (ล่าง)



ภาพประกอบ 5-11 กำลังเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าจากการกลืน

จากภาพประกอบ 5-10 และภาพประกอบ 5-11 เมื่อทำการกำหนดค่าอ้างอิงเท่ากับ 2500 (ตัวเลข Fixed-point) จะเห็นได้ว่าเครื่องต้นแบบสามารถตรวจจับจุดกลืนได้ถูกต้อง โดยเมื่อคิดจากจำนวนครั้งที่กลืนกับจำนวนครั้งที่เครื่องต้นแบบตรวจจับได้ จะพบว่าเมื่อให้อาสาสมัครทำการกลืนทั้งหมด 40 ครั้ง เครื่องต้นแบบตรวจจับถูกต้อง 37 ครั้ง อีก 3 ครั้งตรวจจับไม่ได้ ซึ่งเกิดจากแรงในการกลืนน้อยทำให้สัญญาณในการกลืนต่ำกว่าค่าอ้างอิง นอกจากนี้เครื่องต้นแบบยังส่งสัญญาณทรiggerอีก 2 ครั้งโดยไม่มีกรกลืน ซึ่งเหตุการณ์นี้เกิดจากแรงในการเคี้ยวสูง ทำให้สัญญาณการเคี้ยวนี้สูงกว่าค่าอ้างอิงนั่นเอง

บทที่ 6

บทสรุปและข้อเสนอแนะ

6.1 บทสรุป

งานวิจัยนี้เป็นการสร้างเครื่องต้นแบบที่ประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล สำหรับการลดสัญญาณรบกวนและการตรวจจับจุดคลื่นจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อหลาย ซึ่งสามารถจำแนกลำดับการทำงานและการสร้างโปรแกรมได้ดังนี้

1. การออกแบบระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อ โดยการใช้วงจรกรองปรับตัว ADALINE ที่ไม่ใช่สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกและอัลกอริทึม LMS โดยทำการจำลองบนโปรแกรม MATLAB เพื่อวิเคราะห์หาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมกับระบบลดสัญญาณรบกวนก่อนนำไปออกแบบบนตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล โดยผลการทำงานในขั้นตอนนี้แสดงในบทที่ 4 หัวข้อ 4.1

2. การออกแบบโปรแกรมระบบลดสัญญาณรบกวนบนตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล ซึ่งงานวิจัยนี้ใช้บอร์ด DSK TMS320VC5509A โดยรับข้อมูลอินพุตมาจากไฟล์ ซึ่งผลการทดลองแสดงดังในบทที่ 4 หัวข้อที่ 4.2 สรุปได้ว่าการทำงานของระบบลดสัญญาณรบกวนที่ได้เป็นไปตามทฤษฎีและทำงานได้เช่นเดียวกับการจำลองบนโปรแกรม MATLAB

3. การออกแบบโปรแกรมระบบตรวจจับจุดคลื่นสำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืนทำได้โดยการหาค่ากำลังเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อลิ้นของผู้ป่วยที่กลืนลำบากทุก ๆ 60 มิลลิวินาที จากนั้นนำค่ากำลังเฉลี่ยที่ได้ไปเปรียบเทียบกับค่าอ้างอิง หากค่ากำลังเฉลี่ยมีค่าสูงกว่าค่าอ้างอิง จะถือว่ามีการกลืนเกิดขึ้นและระบบจะส่งสัญญาณทรiggerเป็นเวลา 1 วินาที ซึ่งผลการจำลองแสดงดังในบทที่ 4 หัวข้อ 4.3

4. การออกแบบและสร้างฮาร์ดแวร์ที่ใช้ในเครื่องต้นแบบที่ประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล สำหรับการลดสัญญาณรบกวนและการตรวจจับจุดคลื่นจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อหลาย อันได้แก่ วงจรวัดสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อซึ่งมีอัตราขยายเท่ากับ 1280 เท่า วัดสัญญาณในช่วงความถี่ 10 – 500 Hz สำหรับการรับสัญญาณอินพุตจากวงจรวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเพื่อนำมาประมวลผล หรือการส่งสัญญาณเอาต์พุตจากการประมวลผลบนตัวประมวลผลไปยังออสซิลโลสโคป ทำได้โดยส่งผ่าน Analog interface circuit ของบอร์ด DSK TMS320VC5509A ซึ่งเป็นไอซีเบอร์ TLV320AIC23B ที่มีวงจร A/D และ D/A ภายในตัวเดียวกัน

5. นำส่วนฮาร์ดแวร์และซอฟต์แวร์ดังกล่าวในข้อ 1-4 มารวมกัน และทำการทดสอบระบบโดยกำหนดพารามิเตอร์ของระบบลดสัญญาณรบกวนด้วยค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 511, ค่าหน่วงเวลาเท่ากับ 10 จำนวน Tapped delay line เท่ากับ 10 และใช้อัตราการสุ่มสัญญาณเท่ากับ 1000 ข้อมูลต่อวินาที (1000 Sample/second) ความละเอียดขนาด 16 บิต (16-Bit resolution) ทำการวัดสัญญาณไฟฟ้าจากบริเวณกล้ามเนื้อแขนและกล้ามเนื้อใต้คางในการตรวจจับจุดกลืนโดยผลการทดสอบแสดงดังในบทที่ 5 สรุปได้ว่าระบบสามารถลดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 Hz และฮาร์มอนิกออกจากสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อลายได้ ซึ่งแสดงด้วยค่าเพาเวอร์สเปกตรัมของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อในสภาวะปกติและในสภาวะเกร็งกล้ามเนื้อ ดังภาพประกอบ 4-5 และเมื่อนำระบบไปตรวจจับการกลืน โดยให้อาสาสมัครทำการกลืนทั้งหมด 40 ครั้ง ระบบตรวจจับถูกต้อง 37 ครั้ง อีก 3 ครั้งตรวจจับไม่ได้ ซึ่งเกิดจากแรงในการกลืนน้อยทำให้สัญญาณในการกลืนต่ำกว่าค่าอ้างอิง นอกจากนี้ระบบส่งสัญญาณทรiggerอีก 2 ครั้งโดยไม่มีอาการกลืน ซึ่งเหตุการณ์นี้เกิดจากแรงในการเคี้ยวสูง ทำให้สัญญาณการเคี้ยวนี้สูงกว่าค่าอ้างอิงนั่นเอง

ทั้งนี้เครื่องต้นแบบที่ประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลสำหรับการลดสัญญาณรบกวนและการตรวจจับจุดกลืนจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายที่สร้างขึ้น มีผลการทดสอบที่ถูกต้องในระดับที่น่าพอใจ หากมีการทดลองนำไปใช้และพัฒนาแก้ไขก็必将มีความสมบูรณ์มากขึ้น อาจทำให้เกิดอุปสรรคทางการแพทย์ที่ดีและมีประโยชน์ โดยถือเป็นการคิดค้นและพัฒนาขึ้นภายในประเทศเพื่อเป็นการประหยัดค่าใช้จ่ายในการนำเข้าอุปกรณ์ทางการแพทย์จากต่างประเทศ และเป็นการสนับสนุนการพึ่งพาตนเอง

6.2 ข้อเสนอแนะ

1. อัตราขยายของวงจรวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อในงานวิจัยนี้ ทำโดยการปรับค่าตัวต้านทานของวงจรอินสตรูเมนต์ ซึ่งหากจะให้ระบบดีขึ้นอาจออกแบบวงจรเป็นการปรับอัตราขยายแบบอัตโนมัติแทน
2. เสถียรภาพของระบบลดสัญญาณที่ใช้วงจรกรองปรับตัว ADALINE และอัลกอริทึม LMS ขึ้นอยู่กับค่าอัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสม สำหรับงานวิจัยนี้เลือกใช้ค่าอัตราการเรียนรู้ที่ได้จากการวิเคราะห์ด้วยการจำลองสัญญาณ โดยคำนวณจากร้อยละ 5 ของสูตร $\frac{1}{LP_x}$ ซึ่งในการใช้งานจริงค่า P_x หรือค่ากำลังเฉลี่ยของสัญญาณที่ต้องการจะกำจัดสัญญาณรบกวนมีค่าที่ไม่แน่นอน อาจส่งผลให้การกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้ที่คงที่ ไม่เหมาะสมกับระบบดังกล่าว ดังนั้นหากมีการใช้อัลกอริทึมที่สามารถปรับเปลี่ยนอัตราการเรียนรู้ได้อัตโนมัติจะทำให้เสถียรภาพของระบบดียิ่งขึ้น

3. ในการตั้งค่าอ้างอิงสำหรับระบบตรวจจับจุดกลืนของผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน จำเป็นต้องมีการฝึกวิธีการกลืน รวมถึงการเลือกอาหารที่ใช้ในการฝึกกลืน เนื่องจากอาหารต่างชนิดกันจะมีค่าความหนืดที่ต่างกัน ซึ่งส่งผลให้ขนาดสัญญาณการเคี้ยวและการกลืนแตกต่างกันได้ นอกจากนี้ในการกำหนดค่าอ้างอิงอาจออกแบบให้ปรับเปลี่ยนได้อัตโนมัติ ก็จะเป็นประโยชน์มากขึ้น

4. จากความสามารถในการลดสัญญาณรบกวนของวงจรกรองปรับตัว ADALINE บนบอร์ด DSK TMS320VC5509A ในงานวิจัยนี้ยังสามารถประยุกต์ใช้ในเครื่องขจัดสัญญาณเสียงรบกวนแบบปรับตัว หรืองานอื่น ๆ ที่มีลักษณะใกล้เคียงได้

เอกสารอ้างอิง

- [1] สาวีตร์ สุวรรณรัตน์, ชูศักดิ์ ลีมสกุล, บุญเจริญ วงศ์กิตติศึกษา และอติศา สุวัฒน์ปุระ, “การวิเคราะห์คุณลักษณะของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อแขนที่เกิดจากการยกน้ำหนักขณะที่ยืนอยู่ในภาวะสมดุล,” *การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้าครั้งที่ 25*, 2545, pp. 95-99.
- [2] ชูศักดิ์ ลีมสกุลและคณะ, “การตรวจจับสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อเพื่อตรวจจับจุดกล้ามเนื้อ,” *การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้าครั้งที่ 19*, 2539, เล่ม 2 DS – 24.
- [3] J. D. Bronzino, *The Biomedical Engineering Handbook*. CRC&IEEE Press, 1995.
- [4] รักษกฤตว์ ดวงสร้อยทอง, “การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเพื่อลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณ Somatosensory Evoked Potential,” *วิทยานิพนธ์วิศวกรรมไฟฟ้า, คณะวิศวกรรมศาสตร์, มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์*, 2544.
- [5] N. V. Thakor and Y. S. Zhu, “Applications of Adaptive Filter to ECG Analysis: Noise Cancellation and Arrhythmia Detection,” *IEEE Trans. Biomed.*, vol. 38, pp.785-793, 1991.
- [6] M. B. Ibne Reaz and L. S. Wei, “Adaptive Linear Neural Network Filter for Fetal ECG Extraction,” *Proceedings of International Conference on Intelligent Sensing and Information Processing*, 2004, pp.321-324.
- [7] สัญญา ผาสุข, “การประยุกต์ใช้ไมโครคอนโทรลเลอร์เป็นโครงข่ายประสาทเพื่อลดสัญญาณรบกวน,” *วิทยานิพนธ์วิศวกรรมไฟฟ้า, คณะวิศวกรรมศาสตร์, มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์*, 2549.
- [8] ชูศักดิ์ ลีมสกุลและคณะ, “การออกแบบวงจรคำนวณและตัดสินใจเพื่อตรวจจับจุดกล้ามเนื้อของเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับเพื่อใช้สำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาการกล้ามเนื้อ,” *การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้าครั้งที่ 19*, 2539, เล่ม 2 DS – 23.
- [9] C. J. De Luca, *Surface Electromyography: Detection and Recording*, DelSys Inc., 2002.
- [10] B. N. Feinberg, *Applied clinical engineering*. Englewood Cliffs, New Jersey: PRENTICE-HALL, 1986.
- [11] Texas Instruments, *TMS320VC5509A Fixed-Point Digital Signal Processor*, Texas Instruments Inc., 2006.
- [12] Spectrum Digital, *TMS320VC5509A DSK Technical Reference*, Spectrum Digital Inc., 2006.

- [13] Texas Instruments, *Code Composer Studio Getting Started Guide*, Texas Instruments Inc., 2001.
- [14] Texas Instruments, *TMS320 DSP/BIOS User's Guide*, Texas Instruments Inc., 2004.
- [15] S. M. Kuo and W. S. Gan, *Digital Signal Processor: Architecture, Implementation, and Applications*. New Jersey: Pearson Prentice Hall, 2005.
- [16] พรชัย ภาววงศ์ศักดิ์, “การประมวลผลสัญญาณดิจิทัลเบื้องต้น,” Revision 1.0, ธันวาคม 2542, <http://www.ee.mut.ac.th/home/pornchai>.
- [17] Texas Instruments, *TLV320AIC23B Stereo Audio CODEC, 8-to 96-kHz, With Integrated Headphone Amplifier*, Texas Instruments Inc., 2004.
- [18] B. Widrow, J. R. Glover and J. M. McCool, “Adaptive noise canceling principles and applications,” *Proceeding IEEE*, vol. 63, No. 12, Dec. 1975
- [19] B. Widrow and S. D. Stearns, *Adaptive Signal Processing*. New Jersey: Prentice-Hall, 1985.
- [20] M. T. Hagan, H. B. Demuth, and M. Beale, *Neural Network Design*. 1st Edition, Boston PWS Publishing Company, 1996.
- [21] เฉลิมชัย แซ่ลิ่ม, “การคัดเลือกหาลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้าจากกลุ่มกล้ามเนื้อเพื่อตรวจจับสัญญาณที่บ่งบอกการกลืน,” วิทยานิพนธ์ วิศวกรรมไฟฟ้า, คณะวิศวกรรมศาสตร์, มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์, 2538.
- [22] A. Feuer and E. Weinstein, “Convergence analysis of LMS filters with uncorrelated Gaussian Data,” *IEEE Transaction on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Vol. ASSR-33, 1985.
- [23] S. J. Orfanidis, *An Introduction to Optimum Signal Processing*. 2nd Edition, New Jersey: Prentice-Hall, 1996.
- [24] Texas Instruments, *TMS320C55x DSP Programmer's Guide*, Texas Instruments Inc., 2001.
- [25] W. S. Gan and S. M. Kuo, “Teaching DSP Software Development: From Design to Fixed - Point Implementations,” *IEEE Trans. Educ.*, vol. 49, pp.122 – 131, 2006.

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก อุปกรณ์และวิธีการสำหรับการโปรแกรม DSK

1. รายการอุปกรณ์

1.1 คอมพิวเตอร์ ที่มีคุณลักษณะขั้นต่ำ ดังนี้

- ฮาร์ดดิสก์ที่มีพื้นที่ว่าง 1.2 GB
- ระบบปฏิบัติการ Windows™ 2000/XP
- RAM ขนาด 128 MB

1.2 บอร์ด DSK TMS320VC5509A และอุปกรณ์ต่อพ่วงต่าง ๆ เช่น สาย USB,

Adapter

1.3 CD-ROM DSK Tools for C5509A ซึ่งประกอบด้วย

- Code Composer Studio™ DSK v3.1 IDE
- C55x Power Optimization

2. การติดตั้งโปรแกรม

การติดตั้งโปรแกรมสำหรับ DSK C5509 แบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอนหลัก ๆ คือ

2.1 ทำการติดตั้ง Code Composer Studio และ C5509A Emulation/Target

Content โดยปฏิบัติตามขั้นตอนในคู่มือ Code Composer Studio Quick Start Guide.

2.2 ทำการติดตั้ง National Instruments C55xx Power Optimization Tools. โดย

ปฏิบัติตามขั้นตอนในคู่มือ C55xx Power Optimization Quick Start Guide.

2.3 ทดสอบการทำงานทั้งในส่วนของ Code Composer Studio และ C55xx Power

Optimization Tools.

3. วิธีการโปรแกรมเบื้องต้น

การโปรแกรมการทำงานของบอร์ด DSK TMS320VC5509A ทำได้โดยใช้โปรแกรม Code Composer Studio ซึ่งมีขั้นตอนดังต่อไปนี้

3.1 เชื่อมต่อบอร์ด DSK TMS320VC5509A โดยติดต่อกับคอมพิวเตอร์ผ่านทาง

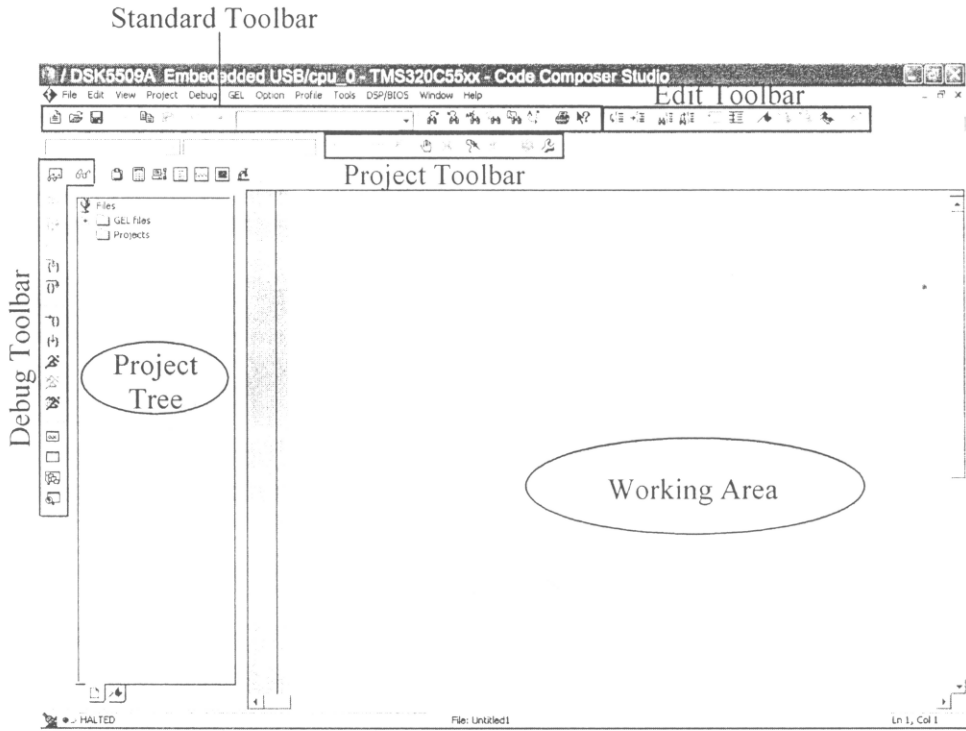
Emulation USB ของบอร์ด จากนั้นจ่ายไฟเลี้ยงบอร์ดโดยการใส่ Adapter +5V สำหรับบอร์ด DSK TMS320VC5509A

3.2 เริ่มต้นโปรแกรม Code Composer Studio โดยการเลือกไอคอน “5509A

DSK CCStudio v3.1” บน Desktop

3.3 หน้าต่างของโปรแกรม Code Composer Studio จะปรากฏขึ้นมา ซึ่งส่วนต่าง

ๆ ของโปรแกรมแสดงดังในภาพประกอบ ก-1

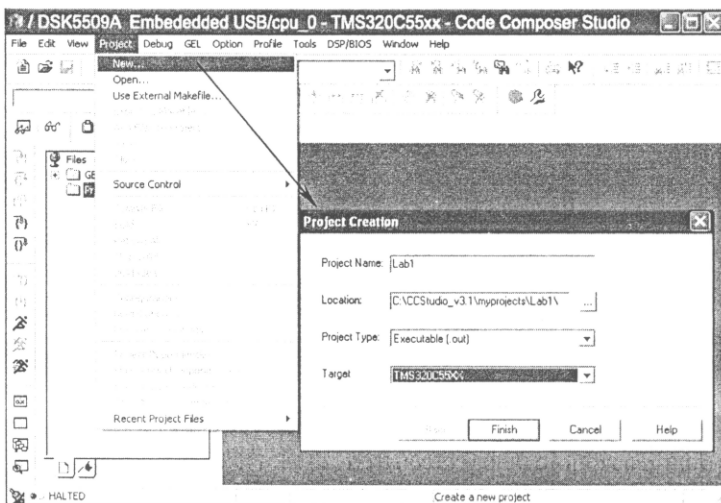


ภาพประกอบ ก-1 หน้าต่างโปรแกรม Code Composer Studio

3.4 การสร้าง Project ใหม่ ทำได้โดย

- เลือกเมนู Project ---> New ใส่ชื่อ Project : Lab1 และเลือกที่จัดเก็บ

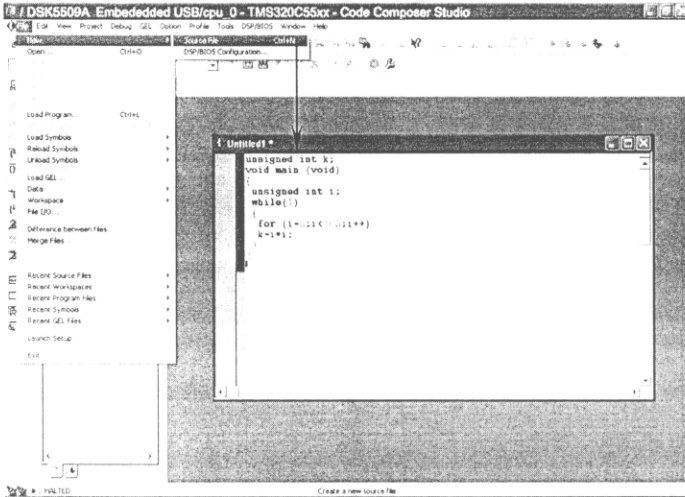
Project เช่น C:\CCStudio_v3.1\myprojects\Lab1 จากนั้นคลิกปุ่ม Finish



ภาพประกอบ ก-2 การสร้าง Project ใหม่

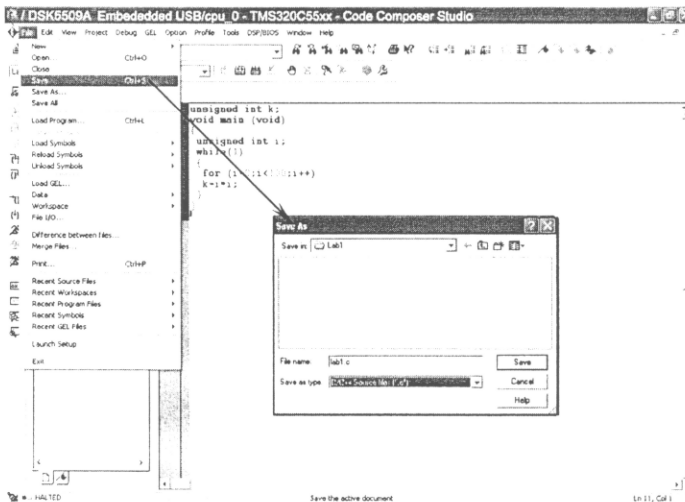
- เลือกเมนู File ---> New ---> Source File ทำการเขียน Source Code ตาม

ต้องการ



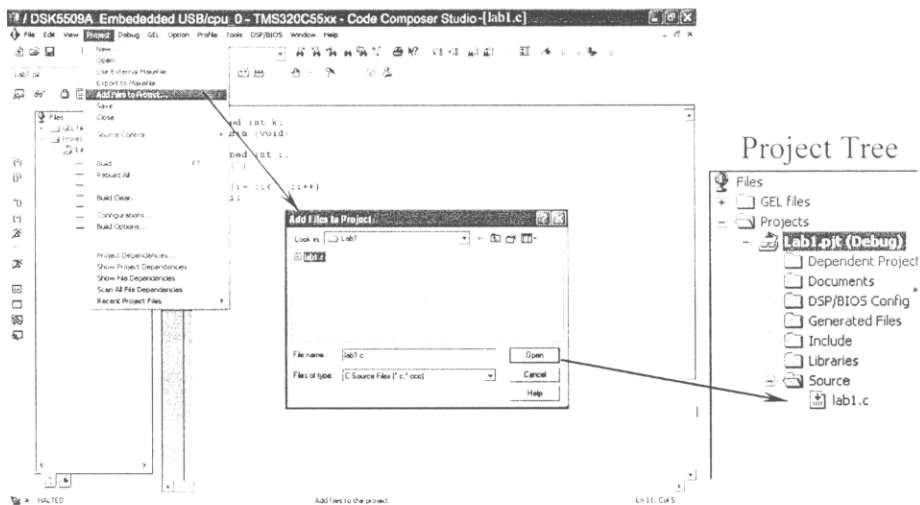
ภาพประกอบ ก-3 การสร้าง Source File

จากนั้นบันทึก โดยเลือกเมนู File ---> Save ทำการใส่ชื่อไฟล์ และเลือกรูปแบบไฟล์ที่ต้องการบันทึก เช่น .c หรือ .asm (ในการจัดเก็บไฟล์ จะต้องเก็บไว้ Part เดียวกับ Project ที่สร้างขึ้น เช่น C:\CCStudio_v3.1\myprojects\Lab1\lab1.c)



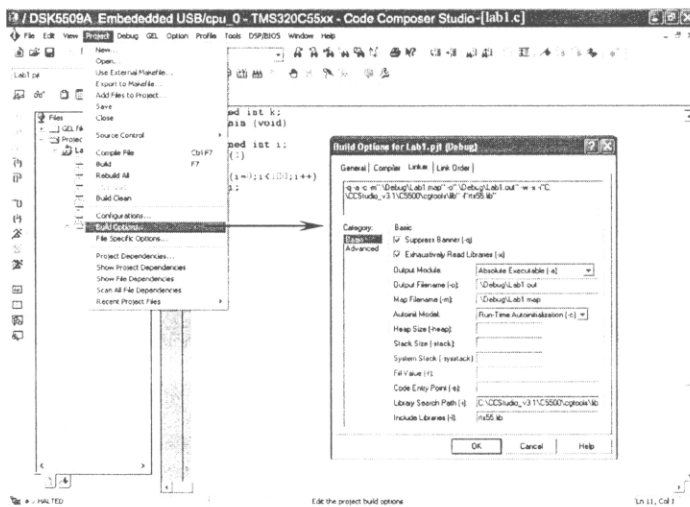
ภาพประกอบ ก-4 การ Save File

- ทำการเพิ่ม Code File ใน Project โดยเลือกเมนู Project ---> Add Files to Project เลือกไฟล์ที่ต้องการ เช่น "lab1.c" จากนั้นคลิกปุ่ม Open



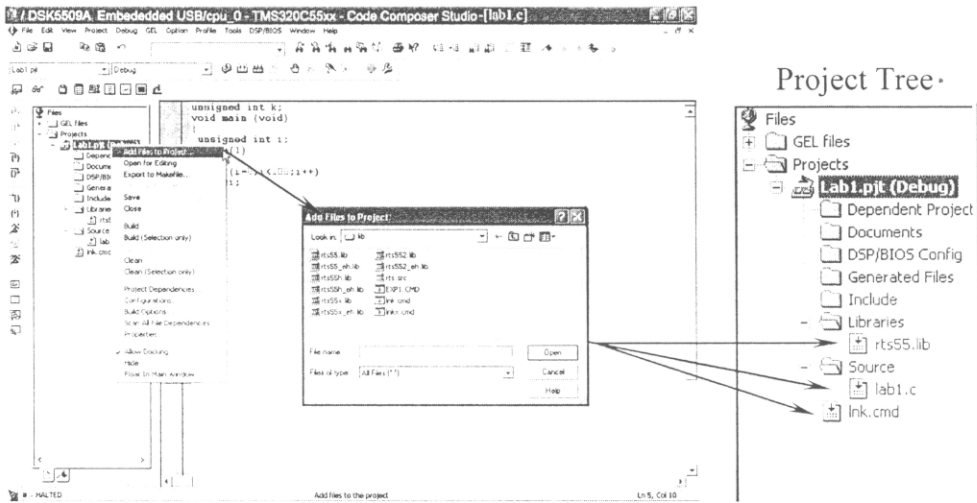
ภาพประกอบ ก-5 การเพิ่ม Code File ใน Project

- ทำการ Compile โดยเลือกเมนู Project ---> Compile File (กระบวนการ Compile จะทำการแปลงนามสกุลไฟล์ให้เป็น .out)
- ก่อนทำการ Build Project จะต้องทำการเพิ่ม C-Runtime-Library ใน Project ซึ่งทำได้โดยเลือกเมนู Project ---> Build Options ---> Linker ยกตัวอย่างเช่นต้องการเขียนโปรแกรมภาษาซี ที่ต้องใช้ Runtime-Support-Library, rts55.lib สำหรับเริ่มต้นระบบของ DSP จะทำได้โดยการเลือก Library ภายได้ C:\CCStudio_v3.1\CC5500\cgtools\lib จากนั้นเลือก rts55.lib (ซึ่งไคลเรทอริที่จัดเก็บของ Library อาจแตกต่างกัน) จากนั้นคลิกปุ่ม OK



ภาพประกอบ ก-6 การเพิ่ม C-Runtime-Library ใน Project

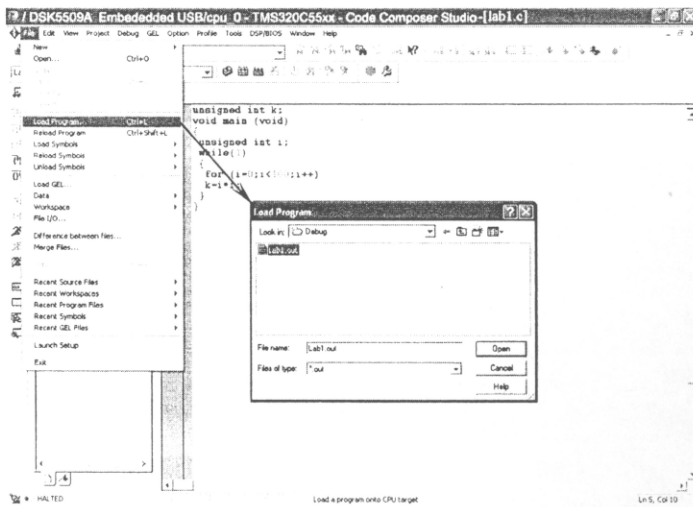
***การเพิ่ม Source File หรือ C-Runtime-Library ใน Project (Compile, Assembler or Linker) สามารถทำได้โดยการคลิกเมาส์ด้านขวาที่ชื่อ Project ใน Project Tree และเลือก Add File to Project จากนั้นเลือก Library ที่จัดเก็บไฟล์ที่ต้องการเพิ่ม, เลือกไฟล์ และคลิกปุ่ม Open



ภาพประกอบ ก-7 การเพิ่ม Source File หรือ C-Runtime-Library ใน Project โดยวิธีคลิก

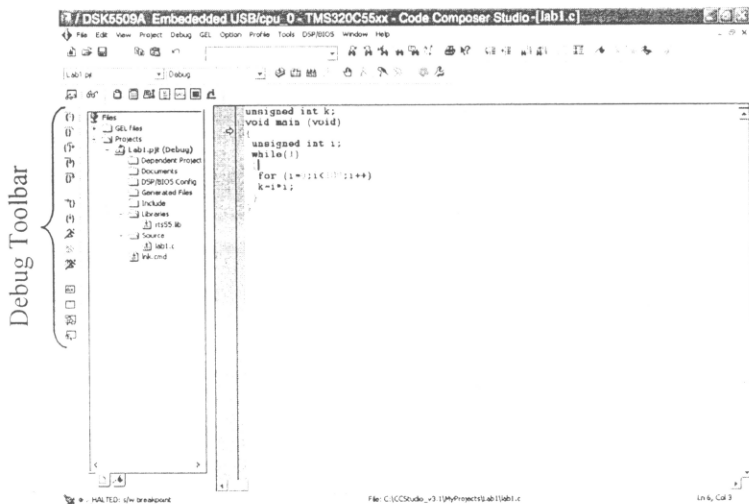
- ทำการ Build โดยเลือกเมนู Project ---> Build (Compile/Assemble/Link)
- ทำการดาวน์โหลด Code ลงใน DSP โดยเลือกเมนู File ---> Load

Program---> Debug ---> Lab1.out จากนั้นคลิกปุ่ม Open



ภาพประกอบ ก-8 การดาวน์โหลด Code ลงใน DSP

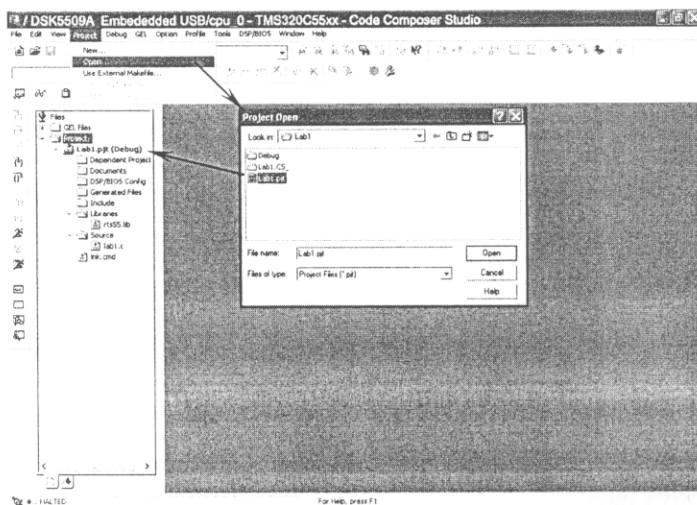
- ทำการ Run โดยเลือกเมนู Debug ---> Run หรือหากต้องการ Run แบบ Step ทำได้โดยการเลือกเมนู Debug ---> Go Main จากนั้นจะปรากฏลูกศรสีเหลืองดังภาพประกอบ ก-9 ทั้งนี้ในการ Debug โปรแกรมสามารถเลือกใช้เครื่องมือจาก Debug Toolbar



ภาพประกอบ ก-9 การ Run โปรแกรม

3.5 การเปิดไฟล์หลักของ Project (ในกรณีที่ได้สร้าง Project ไว้แล้ว)

- ทำการเลือกเมนู Project ---> Open เพื่อทำการเปิดไฟล์หลักของ Project โดยจะมีนามสกุล .pj1 จากนั้นทำงานต่อได้โดยไม่จำเป็นต้องกำหนด Library หรือ Linker ใด ๆ ใหม่



ภาพประกอบ ก-10 การเปิดไฟล์หลักของ Project

นอกจากนี้โปรแกรม Code Composer Studio ยังมีเครื่องมืออื่นๆ ที่เป็นประโยชน์ เพื่อความสะดวกในการตรวจสอบโปรแกรม (Resource Monitoring) ดังภาพประกอบ ก-10

The screenshot shows the Code Composer Studio interface with the following windows and labels:

- Code Window:** Displays C code with a profiler point on the line `for (i = BUF_SIZE-1; i >= 0; i--)`.
- Graphic Display:** Shows a sine wave graph.
- Memory Window:** Shows memory addresses and values, e.g., `02029A 76002798`.
- CPU Registers Window:** Shows registers like `PC = 0202A3`, `DBIEF`, etc.
- Watch Window:** Shows a table of variables and their values.
- Profiler Clock:** Shows the current clock value, e.g., `248`.

ภาพประกอบ ก-11 เครื่องมืออื่นที่เป็นประโยชน์ในการตรวจสอบโปรแกรม

จากภาพประกอบ ก-11 สามารถเรียกใช้เครื่องมือต่างๆ ได้โดยการใช้คำสั่งดังนี้

- View ---> Memory
- View ---> Register
- View ---> Graph
- View ---> Watch Window
- Profile ---> Clock---> Enable, Profile ---> Clock---> View

สำหรับเนื้อหาโดยละเอียด ในการเขียนโปรแกรมและการใช้ Code Composer Studio กับบอร์ด DSK สามารถค้นคว้าจากแหล่งต่างๆ ดังนี้

- Books

1. S. M. Kuo and B. H. Lee, *Real-Time Digital Signal Processing*. John Wiley & Sons Ltd, 2001.

2. S. M. Kuo and W. S. Gan, *Digital Signal Processor: Architecture, Implementation, and Applications*. New Jersey: Pearson Prentice Hall, 2005.

- Website

1. <http://www.spectrumdigital.com>
2. <http://www.ti.com>
3. <http://dualist.stanford.edu/~ee265/index.html> หรือ
<http://dualist.stanford.edu/~ee265/www-Sept2006/index.html>
4. <http://www.egr.uh.edu/courses/ECE/ECE5497/ticdrom/cd/index1.html>

ภาคผนวก ข.
ผลงานทางวิชาการที่ได้รับการตีพิมพ์

1. บทความเรื่อง

การวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ของระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อลายโดยใช้วงจรกรอง โครงข่ายประสาทเชิงเส้นแบบปรับตัว (Parameter Analysis of a Noise Reduction System in Surface Electromyography (SEMG) using Adaptive Linear Neural Network Filter)

นำเสนอในการประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 29 (EECON-29)
9-10 พฤศจิกายน 2549 พัทยา จ. ชลบุรี

2. บทความเรื่อง

การประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลเป็นระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย (Implementation of a noise reduction system in surface electromyography (SEMG) using digital signal processor)

นำเสนอในการประชุมวิชาการทางวิศวกรรมศาสตร์มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ ครั้งที่ 5 (PEC-5) 10-11 พฤษภาคม 2550 จ. ภูเก็ต

3. บทความเรื่อง

การประยุกต์ใช้ TMS320VC5509A เป็นระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย (Implementation of a noise reduction system in surface electromyography (SEMG) on TMS320VC5509A)

นำเสนอในการประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 30 (EECON-30)
25-26 ตุลาคม 2550 จ. กาญจนบุรี

4. บทความเรื่อง

การออกแบบระบบตรวจจับจุดกลืนของเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับสำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน โดยใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล (Design of a swallowing detection system in a sequential electrical stimulator for dysphagia patients using a digital signal processor)

ตีพิมพ์ในวารสาร “วิศวกรรมสาร มข.” ปีที่ 34 ฉบับที่ 6 ประจำเดือน พฤศจิกายน-ธันวาคม 2550

5. บทความเรื่อง

การประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลในการตรวจจับจุดกลืนจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อ (Application of a Digital Signal Processor for Swallowing Detection using Surface Electromyography (sEMG) of the Tongue Muscles)

นำเสนอในการประชุมวิชาการวิศวกรรมชีวการแพทย์ไทย 18-19 ธันวาคม 2550 จ.,
กรุงเทพ

การวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ของระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อลายโดยใช้ วงจรรองโครงข่ายประสาทเชิงเส้นแบบปรับตัว

Parameter Analysis of a Noise Reduction System in Surface Electromyography (SEMG) using Adaptive Linear Neural Network Filter

โสภาพรชน สุวรรณสว่าง, พรชัย พงษ์ภักทรานนท์, ณัฐรา จินดาเพ็ชร, คณดิถ เจษฎ์พัฒนานนท์ และชูศักดิ์ ลิ่มสกุล

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

15 ถนนกาญจนาภิเษก ต.คอหงส์ อ.หาดใหญ่ จ.สงขลา 90112

โทร. 0-7421-2894, E-mail: sopapun@gmail.com, pornchai.p@psu.ac.th, nattha.s@psu.ac.th, kanadit.c@psu.ac.th, chusak.l@psu.ac.th

บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอวิธีการวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ของระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อลายโดยใช้วงจรรองโครงข่ายประสาทเชิงเส้นแบบปรับตัว (Adaptive Linear Neural Network Filter) หรือเรียกว่าวงจรรองปรับตัว ADALINE ที่ใช้อัลกอริทึมกำลังสองเฉลี่ยน้อยที่สุด (Least Mean Square Algorithm) หรืออัลกอริทึมแบบ LMS ผลจากการจำลองพบว่าเสถียรภาพและอัตราการเข้าสู่ของระบบขึ้นอยู่กับค่าพารามิเตอร์ที่สำคัญ อันได้แก่ ค่าหน่วยเวลา, ค่าอัตราการเรียนรู้ และจำนวน Tapped Delay Line ซึ่งเมื่อค่าอัตราการเรียนรู้มีค่าต่ำลง อัตราการเข้าสู่จะช้าลง แด่วงจรรองปรับตัว ADALINE สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้ดีขึ้น ส่วนจำนวน Tapped Delay Line เมื่อมีจำนวนน้อยลง อัตราการเข้าสู่จะเร็วขึ้นแต่ประสิทธิภาพการกำจัดสัญญาณรบกวนของวงจรรองปรับตัวก็ลดลงตามไปด้วย เราสามารถนำวิธีการวิเคราะห์ไปประยุกต์ใช้ในการเลือกค่าพารามิเตอร์ให้เหมาะสมกับการโปรแกรมบนตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลเพื่อให้การคำนวณเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพสูงสุดสอดคล้องกับทรัพยากรของตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล

คำสำคัญ : วงจรรองแบบปรับตัว, โครงข่ายประสาท, สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ

Abstract

This paper presents a noise reduction system in surface electromyography using adaptive linear neural (ADALINE) network filter and least mean square (LMS) algorithm. Simulation results show that the stability and convergence rate of the system depend on such important parameters as different value of delay, learning rate and number of tapped delay line. When value of learning rate decreases, convergence rate also decreases but the performance of noise removal is better. When the number of tapped delay line decreases, convergence

rate increases but the performance of noise removal is worse. Therefore, in order to implement the algorithm on digital signal processor with resource constraint at the most efficient level, the parameters must be carefully selected to suit the specific application.

Keywords: Adaptive filter, Neural network, Electromyography

1. บทนำ

สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อลาย (Surface Electromyography : SEMG) เป็นสัญญาณของกล้ามเนื้อที่เกิดจากการสั่งงานของสมองผ่านทางเส้นประสาทที่ควบคุมกล้ามเนื้อ ซึ่งมีประโยชน์อย่างมากในทางการแพทย์ คือนำมาใช้ในการวิเคราะห์ความคิดปรกติต่างๆของระบบประสาทและกล้ามเนื้อได้เช่น การวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อลิ้นเพื่อตรวจจับจุดกลืน [1] จากการวิเคราะห์ดังกล่าวเราสามารถนำผลที่ได้ไปสร้างเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับที่ช่วยให้ผู้ป่วยที่กลืนอาหารลำบาก (Disphagia Patients) สามารถกลืนอาหารได้ซึ่งเป็นประโยชน์อย่างยิ่งสำหรับผู้ป่วย

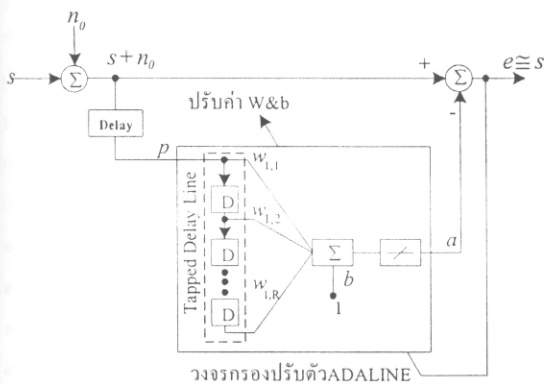
โดยทั่วไปสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อของคนปกติจะมีพลังงานของสัญญาณอยู่ในย่านความถี่ 0 - 500 Hz แต่สัญญาณส่วนใหญ่มีความถี่อยู่ในย่าน 10 - 150 Hz และขนาดของสัญญาณมีค่าประมาณ 50 μ V ถึง 100 mV [2] ซึ่งเป็นขนาดของสัญญาณที่ค่อนข้างต่ำ ในการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อมักพบว่ามีสัญญาณรบกวนเกิดขึ้นเสมอ โดยเฉพาะอย่างยิ่งสัญญาณรบกวนของระบบไฟฟ้า 50 Hz และสัญญาณรบกวนฮาร์มอนิก สัญญาณรบกวนเหล่านี้มีขนาดของสัญญาณที่สูงกว่าสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อมาก จึงทำให้สัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อที่วัดได้เกิดความผิดเพี้ยน จากปัญหาดังกล่าวจึงได้มีการวิจัยเพื่อลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อ จากรายงานการวิจัย [3] พบว่าการนำวงจรรองปรับตัว ADALINE ที่ไม่ใช่สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก มีความเหมาะสมที่สุดสำหรับลดสัญญาณรบกวนดังกล่าว

DS18

บทความนี้นำเสนอการหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับวงจรกรองปรับตัว ADALINE ที่ใช้อัลกอริทึมแบบ LMS เพื่อที่จะนำไปประยุกต์ใช้ในการโปรแกรมระบบคลัดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าจากเส้นเนื่อลายนบนตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล เพื่อให้การคำนวณเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพสูงสุดสอดคล้องกับทรัพยากรของตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล

2. หลักการลดสัญญาณรบกวนโดยการใช้วงจรกรองปรับตัว ADALINE ที่ใช้อัลกอริทึมแบบ LMS

วงจรกรองปรับตัว ADALINE คิดค้นขึ้นโดย Widrow -Hoff [4] ทำได้โดยการเพิ่ม Tapped Delay Line เข้ากับโครงข่ายประสาท ADALINE แล้วจะได้อัลกอริทึมแบบ ADALINE ซึ่งมีคุณลักษณะเด่นที่สำคัญ ได้แก่ โครงสร้างของวงจรกรองมีความซับซ้อนของการคำนวณค่าน้ำหนักและไบอัสไม่สูงมาก เนื่องจากโครงข่ายประสาท ADALINE มีเพียงชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุต และการคำนวณเป็นแบบป้อนไปข้างหน้าอย่างเดียว รูปที่ 1 แสดงการนำวงจรกรองปรับตัว ADALINE มาประยุกต์ใช้เป็นระบบคลัดสัญญาณรบกวนที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก



รูปที่ 1 ระบบคลัดสัญญาณรบกวนที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

จากรูปที่ 1 สัญญาณที่วัดได้คือสัญญาณ s ที่มีสัญญาณรบกวนปนมาด้วย ซึ่งในที่นี้คือ $s + n_0$ ส่วนสัญญาณอ้างอิงที่จะป้อนให้แก่วงจรกรองคือสัญญาณ p ซึ่งเกิดจากการหน่วงเวลาของสัญญาณที่วัดได้ จากนั้นวงจรกรองสร้างสัญญาณเอาต์พุต (a) เพื่อประมาณค่าของสัญญาณรบกวน n_0 และนำไปหักล้างกับสัญญาณที่วัดได้ ผลลัพธ์ที่ได้คือค่าสัญญาณความผิดพลาด (e) โดยสัญญาณความผิดพลาดนี้เป็นเกณฑ์ในการปรับค่าน้ำหนัก (w) และไบอัส (b) ของวงจรกรอง ซึ่งมีความสัมพันธ์ดังสมการที่ (1) และ (2) ตามลำดับ

$$e(k) = (s + n_0)(k) - a(k) \quad (1)$$

$$a(k) = \mathbf{w}^T \mathbf{p}(k) + b = \sum_{i=1}^R w_i p(k-i+1) + b \quad (2)$$

ดังนั้นเงื่อนไขที่ดีที่สุดคือ $a \cong n_0$ จะได้ $e \cong s$ นั่นคือสามารถแยก n_0 ออกจาก s หรือได้สัญญาณที่ทำการกำจัดสัญญาณรบกวนแล้วนั่นเอง

สำหรับการปรับค่าน้ำหนักและไบอัสของวงจรกรองปรับตัว Widrow - Hoff ได้เสนอกฎการเรียนรู้ที่เรียกว่ากฎการเรียนรู้ Widrow - Hoff หรืออัลกอริทึมแบบ LMS โดยใช้เงื่อนไขการลดค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดกำลังสองให้ได้ค่าน้อยที่สุด ซึ่งอัลกอริทึมแบบ LMS มีสมการเพื่อคำนวณค่าน้ำหนักและไบอัส ดังสมการที่ (3) และ (4) ตามลำดับ

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + 2\alpha e(k)\mathbf{p}(k) \quad (3)$$

$$b(k+1) = b(k) + 2\alpha e(k) \quad (4)$$

ค่าเริ่มต้นที่ใช้สำหรับกำหนดเป็นค่าน้ำหนักและค่าไบอัสเริ่มต้นให้แก่โครงข่าย สามารถกำหนดเป็นค่าใด ๆ ก็ได้ แต่ค่าที่ตรงกำหนดให้เหมาะสมคือค่าอัตราการเรียนรู้ α (Learning Rate) เนื่องจากมีผลต่อเสถียรภาพและความเร็วในการลู่เข้า ซึ่งจะส่งผลต่อความสามารถในการกำจัดสัญญาณรบกวนของวงจรกรอง เรา

สามารถกำหนดค่า α ได้โดย $0 < \alpha < \frac{1}{\lambda_{\max}}$ โดยค่า λ_{\max} คือ

ค่า Eigen Value สูงสุดของเมทริกซ์อัตโนมัติสัมพันธ์ (Autocorrelation matrix) ของสัญญาณอินพุต

3. พารามิเตอร์ที่ถูกพิจารณาในการจำลอง

พารามิเตอร์ที่จะถูกพิจารณาหาค่าที่เหมาะสมสำหรับระบบกำจัดสัญญาณรบกวนที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกมี 3 พารามิเตอร์ ได้แก่

- ค่าหน่วงเวลา (Delay) เป็นค่าที่ต้องใช้ในการระบุจุดเริ่มต้นของข้อมูลที่จะนำมาใช้เป็นอินพุตของวงจรกรองปรับตัว ADALINE หากใช้ค่าน้ำหนักที่สูงเกินไปจะทำให้ต้องใช้หน่วยความจำของตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลมาก ซึ่งอาจจะไม่เพียงพอต่อการโปรแกรมอัลกอริทึมได้

- จำนวน Tapped Delay Line ของวงจรกรองปรับตัว ADALINE เป็นค่าที่ระบุถึงความยาวของข้อมูลที่ต้องใช้ในการคำนวณ มีผลต่อความซับซ้อนของการคำนวณในตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล หากจำนวน Tapped Delay Line มีค่าสูง จะทำให้จำนวนครั้งของการคูณระหว่างจำนวนค่าน้ำหนักของวงจรกรองปรับตัว ADALINE และอินพุตมีค่าสูงตามไปด้วย อาจจะทำให้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลไม่สามารถคำนวณอัลกอริทึมให้เสร็จสิ้นได้ภายในระยะเวลาที่เหมาะสม

- ค่าอัตราการเรียนรู้ ควรเลือกค่าประมาณให้น้อยกว่าหรือเท่ากับ $\frac{1}{\lambda_{\max}}$ ซึ่ง $\frac{1}{\lambda_{\max}}$ มีค่าโดยประมาณเท่ากับ $\frac{1}{LP_x}$ เพื่อ

เสถียรภาพของอัลกอริทึม [5] โดยที่ L คือ จำนวน Tapped Delay Line และ P_x คือ ค่ากำลังเฉลี่ยของสัญญาณที่ต้องการจะกำจัดสัญญาณรบกวน

การวิเคราะห์พารามิเตอร์ต่าง ๆ ดังที่กล่าวมาแล้วข้างต้นจะถูกชี้วัดจากดัชนีต่อไปนี้

- อัตราการลู่เข้า (Convergent Rate)
- ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficients [6])
- ค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยแบบนอร์มอลไลซ์ (Normalized Mean Square Error, NMSE)

โดยอัตราการลู่เข้าแสดงถึงความเร็วในการเข้าสู่ค่าตอบของวงจรกรองปรับตัว ADALINE ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์และค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยแบบนอร์มอลไลซ์เป็นค่าที่ชี้คุณภาพการกำจัดสัญญาณรบกวนของวงจรกรองปรับตัว ADALINE

4 วิธีการจำลอง

การจำลองระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้ากำลังเนื้อลาย เริ่มต้นโดยการจำลองสัญญาณรบกวนของระบบไฟฟ้า 50 Hz ด้วยสัญญาณคลื่นรูปไซน์ความถี่ 50 Hz แอมพลิจูด 0.8 ซึ่งจะทำได้ค่ากำลังเฉลี่ยของสัญญาณ คือ 0.32 และจำลองสัญญาณไฟฟ้ากำลังเนื้อลายด้วยการนำสัญญาณสุ่มแบบเกาส์เซียนไปผ่านวงจรกรองผ่านแถบความถี่ซึ่งมีคุณสมบัติสอดคล้องกับคุณสมบัติทางความถี่ของสัญญาณไฟฟ้ากำลังเนื้อลาย โดยวงจรกรองที่ใช้เป็นวงจรกรองผ่านแถบความถี่เฟสเชิงเส้น ออกแบบด้วยวิธีค่าการกระเพื่อมคงที่ (Equiripple) ซึ่งมีค่าพารามิเตอร์ที่ใช้ในการออกแบบ ดังต่อไปนี้

- จุดสิ้นสุดของแถบความถี่หยุดที่ 1 คือ 10 Hz
- จุดเริ่มต้นของแถบความถี่ผ่าน คือ 20 Hz
- จุดสิ้นสุดของแถบความถี่ผ่าน คือ 145 Hz
- จุดเริ่มต้นของแถบความถี่หยุดที่ 2 คือ 155 Hz
- ค่าการกระเพื่อมของแถบความถี่ผ่าน คือ 1 dB
- ค่าการลดทอนของแถบความถี่หยุดทั้งสอง คือ 30 dB

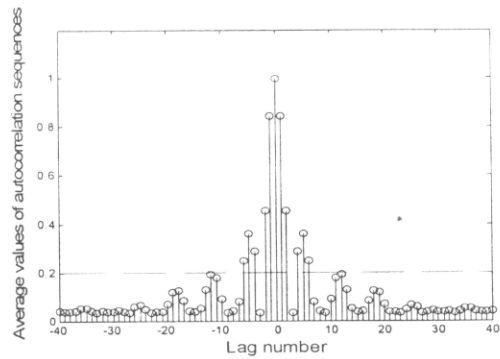
สัญญาณที่ใช้ในการจำลองจะเป็นสัญญาณไฟฟ้ากำลังเนื้อลายรวมกับสัญญาณรบกวนของระบบไฟฟ้า 50 Hz ที่สร้างขึ้น จำนวน 200 สัญญาณ ผลของตัวบ่งชี้ที่จะกล่าวถึงต่อไปได้มาจากการหาค่าเฉลี่ยของสัญญาณจำนวน 200 สัญญาณ จำนวน Tapped Delay Line ที่จะถูกทดสอบในการจำลอง คือ 10, 20, 40, 60, และ 80 ค่าอัตราการเรียนรู้ที่ใช้ในการจำลองคำนวณจากร้อยละ 5 ของสูตร $\frac{1}{LP_x}$ ได้แก่ 0.0156, 0.0078, 0.0039, 0.0026, และ 0.0019 ตามลำดับ

5. ผลการจำลอง

5.1 ค่าหน่วยเวลา

ค่าหน่วยเวลา พิจารณาได้จากการคำนวณค่าอัตราสหสัมพันธ์เฉลี่ย

ของสัญญาณไฟฟ้ากำลังเนื้อลาย จำนวน 200 สัญญาณที่ค่าเหลื่อมล้ำหลัง (lag) ต่าง ๆ ความสัมพันธ์ดังกล่าวแสดงดังรูปที่ 2



รูปที่ 2 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าอัตราสหสัมพันธ์เฉลี่ยและค่าเหลื่อมล้ำหลัง

จากรูปที่ 2 ค่าหน่วยเวลาคิดจากขีดเริ่มเปลี่ยนของค่าอัตราสหสัมพันธ์เฉลี่ยที่ต่ำกว่า 0.2 ซึ่งสามารถเห็นได้จากกราฟโดยประมาณตรงกับค่าเหลื่อมล้ำหลัง 10 ดังนั้นในการจำลองขั้นตอนถัดไปจะใช้ค่าหน่วยเวลาเหลื่อมล้ำเป็นจำนวน 10 จุดสัญญาณ (samples)

5.2 จำนวน Tapped Delay Line และอัตราการเรียนรู้

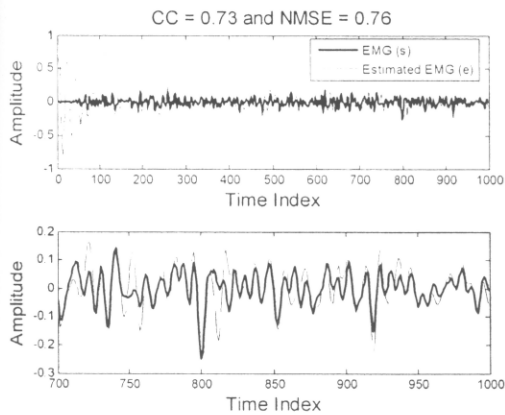
เมื่อใช้วิธีการจำลองและพารามิเตอร์ตามหัวข้อที่ 4 และวิเคราะห์ความสามารถในการกำจัดสัญญาณรบกวนของวงจรกรองปรับตัว ADALINE ด้วยตัวชี้วัดตามหัวข้อที่ 3 โดยค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์และค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยแบบนอร์มอลไลซ์จะถูกแสดงในรูปของค่าเฉลี่ยบวกและลบค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ผลของตัวชี้วัดจากการจำลองแสดงดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ผลของตัวชี้วัดจากการจำลอง

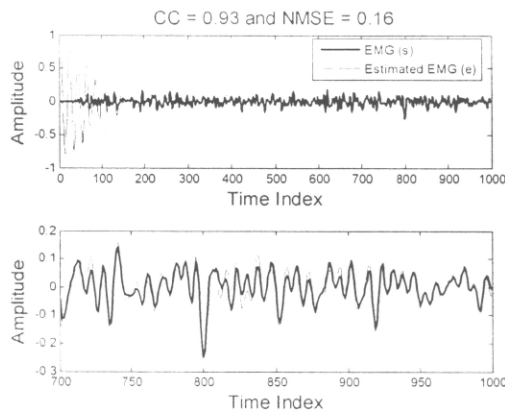
Taps	α	Convergent Rate (samples)	Correlation Coefficient	NMSE
10	0.0156	150	0.73 ± 0.02	0.76 ± 0.04
20	0.0078	170	0.82 ± 0.02	0.44 ± 0.04
40	0.0039	200	0.88 ± 0.02	0.26 ± 0.04
60	0.0026	200	0.91 ± 0.02	0.19 ± 0.03
80	0.0019	200	0.93 ± 0.02	0.16 ± 0.03

จากตารางที่ 1 จะเห็นได้ว่าเมื่อค่าอัตราการเรียนรู้มีค่าต่ำลง อัตราการลู่เข้าจะช้าลง แต่วงจรกรองปรับตัว ADALINE สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้ดีขึ้น สำหรับจำนวน Tapped Delay Line เมื่อมีค่าต่ำลง อัตราการลู่เข้าจะเร็วขึ้นแต่ประสิทธิภาพการกำจัดสัญญาณรบกวนของวงจรกรองปรับตัวก็ลดลงตามไปด้วย โดยความสามารถ

ในการกำจัดสัญญาณรบกวนของวงจรกรองปรับตัว ADALINE เทียบกับค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์และค่า NMSE แสดงดังรูปที่ 3



(a) ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ 0.73 และ ค่า NMSE 0.76 ที่ Taps = 10, $\alpha = 0.0156$



(b) ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ 0.93 และค่า NMSE 0.16 ที่ Taps = 80, $\alpha = 0.0019$

รูปที่ 3 ความสามารถกำจัดสัญญาณรบกวนเทียบกับค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์และค่า NMSE ที่ต่างกัน

จากรูปที่ 3 จะสังเกตได้ว่าเมื่อค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มีค่าเข้าใกล้ 1 และค่า NMSE เข้าใกล้ 0 สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่ผ่านการกำจัดสัญญาณรบกวนมีความใกล้เคียงกับสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อดั้งเดิมมากยิ่งขึ้น

6. บทสรุป

บทความนี้นำเสนอการวิเคราะห์ค่าหน่วยเวลา จำนวน Tapped Delay Line และค่าอัตราการเรียนรู้ ซึ่งเป็นพารามิเตอร์ที่สำคัญสำหรับระบบกำจัดสัญญาณรบกวนที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก การประมาณค่าหน่วยเวลาสามารถทำได้จากกราฟของค่าอัตราสหสัมพันธ์เฉลี่ยที่คำนวณจากสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อและค่าเฉลี่ยล้นด้านหลัง

รูปที่ 2 สำหรับค่าอัตราการเรียนรู้และจำนวน Tapped Delay Line นั้นสามารถตัดสินใจด้วยความสามารถในการกำจัดสัญญาณรบกวนจากผลของตัวชี้วัดจากการจำลอง ดังตารางที่ 1

เราสามารถนำเอาความรู้นี้ไปใช้ในการเลือกพารามิเตอร์ให้เหมาะสมสำหรับการโปรแกรมอัลกอริทึมบนตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลหรือ FPGA ได้ เช่น ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลหรือ FPGA บางตัวที่มีหน่วยความจำต่ำหรือความเร็วของการประมวลผลสัญญาณต่ำเราอาจจะลดจำนวน Tapped Delay Line ของวงจรกรองปรับตัว ADALINE ลง แม้ว่าประสิทธิภาพการกำจัดสัญญาณรบกวนของวงจรกรองจะลดลงแต่อาจจะยังอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้ หรือในการประยุกต์ใช้งานบางอย่างเราอาจจะลดค่าอัตราการเรียนรู้ลงเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการกำจัดสัญญาณรบกวนของวงจรกรอง โดยที่อัตราการเรียนรู้ที่ช้าลงไม่ส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพของการใช้งานโดยรวม

6. กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับทุนอุดหนุนการวิจัยประเภทเชื่อมโยงกับบัณฑิตศึกษาและทุนอุดหนุนการวิจัย จากมหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

เอกสารอ้างอิง

- [1] ชูศักดิ์ ลิ้มสกุลและคณะ, "การตรวจจับสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อเพื่อตรวจจับจุดกลืน." การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้าครั้งที่ 19 ณ มหาวิทยาลัยขอนแก่น เล่ม 2 DS - 24, 2539.
- [2] J. D. Bronzin, *The Biomedical Engineering Handbook*, CRC&IEEE Press, USA, 1995.
- [3] รังกฤตว์ ดวงสร้อยทอง, "การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเพื่อลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณ Somatosensory Evoked Potentials และสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อลาย," วิทยานิพนธ์ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์, 2544.
- [4] B. Widrow and S. D. Stearns, *Adaptive Signal Processing*, Prentice - Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1985.
- [5] A. Feuer and E. Weinstein, "Convergence analysis of LMS filters with uncorrelated Gaussian Data," *IEEE Transaction on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Vol. ASSR-33, No. 1, Feb. 1985.
- [6] S. J. Orfanidis, *An Introduction to Optimum Signal Processing*, 2nd Edition, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1996.

DS18

การประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลเป็นระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิด จากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย

Implementation of a noise reduction system in surface electromyography (SEMG) using digital signal processor

โสภาพรรณ สุวรรณสว่าง พรชัย พุกภักดิ์ทรานนท์ ณัฐฐา จินดาเพ็ชร คณาดิต เจษฎ์พัฒนานนท์ ชุศักดิ์ ลิมส์กุล
ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ อ.หาดใหญ่ จ.สงขลา 90112

E-mail: sopapun@gmail.com, pornchai.p@psu.ac.th, nattha.s@psu.ac.th, kanadit.c@psu.ac.th, chusak.l@psu.ac.th

Sopapun Suwansawang Pornchai Phukpattaranont Nattha Jindapetch Kanadit Chetpattananondh Chusak Limsakul
Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Prince of Songkla University, Hat Yai, Songkhla 90112
E-mail: sopapun@gmail.com, pornchai.p@psu.ac.th, nattha.s@psu.ac.th, kanadit.c@psu.ac.th, chusak.l@psu.ac.th

บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอการจำลองระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อลายโดยใช้วงจรกรองโครงข่ายประสาทเชิงเส้นแบบปรับตัว (Adaptive Linear Neural Network Filter) หรือวงจรกรอง ADALINE ที่ใช้อัลกอริทึมแบบ LMS (Least Mean Square Algorithm) โดยการเขียนโปรแกรมภาษาซีแบบ Fixed - point บนโปรแกรม Code Composer Studio (CCS) สำหรับบอร์ด TMS320VC5509A ผลจากการจำลองพบว่าการทำงานของระบบลดสัญญาณรบกวนดังกล่าวสามารถลดสัญญาณรบกวนได้เช่นเดียวกับการจำลองด้วยโปรแกรม MATLAB [3] เมื่อ Tapped Delay Line เท่ากับ 80 พบว่าใช้เวลาในการประมวลผลตามอัลกอริทึมเพียง 31.90 ไมโครวินาทีต่อหนึ่งจุดสัญญาณ ทำให้ตัวประมวลผลยังมีเวลาว่างพอสำหรับการทำงานในส่วนอื่น ๆ ต่อไป

คำหลัก วงจรกรองแบบปรับตัว, ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล

Abstract

This paper presents a simulation of a noise reduction system in surface electromyography using adaptive linear neural network (ADALINE) filter and least mean square algorithm (LMS). We implement the ADALINE filter with the LMS algorithm using the fixed - point C program on code composer studio (CCS) for the TMS320VC5509A. The findings show that implementation on TMS320VC5509A has the same performance of noise reduction as MATLAB

simulation [3]. When the tapped delay line is 80, the processing time is 31.90 μ s/sample. This allows the digital signal processor more time for performing other operations.

Keywords: Adaptive filter, digital signal processor

1. บทนำ

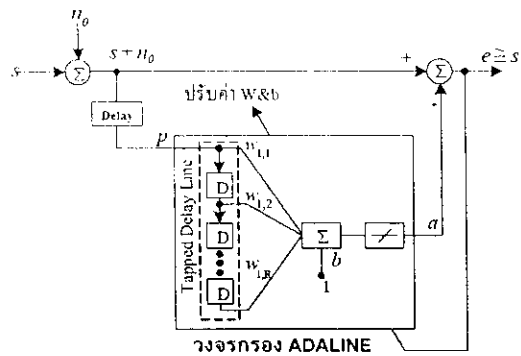
สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ (Electromyography : EMG) มีประโยชน์อย่างมากในทางการแพทย์ คือนำมาใช้ในการวิเคราะห์ความผิดปกติต่างๆของระบบประสาทและกล้ามเนื้อได้ โดยทั่วไปสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อของคนปกติจะมีพลังงานของสัญญาณอยู่ในย่านความถี่ 0 - 500 Hz แต่สัญญาณส่วนใหญ่มีความถี่อยู่ในย่าน 10 - 150 Hz และขนาดของสัญญาณมีค่าประมาณ 50 μ V ถึง 100 mV [1] ซึ่งเป็นขนาดของสัญญาณที่ค่อนข้างต่ำ ในการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อมักพบว่ามีสัญญาณรบกวนเกิดขึ้นเสมอ โดยเฉพาะอย่างยิ่งสัญญาณรบกวนของระบบไฟฟ้า 50 Hz และสัญญาณรบกวนฮาร์มอนิก สัญญาณรบกวนเหล่านี้มีขนาดของสัญญาณที่สูงกว่าสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อมาก จึงทำให้สัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อที่วัดได้เกิดความผิดเพี้ยน จากปัญหาดังกล่าวจึงได้มีการวิจัยเพื่อลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อ จากรายงานการวิจัย [2] พบว่าการนำวงจรกรอง ADALINE ที่ไม่ใช่สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกมีความเหมาะสมที่สุดสำหรับลดสัญญาณรบกวนดังกล่าว บทความ [3] ได้นำเสนอวิธีการวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับวงจรกรอง ADALINE ที่ใช้อัลกอริทึมแบบ LMS เพื่อที่จะนำไปประยุกต์ใช้ในการโปรแกรมระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการ

วัตถุประสงค์ของไฟฟากล้ามเนื้อลายบนตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล
บทความนี้นำเสนอการจำลองระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิด
จากการวัดสัญญาณไฟฟากล้ามเนื้อลายโดยการใช้อัลกอริทึมแบบ
ADALINE ที่ใช้อัลกอริทึมแบบ LMS ด้วยภาษาซีแบบ Fixed -
point โดยการออกแบบและเขียนโปรแกรมจะใช้ค่าตัวเลข Fixed -
point ในรูปแบบ Q.15 [4] เพื่อจำลองบนโปรแกรม CCS สำหรับ
บอร์ด TMS320VC5509A ซึ่งค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ ที่ใช้ในการ
จำลองได้จาก [3]

2. หลักการลดสัญญาณรบกวนโดยการใช้อัลกอริทึมแบบ LMS [5]

ADALINE ที่ใช้อัลกอริทึมแบบ LMS [5]

หลักการของระบบลดสัญญาณรบกวนโดยการใช้อัลกอริทึมแบบ LMS
ADALINE ที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก แสดงไว้ดังรูปที่ 1



รูปที่ 1 ระบบลดสัญญาณรบกวนที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

จากรูปที่ 1 สัญญาณที่วัดได้คือสัญญาณ s ที่มีสัญญาณรบกวนปนมาด้วย ซึ่งในที่นี้คือ $s + n_0$ ส่วนสัญญาณอ้างอิงที่จะป้อนให้แก่วงจรกรอง คือสัญญาณ p ซึ่งเกิดจากการหน่วงเวลาของสัญญาณที่วัดได้ จากนั้นวงจรกรองสร้างสัญญาณเอาท์พุท (a) เพื่อประมาณค่าของสัญญาณรบกวน n_0 และนำไปหักล้างกับสัญญาณที่วัดได้ ผลลัพธ์ที่ได้คือค่าสัญญาณความผิดพลาด (e) โดยสัญญาณความผิดพลาดนี้เป็นเกณฑ์ในการปรับค่าน้ำหนัก (w) และไบอัส (b) ของวงจรกรอง ซึ่งมีความสัมพันธ์ดังสมการที่ (1) และ (2) ตามลำดับ

$$e(k) = [(s(k) + n_0(k)) - a(k)] \quad (1)$$

$$a(k) = \mathbf{w}^T \mathbf{p}(k) + b = \sum_{i=1}^R w_i p(k-i+1) + b \quad (2)$$

ดังนั้นเงื่อนไขที่ดีที่สุดคือ $a \cong n_0$ จะได้ $e \cong s$ นั่นคือสามารถแยก n_0 ออกจาก s หรือได้สัญญาณที่ทำการกำจัดสัญญาณรบกวนแล้วนั่นเอง

สำหรับการปรับค่าน้ำหนักและไบอัสของวงจรกรองแบบปรับตัว Widrow - Hoff ได้เสนอทฤษฎีการเรียนรู้ที่เรียกว่าทฤษฎีการเรียนรู้ Widrow - Hoff หรืออัลกอริทึมแบบ LMS โดยใช้เงื่อนไข

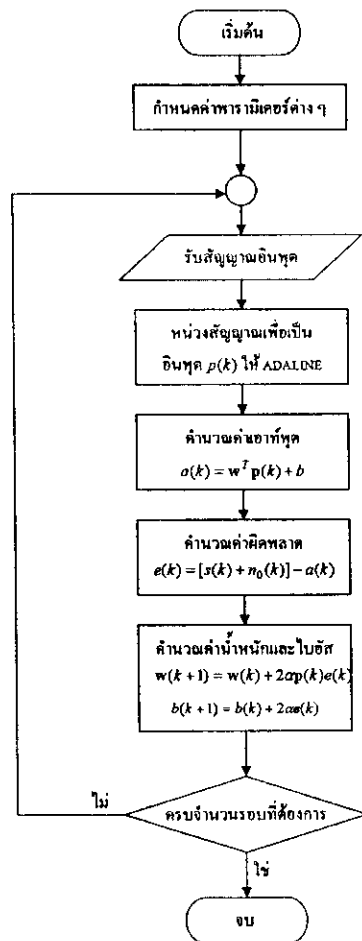
การลดค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดกำลังสองให้ได้ค่าน้อยที่สุด ซึ่งอัลกอริทึมแบบ LMS มีสมการเพื่อค่าน้ำหนักและไบอัสดังสมการที่ (3) และ (4) ตามลำดับ

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + 2\alpha e(k)\mathbf{p}(k) \quad (3)$$

$$b(k+1) = b(k) + 2\alpha e(k) \quad (4)$$

ค่าเริ่มต้นที่ใช้สำหรับกำหนดเป็นค่าน้ำหนักและค่าไบอัสเริ่มต้นให้แก่โครงข่าย สามารถกำหนดเป็นค่าใด ๆ ก็ได้ แต่ค่าที่ต้องกำหนดให้เหมาะสมคือค่าอัตราการเรียนรู้ (α : Learning rate) เนื่องจากมีผลต่อเสถียรภาพและความเร็วในการลู่เข้า ซึ่งจะส่งผลต่อความสามารถในการกำจัดสัญญาณรบกวนของวงจรกรอง เราสามารถกำหนดค่า α ได้โดย $0 < \alpha < \frac{1}{\lambda_{\max}}$ โดยค่า λ_{\max}

คือค่า eigenvalue สูงสุดของเมทริกซ์อัตโนมัติสหสัมพันธ์ (Autocorrelation matrix) ของสัญญาณอินพุต ทั้งนี้เราสามารถสรุปกระบวนการทำงานของอัลกอริทึมดังแสดงในรูปที่ 2



รูปที่ 2 กระบวนการทำงานของระบบลดสัญญาณรบกวนโดยการใช้อัลกอริทึมแบบ LMS

3. การออกแบบและสร้างอัลกอริทึมลดสัญญาณรบกวนบนตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล

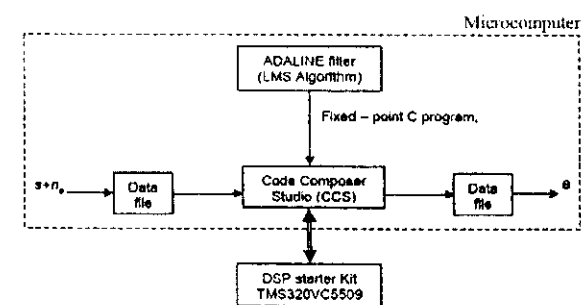
3.1 ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล

อัลกอริทึมของระบบลดสัญญาณรบกวนถูกจำลองโดยการออกแบบและเขียนโปรแกรมบนตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลเบอร์ TMS320VC5509A ซึ่งเป็น DSP Starter Kit ของบริษัท TI ที่มีหน่วยประมวลผลกลางขนาด 16 บิตแบบ Fixed - Point ความเร็วสัญญาณนาฬิกา 200 MHz เวลาที่ใช้ในการประมวลผลคือ 5 ns ต่อหนึ่งรอบสัญญาณนาฬิกา แต่ละคำสั่งจะถูกกระทำภายใน 1 Cycle หน่วยการคูณและแอดคิวมูเลต (Multiply and Accumulate :MAC) ขนาด 17 บิต \times 17 บิต จำนวน 2 ตัว, ตัวเลื่อนข้อมูลบาร์เรลขนาด 40 บิต (barrel shifter), ALU (Arithmetic logic unit) จำนวน 2 ตัว, แอดคิวมูเลเตอร์ขนาด 40 บิต จำนวน 4 ตัว, หน่วยความจำ RAM ขนาด 256 KB, ROM ขนาด 64 KB และติดต่อกับไมโครคอมพิวเตอร์ผ่านพอร์ต USB 2.0

การออกแบบและเขียนโปรแกรมอัลกอริทึมลดสัญญาณรบกวนที่ใช้ภาษาซีแบบ Fixed - point มีรูปแบบคำสั่งทั่วไปเหมือนกับภาษาซีแบบปกติ แต่การใช้ 16 บิต Fixed - point มีข้อจำกัดหลายประการที่ควรคำนึงถึง อาทิเช่น ความผิดพลาดจากการแบ่งชั้นสัญญาณ (Quantization) การเกิดโอเวอร์โฟล เป็นต้น การสเกลค่าผลลัพธ์หลังการคูณเป็นแนวทางหนึ่งเพื่อป้องกันการเกิดโอเวอร์โฟล ในการเขียนโปรแกรมจึงใช้วิธีการเลื่อนบิตผลลัพธ์ไปทางขวา

3.2 วิธีการจำลอง

การจำลองระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล่อมเนื้อลายโดยการใช่วงจรกรอง ADALINE และอัลกอริทึมแบบ LMS บนโปรแกรม CCS สำหรับบอร์ด TMS320VC5509A มีกระบวนการจำลองดังแสดงในรูปที่ 3



รูปที่ 3 ไต่อะแกรมการจำลองอัลกอริทึมในการลดสัญญาณรบกวนโดยการใช่วงจรกรอง ADALINE และอัลกอริทึมแบบ LMS สำหรับบอร์ด TMS320VC5509A

จากรูปที่ 3 โปรแกรม CCS อ่านข้อมูลอินพุตจากไฟล์ที่สร้างจากโปรแกรม MATLAB ในรูปแบบเลขจำนวนเต็ม 16 บิตโดยใช้รูปแบบ Q.15 เพื่อใช้เป็นสัญญาณอินพุต ($s + n_0$) ให้กับอัลกอริทึมลดสัญญาณรบกวนที่ออกแบบโปรแกรมด้วยภาษาซี

แบบ Fixed - point โดยโปรแกรม CCS จะติดต่อกับบอร์ด TMS320VC5509A เพื่อประมวลผลสัญญาณตามโปรแกรมที่ได้ออกแบบไว้ จากนั้นค่าสัญญาณเอาต์พุตของระบบ (e) ที่ได้จะถูกโปรแกรม CCS เก็บบันทึกเป็นไฟล์

3.3 พารามิเตอร์ที่ใช้ในการจำลอง

สัญญาณรบกวนของระบบไฟฟ้า 50 Hz ถูกสร้างโดยใช้สัญญาณคลื่นรูปไซน์ความถี่ 50 Hz และสัญญาณไฟฟ้ากล่อมเนื้อลายสร้างโดยการนำสัญญาณสุ่มแบบเกาส์ไปผ่านวงจรกรองผ่านแถบความถี่ซึ่งมีคุณสมบัติสอดคล้องกับคุณสมบัติทางความถี่ของสัญญาณไฟฟ้ากล่อมเนื้อลาย (10 - 150 Hz) ซึ่งมีรายละเอียดตาม [3] สำหรับพารามิเตอร์ที่ใช้ในการจำลองระบบลดสัญญาณรบกวนโดยการใช่วงจรกรอง ADALINE ที่ไม่ใช่สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกและอัลกอริทึมแบบ LMS มี 3 พารามิเตอร์ ได้แก่

- จำนวน Taped Delay Line (Taps) ที่จะใช้ในการทดสอบโปรแกรมนี้คือ 10 และ 80
- ค่าอัตราการเรียนรู้ (α) ที่สอดคล้องกับจำนวน Taps คือ 0.0156 และ 0.0019 ซึ่งแปลงให้อยู่ในรูปแบบ Q.15 ได้โดยใช้วิธีการดังนี้ $Q.15 \text{ number} = \text{round}(\text{normalized floating-point number} \times 2^{15})$ ดังนั้น 0.0156 และ 0.0019 เมื่อแปลงให้อยู่ในรูปแบบ Q.15 จะมีค่าเท่ากับ 511 และ 62 ตามลำดับ
- ค่าหน่วยเวลาล่าช้า (delay) เป็นจำนวน 10 จุดสัญญาณ (samples)

วิธีการเลือกพารามิเตอร์ทั้งสามดังกล่าวข้างบนที่เหมาะสมสามารถดูรายละเอียดได้จาก [3] และผลการทดสอบความสามารถของโปรแกรมจะถูกชีวิตจากดัชนีชีวิตดังต่อไปนี้

- อัตราการลู่เข้า (Convergence rate)
- ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation coefficients)
- ค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยแบบนอมอลไลซ์ (Normalized mean square error, NMSE)
- เวลาที่ใช้ในการประมวลผลต่อจุดสัญญาณ

โดยอัตราการลู่เข้าแสดงถึงความเร็วในการเข้าสู่ค่าตอบของวงจกรอง ADALINE ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์และค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยแบบนอมอลไลซ์เป็นค่าที่ชี้คุณภาพการกำจัดสัญญาณรบกวนของวงจกรอง ADALINE ซึ่งค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์และค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยแบบนอมอลไลซ์ที่คิดจะมีค่าเข้าใกล้ 1 และ 0 ตามลำดับ สำหรับผลของตัวแปรชีวิตดังกล่าวดังต่อไปนี้มาจากการหาค่าเฉลี่ยของสัญญาณจำนวน 3 สัญญาณ

4. ผลการจำลอง

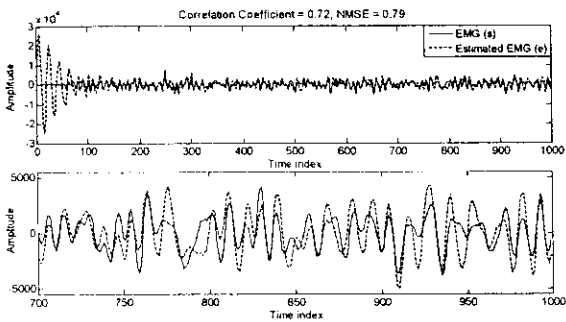
เมื่อใช้วิธีการจำลองตามหัวข้อที่ 3.2 และค่าพารามิเตอร์ตามหัวข้อที่ 3.3 ผลการทดสอบโปรแกรมด้วยตัวชีวิตของค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์และค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยแบบนอมอลไลซ์จะถูกแสดงในรูปของค่าเฉลี่ยบวกและลบค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานดังแสดงตามตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ผลการทดสอบโปรแกรม

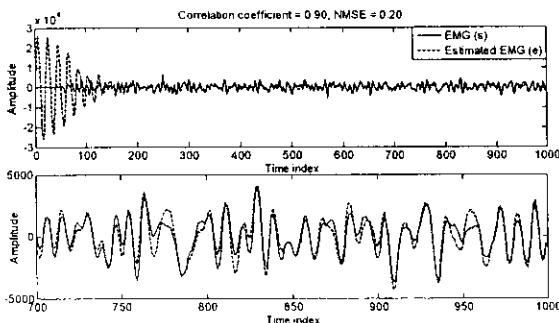
Taps	α	Convergent Rate (samples)	Correlation Coefficient	NMSE
10	511	100	0.72 ± 0.03	0.79 ± 0.03
80	62	150	0.90 ± 0.02	0.20 ± 0.02
The speed of processing				
Taps	α	Clock cycle/sample	Time (μ s)	
10	511	815	4.08	
80	62	6,379	31.90	

จากตารางที่ 1 จะเห็นได้ว่าเมื่อค่าอัตราการเรียนรู้มีค่าต่ำลง อัตราการลู่เข้าจะช้าลง แต่วงจรกรอง ADALINE สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนได้ดีขึ้น สำหรับจำนวน Tapped Delay Line เมื่อมีค่าต่ำลง อัตราการลู่เข้าจะเร็วขึ้นแต่ประสิทธิภาพการกำจัดสัญญาณรบกวนของวงจรกรองแบบปรับตัวก็ลดลงตามไปด้วย สำหรับเวลาที่ใช้ในการประมวลผลต่อหนึ่งจุดสัญญาณในกรณีที่มีจำนวน Tapped Delay Line เป็น 10 และ 80 taps คือ 4.08 μ s และ 31.90 μ s ตามลำดับ

ทั้งนี้ความสามารถในการกำจัดสัญญาณรบกวนของระบบลดสัญญาณรบกวนที่ได้จากโปรแกรมภาษาซีแบบ Fixed - point บนบอร์ด TMS320VC5509A แสดงดังรูปที่ 4



(a) ผลของสัญญาณเอาต์พุตของระบบ (e) กับสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเนื้อลาย (s) เมื่อ Taps = 10, delay = 10 และ $\alpha = 511$



(b) ผลของสัญญาณเอาต์พุตของระบบ (e) กับสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเนื้อลาย (s) เมื่อ Taps = 80, delay = 10 และ $\alpha = 62$

รูปที่ 4 ผลการทดสอบอัลกอริทึมลดสัญญาณรบกวนจากบอร์ด TMS320VC5509A

จากรูปที่ 4 จะสังเกตได้ว่าในกรณีที่จำนวน Tapped Delay Line มาก ค่าอัตราการเรียนรู้มีน้อย ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มีค่าเข้าใกล้ 1 และค่า NMSE เข้าใกล้ 0 สัญญาณเอาต์พุตของระบบหรือสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเนื้อลายที่ผ่านการกำจัดสัญญาณรบกวนมีความใกล้เคียงกับสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเนื้อลายดั้งเดิมมากยิ่งขึ้น

5. สรุป

บทความนี้กล่าวถึงระบบลดสัญญาณรบกวนจากการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเนื้อลายโดยใช้วงจรกรอง ADALINE แบบไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอกและอัลกอริทึมแบบ LMS ที่กระทำการจำลองบนบอร์ด TMS320VC5509A ผลจากการจำลองพบว่าการทำงานของโปรแกรมภาษาซีแบบ Fixed - point สามารถลดสัญญาณรบกวนได้เช่นเดียวกับการจำลองด้วยโปรแกรม MATLAB [3] ดังแสดงในตารางที่ 1 สำหรับเวลาที่ใช้ในการประมวลผลสัญญาณต่อหนึ่งจุดสัญญาณในกรณีที่จำนวน Tapped Delay Line มากจะใช้เวลาในการประมวลผลนานกว่าจำนวน Tapped Delay Line น้อย ในการประยุกต์ใช้งานเราอาจจะลดค่าอัตราการเรียนรู้ลงหรือเพิ่มจำนวน Tapped Delay Line ขึ้นเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการกำจัดสัญญาณรบกวนของวงจรกรอง โดยที่ไม่ส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพของการใช้งานโดยรวม ซึ่งอัตราส่วนที่เหมาะสมสำหรับสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อเนื้อลายคือ 1 kHz (คาบของการสุ่มคือ 1 ms) ดังนั้นแม้ว่าจะใช้ Tapped Delay Line เท่ากับ 80 ก็พบว่าใช้เวลาในการประมวลผลตามอัลกอริทึมเพียง 31.90 ไมโครวินาทีต่อหนึ่งจุดสัญญาณ ทำให้ตัวประมวลผลยังมีเวลาเหลือมากพอในการทำงานส่วนอื่น ๆ เช่น วงจรแปลงสัญญาณอนาลอกเป็นดิจิทัล เป็นต้น

ในงานขั้นต่อไปจะนำโปรแกรมที่ผ่านการทดสอบนี้ไปประยุกต์ใช้เป็นระบบลดสัญญาณรบกวนในการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อเนื้อลายจริงที่ได้จากวงจรขยายและวงจรแปลงสัญญาณอนาลอกเป็นดิจิทัล ผลที่ได้จะรายงานในอนาคตอันใกล้เป็นลำดับถัดไป

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับทุนอุดหนุนการวิจัยประเภทเชื่อมโยงกับบัณฑิตศึกษาและทุนอุดหนุนการวิจัยประเภททั่วไปจากมหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

เอกสารอ้างอิง

- [1] Bronzin J. D. 1995. The Biomedical Engineering Handbook. CRC&IEEE Press, USA.
- [2] รักษกฤตวิ ดวงสร้อยทอง. 2544. การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเพื่อลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณ Somatosensory Evoked Potentials และสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเนื้อลาย. วิทยานิพนธ์ภาควิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์.

- [3] โสภภาพรรณ สุวรรณสว่าง, พรชัย พงกษณ์ภัทรานนท์, ณัฐฐา จินดาเพ็ชร์, คณดิถ เจษฎ์พัฒนานนท์ และ ชุตักดิ์ ลี้มสกุล. 2549. การวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ของระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อลายโดยการใส่วงจรกรองโครงข่ายประสาทเชิงเส้นแบบปรับตัว. การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้าครั้งที่ 29, ชลบุรี, ประเทศไทย, 9 - 10 พฤศจิกายน 2549 : 985 – 988.
- [4] Kuo S. M. and Gan W. S. 2005. Digital Signal Processors : Architecture, Implementation, and Applications. Pearson Prentice Hall, New Jersey, USA.
- [5] Widrow B. and Stearns S. D. 1985. Adaptive Signal Processing, Prentice - Hall, Englewood Cliffs, NJ, USA.

การประยุกต์ใช้ TMS320VC5509A เป็นระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย

Implementation of a noise reduction system in surface electromyography (SEMG) on TMS320VC5509A

โสภณธรรม สุวรรณสว่าง, ณีฎฐา จินดาเพชร, คณดิด เจษฎ์พัฒนานนท์, ชุศักดิ์ ลิ้มสกุล และพรชัย พงศ์ภัทรานนท์
ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์
15 ถนนกาญจนวนิชย์ ต.คอหงส์ อ.หาดใหญ่ จ.สงขลา 90112

โทร. 0-7421-2894, E-mail: sopapun@gmail.com, nattha.s@psu.ac.th, kanadit.c@psu.ac.th, chusak.l@psu.ac.th, pornchai.p@psu.ac.th

บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอการประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลของ TMS320VC5509A มาเป็นระบบลดสัญญาณรบกวนโดยการใช้อัลกอริทึม ADALINE ที่ใช้อัลกอริทึม LMS เพื่อลดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 Hz และความถี่ฮาร์มอนิก อันเกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย ในการทดสอบกำหนดพารามิเตอร์ของระบบลดสัญญาณรบกวนด้วยค่าอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.0156, ค่าหน่วยเวลาเท่ากับ 10, จำนวน Tapped delay line เท่ากับ 10 และได้ใช้อัตราการสุ่มสัญญาณในการประมวลผลเท่ากับ 1000 ข้อมูลต่อวินาที ความละเอียดขนาด 16 บิต ผลจากการทดสอบพบว่าระบบลดสัญญาณรบกวนที่สร้างขึ้นสามารถลดสัญญาณรบกวนได้ทั้งความถี่ 50 Hz และความถี่ฮาร์มอนิก

คำสำคัญ : วงจรกรองแบบปรับตัว, ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล

Abstract

This article presents an application of TMS320VC5509A DSP for reducing power line noise in surface electromyography (SEMG). We use an adaptive linear neural network (ADALINE) filter and least mean square (LMS) algorithms to remove power line noise. The sampling rate at 1000 sample/second was used in SEMG data acquisition. Each sample was collected with 16-bit resolution. Parameters used for testing performance of the ADALINE adaptive filter are as follows: number of tapped delay line = 10, delay = 10 and learning rate = 0.0156. Results from the real-time implementation on TMS320VC5509A demonstrate that the system can successfully eliminate both 50-Hz power line noise and its harmonic components.

Keywords: adaptive filter, digital signal processor

1. บทนำ

สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อลาย (Surface electromyography-SEMG) เป็นสัญญาณของกล้ามเนื้อที่เกิดจากการส่งงานของสมองผ่านทางเส้นประสาทที่ควบคุมกล้ามเนื้อ ในด้านการแพทย์สามารถใช้สัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อที่วัดได้จากตัวผู้ป่วย ช่วยในการวินิจฉัยอาการผิดปกติที่เกิดขึ้น ตัวอย่างเช่น อาการของโรคที่เกิดจากเส้นประสาทสั่งการบาดเจ็บ ไม่สามารถควบคุมอวัยวะได้ เป็นต้น โดยทั่วไปสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อของคนปกติจะมีพลังงานของสัญญาณอยู่ในย่านความถี่ 0-500 Hz แต่สัญญาณส่วนใหญ่มีความถี่อยู่ในย่าน 10-150 Hz และขนาดของสัญญาณมีค่าประมาณ 50 μ V-100 mV [1] ซึ่งเป็นขนาดของสัญญาณที่ค่อนข้างต่ำ ในการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อเมื่อมักพบว่าสัญญาณรบกวนเกิดขึ้นเสมอ โดยเฉพาะอย่างยิ่งสัญญาณรบกวนของระบบไฟฟ้า 50 Hz และสัญญาณรบกวนฮาร์มอนิก สัญญาณรบกวนเหล่านี้มีขนาดของสัญญาณที่สูงกว่าสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้ออาจทำให้สัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อที่วัดได้เกิดความผิดเพี้ยน แนวทางในการแก้ปัญหาที่เกิดขึ้นนี้มีหลายวิธี อาทิเช่น การใช้วงจรกรองความถี่ (Filter) แต่วิธีการนี้สามารถกำจัดหรือลดสัญญาณรบกวนได้เฉพาะความถี่หลัก ไม่สามารถกำจัดสัญญาณรบกวนที่มีฮาร์มอนิกออกไปได้ และยังทำให้เกิดการสูญเสียข้อมูลสำคัญบางส่วนไป เนื่องจากไม่สามารถจำแนกได้ว่าสัญญาณใดเป็นสัญญาณรบกวนและสัญญาณใดเป็นสัญญาณจริงที่ต้องการ จากปัญหาดังกล่าวจึงได้มีการวิจัยเพื่อลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อที่สามารถลดสัญญาณรบกวนได้ทั้งสัญญาณความถี่หลักและความถี่ฮาร์มอนิก ดังรายงานการวิจัย [2] พบว่าการนำวงจรกรองปรับตัว ADALINE ที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก มีความเหมาะสมที่สุดสำหรับลดสัญญาณรบกวนดังกล่าว

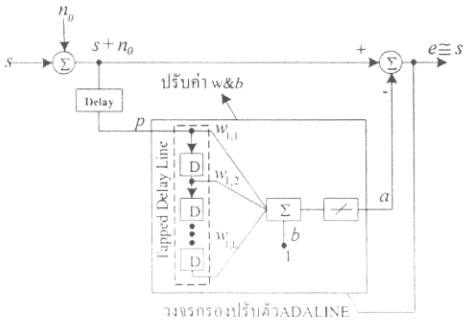
บทความนี้นำเสนอการประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล มาเป็นระบบลดสัญญาณรบกวนโดยการใช้อัลกอริทึม ADALINE ที่ใช้อัลกอริทึม LMS โดยการออกแบบและเขียนโปรแกรม

DS12

ด้วยภาษาซี ซึ่งจะใช้ค่าตัวเลข Fixed-point ในรูปแบบ Q.15 [3] เพื่อทำงานบนบอร์ด DSK TMS320VC5509A

2. หลักการลดสัญญาณรบกวนโดยการใช้อัลกอริทึมแบบ ADALINE ที่ใช้อัลกอริทึมแบบ LMS [4]

หลักการของระบบลดสัญญาณรบกวนโดยการใช้อัลกอริทึมแบบ ADALINE ที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก แสดงไว้ดังรูปที่ 1



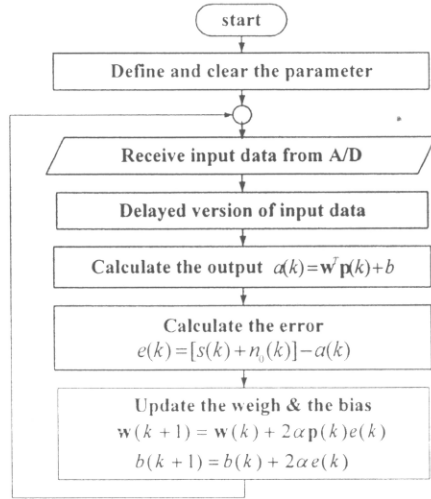
รูปที่ 1 ระบบลดสัญญาณรบกวนที่ไม่ใช้สัญญาณอ้างอิงจากภายนอก

จากรูปที่ 1 สัญญาณที่วัดได้คือสัญญาณที่มีสัญญาณรบกวนปนมาด้วย ซึ่งในที่นี้คือ $s + n_0$ ส่วนสัญญาณอ้างอิงที่จะป้อนให้แก่วงจรกรองปรับตัวคือสัญญาณ p ซึ่งเกิดจากการหน่วงเวลาของสัญญาณที่วัดได้ จากนั้นวงจรกรองสร้างสัญญาณเอาต์พุต (a) เพื่อประมาณค่าของสัญญาณรบกวน (n_0) และนำไปหักล้างกับสัญญาณที่วัดได้ ผลลัพธ์ที่ได้คือค่าสัญญาณความผิดพลาด (e) ซึ่งสัญญาณความผิดพลาดนี้เป็นเกณฑ์ในการปรับค่าน้ำหนัก (w) และไบอัส (b) ของวงจรกรองปรับตัว โดยการปรับค่าน้ำหนักและไบอัสของวงจรกรองปรับตัว Widrow-Hoff ได้เสนอทฤษฎีการเรียนรู้ที่เรียกว่าทฤษฎีการเรียนรู้ Widrow-Hoff หรืออัลกอริทึม LMS โดยใช้เงื่อนไขการลดค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดกำลังสองให้ได้ค่าน้อยที่สุด ดังนั้นเงื่อนไขที่ดีที่สุดของระบบลดสัญญาณรบกวนนี้คือ $a \approx n_0$ จะได้ $e \approx s$ นั่นคือสามารถแยก n_0 ออกจาก s หรือได้สัญญาณที่ทำการกำจัดสัญญาณรบกวนแล้วนั่นเอง นอกจากนี้ระบบดังกล่าวจะสามารถทำงานได้ดีก็ต่อเมื่อสัญญาณ n_0 มีลักษณะเป็นคาบ แต่สัญญาณ s มีลักษณะไม่เป็นคาบ ทั้งนี้เราสามารถสรุปกระบวนการวิธีการทำงานของอัลกอริทึมได้ดังแสดงรูปที่ 2

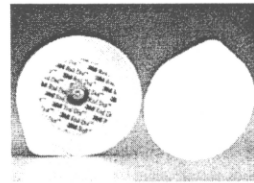
3. วัสดุอุปกรณ์และวิธีการ

ในการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจะใช้อิเล็กโทรดชนิดติดผิวหนัง (Surface electrode) ของบริษัท 3M (3M red dot 5.1 cm. foam solid gel) ดังรูปที่ 3 จำนวนทั้งหมด 3 ชิ้น โดยติดอิเล็กโทรดที่กล้ามเนื้อบริเวณไบเซ็ป (Biceps Brachii) จำนวน 2 ชิ้น ระยะห่างระหว่างอิเล็กโทรดทั้ง 2 ชิ้นประมาณ 2 เซนติเมตร และติดที่บริเวณข้อมือเพื่อทำหน้าที่เป็นกราวด์อีก 1 ชิ้น ดังรูปที่ 4 ซึ่งก่อนที่จะติดอิเล็กโทรดต้องทำ

ความสะอาดผิวหนังด้วยแอลกอฮอล์เพื่อลดความต้านทานที่ผิวหนังลง สำหรับการบันทึกสัญญาณต่าง ๆ ที่ได้จากการทดสอบจะใช้ดิจิตอลออสซิลโลสโคปยี่ห้อ Tektronix รุ่น TDS360 โดยวิธีการทดสอบแสดงดังรูปที่ 5



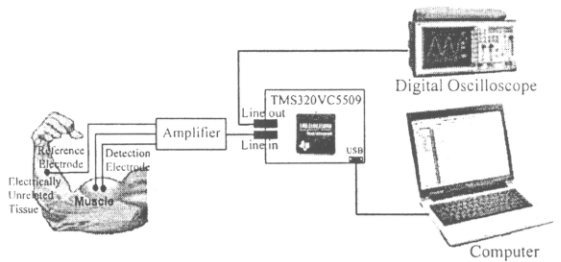
รูปที่ 2 กระบวนการทำงานของระบบลดสัญญาณรบกวนโดยการใช้อัลกอริทึมแบบ ADALINE ที่ใช้อัลกอริทึมแบบ LMS



รูปที่ 3 ลักษณะของอิเล็กโทรด



รูปที่ 4 ลักษณะของการติดอิเล็กโทรดที่ตำแหน่งไบเซ็ป



รูปที่ 5 วิธีการทดสอบ

จากรูปที่ 5 สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่วัดได้จากอิเล็กโทรดจะถูกส่งมาขยายสัญญาณโดยมีวงจรขยายที่มีคุณสมบัติคือ มีอัตราขยาย 1200 เท่า ผลตอบสนองความถี่ย่าน 10-500 Hz และ CMRR เท่ากับ 98.06 dB ที่ความถี่ 50 Hz เพื่อให้มีขนาดสัญญาณที่เหมาะสมก่อนส่งเข้าตัวแปลงสัญญาณอนาลอกเป็นดิจิทัล (A/D converter) ที่กำหนดอัตราการสุ่มสัญญาณในการประมวลผลเป็น 1000 ข้อมูลต่อวินาที (Sampling/second) มีความละเอียดขนาด 16 บิต (16-Bit resolution) จากนั้นส่งสัญญาณดิจิทัลที่ได้ไปยังอัลกอริทึมลดสัญญาณรบกวน ที่กำหนดพารามิเตอร์ของอัลกอริทึมลดสัญญาณรบกวนให้มีจำนวน Tapped delay line (L) เท่ากับ 10, ระยะการหน่วงเวลาเท่ากับ 10, อัตราการเรียนรู้ (α) เท่ากับ 0.0156 [5] โดยกระทำการโปรแกรมอัลกอริทึมลงบนตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลเบอร์ TMS320VC5509A ซึ่งเป็น DSP Starter Kit ของบริษัท TI [6] ที่มีหน่วยประมวลผลกลางขนาด 16 บิตแบบ Fixed-point ดังนั้นสัญญาณที่ได้จากอัลกอริทึมลดสัญญาณรบกวนจะเป็นสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อที่ได้รับการลดสัญญาณรบกวนแล้ว จากนั้นสัญญาณดังกล่าวจะถูกส่งต่อไปยังตัวแปลงสัญญาณดิจิทัลเป็นอนาลอก (D/A converter) เพื่อแสดงผลด้วยออสซิลโลสโคปต่อไป ทั้งนี้การทดสอบจะแบ่งออกเป็น 2 ส่วน คือ

1. การทดสอบการทำงานของระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายโดยการใช่วงจรกรองปรับตัว ซึ่งจะแสดงผลการทดสอบเปรียบเทียบระหว่างสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่วัดได้จากอิเล็กโทรดก่อนผ่านการลดสัญญาณรบกวนกับสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อหลังจากผ่านการลดสัญญาณรบกวน

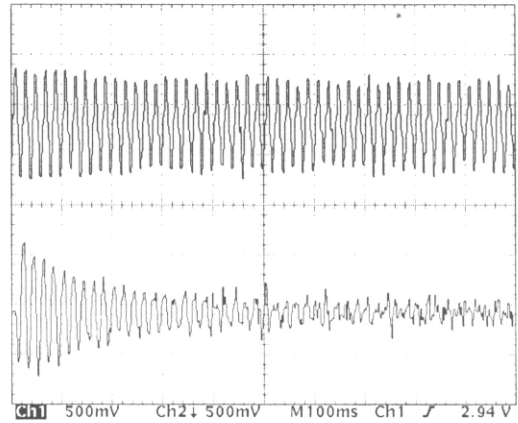
2. การทดสอบความสามารถในการลดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 Hz และฮาร์มอนิกออกจากสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อลาย โดยจะแสดงด้วยค่าเพาเวอร์สเปกตรัมของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อในสภาวะปกติ และในสภาวะเกร็งกล้ามเนื้อ ซึ่งการหาค่าเพาเวอร์สเปกตรัมนี้ทำได้โดยการเก็บบันทึกสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่วัดได้จากอิเล็กโทรดก่อนผ่านการลดสัญญาณรบกวนและสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อหลังจากผ่านการลดสัญญาณรบกวนด้วยวิธีจำลองออสซิลโลสโคปจำนวน 1000 จุด จัดเก็บบันทึกเป็นไฟล์ .CSV หลังจากนั้นจึงนำไปประมวลผลเพื่อหาค่าเพาเวอร์สเปกตรัมของสัญญาณด้วยโปรแกรม MATLAB

4. ผลการทดสอบ

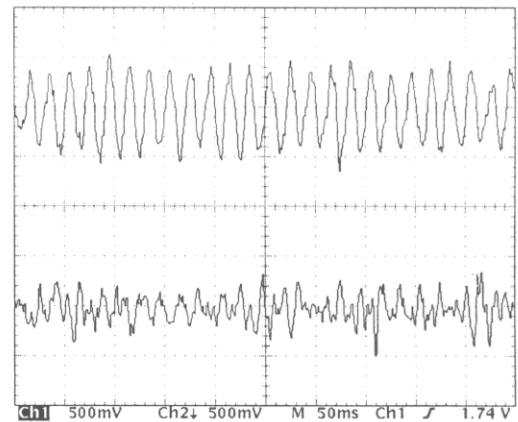
4.1 ความสามารถในการลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย

ผลที่ได้จากการทำงานของระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลายแสดงดังรูปที่ 6 และรูปที่ 7 ตามลำดับ ซึ่งจะเห็นว่าสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่วัดได้จากอิเล็กโทรดมีสัญญาณรบกวนปะปนอยู่จนทำให้สัญญาณที่วัดได้ผิดปกติไปจากสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจริง เมื่อนำสัญญาณนี้ไปผ่านระบบลดสัญญาณ

รบกวนโดยมีวงจรกรองปรับตัว ADALINE และอัลกอริทึม LMS ทำการปรับค่าน้ำหนักและไบอัสทุกครั้งพร้อมทั้งคำนวณค่าสัญญาณผิดพลาด ซึ่งจากรูปที่ 6 พบว่าอัลกอริทึมใช้เวลาในการเข้าสู่ผลลัพธ์ที่ต้องการประมาณ 400 ms และเมื่ออัลกอริทึมทำการปรับค่าน้ำหนักและไบอัสจนเข้าสู่สภาวะเสถียร สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเนื้อลายหลังผ่านการลดสัญญาณรบกวนจะแสดงดังรูปที่ 7



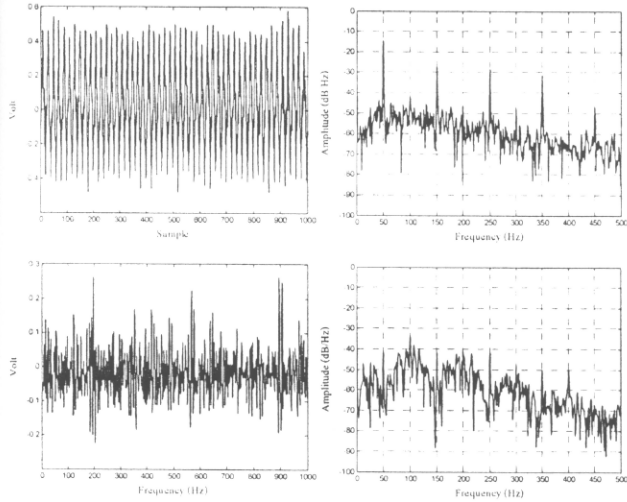
รูปที่ 6 สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเนื้อที่วัดได้จากอิเล็กโทรด (บน) และสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่ผ่านการลดสัญญาณรบกวน (ล่าง)



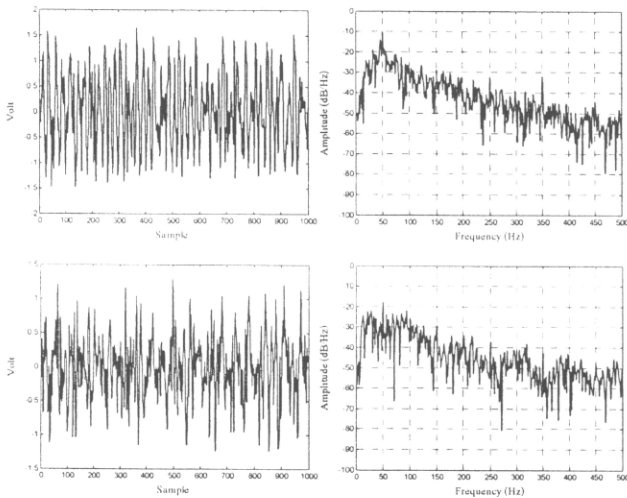
รูปที่ 7 สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อเนื้อที่วัดได้จากอิเล็กโทรด (บน) และสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อที่ผ่านการลดสัญญาณรบกวนเมื่อเข้าสู่สภาวะเสถียร (ล่าง)

4.2 ความสามารถในการลดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 Hz และความถี่ฮาร์มอนิกออกจากสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อลาย

ผลการทดสอบความสามารถในการลดสัญญาณรบกวนความถี่ 50 Hz และความถี่ฮาร์มอนิกออกจากสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อลายแสดงดังรูปที่ 8 และรูปที่ 9 ตามลำดับ



รูปที่ 8 สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ (ซ้าย) และเพาเวอร์สเปกตรัม (ขวา) ในขณะที่ไม่มีกริ่งกล้ามเนื้อก่อนที่จะผ่านการลดสัญญาณรบกวน (บน). หลังจากที่จะผ่านการลดสัญญาณรบกวน (ล่าง)



รูปที่ 9 สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ (ซ้าย) และเพาเวอร์สเปกตรัม (ขวา) ในขณะที่กริ่งกล้ามเนื้อก่อนที่จะผ่านการลดสัญญาณรบกวน (บน). หลังจากที่จะผ่านการลดสัญญาณรบกวน (ล่าง)

จากรูปที่ 8 จะเห็นได้ว่าค่าเพาเวอร์สเปกตรัมของสัญญาณที่ผ่านการลดสัญญาณรบกวนความถี่ที่ 50 Hz, 150 Hz, 250 Hz, 350 Hz, และ 450 Hz มีขนาดที่ลดลง นอกจากนี้จะพบว่าเพาเวอร์สเปกตรัมของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อในขณะที่ไม่มีกริ่งกล้ามเนื้อ จะมีขนาดกำลังไม่สูง และมีสเปกตรัมของความถี่ที่กระจาย ในขณะที่เพาเวอร์สเปกตรัมของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อขณะกริ่งกล้ามเนื้อดังในรูป 9 จะมีขนาดกำลังที่สูงกว่าและปรากฏสเปกตรัมของความถี่ต่ำชัดเจนขึ้นในช่วงประมาณ 10-200 Hz

5. สรุป

บทความนี้นำเสนอการประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลเป็นระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลาย จากผลการทดสอบระบบพบว่าสามารถลดสัญญาณรบกวนความถี่ที่ 50 Hz และความถี่ฮาร์มอนิกออกจากสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อลายได้จริง ซึ่งแสดงด้วยค่าเพาเวอร์สเปกตรัมของสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อในสภาวะปกติและในสภาวะกริ่งกล้ามเนื้อ ทั้งนี้หากมีการทดลองนำระบบที่สร้างขึ้นไปใช้ และพัฒนาแก้ไขก็จะมี ความสมบูรณ์มากขึ้น ทำให้เกิดอุปกรณ์ทางการแพทย์ที่ดีและมีประโยชน์ โดยถือเป็นการคิดค้นและพัฒนาขึ้นภายในประเทศเพื่อเป็นการประหยัดค่าใช้จ่ายในการนำเข้าอุปกรณ์ทางการแพทย์จากต่างประเทศและเป็นการสนับสนุนการพึ่งพาตนเอง

6. กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับทุนอุดหนุนการวิจัยประเภทเชื่อมโยงกับบัณฑิตศึกษาและทุนอุดหนุนการวิจัยประเภททั่วไปจากมหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

เอกสารอ้างอิง

- [1] J. D. Bronzin, *The Biomedical Engineering Handbook*, CRC&IEEE Press, USA, 1995.
- [2] รักษกฤต ด้วงสร้อยทอง, "การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเพื่อลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณ Somatosensory Evoked Potentials และสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อลาย," วิทยานิพนธ์ วิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์, 2544.
- [3] S. M. Kuo and W. S. Gan, *Digital Signal Processors : Architecture, Implementation, and Application*, Pearson Prentice Hall, USA, 2005.
- [4] B. Widrow and S. D. Stearns, *Adaptive Signal Processing*, Prentice - Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1985.
- [5] โสภภาพรณ สุวรรณสว่าง, พรชัย พงษ์ภักทรานนท์, ณัฐฐา จินดาเพ็ชร, คณดิศ เจษฎ์พัฒนานนท์ และ ชุตติศักดิ์ ลิ้มสกุล, "การวิเคราะห์ค่าพารามิเตอร์ของระบบลดสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อลายโดยการใช้วงจรกรองโครงข่ายประสาทเชิงเส้นแบบปรับตัว," *การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้าครั้งที่ 29*, ชลบุรี, ประเทศไทย, 9 -10 พฤศจิกายน 2549, pp. 985 - 988.
- [6] Texas Instruments, *TMS320VC5509A Fixed - Point Digital Signal Processor*, Texas Instruments Inc., 2006.

การออกแบบระบบตรวจจับจุดกลืนของ เครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับสำหรับผู้ป่วยที่มี ปัญหาการกลืนโดยการใช้ตัวประมวลผลสัญญาณ ดิจิตอล *

โสภภาพรณ สุวรรณสว่าง¹⁾ พรชัย พุกษ์ภักทรานนท์²⁾ ณีฐธา จินดาเพ็ชร²⁾ คนดิด เจษฎ์พัฒนานนท์²⁾
และชูศักดิ์ ลิ่มสกุล³⁾

¹⁾ นักศึกษาปริญญาโท ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ 90112

²⁾ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ 90112

³⁾ รองศาสตราจารย์ ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ 90112

Email:sopapun@gmail.com

บทคัดย่อ

บทความนี้กล่าวถึงการออกแบบระบบตรวจจับจุดกลืน โดยทำการทดแทนวงจรอิเล็กทรอนิกส์ในส่วนของวงจรคำนวณและตัดสินใจ ซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับสำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน ด้วยการออกแบบและเขียนโปรแกรมลงบนตัวประมวลผลสัญญาณดิจิตอล โดยระบบตรวจจับจุดกลืนนี้จะทำการคำนวณเพื่อตรวจจับจุดกลืนที่เหมาะสมและส่งสัญญาณทริกเกอร์ไปยังวงจรสร้างสัญญาณกระตุ้นกล้ามเนื้อ เพื่อใช้ช่วยผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืนสามารถกลืนอาหารได้ดีขึ้น ผลการทดสอบระบบตรวจจับจุดกลืนที่ได้ออกแบบไว้ ปรากฏว่าระบบสามารถทำงานได้ถูกต้องตามที่ต้องการ กล่าวคือ สามารถคำนวณกำลังเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อลิ้นทุก ๆ 60 มิลลิวินาที และส่งสัญญาณทริกเกอร์เป็นเวลา 1 วินาทีเมื่อตรวจพบจุดเริ่มต้นของการกลืน ทั้งนี้การทดแทนวงจรอิเล็กทรอนิกส์ที่เป็นส่วนของวงจรคำนวณและตัดสินใจด้วยการออกแบบและเขียนโปรแกรมลงบนตัวประมวลผลสัญญาณดิจิตอลสามารถที่จะลดจำนวนอุปกรณ์ทางอิเล็กทรอนิกส์ลง ทำให้เครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับมีน้ำหนักเบา พกพาได้สะดวกขึ้น และสามารถนำไปสู่การลดกำลังไฟฟ้าที่ใช้ในวงจร ซึ่งทำให้สามารถใช้งานแบตเตอรี่ต่อการชาร์จประจุหนึ่งครั้งได้ยาวนานขึ้นอีกด้วย

คำสำคัญ : ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิตอล, เครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับ, วงจรคำนวณและตัดสินใจ

* รับผิดชอบฉบับเมื่อวันที่ 11 พฤษภาคม 2550 และได้รับบทความฉบับแก้ไขเมื่อวันที่ 21 มิถุนายน 2550

Design of a Swallowing Detection System in a Sequential Electrical Stimulator for Dysphagia Patients using a Digital Signal Processor *

Sopapun Suwansawang¹⁾ Pornchai Phukpattranont ²⁾ Nattha Jindapetch²⁾ Kanadit
Chetpattananondh²⁾ and Chusak Limsakul³⁾

¹⁾ Master Student, Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Prince of Songkla University, 90112

²⁾ Assistant Professor, Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Prince of Songkla University, 90112

³⁾ Associate Professor, Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Prince of Songkla University, 90112

Email: sopapun@gmail.com

ABSTRACT

This article presents the design of calculation and decision circuit for a swallowing detection system, which is a part of a sequential electrical stimulator using a digital signal processor. The objective of this work is to replace the original electronic circuit with the program based on the digital signal processor. The function of the swallowing detection system is to detect the appropriate beginning time of swallowing from a surface electromyography (SEMG) of a tongue muscle and send the trigger to a stimulator circuit. Then, the stimulating signal is sent to the neck of dysphagia patients in order to facilitate the swallowing mechanism. Results from implementation and testing show that the calculation and decision system based on the digital signal processor functions correctly. In other words, the average power of signal from the tongue muscle is correctly determined at every 60 millisecond. In addition, the trigger signal is appropriately generated for 1 second when the beginning point of swallowing signal is detected. The implementation of calculation and decision circuit based on the digital signal processor provides many advantages, i.e., less electronic components and lighter weight. It is also the direction that leads to the decrease in power consumption and the increase in battery lifetime of the system.

Keywords : digital signal processor, sequential electrical stimulator, calculation and decision circuit

บทนำ

ผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน (Dysphagia) จะพบมากในผู้ป่วยที่สูงอายุ และกลุ่มบุคคลบางอาชีพ ในทางภาคใต้ของประเทศไทย อันได้แก่กลุ่มบุคคลที่มีอาชีพเกี่ยวกับช่างพารา จะประสบปัญหาการกลืนค่อนข้างมาก (Leelamanit.V *et al.*, 1996) ในกรณีของผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน จะมีอาการกลืนอาหารลำบากหรือไม่สามารถกลืนได้เลย วิธีการหนึ่งที่สามารถช่วยให้อาการเหล่านี้ดีขึ้นได้ คือการใช้เครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับ กระตุ้นกล้ามเนื้อไต่คางและกล้ามเนื้อคอ เพื่อช่วยให้ผู้ป่วยสามารถกลืนอาหารได้ดี จากรายงานการวิจัยเรื่องการพัฒนาเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับสำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน (พรชัย, 2540) สรุปได้ว่าเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับจะทำงานโดยส่งสัญญาณกระตุ้นออกไปก็ต่อเมื่อผู้ป่วยมีอาการกลืนเกิดขึ้นเท่านั้น ซึ่งการทำงานของเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับโดยสังเขปจะเริ่มจากการรับสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อลิ้นของผู้ป่วยที่กลืนลำบากผ่านทางอิเล็กโทรดชนิดติดบนผิวหนัง สัญญาณไฟฟ้านี้จะถูกปรับแต่งสัญญาณให้มีความเหมาะสมโดยวงจรปรับแต่งสัญญาณ และสัญญาณที่ผ่านออกมาจากวงจรปรับแต่งสัญญาณจะถูกส่งต่อไปยังวงจรคำนวณและตัดสินใจทำการวิเคราะห์สัญญาณการกลืนเพื่อตรวจจับจุดเริ่มต้นของการกลืน จากนั้นจะส่งสัญญาณทริกเกอร์ไปให้วงจรสร้างสัญญาณกระตุ้นกล้ามเนื้อสร้างสัญญาณกระตุ้นโดยส่งผ่านอิเล็กโทรดไปยังกล้ามเนื้อไต่คางและกล้ามเนื้อคอของผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน สัญญาณกระตุ้นกล้ามเนื้อจะทำให้ผู้ป่วยสามารถกลืนได้อย่างไม่ติดขัดและเป็นไปตามธรรมชาติ

จากการทำงานโดยสังเขปของเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับ จะเห็นได้ว่าวงจรคำนวณและตัดสินใจเป็นส่วนสำคัญของเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับ ทำหน้าที่วิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อลิ้นเพื่อตรวจจับจุดเริ่มต้นของการกลืนแล้วส่งสัญญาณทริกเกอร์ไปให้วงจรสร้างสัญญาณกระตุ้นเพื่อสร้างสัญญาณกระตุ้นส่งผ่านอิเล็กโทรดไปยังกล้ามเนื้อไต่คางและกล้ามเนื้อคอของผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน ซึ่งก่อนที่จะทำการออกแบบวงจรคำนวณและตัดสินใจจะต้องทราบวิธีการทางคณิตศาสตร์ที่สามารถวิเคราะห์จุดเริ่มต้นที่เหมาะสมสำหรับการส่งสัญญาณกระตุ้นกล้ามเนื้อออกไป วิธีการทางคณิตศาสตร์ที่นำมาประยุกต์ใช้กับเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับนี้ได้มาจากผลการวิจัยซึ่งอยู่ในส่วนหนึ่งของวิทยานิพนธ์เรื่องการศึกษาเลือกหาลักษณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อเพื่อตรวจจับสัญญาณที่บ่งบอกการกลืน (เฉลิมชัย, 2538) โดยวิธีการทางคณิตศาสตร์ดังกล่าวคือ การหาค่าล้นเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อลิ้นของผู้ป่วยที่กลืนลำบากทุก ๆ 60 มิลลิวินาที ซึ่งเป็นไปตามสมการ

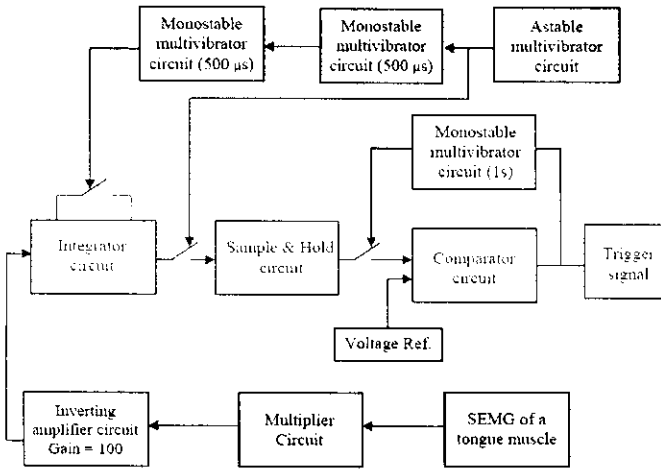
$$P_{av} = \int_0^T \frac{V_{in}^2(t)}{T} dt \quad (1)$$

โดยที่ $T = 60 \text{ ms}$

P_{av} แทนกำลังเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อลิ้น

$V_m(t)$ แทนสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อของผู้ป่วยที่กล้ามเนื้อลำปาก

จากวิธีการทางคณิตศาสตร์ข้างต้น จึงได้มีการออกแบบวงจรคำนวณและตัดสินใจให้มีส่วนประกอบต่างๆ ของวงจรคำนวณและตัดสินใจ (ชูศักดิ์ และคณะฯ, 2539) ดังแสดงในรูปที่ 1



รูปที่ 1 ส่วนประกอบของวงจรคำนวณและตัดสินใจ

จากรูปที่ 1 สัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อจะถูกส่งมาที่วงจรคูณสัญญาณ โดยวงจรคูณสัญญาณจะทำหน้าที่ยกกำลังสองสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อ จากนั้นสัญญาณจะถูกส่งต่อไปยังวงจรขยายสัญญาณแบบกลับเฟส ขยายค่าแรงดันให้สูงขึ้นจากเดิมอีก 100 เท่า เพื่อให้ขนาดแรงดันของสัญญาณไฟฟ้าที่ได้มีความเหมาะสมต่อการอินทิเกรต โดยวงจรอินทิเกรตจะทำการอินทิเกรตสัญญาณเป็นเวลา 60 มิลลิวินาทีแล้วทำการรีเซตใหม่ สัญญาณที่ควบคุมคาบของการอินทิเกรตเป็นสัญญาณคลื่นสี่เหลี่ยมที่ได้จากวงจรสร้างสัญญาณคลื่นสี่เหลี่ยม จากนั้นสัญญาณไฟฟ้าที่ผ่านออกมาจากวงจรอินทิเกรตจะถูกส่งมาที่วงจรสุ่มและคงค่าแรงดัน วงจรสุ่มและคงค่าแรงดันจะทำการสุ่มและคงค่าแรงดันของสัญญาณไฟฟ้าที่ผ่านการอินทิเกรตแล้วที่ตำแหน่งเวลา 60 มิลลิวินาที ซึ่งสัญญาณที่ถูกสุ่มและคงค่าแรงดันนี้จะถูกนำไปเปรียบเทียบกับค่าแรงดันอ้างอิงในวงจรเปรียบเทียบแรงดัน ถ้าหากค่าแรงดันที่ถูกสุ่มและคงค่ามีค่าสูงกว่าค่าแรงดันอ้างอิง ก็จะมีโอกาสการกลืนเกิดขึ้น และจะส่งสัญญาณทรiggerเกอร์ที่มีความกว้างพัลส์ 1 วินาทีไปยังวงจรสร้างสัญญาณกระตุ้นกล้ามเนื้อต่อไป

การออกแบบระบบตรวจจับจุดกลืนในบทความนี้ จะทำการทดแทนวงจรอิเล็กทรอนิกส์ที่เป็นส่วนประกอบของวงจรคำนวณและตัดสินใจ ดังแสดงในรูปที่ 1 ด้วยการออกแบบและเขียนโปรแกรมลงบนตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลด้วยภาษาซี การออกแบบและเขียนโปรแกรมจะใช้ค่าตัวเลข Fixed – point ในรูปแบบ Q.15 (Kuo S.M. and Gan W.S., 2005) โดยทำการติดต่อระหว่างไมโครคอมพิวเตอร์และตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลด้วยโปรแกรม Code Composer Studio (CCS) (Texas Instrument, 2001) สำหรับบอร์ด TMS320VC5509A

การออกแบบระบบตรวจจับจุดกลืนโดยการใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล

ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล

ระบบตรวจจับจุดกลืนในบทความนี้ถูกออกแบบและเขียนโปรแกรมบนตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลเบอร์ TMS320VC5509A ซึ่งเป็น DSP Starter Kit ของบริษัทเท็กซัสอินสตรูเมนต์ (Texas Instruments Incorporated : TI) ที่มีหน่วยประมวลผลกลางขนาด 16 บิตแบบ Fixed – Point ความเร็วสัญญาณนาฬิกา 200 MHz เวลาที่ใช้ในการประมวลผล คือ 5 ns ต่อหนึ่งรอบสัญญาณนาฬิกา หน่วยการคูณและแอคคิวมูเลต (Multiply and Accumulate: MAC) ขนาด 17 บิต \times 17 บิต จำนวน 2 ตัว, ตัวเลื่อนข้อมูลบาร์เรลขนาด 40 บิต (barrel shifter), ALU (Arithmetic logic unit) จำนวน 2 ตัว, แอคคิวมูเลเตอร์ขนาด 40 บิต จำนวน 4 ตัว, หน่วยความจำ RAM ขนาด 256 KB, ROM ขนาด 64 KB และติดต่อกับไมโครคอมพิวเตอร์ผ่านพอร์ต USB 2.0

การออกแบบและเขียนโปรแกรมของระบบตรวจจับจุดกลืนที่ใช้ภาษาซีแบบ Fixed – point มีรูปแบบคำสั่งทั่วไปเหมือนกับภาษาซีแบบปกติ แต่การใช้ 16 บิต Fixed – point มีข้อจำกัดหลายประการที่ควรคำนึงถึง อาทิเช่น ความผิดพลาดจากการแบ่งชั้นสัญญาณ (Quantization) การเกิดโอเวอร์โฟล (Overflow) เป็นต้น การสเกลค่าผลลัพธ์หลังการคูณเป็นแนวทางหนึ่งเพื่อป้องกันการเกิดโอเวอร์โฟลในที่นี้การเขียนโปรแกรมจึงเลือกใช้คำสั่งการคำนวณในรูปแบบของฟังก์ชันที่เรียกว่า intrinsics function (Texas Instrument, 2001), (Gan W.S. and Kuo S.M., 2006) ซึ่งเป็นฟังก์ชันที่ใช้สำหรับตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลตระกูล C54x และ C55x ของบริษัท TI

วิธีการออกแบบระบบตรวจจับจุดกลืน

จากบทนำได้กล่าวถึงวิธีการทางคณิตศาสตร์ที่สามารถวิเคราะห์จุดเริ่มต้นของการกลืนได้โดยการหาค่ากำลังเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อของผู้ป่วยที่กลืนลำบากทุก ๆ 60 มิลลิวินาที ซึ่งเป็นไปตามสมการที่ (1) ดังนั้นเมื่อนำหลักการดังกล่าวมาออกแบบระบบด้วยวิธีการเชิงตัวเลข จะได้สมการในการคำนวณกำลังเฉลี่ยของสัญญาณและกระบวนการทำงานของระบบตรวจจับจุดกลืน ดังสมการที่ (2) และรูปที่ 2 ตามลำดับ

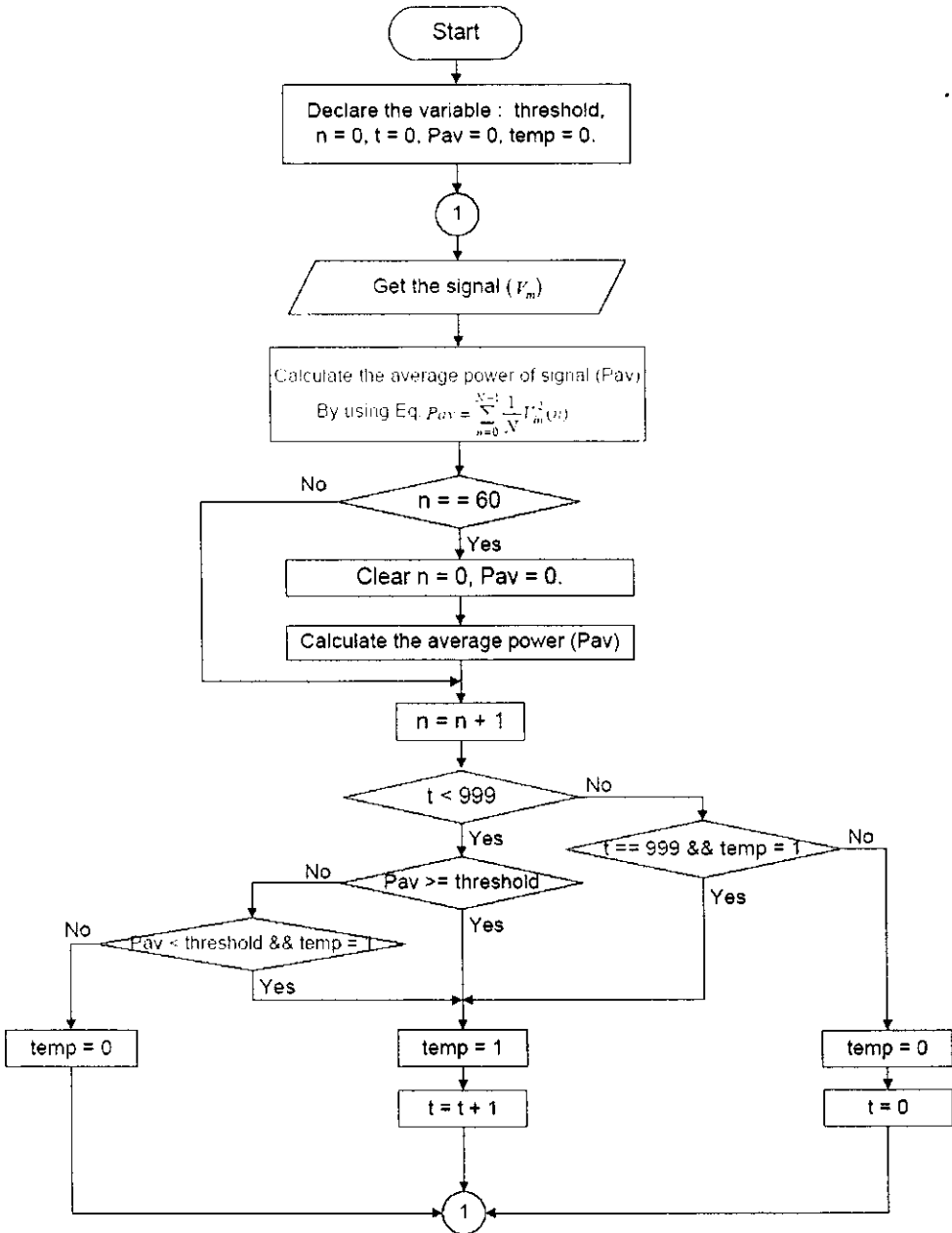
$$P_{av} = \sum_{n=0}^{N-1} \frac{1}{N} V_m^2(n) \quad (2)$$

โดยที่ $N = 60$

P_{av} แทนกำลังเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อ

$V_m(n)$ แทนสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อที่ถูกสุ่มที่ความถี่ 1 kHz*

* อัตราสุ่ม 1 kHz เป็นค่าที่เหมาะสมเพราะ ความถี่ของสัญญาณ EMG อยู่ในย่าน 0–500 Hz แต่พลังงานของสัญญาณส่วนใหญ่อยู่ในย่าน 10–150 Hz (Bronzino J.D., 1995)



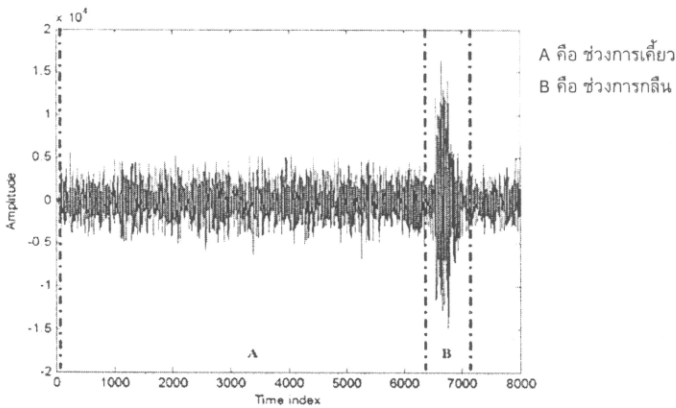
รูปที่ 2 กระบวนการทำงานของระบบตรวจจับจุดกลืน

จากรูปที่ 2 การวิเคราะห์เพื่อตรวจจับจุดเริ่มต้นของการกลืนทำได้โดยการรับสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อซึ่งถูกสุ่มด้วยอัตราสุ่ม 1 kHz, ความละเอียด 16 บิต (16-bit resolution) มาทำการหาค่ากำลังเฉลี่ยของสัญญาณ (ซึ่งจะทำการรีเซตใหม่ทุกๆ 60 ตัวอย่าง (sample)) จากนั้นนำค่ากำลังเฉลี่ยที่ได้ไปเปรียบเทียบกับค่าอ้างอิง หากค่ากำลังเฉลี่ยมีค่าสูงกว่าค่าอ้างอิง จะถือว่ามีอาการกลืนเกิดขึ้นและระบบจะส่งสัญญาณ “1” ไปจนครบจำนวน 1000 ตัวอย่าง (โดยไม่คำนึงถึงค่ากำลังเฉลี่ยในเวลานั้น ๆ ว่าสูงหรือต่ำกว่าค่าอ้างอิง)

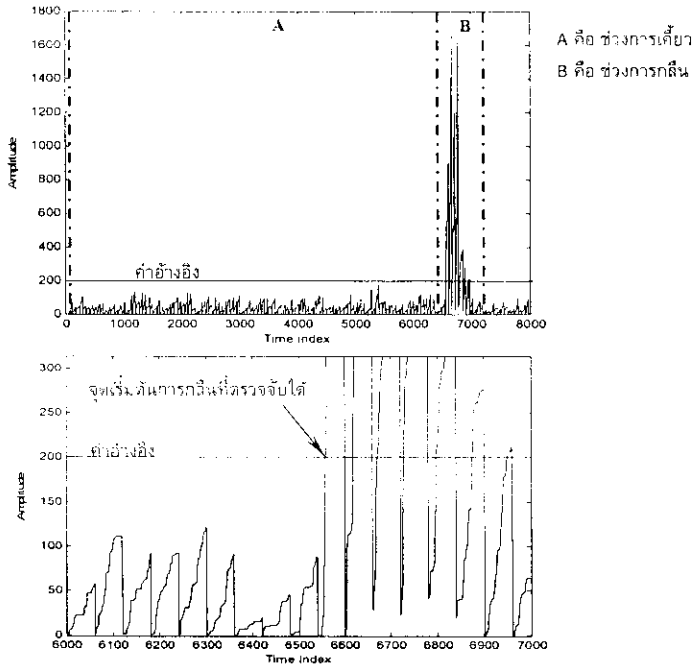
ทั้งนี้ในการกำหนดค่าอ้างอิงสำหรับระบบตรวจจับจุดกลืน เมื่อนำการหาค่ากำลังเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อทุก ๆ 60 มิลลิวินาทีมาประยุกต์ใช้กับผู้ป่วยจริง จะพบว่าค่าอ้างอิงของผู้ป่วยแต่ละคนจะแตกต่างกันออกไป ขึ้นอยู่กับปัจจัยหลายอย่าง เช่น ชนิดของอาหาร และความรุนแรงของโรค เป็นต้น ในระยะแรกของการประยุกต์ใช้ ผู้ป่วยจะต้องทดลองปรับเปลี่ยนค่าอ้างอิง จนกระทั่งได้ค่าที่เหมาะสมและสามารถทำงานเข้ากับเครื่องได้เป็นอย่างดี

ผลการทดสอบระบบตรวจจับจุดกลืน

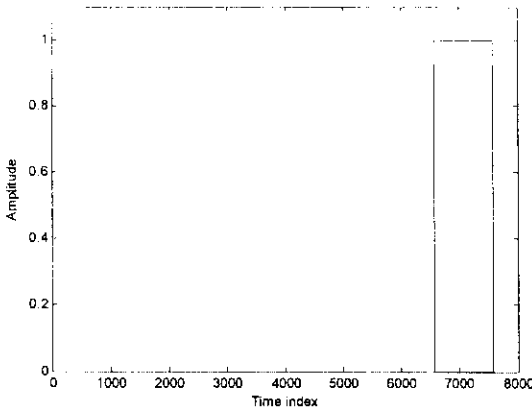
เมื่อนำสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อดังแสดงในรูปที่ 3 มาผ่านระบบตรวจจับจุดกลืนที่ได้ออกแบบไว้ จะได้รูปร่างของสัญญาณกำลังเฉลี่ยดังแสดงในรูปที่ 4 และเมื่อระบบทำการเปรียบเทียบกำลังเฉลี่ยของสัญญาณกับค่าอ้างอิง ซึ่งถ้าหากค่ากำลังเฉลี่ยของสัญญาณมีค่าสูงกว่าค่าอ้างอิง ก็จะได้ถือว่ามีอาการกลืนเกิดขึ้นและจะส่งสัญญาณทริกเกอร์ที่มีความกว้างพัลส์หนึ่งวินาทีออกไป โดยรูปร่างของสัญญาณทริกเกอร์แสดงดังในรูปที่ 5



รูปที่ 3 สัญญาณไฟฟ้าของการกลืนจากกล้ามเนื้อ



รูปที่ 4 กำลังเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าของการกลืนจากกล้ามเนื้อ



รูปที่ 5 รูปร่างของสัญญาณทริกเกอร์ที่ส่งต่อไปยังวงจรสร้างสัญญาณกระตุ้นกล้ามเนื้อ

บทสรุป

บทความนี้กล่าวถึงการออกแบบระบบตรวจจับจุดกลืน โดยทำการทดแทนวงจรอิเล็กทรอนิกส์ในส่วนของวงจรคำนวณและตัดสินใจ ซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับสำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน ด้วยการออกแบบและเขียนโปรแกรมลงบนตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล จากผล

การทดสอบระบบตรวจจับจุดกลืนที่ได้ออกแบบไว้ ปรากฏว่าระบบสามารถทำงานได้ตามที่ต้องการ กล่าวคือ สามารถคำนวณกำลังเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อทุก ๆ 60 มิลลิวินาที และส่งสัญญาณทริกเกอร์เป็นเวลา 1 วินาทีเมื่อตรวจพบจุดเริ่มต้นของการกลืน ทั้งนี้การทดแทนวงจรอิเล็กทรอนิกส์ที่เป็นส่วนของวงจรคำนวณและตัดสินใจด้วยการออกแบบและเขียนโปรแกรมลงบนตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล สามารถที่จะลดจำนวนอุปกรณ์ทางอิเล็กทรอนิกส์ลง ทำให้เครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับมีน้ำหนักเบา พกพาได้สะดวกขึ้น และสามารถนำไปสู่การลดกำลังไฟฟ้าที่ใช้ในวงจรซึ่งทำให้สามารถใช้งานแบตเตอรี่ต่อการชาร์จประจุหนึ่งครั้งได้ยาวนานขึ้น

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับทุนอุดหนุนการวิจัยประเภทเชื่อมโยงกับบัณฑิตศึกษาและทุนอุดหนุนการวิจัยประเภททั่วไป จากมหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

เอกสารอ้างอิง

- เฉลิมชัย แซ่ลิ้ม. 2538. “การคัดเลือกหลักขณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อเพื่อตรวจจับ สัญญาณที่บ่งบอกการกลืน.” *วิทยานิพนธ์ ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์*.
- ชูศักดิ์ ลิ่มสกุลและคณะ. 2539. “การออกแบบวงจรคำนวณและตัดสินใจ เพื่อตรวจจับจุดกลืนของเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับ เพื่อใช้สำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน.” *การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้าครั้งที่ 19, เล่ม 2 DS – 23.*
- พรชัย พฤกษ์ภัทรานนท์. 2540. “การพัฒนาเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับสำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน.” *วิทยานิพนธ์ ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์*.
- Bronzino J.D.. 1995. **The Biomedical Engineering Handbook**. CRC&IEEE Press, USA.
- Gan W. S. and Kuo S. M.. 2006. Teaching DSP Software Development: From Design to Fixed-Point Implementations. *IEEE Trans. Educ.* 49(1):122 – 131.
- Kuo S. M. and Gan W. S.. 2005. **Digital Signal Processor: Architecture, Implementation, and Applications**. Pearson Prentice Hall, New Jersey: USA.
- Leelamanit V., Geater A. and W. Sinkkitjaroenchai. 1996. “A study of III cases of Globus Hysterious.” *J. Med Assoc. Thai*.
- Texas Instruments. 2001. **Code Composer Studio Getting Started Guide**. Dallas: USA.
- Texas Instruments. 2001. **TMS320C55x DSP Programmer’s Guide**. Dallas: USA

การประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลในการตรวจจับจุกกลืนจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลิ้น

Application of a Digital Signal Processor for Swallowing Detection using Surface Electromyography (sEMG) of the Tongue Muscles

โสภาพรณ สุวรรณสว่าง, ณัฐชา จินดาเพชร, กณตติ เจษฎ์พัฒนานนท์, ชุศักดิ์ ลิมสกูล, และพรชัย พงษ์ภักษ์ทรานนท์

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

15 ถนนกาญจนาภิเษย ต.คอหงส์ อ.หาดใหญ่ จ.สงขลา 90112

E-mail: sopapun@gmail.com, nattha.s@psu.ac.th, kanadit.c@psu.ac.th, chusak.l@psu.ac.th, pomchai.p@psu.ac.th

บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอการประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลของ TMS320VC5509A ในการตรวจจับจุกกลืนจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อลิ้นสำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน โดยในการทดสอบระบบที่สร้างขึ้นจะกำหนดอัตราการสุ่มสัญญาณในการประมวลผลเท่ากับ 1000 ข้อมูลต่อวินาที ความละเอียดขนาด 16 บิต ซึ่งผลจากการทดสอบพบว่าการประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลเพื่อตรวจจับจุกกลืนทำงานได้ถูกต้องในระดับที่น่าพอใจ กล่าวคือ มีการส่งสัญญาณทรiggerที่มีความกว้างพัลส์ 1 วินาที ออกไปขณะที่มีการกลืน โดยเมื่อคิดจากจำนวนครั้งที่กลืนกับจำนวนครั้งที่ระบบที่สร้างขึ้นตรวจจับได้ พบว่าเมื่อให้อาสาสมัครทำการกลืนทั้งหมด 40 ครั้ง ระบบที่สร้างขึ้นตรวจจับถูกต้อง 37 ครั้ง

Abstract

This article presents an application of a digital signal processor for swallowing detection in surface electromyography (sEMG) to dysphagia patients. The sampling rate at 1000 sample/second was used in sEMG data acquisition. Each sample was collected with 16-bit resolution. Results from the real-time implementation on TMS320VC5509A show that the swallowing detection system based on the digital signal processor functions correctly. In other words, the trigger signal is appropriately generated for 1 second when the beginning point of swallowing signal is detected. When total number of swallows was 40, the system was able to detect 37 times of swallows correctly

Keywords: digital signal processor, sequential electrical stimulator, calculation and decision circuit

1. บทนำ

สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อลาย (Surface electromyography: sEMG) เกิดจากการหดตัวและคลายตัวของกล้ามเนื้อลายซึ่งได้รับการกระตุ้นโดยสัญญาณประสาท (Nerve impulse) ที่มาจากเซลล์ประสาท เนื่องจากเซลล์กล้ามเนื้อและเซลล์ประสาทเป็น Excitable tissue สามารถสร้างสัญญาณไฟฟ้าขึ้นได้เองเมื่อได้รับการกระตุ้นที่เหมาะสม โดยสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อจะมีย่านแรงดันของสัญญาณขนาดประมาณ 50 μ V-100 mV และมีความถี่ของสัญญาณอยู่ในย่าน 0-500 Hz แต่พลังงานของสัญญาณส่วนใหญ่อยู่ในย่าน 10-150 Hz [1] ในปัจจุบันมีงานวิจัยต่างประเทศมากมายที่เกี่ยวข้องกับการนำสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อมาวิเคราะห์เพื่อจุดประสงค์ต่าง ๆ กัน เช่น การสังเคราะห์การพูดจากสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อลาย [2] เพื่อใช้ในงานหรือสถานการณ์ที่เป็นความลับและต้องการความเงียบ เช่น งานทางทหาร, การใช้สัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อ sternocleidomastoid เพื่อควบคุมตัวแปรของการเคลื่อนที่ระบบสำหรับการบังคับรถเข็นไฟฟ้า (powered wheelchair) [3] หรือในงานด้านการแพทย์สามารถนำสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อมาวิเคราะห์และประยุกต์ใช้งาน เช่น การวิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อลิ้นเพื่อตรวจจับจุกกลืน [4] ซึ่งจากการวิเคราะห์ดังกล่าวสามารถนำผลที่ได้ไปสร้างเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับที่ช่วยผู้ป่วยที่กลืนอาหารลำบาก (Dysphagia Patients) สามารถกลืนอาหารได้ซึ่งเป็นประโยชน์อย่างยิ่งสำหรับผู้ป่วย

ในบทความนี้กล่าวถึงการนำสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อลิ้นเพื่อตรวจจับจุกกลืนสำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน ซึ่งผู้ป่วยประเภทนี้จะพบมากในผู้ป่วยที่สูงอายุ และกลุ่มบุคคลบางอาชีพในทางภาคใต้ของประเทศไทย อันได้แก่กลุ่มบุคคลที่มีอาชีพเกี่ยวกับช่างพารา จะประสบปัญหาการกลืนค่อนข้างมาก [5] ในกรณีของผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน จะมีอาการกลืนอาหารลำบากหรือไม่สามารถกลืนได้เลย วิธีการหนึ่งที่สามารถช่วยให้อาการเหล่านี้ดีขึ้นได้ คือการใช้เครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับ กระตุ้นกล้ามเนื้อใต้คางและกล้ามเนื้อคอ เพื่อช่วยให้ผู้ป่วยสามารถกลืนอาหารได้ดีจากรายงานการวิจัยเรื่องการพัฒนาเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับสำหรับ

ผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน [6] สรุปได้ว่าเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับจะทำงานโดยส่งสัญญาณกระตุ้นออกไปที่ต่อเมื่อผู้ป่วยมีการกลืนเกิดขึ้นเท่านั้น ซึ่งการทำงานของเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับโดยสังเขปจะเริ่มจากการรับสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อของผู้ป่วยที่กลืนลำบากผ่านทางอิเล็กโทรดชนิดติดบนผิวหนัง สัญญาณไฟฟ้านี้จะถูกปรับแต่งสัญญาณให้มีความเหมาะสมโดยวงจรปรับแต่งสัญญาณ และสัญญาณที่ผ่านออกมาจากวงจรปรับแต่งสัญญาณจะถูกส่งต่อไปยังวงจรคำนวณและตัดสินใจทำการวิเคราะห์สัญญาณการกลืนเพื่อตรวจจับจุดเริ่มต้นของการกลืน จากนั้นจะส่งสัญญาณทริกเกอร์ไปให้วงจรสร้างสัญญาณกระตุ้นกล้ามเนื้อสร้างสัญญาณกระตุ้นโดยส่งผ่านอิเล็กโทรดไปยังกล้ามเนื้อได้คางและกล้ามเนื้อของผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน สัญญาณกระตุ้นกล้ามเนื้อนี้จะทำให้ผู้ป่วยสามารถกลืนได้อย่างไม่ติดขัดและเป็นไปตามธรรมชาติ

จากการทำงานโดยสังเขปของเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับ จะเห็นได้ว่า วงจรคำนวณและตัดสินใจเป็นส่วนสำคัญของเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับทำหน้าที่วิเคราะห์สัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อเพื่อตรวจจับจุดเริ่มต้นของการกลืนแล้วส่งสัญญาณทริกเกอร์ไปให้วงจรสร้างสัญญาณกระตุ้นเพื่อสร้างสัญญาณกระตุ้นส่งผ่านอิเล็กโทรดไปยังกล้ามเนื้อได้คางและกล้ามเนื้อของผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน ซึ่งก่อนที่จะทำการออกแบบวงจรคำนวณและตัดสินใจจะต้องทราบวิธีการทางคณิตศาสตร์ที่สามารถวิเคราะห์จุดเริ่มต้นที่เหมาะสมสำหรับการส่งสัญญาณกระตุ้นกล้ามเนื้อออกไปวิธีการทางคณิตศาสตร์ที่นำมาประยุกต์ใช้กับเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับนี้ได้มาจากผลการวิจัยซึ่งอยู่ในส่วนหนึ่งของวิทยานิพนธ์เรื่องการคัดเลือกหลักขณะเด่นของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อเพื่อตรวจจับสัญญาณที่บ่งบอกการกลืน [7] โดยวิธีการทางคณิตศาสตร์ดังกล่าวคือ การหาค่าสังเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อของผู้ป่วยที่กลืนลำบากทุก ๆ 60 มิลลิวินาที ซึ่งเป็นไปตามสมการ

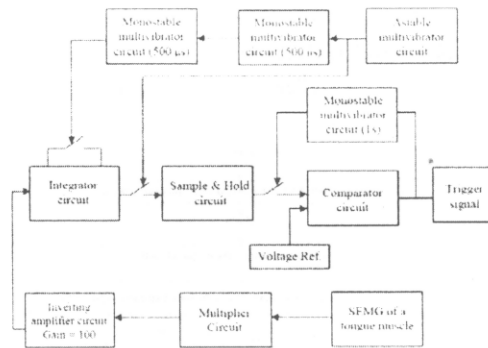
$$P_{av} = \int_0^T \frac{V_{in}^2(t)}{T} dt \quad (1)$$

โดยที่ $T = 60$ ms

P_{av} แทนกำลังเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อ

$V_{in}(t)$ แทนสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อของผู้ป่วยที่กลืนลำบาก

จากวิธีการทางคณิตศาสตร์ข้างต้น จึงได้มีการออกแบบวงจรคำนวณและตัดสินใจให้มีส่วนประกอบต่าง ๆ ของวงจรคำนวณและตัดสินใจ [8] ดังแสดงในรูปที่ 1



รูปที่ 1 ส่วนประกอบของวงจรคำนวณและตัดสินใจ

จากรูปที่ 1 สัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อจะถูกส่งมาที่วงจรคูณสัญญาณโดยวงจรคูณสัญญาณจะทำหน้าที่ยกกำลังสองสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อ จากนั้นสัญญาณจะถูกส่งต่อไปยังวงจรขยายสัญญาณแบบกลับเฟส ขยายค่าแรงดันให้สูงขึ้นจากเดิมอีก 100 เท่า เพื่อให้ขนาดแรงดันของสัญญาณไฟฟ้าที่ได้มีความเหมาะสมต่อการอินทิเกรต โดยวงจรอินทิเกรต จะทำการอินทิเกรตสัญญาณเป็นเวลา 60 มิลลิวินาทีแล้วทำการรีเซตใหม่ สัญญาณที่ควบคุมคาบของการอินทิเกรตเป็นสัญญาณคลื่นสี่เหลี่ยมที่ได้จากวงจรสร้างสัญญาณคลื่นสี่เหลี่ยม จากนั้นสัญญาณไฟฟ้าที่ผ่านออกมาจากวงจรอินทิเกรตจะถูกส่งมาที่วงจรมุมและคงค่าแรงดัน วงจรมุมและคงค่าแรงดันจะทำมุมและคงค่าแรงดันของสัญญาณไฟฟ้าที่ผ่านการอินทิเกรตแล้วที่ตำแหน่งเวลา 60 มิลลิวินาที ซึ่งสัญญาณที่ถูกมุมและคงค่าแรงดันนี้จะถูกนำไปเปรียบเทียบกับค่าแรงดันอ้างอิงในวงจรเปรียบเทียบแรงดัน ถ้าหากค่าแรงดันที่ถูกมุมและคงค่าสูงกว่าค่าแรงดันอ้างอิง ก็จะทำให้มีการกลืนเกิดขึ้น และจะส่งสัญญาณทริกเกอร์ที่มีความกว้างพัลส์หนึ่งวินาทีไปยังวงจรสร้างสัญญาณกระตุ้นกล้ามเนื้อต่อไป

ในบทความนี้จะนำเสนอการประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลในการตรวจจับจุดกลืนจากสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อ ซึ่งทำการทดแทนวงจรอิเล็กทรอนิกส์ที่เป็นส่วนประกอบของวงจรคำนวณและตัดสินใจ ดังแสดงในรูปที่ 1 โดยกระทำการสังเคราะห์ลงบนบอร์ด DSK TMS320VC5509A

2. การออกแบบระบบตรวจจับจุดกลืนโดยการใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล

2.1 ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล

ระบบตรวจจับจุดกลืนในบทความนี้ถูกออกแบบและเขียนโปรแกรมบนตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลของ TMS320VC5509A ซึ่งเป็น DSP Starter Kit ของบริษัทเท็กซัสอินสตรูเมนต์ (Texas Instruments Incorporated : TI) ที่มีหน่วยประมวลผลกลางขนาด 16 บิตแบบ Fixed - Point ความเร็วสัญญาณนาฬิกา 200 MHz เวลาที่ใช้ในการประมวลผลคือ 5 ns ต่อหนึ่งรอบสัญญาณนาฬิกา หน่วยการคูณและแอกคิวมูเลต (Multiply and Accumulate: MAC) ขนาด 17 บิต \times 17 บิต จำนวน 2 ตัว, ตัวเลื่อนข้อมูลบาร์เรลขนาด 40 บิต (barrel shifter), ALU (Arithmetic logic unit) จำนวน 2 ตัว, แอควิวมูเลเตอร์ขนาด 40 บิต จำนวน 4 ตัว, หน่วยความจำ RAM ขนาด 256 KB, ROM ขนาด 64 KB และติดต่อกับไมโครคอมพิวเตอร์ผ่านพอร์ต USB 2.0

การออกแบบและเขียนโปรแกรมของระบบตรวจจับจุดกลืนที่ใช้ภาษาซีแบบ Fixed - point มีรูปแบบคำสั่งทั่วไปเหมือนกับภาษาซีแบบปกติ แต่การใช้ 16 บิต Fixed - point มีข้อจำกัดหลายประการที่ควรคำนึงถึง อาทิเช่น ความผิดพลาดจากการแบ่งขั้นสัญญาณ (Quantization), การเกิดโอเวอร์โฟล (Overflow) เป็นต้น การสังเกตผลลัพธ์หลังการคูณเป็นแนวทางหนึ่งเพื่อป้องกันการเกิดโอเวอร์โฟล ในที่นี้การเขียนโปรแกรมจึงเลือกใช้คำสั่งการคำนวณในรูปแบบของฟังก์ชันที่เรียกว่า intrinsic function [9-10] ซึ่งเป็นฟังก์ชันที่ใช้สำหรับตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลของตระกูล C54x และ C55x ของบริษัท TI

2.2 การออกแบบระบบตรวจจับจุดกลืน

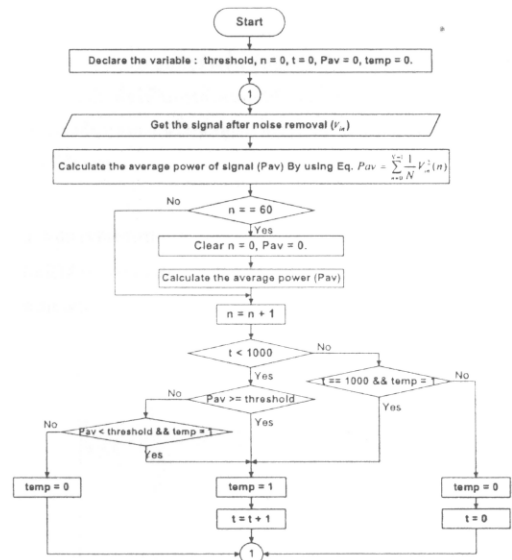
จากหน้าได้กล่าวถึงวิธีการทางคณิตศาสตร์ที่สามารถวิเคราะห์จุดเริ่มต้นของการกลืนได้โดย การหาค่าเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อของผู้ป่วยที่กลืนลำบากทุก ๆ 60 มิลลิวินาที ซึ่งเป็นไปตามสมการที่ (1) ดังนั้นเมื่อนำหลักการดังกล่าวมาออกแบบระบบด้วยวิธีการเชิงตัวเลข จะได้สมการในการคำนวณค่าเฉลี่ยของสัญญาณ ซึ่งจะได้สมการในการคำนวณค่าเฉลี่ยของสัญญาณ ดังสมการที่ (2)

$$P_{av} = \sum_{n=0}^{N-1} \frac{1}{N} V_{in}^2(n) \quad (2)$$

โดยที่ $N = 60$

P_{av} แทนค่าเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อ
 $V_{in}(n)$ แทนสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อของผู้ป่วยที่กลืนลำบาก

จากวิธีการทางคณิตศาสตร์ซึ่งเป็นไปตามสมการที่ (2) และหลักการทำงานตามรูปที่ 1 ทำการออกแบบระบบตรวจจับจุดเริ่มต้นการกลืนโดยมีกระบวนการทำงานของระบบ ดังแสดงในรูปที่ 2



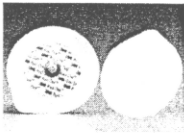
รูปที่ 2 กระบวนการทำงานของระบบตรวจจับจุดกลืน

จากรูปที่ 2 การทำงานเริ่มจากการรับสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อที่ผ่านการลดสัญญาณรบกวน [11] มาทำการหาค่าเฉลี่ยของสัญญาณ (โดยจะทำการรีเซตใหม่ทุก ๆ 60 ตัวอย่าง (Sample)) จากนั้นนำค่าค่าเฉลี่ยที่ได้ไปเปรียบเทียบกับค่าอ้างอิง หากค่าค่าเฉลี่ยมีค่าสูงกว่าค่าอ้างอิง จะถือว่ามี การกลืนเกิดขึ้นและระบบจะส่งสัญญาณ "1" ไปจนครบจำนวน 1000 ตัวอย่าง (โดยไม่คำนึงถึงค่าค่าเฉลี่ยในเวลานั้น ๆ ว่าสูงหรือต่ำกว่าค่าอ้างอิง)

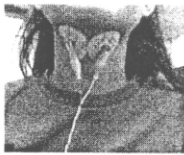
ทั้งนี้ในการกำหนดค่าอ้างอิงสำหรับระบบตรวจจับจุดกลืน เมื่อนำการหาค่าค่าเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อทุก ๆ 60 มิลลิวินาทีมาประยุกต์ใช้กับผู้ป่วยจริง จะพบว่าค่าอ้างอิงของผู้ป่วยแต่ละคนจะแตกต่างกันออกไป ขึ้นอยู่กับปัจจัยหลายอย่าง เช่น ชนิดของอาหาร และความรุนแรงของโรค เป็นต้น ในระยะแรกของการประยุกต์ใช้ ผู้ป่วยจะต้องทดลองปรับเปลี่ยนค่าอ้างอิง จนกระทั่งได้ค่าที่เหมาะสมและสามารถทำงานเข้ากับระบบได้เป็นอย่างดี

3. วัสดุอุปกรณ์และวิธีการทดสอบ

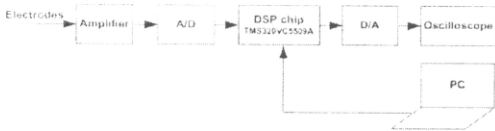
ในการวัดสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อจะใช้อิเล็กโทรดชนิดติดผิวหนัง (Surface electrode) ของบริษัท 3M (3M red dot 5.1 cm. foam solid gel) ดังรูปที่ 3 จำนวนทั้งหมด 3 ชิ้น โดยติดอิเล็กโทรดที่กล้ามเนื้อบริเวณได้ค่างจำนวน 2 ชิ้น ระยะห่างระหว่างอิเล็กโทรดทั้ง 2 ชิ้น (จากเส้นผ่านศูนย์กลาง) ประมาณ 2 เซนติเมตร ดังรูปที่ 4 และติดที่บริเวณข้อมือเพื่อทำหน้าที่เป็นกราวด์อีก 1 ชิ้น ซึ่งก่อนที่จะติดอิเล็กโทรดต้องทำความสะอาดผิวหนังด้วยแอลกอฮอล์เพื่อลดความต้านทานที่ผิวหนังลง ทั้งนี้วิธีการทดสอบแสดงดังรูปที่ 5



รูปที่ 3 ลักษณะของอิเล็กโทรด



รูปที่ 4 ลักษณะของการติดอิเล็กโทรดที่บริเวณได้ค่าง



รูปที่ 5 วิธีการทดสอบ

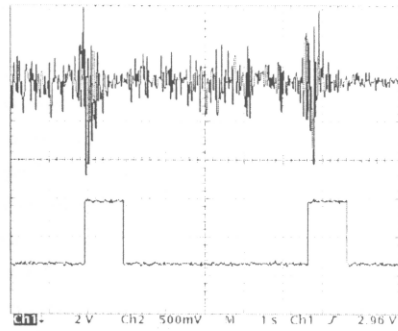
จากรูปที่ 5 สัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อที่วัดได้จากอิเล็กโทรดจะถูกขยายโดยวงจรขยายที่มีอัตราขยาย 1200 เท่า ผลตอบสนองความถี่ย่าน 10-500 Hz และ CMRR เท่ากับ 98.06 dB ที่ความถี่ 50 Hz เพื่อให้มีขนาดสัญญาณที่เหมาะสมก่อนส่งเข้าตัวแปลงสัญญาณอนาลอกเป็นดิจิทัล (A/D converter) ที่กำหนดอัตราการสุ่มสัญญาณในการประมวลผลเป็น 1000 ข้อมูลต่อวินาที (Sampling/second) มีความละเอียดขนาด 16 บิต (16-Bit resolution) จากนั้นส่งสัญญาณดิจิทัลที่ได้ไปทำการคำนวณหาจุดเริ่มต้นของการกลืนตามอัลกอริทึมของระบบการตรวจจับจุดกลืน ซึ่งถูกกระทำลงบนตัว

ประมวลผลสัญญาณดิจิทัลของ TMS320VC5509A สัญญาณที่ได้จากตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลจะถูกส่งต่อไปยังตัวแปลงสัญญาณดิจิทัลเป็นอนาลอก (D/A converter) เพื่อแสดงผลด้วยออสซิลโลสโคปยี่ห้อ Tektronix รุ่น TDS360

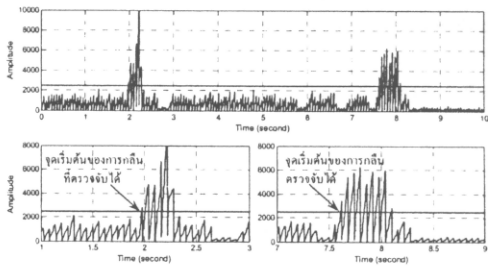
ทั้งนี้การทดสอบระบบที่สร้างขึ้น จำเป็นต้องให้อาสาสมัครฝึกวิธีการเกี่ยวและการกลืนเพื่อใช้ในการกำหนดค่าอย่างอิงที่เหมาะสม ซึ่งอาสาสมัครต้องทำการกลืนหลายๆ ครั้งเพื่อดูการทำงานของระบบให้ทำงานได้ถูกต้องตามที่ต้องการ

4. ผลการทดสอบ

ผลที่ได้จากการทดสอบระบบที่สร้างขึ้นแสดงดังรูปที่ 6 และรูปที่ 7 ตามลำดับ



รูปที่ 6 สัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อที่ตรวจจับได้เมื่ออาสาสมัครทำการเกี่ยวและกลืนอาหารลำบาก (บน) และสัญญาณทริกเกอร์ที่ระบบสร้างขึ้น หลังจากตรวจจับจุดเริ่มต้นของการกลืนได้ (ล่าง)



รูปที่ 7 ค่าถึงเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าของกล้ามเนื้อจากการกลืน



จากรูปที่ 6 และรูปที่ 7 เมื่อทำการกำหนดค่าอ้างอิงเท่ากับ 2500 (ตัวเลข Fixed-point) จะเห็นได้ว่าระบบตรวจจับจุดกลืนที่ออกแบบไว้สามารถตรวจจับจุดกลืนได้ถูกต้อง โดยเมื่อคิดจากจำนวนครั้งที่กลืนกับจำนวนครั้งที่ระบบที่สร้างขึ้นตรวจจับได้ พบว่าเมื่อให้อาสาสมัครทำการกลืนทั้งหมด 40 ครั้ง ระบบที่สร้างขึ้นตรวจจับถูกต้อง 37 ครั้ง อีก 3 ครั้งตรวจจับไม่ได้ สืบเนื่องจากแรงในการกลืนน้อยทำให้สัญญาณในการกลืนต่ำกว่าค่าอ้างอิง นอกจากนี้ระบบที่สร้างขึ้นยังส่งสัญญาณทรiggerอีก 2 ครั้งโดยไม่มีการกลืน ซึ่งเหตุการณ์นี้เกิดจากแรงในการเคี้ยวสูง ทำให้สัญญาณการเคี้ยวนี้สูงกว่าค่าอ้างอิงนั่นเอง

5. สรุป

บทความนี้กล่าวถึงระบบตรวจจับจุดกลืน ซึ่งทำการทดแทนวงจรอิเล็กทรอนิกส์ในส่วนของวงจรถ่ายแปลงและตัดสินใจ อันเป็นส่วนหนึ่งของเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับสำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน ด้วยการออกแบบและเขียนโปรแกรมลงบนตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล จากผลการทดสอบระบบตรวจจับจุดกลืนที่ได้ออกแบบไว้ ปรากฏว่าระบบสามารถทำงานได้ตามที่ต้องการกล่าวคือ สามารถคำนวณกำลังเฉลี่ยของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อลิ้นทุก ๆ 60 มิลลิวินาที และส่งสัญญาณทรiggerเป็นเวลา 1 วินาทีเมื่อตรวจพบจุดเริ่มต้นของการกลืน ทั้งนี้การทดแทนวงจรอิเล็กทรอนิกส์ที่เป็นส่วนของวงจรถ่ายแปลงและตัดสินใจด้วยการออกแบบและเขียนโปรแกรมลงบนตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัล สามารถที่จะลดจำนวนอุปกรณ์ทางอิเล็กทรอนิกส์ลง ทำให้เครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับมีน้ำหนักเบา พกพาได้สะดวกขึ้น สามารถออกแบบระบบตรวจจับจุดกลืนที่มีความซับซ้อนมากยิ่งขึ้น ช่วยให้การตรวจจับมีความลาดเป็นไปอย่างอัตโนมัติและระบบมีความน่าเชื่อถือ (Reliability) มากยิ่งขึ้น นอกจากนี้หากมีการทดลองนำไปใช้และพัฒนาแก้ไขก็จะมีความสมบูรณ์มากขึ้น จะทำให้เกิดอุปกรณ์ทางการแพทย์ที่ดีและมีประโยชน์ โดยถือเป็นการคิดค้นและพัฒนาขึ้นภายในประเทศเพื่อเป็นการประหยัดค่าใช้จ่ายในการนำเข้าอุปกรณ์ทางการแพทย์จากต่างประเทศและเป็นการสนับสนุนการพึ่งพาตนเอง

6. กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับทุนอุดหนุนการวิจัยประเภทเชื่อมโยงกับบัณฑิตศึกษา และทุนอุดหนุนการวิจัยประเภททั่วไป จากมหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

เอกสารอ้างอิง

[1] J. D. Bronzino, *The Biomedical Engineering Handbook*. CRC&IEEE Press, 1995.

[2] Y. M. Lam, M. W. Mak, and Philip H. W. Leong, "Speech Synthesis for Surface Electromyogram Signal," *Proceedings of the 5th IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology*, pp. 749- 754, Athens, Greece, 2005.

[3] A. Martinez-Coll, C. Papacosta, and H. Nguyen, "Surface Electromyography (sEMG) of the Sternocleidomastoid (SCM) Muscle for Variable Control using Head Movement Technology," *Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE EMBS*, pp. 1598-1601, Cancun, Mexico, 2003.

[4] ชูศักดิ์ ลีเมสกุลและคณะ, "การตรวจจับสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อเพื่อตรวจจับจุดกลืน," การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้าครั้งที่ 19 ณ มหาวิทยาลัยขอนแก่น เล่ม 2 DS - 24, ขอนแก่น, ประเทศไทย, 2539.

[5] V. Leelamanit, A. Geater, and W. Sinkitjaroenchai, "A study of III cases of Globus Hystericus." *J. Med Assoc. Thai*, 1996.

[6] พรชัย พฤกษ์ภัทรานนท์, "การพัฒนาเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับสำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน," วิทยานิพนธ์ วิศวกรรมไฟฟ้า, คณะวิศวกรรมศาสตร์, มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์, 2540.

[7] เฉลิมชัย แซ่ลิ่ม, "การคัดเลือกหลักขณะเคี้ยวของสัญญาณไฟฟ้าจากกล้ามเนื้อเพื่อตรวจจับสัญญาณที่บ่งบอกการกลืน," วิทยานิพนธ์ วิศวกรรมไฟฟ้า, คณะวิศวกรรมศาสตร์, มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์, 2538.

[8] ชูศักดิ์ ลีเมสกุลและคณะ, "การออกแบบวงจรถ่ายแปลงและตัดสินใจเพื่อตรวจจับจุดกลืนของเครื่องกระตุ้นไฟฟ้าเชิงลำดับเพื่อใช้สำหรับผู้ป่วยที่มีปัญหาการกลืน," การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 19, เล่ม 2 DS - 23, pp. 44 -49, ขอนแก่น, ประเทศไทย, 2539.

[9] Texas Instruments, *TMS320C55x DSP Programmer's Guide*, Texas Instruments Inc., 2001.

[10] W. S. Gan and S. M. Kuo, "Teaching DSP Software Development: From Design to Fixed - Point Implementations," *IEEE Trans. Educ.*, vol. 49, pp.122 - 131, 2006.

[11] โสภภาพรณ สุวรรณสว่าง, พรชัย พฤกษ์ภัทรานนท์, ณัฐฐา จินดพันธ์, กณดิด เจษฎาพัฒนานนท์ และ ชูศักดิ์ ลีเมสกุล, "การประยุกต์ใช้ตัวประมวลผลสัญญาณดิจิทัลเป็นระบบคลัสต์สัญญาณบวกรวมที่เกิดจากการวัดสัญญาณไฟฟ้ากล้ามเนื้อลาย," การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมศาสตร์มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ ครั้งที่ 5, pp. 59 - 63, ภูเก็ต, ประเทศไทย, 10-11 พฤษภาคม 2550.

